

Título de la tesis:

Análisis multivariado del desempeño académico de estudiantes universitarios de Química

Autora: Maria Noel Rodríguez-Ayán Mazza

Resumen

El propósito de esta investigación es definir un indicador del desempeño académico estudiantil basado en los créditos académicos, como alternativa al indicador tradicional basado en el promedio de calificaciones. Se estudia comparativamente el comportamiento de ambos indicadores mediante modelado estadístico multivariante, a partir de variables explicativas sociodemográficas, académicas y motivacionales. Se construyen y comparan modelos de regresión lineal y logística y modelos de ecuaciones estructurales (de rutas y de variables latentes empleando agrupaciones de ítems), en dos grupos independientes extraídos de una misma población. Los resultados sugieren que el comportamiento de ambos indicadores es similar. En cuanto a los modelos de regresión, se confirma la pérdida de potencia para detectar efectos significativos al categorizar la variable criterio para su modelado mediante regresión logística. Respecto a los modelos de ecuaciones estructurales, los modelos de variables latentes que utilizan agrupaciones de ítems resultan una alternativa atractiva frente a los modelos de rutas.

Palabras clave: rendimiento académico, análisis multivariante, modelos de rutas, modelos de variables latentes, agrupaciones de ítems

Abstract:

The purpose of this investigation is to define an indicator of academic achievement based upon the academic credits, as an alternative to a more traditional indicator, based on grades. Both indicators are analysed through multivariate analyses: linear regression, logistic regression and structural equation modeling (path analysis and latent variable models using parcels of items), employing socio-demographic, motivational and academic predictors. Models were built up in two independent groups extracted from the same population. Results suggest that the performance of both indicators is quite similar. With respect to regression models, a loss of power to detect significant effects is confirmed when the dependent variable is categorized to be modeled by logistic regression. Regarding structural models, latent variable models employing parcels of items seem to be an attractive alternative to path analysis.

Key words: academic achievement, multivariate analysis, path analysis, latent variable models, parcels of items

Tesis doctoral

**Análisis multivariado del desempeño académico de
estudiantes universitarios de Química**

Maria Noel Rodríguez Ayán

Departamento de Psicología Social y Metodología

Facultad de Psicología

Universidad Autónoma de Madrid

2007

Departamento de Psicología Social y Metodología

Facultad de Psicología

Maria Noel Rodríguez Ayán

Directores

Dra. Maria Teresa Coello García

Dr. Miguel Ángel Ruiz Díaz

Universidad Complutense de Madrid

Universidad Autónoma de Madrid

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quiero agradecer a mis directores, la Dra. María Teresa Coello y el Dr. Miguel Ruiz. Primero durante el período de docencia, donde los conocí “a distancia”, luego durante la fase de investigación tutelada, al término de la cual tuve el gusto de conocerlos personalmente, y luego durante el trabajo de tesis doctoral, hemos recorrido juntos un trayecto de intenso trabajo. Gracias por el tiempo que me dedicaron, por haber compartido conmigo sus conocimientos, por la valiosa orientación que cada uno me dio en las distintas fases del trabajo, apuntando siempre a mi formación en sus respuestas y recomendaciones. Y muy especialmente: gracias a ambos por su paciencia infinita y por su buena disposición para con todas y cada una de mis consultas.

Al Dr. Enrique Moreno, por haberme iniciado en el mundo de la educación a distancia con su excelente desempeño como profesor del curso de Introducción al SPSS. Hoy, cuando participo del dictado de cursos en formato no presencial en la Facultad de Química de la Universidad de la República, las estrategias didácticas del Dr. Moreno constituyen mi principal referente.

Al Dr. Antonio Pardo, por la devolución realizada en el curso de Análisis de datos categóricos. Y gracias también por todos los

trámites y gestiones realizados en distintos momentos del Doctorado.

A mis tutores en diferentes fases del Doctorado, el Dr. Manuel Suero y el Dr. Vicente Ponsoda, por sus consejos y apoyo.

A mi compañera de Doctorado primero y amiga después, la Dra. Mónica Teresa González. Nos conocimos en un foro del curso del Dr. Moreno en 2003 y pese a que sólo nos pudimos encontrar personalmente en 2007 y por unos pocos días puedo decir que Mónica es hoy una de mis grandes amigas. Gracias por tu apoyo, por tus consejos, por estar siempre ahí, del otro lado de la pantalla, dispuesta a ayudarme, tanto en lo académico como en lo personal. No habría podido llegar a este punto sin tu apoyo.

A la Comisión Sectorial de Enseñanza de la Universidad de la República, por el apoyo otorgado para viajar para la obtención del DEA y para la defensa de la tesis.

A todos aquellos que de un modo u otro han contribuido a que yo haya llegado hasta aquí. No podría nombrarlos a todos, pero quiero mencionar a mis colegas de la Unidad Académica de Educación Química (UNAEQ): Alejandro, Emy, Soledad y Lorena, por haberme acompañado y apoyado durante estos años y por haber sostenido el trabajo de la UNAEQ en momentos en los que yo solamente me dedicaba al Doctorado. A mi querida amiga

Patricia, sin cuya generosidad – Little Patri – no podría haber iniciado mis estudios a distancia. Ao meu caro amigo, o Átila!
Muito obrigada, menino!

Finalmente, a mi familia, por la sólida formación que de ellos recibí y que me permitió llegar hasta este Doctorado.

A todos ustedes,

¡MUCHAS GRACIAS!

ÍNDICE

PARTE TEÓRICA

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN	1
1.1. Objetivo de investigación	1
1.2. Justificación del estudio	3
1.3. Contexto de investigación y delimitación del objeto de estudio	15

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO	21
2.1. Antecedentes	21
2.1.1. Definiciones de rendimiento centradas en la Institución	23
2.1.2. Definiciones de rendimiento centradas en el estudiante	29
2.1.3. Indicadores de rendimiento académico	30
2.2. Factores explicativos del rendimiento académico	39
2.2.1. Variables académicas: el rendimiento previo.	40
2.2.2. Factores relacionados con la inteligencia	42
2.2.3. Factores relacionados con la motivación	44
2.2.4. Enfoques, estilos y estrategias de aprendizaje	47
2.2.5. Factores sociodemográficos	53
2.2.6. Variables relevantes en los modelos de rendimiento académico	55
2.3. El rendimiento previo	56
2.3.1. Relación entre el rendimiento previo y el rendimiento futuro	57

2.3.2. Rendimiento previo y rendimiento futuro en carreras universitarias científicas	63
2.3.3. Síntesis	66
2.4. Factores relacionados con la inteligencia	67
2.4.1. Enfoques y teorías de la inteligencia	68
2.4.2. Indicadores de inteligencia: medidas convencionales y alternativas	74
2.4.3. Auto-percepción de la aptitud.....	80
2.5. Factores relacionados con la motivación	82
2.5.1. Definición de motivación y terminología motivacional.....	82
2.5.2. Teorías sobre la motivación	92
2.6. Métodos estadísticos empleados en la predicción del rendimiento académico	142
2.7. Comparación de resultados	149
2.7.1. Comparación inter-grupos.....	150
2.7.2. Comparación intra-grupos.....	154
2.8. Predicción del rendimiento académico en Uruguay y en la región.....	156

PARTE EMPÍRICA

CAPÍTULO 3

HIPÓTESIS Y PLAN DE INVESTIGACIÓN	163
3.1. Prenotandos y definiciones	163
3.2. Variables explicativas en esta investigación	167
3.3. Hipótesis de investigación.....	170
3.4. Operativización de variables	177
3.5. Diseño.....	179
3.6. Estudios empíricos	181

CAPÍTULO 4

ESTUDIO 1. PROPIEDADES MÉTRICAS DE LOS INSTRUMENTOS	183
4.1. Introducción.....	183
4.2. Método.....	184
4.3. Resultados	206
4.3.1. Descripción de las características de los participantes	206
4.3.2. Escala de metas académicas	208
4.3.3. Escala de capacidad percibida	222
4.4. Discusión estudio 1	227

CAPÍTULO 5

ESTUDIO 2. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO	233
5.1. Introducción.....	233
5.2. Método.....	233
5.3. Resultados	258
5.3.1. Descripción de las características de los participantes	258
5.3.2. Descripción de las características de las variables.....	260
5.3.3. Regresión lineal.....	262
5.3.4. Regresión logística.....	280
5.3.5. Modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas)	294
5.3.6. Modelos de ecuaciones estructurales (modelos de variables latentes)	321
5.3.7. Análisis de conglomerados	332
5.4. Discusión estudio 2	348

CAPÍTULO 6	
CONCLUSIONES	363
6.1. Aportaciones sustantivas	363
6.2. Aportaciones metodológicas	366
6.3. Limitaciones.....	369
6.4. Propuestas de continuación del trabajo	369
REFERENCIAS	373
APÉNDICES	449
APÉNDICE A. Revisión de la bibliografía.....	451
APÉNDICE B. Cuestionarios	469
APÉNDICE C. Análisis factorial	473
APÉNDICE D. Modelos de regresión	511
APÉNDICE E. Análisis de conglomerados.....	513
APÉNDICE F. Histogramas y pruebas de normalidad	521

PARTE TEÓRICA

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1. Objetivo de investigación

El objetivo general de esta investigación es definir un indicador del desempeño académico estudiantil basado en el progreso en la carrera como alternativa al indicador tradicional basado en el promedio de calificaciones y estudiar su comportamiento diferencial en los modelos multivariantes para la predicción del rendimiento a partir de variables sociodemográficas, académicas y motivacionales.

Concebimos al desempeño académico como un constructo no observable, que admite múltiples indicadores y que debe contemplar no sólo los logros académicos de los alumnos en sus estudios universitarios (en términos de las calificaciones obtenidas) sino también la adecuación temporal de dichos logros al Plan de Estudios programado (progreso en la carrera). En el presente trabajo se busca analizar comparativamente el comportamiento de dos indicadores de rendimiento académico estudiantil: el indicador tradicional, basado en las calificaciones de los alumnos y un indicador novedoso, basado en los créditos académicos superados. Definimos este segundo indicador como progreso en la carrera; el

mismo resulta de comparar los créditos acumulados por el alumno y los créditos teóricos que debió acumular en un período de tiempo determinado. El indicador basado en calificaciones ha sido objeto de estudio en múltiples investigaciones (véanse p.e. Mathiasen, 1984; Pike y Saupe, 2002), pero sobre indicadores basados en créditos no hemos encontrado tantos antecedentes y la información existente es más bien fragmentaria (Bivin y Rooney, 1999; Nonis y Wright, 2003; Nurmi, Aunola, Salmela-Aro y Lindroos, 2003; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). Por tanto nos proponemos analizar modelos explicativos del progreso y compararlos con los modelos explicativos del indicador tradicional. Nos preguntamos ¿ambos indicadores de rendimiento están relacionados? Los alumnos que obtienen las mejores calificaciones ¿también avanzan más rápidamente en la carrera? ¿o son los estudiantes que preparan las asignaturas en mayor tiempo, existiendo por lo tanto “tipos” de retraso curricular? Los factores explicativos que afectan a uno y otro indicador ¿son los mismos y tienen el mismo impacto?

Para contestar estas preguntas nos hemos propuesto construir y validar modelos explicativos de uno y otro indicador mediante distintas técnicas de análisis, a partir de factores explicativos cuya selección se fundamenta en el Marco teórico. El tema se aborda desde distintos enfoques analíticos y se pretende contribuir a clarificar la interpretación de los resultados, articulando la información proporcionada por unos y otros modelos predictivos.

Dentro del objetivo general – estudio multivariante del rendimiento académico de estudiantes universitarios de Química – los objetivos específicos que se proponen son los siguientes:

1. Construir modelos multivariantes de ambos indicadores del rendimiento mediante distintas técnicas de modelado estadístico, valorar la estabilidad de las estimaciones e identificar el modelo y el indicador con mejores propiedades.
2. Determinar las propiedades psicométricas en la población de interés de los instrumentos empleados en la medición de las metas académicas de los estudiantes y de su percepción de la propia capacidad, a fin de disponer de medidas fiables sobre los constructos a incluir en los modelos multivariantes.
3. Identificar los patrones motivacionales de la población objetivo empleando las metas académicas como variables de clasificación y estudiar su relación con la capacidad auto-percibida y con el rendimiento académico.

1.2. Justificación del estudio

Cabe preguntarse el porqué de esta investigación con estos objetivos. Hay distintas razones para ello, que exponemos desde cuatro perspectivas: ¿Por qué investigar sobre rendimiento académico? ¿Por qué seleccionar un indicador basado en los créditos? ¿Por qué considerar las metas académicas y la capacidad

auto-percibida por los estudiantes? ¿Por qué el interés en valorar la estabilidad de las estimaciones?

¿Por qué investigar sobre rendimiento académico?

Las dificultades en el desempeño educativo de los estudiantes universitarios han sido una preocupación recurrente para las Instituciones de Educación Superior. La Educación Superior permanece competitiva y los alumnos compiten unos con otros por sus calificaciones en asignaturas normativas, por plazas en cursos o en seminarios avanzados, por la admisión en programas de intercambio, etc. (Harackiewicz, Barron y Elliot, 1998).

El estudio del rendimiento académico también es relevante por su relación con el fracaso académico y el abandono en la Universidad (Beck y Davidson, 2001; Huesman, Moore, Huang y Guo, 1996; Kahn y Nauta, 2001), teniendo en cuenta que existe la concepción generalizada de que la mejora en el rendimiento estudiantil implica una tasa de graduación más elevada (Tinto, 1993).

Por otro lado, el desempeño estudiantil se asocia cada vez más a cuestiones presupuestarias (Burke, Modarresi y Serban, 1999). El fracaso o abandono del sistema universitario representa un costo financiero para la Universidad, así como también un deterioro de su reputación como Institución educativa. El poder identificar los factores asociados al rendimiento, identificar grupos de individuos

con rendimientos bajos y cuantificar su efecto sobre el abandono / retención universitarias puede contribuir al desarrollo de políticas orientadas a atenuar el coste institucional y a preservar su buena reputación

Para el alumno, tanto el abandono como el retraso curricular implican costos de tiempo, de recursos y de orden psicológico, pues en general se sienten desmoralizados y pueden contribuir a desmotivar a sus pares (Breen y Lindsay, 2002). En este sentido la identificación de aquellos estudiantes que están en situación de riesgo de fracaso permite la adopción de medidas correctivas orientadas a paliar el efecto de tal situación a nivel individual.

Finalmente, las Universidades se han visto forzadas a mejorar los estándares de desempeño de sus alumnos también por otros motivos, como son las presiones por parte de agencias de acreditación, los requerimientos de los empleadores prospectivos y la competencia con otras Universidades (Nonis y Wright, 2003).

¿Por qué seleccionar un indicador de rendimiento basado en los créditos académicos?

El rendimiento académico ha sido objeto de estudio reiteradamente en la investigación educativa (p.e. Cassidy y Eachus, 2000; Clifton, Perry, Adams y Roberts, 2004; Mathiasen, 1984; Nonis y Wright, 2003; Pike, 1991, 1995, 1996; Pike y Killian, 2001; Pike y Saupe, 2002; Szafran, 2001) y el promedio de calificaciones ha sido

el indicador por excelencia (Mathiasen, 1984; Pike y Saupe, 2002). Sin embargo, las calificaciones como medida de rendimiento han sido objeto de diversas críticas.

Por un lado, las calificaciones no necesariamente implican calidad ni profundidad de los conocimientos adquiridos, pues tanto un aprendizaje significativo como uno memorístico pueden conducir a calificaciones elevadas (Valle et al., 2003a). Por otra parte, la asignación de las calificaciones puede estar basada únicamente en los logros disciplinares de los estudiantes (Ebel, 1986; Gronlund, 1990) o bien puede incluir factores tales como esfuerzo, actitud, motivación, en línea con la “justicia distributiva” propuesta por Deutsch (1979). En tanto que la primera postura es la que mayoritariamente adoptarían los especialistas en medición educativa, la segunda sería más popular entre los docentes, particularmente en Enseñanza Media, lo cual sitúa a la interpretación de las calificaciones en una posición crítica (Brookhart, 1991; Pilcher, 1994). Las notas también están sujetas a fuentes de varianza no necesariamente atribuibles al nivel de competencia de los alumnos, debido a una asignación de puntuaciones dependiente de ciertas “tradiciones disciplinares” (Nurmi et al., 2003).

Un indicador que se ha empleado con menor frecuencia hasta el momento toma en cuenta los créditos académicos acumulados por los alumnos. En Estados Unidos y en Canadá los créditos están

incorporados a sus programas de formación desde hace más de 30 años, pero en otros países el empleo de esta unidad de medida del aprendizaje del estudiante es más reciente. La Unión Europea, en el marco de la construcción de un Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) para 2010, se encuentra en proceso de generalización de un Sistema Europeo de Transferencia de Créditos (ECTS, 2005), de modo de adaptarse a los nuevos modelos de formación centrados tanto en el trabajo como en el aprendizaje del estudiante. También en algunos países de América Latina se está poniendo el énfasis en la construcción de sistemas curriculares dotados de flexibilidad, que permitan movilidad estudiantil, mediante sistemas de créditos (Collazo, 2005).

Entre la bibliografía consultada encontramos tres tipos de estos indicadores: el número total de créditos acumulados durante un período de tiempo determinado (Bivin y Rooney, 1999; Nurmi et al., 2003; Zajacova, Lynch y Espenshade, 2005), la relación entre créditos acumulados y créditos matriculados (Nonis y Wright, 2003) y el avance o progreso en la carrera (Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). Éste se define como la razón entre el número de créditos acumulados y el número de créditos que el alumno teóricamente debió acumular de acuerdo con el Plan de estudios programado durante un cierto período de tiempo.

El cuerpo de conocimientos respecto al comportamiento de indicadores basados en los créditos es aún muy limitado. Algunos trabajos han propuesto modelos a partir de factores explicativos como el rendimiento previo y factores demográficos (p.e. Bivin y Rooney, 1999; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa), en tanto que otros han incluido constructos motivacionales, pero no el rendimiento previo (p.e. Nonis y Wright, 2003; Nurmi et al., 2003; Zajacova et al., 2005). La información que aportan éstas y otras investigaciones es por lo tanto más bien fragmentaria, pues las condiciones en que se han llevado a cabo, así como las mediciones efectuadas, son diversas y no se dispone de una sistematización de los resultados (posiblemente porque aún no hay suficiente material para poder hacerlo).

La ventaja que supone un indicador de esta naturaleza frente a las calificaciones es que se trata de una medida que admite la comparación entre distintas disciplinas al no estar sujeta a las tradiciones disciplinares que mencionan Nurmi et al. (2003). El promedio de las calificaciones acumuladas durante cierto período de tiempo, dado que las mismas pueden proceder de distintos cursos, estaría sujeto a una variabilidad no necesariamente atribuible a diferencias en el nivel de competencia de los alumnos. Además, tanto los niveles de exigencia diferenciales de las distintas titulaciones (o centros) así como los niveles de anclaje para la calificación pueden dar lugar a diferencias sustanciales que no

reflejan realmente el nivel de rendimiento personal del alumno y que pueden no ser directamente comparables entre titulaciones (o centros). De hecho se trata de un problema clásico en la asignación de recursos centrales limitados, tales como becas y premios, a estudiantes que proceden de distintas ramas o instituciones y que deben competir en base a su escolaridad. El progreso en la carrera que proponemos estudiar en esta investigación, en tanto que mide los créditos acumulados por los alumnos en relación con los créditos teóricos que deberían haber acumulado en el período considerado, no estaría sujeto a estas fuentes de variabilidad, por lo que creemos que sería un indicador más adecuado.

¿Por qué considerar las metas académicas y la capacidad auto-percibida por los estudiantes?

El análisis de la literatura sobre rendimiento académico muestra que el mayor acuerdo entre las investigaciones educativas se acumula en la idea de que el desempeño académico previo es un buen predictor del rendimiento futuro (p.e. Bivin y Rooney, 1999; García, Alvarado y Jiménez, 2000; Kelly, Holloway y Chapman, 1981; Mathiasen, 1984; McKenzie y Schweitzer, 2001; Pascoe, McClelland y McGraw, 1997; Pike, 1991; Pike y Saupe, 2002; Power, Robertson y Baker, 1987; Valle, Cabanach, Núñez y González-Pienda, 1998; Zeegers, 2004; Zusho, Pintrich y Coppola, 2003). Por

lo tanto, hemos de considerar al rendimiento previo en los modelos a construir.

Sin embargo, los distintos estudios empíricos arrojan resultados diferentes que, además, puede que no sean comparables. La selección de las variables a incluir en los modelos debe sustentarse en la teoría, pero en Ciencias Sociales es común encontrar distintos marcos teóricos en competición, los cuales determinarán la inclusión o exclusión de diferentes variables explicativas. Como consecuencia, en la literatura encontramos investigaciones que construyen los modelos empleando diferentes variables predictoras, llegando a conclusiones diferentes respecto a los efectos y a su significación estadística (Goenner y Snaith, 2004).

La motivación – en un sentido amplio – se ha empleado como factor explicativo en un gran número de investigaciones educativas (p.e., Archer, 1994; Bandura, 1993; Boekaerts, 1996; Cassidy y Eachus, 2000; Dweck, 1986; Elliott y Dweck, 1988; Grant y Dweck, 2003; Harackiewicz et al., 1998; Harackiewicz, Barron, Carter, Lehto y Elliot, 1997; Kaplan y Midgley, 1997; Linnenbrink y Pintrich, 2002a, 2002b; Miller, Behrens, Greene y Newman, 1993; Pajares, 1996a; 1996b; 1997; 2003; Pajares y Graham, 1999; Pajares y Johnson, 1994; Pajares y Krantzler, 1995; Pajares y Miller, 1994; Pajares y Valiante, 1999; Pintrich, 2000b; Pintrich, 2003; Pintrich y DeGroot, 1990; Pintrich y García, 1991; Pintrich, Marx y Boyle, 1993; Terenzini

y Pascarella, 1978; Tinto, 1975; Valle et al., 1998; Valle et al. 2003a, 2003b; Zimmerman, Bandura y Martínez-Pons, 1992; Zusho et al., 2003). Sin embargo, las conclusiones respecto al impacto de los constructos motivacionales en el rendimiento estudiantil son sumamente controvertidas, como se discute en el Marco teórico.

Por ello hemos incluido constructos motivacionales en los modelos, en particular las metas académicas y la capacidad auto-percibida por los alumnos. Este estudio pretende contribuir, por un lado, a esclarecer algunos aspectos aún difusos de las relaciones entre metas-capacidad-rendimiento, en lo que refiere al indicador basado en calificaciones, el cual, como ya mencionamos, es el indicador tradicional y ha sido bastante estudiado. Pero también esperamos generar conocimientos respecto de las relaciones entre dichos constructos y el indicador del rendimiento basado en créditos, sentando así las bases para que este campo se desarrolle en un futuro.

¿Por qué el interés en valorar la estabilidad de las estimaciones?

En la construcción de modelos estadísticos predictivos es frecuente recurrir a la comparación de los resultados, ya sea porque se han empleado distintas técnicas de modelado, porque se desea comparar los efectos de unas variables predictoras sobre la variable criterio en distintas muestras o porque se desea determinar la

importancia relativa de las variables predictoras. Una práctica común es el método de comparación directa o *eyeball* (Raudenbush, Gleser, Hedges, Johnson y Petkova, 1997), que consiste en observar los coeficientes de regresión y determinar si los valores que se desea comparar son similares. Este procedimiento ha sido criticado por su subjetividad y en su lugar se sugiere la estimación de errores típicos, intervalos de confianza para la comparación y el empleo de contrastes de hipótesis (Allison, 1995; Clogg, Petkova y Haritou, 1995; Raudenbush et al., 1997).

Cuando el interés reside en la comparación de resultados entre grupos también se recurre a la validación cruzada (Hosmer y Lemeshow, 1989; Pedhazur, 1997). Ello consiste en aplicar el modelo construido en un grupo (calibración) a los datos del otro grupo (validación), estimar los pronósticos y los estadísticos de ajuste en el grupo de validación y comparar con los resultados del grupo de calibración (se amplía sobre este punto en el Marco teórico, epígrafe 2.7). Mosier (1951) sugiere realizar la validación cruzada *para cada grupo* (doble validación cruzada), es decir, construir sendos modelos en ambos grupos y aplicar cada modelo a los datos del otro grupo. Si bien el procedimiento de validación cruzada no es subjetivo como el *eyeball*, las hipótesis que se pueden contrastar se refieren al ajuste global del modelo construido en un grupo a los datos del otro grupo, pero no a la estabilidad de cada coeficiente en los dos grupos. En el caso de los modelos de

ecuaciones estructurales se suele contrastar la hipótesis de igualdad simultánea de *todos* los parámetros, pero no la igualdad de cada uno de forma individual.

En esta investigación nos proponemos realizar la comparación de los modelos multivariantes en dos niveles: intra e inter-grupos. En el primer caso se comparan modelos construidos en un grupo (de calibración) según tres técnicas de análisis: regresión lineal jerárquica, modelos de ecuaciones estructurales empleando la suma de ítems como indicadores sin error de los constructos subyacentes (modelos de rutas) y modelos de variables latentes (empleando agrupaciones de ítems como indicadores de los constructos). Por otro lado también comparamos, para una misma técnica analítica, los resultados obtenidos en dos grupos independientes (estimación y comprobación).

El empleo de agrupaciones de ítems ha sido bastante estudiado como alternativa más parsimoniosa frente a los modelos de variables latentes que emplean todos los ítems de una escala como indicadores del constructo (p.e., Bandalos, 2002; Bandalos y Finney, 2001; Cattell y Burdsal, 1975; Little, Cunningham, Shahar y Widaman, 2002; Marsh, Hau, Balla y Grayson, 1998; Nasser y Takahashi, 2003). Pero la comparación con los modelos de rutas no ha sido prácticamente estudiada y sólo hemos encontrado una investigación al respecto (Coffman y MacCallum, 2005). Según

Coffman y MacCallum, el empleo de agrupaciones de ítems aumentaría la varianza explicada respecto a los modelos de rutas y la estrategia de construcción de tales agrupaciones no sería un factor determinante de la mejora observada. Por otra parte, la comparación que realizan estos autores es de carácter global, no efectuándose contrastes de hipótesis sobre la igualdad de cada parámetro.

Para efectuar las comparaciones emplearemos no solamente los criterios globales habituales (índices de ajuste global, porcentaje de varianza explicada, etc.), sino también contrastes de hipótesis de igualdad de cada parámetro, en las condiciones a comparar. En el capítulo 5 (estudio 2) bajo el epígrafe Método se detallan los procedimientos para efectuar tales contrastes.

También se construyen modelos de regresión logística a fin de arrojar datos de validez concurrente sobre los modelos lineales, por dos motivos. En primer lugar la insensibilidad de los modelos logísticos frente a las desviaciones de los supuestos básicos del modelo de regresión lineal múltiple permiten obtener estimaciones más robustas. En segundo lugar, los modelos logísticos permiten estimar de manera más eficiente el error típico de los parámetros correspondientes a las variables dicotómicas.

1.3. Contexto de investigación y delimitación del objeto de estudio

Esta investigación se desarrolla en el ámbito universitario de Uruguay, con estudiantes de la Universidad de la República (cuya abreviatura institucional es UdelaR). El estudio del desempeño de los estudiantes universitarios como tarea sistemática orientada a la construcción de una tradición acumulativa en este campo, que facilite el diseño de políticas educativas adecuadas al contexto, es apenas incipiente en Uruguay.

El crecimiento de la matrícula en la UdelaR ha alcanzado una tasa promedio anual de 3,7% para el período 1960-2002 y de 5,1% para el período 1996-2002 (Universidad de la República, 2002). El impacto de la masificación de la Educación Superior, de los cambios en la composición interna de la matrícula y distribución entre las carreras, del cambio de ritmos en la realización de los cursos, de las relativamente bajas tasas de titulados y de los fenómenos de abandono de los estudios han ubicado al tema del rendimiento escolar de los universitarios en un nivel de alta relevancia social y académica para su estudio en la UdelaR. Además, como ya se mencionó, este campo de investigación es apenas incipiente en Uruguay.

Por otra parte, la tradición investigadora en Psicología en Uruguay, como así también en Argentina, no es la de cuantificación

y medición, pese a que originalmente tuvo un fuerte carácter científico en las primeras décadas del siglo XX. Pero cuando en torno a 1950 se crearon las carreras de Psicología separadas de las de Filosofía ya existía una preponderancia del enfoque psicodinámico. Así la formación de los psicólogos en las principales universidades de ambos países es esencialmente de orientación psicoanalítica, en algunos casos desplazando de los espacios académicos a otras orientaciones teóricas de la Psicología. Ello es atípico dentro del contexto de América Latina, donde la mayoría de los países ha apostado a una Psicología de orientación científica (Alarcón, 2004; Ardila, 1979; Mustaca, 2006).

No obstante, en Argentina hay grupos de investigadores que trabajan en ciencias del comportamiento y se observa un interés creciente por la orientación cognitiva-comportamental (Mustaca, 2006). En Uruguay en algunas Universidades o Institutos Universitarios se ha incorporado Estadística y otras asignaturas de corte metodológico a los planes de estudio de la Licenciatura en Psicología. Pero aún no disponemos de un cuerpo de investigaciones sobre el rendimiento académico estudiantil, con énfasis en la construcción de modelos predictivos. En opinión de Berriel y Güida (2006) en la Facultad de Psicología de la UdelaR es muy escasa la formación curricular de grado en investigación. En el Capítulo 2 se amplía sobre los antecedentes en la región.

En la UdelaR se otorgan cinco títulos profesionales de Química: Químico Farmacéutico (QF), Bioquímico Clínico (BC), Químico (Q), Ingeniero Químico (IQ) e Ingeniero de Alimentos (IA). Las tres primeras titulaciones son emitidas por la Facultad de Química, en tanto que las dos últimas corresponden a carreras interfacultativas: IQ, compartida por las facultades de Química y de Ingeniería, e IA compartida por las facultades de Química, de Ingeniería, de Agronomía y de Veterinaria. Los alumnos pueden matricularse en más de una carrera si lo desean – simultáneamente o en secuencia – pues la flexibilidad del currículum permite el tránsito horizontal. El ingreso a cualesquiera de estas carreras puede hacerse desde distintas orientaciones de Bachillerato preuniversitario: Medicina, Ingeniería o Agronomía, si bien los ingresos se dan mayoritariamente desde Medicina e Ingeniería. Los alumnos al ingreso poseen una formación previa diferente según su procedencia y ello se refleja en su rendimiento en la Universidad (Rodríguez Ayán, 2001; Soubirón, 2001).

En los últimos estadios de las carreras QF, BC y Q los alumnos deben realizar una práctica profesional obligatoria (*practicantado*). La selección de los estudiantes con posibilidad de elegir el lugar para la realización de la práctica surge de una lista ordinal, en la cual los postulantes son ubicados en función de un puntaje que les asigna la Institución, el cual contempla – de alguna manera – su rendimiento académico. Dicho puntaje resulta de la

ponderación de dos medidas: el promedio general de calificaciones y un coeficiente de progreso en la carrera, previa normalización para llevar ambas medidas a una misma escala. Por tal motivo nos interesa estudiar un indicador de rendimiento académico que no dependa de las tradiciones disciplinares que mencionan Nurmi et al. (2003).

Por último, en esta investigación nos circunscribimos al análisis de los *resultados educativos* y dentro de éstos a los *resultados vinculados a los estudiantes y de carácter inmediato* (en nuestro caso, la media de las calificaciones y el progreso). No se consideran resultados a medio y largo plazo tales como tasa de inserción laboral, satisfacción del empleador con el egresado, promociones laborales, remuneraciones, etc. Tampoco se consideran resultados educativos centrados en la Institución, tales como número de publicaciones, número de presentaciones a Congresos, número de tesis doctorales y de maestría defendidas, número de proyectos de investigación financiados, etc.

A modo de síntesis, en esta investigación se propone estudiar comparativamente, mediante modelado estadístico multivariante, el comportamiento de dos indicadores del rendimiento académico de los estudiantes universitarios de las carreras profesionales de Química: un indicador novedoso, el progreso en la carrera, y el indicador tradicional, el promedio de calificaciones.

Al hacer uso de distintas técnicas de análisis multivariante no sólo se comparan los resultados de los modelos explicativos para uno y otro indicador de rendimiento, sino también las ventajas y limitaciones de los distintos métodos de análisis, sistematizando directrices sobre su uso. Así se espera que esta investigación, además de realizar aportaciones en el campo de la investigación educativa, también resulte de utilidad para los usuarios de estas técnicas analíticas, quienes podrán valerse de nuestros resultados para adoptar decisiones respecto a la elección de la metodología más adecuada, de acuerdo al problema que se plantee resolver.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

En este apartado se resumen las principales conceptualizaciones y operativizaciones del rendimiento académico en la Universidad, así como los principales antecedentes sobre la predicción del mismo.

En una investigación sobre el bajo rendimiento académico en estudiantes de educación secundaria, González (2003) concluye que no hay un criterio común que permita definir unívocamente el concepto de “fracaso escolar”. Las diversas definiciones de este término pueden estar centradas en el alumno, en la institución, en el sistema educativo y pueden tener un carácter total, parcial o absoluto. Podemos destacar como elemento común a los distintos trabajos que todos lo conciben como un concepto multidimensional y afectado por una serie de factores de diversa naturaleza.

Algo similar ocurre con el concepto de desempeño y patrones de calidad en Educación Superior. Si bien estos términos son empleados frecuentemente, no siempre se refieren a las mismas concepciones y por tanto, los indicadores que se seleccionan para

su medida también difieren. En particular Dugan y Herson (2002) señalan la importancia de distinguir los indicadores centrados en las instituciones (tasa de graduación, tasa de retención, tasa de inserción laboral, etc.) de los indicadores de aprendizaje de los estudiantes. Los primeros consisten en estadísticas globales sobre grupos de estudiantes, que dan cuenta de los logros institucionales, en tanto que los segundos se relacionan con atributos, habilidades, etc., en definitiva, con cambios experimentados por el estudiante durante su trayectoria dentro de la institución.

A continuación en los apartados **2.1.1** y **2.1.2** se presentan brevemente algunas definiciones y modelos teóricos, distinguiendo las definiciones conceptuales de desempeño y calidad en Educación Superior en función de la unidad de análisis que se adopte: la Institución educativa o los estudiantes. En el apartado **2.1.3** se discute la operativización del constructo desempeño académico, presentando diversos indicadores de rendimiento. Se pone énfasis en dos de ellos, centrados en el estudiante: el promedio de calificaciones y el progreso en la carrera, que son los indicadores que se estudian en el presente trabajo. Las calificaciones constituyen el indicador tradicional del desempeño académico (Anaya, 1999; Harackiewicz et al., 1998; Mathiasen, 1984; Pike y Saupe, 2002). El progreso en la carrera, medido como el cociente entre los créditos obtenidos por el estudiante durante cierto período de tiempo y el número teórico de créditos que debería haber

acumulado durante ese lapso, es un indicador que está cobrando cada vez más importancia, en virtud de que el crédito es un componente fundamental en la redefinición de la temporalidad de la formación universitaria, que facilita el reconocimiento de las calificaciones y la comparación de los diversos sistemas educativos (Collazo, 2005).

2.1.1. Definiciones de rendimiento centradas en la Institución

Las definiciones de desempeño o rendimiento académico que se presentan en este apartado están *centradas en la Institución educativa* como entidad responsable de satisfacer las expectativas de la sociedad respecto a la Educación Superior.

Existe una gran variedad de actores sociales vinculados a las instituciones de Educación Superior (estudiantes, empleadores, profesores, personal no docente, gobierno, agencias financieras, agencias de acreditación, consultores, industriales, etc.). Cada uno de estos actores puede tener una visión diferente respecto a lo que es la calidad en Educación Superior y por tanto, tienen expectativas de distinta naturaleza respecto al desempeño de las instituciones (Burrows y Harvey, 1992; Tam, 2001).

Reynolds (1990) ejemplifica diferentes definiciones según las expectativas de los diversos actores. Para los académicos un buen desempeño institucional es aquel que proporciona un flujo de personas con inteligencia y compromiso con el aprendizaje, quienes

continuarán el proceso de transmisión de conocimiento. Para los gobiernos, el enfoque está en la producción de científicos y profesionales, en la cantidad que corresponda a las demandas sociales. Para un industrial el buen desempeño estaría asociado con aquel sistema educativo que arroja egresados con capacidad de adquirir destrezas y adaptarse a las nuevas metodologías y necesidades. Cada una de las distintas visiones constituye una expectativa válida respecto a la Educación Superior.

Algunos autores (Bratti, McKnight, Naylor y Smith, 2004; Goldstein y Spiegelhalter, 1996) señalan que en la bibliografía acerca de las medidas de desempeño de las instituciones se acepta que las tablas de desempeño pueden conducir a errores si están basadas exclusivamente en medidas brutas de resultados, sin ajustar por factores de contexto, tales como las variables *input* o de entrada.

La calidad en educación es un concepto complejo, que no tiene una definición clara, por lo que existen una serie de interpretaciones diversas sobre lo que es calidad (Ball, 1985, Geva-May, 2001; van Vught, 1994). Van Vught (1994) sostiene que hay tantas calidades en Educación Superior como conjuntos de objetivos y criterios que pueden relacionarse con la Educación Superior.

La evaluación de la calidad generalmente está basada en alguna de las siguientes dimensiones principales: procesos,

resultados y entradas (Draper y Gittoes, 2004). Puesto que los procesos son mucho más caros de medir que las entradas y los resultados, desde la década de los 80 se han desarrollado estrategias para medir la calidad mediante el enfoque *input-output*. De acuerdo con esta estrategia las instituciones son tratadas como “cajas negras”, sin que se hagan medidas explícitas sobre los procesos que tienen lugar. Dichos procesos se *infieren* a partir de los resultados educativos, luego de controlar o ajustar por las variables de entrada que correspondan. La clave del éxito de este enfoque reside en la identificación exhaustiva de variables *potencialmente confundidoras*, sobre las cuales se basa el ajuste o control. Ejemplos de estas variables pueden ser: edad, género, antecedentes educativos, educación de los padres, etc.

Según Barnett (1994) bajo las diversas nociones de lo que debe ser una institución universitaria de calidad subyace una postura común, con el énfasis puesto en *los fines a los que la Educación Superior debe servir*. Así, por ejemplo, las cuatro concepciones que menciona Barnett sobre cuáles deben ser los fines de la Educación Superior tienen distintas definiciones de calidad y distintos indicadores de desempeño, pero todas comparten la concepción implícita de que la Educación Superior es una suerte de “caja negra”. Ninguna se concentra en los procesos educativos o en la calidad del aprendizaje adquirido por los estudiantes y el interés está puesto

exclusivamente en los *inputs* y los *outputs* (Tam, 2001). Estas cuatro concepciones son:

La Universidad como productora de mano de obra cualificada.

El desempeño académico institucional está asociado con la tasa de inserción laboral de los egresados, su remuneración y su promoción en el trabajo.

La Universidad como productora de investigadores. El énfasis se ubica en las producciones científicas de los profesores y estudiantes universitarios.

La Universidad como gestora eficiente de la enseñanza.

Desde este marco económico interesan datos tales como tasas de graduación y deserción, costes de matrícula si corresponde, número de docentes partido por número de estudiantes y otros datos financieros. Fazio (2004) señala que el marco analítico que se emplea en las investigaciones empíricas sobre factores determinantes del desempeño intenta explicar el *producto del proceso educativo* en función de los recursos utilizados, desde un enfoque de la función de producción del proceso educativo. Es decir, el rendimiento sería una valoración de los logros obtenidos en relación con las inversiones en términos de esfuerzo, dinero, tiempo.

La Universidad como agente social que amplía las oportunidades en la vida. Esta concepción de la Educación Superior se concentra en el grado de participación en la vida universitaria de

estudiantes procedentes de minorías sub-representadas, tales como: estudiantes de edad madura, estudiantes de tiempo parcial, estudiantes con discapacidades, etc.

En línea con Burrows y Harvey (1992) y Reynolds (1990), Harvey y Green (1993) también conciben la calidad en Educación como una noción multifacética, cuya conceptualización – y por tanto, cuya operativización – depende de las percepciones de los diversos actores implicados. En otras palabras, el concepto de calidad es relativo. Harvey y Green (1993) identifican cinco percepciones de calidad universitaria:

Calidad como fenómeno excepcional. Esta visión de la calidad universitaria está asociada a la excelencia y al elitismo, es decir, tiene connotaciones de algo especial, excepcional. Implica exclusividad, inaccesibilidad para la mayoría, altos patrones de calidad: los mejores estudiantes, los mejores profesores, los mejores recursos, los mejores graduados. El concepto de calidad está ligado a los insumos y a los productos o resultados.

Calidad como perfección o consistencia. A diferencia de la anterior, esta concepción se centra en los procesos que conducen a los productos. Se establecen protocolos de acción, a fin de alcanzar la perfección o la excelencia en cada etapa del proceso. Ya no se trata de superar ciertos patrones de calidad referidos al producto

final sino de comprometer a todo el equipo de la institución en el cumplimiento de las especificaciones de acción.

Calidad como ajuste a objetivos. Esta concepción funcional de la calidad se refiere al grado de ajuste de los resultados educativos a las necesidades para las cuales éstos fueron concebidos y creados. Es una definición que no se centra en la calidad de los productos o de los procesos según especificaciones preestablecidas, sino en la relación del producto con las metas propuestas. Según Warn y Tranter (2001) esta dimensión de la calidad se puede vincular al desarrollo de un número limitado de competencias genéricas, no a todo el rango de competencias que se consideran importantes en Educación Superior.

Calidad como relación coste/beneficio. Esta visión se corresponde con el enfoque económico al que se hizo referencia anteriormente. Se trata de comparar los productos obtenidos con las inversiones que dieron lugar a dichos logros.

Calidad como transformación. La calidad se asocia a la transformación que la Institución hace en el estudiante mediante el desarrollo de habilidades y destrezas. A su vez, este desarrollo de capacidades y pensamiento crítico permiten al alumno involucrarse e influir en su propia transformación.

2.1.2. Definiciones de rendimiento centradas en el estudiante

Barnett (1994) relaciona las cuatro concepciones de desempeño centrado en la institución con cuatro concepciones acerca de los fines de la Educación Superior, centradas en la experiencia de los estudiantes. Pero en este caso, a diferencia de las cuatro concepciones mencionadas en el apartado anterior, se requiere del diseño de indicadores de desempeño más complejos, que incluyan a los procesos educativos que dan lugar a los resultados deseados. Las cuatro concepciones son: exponer o iniciar a los alumnos en el proceso de adquisición y generación de conocimientos, promover autonomía en el estudiante, desarrollar habilidades intelectuales en los estudiantes, de modo que éstos adquieran perspectivas más allá de los confines de una disciplina y desarrollar el razonamiento crítico.

Algarabel y Dasi (2001) realizaron una revisión de las diversas definiciones de rendimiento de acuerdo con las corrientes psicológicas y educativas. Según las normas para construcción de tests de la American Psychological Association, el rendimiento es la competencia que un sujeto tiene en determinada área, resultado de variables tanto intelectuales como no intelectuales. Desde el punto de vista de la representación del constructo rendimiento, éste puede estudiarse con un enfoque conductual o cognitivo. El primero está centrado en el resultado (reproducción del conocimiento declarativo)

en tanto que el segundo pone énfasis en los procesos mentales de integración y estructuración de la información, que conducen al producto final (conocimiento del experto).

Desde un enfoque multidisciplinar García et al. (2000) conciben el rendimiento académico como “un constructo en el que no sólo se contemplan las aptitudes y la motivación del alumno sino también otras variables intervinientes como los aspectos docentes, relación profesor-alumno, el entorno familiar, etc.” (p. 248).

2.1.3. Indicadores de rendimiento académico

Desde el punto de vista de la representación del constructo rendimiento, en la presente investigación éste se aborda desde una perspectiva conductual, por cuanto los indicadores de rendimiento que se emplean están centrados en los resultados de los estudiantes (Algarabel y Dasi, 2001). Ello no significa que no le otorguemos importancia a los procesos cognitivos de integración y estructuración de la información mediante los cuales se logran dichos resultados, sino solamente que en este trabajo se pone el énfasis en la predicción del resultado obtenido.

Es importante tener presente esta característica de la investigación que se propone, puesto que tanto unas calificaciones altas como unos niveles de progreso en la carrera elevados no necesariamente implican aprendizajes significativos, pues también pueden resultar de aprendizajes de tipo memorístico (Romainville,

1994; Valle et al., 2003a). Dejamos para un futuro el análisis de los indicadores de rendimiento incluyendo aspectos del contexto pedagógico-didáctico que tienen incidencia en el éxito/fracaso estudiantil: por ejemplo, demanda cognitiva y apoyo social (Clifton et al., 2004; Clifton, Etcheverry, Hasinoff y Roberts, 1996; Noel, 1985; Tinto, 1985), grado de dificultad de los cursos (Szafran, 2001), etc.

El constructo desempeño académico, a la hora de ser operativizado sufre un reduccionismo respecto a las concepciones teóricas expuestas anteriormente, pues la mayor parte de las medidas de rendimiento son los resultados de pruebas objetivas y las calificaciones del profesorado (García et al., 2000).

Según Norris (1998) los indicadores de rendimiento académico son datos de series temporales que reflejan y registran cambios a través de un número significativo de dimensiones relevantes, a través de los cuales se juzgará la eficacia y la eficiencia de un sistema para alcanzar unos objetivos. Una de las dificultades más grandes que señala Norris en la construcción de indicadores de rendimiento es que los diversos resultados educativos no son igualmente susceptibles de definición operacional y medición.

Los indicadores deben cumplir tres condiciones (Cabrera, Colbeck y Terenzini, 2001). En primer lugar, deben suministrar información útil acerca de los procesos que tienen lugar, a fin de

mejorar la toma de decisiones (Ewell, 1996; 1998). En segundo lugar, es preferible disponer de un conjunto de indicadores en lugar de uno solo, con el objetivo de obtener una visión panorámica del área en estudio, especialmente si han de constituir los fundamentos para decisiones estratégicas (Ewell, 1996). En tercer lugar, los indicadores deben proporcionar información acerca de las variables de entrada o inputs y de los procesos asociados a determinados resultados (Borden y Banta, 1994). Esta condición requiere el conocimiento del proceso educativo que se está considerando.

Burke y Minassians (2004) hacen una revisión de los indicadores de desempeño educativo más empleados, a partir de informes de 29 estados norteamericanos correspondientes al bienio 2000-2001, en los cuales encontraron 158 indicadores genéricos. Basándose en la frecuencia de su uso en los informes analizados, los autores describen los 20 indicadores más comunes, en orden de frecuencia decreciente (Tabla 2.1). Los autores clasifican los indicadores en las siguientes categorías:

1. *input* o entrada (recursos humanos, materiales y financieros recibidos)
2. procesos (medios o vías de ejecución de programas, actividades y servicios)
3. *output* o cantidad de productos producidos
4. *outcomes* o calidad del beneficio o impacto de los programas, actividades, servicios
5. otros

Tabla 2.1
Tipos de indicadores de rendimiento académico

Indicador	Categoría
Movilidad estudiantil	5
Tasa de matrícula	1
Tasa de graduación/retención estudiantil	3
Tutorías	1
Tasa de inserción laboral	4
Eficiencia de las actividades	2
Tasa de matrícula por programa curricular	1
Cantidad y tipo de títulos emitidos	3
Calificaciones en exámenes para la licenciatura	4
Tasa de matrícula para <i>residencia</i>	1
Tendencias de matrícula	1
Compensación a los docentes	1
Educación a distancia	2
Costos académicos/administrativos	1
Tasa de matrícula discriminada según género	1
Apoyo financiero	1
Tiempo requerido para la titulación	3
Tasa de matrícula universitaria	1
Edad al ingreso	1
Apoyo financiero del estado	1

Nota. 1 = input; 2 = procesos; 3 = output; 4 = calidad o impacto; 5 = mixto.

Como se desprende de la Tabla 2.1, la mayoría de los indicadores seleccionados hacen referencia a las instituciones educativas, habiendo solamente tres medidas que podrían considerarse centradas en los estudiantes: las calificaciones en los exámenes, el tiempo requerido para la titulación y la tasa de inserción laboral.

Desde una perspectiva macro, la definición de la variable dependiente, entendida como el “producto” desde la perspectiva de producción educativa, difiere según los trabajos empíricos. Los estudios miden esta variable a través de distintos indicadores, ya que en el proceso educativo se generan múltiples productos: valor neto presente de los ingresos futuros del estudiante, elección sobre

estilo de vida (estado civil, paternidad/maternidad), esfuerzo realizado por el alumno (horas de estudio, asistencia a clase) y logros académicos estudiantiles (Fazio, 2004).

Los indicadores de desempeño centrados en los estudiantes que se emplean más frecuentemente son los resultados de pruebas: el promedio de calificaciones (general o en áreas o asignaturas específicas), la condición de aprobado/suspenso, la dicotomía rendimiento alto/bajo de acuerdo con la mediana o con algún indicador de posición, resultados de pruebas estandarizadas, etc.

Las calificaciones representan el indicador de desempeño más obvio y universalmente aceptado en contextos educativos (Anaya, 1999; Harackiewicz et al., 1998, Mathiasen, 1984; Pike y Saupe, 2002). Sirin (2005) llevó a cabo un meta-análisis sobre la relación entre rendimiento académico en primaria y secundaria y estatus socio-económico, a partir de artículos contenidos en las bases *Education Resources Information Center (ERIC)*, *PsycINFO* y *Sociological Abstracts* durante 1990-2000. Los indicadores de rendimiento empleados en los 58 artículos que satisficieron el criterio de búsqueda fueron las calificaciones de los estudiantes en dominios específicos (matemática, ciencias y aptitud verbal) así como el promedio general de calificaciones.

Según Biggs (1989) el rendimiento académico es sinónimo de calificaciones obtenidas, esto es, del producto del aprendizaje que

es evaluado institucionalmente a través de calificaciones. No obstante, no debe confundirse rendimiento o calificaciones con calidad y profundidad de contenidos: si bien la calidad del aprendizaje puede asociarse a calificaciones altas, el aprendizaje mecánico y repetitivo también puede conducir a calificaciones altas (Valle et al., 2003a). Ser exitoso y obtener buenos resultados no necesariamente implica aprendizaje, puesto que muchos estudiantes exitosos académicamente no adquieren conocimiento significativo y permanente (Romainville, 1994).

Otros autores emplean indicadores basados en el *grade-point-average* (GPA), que permite la comparación de calificaciones obtenidas en cursos con diferente asignación de horas (Clifton et al., 2004; Lovegreen, 2003; Wong, 2000).

Los indicadores basados en los créditos acumulados por el alumno han sido mucho menos empleados, pero han comenzado a cobrar importancia (Bivin y Rooney, 1999; Nonis y Wright, 2003; Nurmi et al., 2003; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa; Zajacova et al., 2005). La razón es que actualmente la noción de crédito aparece como un componente fundamental en la redefinición de la temporalidad de la formación universitaria, que facilita el reconocimiento de las calificaciones y la comparación de los diversos sistemas educativos.

El crédito es una unidad de medida del trabajo del alumno, el cual toma en cuenta las horas de clases (teóricas, prácticas, seminarios, tutorías, evaluaciones) y las horas de dedicación personal al trabajo. Constituye una valoración del trabajo que el estudiante debe dedicar, en condiciones ideales, para apropiarse de un conjunto de conocimientos.

En Estados Unidos y en Canadá los créditos académicos están incorporados a sus programas de formación desde hace más de 30 años. La Unión Europea, en el marco de la construcción de un Espacio Europeo de Educación Superior para 2010, se encuentra en proceso de generalización de un Sistema Europeo de Transferencia de Créditos, a fin de adaptarse a los nuevos modelos de formación centrados en el trabajo y en el aprendizaje del estudiante (ECTS, 2005, p.4). En la UdelaR, Uruguay, también existe un sistema de créditos en el que el crédito académico equivale a 15 horas de trabajo total del estudiante (incluye tiempo de clase, seminarios, tutorías, actividades en general y tiempo de dedicación personal). Para la titulación en carreras profesionales de Química de duración teórica 5 años se requieren 420-450 créditos.

Ejemplos de indicadores basados en créditos pueden ser el número total de créditos aprobados durante un período de tiempo específico, tal como un año o semestre lectivo (Bivin y Rooney, 1999; Nurmi et al., 2003; Zajacova et al., 2005); la relación entre el

número de créditos aprobados durante un período y el número de créditos matriculados durante el mismo tiempo (Nonis y Wright, 2003); la relación entre el número total de créditos aprobados desde el ingreso a la Universidad y el número teórico de créditos que debió acumular durante el mismo período, de acuerdo con el Plan de Estudios vigente (Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). Este último indicador constituye una aproximación a la adecuación temporal de los logros estudiantiles al Plan de Estudios y define el progreso en la carrera.

$$Progreso_i = \frac{CR_i}{CT_i}$$

Según Nurmi et al. (2003) un indicador basado en créditos es preferible respecto al indicador tradicional, las calificaciones, pues se trata de una medida que admite la comparación entre distintas disciplinas. Las calificaciones, en cambio, estarían sujetas a “corrientes disciplinares” de asignación de puntuaciones. Ello implica que el promedio de las calificaciones acumuladas durante cierto período de tiempo, dado que éstas pueden proceder de distintos cursos, está sujeto a una variabilidad no necesariamente atribuible a diferencias en el nivel de competencia de los alumnos.

Ejemplos de otros indicadores centrados en el alumno pueden ser: razón aprobados/suspensos, duración de la carrera, promedio de aprobados por año, índices de suspensos, resultados de tests

estandarizados, probabilidad de deserción, ranking de alumnos en la clase, etc. En algunos casos se han definido distintas medidas de rendimiento o combinaciones de dichas medidas. Por ejemplo, Goberna, López y Pastor, (1987) construyeron cuatro indicadores a partir de la cantidad de aprobados, notables, sobresalientes, suspensos y convocatorias empleadas para aprobar los cursos: el ritmo de progreso (razón entre la suma de aprobados, notables y sobresalientes y el número de convocatorias), las medias ponderadas (con y sin inclusión de los suspensos) y el ritmo de obtención de puntos en el expediente.

De lo anterior se desprende que, pese a la prevalencia de las calificaciones como indicadores de rendimiento, éstas se han empleado de diferente manera en las distintas investigaciones (promedio, calificaciones en dominios específicos pero variables según el estudio). Así pues concordamos con González (2003) en que sería un error comparar los resultados de rendimiento académico procedentes de diferentes países, y agregamos, de distintas universidades de un mismo país.

En conclusión, es un error establecer un “ranking” de resultados escolares (o de fracaso escolar) entre los diferentes países, puesto que dependiendo del modelo de sistema educativo que sigan (unificado en trayectorias con obtención de títulos diferentes, unificado en trayectorias y en la obtención de títulos o

diversificado en trayectorias y en la obtención de títulos) y, en último extremo, de la política educativa que se esté llevando a cabo, la consideración del fracaso escolar y los indicadores diseñados para medirlo pueden llegar a ser tan diferentes que su comparación cuantitativa no es posible (González, 2003, p. 28).

2.2. Factores explicativos del rendimiento académico

En este apartado se brinda un panorama general de los principales factores explicativos empleados en la predicción del rendimiento académico. Se discuten los efectos de variables sustantivas así como variables de control sociodemográficas en el rendimiento académico.

Zeegers (2004) desarrolló modelos causales de desempeño académico, previa eliminación del efecto del rendimiento previo, que es el factor explicativo dominante, como se discute en el apartado **2.3**. Sus resultados muestran que las estrategias de aprendizaje (profundas y superficiales) tienen efectos directos sobre el rendimiento, lo cual es consistente con estudios previos (Biggs, 1987c; Pintrich y DeGroot, 1990; Vermunt, 1996). Zeegers no encontró efectos de habilidades metacognitivas sobre el desempeño. Sus resultados también revelan que la capacidad percibida tiene efectos directos sobre el desempeño entre estudiantes de tercer año, no así entre los de primero.

Otras investigaciones han puesto en evidencia la relevancia de factores estudiantiles no cognitivos (metas, expectativas, hábitos de estudio, autoconfianza, etc.) en el éxito académico. No obstante, Mouw y Khanna (1993) encontraron que si bien los factores no cognitivos así como las actividades extracurriculares de los alumnos están significativamente asociados al rendimiento universitario en primer año ($\alpha=0,05$), la inclusión de estas variables en los modelos no mejora significativamente su eficacia predictiva. Según Noble, Davenport, Schiel y Pommerich (1999) ello es debido a la fuerte relación entre variables no cognitivas, resultados de pruebas estandarizadas y medidas de rendimiento preuniversitario.

A continuación se hace una breve reseña de los principales factores explicativos considerados en la bibliografía consultada sobre predicción del rendimiento académico. En los apartados **2.3**, **2.4** y **2.5** se analizan más en profundidad los factores sustantivos centrales que se emplean en esta investigación: rendimiento previo, factores relacionados con la aptitud y factores relacionados con la motivación.

2.2.1. Variables académicas: el rendimiento previo.

La investigación sobre predicción del rendimiento académico data de casi un siglo y una gran parte de los trabajos se ha centrado en la predicción de las calificaciones en la Universidad a partir de medidas de aptitud y desempeño previo (Pike y Saupe, 2002).

Al operativizar las variables que postulan los modelos teóricos o las teorías en las que se enmarca la investigación, los investigadores pueden emplear variables diversas en los modelos y así es posible llegar a conclusiones también diversas respecto a los efectos pronosticados y a su significación estadística (Goenner y Snaith, 2004). En relación con el rendimiento previo, sin embargo, existe una gran convergencia entre las investigaciones en cuanto a que se trata de una variable clave en la predicción del rendimiento futuro (Mathiasen, 1984; McKenzie y Schweitzer, 2001; Pascoe et al., 1997; Pike, 1991; Pike y Saupe, 2002; Power et al., 1987; Zeegers, 2004).

Aun en los modelos multivariantes en los que se incluyen factores motivacionales, cognitivos y metacognitivos la contribución del rendimiento previo a la explicación del rendimiento futuro es generalmente la dominante (Zeegers, 2004) o bien una de las dominantes (Zusho et al., 2003).

Según Zeegers (2004) pese a que hay una multiplicidad de factores que pueden contribuir al desempeño académico, solamente unos pocos parecen tener efectos directos y medibles, y de éstos, el más prominente sería el rendimiento previo. Su conclusión principal es que independientemente de cuán complejos sean los modelos explicativos del desempeño académico, el desempeño previo es el mejor factor predictivo. Esta conclusión está en consonancia con los

trabajos de Power et al. (1987), de Lietz (1996) y de McKenzie y Schweitzer (2001). En el apartado **2.3** se analiza más en detalle la capacidad predictiva del rendimiento previo.

En cuanto a los indicadores de rendimiento previo, Sánchez (2006) considera que cuanto más cerca esté en el tiempo el indicador de rendimiento previo que se seleccione, mejor es su capacidad predictiva. Los que se emplean más comúnmente son las calificaciones obtenidas en el Bachillerato o las puntuaciones en tests estandarizados al ingreso a la Universidad (Goberna et al., 1987; Grant y Dweck, 2003; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003). También se emplea el *rank-class* o porcentaje de estudiantes con un promedio de calificaciones inferior al del alumno (Beck y Davidson, 2001; Stricker, Rock y Burton, 1996). En algunos estudios se utilizan medidas de rendimiento en estadios tempranos de la Universidad como predictores del rendimiento en estadios más avanzados (Bivin y Rooney, 1999; Kahn y Nauta, 2001; Nurmi et al., 2003). Hay trabajos en los que se ha empleado más de uno de estos indicadores simultáneamente (Beck y Davidson, 2001; Kahn y Nauta, 2001).

2.2.2. Factores relacionados con la inteligencia

La inteligencia/aptitud de los sujetos ha sido considerada en numerosas investigaciones sobre rendimiento académico (Pike y Saupe, 2002). Tradicionalmente se han realizado medidas de

inteligencia mediante tests estandarizados, diseñados a esos efectos a partir de un marco conceptual psicométrico acerca de la naturaleza y estructura de la inteligencia. Las medidas del Cociente Intelectual (CI) – indicador convencional de inteligencia según este enfoque – y de rendimiento académico (en general, las calificaciones de los alumnos) están fuertemente correlacionadas, lo que ha contribuido a validar el CI como una definición operativa de la inteligencia (Paulhus y Harms, 2004; Sternberg y Kaufman, 1998).

Sin embargo existen marcos teóricos alternativos acerca de la naturaleza de la inteligencia (p.e., Gardner, 1983; Sternberg, 1985a, 1997, 1999). Se trata de enfoques plurales, en los cuales la inteligencia se concibe como un constructo más amplio, que abarca otros aspectos que van más allá de las competencias intelectuales que mide el CI. Estas teorías alternativas han llevado a la construcción de otros instrumentos de medida de la inteligencia, cuya relación con el rendimiento académico ha sido puesta de manifiesto en numerosas investigaciones. Por ejemplo, el nivel de aptitud evaluado por los pares (Lysy y Paulhus, 1996; Paulhus y Harms, 2004); el nivel de aptitud o capacidad auto-informada por los participantes (Anaya, 1999; Bandura, 1977, 1993; Clifton et al., 2004; Gabriel, Critelli y Ee, 1994; Grant y Dweck, 2003; Pajares, 1996a; Pajares y Graham, 1999; Pajares y Johnson, 1994; Pajares y Kranzler, 1995; Pajares y Miller, 1994; Pajares y Valiante, 1999; Paulhus, Lysy y Yik, 1998; Pike, 1995, 1996).

En particular sobre las aptitudes auto-informadas existe un interés creciente en contextos educativos (Graham y Weiner, 1996). Según Schunk y Pajares (2005) si bien las conceptualizaciones de la percepción de la aptitud no difieren mayormente entre los trabajos, su operativización es muy diversa, dificultándose así la interpretación y la comparación de los resultados.

Dedicamos el apartado **2.4** al análisis de los marcos teóricos sobre inteligencia, así como a los resultados de las principales investigaciones entre inteligencia y rendimiento; en el apartado **2.5** se examinan las investigaciones sobre motivación y rendimiento académico, una de las cuales tiene su centro en la percepción de la aptitud propia.

2.2.3. Factores relacionados con la motivación

En las publicaciones se encuentran resultados muy diversos sobre relaciones entre constructos motivacionales y rendimiento académico. Entre otros motivos ello es así debido al uso de distintas definiciones y operativizaciones de los constructos motivacionales clave en la explicación del rendimiento académico (Elliot y Dweck, 2005; Grant y Dweck, 2003; Murphy y Alexander, 2000; Pintrich, 2000a; Schunk, 2000).

También las diversas técnicas estadísticas empleadas (especialmente técnicas univariantes frente a multivariantes), así como los tipos de investigación (experimentales frente a

correlacionales) tornan muy difícil la comparación de los resultados y la integración de los conocimientos generados (Barron y Harackiewicz, 2001; Goenner y Snaith, 2004).

Por ejemplo, respecto a la incidencia de las metas adoptadas por los estudiantes en su rendimiento, los estudios empíricos (Elliott y Dweck, 1988; Graham y Golan, 1991) y correlacionales (Utman, 1997) parecen arrojar resultados *en principio contradictorios* respecto al efecto de las metas de ejecución. Pero un análisis minucioso de las condiciones de trabajo de unas y otras investigaciones muestra que se trataría de conclusiones apresuradas y que en realidad tales resultados no pueden compararse directamente (Barron y Harackiewicz, 2001).

Algo similar ocurre con el papel de las percepciones de la aptitud como variable moderadora/mediadora del efecto de las metas académicas en el rendimiento. Investigaciones empíricas sugieren que habría un efecto modulador del efecto de las metas de ejecución, no así del efecto de las metas de aprendizaje (Elliott y Dweck, 1988). Sin embargo, en investigaciones de tipo correlacional no sólo no se ha encontrado prueba de tal efecto modulador, sino que se ha constatado interacción entre capacidad auto-percibida y metas de aprendizaje (p.e., Elliot y Church, 1997; Kaplan y Midgley, 1997; Miller et al., 1993). En otros estudios se ha investigado solamente el posible efecto mediador de la percepción de la aptitud,

pero no el modulador (Leondari y Gialamas, 2002), por lo que en realidad no se puede distinguir si se trata de uno u otro

Las investigaciones correlacionales se han llevado a cabo con participantes de diferentes dominios disciplinares, siendo ello otra fuente de varianza de los resultados obtenidos (Breen y Lindsay, 2002). Por ejemplo entre estudiantes universitarios se han conducido trabajos en el área de las Ciencias Naturales (Grant y Dweck; 2003; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003); Ciencias Empresariales (Nonis y Wright, 2003); Psicología (Elliot y Church, 1997; Harackiewicz et al., 1997, 1998). Entre estudiantes de enseñanza media (equivalente a la enseñanza secundaria) se han medido diferentes tipos de rendimiento: en Matemática (Kaplan y Midgley, 1997; Pajares y Graham, 1999; Pajares y Kranzler, 1995; Pajares y Miller, 1996), en Lengua (Kaplan y Midgley, 1997; Pajares y Valiante, 1999), rendimiento general (Miller, Greene, Montalvo, Ravindran. y Nichols, 1996).

Debido a la gran divergencia conceptual, operativa, contextual y de conclusiones dedicamos el apartado **2.5** al análisis de los marcos teóricos sobre motivación, así como a los resultados de las principales investigaciones.

2.2.4. Enfoques, estilos y estrategias de aprendizaje

En la década de los 70 surgen publicaciones científicas que más adelante darán lugar a dos marcos teóricos en el estudio de los procesos de aprendizaje: el *Student's Approach to Learning* (SAL) y el *Experiencial Learning* (EL). Explicaremos brevemente cómo se conceptualizan estos dos términos, enfoques y estilos de aprendizaje.

En 1976 el *British Journal of Educational Psychology* publicó un trabajo de Pask (1976) "Learning strategies and learning styles", en el cual describió tres estereotipos de las tendencias de los estudiantes frente a las tareas académicas: 1) aprendizaje orientado a la comprensión (empleo de estrategias holísticas, tendientes a una comprensión global), 2) aprendizaje operativo (empleo de estrategias de procesamiento secuencial) y 3) aprendizaje versátil (empleo de estrategias metacognitivas para poder alternar entre la aproximación holística y la secuencial).

En el mismo año Marton y Säljö (1976a, 1976b) sugirieron la idea de "enfoques de aprendizaje", lo cual constituyó el punto de partida de la corriente SAL. Ésta considera que el enfoque de aprendizaje resulta de una interacción entre el contexto de aprendizaje y las predisposiciones personales del alumno hacia el aprendizaje (Richardson, 2000). Autores representativos de esta

corriente son Biggs (1979, 1987b, 1987c, 1993), Entwistle y Ramsdem (1983), Marton y Saljö (1984), Vermunt (1996, 1998).

Los enfoques de aprendizaje así concebidos se componen de dos dimensiones: metas (qué se desea lograr) y estrategias (cómo lograr lo que se desea). Cada dimensión a su vez se subdivide en tres subdimensiones: superficial, profunda y de logro, que caracterizan los correspondientes tres tipos de enfoques (Biggs, 1987a, 1987b, 1987c). El enfoque profundo estaría compuesto por interés intrínseco en el aprendizaje y por estrategias que maximizan el significado; el enfoque superficial, por el miedo al fracaso y por estrategias de tipo repetitivo; el enfoque de logro por motivos de logro y estrategias de uso efectivo de tiempo y espacio.

Desde el marco SAL los factores del estudiante (rendimiento previo, aptitud, enfoques de aprendizaje preferidos), el contexto de instrucción, las actividades propuestas para promover el aprendizaje y los resultados educativos interactúan, dentro de un sistema dinámico Presagio-Proceso-Producto (3P) (Biggs, 1987a, 1987b, 1987c). Los enfoques de aprendizaje no se conciben como rasgos del estudiante sino como una función de sus características personales y del contexto. El esquema 3P se muestra en la Figura 2.1.

Figura 2.1

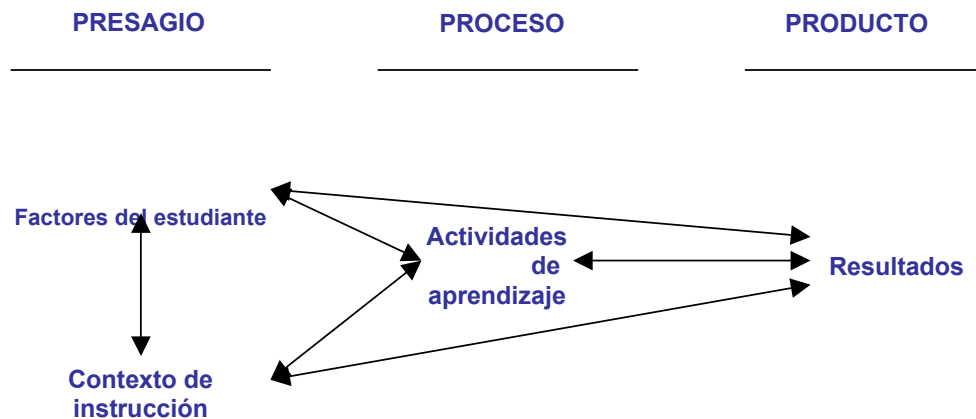


Figura 2.1. El modelo "3P" de enseñanza-aprendizaje. Extraído de Biggs (1987c).

En tanto que las estrategias de aprendizaje profunda y superficial describen la manera cómo los sujetos se involucran con las actividades propuestas, la estrategia de logro se refiere a cómo organiza el estudiante cuándo y dónde llevará a cabo la tarea y durante cuánto tiempo.

Distintos instrumentos se han diseñado para medir el comportamiento estudiantil en relación con el aprendizaje en el marco de SAL: *Approaches to Study Inventory* (ASI) de Entwistle y Ramsden (1983), *Study Process Questionnaire* (SPQ) de Biggs (1987b, 1987c), *Learning and Studies Skills Inventory* (LASSI) de Weinstein, Schulte y Palmer (1987), *Learning Process Questionnaire* (LPQ) de Biggs (1987a), *Motivated Strategies for Learning Questionnaire* (MSLQ) de Pintrich, Smith, García y McKeachie (1993), *Inventory of Learning Styles* (IL) de Vermunt (1996, 1998), *Revised Study Process Questionnaire* (R-SPQ-2F) de Biggs, Kember

y Leung (2001), *Revised Learning Process Questionnaire* (R-LPQ-2F) de Kember, Biggs y Leung (2004).

Empleando el instrumento SPQ, diseñado para medir los tres tipos de enfoques (superficial, profundo y de logro) entre estudiantes universitarios, mediante análisis factorial de segundo orden Biggs (1987c) encontró que a veces el enfoque de logro se asocia con el enfoque profundo; pero dependiendo de las condiciones de instrucción y de la asignatura también se lo encuentra asociado al enfoque superficial (Biggs y Kirby, 1984). Kember y Leung (1998) mostraron que el instrumento SPQ se puede describir mejor en términos de dos tipos de enfoque: superficial y profundo, cada uno con sus correspondientes subdimensiones metas y estrategias. Así Biggs et al. (2001) revisaron el instrumento SPQ y diseñaron una versión compuesta por ítems que miden solamente dos tipos de enfoque, superficial y profundo, cada uno de ellos compuesto por las correspondientes metas y estrategias de aprendizaje.

El otro marco teórico, EL, se desarrolla simultáneamente al marco SAL. En el mismo año Kolb (1976) publicó un instrumento para medir estilos de aprendizaje, enmarcado en la teoría del aprendizaje *desde la experiencia* (Kolb, 1984; Kolb y Fry, 1975). En el marco teórico EL se describen cuatro modos de aprendizaje, a partir de dos dimensiones bipolares: aprehensión del conocimiento – experiencia concreta (EC) frente a la conceptualización abstracta

(CA) – y transformación – experimentación activa (EA) frente a la observación reflexiva (OR).

De acuerdo con esta teoría, los sujetos poseen y emplean los cuatro modos de aprendizaje, existiendo diferencias en las preferencias por uno u otro. Las preferencias pueden clasificarse en cuatro estilos de aprendizaje: divergente (preferencia por EC sobre CA y por OR sobre EA); asimilador (preferencia por CA y OR); convergente (preferencia por CA y EA) y acomodador (preferencia por EC y EA). En la Figura 2.2 se muestran las dimensiones bipolares y los cuatro estilos resultantes.

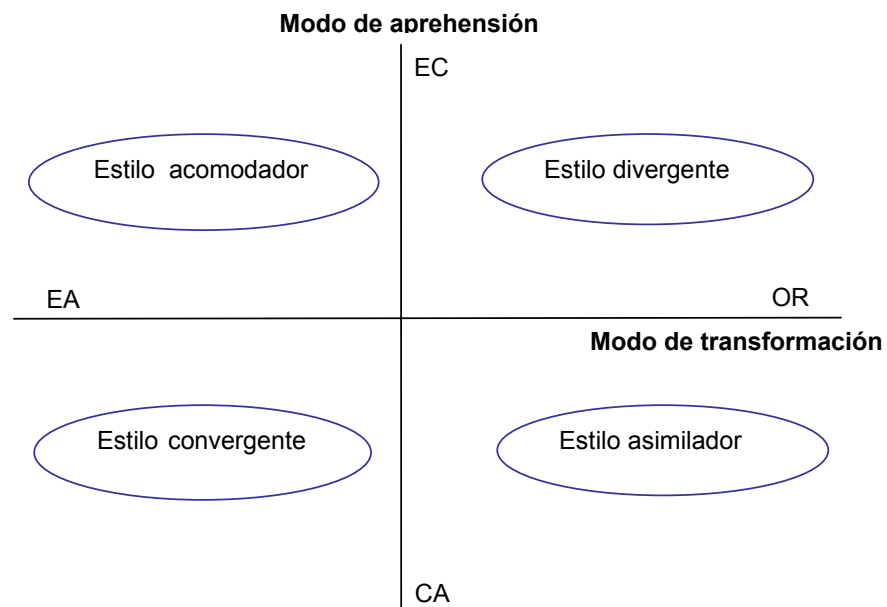


Figura 2.2. Estilos de aprendizaje según Kolb (1976). EC= Experiencia concreta, CA= Conceptualización abstracta, EA= Experimentación activa, OR= Observación reflexiva.

Para medir estos estilos Kolb (1976) diseñó el *Learning Style Inventory* (LSI). Este instrumento contiene preguntas sobre las preferencias de los sujetos acerca de los cuatro modos, por ejemplo, “Yo aprendo sintiendo/mirando/pensando/haciendo”. Los sujetos deben asignar una puntuación de 1 a 4 a cada modo en cada pregunta, de manera que la puntuación total en el modo resulta de la sumatoria de las puntuaciones parciales asignadas en cada pregunta. El LSI ha sido muy criticado debido a esta manera de asignar la puntuación, que permite obtener correlaciones negativas entre los cuatro modos (Hermanussen, Wiestra, de Jong y Thijssen, 2000). También se le ha criticado por su estructura bidimensional, que en algunos estudios no se ha podido confirmar (p.e., Cornwell, Manfredo y Dunlap, 1991; Geiger, Boyle y Pinto, 1992, Hermanussen et al., 2000). Otra crítica hace referencia a que no se enmarca en un determinado contexto, contrariamente a los instrumentos de la teoría SAL (De Jong, Wierstra, y Hermanussen, 2006).

Existen muchas investigaciones que analizan el papel que juegan los enfoques, los estilos y las estrategias de aprendizaje en el desempeño académico estudiantil (p.e., Archer, 1994; Bouffard, Boisvert, Vezeau, y Larouche, 1995; Cassidy y Eachus, 2000; Meece, Blumenfeld y Hoyle, 1988; Nolen, 1988; Nolen y Haladyna, 1990; Pintrich y DeGroot, 1990; Seifert, 1995; Urdan, 1997; Utman, 1997; Wolters, Yu y Pintrich, 1996; Zeegers, 2001, 2004). En

particular en relación con el desempeño de estudiantes universitarios de Ciencias, la investigación de Zeegers (2001) muestra que los enfoques de aprendizaje de los alumnos son dinámicos y se van modificando como resultado de experiencias de aprendizaje, conforme al modelo de Biggs (1987a, 1987b, 1987c). El enfoque de logro sería el que sufre mayores cambios con el tiempo, en tanto que el más estable sería el enfoque profundo. El promedio de calificaciones correlaciona negativamente con el enfoque superficial y positivamente con el enfoque profundo para estudiantes al ingreso; en el caso de alumnos más avanzados en la carrera el promedio de calificaciones presenta correlaciones positivas con el enfoque profundo, de mayor magnitud a medida que aumenta el año en la carrera.

2.2.5. Factores sociodemográficos

Además de las variables a las que nos hemos referido anteriormente, en el estudio del rendimiento académico también se han considerado otras variables predictoras, tales como género, etnia, edad, educación de los padres, situación laboral, etc.

Según Oakes (1990), el género y el grupo étnico están relacionados con cómo aprenden los estudiantes, aunque existen distintas opiniones respecto a las razones de tales diferencias. El principal argumento se refiere a la diferencia entre el estilo de aprendizaje que mayoritariamente adoptarían los varones de raza

blanca - más analítico, individualista y competitivo - en comparación con el estilo cooperativo que prevalecería entre mujeres y minorías étnicas (Lundeberg y Diemert, 1995; Martínez-Alemán, 1997).

Tinto (1997) sin embargo encontró que el aprendizaje cooperativo resulta efectivo como promotor de la persistencia en la Universidad, con independencia del género y del grupo étnico. En un estudio con alumnos universitarios de Arte y de Ciencias, Clifton et al. (2004) encontraron que si bien las mujeres adoptan mejores estrategias de aprendizaje que los varones, el género no tiene incidencia en los promedios de las calificaciones obtenidas en la Universidad. En cambio sí encontraron un efecto positivo relevante del nivel de educación alcanzado por los padres. Según Wong (2000) el género modera las relaciones entre orientaciones causales (autonomía frente a control), las experiencias académicas (tipos de actividades), el nivel de compromiso (horas de estudio y nivel del curso) y las calificaciones.

De acuerdo con la revisión realizada por Hyde y Durik (2005) sobre competencia, motivación y género las diferencias entre hombres y mujeres respecto a niveles de auto-eficacia y metas académicas son pequeñas y específicas del dominio disciplinar; en tanto que las similitudes entre ambos sexos serían la regla. Los autores sugieren trasladar el foco de interés y comenzar a analizar

interacciones entre sexo y metas y entre sexo y capacidad percibida más que analizar efectos principales de la variable sexo.

Sobre la incidencia de la situación laboral en el rendimiento, los resultados son ambiguos. Algunos autores concluyen que el hecho de trabajar tendría un efecto negativo en el desempeño estudiantil (p.e., Paul, 1982; Tyler, 2003; Stinebrickner y Stinebrickner, 2003). Otros llegan a la conclusión opuesta (p.e., D'Amico, 1984; Lillydahl, 1990). También se ha encontrado que el efecto del trabajo sobre el rendimiento depende del número de horas trabajadas (McKenzie y Schweitzer, 2001; Van den Hurk y Van Berkel, 2005; Pantages y Creedon, 1975) y del grado de vinculación del trabajo con los estudios (Ehrenberg y Sherman, 1987; Stern, Finkelstein, Urquiola y Cagampang, 1997). En cuanto a la edad del alumno, Clark y Ramsay (1990) encontraron una relación negativa entre edad y rendimiento.

2.2.6. Variables relevantes en los modelos de rendimiento académico

De acuerdo con lo discutido, todas las variables mencionadas han resultado importantes en la predicción del rendimiento académico, si bien el grado de relevancia varía en función de las investigaciones consultadas.

En cuanto al rendimiento previo, no hay dudas de que se trata de un factor esencial en la predicción del rendimiento futuro. Las

investigaciones muestran gran convergencia respecto al impacto de este factor en el rendimiento estudiantil, así como respecto a su operativización, lo que facilita la comparación de los resultados publicados. Dedicamos el apartado **2.3** a profundizar sobre los antecedentes correspondientes.

También está claro que la inteligencia es un factor relevante en la predicción del rendimiento académico. Sin embargo, existen diferentes conceptualizaciones de la inteligencia y, por lo tanto, también existen diferencias respecto a su operativización, lo que restringe la comparación de resultados. En el apartado **2.4** se examinan más en profundidad los antecedentes de relaciones entre inteligencia y rendimiento académico.

El impacto de los constructos motivacionales en el rendimiento estudiantil es un tema sumamente controvertido que abordamos en el apartado **2.5**. En él se describen los principales referentes teóricos motivacionales relacionados con el rendimiento académico, así como los resultados más relevantes entre los distintos programas de investigación desarrollados sobre el tema.

2.3. El rendimiento previo

En este apartado se analizan las investigaciones que han utilizado el rendimiento previo como variable predictora del rendimiento.

2.3.1. Relación entre el rendimiento previo y el rendimiento futuro

Son muy numerosas las investigaciones que han mostrado la importancia del rendimiento previo en la predicción del rendimiento en la Universidad, ya desde la primera mitad del siglo XX (Odell, 1927; Segal, 1934; Travers, 1949) y se extiende hasta el presente (p.e., Bivin y Rooney, 1999; Eimers y Pike, 1997; García et al., 2000; Kelly et al., 1981; Lietz, 1996; Mathiasen, 1984; McKenzie y Schweitzer, 2001; Mouw y Khanna, 1993; Nurmi et al., 2003; Pascoe et al., 1997; Pike, 1991; Pike y Saupe, 2002; Power et al., 1987; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003).

También la persistencia en la Universidad entre estudiantes al ingreso está influenciada primordialmente por el rendimiento previo del alumno. La consideración de factores psicosociales (p.e., expectativas de resultados, auto-eficacia, metas académicas) además del rendimiento previo no mejora la capacidad predictiva de los modelos, excepto cuando se trata de estudiantes que ya tienen cierto trayecto recorrido dentro de la Universidad (Cabrera, Nora y Castañeda, 1993; Kahn y Nauta, 2001; Mallette y Cabrera, 1991; Pascarella y Chapman, 1983; Tinto, 1975).

La capacidad predictiva del rendimiento previo mejora cuanto más cerca esté en el tiempo el indicador de rendimiento previo elegido del indicador del rendimiento que se desea predecir

(Sánchez, 1996). Los indicadores de rendimiento previo más empleados son las puntuaciones en tests estandarizados al ingreso a la Universidad y las calificaciones obtenidas durante la enseñanza media (Beck y Davidson, 2001; Bivin y Rooney, 1999; García et al., 2000; Goberna et al., 1987; Grant y Dweck, 2003; Kahn y Nauta, 2001; Lietz, 1996; McKenzie y Schweitzer, 2001; Mouw y Khanna, 1993; Odell, 1927; Pascoe et al., 1997; Power et al., 1987; Segal, 1934; Travers, 1949; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003). También se emplea el *rank-class* (Beck y Davidson, 2001; Kahn y Nauta, 2001; Stricker et al., 1996).

Durante aproximadamente un siglo la predicción de las calificaciones en la Universidad estuvo centrada en las medidas anteriormente mencionadas de rendimiento previo (Pike y Saupe, 2002). Los modelos que incluyen tanto el rendimiento en enseñanza media como las puntuaciones en tests pueden predecir el rendimiento en primer año de la Universidad, explicando entre un 25%-33% de la varianza (Mathiasen, 1984; Mouw y Khanna, 1993).

Power et al. (1987) estudiaron la relación entre las puntuaciones en pruebas estandarizadas al ingreso a la Universidad y el promedio general en la Universidad en cinco instituciones australianas, encontrando correlaciones comprendidas entre $r=0,18$ y $r=0,44$, con un valor promedio de $r= 0,34$. Estas correlaciones resultaron ser diferentes según la edad (el poder predictivo es mayor

para estudiantes que ingresan jóvenes a la Universidad frente a los que ingresan en edad madura) y el sexo (para un mismo rendimiento previo el rendimiento en la Universidad es más alto para las mujeres que para los hombres). Pascoe et al. (1997) encontraron que el método de ingreso a la Universidad y la facilidad de ingreso a la misma también afectan la capacidad predictiva del rendimiento previo.

Posteriormente Adelman (1999) encontró que el currículum preuniversitario es un factor determinante del éxito académico, más relevante que las puntuaciones en tests o que el rendimiento en el Bachillerato. Su conclusión fue que la combinación de resultados de tests estandarizados, rendimiento en el Bachillerato y variables del currículum del Bachillerato es lo que proporciona los mejores pronósticos de éxito en la Universidad.

Empleando análisis discriminante Kelly et al. (1981) evaluaron la capacidad del promedio en el Bachillerato para discriminar entre rendimientos “altos” y “bajos” (tercios superior e inferior de la distribución de calificaciones respectivamente) en cursos universitarios de Psicología y Sociología, obteniendo un porcentaje de clasificaciones totales correctas de 70% y 81% respectivamente.

Beck y Davidson (2001) construyeron modelos predictivos de las calificaciones de estudiantes universitarios en cursos introductorios de Psicología, emplearon tres medidas de rendimiento

previo: las puntuaciones en dos tests estandarizados (Matemática y Aptitud Verbal) y el *rank-class*. Encontraron las siguientes correlaciones entre los tres indicadores: puntuaciones en los dos tests estandarizados ($r=0,51$, $p<0,01$), *rank-class* y puntuaciones en Matemática ($r=0,20$; $p<0,01$) y *rank-class* y puntuaciones en Aptitud Verbal ($r=0,21$; $p<0,01$). Las tres medidas conjuntamente explican el 19% de la varianza de las calificaciones. Al agregar al modelo las orientaciones motivacionales de los alumnos mantienen efectos en las calificaciones el *rank-class* ($\beta=0,27$; $p<0,01$) y la puntuación en Aptitud Verbal ($\beta=0,14$; $p<0,01$), no así la puntuación en Matemática ($\beta=0,06$), que no alcanzó significación estadística para el umbral habitual ($\alpha=0,05$).

Otras medidas de rendimiento previo pueden ser el rendimiento obtenido en semestres o en años anteriores, dentro de la propia Universidad. Kahn y Nauta (2001) emplearon tres medidas de rendimiento previo en la predicción de la persistencia en los estudios entre estudiantes al inicio de su carrera. Estos indicadores son: el promedio de calificaciones en el primer semestre universitario, el *rank-class* y el promedio de calificaciones en el Bachillerato. Encontraron que las tres medidas están moderadamente correlacionadas entre sí: calificaciones en el primer semestre y *rank-class* ($r=0,41$; $p<0,001$), calificaciones en el primer semestre y calificaciones en el Bachillerato ($r=0,28$; $p<0,001$) y calificaciones en Bachillerato y *rank-class* ($r=0,28$; $p<0,001$). Las

correlaciones de orden cero de cada medida con el rendimiento a explicar (persistencia) sugieren que el mejor predictor sería el promedio en el primer semestre de la Universidad ($r=0,43$, $p<0,001$), seguido del *rank-class* ($r=0,16$, $p<0,01$). La correlación con las calificaciones en el Bachillerato fue muy débil ($r=0,09$) y no alcanzó significación estadística ($\alpha=0,05$).

En su investigación de rendimiento basado en créditos entre estudiantes universitarios de diversas disciplinas (Biología, Geografía, Economía, Inglés, Francés, Finlandés, Historia, Psicología y Sociología) Nurmi et al. (2003) realizaron dos medidas de rendimiento de los estudiantes: el número de créditos acumulados durante el primer año de Universidad (rendimiento previo) y el número de créditos acumulados durante el tercer año (rendimiento a explicar). En el modelo multivariante encontraron efectos directos significativos del rendimiento previo ($\beta=0,34$).

La relevancia del rendimiento previo también queda de manifiesto al analizar trabajos cuyo interés central es el efecto de otros factores en el rendimiento académico (factores psicosociales, pedagógicos, etc.) y no necesariamente el efecto del rendimiento previo en el rendimiento futuro (p.e., Clifton et al., 2004; Kahn y Nauta, 2001; Grant y Dweck, 2003).

Existen trabajos en los que por alguna razón el rendimiento previo no se incluye en los modelos y los autores destacan dicha

exclusión como una limitación de sus conclusiones. Clifton et al. (2004) realizan un estudio multivariante del rendimiento académico de estudiantes universitarios incluyendo en los modelos antecedentes sociodemográficos, factores psicosociales, factores del entorno pedagógico y variables institucionales, pero no el rendimiento previo de los alumnos. Al respecto dicen los autores:

Este estudio tiene una importante limitación porque el modelo no incluye el rendimiento académico de los estudiantes al ingreso a la Universidad. En Estados Unidos es común que las Universidades empleen las puntuaciones en tests estandarizados como parte de sus políticas de admisión, pero ese tipo de examen rara vez se emplea en Canadá. En consecuencia, nuestro modelo tiene errores de especificación y los efectos de las variables exógenas que hemos incluido pueden estar inflados (Clifton et al., 2004, p.809).

Otras veces en la propia formulación de los objetivos de investigación subyace la importancia de tener en cuenta el rendimiento previo para un correcto análisis de los resultados. Por ejemplo, en una investigación sobre deserción y persistencia en la Universidad, Kahn y Nauta (2001) plantean como primer objetivo *[agregado]*: “evaluar si esos tres factores *[metas académicas, auto-eficacia y expectativas de resultados]* predicen la persistencia de los alumnos, controlando por aptitud y rendimiento previo” (p.636).

Grant y Dweck (2003) analizaron el impacto de las metas académicas (de aprendizaje y de ejecución) en las calificaciones de alumnos en un curso universitario de Química. Si bien no proporcionan coeficientes de regresión del rendimiento previo, explicitan que las correlaciones estimadas entre las metas académicas y las notas se obtienen “controlando por el rendimiento previo” (p. 549-550).

2.3.2. Rendimiento previo y rendimiento futuro en carreras universitarias científicas

Entre los antecedentes de investigaciones con estudiantes en cursos universitarios de disciplinas científicas (Grant y Dweck, 2003; Goberna et al., 1987; McKenzie y Schweitzer, 2001; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003) también se encuentran pruebas de la importancia del rendimiento previo en el éxito de los alumnos, tema que nos interesa especialmente, dada la naturaleza de la presente investigación.

Goberna et al. (1987) estudiaron la capacidad predictiva de las notas en el Bachillerato y de la nota de selectividad sobre cuatro indicadores de rendimiento académico en cinco Facultades, encontrando diferente capacidad predictiva según el centro, la medida de rendimiento previo y el indicador de rendimiento futuro. Para la Facultad de Ciencias (Sección Químicas) el porcentaje de varianza explicada por las notas en el Bachillerato fue de 39%-49%

según el indicador; la varianza explicada por la nota de selectividad fue prácticamente la mitad, estando comprendida entre 19%-25%.

Trabajando con estudiantes de cursos universitarios de Ciencias y Tecnología Informática McKenzie y Schweitzer (2001) encontraron que al incluir el rendimiento previo como única variable explicativa en el primer paso de una regresión lineal jerárquica del promedio general de calificaciones, este factor explica un 39% de la varianza del rendimiento futuro. Este porcentaje aumenta a 51% al incluir en la ecuación de regresión factores explicativos psicosociales (integración, grado de compromiso, grado de satisfacción), demográficos (sexo y responsabilidad laboral) y cognitivos (auto-eficacia, estilo de atribución).

Zusho et al. (2003) encontraron que el porcentaje de varianza explicada para las calificaciones en un curso universitario introductorio de Química es de un 10% ($\beta=0,32$) cuando el rendimiento previo es la única variable en el primer paso de una regresión lineal jerárquica. Al incluir constructos motivacionales en pasos sucesivos de la regresión el rendimiento previo mantiene efectos directos y estadísticamente significativos ($\alpha=0,05$) en el rendimiento futuro, pero es la auto-eficacia la variable con efecto directo más alto ($\beta=0,44$), seguida del rendimiento previo ($\beta=0,22$). En cambio para Zeegers (2004), que realizó una investigación entre alumnos de Ciencias al ingreso a la Universidad y en cursos

intermedios, el rendimiento previo resulta ser la variable dominante en la explicación del rendimiento futuro (promedio general de calificaciones), aun incluyendo medidas de auto-eficacia. Esta dominancia pondría de manifiesto que si bien existen múltiples factores que podrían contribuir a los resultados educativos, sólo algunos parecen tener efectos directos y medibles, una vez que se ha controlado por el rendimiento previo.

En un modelo causal que incluye variables motivacionales, cognitivas y metacognitivas Zeegers (2004) encontró que el rendimiento previo es el factor explicativo con mayor efecto directo en las calificaciones, tanto para estudiantes al ingreso ($\beta=0,37$), como para estudiantes de cursos intermedios ($\beta=0,54$). Los modelos multivariantes para los dos grupos explican el 28% y el 48% de varianza respectivamente, pero dichos porcentajes descienden a 17% a 27% si el rendimiento previo se elimina de los modelos. Es decir, el agregado del rendimiento previo a un modelo que contiene variables motivacionales (entre otras) aumenta la varianza explicada en un 11% (estudiantes al ingreso) y en un 21% (estudiantes de cursos intermedios). Dada la correlación existente entre el rendimiento previo y los demás factores explicativos en el modelo, estos resultados no significan que el rendimiento previo explique el 11% y el 21 % de la varianza del rendimiento futuro. El resultado debe interpretarse como que la incorporación del rendimiento previo *aumenta la varianza explicada en esas cantidades respecto al poder*

explicativo del modelo que incluye sólo a las demás variables (Pedhazur, 1997).

En el trabajo de Grant y Dweck (2003), como se mencionó anteriormente, las autoras analizan las relaciones entre las metas académicas y el rendimiento (calificaciones en Química), controlando por rendimiento previo.

2.3.3. Síntesis

En suma, es indiscutible que el rendimiento previo, medido a través de las calificaciones obtenidas previamente (en el Bachillerato, al ingreso o en los primeros semestres de la Universidad) o del *rank-class*, juega un papel preponderante en la predicción de las calificaciones en la Universidad (McKenzie y Schweitzer, 2001; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003) o en la predicción de rendimiento operativizado mediante indicadores contruidos a partir de las calificaciones en la Universidad (Goberna et al., 1987).

Cuando el rendimiento a explicar se operativiza considerando los créditos académicos acumulados durante un cierto período, si bien estos indicadores están mucho menos estudiados, parecería que el rendimiento previo también resulta ser un buen predictor del rendimiento futuro. Así lo sugieren los resultados de Bivin y Rooney (1999) y de Rodríguez Ayán y Coello (en prensa) (rendimiento previo operativizado mediante calificaciones obtenidas en semestres o en

años anteriores) y de Nurmi et al. (2003) (rendimiento previo operativizado mediante el número de créditos acumulados en períodos anteriores).

De todo lo expuesto anteriormente se desprende que el rendimiento previo es una variable central en la predicción del rendimiento académico.

2.4. Factores relacionados con la inteligencia

El estudio de la inteligencia constituye un tema central en la investigación psicológica, particularmente en contextos educativos y laborales. Entre los factores considerados para explicar las diferencias de los sujetos en su rendimiento laboral la inteligencia es el factor que más se ha estudiado y es el más controvertido (Sternberg y Hedlund, 2002). Aunque la relación entre inteligencia y rendimiento académico puede parecer evidente, existen diferencias de concepción, y por lo tanto de operativización, de la inteligencia.

En este apartado se presenta un resumen de los principales enfoques con los que se ha abordado el estudio de la inteligencia y su relación con el rendimiento académico. Se describen las principales teorías desarrolladas, sin pretender abarcar todos los aportes, sino solamente los más relevantes en relación con la presente investigación. Se presentan también algunos indicadores de aptitud.

2.4.1. Enfoques y teorías de la inteligencia

El **enfoque psicométrico** de la inteligencia se caracteriza por conceptualizar la inteligencia como una capacidad intelectual, relativamente determinada por la genética. El énfasis del enfoque está en la medición de la conducta observable, sin analizar los procesos mediante los cuales se desarrolla una conducta inteligente.

Dentro de este marco, la estructura de la inteligencia difiere según los autores. El modelo bifactorial de Spearman (1904) propone la existencia de un factor de inteligencia general, unificada (factor *g*) y un factor específico, relacionado con la inteligencia para tareas específicas. El modelo multifactorial de Thurstone (1938) propone una inteligencia compuesta por ocho factores específicos: espacial, numérico, comprensión verbal, fluidez verbal, precisión perceptiva, memoria, razonamiento inductivo y razonamiento deductivo. Hay modelos como el de Guilford (1967; 1982) en el que se incluyen 120 categorías; la teoría de la inteligencia cristalizada y la inteligencia fluida (Cattell, 1971; Horn, 1994). La inteligencia fluida es la capacidad básica de adaptarse a situaciones nuevas; la inteligencia cristalizada representa el conocimiento acumulado.

Carroll (1993; 1997) realizó una integración de las concepciones mencionadas anteriormente, definiendo la inteligencia como un conjunto de aptitudes cognitivas, organizadas jerárquicamente en tres niveles de especificidad creciente,

situándose en la cima un factor de inteligencia general. La teoría de los tres niveles de aptitudes cognitivas es una expansión y extensión de teorías previas. Especifica qué tipos de diferencias individuales existen entre las aptitudes cognitivas y cómo se relacionan esos tipos de diferencias unos con otros (Carroll, 1997, p. 122).

En el nivel más básico se ubicarían las aptitudes más específicas (p.e., aptitud para la redacción, velocidad de razonamiento). En un segundo nivel habría componentes más complejos (p.e., la inteligencia fluida, la inteligencia cristalizada, la memoria, etc.); en el nivel más elevado estaría la inteligencia general o capacidad intelectual, similar al factor *g* de Spearman (1904). Según Sternberg y Kaufman (1998) si bien la teoría de Carroll (1993) no introduce nuevos componentes de la inteligencia, su gran aporte es la integración que logra de un conjunto abundante y diverso de investigaciones sobre los factores que componen la inteligencia.

Otro grupo de tendencias concibe la inteligencia desde una **perspectiva plural**. Bajo esta denominación agrupamos las teorías que convergen en una conceptualización más amplia de la inteligencia, abarcando aspectos que no están contemplados en los tests convencionales de medida del CI. Estas teorías cuestionan la existencia de una inteligencia unificada. Comparten la hipótesis de que los sujetos tienen diferentes fortalezas y que éstas pueden no ser identificadas mediante las medidas tradicionales de inteligencia,

pues dichos tests no estarían captando en su totalidad el constructo aptitud.

Dentro del enfoque plural podemos citar la teoría de las inteligencias múltiples de Gardner (1983), la inteligencia emocional (Goleman, 1995; Mayer, Salovey y Caruso, 2000), la inteligencia exitosa (Sternberg, 1985a, 1997, 1999; Sternberg y Hedlund, 2002).

Gardner (1983) originalmente propuso la existencia de siete tipos de inteligencia: lingüística (leer, escribir), lógico-matemática (resolución de problemas lógicos y matemáticos), espacial (distribución de objetos en el espacio), musical, corporal-kinestésica (danza, deportes), interpersonal (interacción con otras personas) e intrapersonal (comprenderse a sí mismo). Posteriormente introdujo la inteligencia naturalista (capacidad de encontrar patrones en la naturaleza) y explora la posibilidad de formas adicionales, principalmente la existencial (capacidad de conocimiento y control sobre las emociones) (Gardner, 1999). Según Gardner (1993) en los modelos tradicionales de la inteligencia se ha puesto demasiado énfasis en los tipos de inteligencia lógico-matemática y lingüística, pero ello es algo cultural, en diferentes circunstancias diferentes inteligencias cobran mayor importancia.

La teoría de la inteligencia exitosa (Sternberg, 1985a, 1997, 1999) propone una inteligencia compuesta por tres componentes: analítico, creativo y práctico. El componente analítico está

relacionado con la capacidad de analizar y evaluar las posibilidades que se tienen en la vida y es el más general de los tres con respecto al dominio disciplinar. Incluye aspectos tales como identificar el problema, definir su naturaleza, desarrollar estrategias para su resolución y monitorear el proceso de resolución. El componente creativo se relaciona con la capacidad de generar opciones de resolución de problemas y el componente práctico con la capacidad de implementar alternativas y aplicarlas con éxito en el mundo real. Estos dos componentes son relativamente específicos con respecto al dominio disciplinar.

Una visión presentada recientemente por Sternberg (2005) es que la inteligencia representa un *conjunto de competencias en desarrollo*, las cuales a su vez representan *niveles de pericia en desarrollo*. De esta manera la inteligencia, las competencias y el nivel de pericia serían *regiones dentro de un continuo en desarrollo* y no conceptos diferentes. Así, los sujetos expertos se conciben como individuos con alto grado de desarrollo de sus competencias y los sujetos competentes serían aquellos con altos niveles de desarrollo de sus habilidades. A la luz de este modelo, el buen rendimiento en un test de inteligencia requiere de cierto tipo de competencias (p.e., comprensión lectora, aptitud matemática, aptitud espacial). En la medida en que estas competencias se superpongan con las competencias requeridas para el éxito en los estudios o en el trabajo, se encontrará correlación entre las puntuaciones en el test y

el rendimiento académico o laboral. El modelo que propone Sternberg (2005) de cómo la aptitud se transforma en competencia y a su vez ésta en especialización del conocimiento se muestra en la Figura 2.3.

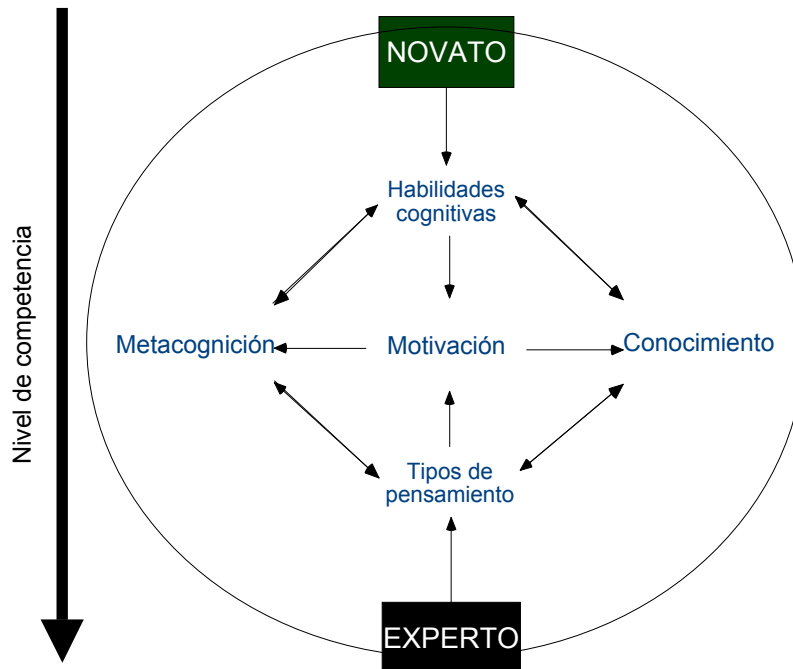


Figura 2.3. Desarrollo de aptitudes en competencias y de competencias en especialidad. Extraído de Sternberg (2005).

El modelo está compuesto por cinco elementos básicos, relativos a un determinado dominio: metacognición (comprensión y control de la propia cognición), habilidades cognitivas (estrategias para la apropiación del conocimiento), tipos de pensamiento

(analítico, crítico y práctico), conocimiento (declarativo y procedimental) y motivación.

El novato trabaja hacia la adquisición de competencias. El experto lo hace hacia niveles de especialización más elevados, mediante la puesta en práctica, deliberada y reflexiva, de un conjunto de habilidades adquiridas durante el proceso (Ericsson, 1996). En el centro se encuentra la motivación, que promueve las habilidades metacognitivas. Éstas por su parte activan las habilidades cognitivas. Éstas, conjuntamente con los tipos de pensamiento, promueven el aprendizaje, pero también retroalimentan a las habilidades metacognitivas. Así el grado de especialidad va en aumento. A su vez el conocimiento adquirido redundará en un empleo más eficiente de estos componentes en el futuro.

Puesto que el grado de especialización se da a distintos niveles, el ciclo se recorre muchas veces, avanzando cada vez hacia niveles más altos (p.e., el estudiante recién graduado hacia el profesional). Durante el proceso de progreso, el empleo deliberado de las habilidades adquiridas por el experto tiene lugar mediante la interacción de todos los elementos, dentro de un determinado contexto.

2.4.2. Indicadores de inteligencia: medidas convencionales y alternativas

Las diferentes conceptualizaciones de la inteligencia han dado lugar a diferentes formas de operativizar el constructo. Durante un siglo los psicólogos han administrado tests diseñados para medir la inteligencia general o factor *g*. El éxito histórico que ha tenido el CI como pronóstico de éxito académico y laboral ha contribuido a que este índice sea visto como la definición operativa de la inteligencia, especialmente en Occidente (Paulhus y Harms, 2004; Sternberg y Kaufman, 1998).

Si se concibe la medida de la inteligencia como la medida de las competencias en desarrollo, las correlaciones entre el CI y otros tipos de rendimiento representan solamente una superposición de las competencias requeridas para tener éxito en sendas actividades y no una relación intrínseca entre la inteligencia y otras medidas. Desde esta óptica, lo que distingue a los tests de aptitud de otras pruebas de rendimiento no son los tests propiamente, sino la interpretación que se hace de las puntuaciones obtenidas (Sternberg, 2005).

Las medidas tradicionales de la aptitud han recibido críticas, por considerar que el CI no capta el constructo aptitud en toda su extensión (Freeman, 1913; Gardner, 1983; Sternberg, 1985a). Así comenzó el interés por desarrollar instrumentos de medida

alternativos, por ejemplo incluyendo ítems sobre la percepción de la propia capacidad.

Se han desarrollado distintas escalas para evaluar la percepción sobre la propia capacidad. Entre éstas podemos citar: *Intellectual efficiency* (*le*) de Gough (1953), *Behavior Check List* (*BCL*) de Sternberg (1988), *Intellect composite* de Hogan y Hogan (1992), *Over-Claiming Questionnaire* (*OCQ*) de Paulhus y Bruce (1990), *Smart* de Trapnell (1994). En algunas investigaciones también se incluye la evaluación de la aptitud por parte de los pares, suministrándoles a éstos el mismo instrumento de medida que a los sujetos cuya capacidad se desea medir (p.e., Lysy y Paulhus, 1996; Paulhus y Harms, 2004).

Paulhus et al. (1998) estudiaron comparativamente las escalas *le*, *BCL*, *Intellect* y *Smart* como potenciales predictores del CI. Si bien sus resultados muestran que *le* y *Smart* son los mejores predictores, la principal conclusión de estos autores es que las cuatro escalas resultan útiles para evaluar la inteligencia, en tanto ésta sea concebida como un concepto amplio. La escala *OCQ* ha sido empleada tanto para evaluar la aptitud cognitiva (Paulhus y Harms, 2004) como también la tendencia a sobredimensionar las capacidades propias, con independencia del nivel de aptitud (Paulhus, Harms, Bruce y Lysy, 2003). Otros autores han medido el CI así como predicciones de los sujetos sobre sus propios CIs

(Furnham y Rawles; 1999; Reilly y Mulhern, 1995), encontrando correlaciones modestas entre los valores reales y las estimaciones.

Pike (1995, 1996) obtuvo correlaciones bajas / moderadas entre la capacidad percibida y las puntuaciones en tests estandarizados, pero en ningún caso obtuvo una “correspondencia uno-a-uno” (Pike, 1996, p. 110). Por lo tanto, los auto-informes pueden ser buenos predictores del rendimiento en pruebas estandarizadas, aunque no sustitutos de esas medidas (Paulhus et al., 1998; Pike, 1996).

Muchos factores afectan la magnitud de las correlaciones entre estas medidas y el CI. Por un lado, un grado de solapamiento elevado entre los contenidos de los instrumentos cuyas medidas se comparan redundan en una mayor correspondencia entre los resultados (Pike, 1995; Sternberg, 2005). Por ejemplo, la capacidad percibida y los resultados de tests estandarizados *basados en el mismo conjunto de especificaciones* son medidas congenéricas, es decir, representan un mismo constructo. Las puntuaciones en tests estandarizados, los auto-informes sobre el nivel de aprendizaje y el promedio de calificaciones resultan todas medidas válidas del aprendizaje, *pero en un dominio específico* (Anaya, 1999).

Otro factor que influye en las correlaciones es el método empleado para realizar las mediciones (Pike, 1995). La fiabilidad de las puntuaciones en tests estandarizados suele ser elevada, pero el

rango de contenidos que abarca la prueba suele ser estrecho; en cambio en los auto-informes en general se mide un espectro más amplio de resultados, pero de manera menos precisa (Astin, 1993).

Dos factores que contribuyen a explicar la moderada correspondencia hallada entre los auto-informes y las medidas más objetivas son la *ignorancia motivada* y la *ignorancia no motivada* (Paulhus, 1986). La primera sería la responsable de inflar la percepción de la capacidad propia, ubicándose a sí mismo por encima de la media de inteligencia, debido a una tendencia narcisista a sobredimensionar las aptitudes. También se incluye dentro de la ignorancia motivada el empleo de definiciones idiosincráticas de la inteligencia, que aseguran al sujeto una posición alta en las escalas (Dunning y Cohen, 1992). El componente de ignorancia no motivada vendría dado por la falta de interés del sujeto en este tipo de cuestiones (Campbell y Lavalley, 1993).

Otro factor que contribuye a explicar las diferencias es la tendencia común de las personas a basar la percepción de la capacidad propia en aptitudes que abarcan más que las aptitudes medidas a través del CI. Según Sternberg, Conway, Ketron y Bernstein (1981) y Sternberg (1985b) los sujetos emplean *teorías implícitas* para evaluar tanto su propia inteligencia como la de otros. Estas teorías implícitas son construcciones de todos los sujetos, a diferencia de las teorías explícitas, elaboradas por los científicos a

partir del rendimiento de las personas, cuando éstas ejecutan tareas que requieren inteligencia.

De acuerdo con los resultados de Sternberg et al. (1981) y de Sternberg (1985b) las personas emplearían las teorías implícitas de una manera sistemática. Ello implica que la concepción implícita de “sujeto inteligente” se corresponde con un patrón organizado de aptitudes y por lo tanto la evaluación de la inteligencia se haría de una manera precisa. Este patrón de aptitudes incluye las mismas aptitudes que se miden mediante los tests convencionales, pero además abarcan el lado práctico de la inteligencia. Existiría pues una fracción de la inteligencia que no es medida a través del CI y que sería detectada tanto por el sujeto como por sus pares, de una manera sistemática.

En línea con lo anterior, Lysy y Paulhus (1996) encontraron que la percepción de la propia capacidad es un buen predictor de la inteligencia evaluada por parte de los pares, con independencia de las medidas de CI. Las medidas de capacidad mediante auto-informes tendrían un valor en sí mismas, más allá del CI (Paulhus et al., 1998).

Tanto las medidas convencionales como las alternativas presentan ventajas y desventajas. Las primeras presentan la ventaja de ser objetivas, pero su contenido es relativamente estrecho, restringido al dominio académico y las condiciones de aplicación

pueden tener un efecto muy estresante en los sujetos (Paulhus y Harms, 2004). Las percepciones de los pares abarcan un rango de contenidos más amplio que las medidas objetivas, pues pueden aportar información sobre un conjunto de situaciones donde se pone de manifiesto la aptitud cognitiva de los sujetos, más allá del dominio académico. Sin embargo, su validez está limitada por la experiencia y por el grado de conocimiento del informante respecto a los sujetos cuya aptitud se desea medir; por tal razón se deben considerar solamente informantes calificados. Finalmente, el auto-informe es la medida de aptitud que cubre el mayor rango de experiencia; como contraparte, se trata de una medida sujeta a distorsiones por el sesgo en las respuestas (Gabriel et al., 1994; Paulhus et al., 1998; Paulhus y Harms, 2004).

Cabe aclarar que las medidas alternativas no han sido recomendadas por los investigadores como sustitutas del CI, sino como medidas alternativas, que abarcarían aspectos de las aptitudes cognitivas que el CI no capta. Los resultados de las investigaciones sugieren validez convergente entre los auto-informes y las medidas objetivas de la aptitud, con un grado de solapamiento considerable. Pero la fracción que no se solapa – y que en parte explica que las correlaciones halladas sean solamente moderadas – requiere de más investigación (Paulhus y Harms, 2004; Paulhus et al., 1998; Pike, 1995, 1996). Persiste la búsqueda de nuevos y mejores instrumentos de medidas alternativas de la aptitud, teniendo

en cuenta que una ventaja tanto de los auto-informes como de la evaluación por pares es que ninguno de ellos supone el contexto estresante característico de la aplicación de los tests de medida del CI.

2.4.3. Auto-percepción de la aptitud

En el campo de la investigación educativa existe un énfasis creciente por los auto-esquemas de los sujetos (Graham y Weiner, 1996). La razón para ello es la hipótesis de que las percepciones que los sujetos tienen de sí mismos y de sus capacidades serían fuerzas vitales para el éxito o el fracaso (Schunk y Pajares, 2005).

La percepción de los sujetos sobre sus propias capacidades ha sido considerada por numerosas investigaciones en estudios de rendimiento académico (p.e., Anaya, 1999; Bandura, 1977; 1993; 1997; Bell y Kozlowski, 2002; Bouffard, 1990; Breen y Lindsay, 2002; Cassidy y Eachus, 2000; Clifton et al., 2004; Choi, 2005; Grant y Dweck, 2003; Kahn y Nauta, 2002; Linnenbrink, 2005; McKenzie y Schweitzer, 2001; Miller et al., 1996; Nurmi et al., 2003; Pajares, 1996a; Pajares, Britner y Valiante, 2000; Pajares y Krantzler, 1995; Pajares y Miller, 1995; Pike, 1995, 1996; Rost, Sparfeldt, Dickhäuser y Schilling, 2005; Valentine, Dubois y Cooper, 2004; Valle et al., 2003b; Vrugt, Oort y Zeeberg, 2002; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003).

Existen diversas conceptualizaciones y operativizaciones de la percepción de la aptitud, por lo que los resultados de las investigaciones pueden variar según cómo se conceptualice el constructo y según qué tipo de mediciones se efectúen. Según Schunk y Pajares (2005) la existencia de tantos constructos relacionados con la percepción de la aptitud constituye una “prueba de la incapacidad en el área para converger sobre la naturaleza y conceptualización de la capacidad percibida” (p.91). Para Schunk y Pajares el problema no es la diversidad de conceptualizaciones, puesto que éstas podrían desempeñar roles diversos y, por lo tanto, suministrar información complementaria. En su opinión el problema reside en que las conceptualizaciones de la capacidad percibida son razonablemente similares unas a otras, pero se operativizan de diversa manera, lo que torna muy difícil la comparación de los resultados.

Algunos términos empleados para identificar a los constructos relacionados con la percepción de la aptitud, resumidos por Schunk y Pajares (2005) son: auto-eficacia, auto-concepto, auto-concepto académico, auto-concepto específico para una tarea, auto-concepto de aptitud, expectativas de resultados, expectativas de valor, control percibido, percepción de la dificultad de las tareas, auto-percepciones de la aptitud, auto-evaluación de la aptitud, competencia subjetiva, auto-estima, auto-confianza.

Partiendo de una concepción amplia de la inteligencia y dado el creciente énfasis que se está dando en los contextos educativos al estudio de los auto-esquemas de los estudiantes (Graham y Weiner, 1996), en el apartado **2.5** se amplían los antecedentes sobre la capacidad percibida desde el enfoque de la motivación – en vista de que estas auto-percepciones constituyen componentes centrales de muchas teorías sobre la motivación de logro – y su relación con el rendimiento académico. También se presentan las similitudes y diferencias entre las conceptualizaciones y operativizaciones del constructo percepción de la aptitud.

2.5. Factores relacionados con la motivación

En este apartado se analizan las investigaciones sobre rendimiento académico en las que se han empleado factores explicativos motivacionales. Previamente se ofrece un panorama general acerca de la terminología motivacional, así como una descripción de los diversos marcos teóricos existentes.

2.5.1. Definición de motivación y terminología motivacional

La palabra motivación tiene la raíz latina *motus*, que significa mover, poner en acción. En ese sentido el estudio de la motivación es el estudio de la acción. Pero la motivación está lejos de ser un fenómeno unitario. Existe una multiplicidad de definiciones y los investigadores no han llegado a un acuerdo ni en la definición ni en la operativización de los constructos motivacionales clave (Elliot y

Dweck, 2005; Murphy y Alexander, 2000; Pintrich, 2000a; Schunk, 2000). Además los sujetos presentan no solo diferentes niveles de motivación sino también diferentes orientaciones motivacionales, es decir, distintos objetivos que dan lugar a la acción, lo cual concretamente se refiere al porqué de tal acción (Ryan y Deci, 2000). Algunos ejemplos de definiciones de motivación son:

Para un lego en la materia la motivación implica un gran interés personal en un tema o actividad particular. Los alumnos que están interesados están motivados y aprenden y obtienen logros debido a ese interés (Linnenbrink y Pintrich, 2002b, p.314-315).

De hecho, la motivación posiblemente sea el elemento indispensable para el éxito escolar. Sin motivación el estudiante ni siquiera trata de estudiar. Y por supuesto, si una prueba no es importante para el examinado, puede obtener un rendimiento pobre debido simplemente a falta de esfuerzo de su parte por hacer un buen trabajo” (Sternberg, 2005, p.19).

Estar motivado significa tener el impulso para hacer algo. A una persona que no siente ímpetu o inspiración para actuar se la caracteriza como no motivada, en tanto que se considera motivado a alguien que está energizado o activado hacia un fin. (Ryan y Deci, 2000, p. 54).

La motivación de logro puede definirse como la energización y dirección del afecto, la cognición y la conducta, basados en la competencia. (Elliot, 1999, p.169).

La motivación es el estudio de por qué las personas piensan y actúan de la manera cómo lo hacen. (Graham y Weiner, 1996, p.63).

Motivación es el proceso que instiga y sustenta las actividades dirigidas hacia unas metas. (Pintrich y Schunk, 1996, p. 4).

La motivación en sí misma no es otra cosa que un conjunto de patrones de acción que activan al individuo hacia determinadas metas (querer aprender, por ejemplo), con su carga emocional, que se instauran en la propia cultura personal del sujeto, después de un complicado proceso de interiorización de los patrones que ve y experimenta de otros agentes culturales. (Huertas, 1999, p. 59-60).

La motivación que nos interesa en contextos educativos es la motivación de logro o *achievement motivation*. Las investigaciones sobre motivación de logro datan de largo tiempo atrás. A comienzos del siglo XX prevaleció la concepción de que la motivación era una necesidad interna de los sujetos, que los impulsaba a llevar a cabo determinadas acciones. Se trataba de un enfoque fisiológico para comprender el comportamiento humano, cuyas limitaciones llevaron a los científicos a considerar la existencia de necesidades *adquiridas* y no innatas. En la década de los 50 los trabajos de McClelland,

Atkinson y sus colaboradores consolidaron la investigación sobre motivación de logro dentro de la Psicología científica (Atkinson, 1957; 1964; McClelland, 1961; McClelland, Atkinson, Clark y Lowell, 1953; McClelland, Clark, Roby y Atkinson, 1949). Esta corriente supone que el logro es el resultado de un conflicto emocional entre la búsqueda del éxito y la evitación del fracaso (véase Covington, 2000).

El cuerpo de conocimientos generado desde entonces sin duda ha contribuido a la comprensión de la naturaleza de la motivación de logro; muchos estudiantes, empleadores y otros actores se han visto beneficiados por la aplicación de los conocimientos adquiridos a situaciones de la vida real. Sin embargo, aún hoy el concepto de “logro” no está definido claramente en la bibliografía sobre motivación de logro y no se encuentra una comprensión articulada y consensuada acerca de cómo debe operativizarse (Elliot y Dweck, 2005).

Como consecuencia de lo anterior, por un lado la bibliografía adolece de una falta de definición clara de los constructos motivacionales y de la especificación de su operativización (Murphy y Alexander, 2000; Schunk, 2000). Sin una definición precisa de la naturaleza del logro no estará claro lo que debe – y lo que no debe – incluirse bajo el término “motivación de logro”. El impacto de esta imprecisión se pone de manifiesto en la dificultad para operativizar

los constructos y para construir modelos teóricos con un sustento conceptual sólido (Elliot y Dweck, 2005).

Por otro lado, las investigaciones sobre motivación de logro abarcan un espectro de conocimientos demasiado limitado en relación con su potencial. Por ejemplo, la mayoría de las producciones científicas sobre motivación de logro proceden de Occidente y las investigaciones se han ocupado primordialmente de los logros individuales de los sujetos a nivel académico, deportivo o laboral. En ausencia de una definición clara del término logro, la guía de los esfuerzos teóricos y empíricos de los investigadores suele ser su propia intuición o bien una concepción genérica, popular, del término. Así, el énfasis de las investigaciones en los logros individuales de tipo académico, deportivo o laboral es coherente con una concepción individualista del logro, propia de las sociedades occidentales (Elliot y Dweck, 2005).

Murphy y Alexander (2000) realizaron una exploración de la terminología empleada en la bibliografía sobre motivación asociada a los logros académicos. Para ello seleccionaron 20 términos centrales para ser empleados como criterios de búsqueda en publicaciones que incluyeran medidas de rendimiento académico y de motivación (véase Figura 2.4). En su búsqueda identificaron varios programas de investigación bien establecidos, bajo la denominación amplia “motivación de logro”, con una proliferación

terminológica que Murphy y Alexander atribuyen al incremento de subcategorías bajo un término motivacional más general. Por ejemplo, metas de aprendizaje, metas de ejecución, metas orientadas a la tarea, etc., bajo el nombre general “metas”.

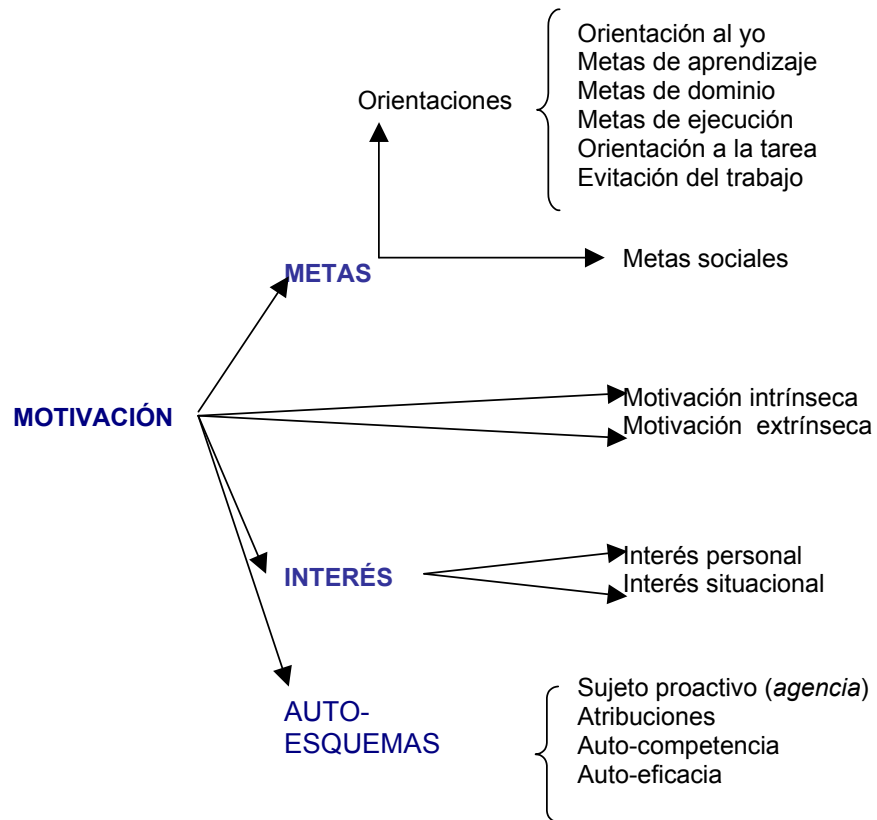


Figura 2.4. Corpus de 20 términos motivacionales relevantes para el estudio del logro académico. Extraído de Murphy y Alexander (2000).

También encontraron cierta tendencia a mantener sin definir los términos más globales como motivación, interés, atribuciones. Por ejemplo, de 51 trabajos en los que se empleó el término motivación, solamente 4 presentaron una definición explícita; en 17

se encontraron definiciones implícitas y en 30 no se encontró ninguna definición. En la Tabla 2.2 se reproducen las definiciones encontradas.

Tabla 2.2
Definiciones conceptuales de los términos seleccionados por Murphy y Alexander (2000)

Concepto	Definición
META <i>Goal</i>	<i>Lo que en general los estudiantes desean lograr en sus clases, sea de orden académico o social, (Wentzel, 1989).</i>
Orientaciones <i>Goal orientation</i>	<i>Conjunto de intenciones conductuales que determina cómo los alumnos enfocan las actividades de aprendizaje, (Meece, Blumenfeld y Hoyle, 1988, p. 514).</i>
Metas de dominio <i>Mastery goals</i>	El deseo de desarrollar competencia e incrementar el conocimiento mediante aprendizaje (p.e., Ames y Archer, 1988; Archer, 1994). Sinónimos: Metas de aprendizaje (Dweck, 1986; Dweck y Elliott, 1983), metas orientadas a la tarea (Nicholls, 1984; Nicholls, Patashnick y Nolen, 1985).
Metas de ejecución <i>Performance goals</i>	El deseo de obtener juicios favorables y evitar juicios desfavorables acerca de la propia competencia, particularmente si el éxito se logra mediante un mínimo esfuerzo (Dweck, 1986; Dweck y Elliott, 1983). Sinónimo: metas orientadas al yo (Nicholls, 1984, Nicholls, Patashnick y Nolen, 1985).
Evitación del trabajo <i>Work-avoidant goal</i>	<i>El principal objetivo es realizar el trabajo con un mínimo esfuerzo (Meece, Blumenfeld y Hoyle, 1988, p. 515).</i>
METAS SOCIALES <i>Social goals</i>	Se refiere a metas cuyo contenido acompaña los aspectos sociales del aula, tales como complacer a los demás (profesores, colegas) y tratar de ser socialmente responsable (realizando lo que le fue solicitado) (p.e., Miller, Greene, Montalvo, Ravindran, y Nichols, 1996; Wentzel, 1991).
INTERÉS <i>Interest</i>	<i>Procesos mediante los cuales se vigorizan las necesidades o los deseos subyacentes de los alumnos (Alexander, Murphy, Woods, Duhon y Parker, 1997, p. 128).</i>
Interés individual <i>Individual interest</i>	Un interés profundo, que emerge de la propia historia del sujeto interactuando con objetos o estímulos, caracterizado por el deseo de desarrollar competencia (p.e., Albin, Benton, y Khramtsova, 1996; Alexander, Murphy, Woods, Duhon, y Parker, 1997; Hidi, 1990; Schiefele, 1991).
Interés situacional <i>Situational interest</i>	Interés transitorio, relativo a las características específicas de un evento u objeto en un contexto inmediato. (p.e., Albin, Benton y Khramtsova, 1996; Alexander, Murphy, Woods, Duhon, y Parker, 1997; Hidi, 1990; Schiefele, 1991).

(Continuación)

Tabla 2.2
Definiciones conceptuales de los términos seleccionados por Murphy y Alexander (2000) (Continuación)

Concepto	Definición
MOTIVACIÓN <i>Motivation</i>	<i>Proceso psicológico implicado en la dirección, el vigor y la persistencia de la conducta</i> (Bergin, Ford y Hess, 1993, p. 437).
Motivación intrínseca <i>Intrinsic motivation</i>	<i>Se lleva a cabo la tarea porque es reconfortante, no porque se espere obtener un premio como consecuencia</i> (Whang y Hancock, 1994, p. 306).
Motivación extrínseca <i>Extrinsic motivation</i>	<i>Llevar a cabo la tarea para obtener algo más allá de la actividad en sí misma</i> (Whang y Hancock, 1994, p. 306).
AUTO-ESQUEMA <i>Self-schema</i>	Se refiere al conocimiento personal acerca de uno mismo, que representa diferencias individuales consistentes en la forma en que cada uno percibe y responde frente a los eventos (Pintrich y Schunk, 1996). <i>Similar al auto-concepto, pero representa una visión de sí mismo mucho más dinámica y situacional</i> (Pintrich, 1994, p. 140).
Sujeto proactivo <i>Agency</i>	Se refiere a la concepción de que los individuos son agentes activos de su propio aprendizaje y en la construcción de su propio auto-esquema (p.e., Deci y Ryan, 1991; Ryan, 1993).
Atribución <i>Attribution</i>	<i>Búsqueda del estudiante a fin de comprender su rendimiento académico, haciendo atribuciones causales para explicar por qué obtiene cierto resultado</i> (Peterson, 1992, p. 114).
Auto-competencia <i>Self-competence</i>	<i>Juicios evaluativos del estudiante acerca de su aptitud para llevar a cabo ciertas tareas</i> (Pintrich y Schunk, 1996, p.82).
Auto-eficacia <i>Self-efficacy</i>	<i>Juicios de las personas acerca de su capacidad para organizar y ejecutar cursos de acción requeridos para alcanzar cierto rendimiento designado</i> (Bandura, 1986, p. 391)

Nota. Tabla extraída de Murphy y Alexander (2000)

Una explicación que proponen Murphy y Alexander (2000) para la falta de definición de los constructos es que los investigadores parten del supuesto de que los lectores de este tipo de bibliografía comprenden estos términos adecuadamente; aunque también consideran plausible lo que dicen Pajares y Miller (1994) “las personas rara vez piensan en lo que quieren decir cuando emplean el término motivación” (p. 156).

Las publicaciones sobre motivación de logro representan entonces un conjunto de trabajos teóricos y empíricos centrados en una concepción coloquial del término logro como señalan Elliot y Dweck (2005). Estos autores proponen orientar el foco de las investigaciones hacia el constructo *competence*, definiéndolo como una necesidad psicológica básica del ser humano, que tiene impacto en lo afectivo, lo cognitivo y lo conductual.

Conscientes o no, muchas de las conductas diarias de las personas resultan energizadas u orientadas por la posibilidad de competencia o incompetencia En cualquier situación donde la evaluación de la competencia energice u oriente la conducta, la motivación por la competencia es operativa. (Elliot y Dweck, 2005, p.7).

Así concebida, la competencia representa una base ideal para asentar la bibliografía sobre motivación de logro. Sería el eje articulador entre la corriente basada en necesidades y la corriente

cognitiva de las investigaciones actuales. Con el foco en la competencia, las metas pueden conceptualizarse como manifestaciones conscientes, sociales y cognitivas derivadas de necesidades subyacentes: experimentar competencia y evitar experimentar incompetencia (Covington, 2005).

2.5.2. Teorías sobre la motivación

Existen muchos referentes teóricos en el estudio de la motivación y sería verdaderamente imposible incluir aquí todos los programas de investigación existentes, además de que tampoco es el objetivo de este trabajo realizar una revisión exhaustiva sobre el tema. Por tanto resumiremos solamente algunos de estos referentes.

Algunos autores han propuesto revisiones integradas de la motivación, interrelacionando unas teorías con otras. Por ejemplo, Linnenbrink y Pintrich (2002b) conciben la motivación como un constructo posibilitador del éxito académico, multifacético, constituido por cuatro componentes clave: atribuciones, motivación intrínseca, auto-eficacia y metas académicas, los cuales representarían las teorías socio-cognitivas más importantes (Eccles, Wigfield y Schiefele, 1998; Graham y Weiner, 1996; Pintrich y Schunk, 1996).

Seifert (2004) también propone una visión integrada, interrelacionando cuatro teorías motivacionales que según su visión serían las más prominentes en la investigación contemporánea:

atribuciones, auto-valoría, auto-eficacia y metas académicas. Seifert vincula estas teorías mediante la importancia de las emociones y percepciones del sujeto como elemento subyacente común a todas. Para Weiner (1986) las emociones son disparadores motivacionales que surgen a partir de las atribuciones causales de los resultados y que influyen en el comportamiento subsiguiente del sujeto. Para Bandura (1977) la percepción de la aptitud para realizar ciertas tareas determina el grado de implicación del sujeto con la tarea. Según Dweck (1986) los estudiantes con mayor confianza en sí mismos se orientan hacia el aprendizaje, en tanto que los que se sienten ineficaces tienen orientaciones hacia resultados. Según la teoría de Covington (1984) la percepción de la aptitud implica auto-valoría y para los alumnos orientados a la evitación del fracaso la percepción del esfuerzo también es importante, pues es sinónimo de aptitud.

En los epígrafes **2.5.2.1–2.5.2.5** presentaremos un resumen de las teorías de atribución causal, autovaloría, motivación intrínseca-extrínseca, auto-percepciones de la aptitud y metas académicas. En los dos siguientes epígrafes nos centraremos en la relación entre el rendimiento académico y las auto-percepciones de la aptitud (epígrafe **2.5.2.6**) y entre el rendimiento académico y las metas académicas (epígrafe **2.5.2.7**).

2.5.2.1. Teoría de atribuciones causales

En líneas generales esta teoría pone el énfasis en las interpretaciones que hacen los sujetos de sus resultados académicos (atribuciones causales). Serían estas interpretaciones – y no los resultados propiamente dichos – los determinantes de las emociones de los sujetos, sus expectativas de éxito y sus conductas futuras.

Según Weiner (1985, 1986) una secuencia motivacional comienza con un resultado académico, por lo general un fracaso, un resultado importante o inesperado (puesto que es poco probable que ante un éxito esperado el sujeto se cuestione el porqué del mismo). A partir de factores variados (antecedentes causales) el sujeto busca posibles causas que expliquen el resultado. Las principales causas identificadas por Weiner serían aptitud, esfuerzo, dificultad de la tarea y suerte. Estas razones pueden describirse de acuerdo con tres dimensiones: *locus* (internas o externas respecto al sujeto), *estabilidad* (duración temporal) y *controlabilidad* (posibilidad de ser controladas por el sujeto). Por ejemplo, el esfuerzo sería una causa interna, variable y controlable; la suerte sería externa, variable e incontrolable.

Las dimensiones causales tienen incidencia sobre dos factores: las expectativas de éxito futuro y las emociones o valores de los logros (Weiner, 1986). Estos dos factores (expectativas y

valores) serían concebidos como los determinantes de la motivación (Atkinson, 1964; véanse Eccles, 2005; Eccles y Wigfield, 2002; Wigfield y Eccles, 2000).

La dimensión *estabilidad* tiene incidencia en las expectativas: atribuir el resultado a una causa estable (p.e., aptitud) tiene mayor incidencia en las expectativas de éxito futuro que la atribución a una causa variable (p.e., esfuerzo). El *locus* y la *controlabilidad* se vinculan con las reacciones afectivas. Por ejemplo, atribuir el éxito a una causa interna despierta sentimientos de orgullo e incremento de la autoestima. Ante un fracaso, la controlabilidad conjuntamente con el locus determinan si se producen sentimientos de culpa (causa interna, controlable) o de vergüenza (causa interna, no controlable). Estos sentimientos (orgullo, culpa, vergüenza), conjuntamente con las expectativas de éxito, estarían determinando el comportamiento subsiguiente (véase Figura 2.5 para un esquema de la secuencia).

Cuando los estudiantes atribuyen sus logros a factores controlables presentan mayor nivel de motivación y generalmente logran un mejor rendimiento que cuando sienten que no tienen control sobre su propio aprendizaje (Weiner, 1986). Pero esta teoría no sugiere una relación directa entre atribuciones causales y rendimiento académico, sino que serían relaciones mediadas por otros procesos psicológicos (véase Figura 2.5).

Posteriormente Weiner (2000) distinguió la teoría atribucional *intrapersonal* (descrita en este epígrafe) de la *interpersonal*, en la cual quienes realizan las atribuciones causales no son los propios sujetos sino otros actores del contexto (profesores, padres, pares). Una comparación entre ambos enfoques puede consultarse en Weiner (2000, 2005).

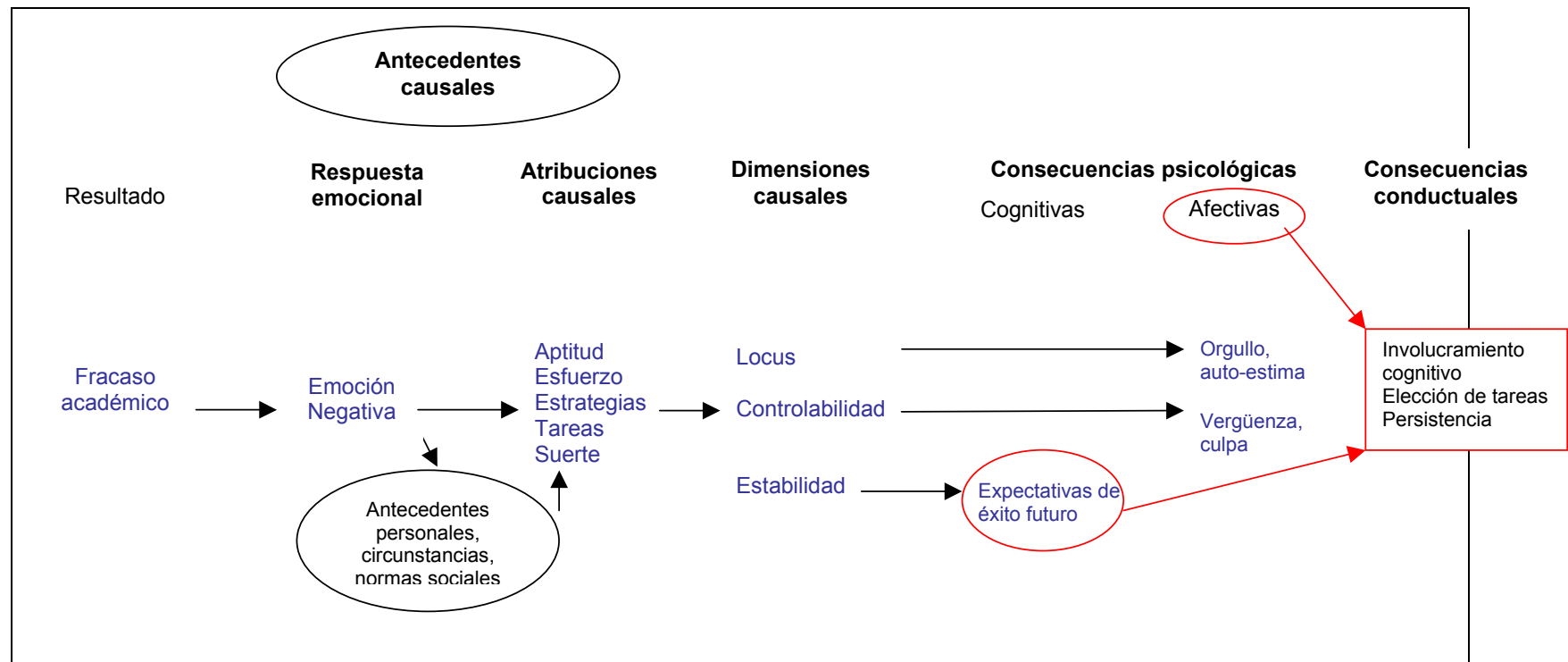


Figura 2.5. Motivación intrapersonal desde una perspectiva de atribución causal. Adaptado de Weiner (2000, 2005)

2.5.2.2. Teoría de la autovalía (self-worth)

Según Covington (1992, 1998) existe entre los estudiantes la tendencia a establecer y mantener una imagen positiva de sí mismos (auto-valía), independientemente de que su orientación motivacional sea al aprendizaje o a la ejecución.

En la sociedad occidental, donde las personas son valoradas principalmente por sus logros, la mayoría de los jóvenes mide su valor como estudiante a través de las calificaciones que obtiene. Sin embargo, la clave reside en la definición de éxito que adopta el estudiante (Covington, 2000). Por ejemplo, los alumnos orientados al éxito (Atkinson, 1957; Covington, 1992) conciben el éxito como sinónimo de lograr lo mejor de sí mismos, independientemente de los logros de otros. Estos estudiantes también valoran la aptitud, pero concebida como una herramienta para alcanzar metas personales significativas.

Otros estudiantes, en cambio, valoran la aptitud como una cuestión de estatus y definen la competencia en términos de ser tener un rendimiento académico superior al de otros. Para estos alumnos la fuente de autovalía son las calificaciones y la aptitud es la fuente del buen desempeño. Las evaluaciones, las comparaciones sociales y la competitividad académica hacen difícil que algunos alumnos se perciban a sí mismos como competentes. Para que estos sujetos puedan mantener la autovalía el camino clave

propuesto por Covington (1992) es la protección de su imagen: mostrar o aparentar alto nivel de competencia, o cuando menos, evitar parecer incompetentes. El esfuerzo por la tarea también se torna importante, pues opera como un indicador de aptitud para estos alumnos: a mayor necesidad de esfuerzo, menor nivel de aptitud. Por lo tanto, pueden preferir evitar una tarea que implique desafíos (orientación a la evitación del fracaso) en lugar de esforzarse por llevarla a cabo con éxito. El fracaso atribuido a la falta de esfuerzo suele producir sentimientos de culpa, pero el fracaso atribuido a la falta de aptitud produce sentimientos de vergüenza y en general se prefieren los primeros a los últimos (Covington, 1984).

2.5.2.3. Teorías basadas en la motivación intrínseca – motivación extrínseca

La motivación intrínseca significa “hacer algo porque es inherentemente interesante o disfrutable”, en tanto que la extrínseca es “hacer algo porque conduce a un determinado resultado” (Ryan y Deci, 2000, p. 55). Existen distintas líneas de investigación basadas en la distinción motivación intrínseca-extrínseca. Una de ellas es la teoría de la auto-determinación (Deci y Ryan, 1985).

Para Deci y Ryan (1985) el foco está en si el involucramiento del sujeto en una actividad es auto-determinado. Las conductas intrínsecamente motivadas se realizan para satisfacer la necesidad innata de competencia y autonomía, lo cual constituye el prototipo

del comportamiento auto-determinado. En cambio la motivación extrínseca tendría un carácter netamente instrumental, sería la vía para obtener un resultado separado de la conducta.

En su visión clásica, la motivación extrínseca está sujeta a un control puramente externo y no auto-determinado (p.e., deCharms, 1968). Pero desde la teoría de la auto-determinación (Deci y Ryan, 1985) pueden existir tipos de motivación extrínseca, con grado de auto-determinación variable. El sujeto extrínsecamente motivado puede tener sentimientos de resentimiento o desinterés al ejecutar la tarea (visión clásica). Pero también puede adoptar actitudes que reflejan cierto grado de aceptación del valor de la tarea. Por ejemplo, ejecutar una tarea para evitar una sanción de los padres y ejecutar una tarea porque se considera útil para la carrera son dos conductas motivadas extrínsecamente, pero difieren en el grado de autonomía: la primera refiere a un control puramente externo, la segunda implica sentimientos de elección.

Ryan y Deci (2000) extendieron la dicotomía motivación intrínseca-extrínseca, argumentando que las conductas motivadas extrínsecamente no siempre están sujetas a controles puramente externos y que pueden variar en su grado de autonomía mediante procesos de internalización. Cuanto más se internalizan las razones de las acciones, éstas se vuelven más auto-determinadas. Así, la motivación extrínseca se clasifica en cuatro categorías: 1.- externa:

la acción menos autónoma, dedicada a satisfacer demandas externas; 2.- introyectada: existe aprobación de la tarea por parte de uno mismo o de los demás; 3.- identificada: el sujeto se identifica con la importancia o utilidad de la tarea; 4.- integrada: la más autónoma de todas, el valor que el individuo adjudica a la tarea está en congruencia con sus propios valores y necesidades. Esta última categoría presenta rasgos de la motivación intrínseca – ambas son autónomas – pero sigue siendo una forma de motivación extrínseca, pues la acción, aunque volitiva y valorada, sigue siendo un camino para obtener un resultado separado de la misma.

Un mayor grado de autonomía en la motivación extrínseca ha sido asociado con un mejor rendimiento (Miserandino, 1996), con niveles más bajos de deserción (Vallerand y Bissonnette, 1992) y con mejor calidad del aprendizaje (Grolnick y Ryan, 1987).

2.5.2.4. Teorías basadas en las auto-percepciones de la aptitud

Como ya se mencionó en el epígrafe **2.4.3**, las percepciones que los sujetos tienen de sí mismos y de sus capacidades serían fuerzas vitales para el éxito o el fracaso (Schunk y Pajares, 2005), lo cual ha redundado en un énfasis creciente por los auto-esquemas de los sujetos (Graham y Weiner, 1996). En el mismo apartado también se citaron numerosos trabajos en los cuales se han medido estas

percepciones y se han relacionado con otros constructos psicológicos así como con el rendimiento académico.

En este apartado abordaremos dos de los constructos que se agrupan en torno al término más general “percepción de la aptitud, competencia o capacidad”, que son la auto-eficacia y el auto-concepto. Otras percepciones de la aptitud (expectativas de resultados, control percibido) pueden consultarse en Schunk y Pajares (2005) y en Zimmerman (2000).

La **auto-eficacia** fue definida por Bandura (1977) como el juicio personal de los sujetos acerca de su propia capacidad para ejecutar cursos de acción tendientes al cumplimiento de determinadas metas. Se refiere a la capacidad de ejecutar acciones *específicas de un dominio disciplinar y a futuro*, por ejemplo, sentirse capaz de aprobar un examen de una determinada disciplina. Se trata de un elemento central que incide en el pensamiento, en la motivación, en los sentimientos y en la conducta general de los individuos. Sujetos con bajo nivel de auto-eficacia tendrán también bajo nivel de aspiraciones y poco compromiso con los objetivos que se proponen concretar. Por el contrario, aquellos con niveles altos de auto-eficacia tienden a enfrentar las tareas como desafíos, se proponen objetivos ambiciosos y mantienen un alto nivel de compromiso con los mismos.

Bandura (1993) resume cuatro procesos mediante los cuales la auto-eficacia influye en el desarrollo cognitivo: cognitivos, motivacionales, afectivos y de selección. A la vez existen tres niveles en los cuales opera este constructo: estudiantil, docente e institucional. Por lo que respecta a los estudiantes, las creencias de los alumnos en su habilidad para regular su propio aprendizaje y llevar a cabo las tareas académicas con éxito determina sus aspiraciones, su nivel de motivación y sus logros académicos. Respecto al cuerpo docente, la confianza de los profesores en su habilidad para motivar y promover aprendizajes significativos en los estudiantes afecta los entornos de aprendizaje que se promueven así como el nivel del progreso académico de los alumnos. Finalmente, la confianza en la eficacia instruccional colectiva contribuye significativamente al nivel de desempeño institucional. Las características de los estudiantes ejercen influencia en el desempeño de las instituciones, sobre todo mediante su incidencia en la percepción de la eficacia colectiva por parte del cuerpo docente.

El **auto-concepto** es un constructo relacionado con la auto-eficacia, si bien más general que ésta, referido a un conjunto de auto-descripciones (auto-imagen) y auto-evaluaciones (auto-estima) del sujeto, formadas a través de la experiencia (Marsh y Shavelson, 1985; Shavelson y Bolus, 1982).

En la década de los 80 los investigadores propusieron una reconceptualización del auto-concepto, concibiéndolo como organizado, estable, multifacético, crecientemente multidimensional, jerárquico, evaluativo, diferenciable (Shavelson y Marsh, 1986). La organización jerárquica es la característica que ha recibido más atención (Schunk y Pajares, 2005). Marsh y Shavelson (1985) diferenciaron el auto-concepto global, que estaría situado en la cima de la estructura, de otras auto-percepciones más concretas, referidas a los ámbitos académico, social, emocional, etc. Por debajo de éstas se encontrarían sucesivas categorías, progresivamente más específicas. Así se encuentra dentro del auto-concepto académico, los auto-conceptos específicos de los dominios disciplinares. Byrne (1984) define el auto-concepto como un constructo multidimensional, con un factor general y varios factores específicos, uno de los cuales es el autoconcepto académico.

Bong y Skaalvik (2003) examinaron las propiedades del auto-concepto global y de la auto-eficacia, concluyendo que difieren en aspectos importantes. La auto-eficacia comprende unas metas especificadas, un contexto específico y está orientada al futuro. El auto-concepto es una auto-percepción normativa, está estructurado jerárquicamente y orientado al pasado. De acuerdo con Bong y Skaalvik la auto-eficacia podría ser un precursor del desarrollo del auto-concepto. Pero por otro lado los dos constructos están relacionados (Pajares y Schunk, 2002): los estudiantes con alta

auto-eficacia pueden desarrollar un auto-concepto también alto, y éste por su parte puede conducirlos a enfocar nuevas tareas de aprendizaje con auto-eficacia.

Los teóricos en auto-eficacia y auto-concepto han enfatizado la necesidad de tener presente la naturaleza situacional de estas auto-percepciones a la hora de conducir las investigaciones. Bandura (1997) dice: “la auto-eficacia debe medirse en términos de juicios particulares acerca de la capacidad, los que pueden variar según las actividades, los diferentes niveles de demanda de la tarea en determinado dominio, bajo ciertas circunstancias contextuales (p.6). De la misma manera Marsh (1993) advierte: “la investigación demuestra claramente que el auto-concepto y su relación con otras variables no puede comprenderse adecuadamente si es multidimensional, ignorando su naturaleza dependiente del dominio” (p. 92). Ambos autores recomiendan que las medidas de auto-percepciones siempre se correspondan con el índice de rendimiento con el cual se han de comparar.

2.5.2.5. Teorías de metas académicas

El constructo “metas académicas” es el que en la actualidad recibe más atención dentro de la bibliografía sobre motivación de logro o motivación por la competencia (Elliot, 2005). Las metas académicas constituyen el área de la motivación más prolífica en lo que a categorías y subcategorías se refiere (Murphy y Alexander,

2000). También existe mucha controversia en relación con el efecto de las metas académicas sobre el rendimiento académico, tema que abordaremos en el apartado **2.5.2.7**, donde se revisan los resultados de los estudios empíricos. En este apartado se expone en qué consiste la teoría de metas académicas, sus principales conceptualizaciones y la terminología.

No existe una definición consensuada de “metas académicas”. En las versiones iniciales (Dweck, 1986; Dweck y Leggett, 1988; Nicholls, 1984) esta teoría postula que la motivación académica se puede conceptualizar en términos de los propósitos de los alumnos de lograr determinadas metas. Es decir, las conductas de los alumnos serían una función de las metas que se proponen. El concepto de metas como propósitos fue ampliado posteriormente, hasta concebirse como una red de variables integradas que conforman una orientación hacia determinadas tareas, incluyendo percepciones sobre éxito, fracaso, esfuerzo, aptitud, patrones de evaluación (Ames, 1992; Ames y Archer, 1987).

Elliot y Trash (2001) analizaron las fortalezas y debilidades de los dos enfoques. La conceptualización inicial basada en “propósitos” presenta la ventaja de que el término captura lo que investigadores y público en general quieren saber: con qué propósito alguien desarrolla determinadas acciones académicas. Pero como “propósito” (*purpose*) admite dos significados en inglés (razones y

resultados esperados) – y la mayoría de los investigadores que han trabajado desde este enfoque operan con el constructo “meta académica” como una combinación de razones para una cierta conducta y a la vez deseos de un cierto resultado dado – se hace difícil saber exactamente a qué aspecto del constructo se está atribuyendo un determinado resultado ¿al componente de razones o al componente de deseos? Desde la conceptualización de las metas como red de variables, los resultados de las investigaciones que vinculan objetivos o patrones de evaluación con percepción sobre el esfuerzo o la capacidad y atribuciones causales pueden ser vistos como una validación del constructo, más que como un intento de examinar la utilidad predictiva del constructo “metas académicas”.

Modelo de Dweck

Según la conceptualización de Dweck (Dweck, 1986; Dweck y Leggett, 1988) las metas académicas serían la clave para explicar las diferentes respuestas observadas ante el fracaso en niños con igual nivel de aptitud. En una serie de estudios previos Dweck junto a sus colaboradores (Diener y Dweck, 1978, 1980; Dweck, 1975; Dweck y Repucci, 1973) identificaron dos tipos de respuesta: *adaptativas* (atribución del fracaso a la falta de esfuerzo, persistencia en el estudio, búsqueda de desafíos futuros) y *maladaptativas* (atribución del fracaso a falta de aptitud, peor rendimiento, disminución de la persistencia, evitación de desafíos). Las metas

académicas surgen entonces como variables explicativas de las respuestas divergentes.

Se postularon así dos tipos de meta: metas de aprendizaje o *learning goals* – cuando los sujetos buscan desarrollar competencia o perfeccionar la ejecución de las tareas – y metas de ejecución o *performance goals* – cuando los sujetos procuran demostrar (a sí mismos o a los demás) su competencia o bien evitar demostrar la falta de competencia.

El factor determinante de la adopción de un tipo u otro de metas sería la percepción de los sujetos acerca de la naturaleza de la inteligencia o aptitud (Dweck y Leggett, 1988). La aptitud concebida como un rasgo estable, fijo (*entity theory*) se asocia a la adopción de metas de ejecución, en tanto que si se concibe como maleable (*incremental theory*) la orientación motivacional sería al aprendizaje. A su vez los efectos de estas metas en las respuestas afectivas, cognitivas y conductuales serían moderados por la aptitud auto-percibida por los sujetos. Una orientación a la ejecución podría conducir a respuestas adaptativas cuando el nivel de capacidad auto-percibida es alto, aunque estos alumnos también podrían sacrificar oportunidades de aprendizaje en aras de preservar una buena imagen frente a los demás (Elliott y Dweck, 1988). Las metas de ejecución, junto con niveles bajos de auto-percepción de la aptitud, conducirían a respuestas maladaptativas; en cambio las

metas de aprendizaje llevarían siempre a respuestas adaptativas, con independencia del nivel de aptitud percibido por el sujeto. En la Figura 2.6 se muestra un esquema del modelo de Dweck.

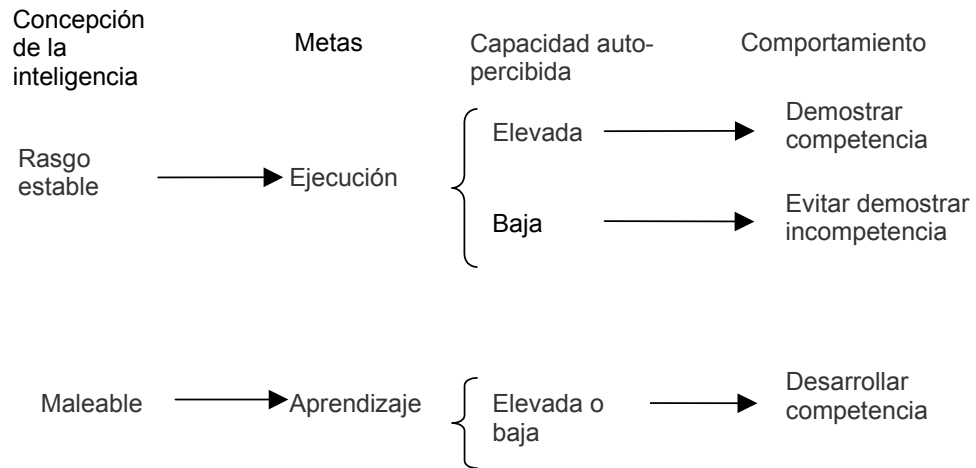


Figura 2.6. Modelo de Dweck.

Modelo de Nicholls

Paralelamente Nicholls (1984) desarrolló otra conceptualización de las metas académicas, a partir de sus investigaciones previas sobre las concepciones de la aptitud en niños (Nicholls, 1976, 1978, 1980). Las concepciones de los sujetos acerca de la aptitud son “las claves para entender la motivación de logro” (Nicholls, 1984, p.329). Las concepciones de aptitud varían según qué tanto los sujetos diferencien la aptitud del esfuerzo. Los niños en general poseen una visión indiferenciada, no la distinguen

del esfuerzo; desde esta perspectiva un nivel elevado de competencia se asocia a la adquisición de conocimientos mediante el esfuerzo: a mayor esfuerzo mayor aprendizaje y por tanto mayor nivel de aptitud. Entre adolescentes y adultos las concepciones de aptitud pueden ser tanto indiferenciadas como diferenciadas del esfuerzo. En este último caso, la inferencia respecto al nivel de aptitud está referida a los demás y al grado de esfuerzo realizado. Así, se demuestra mayor nivel de aptitud cuando el sujeto tiene un mejor rendimiento que el resto, para una misma cantidad de esfuerzo; o bien cuando esforzándose menos logra un rendimiento similar al del resto.

Nicholls (1984) distingue dos tipos de metas académicas: metas orientadas a la tarea o *task oriented goals* – cuando se procura la aptitud en un sentido indiferenciado (a mayor esfuerzo, mayor aprendizaje y por lo tanto mayor aptitud) y metas orientadas al yo o *ego oriented goals* – cuando existe una visión diferenciada de la aptitud y se procura demostrar el nivel de aptitud en relación con los demás. La orientación a la tarea tendría un carácter motivacional intrínseco y conduciría a resultados positivos (afectivos, cognitivos y conductuales). La orientación al yo sería un estado motivacional normativo, que conduciría a resultados desfavorables. En la predicción de algunos resultados (p.e., la elección de una tarea) existiría una interacción entre las metas y la percepción de la aptitud: una orientación al yo podría conducir a resultados positivos en la

medida que la capacidad percibida sea alta; las metas orientadas a la tarea tendrían efectos favorables para los distintos niveles de auto-percepción de la capacidad.

Respecto a la conceptualización de Nicholls (1984), tanto las metas como otros constructos relacionados se han descrito de manera no siempre consistente a lo largo de sus investigaciones, y dichas descripciones no siempre fueron articuladas con claridad. Por lo tanto la caracterización del constructo de Nicholls puede variar según qué trabajos se hayan empleado como referencia (Elliot, 2005).

Pese a que en los dos modelos presentados las metas académicas se han conceptualizado de distinta manera, existen rasgos comunes a ambos (Elliot, 2005). La estructura de metas es dicotómica (y los efectos de cada meta son muy similares en su naturaleza); la percepción de la capacidad desempeña un papel importante como modulador de los efectos de las metas; se emplea el término propósito para referirse tanto a las razones de las conductas (p.e., demostración de la aptitud) como a los resultados deseados (p.e., aptitud normativa o auto-referida).

Investigaciones subsiguientes

A partir de los modelos presentados, siguieron una serie de investigaciones cuyos resultados no siempre han sido convergentes

(véase apartado 2.5.2.7), lo que ha llevado a extender la teoría de metas académicas más allá de la dicotomía inicialmente propuesta.

Algunas razones para los resultados divergentes pueden ser el uso de términos diferentes para referirse a los mismos conceptos, el uso de los mismos términos para conceptualizaciones distintas y la muy diferente operativización de conceptos similares (Grant y Dweck, 2003; Harackiewicz et al., 1998; Murphy y Alexander, 2000).

Los distintos autores hacen referencia a los dos tipos de meta bajo diferentes denominaciones. Así las metas de aprendizaje pueden denominarse también metas de dominio (Ames, 1992; Butler, 1993; Elliot, 1997; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996; Harackiewicz et al., 1998; Meece y Holt, 1993) o metas orientadas a la tarea (Maehr y Midgley, 1996; Middleton y Midgley, 1997; Nicholls, 1984) o metas orientadas al proceso (Kuhl, 1987). Las metas de ejecución también se denominan metas orientadas al yo (Nicholls, 1984), metas de aptitud (Ames, 1992) o metas orientadas al resultado (Kuhl, 1987).

En la presentación inicial de las conceptualizaciones sobre las metas académicas Dweck (1986) y Nicholls (1984) no consideraron la distinción entre metas de aproximación y metas de evitación de una manera explícita, aunque la misma estaba subyacente en algunos de sus trabajos (Elliot, 2005). Por ejemplo, Dweck y Bempechat (1983) sugirieron que los sujetos orientados a la

ejecución y con alto nivel de capacidad percibida tenían tendencia a demostrar su nivel de aptitud (meta de ejecución por aproximación); en cambio aquellos orientados a la ejecución, pero con bajo nivel de capacidad percibida, tendían a evitar demostrar su falta de aptitud (meta de ejecución por evitación). En esa misma línea Nicholls (1984) sugirió que aquellos estudiantes orientados al yo con alta capacidad percibida trataban de obtener juicios favorables sobre su aptitud (aproximación), en tanto que aquellos con baja capacidad percibida trataban de evitar los juicios desfavorables (evitación).

Las metas de aproximación son aquellas cuyo foco es el éxito y el juicio favorable, en tanto que las de evitación tienen por objetivo evitar el rechazo o el fracaso. Aproximación y evitación difieren en cuanto a la valencia (Elliot, 1999; Elliot y Covington, 2001). La dimensión aproximación está direccionada por un suceso o una posibilidad positiva o deseable y pone el énfasis en lograr competencia normativa, en relación con los demás. La dimensión evitación está direccionada por sucesos o posibilidades negativas o indeseables, con énfasis en evitar la incompetencia normativa. En el marco de esta perspectiva, además de considerar la dicotomía tradicional aprendizaje-ejecución, también se torna necesario considerar si el estudiante se aproxima o si evita la meta en cuestión.

Elliot y sus colaboradores (Elliot, 1997, 1999; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996) proponen entonces un marco teórico tricotómico: metas de aprendizaje, metas de ejecución (aproximación) y metas de ejecución (evitación). Las metas de aprendizaje y las de ejecución por aproximación tienen en común que ambas se dirigen al desarrollo de competencias, difiriendo en cómo se define la competencia. Las dos metas de ejecución (aproximación y evitación) difieren en la valencia de la competencia.

La distinción de las dimensiones de aproximación y de evitación también se ha extendido a las metas de aprendizaje, resultando en un modelo de 2x2 factores: aprendizaje frente a ejecución y aproximación frente a evitación (Barron, Finney, Davis y Owens, 2003; Elliot, 1999; Elliot y McGregor, 2001; Zusho y Pintrich, 2000). Los cuatro constructos tendrían efectos diferenciales sobre distintos resultados vinculados al aprendizaje, pero éste es un campo sobre el cual se han generado muy pocos conocimientos (Grant y Dweck, 2003; Harackiewicz y Linnenbrink, 2005).

Las relaciones propuestas entre las metas de ejecución y las de aprendizaje, así como entre los componentes de aproximación y evitación y las metas de aprendizaje no son consistentes. Hay autores que obtienen correlación positiva entre los componentes aproximación y evitación e independencia de éstas con las metas de aprendizaje (Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996).

Skaalvik (1997) encuentra correlación entre metas de aproximación y evitación, pero sugiere también una correlación positiva entre las metas de aproximación y las de aprendizaje.

Tradicionalmente se ha considerado que las metas de aprendizaje y de ejecución son mutuamente excluyentes, por lo que sería excepcional encontrar sujetos con valores altos de ambos tipos de metas (Bell y Kozlowski, 2002). Sin embargo en algunas investigaciones no se ha encontrado correlación entre ambas metas (Ames y Archer, 1988; Miller et al., 1993; Nicholls, Cheung, Lauer y Patashnick, 1989), lo que indica que serían independientes y por lo tanto, los sujetos podrían tener orientación hacia cualquiera de ellas, hacia ambas o ninguna. En otros trabajos se han encontrado correlaciones positivas (Archer, 1994; Harackiewicz et al., 1997; Meece et al., 1988; Roeser, Midgley y Urdan, 1996), mostrando así patrones motivacionales orientados simultáneamente al aprendizaje y a la ejecución.

Se dispone de trabajos que muestran que los estudiantes pueden adoptar más de una meta simultáneamente (Alonso, 1991, 1997; Bouffard et al., 1995; Cabanach, Valle, Piñeiro, Rodríguez y Núñez, 1999; Meece, 1994; Rodríguez et al., 2001; Seifert, 1995; Suárez, Cabanach y Valle, 2001; Valle, Cabanach, Cuevas y Núñez, 1997; Valle et al., 2003b). En un trabajo reciente Alonso (2005) concluye que los alumnos afrontan las tareas escolares a partir de

una triple orientación motivacional: orientación al aprendizaje, al resultado y a la evitación. Estas orientaciones en realidad son el resultado de interacciones entre motivaciones más básicas. La orientación al aprendizaje abarca no solamente el deseo de incrementar el conocimiento y las capacidades sino también el poder ayudar a otros y sentir el apoyo del profesor. La orientación al resultado está definida por el reconocimiento social que conlleva el éxito y por la consecución de metas externas al aprendizaje, tales como premios. La orientación a la evitación abarca no solamente el miedo al fracaso o a la evaluación negativa por parte de los demás, sino también el grado en que las tareas se perciben como inútiles y el grado en que los estudiantes carecen de estrategias adecuadas para enfrentarse a la presión generada por el contexto escolar.

La distinción entre metas de aproximación y de evitación también llevó a algunos investigadores a indagar sobre las consecuencias de la adopción de metas combinadas, de aprendizaje y de ejecución por aproximación simultáneamente. Esto ha dado lugar a dos escuelas de pensamiento: 1) la perspectiva de una orientación motivacional múltiple, que establece que esta orientación es la más beneficiosa para el rendimiento académico (Barron y Harackiewicz, 2000, 2001; Harackiewicz, Barron, Pintrich, Elliot y Thrash, 2002; Harackiewicz, Barron, Tauer, Carter y Elliot, 2000; Harackiewicz, Barron, Tauer y Elliot, 2002; Pintrich, 2000b) y 2) la perspectiva de aprendizaje, según la cual una orientación múltiple no

tendría ningún beneficio en relación con una orientación solamente al aprendizaje (Kaplan y Middleton, 2002; Midgley, Kaplan y Middleton, 2001). Estas escuelas básicamente se distinguen por la valoración que han hecho los investigadores acerca de las consecuencias que tiene sobre el rendimiento académico el adoptar metas de aprendizaje frente a adoptar metas de aprendizaje y metas de ejecución al mismo tiempo.

La escuela de orientación motivacional múltiple se basa en la relación positiva hallada entre las metas de ejecución y el rendimiento (Bouffard, Vezeau y Bordeleau, 1998; Harackiewicz et al., 2000) así como entre las metas de aprendizaje y la adopción de un enfoque de aprendizaje profundo (Meece et al., 1988). De ese modo los sujetos pueden beneficiarse de adoptar ambas metas simultáneamente.

De acuerdo con la escuela que defiende la orientación al aprendizaje, estas metas constituyen la orientación motivacional más beneficiosa para el alumno debido a los efectos negativos de las metas de ejecución sobre el estado de ansiedad (Kaplan y Maehr, 1999; Middleton y Midgley, 1997), así como a la relación entre orientación a metas de ejecución y niveles bajos de capacidad percibida (Skaalvik, 1997). Es decir, aun cuando las metas de ejecución puedan tener efectos beneficiosos sobre el rendimiento, ello tiene un costo para el estudiante en términos de ansiedad.

Los defensores de la orientación múltiple argumentan que en realidad no se dispone de pruebas suficientes como para concluir que la adopción de las dos metas simultáneamente puede tener efectos negativos, pues en los estudios empíricos siempre se han asignado los sujetos a una o a otra condición, pero no a ambas (p.e., Elliott y Dweck, 1988; Graham y Golan, 1991). Otro aspecto importante es que en los estudios experimentales las metas son asignadas, en tanto que en los correlacionales se miden metas auto-adoptadas por los estudiantes, por lo que en realidad los resultados que se comparan se refieren a efectos de metas de diferente origen. Una solución es separar claramente los resultados de los efectos de las metas personales en resultados educativos de los efectos de las metas de contexto (Linnenbrink, 2005).

Barron y Harackiewicz (2001) describen cuatro mecanismos que apoyarían la perspectiva de una orientación motivacional múltiple. El primero sería un patrón aditivo, las metas tendrían efectos independientes y positivos sobre el mismo resultado académico (Wolters et al., 1996). El segundo patrón sería el interactivo, según el cual los alumnos que adoptan ambas metas académicas estarían en una situación de particular ventaja, más allá de los efectos principales de cada una (Pintrich y García, 1991). El patrón especializado sería aquel en el cual cada meta tendría efectos favorables sobre resultados educativos diferentes: las metas de aprendizaje incidirían en el interés o motivación intrínseca y las

de ejecución en las calificaciones (Barron y Harackiewicz, 2003; Harackiewicz et al., 1997, 2000; Pintrich, Zusho, Schiefele y Pekrun, 2001; Zusho et al., 2003). El cuarto patrón es el que ha recibido menos atención, el patrón selectivo, que considera que cuando el sujeto tiene la posibilidad de adoptar más de un tipo de meta, se beneficia de centrarse en el tipo de meta más valorado en el contexto en que se encuentra. Este patrón sustenta la perspectiva múltiple, pero no debido a la adopción de ambas metas simultáneamente, sino que sugiere que el individuo puede centrarse selectivamente en uno u otro tipo de meta, según las características del contexto. Así, al crear externamente un contexto con orientación simultánea al aprendizaje y al resultado se verían favorecidos todos los alumnos, puesto que individuos diferentes se orientarían hacia metas diferentes. A raíz de la propuesta de los cuatro patrones comenzó a desarrollarse un modelo que supone múltiples rutas para alcanzar un buen rendimiento académico, vía motivación, afecto, persistencia y estrategias cognitivas (Linnenbrink y Pintrich, 2002c; Pintrich, 2000b). Según este modelo tanto las metas de aprendizaje como las de ejecución (aproximación) podrían ser beneficiosas para el rendimiento académico, mediante procesos diferentes.

Linnenbrink y Pintrich (2001) propusieron dos hipótesis para explicar las interacciones sujeto por contexto: 1) la *buffering hypothesis*, o hipótesis de regulación de los efectos negativos de adoptar metas de ejecución (o de trabajar en un ambiente

competitivo) mediante la adopción de metas personales de aprendizaje (o mediante la inducción de un contexto orientado al aprendizaje) y 2) la *matching hypothesis*, o hipótesis de concordancia, según la cual la condición más beneficiosa es aquella en la que la orientación del contexto es concordante con la orientación personal del alumno. Una forma de lograr esta concordancia sería creando un clima de clase enfatizando ambas orientaciones, consistente con el patrón selectivo de Barron y Harackiewicz (2001).

Medidas de las metas académicas

Para medir las metas académicas de los estudiantes se han desarrollado diversos instrumentos. Como ejemplos se pueden citar, entre otras, los siguientes:

Escala de Hayamizu y Weiner (1991), adaptada para estudiantes universitarios a partir de la escala de Hayamizu, Ito, y Yoshizaki (1989), que originalmente fue diseñada para contrastar el modelo dicotómico de metas de aprendizaje y de ejecución de Dweck (1986). Esta escala mide metas de aprendizaje, metas de ejecución normativas y metas de resultado.

Escala de Nicholls y sus colaboradores (Nicholls, 1984; Nicholls, Patashnick y Nolen, 1985) para medir metas orientadas a dominio y a la tarea, adaptada por Duda y Nicholls (1992) para su uso en enseñanza media; el cuestionario de Midgley et al. (1996)

Patterns of Adaptive Learning Survey (PALS), desarrollado para medir una serie de constructos motivacionales, entre otros, las metas académicas.

Escala de Elliot y Church (1997), que permite distinguir tendencias de aproximación y de evitación dentro de las metas de rendimiento. Mide metas de dominio, metas de rendimiento (aproximación) y metas de rendimiento (evitación).

Escala de Skaalvik (1997), que permite distinguir tendencias de aproximación y de evitación tanto dentro de las metas orientadas a la tarea como dentro de las metas orientadas al yo.

Cuestionario de Motivación por el Aprendizaje o la Ejecución - MAPE I (Alonso y Sánchez, 1992), que mide ocho dimensiones: interés por actividades que no implican esfuerzo, ansiedad inhibidora del rendimiento, motivación de lucimiento, búsqueda de la evitación de juicios negativos de competencia, autoconceptualización como trabajador, autoconceptualización como vago, búsqueda de la evaluación o juicio positivo de la propia competencia y ansiedad facilitadora del rendimiento.

Cuestionario MAPE II (Montero y Alonso, 1992), compuesto por seis dimensiones: alta capacidad de trabajo y rendimiento, motivación intrínseca, ambición, ansiedad inhibidora del rendimiento, ansiedad facilitadora del rendimiento y vagancia.

Cuestionario de Motivación, Expectativas y Valores-intereses relacionados con el Aprendizaje - MEVA (Alonso, 2005), que consta de tres partes: metas, intereses y expectativas. Este cuestionario mide al menos 12 motivos, de los cuales 11 están relacionados, dando lugar a tres orientaciones motivacionales: aprendizaje, resultado y evitación. Incluye metas específicas no consideradas anteriormente (deseo de ayudar, deseo de no dejarse amilanar por el desánimo debido al profesor).

2.5.2.6. Auto-percepciones de la aptitud y rendimiento académico

La percepción de los sujetos sobre sus propias capacidades es considerada por muchos investigadores en estudios de rendimiento académico. La mayoría de los antecedentes proporcionan asociación positiva y estadísticamente significativa ($\alpha=0,05$) entre la capacidad percibida y el rendimiento basado en las calificaciones (p.e., Lee y Bobko, 1994; Pajares y Johnson, 1994; Pajares y Miller, 1994; Pike, 1996; Pintrich et al., 1993). Cassidy y Eachus (2000) no encontraron efectos directos de la percepción de la capacidad sobre el rendimiento, sino indirectos, mediados por estrategias de aprendizaje.

Algunos autores se refieren al auto-concepto académico (Valle et al., 1998; 2003b), otros a la auto-confianza y al sentimiento de competencia (Wankowski, 1991), otros a la aptitud o capacidad

percibida (Cabanach et al., 1999; Paulhus y Harms, 2004; Paulhus et al., 1998, 2003; Valle et al., 1998, 2003b) y otros a la auto-eficacia (Bandura, 1977, 1993, 1997; Cassidy y Eachus, 2000; Pajares, 1996a, 1996b, 1997, 2003; Pajares y Kranzler, 1995; Zeegers, 2004; Zusho et al., 2003). Como dicen Schunk y Pajares (2005), los investigadores no tienen que conceptualizar las percepciones de la aptitud de idéntica manera o considerar que una medida es superior a la otra, al menos no sin prueba empírica. El problema reside en que las concepciones son razonablemente similares, pero las operativizaciones no, y por lo tanto es difícil comparar los resultados de las investigaciones. Por ejemplo, la definición de competencia subjetiva de Boekaerts (1991) es “el conocimiento, las creencias y los sentimientos de una persona acerca de su capacidad y de sus habilidades” (p.2), es muy similar a la definición de Byrne (1984) del auto-concepto, entendido como la auto-percepción de los sujetos acerca de sus aptitudes académicas, específicamente de sus “sentimientos y conocimientos acerca de sus aptitudes y habilidades” (p. 428).

Las percepciones acerca de la competencia en general se operativizan mediante preguntas que, si bien son similares, son lo suficientemente diferentes como para dificultar la comparación de resultados. Por ejemplo, compárense los ítems: “Me puede ir bien en este examen” (Greene y Miller, 1996); “¿Cómo te ha ido este año en Matemática?” (Meece, Wigfield y Eccles, 1990); “¿Cómo te evalúas

en cuanto a aptitud académica, en relación a tus compañeros?” (Felson, 1984).

Otros trabajos hacen referencia al constructo auto-eficacia, el cual tiene una definición precisa en las publicaciones, pero cuya operativización no se corresponde con la definición. Por ejemplo, Cassidy y Eachus (2000) emplean un cuestionario que “mide en qué medida los estudiantes creen que poseen la capacidad para ejercer control sobre su contexto académico” (p.313). También Zeegers (2004) se refiere a auto-eficacia, pero emplea un instrumento con preguntas sobre las percepciones de los sujetos sobre su aptitud en 10 áreas diferentes (habilidades de estudio, organización personal, pensamiento crítico, lectura de textos académicos, habilidades de información, destrezas de laboratorio, bibliografía computacional, redacción académica, resolución de problemas y habilidades de comunicación); la suma de las puntuaciones parciales determina la medida de la “auto-eficacia”.

Las investigaciones tanto experimentales como correlacionales sobre este tema sugieren que la percepción de la aptitud está asociada positivamente con una serie de variables académicas tales como elección de la carrera, persistencia en los estudios, compromiso cognitivo, uso de estrategias reguladas de aprendizaje y desempeño académico (Linnenbrink y Pintrich, 2002b).

Este resultado es razonablemente estable entre diferentes edades estudiantiles, calificaciones, género y grupo étnico (Bandura, 1997).

En un meta-análisis de estudios publicados entre 1977 y 1988 la auto-eficacia resultó asociada positivamente al rendimiento académico, siendo el efecto más importante entre estudiantes de enseñanza secundaria y universidad que en la escuela primaria (Multon, Brown y Lent, 1991). En investigaciones en las que se midió la auto-eficacia a nivel muy específico, por ejemplo en matemática, la relación con el rendimiento específico en dicha disciplina varía entre $\beta=0,387$ y $\beta=0,455$ (Pajares, 1996a). En general estos efectos suelen ser más elevados en estudios de rendimiento en matemática, pero en disciplinas humanísticas los efectos también pueden ser elevados si el criterio por el cual los alumnos definen su nivel de competencia se corresponde con el criterio empleado para asignar los resultados de las pruebas (Pajares, 2003).

La relación entre auto-concepto y rendimiento varía según se trate del auto-concepto general o del auto-concepto académico. En los estudios en que se ha medido el auto-concepto general la relación entre este constructo y el rendimiento académico no es estadísticamente significativa ($\alpha=0,05$), o cuando menos, no es elevada (Byrne, 1984; Byrne y Shavelson, 1986; Wylie, 1979; Hattie, 1992; Marsh, 1986; Shavelson y Bolus, 1982). Las correlaciones bajas y moderadas se atribuyen a problemas de validez y fiabilidad

de los instrumentos empleados para medir el auto-concepto, así como al uso del auto-concepto general en lugar de una medida más específica (González, 2003).

Numerosos trabajos sugieren que las percepciones de la aptitud también actuarían como variables mediadoras de los efectos de otros predictores en el rendimiento académico (p.e., Leondari y Gialamas, 2002; Multon et al., 1991; Pajares y Kranzler, 1995; Schunk y Pajares, 2005; Zimmerman y Kisantas, 2005; Zeegers, 2004).

Pajares y Kranzler (1995) estudiaron el efecto conjunto de la auto-eficacia y de la percepción de la aptitud sobre el rendimiento en matemática, encontrando efectos directos estadísticamente significativos de ambos ($\beta=0,349$ y $\beta=0,324$ respectivamente; $p<0,05$) y efecto de la aptitud en la auto-eficacia ($\beta=0,397$; $p<0,05$), por lo que concluyen que sería una variable mediadora de los efectos indirectos de la aptitud. Leondari y Gialamas (2002) encontraron que la percepción de la competencia tiene efectos directos sobre el rendimiento ($\beta=0,47$; $p<0,01$) y que las metas académicas (de aprendizaje, de ejecución por aproximación y de ejecución por evitación) tienen efectos sobre la percepción de la competencia ($\beta=0,26$; $\beta=0,24$; $\beta=-0,26$, respectivamente, $p<0,01$); por tanto la percepción de la aptitud sería una variable mediadora de los efectos indirectos de las metas en el rendimiento. Zimmerman y

Kisantas (2005) también encontraron que la auto-eficacia tiene efectos sobre el rendimiento ($\beta=0,14$; $p<0,05$) y mediatiza los efectos del rendimiento previo, si bien éste también tiene efectos directos ($\beta=0,18$; $p<0,05$). Zeegers (2004) encontró efectos indirectos de las estrategias de regulación sobre el rendimiento académico, mediados a través de la percepción de la aptitud.

En resumen, el nivel de capacidad o aptitud o competencia percibida por los sujetos, sea que esté concebida como la auto-eficacia de Bandura (1977), como otras formas también bajo la denominación auto-eficacia, o como auto-concepto académico, está relacionada con el rendimiento académico de manera directa. En varios trabajos hay pruebas de que también mediatiza los efectos indirectos de otras variables (metas académicas, rendimiento previo, estrategias de regulación, etc.).

2.5.2.7. Metas académicas y rendimiento académico

Algunos autores han encontrado un incremento importante en la varianza explicada en los modelos de regresión del rendimiento académico al incluir en ellos factores psicosociales (p.e., Breen y Lindsay, 2002; Clifton et al., 2004; McKenzie y Schweitzer, 2001). Sin embargo, las relaciones entre metas académicas, rendimiento académico y capacidad percibida son muy complejas, como lo muestra la gran diversidad de resultados que se encuentran en las publicaciones.

Entre otros motivos para la falta de consistencia se encuentran los ya mencionados, relativos al uso de distintas definiciones y operativizaciones de los constructos (Grant y Dweck, 2003; Murphy y Alexander, 2000; Schunk, 2000) así como a las distintas técnicas estadísticas empleadas en los análisis (Goenner y Snaith, 2004) y condiciones en que se han conducido las investigaciones (Barron y Harackiewicz, 2001).

En el marco del modelo dicotómico (Ames, 1992; Dweck, 1986; Nicholls, 1984) – metas de aprendizaje y metas de ejecución – Dweck y Leggett (1988) argumentan que puesto que dichas metas se corresponden con diferentes maneras de concebir la competencia, también deben promover diferentes patrones de cognición, afecto y conducta en general, en contextos educativos. Nonis y Wright (2003) dicen que la motivación sería moderadora de la relación entre las aptitudes intelectuales (medidas a través de tests estandarizados) y el rendimiento académico. De tal manera que un mayor nivel de aptitud contribuiría a un mejor resultado académico *entre estudiantes con fuerte motivación*.

Hay estudios que han mostrado que la auto-eficacia incide en el desempeño cognitivo, controlando por el nivel de aptitud (Bouffard, Parent y Larivée, 1991; Collins, 1982) así como en la adopción de metas académicas orientadas al aprendizaje y de

enfoques de aprendizaje profundo (p.e., Cassidy y Eachus, 2000; Valle et al., 1998, 2003b).

Meece (1994) encontró, mediante análisis de conglomerados, que el grupo de estudiantes orientado solamente hacia el aprendizaje es el que tiende a obtener las puntuaciones más elevadas en capacidad percibida, seguido por el grupo con orientación múltiple. Valle et al. (2003b) encontraron que tanto los estudiantes con un patrón múltiple como los que tienen predominio solamente de metas de aprendizaje presentan niveles más elevados de capacidad percibida que los alumnos con orientación al resultado. No encontraron diferencias estadísticamente significativas ($\alpha=0,05$) entre la capacidad percibida de los grupos con orientación al aprendizaje y orientación múltiple. Sin embargo, un detalle a tener presente es que la orientación al resultado a la que se refieren Valle et al. (2003b) corresponde a resultados *no normativos*, en referencia a patrones absolutos (obtener buenas notas, obtener un premio), en tanto que las metas de ejecución más habitualmente citadas en la bibliografía tienen un carácter normativo. Más adelante en este mismo apartado se profundiza sobre el debate orientación múltiple frente a orientación al aprendizaje.

En cuanto a la relación entre metas de ejecución y percepción de la capacidad los resultados publicados no son consistentes. Algunos autores encuentran que las metas de ejecución tienen un

efecto negativo sobre la capacidad percibida (Ford, Smith, Weissbein, Gully y Salsas, 1998; Phillips y Gully, 1997) en tanto que otros (Button, Mathieu y Zajac, 1996; Kozlowski et al., 2001) no encuentran asociaciones estadísticamente significativas ($\alpha=0,05$) entre dichos constructos. Bell y Kozlowski (2002) encontraron interacción estadísticamente significativa entre metas de ejecución y aptitud: la orientación a la ejecución normativa tiene un efecto positivo en la capacidad percibida cuando el nivel de aptitud es alto, similarmente a lo encontrado con las metas de aprendizaje. Sin embargo, en sujetos de nivel bajo de aptitud esta orientación no tendría un efecto negativo sobre la percepción de la capacidad, a diferencia de lo que sucede con las metas de aprendizaje.

Mediante modelos de ecuaciones estructurales Seifert (1995) encontró que la capacidad percibida es un buen predictor de la orientación al aprendizaje, en tanto que la capacidad percibida y la orientación a la ejecución no están correlacionados. Estos resultados sugieren que puede haber estudiantes que adopten orientaciones a la ejecución por distintos motivos, sea cual fuere su nivel de capacidad percibida. Seifert sugiere que aquellos estudiantes que intentan lograr un mejor desempeño que el de sus compañeros seguramente tendrán niveles de aptitud percibida considerables, en tanto que los que apenas tratan de parecer inteligentes podrían tener niveles bajos de capacidad percibida. Sus datos no permiten la confirmación o el rechazo de esta hipótesis.

A continuación hemos organizado los antecedentes sobre los efectos de estos constructos sobre el rendimiento académico, según los siguientes tres puntos: efectos de las metas de aprendizaje, efecto de las metas de ejecución, orientación múltiple frente a orientación al aprendizaje. En cada caso se analiza, cuando corresponde, la importancia de las percepciones de aptitud en las relaciones.

Respecto a las metas de aprendizaje

La naturaleza de las metas de aprendizaje no ha sufrido demasiadas controversias y en general las metas de aprendizaje, las metas orientadas a la tarea o al dominio han sido conceptualizadas como equivalentes (Ames, 1992; Elliot, 1999; Grant y Dweck, 2003; Linnenbrink y Pintrich, 2000; Linnenbrink y Pintrich, 2002a; Midgley et al., 2001). El énfasis en todos los casos es la adquisición del conocimiento, el perfeccionamiento en la ejecución de tareas, el dominio disciplinar, etc.

También existió consenso originalmente respecto a la relación entre metas de aprendizaje y una serie de procesos y resultados educativos positivos, tales como persistencia frente al fracaso, adopción de un enfoque de aprendizaje profundo, entusiasmo por la tarea, aun en situaciones donde la capacidad percibida es baja (Ames y Archer, 1988; Barron y Harackiewicz, 2000; Butler, 1993; Dweck y Leggett, 1988; Elliott y Dweck, 1988; Kaplan y Midgley,

1997; Meece et al., 1988; Nicholls et al., 1989; Nolen y Haladyna, 1990; Pintrich y DeGroot, 1990; Pintrich y García, 1991; Utman, 1997). La adopción de este tipo de metas sería valorada como una conducta adaptativa, dado que estaría promoviendo tanto un funcionamiento del sujeto como resultados efectivos, todo lo cual redundaría en un mejor rendimiento académico, independientemente del nivel de capacidad percibida (Dweck, 1986).

Sin embargo, en otras investigaciones se han detectado diferencias en las formas de operativizar el constructo, así como inconsistencias en los efectos de estas metas tanto en resultados como en procesos educativos (Grant y Dweck, 2003). Kaplan y Midgley (1997) contrastaron la hipótesis de que la capacidad percibida modera el efecto de las metas de ejecución pero no las de aprendizaje, llegando a la conclusión contraria: la acción moduladora de la capacidad percibida se apreciaría solamente en los efectos de las metas de aprendizaje – no de ejecución – sobre los patrones de conducta. Algunos investigadores han cuestionado que exista algún efecto estadísticamente significativo ($\alpha=0,05$) de las metas de aprendizaje en el rendimiento académico, sugiriendo que solamente influirían sobre la *motivación intrínseca* de los sujetos, entendida como el interés de los sujetos por la tarea (Barron y Harackiewicz, 2001; Elliott y Church, 1997; Elliot; McGregor y Gable, 1999; Harackiewicz et al., 1997, 2000).

Respecto a las metas de ejecución

Las metas de ejecución tendrían énfasis en los resultados o logros de los sujetos y se conciben como indicadores de la aptitud. Los hallazgos en torno al efecto de estas metas sobre resultados y procesos son muy ambiguos y los resultados empíricos son menos claros que en el caso de las metas de aprendizaje (Elliot, 1999; Grant y Dweck, 2003; Harackiewicz et al., 1998; Midgley et al., 2001).

Los estudiantes que se orientan a la ejecución en general tienden a evitar los desafíos, pues visualizan los problemas como situaciones de fracaso (Dweck y Leggett, 1988), emplean estrategias de aprendizaje superficial y tienen dificultades para resolver problemas (Graham y Golan, 1991; Meece et al., 1988; Nolen, 1988; Seifert, 1995; Utman, 1997). Tal como predijeron Dweck y Leggett (1988), algunas consecuencias negativas de la orientación a la ejecución se perciben solamente cuando el nivel de capacidad percibida es bajo. Cuando la capacidad percibida es alta en cambio, las diferencias entre adoptar un tipo de metas u otro no parece tan evidente (Butler, 1992; Covington y Omelich, 1984; Elliott y Dweck, 1988). Sin embargo, según Hofman y Van den Berg (2000) ni la motivación intrínseca ni la extrínseca juegan un papel significativo en los hábitos de estudio de los alumnos.

Otro grupo de investigaciones encuentran que las metas de ejecución tienen efectos positivos sobre las estrategias de aprendizaje adaptativas, la auto-regulación y el desempeño académico (Archer, 1994; Bouffard et al., 1995; Meece et al., 1988; Urdan, 1997; Wolters et al., 1996).

En algunos estudios no se ha podido confirmar que la percepción de la competencia modere el efecto de las metas de ejecución en el desempeño académico (Elliot y Church, 1997; Kaplan y Midgley, 1997; Miller et al., 1993). Otras investigaciones incluso muestran que el efecto de las metas de ejecución es nulo (Kaplan y Midgley, 1997; Pintrich y García, 1991).

Por un lado, Dweck y Leggett (1988) describen la adopción de metas de ejecución como una conducta maladaptativa, por cuanto se centra en la comparación con otros y en la necesidad de demostrar la aptitud. En la medida en que ponen el énfasis en los resultados y éstos se consideran medidas de la aptitud, este tipo de meta tendría un efecto negativo sobre la motivación y sobre el desempeño, especialmente cuando el nivel de capacidad percibida es bajo (Ames y Archer, 1988; Butler, 1992, 1993; Covington y Omelich, 1984; Elliott y Dweck, 1988, Meece et al., 1988). Es decir, si la meta que persigue un sujeto que se auto-percibe como poco capaz es validar su aptitud, tanto su motivación como su desempeño sufren, puesto que no se siente capaz de desarrollar con éxito la

tarea. Cuando los sujetos se perciben como competentes, si tienen orientación a la ejecución también podrían eventualmente perder oportunidades de aprender, con tal de evitar el fracaso y lucir bien frente a los demás (Elliott y Dweck, 1988).

Sin embargo, otros resultados muestran que no está tan claro que la capacidad percibida sea un factor modulador del efecto de las metas (Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996; Harackiewicz et al., 1997; Kaplan y Midgley, 1997; Miller et al., 1993, 1996), ni que las metas de ejecución tengan efectos negativos, pues se han encontrado efectos positivos sobre las estrategias cognitivas, la autorregulación del aprendizaje y el rendimiento académico (Bouffard et al., 1995; Roeser et al., 1996; Skaalvik, 1997; Wolters et al., 1996). También hay trabajos que muestran que las metas de ejecución han resultado predictoras de las calificaciones solamente cuando éstas son buenas y no tendrían ningún efecto sobre la motivación intrínseca (Barron y Harackiewicz, 2001; Elliot y Church, 1997; Rawsthorne y Elliot, 1999). Finalmente, están los que no han encontrado ningún efecto de estas metas (Kaplan y Midgley, 1997; Pintrich y García, 1991).

Según Grant y Dweck (2003) las inconsistencias halladas en relación con las metas de ejecución se deben principalmente a que éstas no siempre se han definido ni operativizado de la misma manera. Para algunos investigadores el énfasis de estas metas es la

validación de la aptitud (Ames, 1992; Elliott y Dweck, 1988; Dweck y Legget, 1988). Para otros el énfasis está en la comparación normativa (p.e., desear un desempeño superior al del resto) (Elliott, 1999; Elliott y Church, 1997; Elliott y Harackiewicz, 1996; Maehr y Midgley, 1991).

La incorporación de los componentes de aproximación y evitación dentro de las metas de rendimiento permitió clarificar una serie de inconsistencias entre los resultados empíricos (Elliott, 1999; Rawsthorne y Elliott, 1999). Las metas de evitación estarían asociadas con niveles bajos de motivación y rendimiento académico (Elliott, 1997, 1999; Elliott y Church, 1997; Elliott y Harackiewicz, 1996; Elliott y McGregor, 2001; Middleton y Midgley, 1997), en tanto que la componente de aproximación estaría vinculada con algunos resultados adaptativos, especialmente rendimiento (Elliott, 1999; Harackiewicz et al., 1998). No obstante, el “problema” de las metas de ejecución aún persiste, pues continúa habiendo controversia respecto a los efectos de su componente de aproximación (Harackiewicz, Barron, Pintrich et al., 2002; Kaplan y Middleton, 2002; Linnenbrink, 2005; Midgley et al., 2001).

Según Grant y Dweck (2003) dichas diferencias podrían explicarse porque el componente de aproximación de las metas de ejecución ha sido operativizado al menos de dos maneras diferentes según los trabajos:

1.- Ítems referidos a la demostración de la aptitud propia o metas de aptitud (p.e., Ames, 1992; Elliott y Dweck, 1988; Dweck y Leggett, 1988)

2.- Ítems referidos a la comparación de resultados y niveles de aptitud con los demás o metas normativas (p.e., Elliot, 1999; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996).

Las metas de aptitud serían las responsables de los efectos negativos y las metas explícitamente normativas estarían relacionadas con los efectos favorables.

Existiría también un tercer tipo de metas de ejecución mencionado por Grant y Dweck (2003), la obtención de buenos resultados pero en relación con algún estándar absoluto, no en relación con los demás (p.e., premios, calificaciones altas, etc.), cuyos efectos no ha sido aún abordados sistemáticamente por los investigadores. Los trabajos que han considerado estas metas arrojan resultados que sugieren que éstas no tendrían relación con el rendimiento académico (Dyupeyrat y Escribe, 2004; Grant y Dweck, 2003; Valle et al., 2003b).

A la luz de lo anterior resulta claro que las metas de ejecución son complejas y no necesariamente tienen efectos negativos en el desempeño, aun entre sujetos con baja capacidad percibida, por lo que la denominación de Dweck y Leggett (1988) de metas

maladaptativas no sería del todo adecuada (Harackiewicz et al., 1998).

Respecto a la orientación múltiple frente a la orientación al aprendizaje

Muchas investigaciones coinciden en que los estudiantes con un perfil motivacional múltiple tienen un mejor rendimiento con respecto a los que adoptan sólo un tipo de meta o ninguna (Archer, 1994; Bouffard et al., 1995; Valle et al., 1997, Wentzel, 1991). Estos resultados indicarían que las metas de aprendizaje y de ejecución pueden interactuar positivamente, promoviendo conductas adaptativas.

No obstante según Seifert (1995) los estudiantes con orientación múltiple se comportan de la misma manera que aquellos con predominio de metas de aprendizaje solamente. Otros autores discrepan y consideran que los alumnos que más fácilmente logran un aprendizaje significativo no son los que tienen un perfil múltiple sino los que están orientados al aprendizaje, con valores bajos de metas de ejecución (Ames y Archer, 1988; Valle et al., 1997).

Valle et al. (2003b) encontraron que tanto los estudiantes con un patrón múltiple como los que tienen predominio solamente de metas de aprendizaje presentan mejores niveles de desempeño que aquellos con orientación a la ejecución. Pero no hallaron diferencias estadísticamente significativas ($\alpha=0,05$) entre el rendimiento de los

grupos con orientación al aprendizaje y orientación múltiple. Debe tenerse en cuenta, no obstante, que la denominación “orientación múltiple” para Valle et al. corresponde a una orientación simultánea al aprendizaje y al resultado *no normativo*. Otros trabajos han encontrado que los niveles altos de rendimiento se asocian con la adopción de metas de aprendizaje y niveles bajos de metas de ejecución (Meece y Holt, 1993; Pintrich y Garcia, 1991).

Linnenbrink (2005) encontró que los resultados del efecto de las *metas personales* serían consistentes con la perspectiva de aprendizaje, pues no encontró prueba que sustentara ni el patrón interactivo ni el especializado de Barron y Harackiewicz (2001) y el modelo aditivo resultó estadísticamente significativo ($\alpha=0,05$) solamente para uno de los 12 resultados. En cambio sí encontró prueba de que el efecto de las metas de contexto apoyarían la perspectiva múltiple, concluyendo que un ambiente con orientación combinada al aprendizaje y al rendimiento simultáneamente sería el más apropiado para que todos los alumnos se beneficien. Respecto a la interacción entre el sujeto y el contexto, sus resultados muestran que las respuestas de los alumnos frente a variaciones en las metas de contexto no varían según las metas personales iniciales, contrario a lo hallado por Barron y Harackiewicz (2001).

Harackiewicz, Barron, Pintrich et al. (2002) llevaron a cabo una síntesis de las aportaciones de las investigaciones realizadas en

contextos universitarios, examinando los efectos de las metas sobre dos tipos de resultados educativos: interés estudiantil (actitud positiva, disfrutar la tarea, interés en clase, etc.) y rendimiento académico (promedio de calificaciones, calificaciones en disciplinas específicas, etc.). Concluyeron que la mayoría de los trabajos han encontrado efectos positivos de las metas de ejecución y ningún efecto de las metas de aprendizaje sobre el rendimiento y a la inversa sobre el interés. Al analizar exclusivamente el efecto de las metas en el interés por la tarea, los resultados favorecerían la perspectiva de aprendizaje sobre la perspectiva múltiple. Pero si se analizan ambos tipos de resultados educativos (motivacionales y académicos) se torna favorable la perspectiva múltiple: los dos tipos de meta estarían influyendo en forma independiente y favorable sobre resultados educativos diferentes (patrón especializado de Barron y Harackiewicz, 2001).

2.5.2.8. Síntesis

De todo lo anterior es indiscutible que la incidencia de la motivación en el desempeño de los estudiantes es un tema complejo, sobre el cual existen muchos resultados y muy controvertidos. De los distintos marcos teóricos expuestos, la teoría de las metas académicas es el enfoque predominante en las publicaciones contemporáneas y el que más contribuciones ha hecho a la psicología educativa (Elliot, 1999, 2005). Sin embargo,

aún existen aspectos que no han sido suficientemente esclarecidos por la investigación en el tema, tanto conceptuales como operacionales. Resumimos algunos a continuación.

a.- No existe consenso respecto a la conceptualización de las metas académicas: se pueden considerar objetivos (Elliot y Thrash, 2001), combinaciones de razones y objetivos (Dweck, 1986) u orientaciones que incluyen disposiciones, tendencias, procesos y resultados asociados a los objetivos (Ames y Archer, 1988).

b.- No está claro si una orientación motivacional múltiple tiene beneficios respecto a una orientación al aprendizaje, en términos de rendimiento académico. Además, la denominada orientación múltiple en algunas investigaciones se ha definido como una orientación simultánea al aprendizaje y a la ejecución normativa (p.e., Barron y Harackiewicz, 2001; Harackiewicz et al., 1997, 1998), en otras se concibe como una orientación simultánea al aprendizaje y al resultado no normativo (p.e., Cabanach et al., 1999; Valle et al., 2003b).

c.- En la mayoría de los trabajos en que se han estudiado los efectos de las metas de ejecución en el rendimiento se han considerado metas normativas; las metas de ejecución no normativas no han sido abordadas sistemáticamente, excepciones son los trabajos de Dupeyrat y Mariné (2004), Grant y Dweck (2003),

Valle et al. (2003b), cuyos resultados sugieren efectos nulos de este tipo de meta en el rendimiento.

d.- No está claro el papel que desempeña la auto-percepción de la capacidad en los efectos de las metas académicas u otros constructos sobre el rendimiento. Algunos trabajos empíricos sugieren un efecto moderador (Dweck y Elliott, 1988), pero los resultados correlacionales (Kaplan y Midgley, 1997; Miller et al., 1993) no sustentan esa hipótesis. Otros han concluido que la capacidad percibida mediatiza los efectos de otras variables, pero no analizan un posible efecto modulador (p.e., Leondari y Gialamas, 2002; Pajares y Kranzler, 1995; Schunk y Pajares, 2005; Zimmerman y Kisantas, 2005; Zeegers, 2004); por lo tanto, a partir de sus resultados en realidad no se puede saber si se trata de un efecto de confusión o de interacción.

2.6. Métodos estadísticos empleados en la predicción del rendimiento académico

En este apartado se presentan las técnicas de análisis más empleadas en las investigaciones consultadas sobre desempeño estudiantil.

En la búsqueda de predictores del desempeño estudiantil se han empleado técnicas de regresión lineal múltiple, análisis discriminante, modelos de ecuaciones estructurales y, en menor grado, regresión logística. También se han encontrado ejemplos de

modelos multinivel, distinguiendo submodelos para los distintos niveles en que se articulan los datos: lineales (Murillo, 1999) o logísticos (Draper y Gittoes, 2004; Pustjens, Van de Gaer y Van Damme, 2004). Otra técnica empleada es el análisis discriminante, que permite clasificar correctamente a los estudiantes en éxitos/fracasos en el 64% de los casos (Remus y Wong, 1982). Pero Wilson y Hardgrave (1995) y Press y Wilson (1978) defienden la regresión logística como técnica de clasificación sobre el análisis discriminante.

El uso de la regresión logística en el estudio del desempeño estudiantil en la Universidad es relativamente nuevo y algunos antecedentes sugieren superioridad de esta técnica frente a la lineal (Peng, So, Stage y St. John, 2002; Peng, Lee e Ingersoll, 2002; García et al., 2000). Según García et al. la regresión lineal tiene escaso valor predictivo ya que, salvo excepciones, R^2 no suele superar el valor 0,19. Estos autores obtuvieron un 70% de predicciones correctas del éxito/fracaso académico empleando regresión logística contra un pronóstico pobre de regresión lineal ($R^2 \leq 0,17$) empleando predictores tales como: asistencia a clase, participación en clase, variables de medida de aspectos bibliográficos, motivacionales y actitudinales, calificación media del bachillerato, nota de acceso a la Universidad, etc.

Peng, So et al. (2002) realizaron una búsqueda en la base de datos *Educational Resource Information Center (ERIC)* entre los años 1988-1999 empleando como criterio de búsqueda los términos: logistic regression, logit, probit, normit y tobit. Sobre un total de 233 artículos encontrados, 90 (38,6%) trataban sobre cuestiones educativas, siendo que la proporción de artículos relacionados con la Educación Superior aumentaba drásticamente a partir del año 1992. Centrarón su interés específicamente en artículos publicados en tres revistas consideradas líderes en el campo de la investigación en Educación Superior, a saber: *Research in Higher Education*, *The Journal of Higher Education*, *The Review of Higher Education*. Durante el período 1988-1999 encontraron 52 artículos que satisficieron el siguiente criterio: al menos un análisis empírico conducente a un modelo de regresión logística o sus variantes (tobit, probit, regresión logística ordinal, multinomial). Los objetivos de las 52 investigaciones fueron agrupados por Peng, So et al. (2002) en trece categorías diferentes. La gran mayoría (29 artículos) se refieren a deserción y retención en la Universidad. El segundo tema (10 artículos) corresponde a estudios de admisión a posgrados. Los restantes temas abarcan entre 1 y 3 artículos cada uno: desempeño académico, desarrollo de los estudiantes, profesores universitarios, préstamos, donativos, diversidad, estructura, eficiencia institucional, ranking de universidades, uso de los resultados de investigación científica, aspiración a carreras médicas.

Como se desprende de lo anterior, la mayoría de las investigaciones que han empleado la regresión logística se centra en la predicción de la deserción/retención universitaria. Según Peng, So et al. (2002) una de las razones para ello puede ser que en dichos estudios las variables dependientes son típicamente dicotómicas o categóricas.

Recientemente se ha puesto de manifiesto la adecuación de la regresión logística para el análisis de situaciones de ajuste y retraso curricular en un grupo de estudiantes universitarios (Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). La variable progreso en la carrera, cuantitativa en su escala de medida original, fue dicotomizada según dos criterios, uno estadístico y otro sustantivo, definiendo así las situaciones de ajuste/retraso curricular referidas a la norma y al criterio respectivamente. Los modelos logísticos propuestos presentaron una buena capacidad predictiva global, superior al 75 %, a pesar de que en el estudio no se tuvieron en cuenta factores sustantivos, de orden psicosocial, como la motivación o la capacidad percibida. Las estimaciones logísticas también resultaron más estables que las derivadas del modelo lineal frente a la eliminación de casos de influencia, variando dentro de los errores de estimación. La regresión logística, además, no requiere el supuesto de normalidad de la variable explicada ni de homocedasticidad de los residuos. Sin embargo, los resultados de Taylor, West y Aiken (2006) muestran pérdida de potencia

considerable cuando se dicotomiza una variable criterio continua, aun cuando la variable resultante tenga una distribución rectangular.

Los modelos estructurales también se han empleado para estudiar el rendimiento académico (p.e., Clifton et al., 2004; Dupeyrat y Mariné, 2004, 2005; Valle et al., 1998, 2003a; Vrugt et al., 2002; Zeegers, 2004). Estos modelos lineales permiten analizar los efectos directos e indirectos de unas variables que se postulan como causas de otras variables. No se trata de un procedimiento para *encontrar relaciones causales*, sino que proporciona información cuantitativa sobre un *sistema predeterminado de relaciones causales*, por lo que se requiere un sustento teórico para su aplicación (Bollen, 1989b; Pedhazur, 1997).

De manera similar a lo realizado por Peng, So et al. (2002) en la presente investigación se realizó una búsqueda bibliográfica en las bases de datos *ERIC* y *Academic Search Premier*, a fin de identificar los artículos publicados en revistas arbitradas de Educación en los cuales se hiciera uso de la regresión logística y de los modelos de ecuaciones estructurales. El período de tiempo seleccionado para la búsqueda fue 2000-2006. Los criterios de búsqueda para la regresión logística fueron los términos “logistic regression” o “logit” o “probit” o “normit” o “tobit” y “higher education”; para los modelos de ecuaciones estructurales fueron “structural model” o “structural equation” o “path analysis” y “higher education”.

Para la regresión logística la búsqueda en la base de datos *ERIC* arrojó 15 resultados, en tanto que en *Academic Search Premier* se encontraron 77. De éstos, 5 también estaban contenidos en *ERIC*, por lo que en total se encontraron 87 artículos diferentes con los criterios de búsqueda especificados. De éstos, 34 se desestimaron por no corresponder a investigaciones en el campo educativo (p.e., trabajos en los que el nivel de educación alcanzado por los participantes era una variable explicativa de una variable criterio perteneciente a otro campo de investigación, por ejemplo, Medicina), reduciéndose el total a 53 artículos. La nómina de estos artículos se encuentra en el Apéndice A, ordenada alfabéticamente.

En el caso de los modelos estructurales se encontraron 41 artículos en la base *ERIC* y 42 en *Academic Search Premier*. De éstos, 12 estaban contenidos en *ERIC*, por lo que el total se redujo a 71 artículos diferentes. De éstos, se desestimaron 11 por no corresponder a investigaciones en el campo educativo, reduciéndose el total a 60 artículos. La lista de estos artículos se encuentra en el Apéndice A, ordenada alfabéticamente.

El análisis de los resúmenes de los artículos permite la clasificación de los temas de investigación en las siguientes categorías, como se muestra en las Tablas 2.3 (regresión logística) y 2.4 (modelos de ecuaciones estructurales).

Tabla 2.3
Artículos que emplean la regresión logística

Tema de investigación	Número de artículos
Matrícula o deserción en la Universidad	19
Opciones de carreras universitarias	5
Desempeño estudiantil	2
Opciones de carreras universitarias y desempeño estudiantil	1
Logros posteriores (inserción laboral, premios de investigación)	4
Minorías étnicas	5
Estudios de género	2
Minorías étnicas y estudios de género	2
Evaluación de programas	3
Tutorials sobre el uso de la regresión logística	2
Docentes universitarios	5
Otros	3

Tabla 2.4
Artículos que emplean los modelos de ecuaciones estructurales

Tema de investigación	Número de artículos
Rendimiento estudiantil	27
Deserción y persistencia en la Universidad	4
Estructura factorial de cuestionarios	4
Docentes universitarios	10
Evaluación de calidad y niveles de satisfacción e interés	3
Otros	12

En el caso de la regresión logística, similarmente a lo encontrado por Peng, So et al. (2002), la mayoría de los artículos (en este caso 19, un 35,8% del total) se refiere a investigaciones sobre matrícula o sobre deserción en la Universidad. Las restantes temáticas estudiadas comprenden opciones de carreras universitarias, desempeño estudiantil, logros posteriores a la Universidad, minorías étnicas, estudios de género, evaluación de programas y docentes universitarios (total 29 artículos). Dos artículos no abordan problemas educativos sustantivos, pero constituyen *tutorials* para la correcta aplicación de la técnica de regresión logística en dicho campo. Tres artículos tratan temas

misceláneos. En cuanto a los modelos, en su mayor parte se trata de regresiones logísticas binarias y en algunos trabajos se emplea la técnica multinomial. En ninguno se recurre a la regresión logística ordinal.

En el caso de los modelos de ecuaciones estructurales, la mayoría (27 artículos, 38%) hace referencia al rendimiento estudiantil. Los restantes temas abordados comprenden estructura factorial de cuestionarios, deserción/persistencia estudiantil, docentes universitarios, evaluación de niveles de calidad, intereses y satisfacción y otros.

2.7. Comparación de resultados

Como se mencionó en la Introducción, los distintos estudios empíricos arrojan resultados distintos que puede que no sean comparables, por ejemplo, cuando se han empleado diferentes variables predictoras para construir los modelos. Sin embargo, el uso de un mismo conjunto de variables explicativas no es suficiente para inferir correctamente respecto a la estabilidad de las estimaciones si no se aplican procedimientos rigurosos para la comparación de los resultados.

Las situaciones en las que se recurre a la comparación de los modelos son variadas, ya sea porque se han empleado distintas técnicas de modelado, porque se desea comparar los efectos de unas variables predictoras sobre la variable criterio en distintas

muestras o porque se desea determinar la importancia relativa de las variables predictoras. Uno de los métodos de comparación más empleado en las investigaciones es la observación directa de los coeficientes o *eyeball* (Raudenbush et al., 1997). Por ejemplo, en la regresión de una variable Y se examinan los coeficientes de un predictora (X) antes y después del agregado de otra predictora (Z): si el valor absoluto del coeficiente se reduce se infiere que Z explica, cuando menos en parte, la asociación entre X e Y . Este procedimiento es muy subjetivo y se sugiere que los investigadores aborden el problema de una manera más rigurosa, estimando errores típicos e intervalos de confianza y haciendo uso de contrastes de hipótesis sobre las diferencias entre los coeficientes (Allison, 1995; Clogg et al., 1995).

2.7.1. Comparación inter-grupos

Tanto en el caso de los modelos de regresión como de los modelos de ecuaciones estructurales los contrastes comúnmente empleados para la comparación de resultados entre grupos se refieren a hipótesis globales, del tipo “todos los coeficientes son iguales en ambos grupos”. Si el contraste no es significativo, se acepta que los coeficientes son los mismos; si la prueba alcanza significación la conclusión es que al menos uno de los parámetros no es igual en los dos grupos.

Los paquetes estadísticos empleados en la construcción de modelos estructurales como el LISREL (Jöreskog y Sörbom, 1996), EQS (Bentler y Wu, 2002) o AMOS (Arbuckle, 1999) actualmente permiten el contraste de hipótesis de invarianza de distintos conjuntos de parámetros: a) **pesos de medida** (las saturaciones de los indicadores en los constructos), b) **pesos estructurales** (los coeficientes de regresión de las variables endógenas), c) **covarianzas estructurales** (las varianzas y covarianzas de los constructos exógenos), d) **residuos estructurales** (las varianzas y covarianzas residuales de los constructos endógenos) y e) **residuos de medida** (las varianzas y covarianzas residuales de las variables observables endógenas). Dependiendo del tipo de modelo también es posible efectuar otros contrastes: de igualdad de intersecciones de medida e igualdad de intersecciones estructurales (las intersecciones en las ecuaciones que predicen variables observables y constructos respectivamente) así como igualdad de medias estructurales (las medias de los constructos exógenos).

Para algunos autores el contraste de igualdad de residuos de medida es excesivamente restrictivo, excepto en aquellos casos en los que se desea contrastar la equivalencia de la fiabilidad de las medidas entre dos grupos (Bentler, 2004; Byrne, 1988, 2004; Little, 1997). Sin embargo si las fiabilidades de las medidas difieren de un grupo a otro es posible que no se detecten diferencias entre los

pesos de medida de ambos grupos, especialmente si tienen tamaños muy diferentes (Lubke y Dolan, 2003).

En el caso de los modelos de regresión Pedhazur (1997) y Raudenbush et al. (1997) sugieren construir primero el modelo predictivo de Y empleando todas las variables explicativas Z_1, Z_2, \dots, Z_n y el factor inter-sujetos que define los grupos X , luego agregar todos los términos de interacción posibles en un segundo bloque y contrastar la hipótesis global “todos los coeficientes de los términos de interacción son iguales a cero” mediante el estadístico F . También es posible examinar si el modelo que incluye los términos de interacción tiene un mejor ajuste.

Una alternativa para la comparación de los coeficientes individualmente es construir los modelos (de regresión o de ecuaciones estructurales) paralelamente en ambos grupos, estimar los intervalos de confianza 95% de los parámetros en cada grupo y determinar el grado de superposición de los mismos para cada estimación. Este método, si bien tiene en cuenta los errores de estimación y los intervalos de confianza, es subjetivo, por cuanto no hay una definición consensuada de lo que es un grado de superposición “aceptable”.

Otra forma de proceder cuando se desea determinar si una ecuación de regresión lineal obtenida en un grupo es también adecuada para otro grupo de la misma población es la validación

cruzada (Herzberg, 1969; Mosier, 1951; Pedhazur, 1997). Ésta consiste en construir el modelo en un grupo (calibración) y aplicar la ecuación de regresión a los datos de otro grupo (validación). Luego se estima el *coeficiente de validación cruzada*, que es el coeficiente de correlación de Pearson (r) entre las puntuaciones empíricas y los correspondientes pronósticos en el grupo de validación. Si la diferencia entre r^2 obtenida en la muestra de validación y el R^2 correspondiente al modelo obtenido en el grupo de calibración es pequeña, implica que la ecuación construida en el primer grupo es aplicable al segundo. En tal caso se sugiere la combinación de ambos grupos y la construcción de un modelo predictivo en el grupo total, debido a que al contener un mayor número de sujetos las estimaciones serán más estables y los errores típicos más pequeños. Esta técnica también se emplea para los modelos logísticos (Hosmer y Lemeshow, 1989). En este caso al aplicar el modelo construido en el grupo de calibración al grupo de validación se pueden estimar los estadísticos de *ji-cuadrado* (χ^2) que correspondan según el caso – Pearson (P), Deviance (D), Hosmer-Lemeshow (HS) – o bien P/gl , D/gl y evaluar si indican un buen ajuste.

Mosier (1951) sugiere realizar el procedimiento de validación cruzada *para cada grupo*. Esto es, en primer lugar proceder como se mencionó más arriba y estimar las diferencias entre r^2 (grupo de validación) y R^2 (grupo de calibración). En segundo lugar se repite el

procedimiento pero a la inversa, r^2 se estima en el grupo de estimación y R^2 en el de estimación (doble validación cruzada).

2.7.2. Comparación intra-grupos

En ocasiones el interés es la comparación de coeficientes de regresión de distintas variables explicativas de un modelo predictivo construido en un grupo, a fin de determinar la importancia relativa de las variables. Para ello suele recurrirse a la comparación de los coeficientes de regresión estandarizados, β , que no dependen de la escala de medida de las variables (Pedhazur, 1997). Otra situación de comparación intra-grupos es la evaluación de modelos competitivos, por ejemplo modelos construidos mediante distintas técnicas de análisis.

Como se mencionó en la Introducción, respecto a los modelos de ecuaciones estructurales existe abundante bibliografía sobre el uso de agrupaciones de ítems como una alternativa más parsimoniosa a los modelos de variables latentes que emplean todos los ítems de una escala unidimensional como indicadores del constructo (p.e., Cattell y Burdsal, 1975; Bandalos, 2002; Bandalos y Finney, 2001; Little et al., 2002; Marsh et al., 1998; Nasser y Takahashi, 2003).

Distintos autores han examinado cómo afectan los resultados (las estimaciones, los errores de estimación y los índices de ajuste) factores tales como la dimensionalidad de las agrupaciones de ítems

(Bandalos, 2002; Kim y Hagtvet, 2003), el criterio de agrupación de los ítems (Bandalos, 2002; Hagtvet y Solhaug, 2005; Nasser y Wisenbaker, 2006; Rogers y Schmitt, 2004), el número de agrupaciones por constructo y el número de ítems por grupo (Bandalos, 2002; Nasser y Wisenbaker, 2006). Sin embargo, el empleo de las agrupaciones como alternativa a los modelos de rutas (*path models*, modelos que sólo contienen variables observables) no ha sido prácticamente estudiado y solamente hemos encontrado el estudio de Coffman y MacCallum (2005) que aborda el tema. De los factores antes mencionados que podrían incidir en los resultados el único explorado por Coffman y MacCallum es la estrategia de construcción de las agrupaciones.

Tanto a partir de datos simulados como empíricos los resultados de Coffman y MacCallum (2005) muestran que al emplear agrupaciones de ítems aumenta el valor absoluto de los parámetros estimados y disminuye la varianza residual. La disminución de la varianza residual – y por tanto el aumento de la varianza explicada por el modelo – en parte se explica porque en los modelos de rutas se asume que las variables constituyen medidas sin error del constructo subyacente (p.e., la suma de los ítems de una escala unidimensional). En un modelo de variables latentes los errores de medida forman parte del modelo, resultando así una modelización más aproximada a los datos reales; el R^2 del modelo de rutas es un estimador inconsistente del R^2 del modelo de variables latentes

(Bollen, 1989b). Los resultados de Coffman y MacCallum son consistentes con los argumentos de Stephenson y Holbert (2003), que afirman que el no tener en cuenta los errores de medida produce estimaciones sesgadas. Sin embargo, según Bollen el efecto del error de medida en las estimaciones no sería tan claro y de hecho la no consideración de estos errores puede producir incremento, disminución o incluso invarianza de los parámetros. En cuanto a la estrategia de construcción de las agrupaciones de los ítems los resultados de Coffman y MacCallum sugieren que en principio el criterio de agrupación sería mucho menos importante que el empleo de dichas agrupaciones.

Al igual que en el caso de las comparaciones inter-grupos, las comparaciones intra-grupos más empleadas también tienen un carácter global y no hemos encontrado antecedentes de contrastes de hipótesis sobre la estabilidad de *cada* parámetro estimado.

2.8. Predicción del rendimiento académico en Uruguay y en la región

Como fue mencionado en la Introducción, la tradición investigadora en Psicología en Uruguay, como así también en Argentina, no es la de cuantificación y medición, pese a que originalmente tuvo un fuerte carácter científico en las primeras décadas del siglo XX.

En el sitio oficial de la Facultad de Psicología de la UdelaR (<http://www.psico.edu.uy>) se puede consultar una breve reseña histórica del desarrollo de la Psicología en Uruguay. Los campos donde ésta inicialmente se desarrolla son la educación formal, la Medicina y los estudios con W. Radecki. Las actividades en Psicología en Uruguay en un primer momento se reducen a consideraciones generales dentro de los programas de estudio de Filosofía en Enseñanza Secundaria y a la circulación de obras y teorías entre los interesados en la temática. Más tarde serán prácticas realizadas por personas que no eran psicólogos; finalmente comienza una fase de formación sistemática, formal y universitaria, donde surge la figura del Psicólogo Profesional. En el campo de la Medicina la demanda se constituye a partir del obstáculo para comprender ciertas enfermedades en los niños que no tienen una etiología física, para lo que reclamará la ayuda de esta nueva disciplina.

Este primer período de surgimiento de la Psicología en Uruguay se despliega desde fines de 1800 hasta mediados de 1900 y será una Psicología experimental, psicométrica y más tarde funcionalista. Radecki había llegado a Brasil en 1923, trasladándose posteriormente Uruguay; fue el organizador del Primer Congreso Latinoamericano de Psicología, en Montevideo, del 20 al 27 de julio de 1950. En esa época el trabajo apuntaba a impulsar una psicología de orientación objetiva, experimental y psicométrica; su

propuesta era la corriente científica de la psicología europea (Alarcón, 2004).

En la década de los 50 del siglo XX se inicia el proceso de creación de un centro universitario de formación en Psicología. En 1956 comienzan a desarrollarse las actividades en el Instituto de Psicología y la Licenciatura de Psicología de la Facultad de Humanidades y Ciencias de la UdelaR. Esta formación tiene un contenido amplio que promueve un conocimiento en otras áreas de las ciencias humanas y sus planes de estudios apuntan a la producción de un psicólogo investigador y no sólo un profesional liberal (<http://www.psico.edu.uy>).

Sin embargo, desde las primeras décadas de 1900 se generan reacciones espiritualistas que cuestionan duramente el positivismo, reparos que alcanzaron también a la nueva Psicología experimental que se estaba introduciendo en Latinoamérica. Según Papini (1978) la reacción frente a la Psicología experimental que se había iniciado en 1920 cobró más importancia a partir de 1930; sumado a que hacia 1940 habían fallecido muchos de los pioneros (José Ingenieros, Víctor Mercante, Aníbal Ponce, Rodolfo Senet). Todo ello contribuyó a que cuando en la década de 1950 comenzó la profesionalización de la Psicología la orientación empírica no pudo prevalecer. En su lugar se recurrió al psicoanálisis como marco teórico, epistemológico y profesional (Alarcón, 2004).

Los casos de Uruguay y Argentina son atípicos dentro de América Latina, donde la mayoría de los países ha apostado a una Psicología de orientación científica (Alarcón, 2004; Ardila, 1979; Mustaca, 2006). En Uruguay y en Argentina el psicoanálisis adquirió vuelo e invadió no solamente el pensamiento psicológico sino también la esfera académica y cultural (Alarcón, 2004).

La revisión conducida por Mustaca (2006) muestra que pese a lo anterior en Argentina hay grupos de investigadores que trabajan en ciencias del comportamiento y se observa un interés creciente por la orientación cognitiva-comportamental. En la región existen investigaciones sobre factores determinantes del rendimiento estudiantil (véanse por ejemplo, de Andrade y Laros, 2006; de Jesús y Laros, 2004; Di Gresia y Porto, 2004; Di Gresia, Porto, Ripani y Sosa, 2003; Fazio, 2004; Pérez, Cupani y Ayllón, 2005; Pérez y Urquijo, 2001; Porto y Di Gresia, 2000, 2001; Porto, Di Gresia y López, 2004; Rinaudo, Chiecher y Donolo, 2003; Urquijo, 2002), pero en Uruguay particularmente no se dispone de antecedentes. En algunas Universidades o Institutos Universitarios uruguayos se ha incorporado Estadística y otras asignaturas de corte metodológico a los planes de estudio de la Licenciatura en Psicología. Pero aún no disponemos de un cuerpo de investigaciones sobre el rendimiento académico estudiantil, con énfasis en la construcción y validación de modelos predictivos. En opinión de Berriel y Güida (2006) en la

Facultad de Psicología de la UdelaR es aún muy escasa la formación curricular de grado en investigación.

PARTE EMPÍRICA

CAPÍTULO 3

HIPÓTESIS Y PLAN DE INVESTIGACIÓN

3.1. Prenotandos y definiciones

El propósito de esta investigación es definir un indicador del desempeño académico estudiantil basado en el progreso en la carrera como alternativa al indicador tradicional basado en el promedio de calificaciones y estudiar su comportamiento diferencial en los modelos multivariantes para la predicción del rendimiento, empleando variables explicativas sociodemográficas, académicas y motivacionales.

Las calificaciones constituyen el indicador de rendimiento por excelencia, el cual ha sido objeto de estudio en múltiples investigaciones (Mathiasen, 1984; Pike y Saupe, 2002). Sin embargo, su uso como medida de rendimiento ha sido objeto de críticas, argumentándose que no mide la calidad o el grado de adquisición de los conocimientos (Valle et al., 2003a), así como que está sujeto a variaciones inter-disciplinas, producto de tradiciones disciplinares de asignación de calificaciones, no vinculadas a variaciones en el nivel de competencia de los alumnos (Nurmi et al., 2003).

La incorporación del crédito como unidad de medida del aprendizaje, si bien data de largo tiempo en Estados Unidos y en Canadá, es más reciente en la Unión Europea y en América Latina. Los indicadores de rendimiento basados en créditos académicos se han empleado en menor grado que las calificaciones y el cuerpo de conocimientos respecto a su comportamiento es aún muy limitado (véanse p.e. Bivin y Rooney, 1999; Nonis y Wright, 2003; Nurmi et al., 2003; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa; Zajacova et al., 2005). La información que aportan estas y otras investigaciones es más bien fragmentaria y no se dispone de una sistematización de los resultados.

Por lo tanto, nos proponemos analizar modelos explicativos del progreso en la carrera, definido como la razón entre el número de créditos acumulados y el número de créditos teóricos correspondientes al período considerado, y compararlos con los modelos explicativos del indicador tradicional. Para ello se construirán y validarán modelos para ambos indicadores mediante distintas técnicas de análisis, a partir de factores explicativos académicos (rendimiento previo), motivacionales (metas académicas y capacidad auto-percibida) y sociodemográficos.

Al abordar el análisis comparado desde distintos enfoques analíticos se pretende, por un lado contribuir a clarificar la interpretación de los resultados, articulando la información

proporcionada por unos y otros modelos predictivos. Por otro lado, esperamos que el trabajo sea de utilidad para los usuarios de estas técnicas analíticas, quienes podrán valerse de nuestros resultados para adoptar decisiones respecto a la elección de la metodología más adecuada, de acuerdo al problema que se plantee resolver.

A continuación presentamos las definiciones terminológicas que hemos adoptado para la presente investigación en relación con los constructos motivacionales.

Metas de aprendizaje. Corresponden a las metas de aprendizaje, también denominadas metas de dominio o metas orientadas a la tarea, tal como las definió Dweck (1986). Por ejemplo, “Estudio porque me gusta aprender cosas nuevas”, ítem M3 del cuestionario de Hayamizu y Weiner (1991).

Metas de lucimiento. Corresponden a la búsqueda de una evaluación positiva por parte de los demás – “Estudio porque quiero que los demás se den cuenta de lo capaz que soy” (ítem M13 del cuestionario de Hayamizu y Weiner (1991) – y en algún caso a la evitación de una evaluación negativa (Alonso y Sánchez, 1992) – “Estudio porque no quiero ser rechazado/a por los docentes” (ítem M12 del mismo cuestionario). Se trata de metas de ejecución normativa, pues se establecen en relación con el entorno social (padres, compañeros y profesores). Los ítems que emplearemos en esta investigación para medir estas metas corresponden a una

subescala del cuestionario de Hayamizu y Weiner que fue denominada “metas de refuerzo social” por los investigadores españoles que emplearon dicho instrumento (p.e., Cabanach, 1994; Cabanach et al., 1999; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez, González-Pienda, García, González-Pumariega y García, 1998). Por el contenido de los ítems creemos que esta dimensión es equiparable al factor “motivación de éxito en situaciones competitivas por afán de lucimiento” o simplemente “motivación de lucimiento” del cuestionario MAPE-I (Alonso y Sánchez, 1992) y hemos adoptado su denominación, que nos parece más apropiada.

Metas de resultado. Corresponden a metas de ejecución no normativas u orientación al resultado no normativo – “Estudio porque quiero obtener buenas notas” (ítem 15 del cuestionario de Hayamizu y Weiner, 1991). Los ítems que emplearemos en esta investigación para medir estas metas corresponden a una subescala del cuestionario de Hayamizu y Weiner que fue denominada “metas de logro” por parte de los investigadores españoles (Cabanach, 1994; Núñez y González-Pienda, 1994). Esta dimensión es equiparable al factor *outcome goals* de Grant y Dweck (2003), por lo que hemos preferido denominarla “metas de resultado”, a fin de evitar confusiones con el constructo más general “metas de logro” o *achievement goals*.

Capacidad percibida. Corresponde a las percepciones de los sujetos sobre su capacidad intelectual en contextos académicos – “Se me considera extremadamente talentoso/a en el aspecto académico” (ítem C3 del cuestionario de Trapnell, 1994). Creemos que esta dimensión puede considerarse equiparable al auto-concepto académico y que difiere de la auto-eficacia de Bandura (1977) en que no se refiere a actividades o tareas futuras (p.e., considerarse capaz de aprobar determinado examen).

Orientación motivacional múltiple. Se trata de una orientación simultánea al aprendizaje y al resultado (ejecución no normativa). Esta tendencia se pone de manifiesto cuando los sujetos presentan puntuaciones empíricas elevadas tanto en ítems que miden metas de aprendizaje como en ítems que miden metas de resultado.

3.2. Variables explicativas en esta investigación

De todo lo expuesto en el Marco teórico se desprende que el **rendimiento previo** es un buen predictor del rendimiento futuro, ya sea que éste se mida a través de calificaciones o de indicadores que consideran el número de créditos. El rendimiento previo constituye así una variable central en la predicción del rendimiento académico, por lo que será incluida como factor explicativo en los modelos predictivos a construir.

En cuanto a las variables **relacionadas con la inteligencia**, partiendo de una concepción amplia de la misma y dado el creciente énfasis que se está dando en los contextos educativos al estudio de los auto-esquemas de los estudiantes (véase epígrafe **2.4**), en la presente investigación se incluirá la percepción de los sujetos acerca de su **propia capacidad** académica. En línea con los trabajos de Pike (1995, 1996), de Sternberg, Paulhus y sus colaboradores (Lysy y Paulhus, 1996; Paulhus y Harms, 2004; Paulhus et al., 1998; Sternberg, 1985a, 1985b, 1988, 1997, 1999, 2005; Sternberg et al., 1981) no se considera que la auto-percepción de la aptitud reemplace al CI. Sin embargo, el CI no será incluido en los modelos, pues las condiciones de aplicación de los tests para medirlo suelen ser estresantes y en el contexto particular de esta investigación la aplicación de tal prueba podría generar actitudes de rechazo, que hemos preferido evitar.

Respecto a las variables relacionadas con la **motivación**, como se mencionó en el epígrafe **2.5**, la teoría de metas académicas es el enfoque predominante en las publicaciones contemporáneas y el que más contribuciones ha hecho a la psicología educativa (Elliot, 1999, 2005). Por lo tanto se incluirán medidas de la orientación de los estudiantes hacia las **metas académicas**. En relación con algunos aspectos que no han sido suficientemente esclarecidos por las investigaciones (véase epígrafe **2.5.2.8**), en primer lugar conceptualizamos las metas académicas como combinaciones de

razones y objetivos de estudio de los alumnos. Puesto que un mismo objetivo (p.e., obtener buenas calificaciones) puede obedecer a varias razones (satisfacción personal por el éxito, querer demostrar la aptitud a los demás, lograr elogios por parte de los demás, etc.) nos parece importante no reducir las metas a objetivos solamente. En segundo lugar, teniendo en cuenta el debate existente sobre las ventajas de una orientación motivacional múltiple frente a una orientación solamente al aprendizaje, así como los escasos estudios disponibles sobre el efecto de las metas de resultado sobre el rendimiento académico, se incluirán medidas de la orientación de los alumnos hacia las metas de aprendizaje, las metas de ejecución normativas y las metas de resultado.

Se incluirán además las variables **sociodemográficas** disponibles: sexo, educación de los padres, antecedentes educativos (tipo de institución de Enseñanza y orientación de Bachillerato cursado), procedencia geográfica y situación laboral de los participantes.

Cabe señalar que el rendimiento académico estudiantil es una variable compleja y que existe un efecto de variables que no están contempladas en la presente investigación. Los estudiantes alcanzan diferente grado de rendimiento debido a diferencias en una serie de variables tanto personales como contextuales, como pueden ser la aptitud, los intereses, las escalas de valores, el

esfuerzo, la perseverancia, el empleo de estrategias reguladoras del aprendizaje, las estrategias de enseñanza, la accesibilidad a los materiales de estudio (Gustafson y Undheim, 1996; Keogh y MacMillan, 1996; Snow, Corno y Jackson, 1996); también diferencias en las expectativas familiares pueden tener incidencia en el rendimiento (Steinberg, Brown y Dornbusch, 1996). Ello debe tenerse presente a la hora de interpretar los resultados de esta investigación y compararlos con los informados por investigaciones previas.

3.3. Hipótesis de investigación

Como se mencionó en la Introducción, definimos un indicador de rendimiento basado en el progreso en la carrera, a fin de examinar su comportamiento en los modelos multivariantes del rendimiento académico, comparativamente con el indicador tradicional basado en las calificaciones.

Esta investigación procura integrar la información existente sobre las interrelaciones entre variables explicativas e indicadores del desempeño y proponer modelos que permitan validar (o rechazar) modelos presentados previamente, en la población estudiantil de las carreras universitarias de Química en Uruguay.

Los objetivos específicos propuestos son:

1.- Construir modelos multivariantes de ambos indicadores del rendimiento mediante distintas técnicas de modelado estadístico, valorar la estabilidad de las estimaciones e identificar el modelo y el indicador con mejores propiedades.

2.- Determinar las propiedades psicométricas en la población de interés de los instrumentos empleados en la medición de las metas académicas de los estudiantes y de su percepción de la propia capacidad, a fin de disponer de medidas fiables sobre los constructos a incluir en los modelos multivariantes.

3.- Identificar los patrones motivacionales de la población objetivo empleando las metas académicas como variables de clasificación y estudiar su relación con la capacidad auto-percibida y con el rendimiento académico.

De acuerdo con estos objetivos y teniendo en cuenta los antecedentes descritos se plantean 13 hipótesis de investigación, divididas en las siguientes siete áreas de conocimiento:

- 1.- Rendimiento previo como factor explicativo del rendimiento futuro.
- 2.- Relación entre capacidad percibida y rendimiento.
- 3.- Relación entre metas académicas y rendimiento.

4.- Papel mediador/modulador de la capacidad percibida en el efecto de las metas en el rendimiento.

5.- Relación entre capacidad percibida y metas académicas.

6.- Perfiles motivacionales de los estudiantes y su relación con la capacidad percibida y con el rendimiento.

7.- Comparación de parámetros estimados mediante técnicas de regresión lineal y modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas y modelos de variables latentes).

1.- Rendimiento previo como factor explicativo del rendimiento futuro

Con respecto al indicador de rendimiento basado en las calificaciones, los resultados de Zeegers (2004) con estudiantes universitarios de primer y tercer año de Ciencias indican que pese a la consideración de variables motivacionales, cognitivas y metacognitivas, el rendimiento previo es el factor explicativo dominante. Teniendo en cuenta que los indicadores de rendimiento basados en créditos presentan un patrón de variables explicativas demográficas y académicas similares al del indicador basado en calificaciones (Bivin y Rooney, 1999; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa), se propone una extensión de dicha similitud también a los factores explicativos motivacionales. Así se postula la primera hipótesis de trabajo:

H₁: El rendimiento previo de los alumnos es el mejor predictor del rendimiento futuro, aún en presencia de factores explicativos motivacionales.

2.- Relación entre capacidad percibida y rendimiento

Numerosos antecedentes informan de la existencia de una asociación positiva y estadísticamente significativa entre capacidad y rendimiento basado en las calificaciones, como fue comentado en el Marco teórico. Bajo el supuesto de similitud de comportamiento de ambos indicadores de rendimiento se formula la segunda hipótesis:

H₂: La capacidad percibida está asociada positivamente con el rendimiento.

3.- Relación entre metas académicas y rendimiento

Los antecedentes sobre el impacto de las metas académicas en el rendimiento son muy numerosos y controvertidos, como ya fue comentado en el Marco teórico. Dado que en la presente investigación el promedio de calificaciones que se estudia corresponde a cursos universitarios de carreras de Química, se formulan las siguientes hipótesis en base a los resultados obtenidos por Grant y Dweck (2003) y por Zusho et al. (2003), extendiendo las predicciones al progreso en la carrera:

H₃: Las metas de aprendizaje están asociadas positivamente con el rendimiento.

H₄: Las metas de lucimiento no están asociadas con el rendimiento.

H₅: Las metas de resultado no están asociadas con el rendimiento.

4.- Papel mediador/modulador de la capacidad percibida

La capacidad percibida como variable moduladora del efecto de las metas en el rendimiento surge de resultados obtenidos en condiciones de manipulación experimental (Dweck y Leggett, 1988; Elliott y Dweck, 1988). En investigaciones de tipo correlacional dicho efecto interactivo no fue estadísticamente significativo (Kaplan y Midgley, 1997; Miller et al., 1993). De acuerdo con estos antecedentes y considerando que según las hipótesis H₃, H₄ y H₅ las metas de aprendizaje serían las únicas con efecto sobre la predicción del rendimiento, se postula la sexta hipótesis:

H₆: El efecto de las metas de aprendizaje sobre el rendimiento es independiente del nivel de capacidad percibida por el sujeto.

5.- Relación entre la capacidad percibida y las metas académicas

La mayoría de los trabajos consultados informan de la existencia de relaciones positivas entre la capacidad percibida y las metas de aprendizaje, como fue comentado anteriormente. Pero la relación entre la capacidad percibida y las metas de lucimiento es más controvertida. Según los resultados de Dupeyrat y Mariné

(2004), la capacidad y las metas de lucimiento no estarían correlacionadas, pero los resultados de otras investigaciones varían según se consideren componentes de evitación o de aproximación de dichas metas. Los antecedentes que han analizado la relación entre la capacidad percibida y el componente de aproximación convergen en informar de relaciones positivas, aunque de magnitud variable: $r=0,29$ (Dupeyrat, Escribe y Régner, 2004); $r=0,38$ (Grant y Dweck, 2003); $r=0,15$ (Zusho et al., 2003).

Respecto a la relación entre la capacidad percibida y las metas de resultado las publicaciones son escasas, aunque también son convergentes en cuanto a que reportan asociaciones positivas y moderadas o bajas: $r=0,29$ (Dupeyrat y Mariné, 2004); $r=0,21$ (Grant y Dweck, 2003).

A partir de lo anterior se postulan las siguientes tres hipótesis:

H₇: La capacidad percibida está asociada positivamente con las metas de aprendizaje.

H₈: La capacidad percibida está asociada positivamente con las metas de lucimiento.

H₉: La capacidad percibida está asociada positivamente con las metas de resultado.

6.- Perfiles motivacionales de los estudiantes y su relación con la capacidad percibida y con el rendimiento

Entre las investigaciones que han identificado grupos de estudiantes que adoptan más de una meta simultáneamente la denominación “orientación múltiple” hace referencia a las metas de aprendizaje y a las metas de ejecución. La diferencia reside en que en algunos trabajos se considera la componente normativa de las metas de ejecución (p.e., Meece, 1994; Seifert, 1995), en tanto que otros se refieren a la componente no normativa o metas de resultado (Cabanach et al., 1999; Valle et al., 2003b). Puesto que Cabanach, Valle y sus colaboradores emplearon el mismo cuestionario de metas académicas que se emplea en esta investigación, de Hayamizu y Weiner (1991), aquí hemos preferido adoptar su misma definición de perfil motivacional múltiple (orientación simultánea al aprendizaje y al resultado).

Considerando las relaciones postuladas en las hipótesis H₇ y H₉ se postula la hipótesis 10:

H₁₀: Los estudiantes con un perfil motivacional múltiple presentan los niveles más altos de capacidad percibida.

Y considerando las relaciones postuladas en las hipótesis H₃ y H₅ se postula la hipótesis 11:

H₁₁: Los estudiantes con perfil motivacional múltiple y con orientación motivacional al aprendizaje no presentan diferencias de rendimiento.

7.- Comparación de parámetros estimados mediante modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas y modelos de variables latentes)

De acuerdo con los resultados de Coffman y MacCallum (2005) sobre el empleo de modelos de variables latentes a partir de agrupaciones de ítems en lugar de modelos de rutas, se postulan las siguientes dos hipótesis:

H₁₂: Los modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems explican mayor porcentaje de varianza que los correspondientes modelos de rutas.

H₁₃: La estrategia de construcción de agrupaciones de ítems no incide en los parámetros de los modelos de variables latentes ni en el porcentaje de varianza explicada.

3.4. Operativización de variables

El rendimiento se operativiza mediante dos indicadores: el tradicional, promedio de calificaciones, y el novedoso, progreso en la carrera, basado en los créditos académicos. El primero se obtiene directamente del promedio de calificaciones del estudiante desde su ingreso a la Universidad. Se ha corregido la suma de calificaciones

descontando la calificación en la asignatura Química del primer semestre, la cual define el factor explicativo “rendimiento previo”, a fin de evitar contaminación del criterio con variables explicativas. El progreso en la carrera se obtiene mediante la razón entre el número de créditos acumulados desde el ingreso y el número de créditos teóricos que debió acumularse durante el mismo período. Para el cálculo del número de créditos teóricos que el alumno debió acumular en el período de tiempo t se adoptó el criterio de 84 créditos por semestre, que corresponde a un total de 420 créditos acumulados en 5 años, como prevé el Plan de Estudios programado.

Para la medida de las metas académicas se empleó el cuestionario de Hayamizu y Weiner (1991). Este instrumento ha sido validado con estudiantes japoneses (Hayamizu et al., 1989), norteamericanos (Hayamizu y Weiner, 1991), españoles (Cabanach, 1994; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez et al., 1996) y franceses (Dupeyrat y Escribe, 2000). Para esta investigación se empleó una versión adaptada a la cultura uruguaya.

Si bien las orientaciones motivacionales de los sujetos pueden ser inducidas por influencias del contexto (p.e., Harackiewicz et al., 1998; Harackiewicz y Linnenbrink, 2005; Linnenbrink, 2005; Linnenbrink y Pintrich, 2001; Pintrich, 1989, 2003; Pintrich, Roeser y DeGroot, 1994), para esta investigación hemos preferido centrarnos en las disposiciones personales de los sujetos. El cuestionario de

Hayamizu y Weiner (1991) presenta la ventaja de que las preguntas no hacen referencia a una tarea específica ni a momentos específicos, por lo que no se trata de medir orientaciones motivacionales de carácter *situacional* sino *disposicional* (Attenweiler y Moore, 2006). Además, una de las subescalas del cuestionario mide la orientación al resultado *extrínseco* y la incidencia de estas metas en las calificaciones no ha sido prácticamente estudiada; resulta de interés confirmar los resultados de Grant y Dweck (2003) y de Valle et al. (2003b) sobre su escaso o nulo efecto.

Para medir las percepciones de los alumnos sobre su propia capacidad intelectual se empleó la escala de Trapnell (1994), traducida y adaptada para esta investigación. Conteniendo solamente cuatro ítems, este cuestionario ha demostrado tener valores de fiabilidad y validez adecuadas para evaluar la percepción de los sujetos sobre su propia habilidad académica (Paulhus et al., 1998). Al igual que con el cuestionario de metas, las preguntas tampoco hacen referencia a tareas particulares, sino que aluden a la capacidad intelectual general del alumno, en un contexto académico.

3.5. Diseño

Se propone una investigación correlacional, de corte transversal de variables no manipuladas experimentalmente, mediante diferentes técnicas de análisis multivariante. En la Tabla 3.1 se muestra la correspondencia entre los objetivos propuestos,

las hipótesis de investigación formuladas y las técnicas de análisis que se aplican.

Tabla 3.1
Análisis estadísticos según objetivos e hipótesis

Objetivo	Análisis		
Determinar las propiedades psicométricas en la población de interés de los instrumentos empleados en la medición de las metas académicas de los estudiantes y de su percepción de la propia capacidad		Análisis factorial exploratorio y confirmatorio de las escalas de Hayamizu y Weiner (1991) y de Trapnell (1994).	
		Estimación de la consistencia interna de cada subescala mediante el coeficiente α de Cronbach.	
Construir modelos multivariantes de ambos indicadores del rendimiento mediante distintas técnicas de modelado estadístico, valorar la estabilidad de las estimaciones e identificar el modelo y el indicador con mejores propiedades.	H ₁	Rendimiento previo como factor explicativo dominante	Regresión multivariante
	H ₂	Relación capacidad- rendimiento	Análisis correlacional; Regresiones multivariante; Análisis de varianza del rendimiento;
	H ₃ – H ₅	Relación metas académicas- rendimiento	Modelos de ecuaciones estructurales
	H ₆	Capacidad percibida como variable moderadora	Regresión multivariante jerárquica
	H ₁₂	Modelos de rutas versus modelos de variables latentes	Modelos de ecuaciones estructurales
	H ₁₃	Estrategia de construcción de agrupaciones de ítems	
Identificar los patrones motivacionales de la población objetivo empleando las metas académicas como variables de clasificación y estudiar su relación con la capacidad auto-percibida y con el rendimiento académico	H ₇ - H ₉	Relación metas académicas- capacidad percibida	Análisis correlacional; Análisis de varianza de la capacidad percibida; Modelos de ecuaciones estructurales
	H ₁₀ - H ₁₁	Patrones motivacionales	Análisis de conglomerados

3.6. Estudios empíricos

La investigación se divide en dos estudios empíricos:

Estudio 1 (Capítulo 4)

En el estudio 1 se analizan las propiedades psicométricas de los instrumentos de medida empleados en esta investigación: cuestionario de metas académicas (Hayamizu y Weiner, 1991) y cuestionario de capacidad percibida (Trapnell, 1994). Se realiza el análisis de los ítems que componen cada cuestionario así como análisis factorial exploratorio y análisis factorial confirmatorio.

Estudio 2 (Capítulo 5)

En el estudio 2 se lleva a cabo el análisis multivariante de los dos indicadores de rendimiento, el promedio de calificaciones y el progreso en la carrera, a partir de variables sociodemográficas, académicas y motivacionales. Mediante este estudio se ponen a prueba todas las hipótesis de investigación formuladas.

CAPÍTULO 4

ESTUDIO 1. PROPIEDADES MÉTRICAS DE LOS INSTRUMENTOS

4.1. Introducción

El estudio 1 consiste en el análisis de las propiedades psicométricas de los instrumentos utilizados para medir las metas académicas de los estudiantes (Hayamizu y Weiner, 1991) y su capacidad auto-percibida (Trapnell, 1994). Dando cumplimiento al segundo objetivo de investigación, *determinar las propiedades psicométricas en la población de interés de los instrumentos empleados en la medición de las metas académicas de los estudiantes y de su percepción de la propia capacidad, a fin de disponer de medidas fiables sobre los constructos a incluir en los modelos multivariantes*, este estudio constituye un paso previo al contraste de las hipótesis de investigación.

Para ambos instrumentos se realizan el análisis de los ítems y se valoran las propiedades de fiabilidad y validez de constructo mediante análisis factorial exploratorio y análisis factorial confirmatorio, procurando confirmar estructuras descritas en investigaciones previas. De acuerdo con la bibliografía, la escala de Hayamizu y Weiner (1991) tiene una estructura tridimensional que

permite medir tres tipos de metas académicas, una de aprendizaje y dos de ejecución; la escala de capacidad percibida de Trapnell (1994) presenta una estructura unidimensional. Los modelos confirmatorios que se contrastan en este estudio se basan en los antecedentes disponibles así como en nuestros propios resultados exploratorios.

4.2. Método

Participantes

Los sujetos participantes del estudio 1 ascienden a un total de 1.704 estudiantes matriculados en 2000-2005 en alguna de las cinco carreras profesionales de Química de la UdelaR: Bioquímico Clínico (BC), Químico Farmacéutico (QF), Químico (Q), Ingeniero de Alimentos (IA) e Ingeniero Químico (IQ) y que participaron en la Encuesta Estudiantil On-line (EEO) llevada a cabo en julio-agosto 2005 entre alumnos de las mencionadas carreras. La población matriculada en carreras de Química durante 2000-2005 está compuesta por 2238 mujeres (70,6%) y 974 varones (29,4%), siendo el promedio de edad de 22,15 años (SD = 4,20). El 68,9% procede del sistema de Enseñanza Media público y el 51,6% de Montevideo.

Los 1.704 participantes de este estudio representan un 52% de la población teórica objetivo. No obstante, siendo la UdelaR una institución gratuita, con acceso no restringido, para contextualizar este dato es necesario considerar la tasa de abandono o deserción

estudiantil universitaria, la cual se sitúa en torno al 30% para carreras profesionales de Química. Para estimar el total de alumnos encuestables, consideramos el total de estudiantes que al momento de esta investigación no hubieran abandonado sus estudios universitarios de Química (población activa). El criterio adoptado para definir el abandono fue la ausencia de asignaturas aprobadas durante dos años consecutivos. Esta estimación del total de alumnos encuestables es una estimación por exceso, puesto que incluye a aquellos que, habiendo resuelto abandonar sus estudios, tienen alguna asignatura aprobada en el período considerado, por lo que no es posible identificar su situación como de abandono y excluidos de la muestra encuestable. Considerando solamente a las cohortes 2000-2003*, los participantes en la EEO de estas cuatro promociones representarían el 67% de sus respectivas poblaciones activas. Cabe señalar que no participó de la encuesta ningún estudiante que hubiera abandonado sus estudios de acuerdo con la definición de abandono adoptada.

Se describe a continuación el método de selección de los grupos de participantes.

Grupo M1: para validar el instrumento de metas académicas, grupo obtenido a partir de los participantes en la EEO, por

* Para las cohortes 2004 y 2005 la definición de abandono no es aplicable al momento de esta investigación.

eliminación de los casos que no contestaron alguna pregunta de dicha escala (eliminación por lista). Comprende estudiantes de las cohortes 2000-2005, con un total de 1.573 sujetos.

Grupo M2: para validar el instrumento de capacidad percibida, grupo obtenido a partir de los participantes en la EEO, por eliminación de los casos que no contestaron alguna pregunta de dicha escala. Comprende estudiantes de las cohortes 2000-2005. Está formado por 1.662 sujetos.

La descripción detallada de las muestras utilizadas se ofrece en el aparatado de resultados.

Instrumentos

Los instrumentos de medida empleados en esta investigación fueron los registros académicos disponibles en la Universidad, el formulario de la encuesta estudiantil on-line (EEO) y las escalas para medir las metas académicas y la capacidad auto-percibida. Para seleccionar los instrumentos a aplicar para medir las metas y la capacidad percibida se tuvo en cuenta su adecuación teórica a los objetivos de esta investigación, así como los datos existentes sobre fiabilidad, validez y porcentaje de varianza explicada.

Registros de la Universidad

A partir de ficheros disponibles en la Secretaría de la Universidad se tuvo acceso a datos académicos de los estudiantes

(carreras, año de ingreso a la Universidad, calificaciones por asignatura, número de créditos acumulados en cada año, número de aprobados y número de suspensos) y a algunos datos socio-demográficos (sexo, procedencia geográfica y tipo de Institución de Enseñanza Media (pública o privada).

Formulario de la encuesta estudiantil on-line (EEO)

En esta encuesta, dirigida a estudiantes de la UdelaR matriculados en carreras de Química, se recabó información socio-demográfica complementaria, no contenida en los registros de Secretaría (tipo de Bachillerato preuniversitario cursado, situación laboral, situación familiar, situación habitacional y antecedentes educativos de los padres). Se adjuntaron al formulario de la EEO los cuestionarios para medir metas académicas y la capacidad percibida, los cuales se describen a continuación. El formulario de la EEO se encuentra en el Apéndice B, apartado B1.

Cuestionario de Metas Académicas

Para medir las metas académicas se empleó la escala de Hayamizu y Weiner (1991), cuya versión en español fue validada por Cabanach (1994) y Núñez y González-Pienda (1994). Para esta investigación el cuestionario fue adaptado a cultura uruguaya por el equipo investigador. La escala fue adaptada por Hayamizu y Weiner de modo de aplicarla a estudiantes universitarios, a partir de la escala de Hayamizu et al. (1989), que fuera diseñada originalmente

para estudiantes de Enseñanza Media. Está compuesta por 20 ítems medidos en una escala Likert de 5 puntos y tiene una estructura de tres factores.

De acuerdo con los resultados de Hayamizu y Weiner (1991), los primeros 8 ítems miden metas de aprendizaje, tal como las definió Dweck (1986). El segundo y el tercer factor, compuestos por 6 ítems cada uno, se refieren a metas de rendimiento. El segundo factor, (ítems M9-M14), se refiere a un conjunto de motivos orientados o bien a la búsqueda de una evaluación positiva por parte de los demás o, en algún caso, a la evitación de una evaluación negativa. El tercer factor, (ítems M15-M20), también corresponde a metas de rendimiento, pero referidas a la superación y logros personales, de carácter no normativo. Como se explicó en el Capítulo 3, epígrafe 3.1, consideramos que el segundo factor es equiparable a las metas de lucimiento de Alonso y Sánchez (1992) y que el tercer factor es equiparable a las de metas de resultado de Grant y Dweck (2003).

De acuerdo con los resultados de Hayamizu y Weiner (1991) el coeficiente de correlación de Pearson entre las puntuaciones de cada subescala de rendimiento (metas de lucimiento y metas de resultado) es $r=0,44$ y ninguna de ellas correlaciona significativamente con las metas de aprendizaje. Los autores informan de fiabilidades de 0,89; 0,78 y 0,81 para aprendizaje,

lucimiento y resultado, respectivamente, y un 52,4% de varianza explicada mediante extracción de Ejes Principales (EP) y rotación Varimax.

Dupeyrat y Escribe (2000) aplicaron esta escala a estudiantes universitarios franceses, obteniendo la misma estructura de tres escalas, con fiabilidades de 0,80; 0,85 y 0,81, una varianza explicada del 45% mediante extracción de Componentes Principales (CP) y rotación Varimax y una correlación más elevada ($r=0,69$) entre las metas de lucimiento y las metas de resultado. Este cuestionario también fue validado entre estudiantes españoles, obteniéndose la misma estructura trifactorial (Cabanach, 1994; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez et al., 1996). No encontramos en la literatura resultados de análisis factorial confirmatorio de esta escala, excepto el trabajo de Dupeyrat y Mariné (2004), en el que solamente se informa la confirmación de las tres dimensiones y de un valor de 0,90 para el índice de bondad de ajuste CFI.

Como fue mencionado en el epígrafe **3.4**, las preguntas de este cuestionario no están referidas a tareas o a momentos específicos, por lo que las medidas corresponden a metas académicas de tipo disposicional y no situacional (Attenweiler y Moore, 2006).

Basándonos en todo lo anterior, consideramos que esta escala es adecuada para nuestros objetivos. Puesto que la escala original está dirigida a estudiantes universitarios norteamericanos, los ítems fueron revisados para asegurar su adecuación al contexto de la UdelaR. La pregunta de la escala original “Estudio porque quiero ser admitido en la Escuela de Graduados” fue sustituida por “Estudio porque la escolaridad se tiene en cuenta en la mayoría de las selecciones (becas, practicantado, etc.)”. Esto se debe a que la escolaridad no es un criterio básico de admisión a estudios de postgrado en Química de la UdelaR, como puede suceder en el contexto del cual proviene la escala original. En cambio, sí es un criterio empleado en situaciones tales como la concesión de becas, de plazas para la práctica profesional obligatoria (practicantado), de plazas para asignaturas electivas, etc.

A su vez, dentro de la escala de lucimiento los ítems M11 y M12 hacen referencia a metas de evitación, en tanto que los ítems M9, M10, M13 y M14 corresponderían a metas de aproximación. Dada la importancia señalada por Elliot, Harackiewicz y sus colaboradores (p.e. Elliot, 1997; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996) respecto a la distinción entre unas y otras a efectos de estudiar su incidencia en el rendimiento académico, y considerando que este cuestionario no fue diseñado para distinguir unas de otras, se siguieron las recomendaciones de algunos autores (p.e. Elliot, 2005; Harackiewicz et al., 1998): al modelar los

indicadores de rendimiento académico (estudio 2) se considerará como una alternativa el empleo de la subescala de aproximación solamente, compuesta por 4 ítems, cuando el fin sea comparar su efecto en el rendimiento académico con el efecto de la subescala original de 6 ítems.

La escala de metas académicas se presenta en el Apéndice B, apartado B2.

Cuestionario de Capacidad Percibida

Se midió la capacidad percibida mediante la escala de Trapnell (1994), la cual también fue previamente traducida al español y adaptada por el equipo investigador. Se trata de una escala constituida por 4 ítems valorados mediante escalas Likert de 9 puntos. El contenido de los 3 primeros ítems fue diseñado por Trapnell con el propósito de atenuar la restricción de rango* tan frecuente en respuestas de auto-evaluación, mediante dos estrategias: 1) empleando calificativos extremos (“extremadamente” o “excepcionalmente”) y 2) trasladando el locus de evaluación de “yo” a “otros” (“Se me considera ...” en lugar de “Yo soy ...”). Paulhus et al. (1998) encontraron que esta escala efectivamente reduce la restricción de rango de respuesta: los participantes emplearon

* Se habla de restricción de rango cuando las puntuaciones empíricas están confinadas solamente a una fracción reducida de la escala, hecho que se atribuye a una reticencia de las personas a emplear todo el rango disponible (Vance, Winne y Right, 1983).

prácticamente todo el rango de la escala de 9 puntos y el cuestionario resultó tan eficiente como otros (*BCL* de Sternberg, 1988; *le* de Gough, 1953; *Intellect* de Hogan y Hogan, 1992) para evaluar auto-eficacia, con la ventaja de que está compuesta sólo por cuatro ítems.

Trapnell (1994) informa de un valor del α de Cronbach (1951) de 0,80 y Paulhus et al. (1998) de 0,88. En ninguna de las dos investigaciones se menciona el porcentaje de varianza explicada por la solución unidimensional. Al igual que el cuestionario de metas, esta escala tampoco contiene referencias a tareas o a momentos específicos y presenta la ventaja de que contiene solamente cuatro ítems. Tampoco hemos encontrado publicaciones sobre análisis confirmatorios de su estructura.

La escala de capacidad percibida se presenta en el Apéndice B, apartado B3.

Análisis

Para dar cumplimiento al segundo objetivo trazado – disponer de medidas fiables sobre las metas académicas y la capacidad percibida en la población objetivo – se valoraron las propiedades psicométricas básicas de los instrumentos. En concreto se realizó el análisis de los ítems para valorar la fiabilidad y capacidad métrica, el análisis factorial exploratorio (AFE) para descubrir la dimensionalidad en la población analizada y el análisis factorial

confirmatorio (AFC) para validar la dimensionalidad teórica del constructo. Para ello se emplearon los paquetes estadísticos SPSS versión 11.0 y AMOS versión 5.0.

Análisis factorial exploratorio (AFE) y análisis de los ítems

Para el AFE se siguieron las pautas generales de Fabrigar, MacCallum, Wegener y Strahan (1999), que sugieren comparar los resultados obtenidos al emplear distintos métodos de extracción y de rotación de factores. Los métodos de extracción empleados fueron Componentes Principales (CP) y Ejes Principales (EP). Los métodos de rotación fueron Varimax (ortogonal) y Oblimin (oblicua) con $\delta = 0$. La convergencia de los resultados fue examinada mediante los índices de congruencia K y los índices de variabilidad V de MacCallum, Widaman, Zhang y Hong (1999), que miden respectivamente la correspondencia y la distancia entre las soluciones factoriales. Para interpretar los valores del índice K se adoptó el criterio seguido por MacCallum et al.: entre 0,98 y 1 excelente, entre 0,92 y 0,98 bueno, entre 0,82 y 0,92 límite, entre 0,68 y 0,82 pobre y $< 0,68$ muy pobre. Para los índices de variabilidad V se adoptó el valor 0,08 para una correspondencia aceptable y 0,05 para una buena correspondencia entre las soluciones (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa). Los índices K y V se describen en el Apéndice C, apartado C1.

También se siguieron diversos criterios de selección del número de factores a extraer (Ruiz y San Martín, 1992b; Fabrigar et al., 1999). Se emplearon la regla de Kaiser-Guttman (Guttman, 1953; Kaiser, 1960) de extracción de los autovalores superiores a 1 (K1), el gráfico de sedimentación de Cattell (1966) – que designa el número de factores en el punto anterior a aquel en cual la pendiente se hace casi cero y se puede considerar residual – y el método Minimum Average Partial (MAP) propuesto por Velicer (1976). Para implementarlo se utilizó el procedimiento MATRIX propuesto por Ruiz y San Martín (1993).

Se utilizó también la prueba de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) para comprobar el ajuste de los datos a un modelo factorial. Se adoptó el criterio de Kaiser (1974), según el cual valores de KMO > 0,80 son buenos, valores > 0,50 y < 0,70 son aceptables y valores < 0,50 son inaceptables. También se realizó la prueba de esfericidad de Bartlett (1950, 1951), adoptando $p < 0,05$ como nivel de significación umbral para rechazar la hipótesis nula de matriz de correlaciones igual a la matriz identidad. Los detalles de todos estos análisis, así como los criterios de selección de factores, e índices de ajuste y adecuación muestral se presentan en el Apéndice C, apartado C1.

También se llevó a cabo el análisis convencional de los ítems de las escalas. Para ello se estimó el poder discriminante de cada

ítem, así como la consistencia interna de las escalas – α de Cronbach (1951) – incluyendo y excluyendo el ítem. Para evaluar el poder discriminante se empleó la correlación entre la puntuación en el ítem y la puntuación en la escala, habiendo eliminado de la misma la contribución del ítem que se analiza (correlación ítem-total corregida). Este índice mide la fracción de varianza del ítem compartida con los restantes ítems de la escala (Nunnally y Bernstein, 1994).

En este trabajo se propone aplicar escalas ya existentes, a fin de medir los constructos para los cuales fueron diseñadas por sus autores (metas académicas y capacidad percibida). No se pretende evaluar la posibilidad de eliminar ítems con el objetivo de mejorar la capacidad predictiva de modelos que tomen dichas medidas como factores explicativos, sino que se trata de respetar al máximo posible las escalas originales. Sin embargo, se plantea que aquellos ítems que carezcan de garantías suficientes en la presente población deberán ser excluidos de análisis posteriores. Para ello hemos adoptado las siguientes pautas para examinar la posibilidad de eliminar algún ítem. En cuanto a la correlación ítem-total corregida hemos preferido adoptar un criterio más restrictivo que el sugerido por Nunnally y Bernstein (1994) – índice de discriminación $\geq 0,30$ – y consideramos aquellos ítems con índice de discriminación $< 0,40$ como susceptibles de ser eliminados. El segundo criterio fue considerar si la eliminación del ítem mejora el valor de consistencia

interna de la escala (valorado mediante el coeficiente α de Cronbach). Puesto que valores de $\alpha > 0,70$ se consideran aceptables y valores $> 0,80$ buenos (Nunnally y Bernstein) se adoptó como criterio de mejora de α un aumento de al menos 0,01, siempre que éste determine un cambio de categoría, de consistencia interna aceptable a buena. El tercer criterio es el sugerido por Ruiz y San Martín (1992a), que recomiendan tomar como punto de comparación la proporción de varianza explicada por la solución factorial con el número especificado de factores e interpretarla como la comunalidad media; luego se analiza si hay algún ítem con una comunalidad muy inferior a dicho valor y que a la vez no sature en ningún factor. Finalmente, respecto a las saturaciones en los factores, análogamente a lo adoptado respecto a la correlación ítem-total corregida, consideramos como saturaciones bajas aquellas cuyo valor absoluto $< 0,40$. Por lo señalado anteriormente respecto a la necesidad de respetar al máximo la escala original, se decidió considerar la eliminación de un ítem solamente si éste resulta descalificado por al menos dos de los criterios explicitados.

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Una vez realizados los análisis exploratorios se procedió a confirmar las estructuras mediante Análisis Factorial Confirmatorio (AFC). Al realizar un AFC se parte de dos tipos de supuestos en los que se basan los métodos de estimación: supuestos distribucionales

y supuestos estructurales o de especificación de los modelos (Satorra, 1990). El grado de desviación del supuesto de normalidad multivariante, así como una incorrecta especificación de los modelos tienen importantes repercusiones en la estimación de parámetros en el AFC, pues los distintos métodos de estimación no necesariamente convergen a los mismos resultados.

El método de estimación de máxima verosimilitud (ML) ha probado ser el más adecuado, aún en aquellos casos de apartamiento de la normalidad multivariada en que los coeficientes de Mardia (1970; 1974) alcanzan valores de hasta 70, cuando el modelo está especificado correctamente (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa). En la presente investigación hemos empleado dicho método de estimación de parámetros, aunque también se realizaron estimaciones mediante mínimos cuadrados no ponderados (ULS) – cuyos resultados se muestran en el Apéndice C – a efectos de comparar con los resultados ML. No se hicieron estimaciones mediante métodos de distribución libre (ADF) debido al tamaño de la muestra (Schermelleh-Engels, Moosbrugger y Müller, 2003), ni mediante mínimos cuadrados generalizados (GLS), puesto que este método arroja peores resultados que el ML en condiciones de apartamiento de la normalidad (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa; Schermelleh-Engel et al.). La convergencia de las estimaciones ML y ULS se estudió mediante los índices de reproductibilidad de Tomás y Oliver (1998), que se describen en el Apéndice C, apartado C2.

Los resultados de los AFC se analizaron desde una perspectiva tanto global, mediante diversos índices de ajuste, como analítica, mediante el análisis de las saturaciones factoriales ($\geq 0,40$) y su nivel de significación ($p < 0,05$). Se resumen a continuación los estadísticos de ajuste global empleados, así como los criterios adoptados para considerar un buen ajuste. En el Apéndice C, apartado C2, se encuentra la descripción detallada de todos los índices.

Índices basados en el valor mínimo de la función de discrepancia (F_{\min}). Dentro de éstos hemos seleccionado *ji-cuadrado* (χ^2), la razón entre *ji-cuadrado* y el número grados de libertad (χ^2/df) y el índice de ajuste de aproximación o Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) de Browne y Cudeck (1993). El test de *ji-cuadrado* contrasta la hipótesis de residuos nulos y es el más empleado para evaluar modelos de ecuaciones estructurales (Gierl y Mulvenon, 1995), aunque supone normalidad multivariante y su valor depende del tamaño de la muestra y del modelo propuesto (Bentler, 1990; Bollen, 1989b). Puesto que el supuesto de normalidad multivariante no se cumple para nuestros datos, estimamos este estadístico solamente con fines descriptivos y no inferenciales y comparamos su valor con el número de grados de libertad (Jöreskog y Sörbom, 1993). Para evaluar este cociente adoptamos el criterio de buen ajuste para valores inferiores a 3 (Carmines y McIver, 1981; Schermelleh-Engels et al., 2003) y ajuste aceptable hasta 5 (Marsh y

Hocevar, 1985; Wheaton, Muthén, Alwin y Summers, 1977). Para el índice RMSEA adoptamos como criterio los puntos de corte sugeridos por los autores: valores superiores a 0,10 indican ajuste inaceptable, entre 0,08 y 0,10 ajuste mediocre, entre 0,05 y 0,08 aceptable e inferiores a 0,05 buen ajuste.

Índices de ajuste absoluto. Miden la capacidad de un modelo a priori de reproducir la varianza contenida en los datos, sin emplear un modelo de referencia. Consideramos los índices de Jöreskog y Sörbom (1984): Goodness of Fit Index (GFI) y Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI), corregido por los grados de libertad y el número de variables. Los puntos de corte seleccionados para considerar un buen ajuste son 0,90 y 0,85 respectivamente (Schermelleh-Engel et al., 2003).

Índices de ajuste incremental. Miden el incremento en la varianza explicada por el modelo respecto a algún modelo de referencia, comúnmente el modelo de independencia (Bentler y Bonett, 1980). Consideramos el Normed Fit Index (NFI) de Bentler y Bonett; el Non-Normed Fit Index (NNFI) – Tucker-Lewis Index (TLI), que corrige a NFI por los grados de libertad (Bentler y Bonett); el Relative Fit Index (RFI) de Bollen (1986), que compara el ajuste del modelo *por grado de libertad*, respecto al ajuste de la línea base *por grado de libertad*; el Incremental Fit Index (IFI) de Bollen (1989a), que corrige a NFI por los grados de libertad del modelo y disminuye

su dependencia con el tamaño muestral; el Comparative Fit Index (CFI) propuesto por Bentler (1990). Los índices CFI y NNFI son los que resultan menos afectados por el tamaño muestral (Bentler, 1990; Bollen, 1990; Hu y Bentler, 1995, 1998, 1999). Adoptamos como criterio que unos valores de estos índices por debajo de 0,90 indican que el modelo es susceptible de ser mejorado (Bentler y Bonett, 1980) mientras que valores por encima de 0,95 indican buen ajuste (Hu y Bentler, 1995, 1998, 1999).

Validación de los modelos confirmatorios

La validación de los modelos se llevó a cabo empleando el método de validación cruzada multi-grupo del paquete AMOS. Se dividió aleatoriamente cada grupo de participantes M1 y M2 en dos subgrupos, uno de calibración (M1c, N=786; M2c N=831) y otro de validación (M1v, N=787; M2v=831) y se realizaron los análisis en ambos subgrupos paralelamente. El procedimiento comienza por un modelo sin restricciones de igualdad de parámetros entre ambos grupos (modelo basal) y se van añadiendo supuestos de igualdad de grupos de parámetros sucesivamente para valorar la pérdida de ajuste al imponer las correspondientes restricciones. Las hipótesis que se contrastan y los modelos anidados se muestran en la Tabla 4.1. Cada nivel de restricción incluye las restricciones jerárquicamente superiores.

Tabla 4.1
Validación de los modelos factoriales confirmatorios

Modelo	Hipótesis a contrastar
Basal	El modelo estimado se ajusta a cada una de las muestras de forma independiente
Pesos de medida	H_A : Las saturaciones factoriales son iguales en ambos grupos
Covarianzas estructurales	H_B : Las varianzas-covarianzas de los factores son iguales en ambos grupos
Residuos de medida	H_C : Las varianzas-covarianzas de los errores son iguales en ambos grupos

Mediante la comparación multigrupo nuestro objetivo es validar la estructura factorial subyacente a las medidas realizadas. Según Byrne (2004) las hipótesis que más interesa contrastar en estos casos son H_A y H_B ; el contraste de H_C sería un procedimiento excesivamente restrictivo, excepto en situaciones en las que se desea contrastar la equivalencia de la fiabilidad de las medidas entre los grupos (Byrne, 1988; Little, 1997). En cambio según Lubke y Dolan (2003) el no cumplimiento de H_C eventualmente podría conducir a no detectar violaciones al supuesto H_A , especialmente cuando el tamaño de los grupos que se comparan es muy diferente. En nuestro caso los grupos tienen igual tamaño y se sabe que proceden de la misma población, por lo que el no cumplimiento de H_C no acarrearía ese problema.

Para la comparación de los modelos anidados se consideró la significación estadística del cambio en F_{\min} al imponer una restricción, tomando como umbral $\alpha=0,05$, así como el cambio en el índice CFI, adoptando como punto de corte el recomendado por

Cheung y Rensvold (2002): para una variación de $CFI \leq 0,01$ se puede considerar que el modelo restringido es adecuado.

Modelos teóricos propuestos

De acuerdo con lo discutido en el marco teórico, en el caso de la escala de metas académicas se propone un modelo confirmatorio teórico de tres factores relacionados (Figura 4.1), correspondientes a las metas de aprendizaje, de lucimiento y de resultado. Las relaciones entre las metas de aprendizaje y las dos metas de ejecución que proponen los distintos autores no son consistentes, como ya fue comentado (véase Capítulo 2, epígrafe **2.5.2.6**). De acuerdo con algunas investigaciones las metas de aprendizaje no correlacionan ni con las metas de lucimiento (Dupeyrat y Escribe, 2000; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996; Hayamizu y Weiner, 1991) ni con las de resultado (Hayamizu y Weiner). Sin embargo se ha informado de correlaciones positivas entre metas de aprendizaje y lucimiento (Hayamizu et al., 1989; Skaalvik, 1997), así como también entre metas de aprendizaje y metas de resultado (Grant y Dweck, 2003; Hayamizu et al.). Por lo tanto, en el modelo 1 no se impone ninguna restricción de independencia entre factores. También se construyeron modelos unidimensionales separadamente para cada meta.

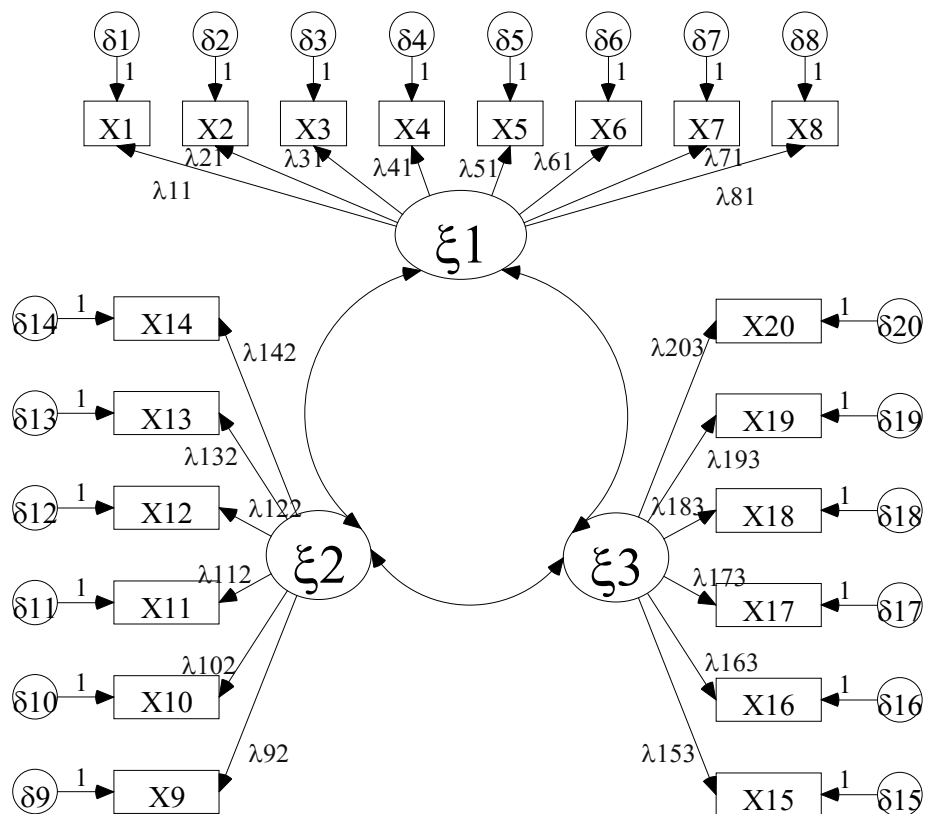


Figura 4.1. Modelo teórico de tres factores relacionados. ξ_1 = metas de aprendizaje; ξ_2 = metas de lucimiento; ξ_3 = metas de resultado; x_1 - x_8 = indicadores de las metas de aprendizaje; x_9 - x_{14} = indicadores de las metas de lucimiento; x_{15} - x_{20} = indicadores de las metas de resultado; δ_1 - δ_{20} = errores de los indicadores.

El modelo teórico puede plantearse según el siguiente conjunto de ecuaciones.

$$\begin{aligned}
 X_1 &= \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1 & X_9 &= \lambda_{92}\xi_2 + \delta_9 & X_{15} &= \lambda_{153}\xi_3 + \delta_{15} \\
 X_2 &= \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 & X_{10} &= \lambda_{102}\xi_2 + \delta_{10} & X_{16} &= \lambda_{163}\xi_3 + \delta_{16} \\
 X_3 &= \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3 & X_{11} &= \lambda_{112}\xi_2 + \delta_{11} & X_{17} &= \lambda_{173}\xi_3 + \delta_{17} \\
 X_4 &= \lambda_{41}\xi_1 + \delta_4 & X_{12} &= \lambda_{122}\xi_2 + \delta_{12} & X_{18} &= \lambda_{183}\xi_3 + \delta_{18} \\
 X_5 &= \lambda_{51}\xi_1 + \delta_5 & X_{13} &= \lambda_{132}\xi_2 + \delta_{13} & X_{19} &= \lambda_{193}\xi_3 + \delta_{19} \\
 X_6 &= \lambda_{61}\xi_1 + \delta_6 & X_{14} &= \lambda_{142}\xi_2 + \delta_{14} & X_{20} &= \lambda_{203}\xi_3 + \delta_{20} \\
 X_7 &= \lambda_{71}\xi_1 + \delta_7 & & & & \\
 X_8 &= \lambda_{81}\xi_1 + \delta_8 & & & &
 \end{aligned}$$

La representación matricial de estas ecuaciones es la siguiente:

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \\ X_7 \\ X_8 \\ X_9 \\ X_{10} \\ X_{11} \\ X_{12} \\ X_{13} \\ X_{14} \\ X_{15} \\ X_{16} \\ X_{17} \\ X_{18} \\ X_{19} \\ X_{20} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 & 0 \\ \lambda_{31} & 0 & 0 \\ \lambda_{41} & 0 & 0 \\ \lambda_{51} & 0 & 0 \\ \lambda_{61} & 0 & 0 \\ \lambda_{71} & 0 & 0 \\ \lambda_{81} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{92} & 0 \\ 0 & \lambda_{102} & 0 \\ 0 & \lambda_{112} & 0 \\ 0 & \lambda_{122} & 0 \\ 0 & \lambda_{132} & 0 \\ 0 & \lambda_{142} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{153} \\ 0 & 0 & \lambda_{163} \\ 0 & 0 & \lambda_{173} \\ 0 & 0 & \lambda_{183} \\ 0 & 0 & \lambda_{193} \\ 0 & 0 & \lambda_{203} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \\ \delta_7 \\ \delta_8 \\ \delta_9 \\ \delta_{10} \\ \delta_{11} \\ \delta_{12} \\ \delta_{13} \\ \delta_{14} \\ \delta_{15} \\ \delta_{16} \\ \delta_{17} \\ \delta_{18} \\ \delta_{19} \\ \delta_{20} \end{bmatrix}$$

En el caso de la escala de capacidad percibida el modelo teórico propuesto es unidimensional (Figura 4.2), de acuerdo con la bibliografía consultada (Paulhus et al., 1998; Trapnell, 1994).

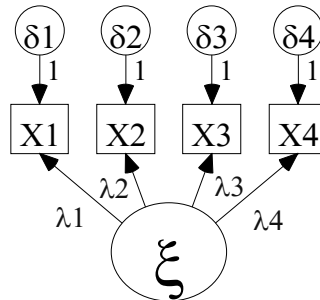


Figura 4.2. Modelo teórico de un factor. ξ = capacidad percibida; X_1 - X_4 = indicadores de la capacidad percibida; δ_1 - δ_4 = errores de los indicadores.

El modelo teórico puede plantearse según el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$\begin{aligned} X_1 &= \lambda_1 \xi + \delta_1 \\ X_2 &= \lambda_2 \xi + \delta_2 \\ X_3 &= \lambda_3 \xi + \delta_3 \\ X_4 &= \lambda_4 \xi + \delta_4 \end{aligned}$$

La representación matricial de estas ecuaciones es la siguiente:

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \lambda_4 \end{bmatrix} [\xi] + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \end{bmatrix}$$

4.3. Resultados

En este apartado se presentan los resultados descriptivos en términos de participantes y de variables, así como las propiedades métricas de los instrumentos empleados. Se incluyen los resultados más relevantes, los detalles pueden consultarse en el Apéndice C.

4.3.1. Descripción de las características de los participantes

En la Tabla 4.2 se describen las características sociodemográficas de los participantes.

Tabla 4.2
Variables sociodemográficas (porcentajes)

Grupo de participantes	Sexo		Bachillerato			Enseñanza Media		Procedencia	
	Mujeres	Hombres	Medicina	Ingeniería	Otros	Pública	Privada	Montevideo	Interior
M1 (N=1573)	70,9	29,1	36,0	60,5	3,5	70,2	29,8	55,1	44,9
M2 (N=1662)	71,4	28,6	36,7	59,5	3,8	70,3	29,7	55,5	44,5

Nota. N = número de participantes.

La media de edad es la misma para los dos grupos, 21 años, y la desviación típica 3,2 (M1) y 3,3 (M2). En la Tabla 4.3 se muestra la distribución de los sujetos de cada grupo según franjas de edad, en la Tabla 4.4 el tipo de matrícula en carreras de Química y en la Tabla 4.5 las preferencias de primera matrícula.

Tabla 4.3
Distribución según franjas de edad (porcentajes)

Grupo de participantes	Franjas de edad		
	Ingreso (<20 años)	Edad típica (20-24 años)	Superior (> 24 años)
M1 (N=1573)	37,8	52,7	9,5
M2 (N=1662)	37,6	52,7	9,7

Nota. N = número de participantes.

Tabla 4.4
Distribución según tipo de matrícula en carreras de Química (porcentajes)

Grupo de participantes	Nº de carreras		
	1	2	3 o más
M1 (N=1573)	68,2	24,8	7,0
M2 (N=1662)	68,5	24,7	6,8

Nota. N = número de participantes.

Tabla 4.5
Distribución según las preferencias de primera matrícula (porcentajes)

Grupo de participantes	Carrera				
	IQ	QF	IA	BC	Q
M1 (N=1573)	28,0	26,3	21,4	18,5	5,8
M2 (N=1662)	27,5	26,1	21,5	19,1	5,8

Nota. N = número de participantes; IQ = Ingeniería Química; QF = Química Farmacéutica;

IA = Ingeniería de los Alimentos; BC = Bioquímica Clínica; Q = Química.

Los datos son prácticamente los mismos para los grupos M1 y M2, observándose un primer grupo de carreras preferidas, Ingeniería Química y Química Farmacéutica, en segundo lugar Ingeniería de Alimentos, en tercer lugar Bioquímica Clínica y finalmente un grupo reducido correspondiente a la carrera de Química.

Respecto a características familiares, la casi totalidad de los sujetos son solteros (94,7%) y no tiene hijos (97,5%) y el 59,7% vive con sus padres o tutores. La mayoría habita en casa propia o alquilada (83,6%). En un 47,8% de los casos el máximo nivel de educación alcanzado por los padres es el terciario (estudios que requieren tener la Enseñanza Media completa, tales como Universidad, Magisterio, etc.). Sólo para un 6% el máximo nivel corresponde a la Enseñanza Primaria.

Respecto a la situación laboral, sólo un 28% trabaja y el principal aporte económico proviene de la familia (74%). Dentro de la fracción que trabaja, cerca de un 38% lo hace en tareas vinculadas a la carrera. En cuanto a la carga horaria semanal, un 33% trabaja hasta 20 horas semanales. Las restantes categorías de carga horaria semanal (hasta 30, 44 y más de 44 horas semanales de labor) representan 20-25% cada una. Estos resultados sugieren que en la mayoría de los casos la principal actividad de los participantes es la de ser estudiante universitario.

4.3.2. Escala de metas académicas

4.3.2.1. Estadísticos descriptivos de las variables

En la Tabla 4.6 se muestra el rango de puntuación y el centro teórico de cada subescala, las medidas de tendencia central (mediana y media), la desviación típica y las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov (con la corrección de significación de Lilliefors) y de Shapiro-Wilks. En la Tabla 4.7 se muestra la estadística descriptiva univariante de los ítems M1-M20. Los histogramas se muestran en el Apéndice C, apartado C3, Figura C3.1.

Tabla 4.6
Estadísticos descriptivos de las escalas

Escala	Rango	Centro teórico de la escala	Mediana	Media	SD	KS	SW	gl
MA	8-40	24	30	29,37	,167	,110 *	,944 *	1573
MLu	6-30	17	8	9,10	,097	,209 *	,796 *	1573
MR	6-30	17	23	21,74	,134	,102 *	,958 *	1573

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;
SD = desviación típica; KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad.
* $p < 0,0001$.

Tabla 4.7
Estadísticos descriptivos de los ítems

Ítem	Media	Mediana	Desviación típica	Asimetría ^a	Curtosis ^a
M1	3,41	4	1,157	-9,92	-3,60
M2	3,56	4	1,109	-11,10	-1,20
M3	4,25	4	,848	-23,50	23,20
M4	3,75	4	1,033	-13,20	2,67
M5	3,96	4	1,044	-17,60	6,31
M6	3,26	3	1,235	-4,89	-6,90
M7	3,45	4	1,228	-9,17	-4,90
M8	3,72	4	1,173	-13,10	-1,10
M9	1,86	1	1,093	19,03	3,81
M10	1,29	1	,646	44,07	69,50
M11	1,39	1	,737	36,13	42,00
M12	1,36	1	,707	37,39	47,10
M13	1,83	1	1,075	18,53	2,78
M14	1,37	1	,730	38,41	49,00
M15	3,32	4	1,315	-8,80	-6,90
M16	3,30	4	1,343	-7,62	-7,90
M17	3,77	4	1,276	-15,40	-1,10
M18	3,29	4	1,277	-6,67	-6,90
M19	4,43	5	,868	-31,70	35,40
M20	3,64	4	1,244	-10,50	-4,20

Nota. ^a Valores tipificados.

Como se desprende de las pruebas de normalidad de la Tabla 4.6, así como de los histogramas del Apéndice C, las distribuciones de las metas no pueden aproximarse a la normalidad. Para la escala de metas de lucimiento (ítems M9-M14) tanto el valor medio como la mediana están ubicados muy por debajo del centro teórico de la escala y los ítems presentan una fuerte asimetría positiva. En

cambio para las escalas de metas de aprendizaje (ítems M1-M8) y de resultado (ítems M15-M20) sucede a la inversa.

4.3.2.2. AFE y análisis de los ítems

El estadístico KMO es 0,887, valor superior al punto de corte de 0,80 sugerido por Kaiser (1974) para considerar buena adecuación de los datos para el análisis factorial. El estadístico de *ji-cuadrado* de la prueba de esfericidad de Bartlett es significativo, $p < 0,0001$, ($\chi^2 = 14.197,2$; $gl = 190$). Estos resultados indican que los datos son adecuados para un análisis factorial.

Respecto al número de factores, de acuerdo con la regla K1 y con el gráfico de Cattell (1966) habría que extraer tres, los cuales explican el 57,4% de la varianza (Apéndice C, Tabla C1.1 y Figura C1.1). El procedimiento MAP (Apéndice C, Tabla C1.2) sugiere dos factores, si bien este método tiende a la infraestimación del número de factores cuando éstos están pobremente definidos (saturaciones $< 0,5$) y la proporción de variables por factor es elevada (Velicer, 1976).

En las Tablas 4.8-4.11 se muestran los resultados, destacándose en negrita las saturaciones $> 0,40$.

Tabla 4.8
Comunalidades, saturaciones factoriales y porcentaje de varianza explicada

Solución de tres factores				
Extracción CP y rotación Varimax				
Ítem	Comunalidades	Saturaciones		
		Factor1	Factor 2	Factor 3
M1	,548	,739	,045	,001
M2	,547	,711	,086	,185
M3	,607	,765	-,073	,128
M4	,675	,818	-,046	,062
M5	,656	,773	,039	,238
M6	,521	,710	,122	-,032
M7	,493	,675	,121	,148
M8	,604	,728	,110	,247
M9	,512	,161	,648	,256
M10	,607	-,002	,779	-,014
M11	,651	,036	,805	,035
M12	,693	,045	,829	,061
M13	,583	,109	,722	,221
M14	,580	,005	,753	,115
M15	,624	,151	,212	,745
M16	,608	,195	,237	,717
M17	,565	,066	,144	,735
M18	,521	,095	,103	,708
M19	,508	,127	-,127	,690
M20	,372	,091	,079	,598
	Consistencia interna (α)	0,89	0,86	0,81
	SC	5,879	3,385	2,210
Extracción	% varianza explicada	29,394	16,924	11,051
	% acumulado	29,394	46,318	57,369
	% varianza explicada		73,65	

Nota. CP = Componentes Principales, SC = Suma de cuadrados.

Tabla 4.9
Análisis de los ítems

Ítem	Correlación ítem-total corregida	Valor de α si se elimina el ítem
M1	,63	,87
M2	,64	,87
M3	,68	,87
M4	,72	,87
M5	,72	,87
M6	,61	,88
M7	,61	,88
M8	,69	,87
Consistencia interna (α)	,89	
M9	,58	,84
M10	,65	,82
M11	,67	,81
M12	,71	,81
M13	,66	,82
M14	,63	,82
Consistencia interna (α)	,86	
M15	,68	,76
M16	,65	,77
M17	,62	,77
M18	,59	,78
M19	,52	,80
M20	,44	,81
Consistencia interna (α)	0,81	

Tabla 4.10
Correlación entre las puntuaciones de las escalas

	Puntuaciones factoriales				Suma de ítems de cada escala	
	Extracción CP, rotación Oblimin		Extracción EP, rotación Oblimin		r	
	MA	MLu	MA	MLu	MA	MLu
MLu	,138		,149		,189	
MR	,294	,232	,348	,275	,333	,336

Nota. CP= Componentes Principales; EP= Ejes Principales; r = coeficiente de correlación de Pearson entre las puntuaciones de las escalas; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado
Todos los valores son significativos, $p < 0,001$.

Tabla 4.11
Media y desviación típica de las escalas

Referencia	MA	MLu	MR
La presente investigación	29,37 (6,62)	9,10 (3,83)	21,74 (5,31)
Hayamizu y Weiner, 1991	28,81 (5,85)	16,83 (4,37)	25,03 (3,52)

Nota. MA = metas de aprendizaje; Mlu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado. Valores entre paréntesis indican desviación típica.

A pesar de las variaciones observadas en los valores de los coeficientes de correlación de la Tabla 4.10 según cómo hayan sido estimados (correlación de Pearson entre puntuaciones de cada dimensión obtenidas por la suma de los ítems y correlación entre puntuaciones factoriales obtenidas mediante extracción CP y EP), para los tres casos se cumple que existe una correlación moderada/alta entre las metas de resultado y las metas de aprendizaje ($r=0,333$; $r=0,295$ y $r=0,348$) y entre las metas de resultado y las metas de lucimiento ($r=0,336$; $r=0,232$ y $r=0,275$), en tanto que entre las metas de aprendizaje y las de resultado la correlación es entre baja y moderada ($r=0,189$; $r=0,138$ y $r=0,149$). Todas estas correlaciones fueron significativas ($p<0,001$).

Las propiedades de los ítems M1-M20 son satisfactorias, todos presentan índices de discriminación (Tabla 4.9) y saturaciones factoriales (Tabla 4.8) superiores al punto de corte adoptado de 0,40. El ítem M20 es el que presenta comunalidad más baja, 0,37 (Tabla 4.8), valor inferior al adoptado como comunalidad media de acuerdo con las pautas de Ruiz y San Martín (1992a), 0,59; sin embargo este ítem tiene una saturación de 0,598 en el tercer factor y su

eliminación no aumenta el valor de α (Tabla 4.9). Por tanto se concluye que no hay razones para eliminarlo y se mantienen los 20 ítems originales.

Las soluciones factoriales obtenidas mediante los distintos métodos de extracción y rotación fueron convergentes (los detalles de los resultados obtenidos mediante extracción EP, así como con rotación Oblimin pueden consultarse en el Apéndice C, Tabla C1.3). Todos los índices de congruencia $K > 0,98$, indicando una correspondencia excelente entre las soluciones. La congruencia entre soluciones ortogonales y oblicuas es de 0,987 (extracción CP) y de 0,982 (extracción EP); la congruencia entre soluciones CP y EP es de 0,999 para los dos métodos de rotación (ortogonal y oblicua). Los índices de variabilidad V de cada solución respecto a la solución media son 0,036 (CP, rotación Varimax), 0,041 (CP, rotación Oblimin), 0,044 (EP, rotación Varimax) y 0,039 (EP, rotación Oblimin); todos los valores son de $V < 0,05$ indicando que las soluciones son estables. El porcentaje de varianza explicada para la extracción EP fue un poco más bajo, de 50%, resultado esperable dado que la matriz autodecompuesta por el método CP dispone de mayor varianza disponible (el número de variables), mientras que EP autodescompone una estimación de la matriz de correlaciones reducida en la que sólo se aporta la varianza común de cada variable.

4.3.2.3. AFC

Construcción de modelos confirmatorios

Los resultados del AFE se contrastaron mediante AFC. En la Tabla 4.12 se muestran los coeficientes de Mardia (1970, 1974) normalizados para las distribuciones de los ítems en cada uno de los subgrupos (calibración y validación).

Tabla 4.12
Coefficientes de Mardia normalizados

Subgrupo	Ítems			
	M1-M8 MA	M9-M14 MLu	M15-M20 MR	M1-M20
Calibración	24,326	110,240	17,245	46,210
Validación	28,062	93,218	21,859	50,186

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

Los resultados que se presentan a continuación se refieren al modelo basal (sin restricciones de igualdad de parámetros en ambos grupos) y las estimaciones corresponden al grupo de calibración, empleando el método ML para estimar los parámetros (los resultados ULS pueden consultarse en el Apéndice C2, Tabla C2.4). Como ya se mencionó, se comenzó por el modelo teórico de tres factores relacionados, cuya solución estandarizada se muestra en la Figura 4.3 (modelo 1).

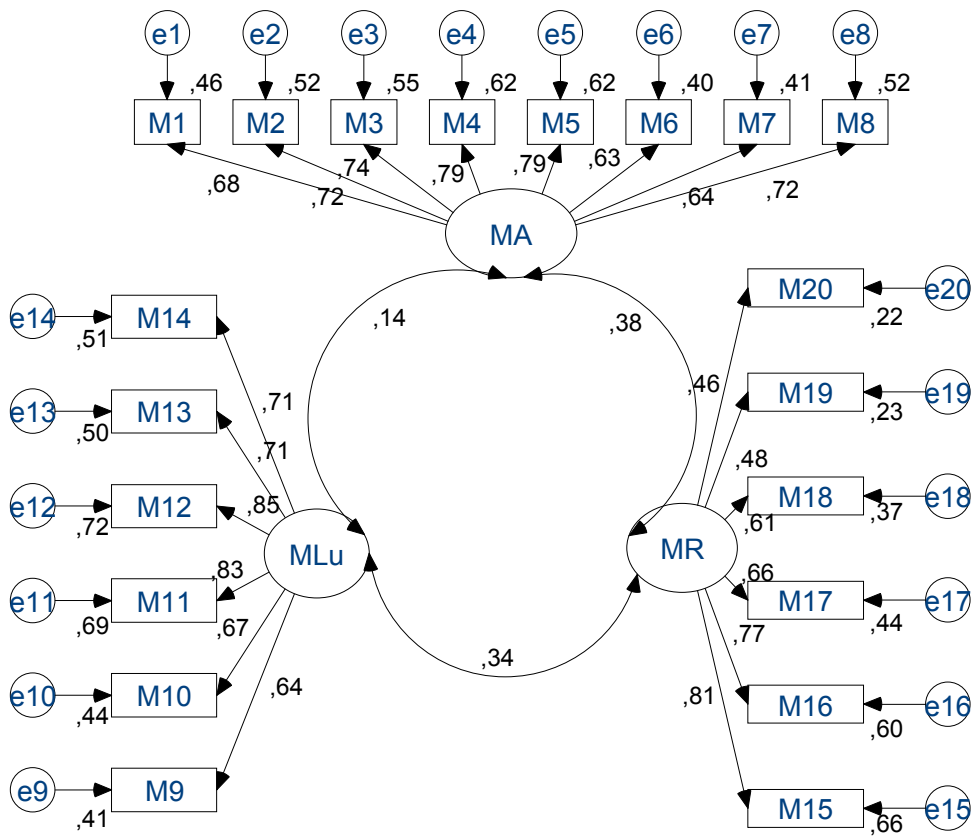


Figura 4.3. Modelo 1. Solución estandarizada. Estimaciones de máxima verosimilitud.
 MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

Todos los parámetros del modelo 1 son estadísticamente significativos ($p < 0,001$). Los resultados de ajuste global de este modelo (Tabla 4.13) muestran que ninguno de los índices GFI, NFI, IFI, TLI y CFI alcanza el valor 0,90, sugiriendo que el modelo 1 tiene un ajuste pobre. Las saturaciones brutas y estandarizadas así como las covarianzas y correlaciones entre las dimensiones se muestran respectivamente en las Tablas C2.2 y C2.3, Apéndice C2. Las estimaciones ULS (véase Apéndice C2, Tabla C2.4) arrojan índices de ajuste absoluto e incremental $> 0,94$, indicando un buen ajuste.

Ello sugiere que los valores de ajuste pobre de ML para el modelo 1 se deben más bien al no cumplimiento del supuesto distribucional de normalidad, pero no a errores en la especificación.

También se contrastaron modelos unifactoriales separadamente para las metas de aprendizaje, de lucimiento y de resultado (modelos 2, 3 y 4 respectivamente). Todos los parámetros de estos modelos fueron estadísticamente significativos ($p < 0,001$). Los índices de ajuste global (Tabla 4.13) sugieren un buen ajuste para los modelos 2 y 3; el modelo 4 podría ser susceptible de ser mejorado. En el modelo 4 las saturaciones de los ítems M19 y M20, si bien son estadísticamente significativas, presentan valores moderados ($\lambda = 0,49$ ítem M19; $\lambda = 0,45$ ítem M20).

Estos dos ítems hacen referencia a proyecciones de los estudiantes *en el largo plazo*: “Estudio porque quiero conseguir un buen trabajo en el futuro” (ítem M19) y “Estudio porque quiero adquirir cierto estatus en el futuro” (ítem 20), en tanto que los restantes ítems de las metas de resultado se refieren a plazos más cercanos en el tiempo (p.e., “Estudio porque quiero obtener buenas notas”, ítem M15). Se consideró la posibilidad exploratoria de desdoblar el factor metas de resultado en dos subdimensiones relacionadas: metas de resultado a corto plazo (ítems M15-M18) y a largo plazo (ítems M19-M20). Las estimaciones ML sugieren un ajuste global satisfactorio, con dos factores fuertemente

correlacionados entre sí ($r=0,65$, $p<0,001$). La varianza de los ítems M19 y M20 explicada es del orden del 50%, superior al 25% explicado por el modelo 4. La comparación de los índices de la Tabla 4.13 sugiere que el desdoblamiento en dos subdimensiones (modelo 5) produciría una mejora en el ajuste respecto al modelo 4: el valor de CFI aumenta de 0,876 a 0,938 y la diferencia entre los valores de F_{\min} es de 198,387; $gl=2$; $p<0,001$. Sin embargo, para la presente investigación tomaremos como base el modelo unifactorial, dado que éste también presenta un ajuste aceptable, es conceptualmente correcto y es consistente con los resultados de los análisis factoriales exploratorios.

Tabla 4.13
Índices de ajuste global (estimaciones ML)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
1	6,071	,881	,851	,080	,057	,860	,881	,864	,880
2	11,009	,936	,886	,056	,080	,926	,932	,905	,932
3	17,463	,938	,855	,041	,102	,924	,928	,880	,928
4	23,067	,916	,804	,090	,119	,872	,877	,794	,876
5	13,511	,953	,876	,070	,089	,933	,938	,883	,938

Nota. Los datos corresponden a los modelos basales. ML = máxima verosimilitud; gl = grados de libertad; Modelo 1 = tres factores relacionados; Modelo 2 = un factor (metas de aprendizaje); Modelo 3 = un factor (metas de lucimiento); Modelo 4 = un factor (metas de resultado); Modelo 5 = dos factores (metas de resultado a corto y largo plazo).

Las estimaciones ULS de los modelos 2-5 (véase Apéndice C, Tabla C2.4) arrojan índices de ajuste absoluto e incremental $> 0,98$ (modelo 2), $> 0,97$ (modelos 3 y 5) y $> 0,96$ (modelo 4). En cuanto a los modelos 4 y 5 (metas de resultado, uno y dos factores respectivamente) los índices globales ULS indican buen ajuste para

ambos modelos. La estabilidad de las saturaciones factoriales estimadas según ML y ULS es satisfactoria, como lo indican los índices de reproductibilidad (Apéndice C, Tabla C2.5), cuyos valores son todos próximos a la unidad, con excepción del modelo 1, para el cual el rango de estos índices va de 0,59 a 1,5.

Validación de los modelos confirmatorios

Los resultados de los contrastes de las hipótesis de igualdad de parámetros de la Tabla 4.1 (véase Método) pueden consultarse en el Apéndice C, Tablas C2.6-C2.10.

Para el modelo 1 los resultados son consistentes con el modelo de covarianzas estructurales, es decir, igualdad de saturaciones factoriales (H_A , $p=0,527$) e igualdad de covarianzas entre las dimensiones (H_B , $p=0,692$). La hipótesis de igualdad de residuos de medida debe rechazarse (H_C , $p<0,001$).

Para las metas de aprendizaje (modelo 2) y para las metas de resultado (modelos 4 y 5) los resultados son consistentes con el modelo de residuos de medida. Para las metas de lucimiento (modelo 3) se acepta el modelo de covarianzas estructurales, puesto que la hipótesis de que los residuos de medida son iguales en ambos grupos debe ser rechazada ($p<0,001$). Los cambios en CFI fueron $< 0,01$ para todos los modelos anidados, excepto para el modelo de residuos de medida de las metas de lucimiento, resultado consistente con lo anterior. De acuerdo con estos resultados, se

acepta la hipótesis de que las saturaciones factoriales y las varianzas de los factores son iguales en los grupos de calibración y validación de todas las subescalas. Para las metas de aprendizaje (modelo 2) y las metas de resultado (modelos 4 y 5) también se acepta que los errores son iguales en ambos grupos. En la Figura 4.4 se muestran las soluciones estandarizadas de los cuatro modelos.

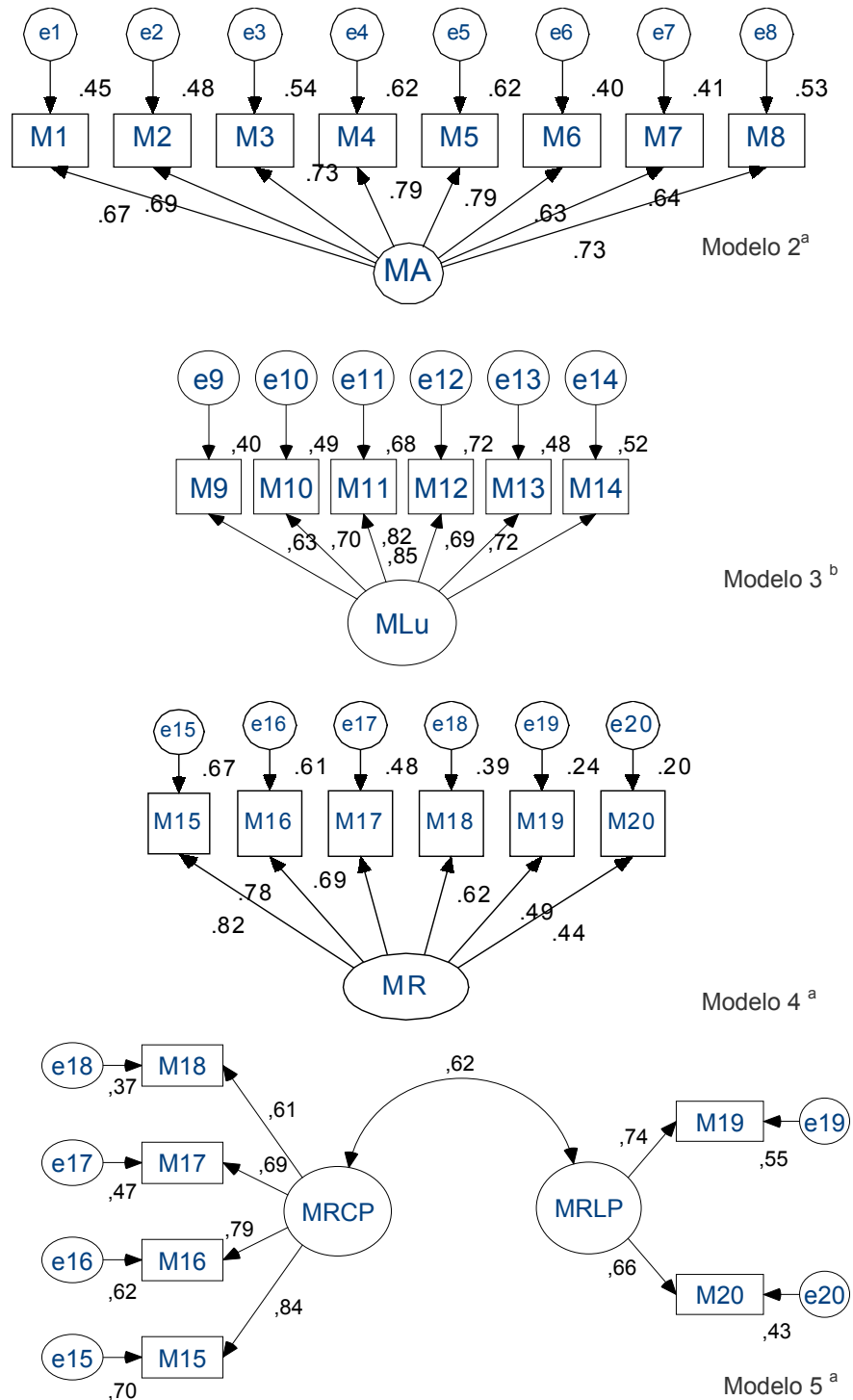


Figura 4.4. Modelos 2, 3, 4 y 5. Soluciones estandarizadas. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = Metas de resultado; MRCP = metas de resultado a corto plazo; MRLP = metas de resultado a largo plazo.
^a Modelo de residuos de medida. ^b Modelo de covarianzas estructurales (grupo de calibración).

4.3.3. Escala de capacidad percibida

4.3.3.1. Estadísticos descriptivos de las variables

En la Tabla 4.14 se muestra el rango de puntuación y el centro teórico de la escala de capacidad percibida, las medidas de tendencia central (mediana y media), la desviación típica y las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov (con la corrección de significación de Lilliefors) y de Shapiro-Wilks. En la Tabla 4.15 se muestran los estadísticos descriptivos de los ítems C1-C4. El histograma se muestra en el Apéndice C, apartado C3, Figura C3.1.

Tabla 4.14
Estadísticos descriptivos de la escala

Rango	Centro teórico de la escala	Mediana	Media	SD	KS	SW	gl
4-36	20	18	18,11	,171	,051 *	,987 *	1662

Nota. SD = desviación típica; KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad.

* $p < 0,0001$.

Tabla 4.15
Estadísticos descriptivos de los ítems

Ítem	Media	Mediana	Desviación típica	Asimetría ^a	Curtosis ^a
C1	4,74	5	1,999	-5,32	-4,13
C2	5,13	5	2,000	-4,81	-3,63
C3	4,38	5	1,960	,017	-4,89
C4	3,85	4	2,178	5,82	-6,42

Nota. ^a Valores tipificados.

Para esta escala tampoco se cumplen las pautas de normalidad (véase Apéndice C). Las dos medidas de tendencia central están muy próximas al centro teórico de la escala.

4.3.3.2. AFE y análisis de ítems

El estadístico KMO es 0,818 y el estadístico de *ji-cuadrado* de la prueba de Bartlett es significativo, ($\chi^2 = 3.747,924$, $gl = 6$, $p < 0,0001$), lo que sugiere que los datos son adecuados para un análisis factorial. Respecto al número de factores a extraer, los tres procedimientos empleados – la regla K1, el gráfico de Cattell (1966) y el procedimiento MAP – convergen en una solución unidimensional, que explica el 73,8% de la varianza contenida en los datos (Apéndice C, Tablas C1.4, C1.5 y Figura C1.2).

En las Tablas 4.16-4.17 se muestran los resultados. Todas las saturaciones > 0,40.

Tabla 4.16

Comunalidades, saturaciones factoriales y porcentaje de varianza explicada

Ítem	Comunalidades	Saturaciones
C1	,773	,879
C2	,757	,867
C3	,829	,912
C4	,588	,772
Consistencia interna (α)		0,88
SC		2,946
% varianza explicada		73,65

Nota. SC = Suma de cuadrados. Extracción de Componentes Principales-

Tabla 4.17

Análisis de los ítems

Ítem	Correlación ítem-total corregida	Valor de α si se elimina el ítem
C1	,77	,83
C2	,75	,84
C3	,82	,81
C4	,62	,89
Consistencia interna (α)		,88

El análisis de los ítems C1-C4 arroja buenas propiedades, con índices de discriminación superiores a 0,40 (Tabla 4.16). El único ítem cuya eliminación aumentaría el valor de α es el ítem C4, pero presenta una saturación de 0,77 y el aumento en α que produce su eliminación no representa un cambio sustantivo en la consistencia interna de la escala (de 0,88 a 0,89), por lo que no se considera necesario eliminarlo.

El porcentaje de varianza explicada mediante extracción EP fue de 65,8%, valor más bajo que el obtenido con CP (73,6%) (los detalles de los resultados obtenidos mediante extracción EP pueden consultarse en el Apéndice C, Tabla C1.6.). El índice de congruencia $K = 0,999$ y el índice de variabilidad $V = 0,040$ también muestran una correspondencia excelente entre las soluciones. Por lo tanto, es válido concluir que las soluciones son estables y que no hay diferencias entre los resultados obtenidos con los distintos métodos.

4.3.3.3. AFC

Los coeficientes de Mardia (1970, 1974) en los subgrupos de calibración y validación fueron respectivamente 14,999 y 24,703. Se construyó un modelo unifactorial, cuya solución estandarizada obtenida mediante ML se muestra en la Figura 4.5. Los índices de ajuste global (Tabla 4.18), así como los valores obtenidos mediante estimación ULS (Apéndice C, Tabla C2.11) sugieren un ajuste excelente. Las saturaciones de los ítems son todas significativas

($p < 0,001$) y $> 0,6$; los índices de reproductibilidad (Apéndice C, Tabla C.2.12) también muestran estabilidad de dichos valores respecto al método de estimación. Respecto a la validación de los resultados (Apéndice C, Tabla C.2.13) se sustentan las tres hipótesis contrastadas, es decir, se acepta la igualdad de todos los parámetros en los grupos de calibración y validación.

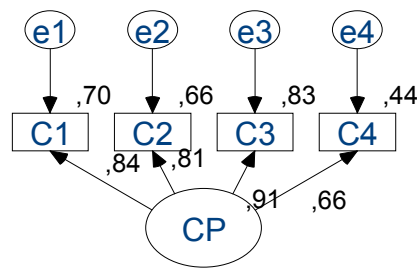


Figura 4.5. Solución estandarizada (modelo de residuos de medida). CP = capacidad percibida.

Tabla 4.18
Índices de ajuste global (estimaciones ML)

Índices de ajuste absoluto				Índices de ajuste incremental				
F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
9,965	,988	,940	,076	,073	,989	,990	,971	,990

Nota. Los datos corresponden a los modelos basales. ML = máxima verosimilitud; gl = grados de libertad.

A modo de síntesis, los resultados de los distintos AFE resultan convergentes, las estructuras factoriales encontradas son consistentes con las informadas por sus autores para ambos cuestionarios, el porcentaje de varianza explicada por las soluciones supera el 50% de la varianza original contenida en los datos y las fiabilidades de las escalas muestran alto grado de consistencia

interna. Todos los ítems poseen índices de discriminación satisfactorios, saturan adecuadamente en un solo factor y ninguna eliminación produce mejoras significativas en la consistencia interna de ninguna subescala. Por lo tanto, ambas escalas se emplearán con la totalidad de sus ítems. En cuanto al AFC, se acepta que los parámetros estimados para los cuatro constructos unitarios (metas y capacidad percibida) son estables en ambos grupos aleatorios. Estos resultados validan la estructura unidimensional de cada escala. Como se mencionó anteriormente, en el estudio 2 se evaluará la conveniencia de emplear la escala de metas de logro sin los ítems M12 y M13, para tener en cuenta únicamente el componente de aproximación de estas metas.

4.4. Discusión estudio 1

En este apartado se efectúa una síntesis de lo obtenido en relación con los antecedentes disponibles, así como las implicancias de nuestros resultados para esta investigación y para posibles investigaciones a futuro.

Lo primero a señalar es que los modelos propuestos para las metas académicas (modelos 1, 2, 3, 4 y 5) así como el modelo para la capacidad percibida se encuentran identificados, los parámetros han sido adecuadamente estimados y las soluciones son conceptualmente correctas.

Respecto a la estructura del cuestionario de metas académicas, ésta puede considerarse tridimensional: metas de aprendizaje, metas de lucimiento y metas de resultado, en línea con los resultados obtenidos con estudiantes de otras nacionalidades: japoneses (Hayamizu et al., 1989), norteamericanos (Hayamizu y Weiner, 1991), españoles (Cabanach, 1994; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez et al., 1998) y franceses (Dupeyrat y Escribe, 2000).

Respecto a las propiedades psicométricas del instrumento en la población de interés, nuestros resultados muestran fiabilidades más elevadas que las suministradas por otros autores (Dupeyrat y

Escribe, 2000; Hayamizu y Weiner, 1991): 0,89 (metas de aprendizaje), 0,86 (metas de lucimiento) y 0,81 (metas de resultado) y un porcentaje de varianza explicada de 57,4%, también más alto.

Las metas de aprendizaje correlacionan con las metas de resultado ($r=0,333$) y en menor medida con las metas de lucimiento ($r=0,189$). La correlación significativa entre estas dimensiones es consistente con los resultados de Hayamizu et al. (1989), si bien los coeficientes informados por estos autores son diferentes de los nuestros, 0,230 y 0,420 respectivamente. Las metas de ejecución (lucimiento y resultado) se encuentran correlacionadas entre sí, consistente con los resultados de Hayamizu y Weiner (1991), Hayamizu et al. y Dupeyrat y Escribe (2000), aunque nuestro valor del coeficiente ($r=0,336$) es sensiblemente inferior a los informados por dichos autores ($r=0,44$; $r=0,49$; $r=0,69$ respectivamente).

Nuestros resultados sugieren que las metas de resultado podrían eventualmente desdoblarse en dos subdimensiones correlacionadas, las cuales estarían vinculadas al tiempo de concreción de los logros a los que hacen referencia (resultados a corto y a largo plazo). El modelo bifactorial de estas metas presenta una mejora estadísticamente significativa en el ajuste respecto al modelo unifactorial. Ello es esperable, pues al aumentar el número de factores se dota a la estructura de una mayor flexibilidad. Este desdoblamiento no se menciona en la investigación de Hayamizu y

Weiner (1991) ni en las investigaciones posteriores que hemos encontrado en las que se empleó este cuestionario (p.e., Cabanach, 1994; Dupeyrat y Escribe, 2000; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez et al., 1998). Por otra parte, si el cuestionario se hubiera construido con el objetivo de distinguir entre el corto y el largo plazo seguramente los autores habrían incluido más de dos ítems destinados a identificar la subdimensión largo plazo.

Una posible explicación para esta diferencia es que la situación económico-social en Uruguay es menos estable que la de los países de donde provienen los datos publicados (Estados Unidos, España, Francia y Japón) y tanto la inserción laboral como el estatus futuro de los estudiantes universitarios uruguayos no necesariamente se vinculan con unos logros académicos mejores. Si bien este cuestionario pretende medir tendencias personales, existen pruebas de la existencia de interacción entre las tendencias motivacionales personales y las características contextuales, por lo que los factores ambientales pueden contribuir a delinear el perfil motivacional de las personas, favoreciendo la adopción de una u otra orientación (p.e., Harackiewicz et al., 1998; Harackiewicz y Linnenbrink, 2005; Linnenbrink, 2005; Linnenbrink y Pintrich, 2001; Pintrich, 1989, 2003; Pintrich et al., 1994). En tal sentido, es posible que nuestros participantes distingan entre sus proyecciones de resultados en el corto y en el largo plazo. Es decir, los alumnos uruguayos con motivación orientada al resultado puede que estudien

para obtener buenas calificaciones o para tener más posibilidades de ser seleccionados para una beca (corto plazo), pero no necesariamente con miras a un futuro próspero (largo plazo), como seguramente lo hacen los alumnos norteamericanos. Ello podría explicar por qué en esta investigación se advierte el desdoblamiento.

Si bien desde una perspectiva estadística el modelo bifactorial de metas de resultado reproduciría los datos empíricos con mayor precisión que el modelo de un factor, para la presente investigación tomaremos como base el modelo unifactorial. Esta decisión se apoya en que el modelo de un factor de metas de resultado también presenta un ajuste aceptable, es conceptualmente correcto y es consistente con los resultados de los análisis factoriales exploratorios. Dejamos para un futuro la posibilidad de adaptar el instrumento, añadiéndole más ítems relativos a los resultados a largo plazo, a fin de confirmar el desdoblamiento sugerido y emplear el cuestionario con dos baremos diferenciados para ambas subdimensiones.

En cuanto a los valores medios de cada orientación motivacional obtenidos en este trabajo, la media de las metas de aprendizaje es del mismo orden que la informada por Hayamizu y Weiner (1991), situando al promedio de los sujetos en una orientación al aprendizaje entre moderada y alta. Respecto a las metas de ejecución, la media de los sujetos presenta una motivación

de resultado entre moderada y alta y una motivación de lucimiento baja. Los estudiantes de Hayamizu y Weiner presentan orientación al resultado elevada y orientación al lucimiento entre moderada y baja. Es decir, sus puntuaciones medias son más elevadas que las del presente estudio, para ambas metas de ejecución.

La diferencia de medias en las metas de ejecución (tanto las metas de lucimiento como las de resultado) entre los resultados de Hayamizu y Weiner (1991) y los nuestros también puede atribuirse a la incidencia del contexto en la adopción de determinada orientación motivacional. Los estudiantes norteamericanos generalmente realizan sus estudios universitarios en un ambiente más competitivo, en tanto que los participantes de esta investigación pertenecen a la UdelaR, que es una universidad gratuita, sin prueba de ingreso y sin requisitos para la permanencia del estudiante en el sistema universitario, por lo que los alumnos no tienen que competir ni para ingresar ni para proseguir sus estudios universitarios.

Respecto al cuestionario de capacidad percibida de Trapnell (1994) se verifica la estructura unidimensional propuesta por el autor y por Paulhus et al. (1998), obteniendo una fiabilidad de 0,88. En ninguna de las dos referencias citadas se menciona el porcentaje de varianza explicada por la solución unidimensional. Nuestro resultado es consistente con los antecedentes disponibles, obteniendo una estructura unifactorial que explica el 73,4% de la varianza original,

con una consistencia interna de 0,88. Como ya se mencionó, no encontramos artículos que hicieran mención a resultados confirmatorios de la estructura de esta escala.

En resumen, el análisis psicométrico de los cuestionarios arroja valores de fiabilidad elevada, todos los ítems presentan índices de discriminación satisfactorios y las saturaciones factoriales son estadísticamente significativas. Las estructuras factoriales se validaron contrastando las hipótesis de igualdad de parámetros en dos grupos obtenidos por división aleatoria del grupo de participantes original, obteniendo resultados consistentes con la hipótesis de estabilidad de las saturaciones factoriales. Por lo tanto se definen cuatro constructos para incluir en los modelos explicativos del desempeño académico: metas de aprendizaje, metas de lucimiento, metas de resultado y capacidad percibida, cuyas puntuaciones se obtienen sumando las puntuaciones empíricas de los ítems que componen cada escala.

CAPÍTULO 5

ESTUDIO 2. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO

5.1. Introducción

En el estudio 2 se ponen a prueba las hipótesis de investigación formuladas. Se construyen modelos predictivos del rendimiento empleando la regresión lineal y logística y modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas y modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems). Se realiza un análisis de conglomerados a fin de identificar el perfil motivacional de los participantes.

5.2. Método

Participantes

Los sujetos participantes del estudio 2 (M3) constituyen una subpoblación de los grupos M1 y M2 del estudio 1, que en marzo de 2005 constituía la población activa de su cohorte. De acuerdo con la definición de abandono adoptada para esta investigación (ausencia de asignaturas aprobadas durante dos años consecutivos, véase Capítulo 4, epígrafe 4.2) en marzo de 2005 solamente las cohortes

2000-2003 pueden evaluarse como activas o desertoras. Por lo tanto, los criterios de inclusión y exclusión de M3 son:

Criterio de inclusión en M3: participantes de la EEO de las cohortes 2000-2003, con al menos una asignatura aprobada durante el período de dos años comprendido entre marzo 2003 y marzo 2005.

Criterios de exclusión de M3: estudiantes que no participaron de la EEO, estudiantes de las cohortes 2000-2003 que en marzo 2005 fueron considerados desertores de acuerdo al criterio establecido y estudiantes que ingresaron a alguna de las carreras de Química por primera vez en 2004 o en 2005 (imposibilidad de ser evaluado como activo o desertor en marzo 2005).

Posteriormente se procedió a eliminar aquellos casos para los cuales los registros de la Facultad no estaban completos, quedando un total de 707 estudiantes. Este número representa el 51% de las poblaciones activas de las generaciones 2000-2003. Para construir los modelos multivariantes se eliminaron aquellos casos que no contestaron alguna de las preguntas de las escalas de metas o de capacidad percibida (eliminación por lista), por lo que el grupo M3 quedó constituido por 587 participantes, lo que representa el 42% de las poblaciones activas de las cohortes 2000-2003. Se dividió este grupo aleatoriamente en dos muestras, de estimación (E) y de comprobación (C), compuestas por 312 y 287 alumnos

respectivamente. La división se realizó de manera de equilibrar las variables sociodemográficas en ambas muestras.

La proporción de mujeres es de 75% (muestra E) y 73,5 % (muestra C). La media de edad y la desviación típica son prácticamente las mismas: (muestra E, M = 21,7; SD = 1,81; muestra C, M = 21,9; SD =1,86). La distribución de los participantes en términos de franjas de edad también es la misma: casi la totalidad (muestra E, 90 %; muestra C, 87%) corresponde a edad típica de estudiantes universitarios (20-24 años).

Para el análisis de conglomerados se trabajó con el grupo M1.

Mediciones

Variables criterio

Se propone trabajar con dos indicadores de desempeño cuantitativos, a ser modelados mediante técnicas de regresión jerárquicas y modelos de ecuaciones estructurales.

- el indicador tradicional: promedio de calificaciones en la licenciatura de Química
- el indicador novedoso: progreso en la carrera

$$Progreso_i = \frac{CR_i}{CT_i}$$

El progreso en la carrera se define como el cociente entre el número de créditos reales (CR) acumulados por el alumno i desde su ingreso a la Facultad al momento de la recogida de los datos para esta investigación y el número de créditos que teóricamente debió acumular en el mismo período (CT), de acuerdo con el Plan de Estudios programado (una media de 84 créditos anuales para las carreras consideradas en esta investigación, totalizando 420 créditos en 5 años). El crédito es una unidad de medida del trabajo del alumno que toma en cuenta las horas de clases teóricas, prácticas, seminarios, tutorías, evaluaciones y horas de dedicación personal al trabajo. Constituye una valoración del trabajo que el estudiante debe dedicar, en condiciones ideales, para obtener un conjunto de conocimientos. En la UdelaR el crédito equivale a 15 horas de trabajo total del estudiante (de clase y personal). Se trata de determinar si a partir de las variables disponibles en los registros académicos de la Facultad es posible explicar la variabilidad correspondiente al progreso de los alumnos y cuáles serían los modelos predictivos más adecuados a tales efectos.

También se define una tercer variable, el rendimiento global, como la suma de las puntuaciones tipificadas de los dos indicadores (rendimiento promedio y progreso), de modo de llevarlos a una métrica común. Esta variable se empleará en los modelos de ecuaciones estructurales.

- Rendimiento global = $Z_{Promedio} + Z_{Progreso}$

Variables explicativas

Las variables explicativas empleadas en esta investigación son características sociodemográficas y las variables de carácter académico y motivacional que se discuten a continuación. No se tuvo acceso a las calificaciones de los estudiantes en el Bachillerato, por lo que dentro de las variables de rendimiento previo se consideró la nota de la asignatura Química 1. Ésta es una asignatura del primer semestre de estudios, obligatoria y común a todas las carreras de Química, por lo que pareció un buen indicador de rendimiento previo de los alumnos.

En las Tablas 5.1 y 5.2 se muestran las distintas variables consideradas así como la escala de medida correspondiente y las categorías de respuesta (variables categóricas) o su amplitud (variables continuas), según sea pertinente.

Tabla 5.1
Variables sociodemográficas

<i>Variable</i>	<i>Escala de medida</i>	<i>Categoría de Respuesta</i>
Sexo	nominal	0 (M) 1 (F)
Orientación de Enseñanza Media	nominal	1 (Medicina) 2 (Ingeniería)
Sistema de Enseñanza Media	nominal	1 (Público) 2 (Privado)
Procedencia geográfica	nominal	1 (Montevideo) 2 (Interior)
Condición de trabajador	nominal	1 (Sí) 2 (No)
Carga horaria semanal	ordinal	1 (menos de 20) 2 (entre 20 y 29) 3 (entre 30 y 44) 4 (más de 44 hs)
Vínculo entre trabajo y carrera	nominal	1 (Sí) 2 (No)
Máximo nivel de estudios de los padres	ordinal	1 (Primario) 2 (Secundario) 3 (Terciario)
Tipo de hogar	nominal	1 (Nuclear: padres o tutores) 2 (Nuclear propio) 3 (Unipersonal) 4 (Otro)
Tipo de vivienda	nominal	1 (Propia) 2 (Alquilada) 3 (Otro)

Tabla 5.2
Variables de carácter académico y motivacional

<i>Variable</i>	<i>Amplitud</i>	<i>Escala de medida</i>
Rendimiento previo (primer año de la Universidad)	0-12 ^a	continua
Metas de aprendizaje	8-40	continua
Metas de lucimiento	6-30	continua
Metas de resultado	6-30	continua
Capacidad percibida	9-36	continua

Nota. ^aLa escala de calificaciones de la UdelaR va del 0 (Deficiente) al 12 (Sobresaliente).

Diseño

Este estudio se enmarca en una investigación no experimental, de tipo correlacional. La estrategia de análisis es transversal, puesto que se dispone de una sola medida de las variables, en un único momento.

Análisis

Descriptivos

En primer lugar se realizaron análisis descriptivos. Los estadísticos empleados para la descripción de las variables cuantitativas fueron: media, mediana, desviación típica, asimetría y curtosis. En algunos casos se incluyó también el contraste de hipótesis de normalidad univariante y la estimación de la curtosis multivariante de Mardia (1970, 1974). En el caso de las variables nominales, así como de algunas variables ordinales con escaso número de categorías, se informan de las frecuencias y/o porcentajes.

Modelos de regresión lineal

Se construyeron modelos de regresión lineal multivariante para ambos indicadores de rendimiento, promedio y progreso. Para decidir qué variables explicativas habrían de incluirse en los análisis multivariantes previamente se analizaron las relaciones de las predictoras con cada variable dependiente. Las asociaciones de los indicadores con las metas académicas y con la capacidad percibida se midieron mediante la correlación bivalente de Pearson; para las asociaciones con las variables demográficas se realizó el contraste t de Student (previa constatación del supuesto de normalidad) y el de Mann-Whitney. Para estos análisis preliminares se adoptó un nivel de significación umbral de $\alpha = 0,25$. Se empleó este valor dado que

Bendel y Afifi (1977) mostraron que el empleo de umbrales más tradicionales en las exploraciones bivariantes previas (p.e., $\alpha=0,05$) con frecuencia conduce a la eliminación de variables que luego resultan importantes al ser consideradas conjuntamente con otras variables en los modelos multivariantes. Para los análisis multivariantes se consideró el nivel umbral habitual ($\alpha=0,05$).

Para examinar los efectos de las variables predictoras sobre la variable criterio se tuvieron en cuenta las recomendaciones de Pedhazur (1997) respecto a las ventajas y desventajas del uso de coeficientes de regresión estandarizados (β) y no estandarizados (b) (véase Apéndice D, apartado D1). En el presente trabajo se informa de ambos coeficientes, de modo que sea posible hacer uso de las ventajas de cada uno según el caso, complementando la información que suministran.

Modelos lineales planteados

Luego de evaluar el cumplimiento del supuesto de normalidad de las variables a explicar y de la ausencia de colinealidad entre las predictoras se llevaron a cabo una serie de análisis jerárquicos o procedimiento de partición incremental de la varianza (Cohen y Cohen, 1983), para analizar los efectos de las variables predictoras sobre los indicadores de rendimiento. Como explica Pedhazur (1997), cuando se modela una variable criterio mediante un análisis de regresión en una única etapa, todos los factores explicativos

incluidos en la ecuación son tratados como variables exógenas, asumiendo que tendrán solamente efectos directos sobre el criterio. En cambio en el análisis jerárquico solamente las variables incluidas en el primer bloque son consideradas exógenas y en cada etapa de la regresión se van ajustando los efectos de las variables por las variables incluidas en la etapa inmediatamente anterior. Este procedimiento permite identificar efectos indirectos, mediatizados por variables que se incluyen en una etapa posterior del análisis. Se trata de un enfoque válido para estimar los efectos de las variables después de controlar por otras variables, no para establecer la importancia relativa de los factores explicativos.

Los modelos lineales que se plantean para cada indicador corresponden a dos conjuntos de regresiones multivariantes jerárquicas y a una regresión en una sola etapa. La inclusión de las predictoras de un segundo bloque permite examinar el efecto modulador del primer bloque sobre el segundo. Debe tenerse presente que como en esta investigación existe cierto grado de colinealidad entre las variables predictoras (factores de inflación de la varianza comprendidos entre 1 y 1,45), el incremento de varianza observado luego de la inclusión de un bloque subsiguiente no representa la fracción de varianza explicada por las predictoras de dicho bloque, sino la fracción explicada por las mismas luego de controlar por el efecto de las predictoras del bloque anterior (Pedhazur, 1997). Puesto que el progreso en la carrera no cumple

con las pautas de normalidad se normalizó mediante el procedimiento de Blom (véase Apéndice F, Tabla F3) y se realizó la regresión del progreso normalizado. Los modelos planteados son los siguientes:

1) Regresión múltiple en dos bloques. En el primer bloque se incluyen el rendimiento previo y las variables demográficas y en el segundo los constructos motivacionales. El objetivo es examinar si el agregado de estos constructos modifica sensiblemente los efectos directos del rendimiento previo sobre alguno de los indicadores de rendimiento, de modo de poner a prueba la primera hipótesis de investigación. Para ello se comparan los coeficientes de regresión del rendimiento previo en los dos bloques. De acuerdo con las hipótesis H₂, H₃, H₄ y H₅ se espera que, además del rendimiento previo, también la capacidad percibida y las metas de aprendizaje tengan efectos significativos sobre el rendimiento, no así las metas de lucimiento ni las metas de resultado.

2) Regresión múltiple en tres bloques. En el primer bloque se incluyen las variables demográficas y las metas académicas, en el segundo la capacidad percibida y en el tercero el rendimiento previo. Mediante este procedimiento se trata de determinar si las metas sin efectos significativos directos en el rendimiento tienen efectos *indirectos*, mediatizados por la capacidad percibida y/o por el rendimiento previo. Para ello se comparan los valores de los

coeficientes de regresión de las metas en los distintos bloques. También se examina si las metas con efectos directos significativos tienen, además, efectos indirectos.

3) Regresión en una etapa. Se construyeron los modelos incluyendo únicamente al conjunto de variables con efectos significativos directos, dando lugar a los modelos reducidos. El objetivo es determinar si se modifican los efectos de las variables que permanecen en los modelos.

Análisis de interacciones

Luego de construir los modelos lineales se estudiaron posibles efectos de interacción, a fin de determinar si un modelo no aditivo presenta alguna ventaja sobre los lineales, así como para poner a prueba la hipótesis de investigación H_6 (ausencia de interacción entre las metas de aprendizaje y la capacidad percibida). Se incluyeron en el primer bloque todas las variables explicativas con efectos significativos directos sobre el indicador a modelar y en el segundo bloque cada término de interacción de primer orden de a uno, en análisis separados. Luego se repitió el análisis incluyendo conjuntamente en el segundo bloque todos los términos de interacción de primer orden que en primera instancia fueron significativos.

En general cuando los datos proceden de una investigación no experimental como en este caso, la interpretación de los efectos

multiplicativos de dos factores explicativos no es simple, puesto que éstos suelen estar correlacionados (Pedhazur, 1997). En la presente investigación el grado de colinealidad entre las predictoras no es elevado, por lo que ello no parece ser un problema a la hora de interpretar los resultados de un modelo no aditivo.

Diagnóstico de anomalías

Por último se evaluó la incidencia de posibles casos de influencia mediante los siguientes estadísticos de diagnóstico: residuos tipificados Z_{res} , influencia h , distancia D de Cook (1977, 1979), ajuste tipificado (*SDFFIT*) y razón de covarianzas (*Cov*). Para establecer los puntos de corte de los índices se adoptaron los criterios recomendados por Belsley, Kuh y Welsch (1980), Hoaglin y Welsch (1978), Pedhazur (1997) y Velleman y Welsch (1981). Se adoptó como criterio para considerar un caso como anómalo cuando se excediera el valor umbral de al menos tres de los índices seleccionados.

Regresión logística

El modelo estadístico de regresión logística es más flexible que el de la regresión lineal ya que no requiere el cumplimiento de los supuestos de normalidad y homocedasticidad, y permite la inclusión directa de variables predictoras nominales. Sin embargo la dicotomización de la variable dependiente supone una pérdida de información. Mediante técnicas de simulación Taylor et al. (1996)

encontraron que la pérdida de potencia para identificar un efecto significativo en una variable cuantitativa categorizada es mayor cuando la distribución resultante de tal categorización es asimétrica. Los estudios empíricos disponibles sobre dicotomización y modelado logístico de la variable progreso confirman lo anterior (Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). Por lo tanto en este caso se decidió hacer regresiones logísticas multivariantes dicotomizando las variables rendimiento promedio y progreso según la mediana.

El punto de corte seleccionado determina dos tipos de situación curricular estudiantil. Para el rendimiento promedio, se trata de promedios bajos frente a promedios altos, en tanto que para el progreso se trata de retraso curricular frente a ajuste curricular. Se considera el *logit* del promedio bajo frente al promedio alto y del retraso curricular frente al ajuste.

Al igual que en la regresión lineal primero se analizó la asociación entre cada variable predictora y las variables a modelar, considerando en principio un nivel de significación de $\alpha=0,25$, de acuerdo con las recomendaciones de Mickey y Greenland (1989). Para examinar la intensidad de las asociaciones con las variables explicativas se utilizó la razón de ventajas u *Odds ratio* (OR) (Agresti, 1990). La significación de los parámetros de los modelos multivariantes se examinó mediante el estadístico de Wald, el cambio en el estadístico de verosimilitud, los estadísticos de *ji-*

cuadrado de la prueba de razón de verosimilitud Pearson (P) y Desviación (D) y el estadístico de Hosmer y Lemeshow (HS) (Hosmer y Lemeshow, 1989), considerando un valor de significación nominal $\alpha = 0,05$.

También se analizaron efectos de interacción y casos anómalos, de manera análoga a lo descrito para los modelos lineales. Para el diagnóstico de anomalías se siguieron las pautas de Hosmer y Lemeshow (1989), según las cuales los estadísticos de diagnóstico se evalúan según la región de probabilidad estimada por el modelo para determinadas configuraciones o patrones de las variables explicativas (Tabla 5.3).

Tabla 5.3
Estadísticos de diagnóstico según probabilidad estimada^a

Estadístico	Probabilidad estimada por el modelo logístico				
	0 – 0,1	0,1 – 0,3	0,3 – 0,7	0,7 – 0,9	0,9 - 1
ΔP	Alto o Bajo	Moderado	Moderado o Bajo	Moderado	Alto o Bajo
ΔD	Bajo	Alto	Moderado	Alto	Bajo

Nota. ΔP = cambio en el estadístico de *ji-cuadrado* de Pearson; ΔD = cambio en el estadístico de *ji-cuadrado* Desviación.

^a Extraído de Hosmer y Lemeshow (1989).

Los casos se agregaron empleando como variables de segmentación las variables predictoras con efecto significativo y se calcularon los estadísticos de Pearson y Desviación según las pautas de Hosmer y Lemeshow (1989). Para los cambios en *ji-cuadrado* de Pearson (ΔP) y en Desviación (ΔD) se adoptó el valor 4 como límite para considerar un ajuste pobre, dado que el valor

umbral de *ji-cuadrado* con un grado de libertad para un nivel $\alpha=0,05$ es 3,84.

La ventaja de la flexibilidad del modelo logístico frente al lineal podría resultar atenuada o contrarrestada por la pérdida de potencia del análisis, por lo que no se espera que los modelos logísticos resulten una mejor alternativa que los lineales. Sin embargo se ha optado por estimar los modelos logísticos para arrojar datos de validez concurrente sobre los modelos lineales por dos motivos. En primer lugar la insensibilidad de los modelos logísticos frente a las desviaciones de los supuestos básicos del modelo de regresión lineal múltiple permiten obtener estimaciones más robustas. En segundo lugar, los modelos logísticos permiten estimar de manera más eficiente el error típico de los parámetros correspondientes a las variables dicotómicas.

Modelos de ecuaciones estructurales

En primer lugar se construyeron modelos de ecuaciones estructurales para ambos indicadores de rendimiento – promedio y progreso – así como para el rendimiento global (modelos de rutas). Para ello se parte del supuesto de que las variables constituyen medidas perfectas de los constructos subyacentes. En este caso se empleó la suma de los ítems de las escalas de metas de aprendizaje, metas de lucimiento, metas de resultado y capacidad percibida como medida de cada variable latente. Las variables a

explicar fueron el rendimiento promedio, el progreso y el rendimiento global, separadamente. El coeficiente de Mardia (1970, 1974) de la distribución conjunta de las tres metas académicas, la capacidad percibida, el rendimiento previo y el rendimiento promedio es de 6,354; para la distribución de las tres metas académicas, la capacidad percibida, el rendimiento previo y el progreso el coeficiente es de 6,096. Ello muestra una desviación moderada de la normalidad multivariante, por lo que se empleó el método ML para la estimación de los parámetros, (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa; Schermelleh-Engel et al., 2003; Tomás y Oliver, 1998). En segundo lugar se trabajó con modelos de variables latentes, en los cuales las metas académicas, la capacidad percibida y el rendimiento global son variables latentes con sus correspondientes indicadores.

Para estimar los modelos de variables latentes se construyeron agrupaciones de ítems para definir los indicadores de las metas académicas, método que prácticamente no ha sido estudiado como alternativa frente a los modelos de rutas (Coffman y MacCallum, 2005). Puesto que las publicaciones sugieren el empleo de tres o más grupos de ítems por constructo (Little et al., 2002) se emplearon cuatro agrupaciones de dos ítems para las metas de aprendizaje y tres grupos de dos ítems para las metas de lucimiento y para las metas de resultado. Para la capacidad percibida se emplearon como indicadores los cuatro ítems que componen la

escala. Para el rendimiento global se emplearon los dos indicadores previamente definidos, el promedio y el progreso.

Las agrupaciones de ítems se construyeron de acuerdo con cuatro criterios: a) aleatoriamente, b) teniendo en cuenta las saturaciones de los ítems en la escala correspondiente, a fin de lograr grupos equilibrados en la relación ítem-constructo, c) teniendo en cuenta la asimetría de los ítems, a fin de lograr grupos equilibrados en la desviación del supuesto de normalidad multivariante y d) teniendo en cuenta el contenido de los ítems.

Si bien los ítems de cada subescala de metas académicas pueden considerarse unidimensionales, y por lo tanto las agrupaciones de los ítems de cada meta deberían ser homogéneas respecto a su contenido sea cual fuere la estrategia para su construcción, el estudio 1 arroja prueba de que las metas de resultado eventualmente podrían considerarse como bidimensionales (corto y largo plazo). Por tal razón, al emplear el método d) para agrupar los ítems en el caso de las metas de resultado se agruparon los dos ítems referidos al largo plazo (M19 y M20); las restantes dos agrupaciones se construyeron de acuerdo al criterio b). Así, las metas de resultado tienen dos indicadores de resultados a corto plazo y uno a largo plazo. En la subescala de metas de lucimiento se distinguen cuatro ítems de aproximación y dos de evitación. Por lo tanto, al agrupar según el método d) una de

las agrupaciones de lucimiento se construyó con los dos ítems de evitación (M11 y M12); las restantes dos agrupaciones se construyeron de acuerdo al criterio b). Por lo tanto las metas de lucimiento tienen dos indicadores de aproximación y uno de evitación.

Modelo teórico

Se propone el modelo de rutas teórico de la Figura 5.1. Las variables exógenas, cuya varianza no es explicada por el modelo, son las metas académicas y el rendimiento previo y las endógenas la capacidad percibida y el rendimiento (promedio, progreso o rendimiento global). El modelo teórico toma en cuenta las primeras ocho hipótesis de investigación, relativas a los efectos del rendimiento previo, de la capacidad percibida y de las metas sobre el rendimiento, así como a la relación entre las metas y la capacidad. Se permite que las tres metas correlacionen entre sí. También se permite que el rendimiento previo correlacione con las metas de aprendizaje, pero no con las metas de lucimiento ni con las de resultado, en línea con las hipótesis H₃, H₄ y H₅.

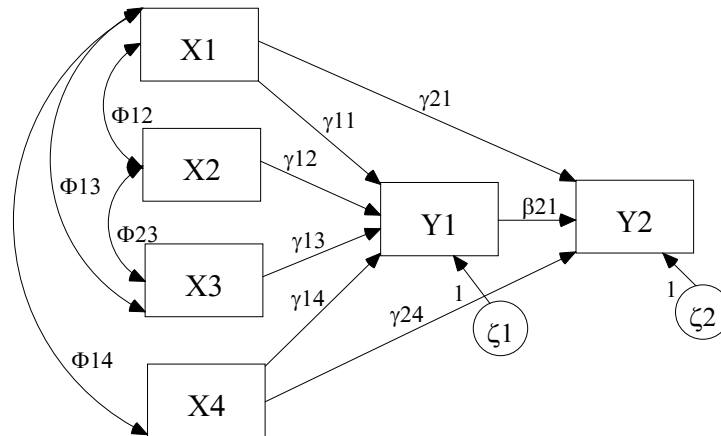


Figura 5.1. Modelo teórico de rutas. x_1 = metas de aprendizaje; x_2 = metas de lucimiento; x_3 = metas de resultado; x_4 = rendimiento previo; y_1 = capacidad percibida; y_2 = rendimiento (promedio, progreso o global); ζ_1 = error que afecta a la capacidad percibida; ζ_2 = error que afecta al rendimiento; Φ = correlaciones entre las variables exógenas.

El modelo teórico de rutas puede plantearse según el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$Y_1 = \gamma_{11}X_1 + \gamma_{12}X_2 + \gamma_{13}X_3 + \gamma_{14}X_4 + \zeta_1$$

$$Y_2 = \gamma_{21}X_1 + \gamma_{24}X_4 + \beta_{21}Y_1 + \zeta_2$$

cuya representación matricial es:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\beta_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \gamma_{14} \\ \gamma_{21} & 0 & 0 & \gamma_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix}$$

El correspondiente modelo teórico de variables latentes se muestra en la Figura 5.2.

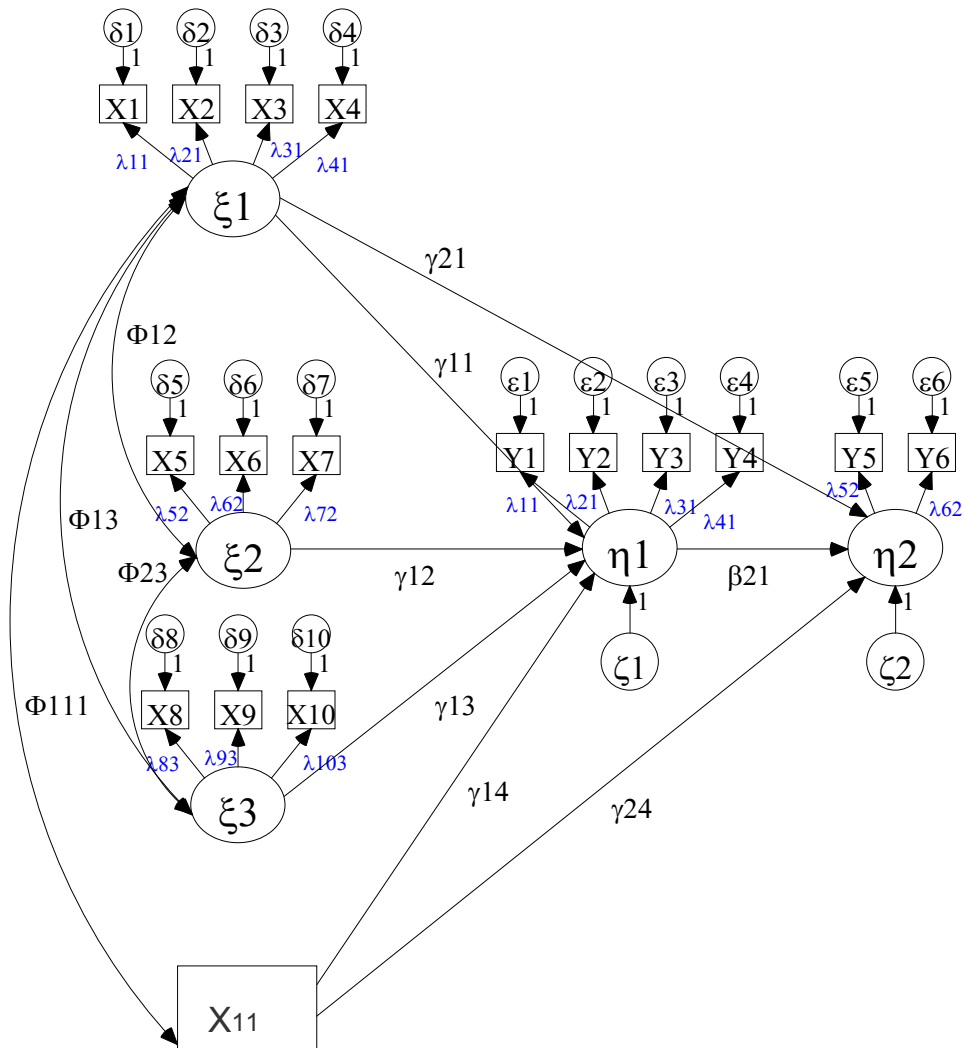


Figura 5.2. Modelo teórico de variables latentes. ξ_1 = metas de aprendizaje; ξ_2 = metas de lucimiento; ξ_3 = metas de resultado; x_{11} = rendimiento previo; η_1 = capacidad percibida; η_2 = rendimiento; x_1-x_4 = indicadores de las metas de aprendizaje; x_5-x_7 = indicadores de las metas de lucimiento; x_8-x_{10} = indicadores de las metas de resultado; y_1-y_4 = indicadores de la capacidad percibida; y_5 = rendimiento promedio; y_6 = progreso; ζ_1 = error que afecta a la capacidad percibida, ζ_2 = error que afecta al rendimiento global; $\delta_1-\delta_4$ = errores de medida de los indicadores de las metas de aprendizaje; $\delta_5-\delta_7$ = errores de medida de los indicadores de las metas de lucimiento; $\delta_8-\delta_{10}$ = errores de medida de los indicadores de las metas de resultado; $\epsilon_1-\epsilon_4$ = errores de medida de los indicadores de la capacidad percibida; ϵ_5 = error de medida del rendimiento promedio; ϵ_6 = error de medida del progreso; λ = saturaciones de los indicadores en los constructos; Φ = correlaciones entre las variables exógenas.

Las ecuaciones y representación matricial de este modelo son las siguientes:

modelo de medida

$$\begin{aligned}
 X_1 &= \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1 & X_5 &= \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5 & X_8 &= \lambda_{83}\xi_3 + \delta_8 & Y_1 &= \lambda_{11}\eta_1 + \varepsilon_1 & Y_5 &= \lambda_{52}\eta_2 + \varepsilon_5 \\
 X_2 &= \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 & X_6 &= \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6 & X_9 &= \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9 & Y_2 &= \lambda_{21}\eta_1 + \varepsilon_2 & Y_6 &= \lambda_{62}\eta_2 + \varepsilon_6 \\
 X_3 &= \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3 & X_7 &= \lambda_{72}\xi_2 + \delta_7 & X_{10} &= \lambda_{103}\xi_3 + \delta_{10} & Y_3 &= \lambda_{31}\eta_1 + \varepsilon_3 \\
 X_4 &= \lambda_{41}\xi_1 + \delta_4 & & & & & Y_4 &= \lambda_{41}\eta_1 + \varepsilon_4
 \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \\ X_6 \\ X_7 \\ X_8 \\ X_9 \\ X_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 & 0 \\ \lambda_{31} & 0 & 0 \\ \lambda_{41} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{52} & 0 \\ 0 & \lambda_{62} & 0 \\ 0 & \lambda_{72} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{83} \\ 0 & 0 & \lambda_{93} \\ 0 & 0 & \lambda_{103} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \\ \delta_7 \\ \delta_8 \\ \delta_9 \\ \delta_{10} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ Y_5 \\ Y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ \lambda_{41} & 0 \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix}$$

modelo de variables latentes

$$\begin{aligned}
 \eta_1 &= \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \gamma_{13}\xi_3 + \gamma_{111}x_{11} + \zeta_1 \\
 \eta_2 &= \gamma_{21}\xi_1 + \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{211}x_{11} + \zeta_2
 \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\beta_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \gamma_{111} \\ \gamma_{21} & 0 & 0 & \gamma_{211} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \\ \xi_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

Comparación de modelos explicativos (intra-grupo)

Se comparan los resultados obtenidos mediante los modelos de regresión lineal, regresión logística, los modelos estructurales de rutas y los modelos estructurales de variables latentes. Para la comparación de los modelos se consideraron valor, significación estadística ($\alpha=0,05$) y estabilidad de las estimaciones, así como el porcentaje de varianza explicada por los modelos lineales y de ecuaciones estructurales. Para los modelos estructurales también se consideraron otras dimensiones de análisis, a fin de comparar los resultados de los modelos de rutas frente a los modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems: varianza residual de las variables endógenas, índices de ajuste global: *ji-cuadrado*, *ji-cuadrado / grados de libertad*, GFI, NFI, CFI y RMSEA.

Validación cruzada de los modelos explicativos (inter-grupos)

Los modelos de regresión lineal y de ecuaciones estructurales fueron construidos en la muestra de estimación y validados en la muestra de comprobación. La comparación de las estimaciones de

los parámetros en las dos muestras se realizó mediante el estadístico de Clogg et al. (1995):

$$Z = \frac{B_E - B_C}{\sqrt{(ET_E)^2 + (ET_C)^2}}$$

donde los subíndices E y C representan las muestras de estimación y comprobación respectivamente, B el valor del parámetro no estandarizado y ET el error típico de estimación. Para tamaños de muestra grandes la distribución del estadístico de contraste se aproxima a la normal. En cada contraste de igualdad de parámetros se adoptó un nivel umbral de significación estadística α_i , de modo de mantener la tasa de error tipo I del análisis multivariante en su valor nominal ($\alpha=0,05$).

$$\alpha_i = 1 - (1 - \alpha)^{1/p}$$

donde p representa el número de parámetros cuya estabilidad intergrupos se contrasta. De esta manera, bajo la hipótesis de que el modelo es el mismo en ambas muestras, la probabilidad de que por azar cualquiera de los contrastes individuales resulte significativo (al nivel α_i) es 0,05.

En el caso de los modelos estructurales se contrastaron también las hipótesis del procedimiento multigrupo del paquete estadístico AMOS, que se resumen en la Tabla 5.4:

Tabla 5.4
Validación de modelos de ecuaciones estructurales

Modelo	Hipótesis a contrastar
Basal	El modelo estimado se ajusta a cada una de las muestras de forma independiente
Pesos de medida	Las saturaciones de los indicadores en los factores son iguales en ambos grupos
Pesos estructurales	Los efectos de las variables exógenas sobre las endógenas son iguales en ambos grupos
Covarianzas estructurales	Las varianzas-covarianzas de los factores son iguales en ambos grupos
Residuos estructurales	Las varianzas-covarianzas de los errores de las variables endógenas son iguales en ambos grupos
Residuos de medida	Las varianzas-covarianzas de los errores de medida son iguales en ambos grupos

Análisis de Conglomerados (AC)

Se realizó un Análisis de conglomerados (AC) empleando las metas de aprendizaje, las metas de lucimiento y las metas de resultado para la clasificación, a fin de examinar los perfiles motivacionales de los estudiantes, en línea con el tercer objetivo de investigación.

El AC no presenta una solución única, sino que el resultado depende de las características del procedimiento empleado. Si bien en la presente investigación se desea confirmar en la población objetivo la estructura motivacional de tres conglomerados informada por otros autores (Cabanach et al., 1999; Meece, 1994; Seifert, 1995; Valle et al., 2003a), en primer lugar se realizó un análisis jerárquico, para identificar el número óptimo de conglomerados, y en

segundo lugar se empleó el método no jerárquico, siguiendo los lineamientos generales sugeridos por Hair, Anderson, Tatham y Black (1999), cuya descripción puede consultarse en el Apéndice E.

Para el procedimiento jerárquico se calculó la distancia euclídea al cuadrado y se empleó el método de conglomeración de Ward para definir la estructura jerárquica. Las variables fueron empleadas en su escala original. El análisis no jerárquico se llevó a cabo primero empleando los resultados del análisis jerárquico para los centroides iniciales de los conglomerados. Luego se repitió permitiendo que el procedimiento seleccionara aleatoriamente los centroides iniciales de los conglomerados, de modo de validar los resultados. Para evaluar cuál es la solución más adecuada (número óptimo de conglomerados) se combinaron distintos criterios: a) los cambios en el coeficiente de aglomeración al pasar a la siguiente etapa de agrupación y b) las diferencias entre los niveles de las metas académicas entre los grupos y los conglomerados identificados por otros autores en estudios similares.

Se describieron los conglomerados en términos de variables sociodemográficas y se examinó si existen diferencias entre sus niveles de metas académicas. Para ello se recurrió a ANOVA de un factor, a las pruebas robustas de Welsch y de Brown-Forsythe y a la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis. Las comparaciones múltiples se realizaron según el método de Tamhane y según las

pautas de Zar (1996), empleando los métodos de Tukey y de Dunn-Bonferroni para estimar la diferencia mínima significativa. Por último se examinó si los conglomerados difieren en su nivel medio de capacidad percibida y de rendimiento académico, a fin de poner a prueba las hipótesis H_{10} y H_{11} .

5.3. Resultados

En este apartado se presentan los resultados descriptivos en términos de participantes y de variables, los resultados de los modelos de regresión (lineales y logísticos), de los modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas y de variables latentes) así como del análisis de conglomerados. Se incluyen los resultados más relevantes; los histogramas y pruebas de normalidad pueden consultarse en el Apéndice F.

5.3.1. Descripción de las características de los participantes

En la Tabla 5.5 se describen las características sociodemográficas de los participantes.

Tabla 5.5
Variables sociodemográficas (porcentajes)

Grupo de participantes	Sexo		Bachillerato		Enseñanza Media		Procedencia	
	Mujeres	Hombres	Medicina	Ingeniería	Pública	Privada	Montevideo	Interior
E (N = 312)	75,0	25,0	38,5	61,5	71,5	73,8	56,1	43,9
C (N = 287)	73,5	26,5	37,1	62,0	28,5	26,2	54,9	45,1

Nota. E = grupo de estimación, C = grupo de comprobación: N = número de participantes.

Las edades son prácticamente las mismas en ambos grupos (grupo E, M=21,71; SD= 1,81; grupo C, M=21,9, SD=1,86). En la Tabla 5.6 se muestra la distribución de los sujetos de los participantes según franjas de edad, en la Tabla 5.7 el tipo de matrícula en carreras de Química y en la Tabla 5.8 las preferencias de primera matrícula.

Tabla 5.6
Distribución según franjas de edad (porcentajes)

Grupo de participantes	Franjas de edad		
	Ingreso (<20 años)	Edad típica (20-24 años)	Superior (> 24 años)
E (N = 312)	4,5	90,4	5,1
C (N = 287)	5,1	86,5	8,4

Nota. E = grupo de estimación; C = grupo de comprobación; N = número de participantes.

Tabla 5.7
Distribución según tipo de matrícula en carreras de Química (porcentajes)

Grupo de participantes	N° de carreras		
	1	2	3 o más
E (N = 312)	46,2	41,7	12,1
C (N = 287)	46,5	38,5	15,0

Nota. E = grupo de estimación; C = grupo de comprobación; N = número de participantes.

Tabla 5.8
Distribución según las preferencias de primera matrícula (porcentaje)

Grupo de participantes	Carrera				
	IQ	QF	IA	BC	Q
E (N = 312)	30,1	29,8	22,8	12,2	5,1
C (N = 287)	30,5	28,4	21,1	14,9	5,1

Nota. E = grupo de estimación; C = grupo de comprobación; N = número de participantes;

IQ = Ingeniería Química; QF = Química Farmacéutica; IA = Ingeniería de los Alimentos;

BC = Bioquímica Clínica; Q = Química.

Se observa el mismo ordenamiento de preferencias que en los grupos M1 y M2 (véase Tabla 4.5): Ingeniería Química y Química Farmacéutica en primer lugar, luego Ingeniería de Alimentos, luego Bioquímica Clínica y finalmente un grupo reducido correspondiente a la carrera de Química.

Respecto a características familiares, la situación es la misma que en los grupos M1 y M2 (véase Capítulo 4): la mayoría de los participantes son solteros (94%) y no tienen hijos (98%) y 59% el vive con sus padres o tutores. En un 50% de los casos el máximo nivel de estudios alcanzado por los padres es el terciario (estudios que requieren tener la Enseñanza Media completa, tales como Universidad, Magisterio, etc.). Sólo para un 7% el nivel máximo corresponde a la enseñanza primaria.

En cuanto a la situación laboral, el porcentaje de estudiantes que trabaja es 38%, valor un poco más alto que en los grupos M1 y M2 del estudio 1 (28,5%). Dentro del estudio 2 la población que trabaja cerca de un 37% lo hace en tareas vinculadas a la carrera. Un 37% trabaja hasta 20 horas semanales. Las restantes categorías de carga horaria semanal (hasta 30, 44 y más de 44 horas semanales de labor) representan 28, 18 y 17% respectivamente.

5.3.2. Descripción de las características de las variables

En la Tabla 5.9 se muestra el rango de puntuación de las variables académicas y motivacionales, las medidas de tendencia

central (mediana y media), la desviación típica y las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov (con la corrección de significación de Lilliefors) y de Shapiro-Wilks. Los histogramas de las variables se muestran en el Apéndice F, Figura F1. De acuerdo con las pruebas de normalidad, solamente para el rendimiento promedio se sustenta la hipótesis nula de normalidad, tanto en el grupo de estimación (KS = 0,034; p = 0,200; SW = 0,996; p = 0,636) como en el de comprobación (KS = 0,054, p = 0,055 ; SW = 0,992 , p = 0,120).

Tabla 5.9
Estadísticos descriptivos de las variables

Grupo de estimación						
Variable	Rango	Mediana	Media	SD	KS gl = 312	SW gl = 312
MA	8-40	30	28,86	6,636	,106***	,958***
MLu	6-30	8	9,14	4,016	,217***	,777***
MR	6-30	22	21,24	5,269	,099***	,960***
CP	4-36	17	17,18	6,762	,050	,986**
Promedio	0-12	5,383	5,355	1,681	,034	,996
Progreso	0 -1	,556	,550	,233	,074***	,975***
RP	0-12	5	5,560	1,819	,163***	,937***
Grupo de comprobación						
Variable	Rango	Mediana	Media	SD	KS gl = 287	SW gl = 287
MA	8-40	30	29,54	6,921	,095***	,944***
MLu	6-30	7	8,88	3,905	,231***	,755***
MR	6-30	22	21,15	5,488	,092***	,968***
CP	4-36	17	17,03	6,523	,063***	,986**
Promedio	0-12	5,750	5,615	1,603	,054	,992
Progreso	0 -1	,554	,567	,236	,068**	,971***
RP	0-12	6	5,800	1,800	,139***	,946***

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo; SD = desviación típica; KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad.

* p<0,05; ** p < 0,001< ***; p <0,0001.

5.3.3. Regresión lineal

En este apartado se modelan los dos indicadores de rendimiento, promedio y progreso, mediante regresión lineal múltiple. Como se mencionó en Método, previo al análisis multivariante se realizaron una serie de análisis preliminares a fin de examinar las asociaciones de las variables criterio con los factores explicativos de manera univariante y así de disponer de elementos para decidir qué variables incluir en los modelos multivariantes.

5.3.3.1. Análisis preliminares

Los análisis preliminares realizados fueron correlaciones bivariantes entre el rendimiento promedio, el progreso, el rendimiento previo y las variables motivacionales, así como las asociaciones del promedio y del progreso con las variables sociodemográficas.

La Tabla 5.10 muestra las correlaciones bivariantes entre los indicadores de rendimiento y las variables motivacionales. Respecto a las variables sociodemográficas, de acuerdo con las pruebas de normalidad de los indicadores de rendimiento (véase Tabla F1 en Apéndice F) solamente la calificación promedio se aproxima a la normalidad en todos los niveles de las variables consideradas. En la Tabla 5.11 se muestran los resultados del contraste t de Student para el rendimiento promedio y para el progreso normalizado mediante el procedimiento de Blom (véase Tabla F3, Apéndice F).

La razón para normalizar la variable progreso y emplear la prueba t en lugar de emplear un contraste no paramétrico es que dicho procedimiento luego resulta útil para construir los modelos de regresión lineal, para lo que se requiere del cumplimiento del supuesto de normalidad de la variable a modelar. Las variables motivacionales tampoco se aproximan a las pautas de la distribución normal (véase Tabla F2, Apéndice F), para éstas la asociación con las variables sociodemográficas se examinó mediante el contraste de Mann-Whitney (Tabla 5.12).

Tabla 5.10
Correlaciones de orden cero entre indicadores de rendimiento y variables motivacionales

	MA	MLu	MR	CP	Promedio	Progreso
MLu	,197 ***					
MR	,382 ***	,324 ***				
CP	,310 ***	,212 ***	,206 ****			
Promedio	,137 *	-,109	,029	,175 **		
Progreso	,058	-,133 *	-,035	,126 *	,615 ***	
RP	,127 *	-,057	,047	,155 **	,533 ****	,482 ****

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p<0,05; ** p<0,01; ***p<0,001

Tabla 5.11
Valores medios de los indicadores del rendimiento según las categorías de las variables sociodemográficas

Variable	Categoría	Indicador del rendimiento					
		Promedio			Progreso (normalizado)		
		Media	SD	t gl = 310	Media	SD	t gl = 310
Sexo	Mujeres	5,566	1,70	3,933***	,0969	0,96	2,286 *
	Varones	4,721	1,46		-,1929	1,01	
Bachillerato	Ingeniería	5,140	1,71	2,892 **	,0854	0,88	1,397
	Medicina	5,699	1,58		-,0703	1,03	
Enseñanza Media	Pública	5,293	1,72	1,042	-,0842	0,96	3,157 **
	Privada	5,512	1,59		,2967	0,96	
Lugar	Montevideo	5,502	1,61	1,749	,1240	0,99	2,046 *
	Interior	5,167	1,76		-,1027	0,95	
Trabajo	Sí	5,013	1,73	2,600 **	-,2276	1,04	3,197 *** ^a
	No	5,531	1,63		,1542	0,92	
Estudios padres	Primaria/Secundaria	5,255	1,65	1,069	-,100	1,02	2,314 *
	Terciaria	5,459	1,71		,1539	0,91	

Nota. SD = desviación típica; t = estadístico de Student; gl = grados de libertad.

^agrados de libertad = 191.

* p<0,05; **p<0,01; ***p<0,001

Tabla 5.12

Valores medios de las variables motivacionales según las categorías de las variables sociodemográficas

Variable	Categoría	Variable motivacional											
		MA			MLu			MR			CP		
		M	SD	Z	M	SD	Z	M	SD	Z	M	SD	Z
Sexo	Mujeres	29,03	6,51	-,740	9,09	4,11	-,689	21,58	5,45	-2,628**	16,58	6,75	-2,845**
	Varones	28,33	7,02		9,28	3,74		20,24	4,58		18,96	6,52	
Bachillerato	Ingeniería	29,11	6,48	-,694	9,12	3,91	-,140	21,32	5,37	-,599	17,70	6,38	-1,718
	Medicina	28,45	6,88		9,18	4,20		21,13	5,12		16,34	7,28	
Enseñanza Media	Público	28,50	6,24	-2,341*	9,10	4,06	-,354	21,04	5,41	-,886	16,74	6,74	-1,729
	Privado	29,74	7,50		9,24	3,93		21,75	4,90		18,26	6,72	
Procedencia	Montevideo	29,18	7,23	-1,867	8,84	3,74	-1,328	20,94	5,29	-1,183	18,01	6,61	-2,492*
	Interior	28,45	5,79		9,53	4,33		21,63	5,24		16,12	6,83	
Trabajo	Sí	29,25	6,88	-,932	9,24	4,07	-,396	20,32	5,35	-2,306*	18,05	6,68	-1,863
	No	28,66	6,52		9,09	4,00		21,72	5,18		16,73	6,78	
Estudios padres	Primaria o Secundaria	28,22	6,90	-1,743	9,31	3,75	-,276	21,11	5,02	-0,838	16,67	6,89	-1,135
	Terciaria	29,52	6,31		8,96	4,28		21,39	5,53		17,71	6,61	

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu= metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; M = media; SD = desviación típica; Z = estadístico de Mann-Whitney.

* p<0,05; **p<0,01; ***p<0,001

El rendimiento promedio está asociado positiva y significativamente con las metas de aprendizaje y con la capacidad percibida. La correlación con las metas de aprendizaje, si se controla por rendimiento previo y por capacidad percibida (estimando la correlación parcial) deja de ser significativa ($r_{\text{parcial}} = 0,0533$, $p=0,350$), sugiriendo que podría tratarse de un efecto indirecto de las

metas de aprendizaje sobre el promedio, mediatizado por la capacidad y/o por el rendimiento previo. La correlación entre el promedio y las metas de lucimiento no alcanza significación para el umbral $\alpha=0,05$, pero $p=0,053$, por lo que de acuerdo a la recomendación de Bendel y Afifi (1997) se considerará su inclusión en los modelos multivariantes. Llama la atención que el coeficiente de correlación sea negativo. Por lo tanto y de acuerdo a lo mencionado en el capítulo 3 se siguieron las sugerencias de Elliot (2005) y se calcularon los coeficientes de correlación del promedio con cada componente de las metas de lucimiento (aproximación y evitación). Los coeficientes son ambos negativos y ninguno alcanza la significación umbral (aproximación, $r = -0,100$, $p=0,078$; evitación, $r=-0,110$, $p=0,053$). Este resultado en parte sorprende, puesto que de acuerdo a lo expuesto en el Marco Teórico sería esperable que el segundo coeficiente fuera negativo, pero que el primero fuera positivo, puesto que el componente de aproximación sería el responsable de los efectos favorables en el rendimiento y el componente de evitación de los efectos desfavorables. El resultado obtenido en parte puede atribuirse a que el instrumento de Hayamizu y Weiner (1991) no fue diseñado para distinguir entre los componentes de aproximación y evitación; tal vez con medidas de las metas de lucimiento realizadas con instrumentos diseñados específicamente a esos efectos podría obtenerse otro patrón de

relaciones. La correlación entre el promedio y las metas de resultado no alcanza significación ($p=0,612$).

Respecto a las variables sociodemográficas, la calificación promedio es significativamente más elevada para las mujeres, para estudiantes procedentes de Medicina y para aquellos que no trabajan. No alcanzan significación las asociaciones del promedio con el lugar de procedencia ($p=0,081$), con los estudios de los padres ($p=0,286$) y con el sistema de Enseñanza Media ($p=0,298$).

El progreso en la carrera correlaciona significativamente con las metas de lucimiento y con la capacidad percibida. La correlación bivalente entre el progreso y cada componente de las metas de lucimiento también es negativa y estadísticamente significativa (aproximación, $r=-0,117$, $p=0,038$; evitación, $r=-0,141$, $p=0,012$). No encontramos antecedentes que examinaran la relación entre este tipo de meta y el progreso en la carrera, aunque en principio estos resultados ameritan los mismos comentarios realizados para el promedio. El progreso no se encuentra asociado significativamente ni con las metas de aprendizaje ($p=0,309$) ni con las metas de resultado ($p=0,538$). La única variable sociodemográfica cuya asociación con el progreso no alcanza significación es el Bachillerato ($p=0,164$). El progreso es más elevado para las mujeres, para estudiantes que proceden de una Enseñanza Media privada, de

Montevideo, para los que no trabajan y para aquellos cuyos padres han alcanzado estudios de nivel terciario.

Las metas de aprendizaje son más altas entre los alumnos procedentes del sistema privado de Enseñanza Media. Las metas de lucimiento no presentan diferencias significativas entre los niveles de ninguno de los factores considerados. Las metas de resultado son significativamente más bajas para los alumnos que trabajan y para los hombres. La capacidad percibida es más alta para los varones y para estudiantes que proceden de Montevideo.

En suma, de los análisis preliminares se desprende que los dos indicadores de rendimiento presentan algunos rasgos comunes. Ambos están significativa y positivamente correlacionados con la capacidad percibida y no están correlacionados con las metas de resultado; ambos presentan valores medios más altos para las mujeres y para estudiantes que no trabajan. Como diferencias encontramos su relación con las metas de aprendizaje (posibles efectos indirectos sobre el promedio y ninguno sobre el progreso), con las metas de lucimiento (ningún efecto sobre el promedio y efectos negativos sobre el progreso) y con las restantes variables sociodemográficas. Ninguna de estas conclusiones puede tomarse como definitiva, puesto que no se trata de análisis multivariantes. Estos resultados constituyen solamente una referencia inicial.

5.3.3.2. Modelos lineales

Los resultados de los modelos lineales están organizados en tres conjuntos, de acuerdo a lo expuesto en Método: 1) regresión múltiple en dos bloques 2) regresión múltiple en tres bloques y 3) regresión múltiple en una etapa.

1) Regresión múltiple en dos bloques

Se presentan los modelos obtenidos mediante regresión jerárquica en dos bloques, incluyendo todas las variables explicativas que en los análisis preliminares mostraron asociación con la variable criterio, con $p < 0,25$ (modelos completos). Debe tenerse presente que el conjunto de predictoras no es el mismo para el rendimiento promedio que para el progreso.

Tabla 5.13
Modelo jerárquico completo en dos bloques (rendimiento promedio)

Variable explicativa	Bloque 1				Bloque 2			
	<i>b</i>	β	t	IC 95% <i>b</i> Inferior Superior	<i>b</i>	β	t	IC 95% <i>b</i> Inferior Superior
Sexo	-,659	-,170	-3,597***	-1,020 - ,299	-,715	-,184	-3,929***	-1,073 - ,357
BACH	-,504	-,146	-3,144**	-,819 - ,189	-,549	-,159	-3,488***	-,858 - ,239
Lugar	-,223	-,066	-1,407	-,535 - ,089	-,134	-,040	-,858	-,443 - ,174
Trabajo	,326	,092	1,950	-,003 - ,655	,356	,100	2,170*	,033 - ,679
RP	,479	,518	11,181***	,395 - ,563	,447	,484	10,470***	,363 - ,532
MA					,013	,052	1,086	-,011 - ,037
MLu					-,049	-,117	-2,498*	-,088 - ,010
CP					,039	,156	3,143**	,014 - ,063
R²	,357				,390			

Nota. BACH = bachillerato; RP = Rendimiento previo; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida.

* $p < 0,05$ ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Tabla 5.14
Modelo jerárquico completo en dos bloques (progreso)

Variable explicativa	Bloque 1				Bloque 2					
	b	β	t	IC 95% b		b	β	t	IC 95% b	
				Inferior	Superior				Inferior	Superior
Sexo	-,183	-,081	-1,630	-,404	,038	-,210	-,093	-1,870	-,431	,011
SEM	,136	,063	1,092	-,109	,380	,155	,072	1,251	-,089	,398
Lugar	-,070	-,036	-,620	-,293	,153	-,027	-,014	-,236	-,250	,196
Trabajo	,332	,161	3,251***	,131	,533	,339	,165	3,340***	,139	,538
Estudios padres	-,049	-,025	-,490	-,245	,147	-,034	-,017	-,340	-,228	,161
RP	,251	,467	9,431***	,198	,303	,240	,447	8,982***	,187	,292
MLu						-,027	-,113	-2,272*	-,051	-,004
CP						,015	,102	2,009*	,000	,029
R ²	,289				,307					

Nota. SEM = sistema de Enseñanza Media; RP = Rendimiento previo; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

2) Regresión múltiple en tres bloques

En la Tabla 5.15 se muestra el modelo completo para el promedio, pero obtenido mediante regresión en tres bloques.

Tabla 5.15
Modelo jerárquico completo en tres bloques (rendimiento promedio)

Variable explicativa	Bloque 1			Bloque 2			Bloque 3								
	<i>b</i>	β	t	IC 95% <i>b</i>		<i>b</i>	β	t	IC 95% <i>b</i>		<i>b</i>	β	t	IC 95% <i>b</i>	
				inferior	superior				inferior	superior				inferior	superior
Sexo	-,689	-,178	-3,214***	-1,111	-,267	-,808	-,209	-3,819***	-1,225	-,392	-,715	-,184	-3,929***	-1,073	-,357
BACH	-,519	-,150	-2,771**	-,887	-,150	-,561	-,163	-3,060**	-,922	-,200	-,549	-,159	-3,488***	-,858	-,239
Lugar	-,413	-,122	-2,242*	-,775	-,050	-,325	-,096	-1,789	-,681	,032	-,134	-,040	-,858	-,443	,174
Trabajo	,395	,112	2,024*	,011	,780	,421	,119	2,204*	,045	,797	,356	,100	2,170*	,033	,679
MA	,040	,160	2,905**	,013	,068	,025	,098	1,760	-,003	,053	,013	,052	1,086	-,011	,037
MLu	-,053	-,126	-2,297*	-,098	-,008	-,068	-,163	-2,993**	-,113	-,023	-,049	-,117	-2,498*	-,088	-,010
CP						,056	,224	3,917***	,028	,084	,039	,156	3,143**	,014	,063
RP											,447	,484	10,470***	,363	,532
R ²	,127					,169					,390				

Nota. BACH = bachillerato; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = Rendimiento previo.
* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Las metas de aprendizaje tienen efectos significativos sobre el promedio solamente en el primer bloque; estos efectos desaparecen en el segundo bloque, al incluir la capacidad percibida.

3) Regresión múltiple en una etapa

En las Tablas 5.15 y 5.16 se presentan los modelos reducidos, conteniendo exclusivamente las variables explicativas con efectos directos significativos para promedio y progreso respectivamente.

Tabla 5.16
Modelo reducido (promedio)

Variable explicativa	b	β	t	IC 95% b	
				Inferior	Superior
Sexo	-,726	-,187	-4,019***	-1,082	-,371
BACH	-,534	-,155	-3,403***	-,843	-,225
Trabajo	,339	,096	2,072*	,017	,660
MLu	-,048	-,114	-2,467**	-,086	-,010
CP	,043	,175	3,684***	,020	,067
RP	,456	,493	10,794***	,373	,539
R ²	,386				

Nota. BACH = bachillerato; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.17 **Modelo reducido (progreso)**
Modelo reducido (progreso)

Variable explicativa	b	β	t	IC 95% b	
				Inferior	Superior
Trabajo	,357	,174	3,595***	,162	,552
MLu	-,022	-,092	-1,894	-,045	,001
RP	,260	,485	10,029***	,209	,311
R ²	,283				

Nota. MLu = metas de lucimiento; RP = Rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Para el rendimiento promedio los IC 95% de las estimaciones de las variables que permanecen en el modelo reducido (sexo, bachillerato, trabajo, metas de lucimiento, capacidad percibida y

rendimiento previo, Tabla 5.15) se solapan con los IC 95% de los correspondientes valores en el modelo completo (Tabla 5.13). La varianza explicada por el modelo reducido es de 38,6%, apenas 0,4% inferior a la explicada por el modelo completo (39,0%), por lo que el modelo reducido de la Tabla 5.16 parece ser el modelo lineal más parsimonioso y que explica la mayor cantidad de varianza contenida en los datos.

Para el progreso son válidas las mismas conclusiones para las estimaciones de la Tabla 5.17 (trabajo, metas de lucimiento y rendimiento previo) respecto a las del modelo completo (Tabla 5.14), considerando los IC 95%. La varianza explicada por el modelo reducido es de 28,3%, contra un 30,7% para el modelo completo de la Tabla 5.14. Por lo tanto, también para el progreso el modelo reducido parece ser el más adecuado.

5.3.3.3. Análisis de interacciones: variables moderadoras

En la Tabla 5.18 se muestran los resultados del análisis de las interacciones para el promedio. En el primer bloque se incluyeron todas las variables del modelo reducido (sexo, bachillerato, trabajo, metas de lucimiento, capacidad percibida y rendimiento previo) así como la variable metas de aprendizaje, a fin de poner a prueba la hipótesis H_6 (ausencia de interacción entre metas de aprendizaje y capacidad percibida). El análisis de interacciones para el modelo del progreso se muestra en la Tabla 5.19.

Tabla 5.18
Términos de interacción (promedio)

Término de interacción	b	Beta	t	p	cambio en R ²
Sexo*BACH	,035	,021	,093	,926	0
Sexo*Trabajo	-,35	-,172	-,956	,340	,002
Sexo*CP	,051	,39	1,926	,055	,007
Sexo*MRS	,025	,096	,533	,594	,001
Sexo*RP	-,16	-,313	-1,622	,106	,005
Sexo*MA	,015	,137	,596	,552	,001
BACH*Trabajo	-,19	-,122	-,549	,583	,001
BACH*MA	,042	,455	1,809	,071	,007
BACH*MLu	,013	,062	,339	,735	0
BACH*CP	,028	,24	1,239	,216	,003
BACH*RP	-,02	-,039	-,179	,858	0
Trabajo*MA	,038	,397	1,601	,111	,005
Trabajo*MRS	,078	,375	1,97	,050	,008
Trabajo*CP	,003	,026	,13	,897	0
Trabajo*RP	,063	,151	,726	,468	,001
MA*MLu	,002	,186	,776	,439	,001
MA*CP	,003	,401	1,819	,070	,007
MA*RP	,012	,513	1,809	,072	,007
MLu*CP	,004	,223	1,232	,219	,003
MLu*RP	-,01	-,158	-,857	,392	,001
CP*RP	-0	-,026	-,127	,899	0

Nota. BACH = bachillerato, MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

Tabla 5.19
Términos de interacción (progreso)

Término de interacción	b	Beta	t	p	cambio en R ²
Trabajo*RP	-,031	-,126	-,572	,568	,001
Trabajo*MLu	,001	,009	,042	,966	,000
MLu*RP	,009	,231	1,173	,242	,003

Nota. MLu = metas de lucimiento; RP = rendimiento previo.

Para el promedio el único término de interacción significativo corresponde a la interacción entre las metas de lucimiento y el trabajo ($p=0,05$); pero el incremento de la varianza explicada, si bien es estadísticamente significativo, es solamente de un 0,8%. En todos los casos el incremento en la varianza explicada por los modelos no

aditivos no alcanza el 1%, por lo que se concluye que para el rendimiento promedio el modelo lineal es la alternativa más adecuada.

Para el progreso ninguno de los términos de interacción alcanza el nivel de significación 0,05 y el incremento en la varianza explicada por los modelos no aditivos no alcanza el 1%. Por lo tanto se concluye que también para el progreso en la carrera es más adecuado un modelo lineal a uno no aditivo.

5.3.3.4. Diagnóstico de anomalías

Los valores de corte utilizados para los estadísticos de diagnóstico fueron los siguientes: residuos tipificados ($\pm 1,96$), distancia de Cook (promedio, 0,0131; progreso, 0,0130), influencia (promedio, 0,0449; progreso, 0,0256), ajuste tipificado (promedio, 0,3030; progreso 0,2279) y razón de covarianzas (promedio, 0,9327-1,0673; progreso, 0,9615-1,0385).

Para la regresión del promedio se identificaron ocho casos que cumplen con el criterio adoptado de presentar al menos tres estadísticos de diagnóstico que superan los valores umbrales establecidos. La eliminación de los mismos produjo un ligero incremento en el porcentaje de varianza explicada, de 38,6% a 41,1%. Las puntuaciones de estos casos en las variables predictoras y en la variable criterio se muestran en la Tabla 5.20.

Tabla 5.20
Casos anómalos (promedio)

Caso	Sexo	Bachillerato	Trabaja	MLu	CP	RP	Promedio
77	F	Medicina	No	6	15	7	1,92
70	F	Medicina	Si	30	13	6	7,20
87	F	Ingeniería	Si	10	18	3	,67
333	F	Ingeniería	No	12	18	9	9,26
238	F	Ingeniería	No	6	30	11	10,23
41	F	Ingeniería	No	16	17	7	2,14
116	M	Ingeniería	No	14	28	3	6,08
32	M	Ingeniería	Si	15	27	5	7,45

Nota. F = femenino; M = masculino; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo

En el caso del progreso se identificaron 15 casos anómalos; su eliminación tampoco produce mejoras en el modelo reducido, incrementando levemente la varianza explicada de 28,3% a 30,9%. Las características de estos casos se muestran en la Tabla 5.21.

Tabla 5.21
Casos anómalos (progreso)

Caso	Trabaja	MLu	RP	Progreso
77	Si	6	7	,16
70	No	30	6	,37
52	No	9	5	,97
20	No	8	11	,70
87	No	10	3	,07
249	No	8	7	,70
205	Si	6	3	,55
333	Si	12	9	,97
238	Si	6	11	,98
25	Si	11	5	,24
41	Si	16	7	,30
30	Si	23	3	,14
116	Si	14	3	,65
32	No	15	5	,83
357	No	18	8	,97

Nota. MLu = metas de lucimiento; RP = rendimiento previo

Dentro de los casos anómalos para el modelo del promedio hay tres que llaman la atención por sus puntuaciones en la escala de metas de lucimiento. El caso número 70 presenta una puntuación de 30, que es la máxima de la escala, y los casos 77 y 238 presentan el valor mínimo, 6 puntos. Ello significa que el participante número 70 estuvo totalmente de acuerdo con todos los ítems de lucimiento; los dos restantes, por el contrario, estuvieron totalmente en desacuerdo con todos los ítems. En principio podría pensarse que estos estudiantes contestaron las preguntas de la encuesta sin ser totalmente sinceros. Sin embargo, sus puntuaciones en la escala de capacidad percibida (rango 9-36, $M = 17,18$; $SD = 6,76$) son respectivamente 13, 15 y 30, valores razonables. Para examinar si se trata de sujetos que contestaron la encuesta de manera cuestionable se recurrió también a las puntuaciones de estos estudiantes en las metas académicas que no forman parte del modelo. Sus puntuaciones en la escala de metas de aprendizaje (rango 8-40; $M = 28,86$; $SD = 6,64$) fueron respectivamente 21, 32 y 36 y en la escala de metas de resultado (rango 6-30; $M=21,24$; $SD=5,27$) los valores fueron 23, 27 y 14. Estos resultados no son extraños, por lo que no parece haber sido el caso de participación en la encuesta con ligereza. Los restantes casos identificados como anómalos no presentan ninguna particularidad en su puntuación, ni en las variables predictivas ni en la variable criterio.

Para el modelo del progreso (Tabla 5.21) también se identifican como anómalos los tres casos mencionados anteriormente (77, 70 y 238), así como el caso 205, el cual también presenta la puntuación mínima en la escala de lucimiento. Las puntuaciones de este participante en la capacidad percibida, en las metas de aprendizaje y en las metas de resultado fueron respectivamente 30, 4 y 14. En este caso la puntuación en la capacidad (4 puntos) corresponde al mínimo de la escala, es decir, totalmente en desacuerdo con todos los ítems de la misma. Esto reforzaría la sospecha de que se trata de un perfil de respuestas de origen dudoso. Pero la eliminación del caso 205 apenas aumenta la varianza explicada por el modelo reducido del progreso, de 28,3% a 28,6%. Los demás casos identificados como anómalos no presentan ninguna particularidad, ni en su puntuación en las variables predictivas ni en la variable criterio.

Por todo lo anterior se concluye que no hay motivos estadísticos o sustantivos que apoyen la eliminación de los casos y se mantienen todos.

5.3.3.5. Validación de los modelos lineales

En la Tabla 5.22 se muestra el modelo reducido del promedio en las muestras de estimación y comprobación.

Tabla 5.22
Validación del modelo lineal reducido (promedio)

Variable explicativa	Estimación					Comprobación				
	b	β	t	IC 95% b		b	β	t	IC 95% b	
				Inferior	Superior				Inferior	Superior
Sexo	-,726	-,187	-4,019***	-1,082	-,371	,035	,010	,194	-,320	,390
BACH	-,534	-,155	-3,403***	-,843	-,225	-,635	-,192	-3,880***	-,957	-,313
Trabajo	,339	,096	2,072*	,017	,660	-,164	-,048	-,968	-,498	,170
MLu	-,048	-,114	-2,467**	-,086	-,010	,027	,065	1,282	-,014	,068
CP	,043	,175	3,684***	,020	,067	,046	,187	3,672***	,021	,071
RP	,456	,493	-4,019***	,373	,539	,440	,494	9,851***	,352	,527
R ²	,386					,336				

Nota. BACH = bachillerato; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Para el contraste de igualdad de cada uno de los seis parámetros en las dos muestras se adoptó el nivel de significación $\alpha=0,0085^*$, al que le corresponde un valor de $Z_{\text{crítico}}$ de 2,631. El contraste fue significativo para la variable sexo ($Z=-2,980$; $p=0,0029$); para las restantes predictoras los valores del estadístico son inferiores al valor crítico: bachillerato ($Z=0,445$; $p=0,656$); trabajo ($Z=-2,135$; $p=0,033$); metas de lucimiento ($Z=2,618$; $p=0,0088$), capacidad percibida ($Z=-0,015$; $p=0,988$) y rendimiento previo ($Z=0,268$; $p=0,789$). De acuerdo con el criterio adoptado, estos resultados sugieren que los modelos no pueden considerarse iguales en ambos grupos.

* Como se explicó en Método, se corrigió el valor umbral en los contrastes univariantes, de modo de mantener el error tipo I en el análisis multivariante en su valor habitual ($\alpha=0,05$).

En la Tabla 5.23 se muestra el modelo reducido del progreso en las muestras de estimación y comprobación.

Tabla 5.23
Validación del modelo lineal reducido (progreso)

Variable explicativa	Estimación				Comprobación					
	<i>b</i>	β	<i>t</i>	IC 95% <i>b</i>		<i>b</i>	β	<i>t</i>	IC 95% <i>b</i>	
				Inferior	Superior				Inferior	Superior
Trabajo	,357	,174	3,595***	,162	,552	,204	,097	1,829	,069	-,016
MLu	-,022	-,092	-1,894	-,045	,001	,014	,056	1,054	,293	-,012
RP	,260	,485	10,029***	,209	,311	,260	,475	8,984***	,000	,203
R ²	,283				,233					

Nota. MLu = metas de lucimiento; RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$ ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Para los contrastes individuales de igualdad de los tres parámetros el nivel de significación adoptado fue de $\alpha = 0,017$, con un valor de $Z_{\text{crítico}}$ de 2,388. Ningún contraste alcanzó significación: trabajo ($Z = 1,028$; $p = 0,304$), metas de lucimiento ($Z = -2,042$; $p = 0,041$) y rendimiento previo ($Z = 0,0044$; $p = 0,996$). Ello implica que los modelos pueden considerarse iguales en los dos grupos.

La validación de los modelos lineales del rendimiento promedio y del progreso también se realizó siguiendo el método recomendado por Pedhazur (1997): fusionar los dos grupos y analizar la significación de los términos de interacción entre las variables predictoras y la variable dummy que da cuenta del grupo de pertenencia (0, muestra de estimación; 1 muestra de comprobación). Los resultados obtenidos fueron los mismos.

5.3.4. Regresión logística

En este apartado se modelan los dos indicadores de rendimiento dicotomizados según la mediana mediante regresión logística múltiple. Para el promedio el punto de corte fue de 5,38, distinguiendo promedios “altos” de promedios “bajos” según la calificación promedio esté por encima o por debajo de ese valor. Para el progreso el punto de corte fue de 0,556, distinguiendo las situaciones de ajuste curricular y retraso curricular según el progreso en la carrera esté por encima o por debajo del punto de corte.

5.3.4.1. Análisis preliminares

Los análisis preliminares realizados fueron las asociaciones de cada variable criterio con las variables explicativas mediante la razón de ventajas u *odds ratio* (OR). Los resultados se muestran en las Tablas 5.24 (promedio) y 5.25 (progreso).

Tabla 5.24
Análisis univariante (promedio)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	1,227	18,64***	3,411	1,954	5,954
BACH	,713	9,041**	2,04	1,282	3,246
SEM	-,03	,016	,969	,593	1,584
Lugar	,13	,325	1,139	,728	1,782
Trabajo	-,344	2,051	,709	,443	1,135
Estudios padres	,231	1,038	1,26	,808	1,966
MA	-,03	2,217	,975	,942	1,008
MLu	,068	5,154*	1,071	1,009	1,136
MR	-,01	,474	,985	,944	1,028
CP	-,03	4,105*	,966	,934	,999
RP	-,500	42,89***	,606	,522	,704

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; SEM = sistema de Enseñanza Media; MA = metas de aprendizaje; Mlu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.25
Análisis univariante (progreso)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	,622	5,464*	1,863	1,106	3,138
BACH	-,465	3,931*	,628	,397	,995
SEM	-,797	9,408**	,451	,271	,75
Lugar	,1302	,325	1,139	,728	1,782
Trabajo	-,774	1,04**	,461	,286	,744
Estudios padres	,3882	2,908	1,474	,944	2,304
MA	-,009	,247	,992	,959	1,025
MLu	,0467	2,59	1,048	,99	1,109
MR	-,005	,056	,995	,954	1,038
CP	-,037	4,68*	,964	,932	,997
RP	-,467	38,82***	,627	,541	,726

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; SEM = sistema de Enseñanza Media; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.
* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Resultan asociadas significativamente con el promedio ($p < 0,05$) las variables explicativas sexo (OR=3,4), bachillerato (OR=2,04), metas de lucimiento (OR=1,07), capacidad percibida (OR=0,97) y rendimiento previo (OR=0,85). Considerando que se modela el *logit* de promedios bajos frente a promedios altos y que el sistema adoptado para codificar las variables sociodemográficas fue: sexo 1=mujer, 2=hombre; bachillerato 1=Medicina, 2=Ingeniería; estos resultados sugieren que el riesgo de tener promedios bajos es 3 veces más alto en los hombres que en las mujeres y el doble entre los estudiantes de Ingeniería respecto a los de Medicina. Las persecución de metas de lucimiento incrementaría el riesgo de obtener calificaciones promedio bajas (OR>1), en tanto que la capacidad percibida y el rendimiento previo tendrían un efecto

protector ($OR < 1$), disminuyendo el riesgo de obtener puntuaciones promedio por debajo de la mediana. La asociación del promedio con las metas de aprendizaje ($OR = 0,975$; $p = 0,136$) no alcanza significación, pero en principio se incluye esta variable explicativa en los modelos multivariantes, de acuerdo con Mickey y Greenland (1989). Las metas de resultado no están asociadas con el riesgo de obtención de promedios bajos ($OR = 0,985$; $p = 0,491$).

Con el progreso están asociadas significativamente todas las variables sociodemográficas excepto el lugar ($OR = 1,14$; $p = 0,568$) y el nivel de estudios de los padres ($OR = 1,47$; $p = 0,088$). El riesgo de retraso curricular es casi el doble para los hombres que para las mujeres, para los estudiantes que trabajan frente a los que no trabajan y para los del interior respecto a los de Montevideo. De las variables cuantitativas solamente el rendimiento previo ($OR = 0,627$) y la capacidad percibida ($OR = 0,964$) estarían relacionados con el progreso, disminuyendo el riesgo de rezago para niveles de capacidad percibida y rendimiento previo más altos. No son significativas las asociaciones del progreso con ninguna de las metas académicas: metas de lucimiento ($OR = 1,048$; $p = 0,108$), metas de aprendizaje ($OR = 0,992$, $p = 0,619$) y metas de resultado ($OR = 0,995$; $p = 0,812$). Estas conclusiones deben considerarse con cautela, solamente como una referencia inicial, puesto que no se derivan a partir de análisis multivariantes.

5.3.4.2. Modelos logísticos

En primer lugar se muestran los modelos logísticos completos para el promedio (Tabla 5.26) y para el progreso (Tabla 5.27). Los modelos completos contienen aquellas variables cuya asociación con la variable criterio en los análisis preliminares alcanza un nivel de significación $p < 0,25$. Luego se muestran los modelos reducidos (promedio, Tabla 5.28; progreso, Tabla 5.29). Estos modelos incluyen solamente aquellas variables explicativas cuyos coeficientes alcanzan una significación $p < 0,05$ en el correspondiente modelo completo. Por último se muestran los índices de ajuste global de los modelos anidados (completos y reducidos) para el promedio (Tabla 5.30) y para el progreso (Tabla 5.31).

Tabla 5.26
Modelo logístico completo (promedio)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	1,493	19,677***	4,450	2,301	8,606
BACH	,863	9,613**	2,370	1,374	4,090
MA	-,006	,083	,994	,951	1,038
MLu	,100	6,986**	1,105	1,026	1,191
MR	-,006	,040	,994	,940	1,052
CP	-,054	6,014*	,948	,908	,989
RP	-,535	38,803***	,586	,495	,693

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$ ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Tabla 5.27
Modelo logístico completo (progreso)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	,709	5,155*	2,031	1,102	3,746
BACH	-,670	6,141*	,511	,3010	,869
SEM	-,542	3,538	,581	,330	1,023
Trabajo	-,887	9,608**	,412	,235	,721
CP	-,033	2,771	,967	,930	1,005
RP	-,460	33,07***	,631	,539	,738

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; SEM = sistema de Enseñanza Media; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.28
Modelo logístico reducido (promedio)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	1,513	20,591***	4,538	2,361	8,722
BACH	,859	9,555**	2,362	1,370	4,073
MLu	,096	7,228**	1,101	1,026	1,182
CP	-,056	7,039**	,945	,907	,985
RP	-,537	39,337***	,584	,494	,691

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; MA = metas de aprendizaje; Mlu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.29
Modelo logístico reducido (progreso)

Variable explicativa	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior
Sexo	,612	4,072*	1,844	1,018	3,342
BACH	-,703	6,917**	,495	,293	,836
Trabajo	-,848	9,163**	,428	,248	,742
RP	-,491	39,039***	,612	,525	,714

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; RP = rendimiento previo.

* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.30
Índices de ajuste global (promedio)

Modelo	Pseudo R ² Cox	Pseudo R ² Nagel	HS (gl=8)	p	- 2LL	P/gl	D/gl	CPG (%)
Completo	,263	,351	7,255	,509	95,358 *** (gl=7)	1,014 (gl=304)	1,110 (gl=304)	71,5
Reducido	,263	,351	6,599	,580	95,178 *** (gl=5)	1,016 (gl=282)	1,100 (gl=282)	72,1

Nota. CPG = capacidad predictiva global; HS = estadístico de Hosmer y Lemeshow; gl = grados de libertad; -2LL = cambio en ji-cuadrado respecto al modelo nulo.

Tabla 5.31
Índices de ajuste global (progreso)

Modelo	Pseudo R ² Cox	Pseudo R ² Nagel	HS (gl=8)	p	- 2LL	P/gl	D/gl	CPG (%)
Completo	,211	,282	5,218	,734	73,985*** (gl=6)	1,02 (gl=264)	1,15 (gl=264)	69,9
Reducido	,194	,258	5,103	,746	67,176*** (gl=4)	1,60 (gl=49)	1,80 (gl=49)	70,2

Nota. P = estadístico de ji-cuadrado de Pearson; D = estadístico de ji-cuadrado de Desviación; CPG = capacidad predictiva global; HS = estadístico de Hosmer y Lemeshow; gl = grados de libertad; -2LL = cambio en ji-cuadrado respecto al modelo nulo.

De acuerdo con el modelo completo el riesgo de obtener promedios bajos es 4 veces más alto en los hombres que en las mujeres y el doble entre los estudiantes de Ingeniería respecto a los de Medicina. La persecución de metas de lucimiento incrementaría el riesgo de obtener calificaciones promedio bajas ($OR > 1$), en tanto que la capacidad percibida y el rendimiento previo tendrían un efecto protector ($OR < 1$), disminuyendo el riesgo de obtener puntuaciones promedio por debajo de la mediana. Las metas de aprendizaje y las de resultado no tendrían efecto sobre el riesgo de obtener promedios bajos en presencia de las restantes variables.

El riesgo de retraso curricular es el doble para los hombres respecto a las mujeres y para los estudiantes de Medicina respecto a los de Ingeniería; es 2,5 veces más alto para los estudiantes que trabajan frente a los que no trabajan. El rendimiento previo tendría un efecto protector ($OR < 1$), disminuyendo el riesgo de rezago curricular.

La diferencia de los valores de *ji-cuadrado* entre el modelo completo y el modelo reducido para el promedio es $\chi^2 = 0,180$; $gl=2$, valor inferior al nivel crítico de *ji-cuadrado* 5,99 para un $\alpha=0,05$; $gl=2$. El contraste no es significativo, por lo que no existe una pérdida de ajuste respecto al modelo completo. En el caso del progreso la diferencia es $\chi^2 = 6,809$; $gl=2$, valor que supera el umbral de 5,99, lo cual sugiere una pérdida de ajuste al pasar del modelo completo al reducido.

La dicotomización de variables continuas supone una pérdida de información. Tal como se esperaba, al modelar los indicadores de rendimiento dicotomizados los modelos logísticos obtenidos no resultan una alternativa más adecuada que los modelos lineales. De acuerdo con Taylor et al. (2006) la categorización disminuye la potencia de los contrastes para identificar efectos significativos. En este caso observamos que para el indicador promedio las variables con efectos significativos finales son las mismas que para el modelo

lineal, si bien en éste también tiene significación el coeficiente de la variable trabajo.

En el caso del progreso coinciden las variables rendimiento previo y trabajo con efectos significativos en los modelos reducidos tanto lineales como logísticos. Sin embargo en el modelo lineal se identificaron efectos significativos de las metas de lucimiento, no así en los modelos logísticos, ni para el modelo completo ni para el reducido.

5.3.4.3. Análisis de interacciones: variables moderadoras

Se procedió de la misma manera que para los modelos lineales. En la Tabla 5.32 se muestran los resultados del análisis de las interacciones para el promedio. En el primer bloque se incluyeron todas las variables del modelo reducido (sexo, bachillerato, metas de lucimiento, capacidad percibida y rendimiento previo). El análisis de interacciones para el modelo del progreso se muestra en la Tabla 5.33.

Tabla 5.32
Términos de interacción (promedio)

Término de interacción	- 2 LL (gl=6)	$\Delta(- 2 LL)^a$ (gl=1)	p
Sexo*BACH	95,706	,528	,468
Sexo*MLu	95,551	,373	,541
Sexo*CP	96,796	1,618	,203
Sexo*RP	96,592	1,414	,234
BACH*MLu	96,161	,983	,321
BACH*CP	97,090	1,912	,167
BACH*RP	97,043	1,865	,172
MLu*CP	95,740	,562	,453
MLu*RP	95,385	,207	,649
CP*RP	96,525	1,347	,246

Nota. BACH = bachillerato; MLu = metas de lucimiento; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo; gl = grados de libertad.

^a Respecto al modelo sin el término de interacción.

Tabla 5.33
Términos de interacción (progreso)

Término de interacción	- 2 LL (gl=5)	$\Delta(- 2 LL)^a$ (gl=1)	p
Sexo*BACH	68,189	1,013	,314
Sexo*TRAB	67,255	,079	,779
Sexo*RP	69,554	2,378	,123
BACH*TRAB	68,966	1,790	,181
BACH*RP	72,674	5,498	,019
TRAB*RP	67,627	0,451	0,502

Nota. BACH = bachillerato; TRAB = trabajo; RP = rendimiento previo; gl = grados de libertad.

^a Respecto al modelo sin el término de interacción.

Para el rendimiento promedio ningún modelo con interacción presenta una mejora significativa en el ajuste. Para el progreso el único término de interacción que produciría una mejora significativa corresponde a la interacción entre el bachillerato y el rendimiento

previo, pero su capacidad predictiva global es la misma del modelo reducido sin interacciones, 70,2%, por lo que se concluye que no hay razones para incluir términos de interacción en el modelo.

5.3.4.4. Diagnóstico de anomalías

Los patrones anómalos se muestran en la Tabla 5.34 (rendimiento promedio) y 5.35 (progreso).

Tabla 5.34
Casos anómalos (promedio)

Caso ^a	Sexo	BACH	MLu	CP	R P	SPD	PPB real	PPB pronosticada	Leverage	ΔP	ΔD
205	F	Ing	6	4	3	0	0	,85	,02	5,83	3,88
242	F	Ing	6	20	8	1	1	,14	,01	6,38	4,03
155	F	Ing	8	20	9	1	1	,10	,01	9,00	4,64
48	F	Ing	8	23	8	1	1	,14	,01	6,23	3,98
115	F	Ing	9	6	4	0	0	,80	,02	4,06	3,27
371	F	Med	8	10	8	1	1	,13	,01	7,09	4,22
202	F	Med	9	15	7	1	0	,17	,01	4,97	3,59
285	F	Med	13	19	7	1	0	,19	,01	4,24	3,34
324	F	Med	13	25	7	1	1	,15	,02	5,95	3,91
110	M	Ing	8	28	4	0	0	,83	,02	4,89	3,59
116	M	Ing	14	28	3	0	0	,94	,01	14,79	5,57
42	M	Ing	15	23	4	0	0	,93	,01	12,60	5,26
32	M	Ing	15	27	5	0	0	,85	,02	5,92	3,91

Nota. F = femenino; M = masculino; Ing = Ingeniería; Med = Medicina; BACH = bachillerato ; MLu = metas de lucimiento; CP capacidad percibida = ; RP rendimiento previo = ; SPD = suma de promedio dicotomizado; PPB = probabilidad de obtener un promedio bajo ; P = estadístico de *ji-cuadrado* de Pearson; D = estadístico de *ji-cuadrado* de Desviación.

^a Todas las configuraciones contienen un solo caso.

Tabla 5.35
Casos anómalos (progreso)

Patrón	N	Sexo	BACH	TRAB	RP	SPD	PRC real	PRC pronosticada	Leverage	ΔP	ΔD
1	4	F	Med	Sí	6	0	0	,64	,09	7,67	8,86
2	15	F	Med	No	4	15	1	,67	,20	9,41	15,26
3	11	F	Med	No	6	1	,09	,43	,13	5,91	7,13
4	6	F	Ing	No	9	2	,33	,08	,06	5,72	3,39
5	6	M	Ing	Sí	3	3	,50	,87	,09	8,45	5,44
6	1	M	Ing	Sí	10	1	1	,18	,03	4,59	3,50
7	6	M	Ing	No	7	4	,67	,30	,13	4,56	4,04

Nota. N = número de casos; F = femenino; M = masculino; Med = Medicina; Ing = Ingeniería; BACH = bachillerato; TRAB = trabaja; RP rendimiento previo; SPD = suma de progreso dicotomizado; PRC = probabilidad de retraso curricular; P = estadístico de *ji-cuadrado* de Pearson; D = estadístico de *ji-cuadrado* de Desviación.

Para la regresión del promedio se identificaron trece casos anómalos, ninguno de ellos con valores de ΔD altos. Los casos que presentan valores altos de ΔP (casos 155, 42 y 116) se encuentran en un región de probabilidad pronosticada extrema, donde ello es esperable (véase Tabla 5.3); los restantes presentan valores moderados de ΔP , resultado también esperable según la región de probabilidad (0,1-0,2 y 0,80-0,85).

Dos casos llaman la atención. El caso 205 presenta un valor mínimo en las escalas de metas de lucimiento (6 puntos) y de capacidad percibida (4 puntos). Como se mencionó anteriormente, este caso representa un perfil de respuestas dudoso, pero su eliminación no aumenta la capacidad predictiva global del modelo logístico (de 72,1% a 72,3%). El caso 242 también presenta la puntuación mínima en la escala de metas de lucimiento, pero en la

escala de capacidad percibida (rango 9-36, $M = 17,18$; $SD = 6,76$) su puntuación es razonable (20 puntos). Como anteriormente, para comprobar que no se trata de un caso cuestionable se recurrió a sus puntuaciones en las metas académicas que no forman parte del modelo: en la escala de metas de aprendizaje (rango 8-40; $M = 28,86$; $SD = 6,64$) obtuvo 28 puntos y en la escala de metas de resultado (rango 6-30; $M=21,24$; $SD=5,27$) 26 puntos. Estos resultados son razonables, por lo que no parece haber sido el caso de participación en la encuesta con ligereza. Los restantes casos identificados como anómalos no presentan ninguna particularidad en sus puntuaciones.

En el caso del progreso se identificaron 7 configuraciones anómalas. Los patrones 1 y 2 presentan valores altos de ΔP y ΔD y están en una región de probabilidad (0,3-0,7) donde debieran ser moderados o bajos. El patrón 5 presenta un valor alto de ΔP , pero está en una región donde ello es esperable, y las restantes configuraciones presentan valores moderados de ambos estadísticos, razonable para las zonas de probabilidad pronosticada correspondientes.

El patrón 1 corresponde a 4 participantes del sexo femenino, procedentes del Bachillerato de Medicina, que trabajan, con un rendimiento previo de 6 puntos próximo a la media ($M = 5,56$; $SD = 1,82$) y que se encuentran en una situación de ajuste curricular

(probabilidad real de retraso curricular = 0). El patrón 2 corresponde a 15 participantes, también del sexo femenino y de Medicina, pero que no trabajan y con un rendimiento previo más bajo (4 puntos). Las participantes del patrón 2 presentan una situación de retraso curricular.

La probabilidad de retraso pronosticada por el modelo logístico es prácticamente la misma para ambas configuraciones y próxima a 1 (patrón 1; 0,64; patrón 2, 0,67). Ello no es sorprendente, puesto que tanto la procedencia de Medicina como el hecho de trabajar incrementarían el riesgo de retraso, en tanto que el rendimiento previo tendría un efecto protector. En este caso el rendimiento previo más alto observado en el patrón 1 estaría compensando el efecto de trabajar, tendiendo así a equiparar el riesgo de retraso en los dos patrones. El pronóstico del modelo es consistente con la situación curricular real del patrón 2 (retraso curricular). La eliminación de este patrón disminuiría la capacidad predictiva del modelo (de 70,2% a 67,0%). El patrón 1 en cambio resulta estar en una situación curricular opuesta a lo que sería esperable de acuerdo con su configuración de variables predictoras; su eliminación no mejora la capacidad predictiva del modelo (de 70,2% a 71,8%).

El análisis de las puntuaciones de los casos de estos patrones en las tres metas académicas y en la capacidad percibida

no arroja ninguna particularidad. Por todo lo anterior se concluye que no hay motivos que apoyen la eliminación de casos y se mantienen todos.

5.3.4.5. Validación de los modelos logísticos

Se muestran los modelos reducidos del promedio (Tabla 5.36) y del progreso (Tabla 5.37) en las muestras de estimación y comprobación.

Tabla 5.36
Validación del modelo logístico reducido (promedio)

Variable explicativa	Estimación					Comprobación				
	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR		b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior				Inferior	Superior
Sexo	1,513	20,591***	4,538	2,361	8,722	,228	,524	1,257	,677	2,333
BACH	,859	9,555**	2,362	1,370	4,073	1,042	12,257***	2,834	1,582	5,077
MLu	,096	7,228**	1,101	1,026	1,182	-,006	,030	,994	,927	1,066
CP	-,056	7,039**	,945	,907	,985	-,053	5,594**	,948	,908	,991
RP	-,537	39,337***	,584	,494	,691	-,491	32,160***	,612	,517	,725

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; MA = metas de aprendizaje; Mlu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo.
* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Tabla 5.37
Validación del modelo logístico reducido (progreso)

Variable explicativa	Estimación					Comprobación				
	b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR		b	W (gl=1)	OR	IC 95% para OR	
				Inferior	Superior				Inferior	Superior
Sexo	,612	4,072*	1,844	1,018	3,342	,337	1,243	1,400	,775	2,531
BACH	-,703	6,917**	,495	,293	,836	-,029	,012	,971	,566	1,664
Trabajo	-,848	9,163**	,428	,248	,742	-,717	6,143*	,488	,277	,861
RP	-,491	39,039***	,612	,525	,714	-,486	35,201***	,615	,524	,722

Nota. W = estadístico de Wald; gl = grados de libertad; OR = razón de ventajas; BACH = bachillerato; RP = rendimiento previo.
* p < 0,05 ** p < 0,01, *** p < 0,001

Para el promedio se observa que las variables con efectos significativos en las muestras de estimación y comprobación (bachillerato, capacidad percibida y rendimiento previo) presentan IC 95% que se solapan. Sin embargo, las variables sexo y metas de lucimiento no alcanzan significación en el grupo de comprobación.

Para el modelo del progreso las variables con efecto significativo en ambas muestras (trabajo y rendimiento previo) también presentan solapamiento en sus IC 95%. Las variables sexo y bachillerato no alcanzaron significación en el grupo de comprobación.

5.3.5. Modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas)

5.3.5.1. Construcción

En este epígrafe se muestran los resultados de la construcción de los modelos de rutas en el grupo de estimación para los dos indicadores de rendimiento – el promedio y el progreso – así como para el rendimiento global, definido como la suma de las puntuaciones tipificadas de ambos indicadores, de modo de llevarlos a una métrica común.

1) Indicador rendimiento promedio

Puesto que el resultado de la regresión lineal sugiere efectos directos de las metas de lucimiento en el rendimiento promedio (véase Tabla 5.16) se incorporó dicho efecto al modelo teórico

propuesto inicialmente (véase Figura 5.1 en el epígrafe Método). Se empleó como modelo de partida el modelo teórico revisado de la Figura 5.3.

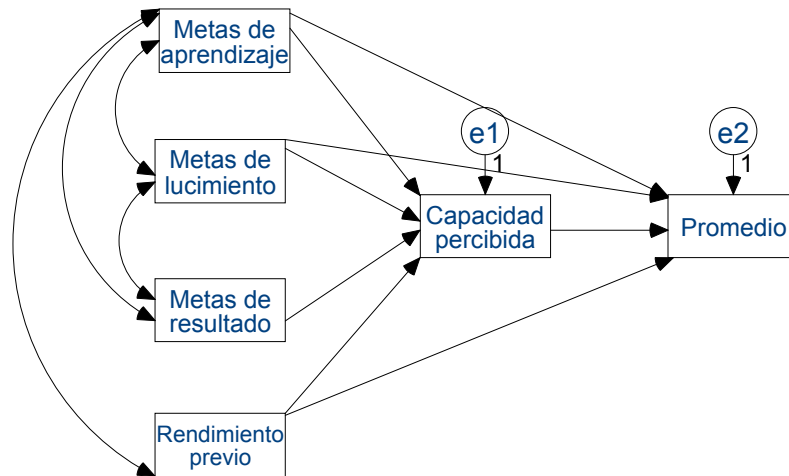


Figura 5.3. Modelo teórico revisado (promedio).

El primer modelo estimado (Figura 5.4) explica el 30% de la varianza del promedio. Las estimaciones (Tabla 5.38) fueron significativas para el umbral $\alpha=0,05$, con excepción del efecto de las metas de resultado en la capacidad percibida ($\gamma_{CP-MR} = 0,058$, $p=0,323$) y del efecto de las metas de aprendizaje en el promedio ($\gamma_{Promedio-MA} = 0,065$, $p=0,196$). Los índices de ajuste global (Tabla 5.39) muestran un buen ajuste del modelo a los datos.

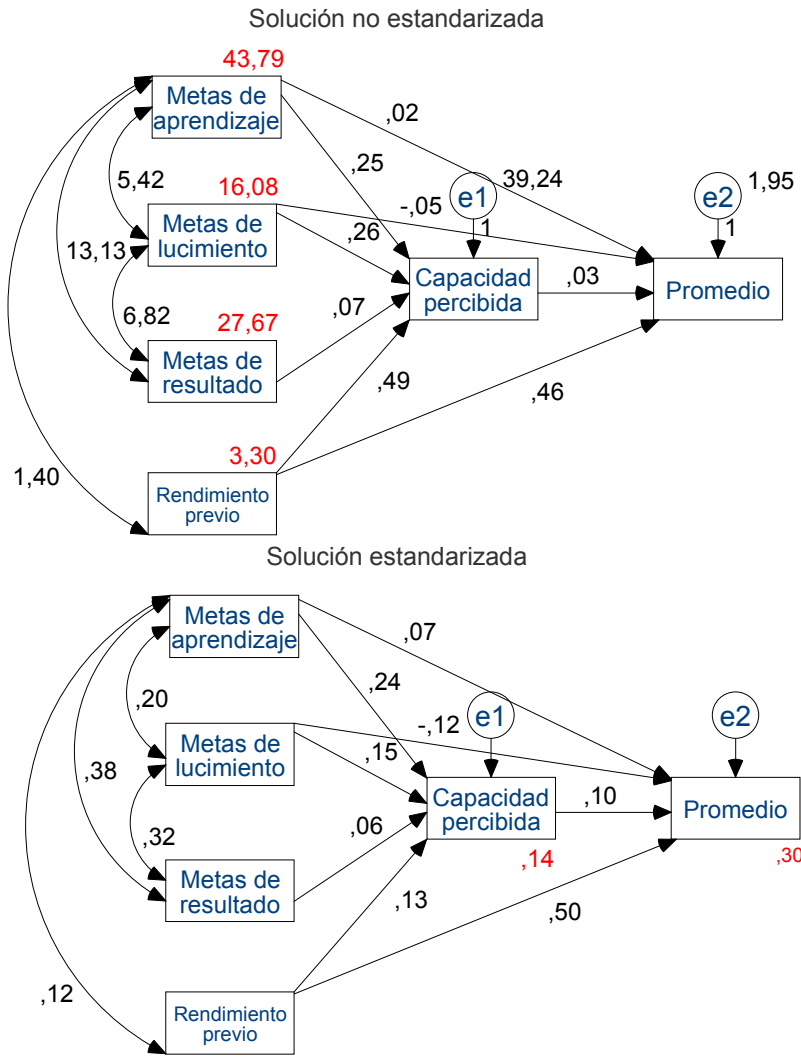


Figura 5.4. Modelo 1 (promedio)

Tabla 5.38
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 1 (promedio)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{MA-CP}	,245***	,129	,361	,240
γ_{MLu-CP}	,258**	,074	,442	,153
γ_{MR-CP}	,075	-,074	,224	,058
γ_{RP-CP}	,485*	,099	,871	,130
$\gamma_{MA-Promedio}$,016	-,009	,041	,065
$\gamma_{RP-Promedio}$,465***	,379	,551	,505
$\beta_{CP-Promedio}$,025	-5E-04	,050	,101
$\gamma_{MLu-Promedio}$	-,048*	-,089	-,007	-,115
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,43	8,412	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,361	9,289	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,022	17,24	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,154	2,636	,116

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; RP = rendimiento previo.

*p<0,05; **p<0,001; ***p<0,001

Tabla 5.39
Índices de ajuste global del modelo 1 (promedio)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
1	,836	,997	,981	,181	0 [0-,089] ^a	,990	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

El segundo modelo estimado (modelo 2, Figura 5.5) se obtuvo por eliminación de los dos efectos no significativos del modelo 1. El modelo 2 también explica el 30% de la varianza del promedio. Todas sus estimaciones son significativas (Tabla 5.40) y los índices de ajuste global también sugieren un buen ajuste a los datos (Tabla 5.41).

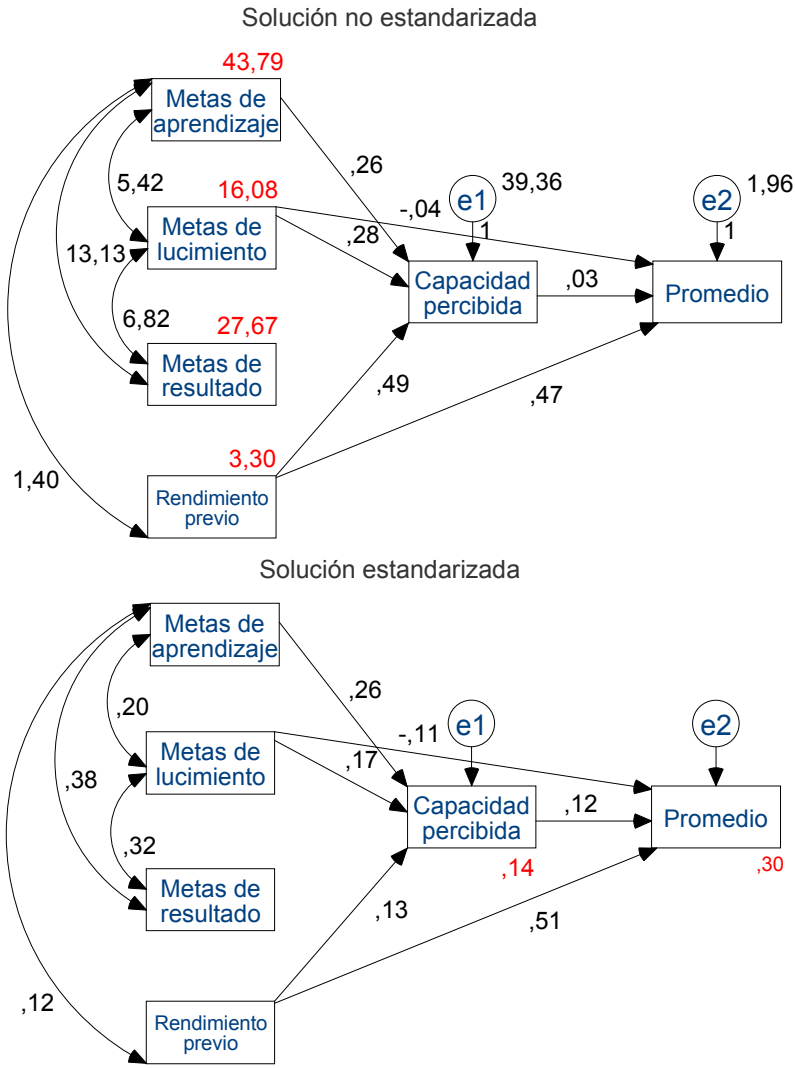


Figura 5.5. Modelo 2 (promedio)

Tabla 5.40
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 2 (promedio)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{MA-CP}	,265***	,157	,373	,259
γ_{MLu-CP}	,283**	,105	,461	,168
γ_{CP-RP}	,490*	,104	,876	,132
$\gamma_{RP-Promedio}$,470***	,384	,556	,510
$\beta_{CP-Promedio}$,029*	,005	,052	,119
$\gamma_{MLu-Promedio}$	-,044	-,083	-,0045	-,106
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,43	8,412	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,3613	9,2887	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,0219	17,242	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,1543	2,6357	,116

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.41
Índices de ajuste global para el modelo 2 (promedio)

Modelo	F_{\min}/gl	Índices de ajuste absoluto				Índices de ajuste incremental			
		GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
2	1,029	,995	,977	,482	,001 [0-,080] ^a	,980	,999	,998	,999

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

Los estadísticos de ajuste global de los modelos anidados 1 y 2 muestran un buen ajuste a los datos. Los cocientes entre *ji-cuadrado* y el número de grados de libertad son respectivamente 0,836 y 1,029, los valores de RMSEA $< 0,05$, los estadísticos GFI $> 0,99$ y los valores de AGFI $> 0,97$. Los estadísticos de ajuste incremental también sugieren muy buen ajuste, todos $> 0,98$. La diferencia de *ji-cuadrado* entre los modelos 1 y 2 es 2,637; $gl=2$; $p=0,268$. Por lo tanto, bajo la hipótesis de que el modelo menos

restringido (modelo 1) es correcto, la evidencia estadística no es suficiente como para rechazar el modelo más restringido (modelo 2) y se acepta tal restricción. Por otra parte, los modelos 1 y 2 presentan una diferencia de valores del índice CFI de 0,001, inferior al límite de 0,01 sugerido por Cheung y Rensvold (2002) para comparar modelos anidados. Por lo tanto las restricciones impuestas de efectos nulos de las metas de resultado en la capacidad percibida y de las metas de aprendizaje en el promedio no suponen una pérdida de ajuste y se acepta el modelo 2 como el más parsimonioso.

Como las metas de resultado no tienen efectos significativos se estimó un modelo alternativo, más simple, en el que se elimina del modelo 2 esta variable (modelo 3, Figura 5.6). El modelo 3 también explica el 30% de la varianza del promedio. Las estimaciones (Tabla 5.42) son todas significativas y los índices de ajuste global (Tabla 5.43) muestran un buen ajuste a los datos.

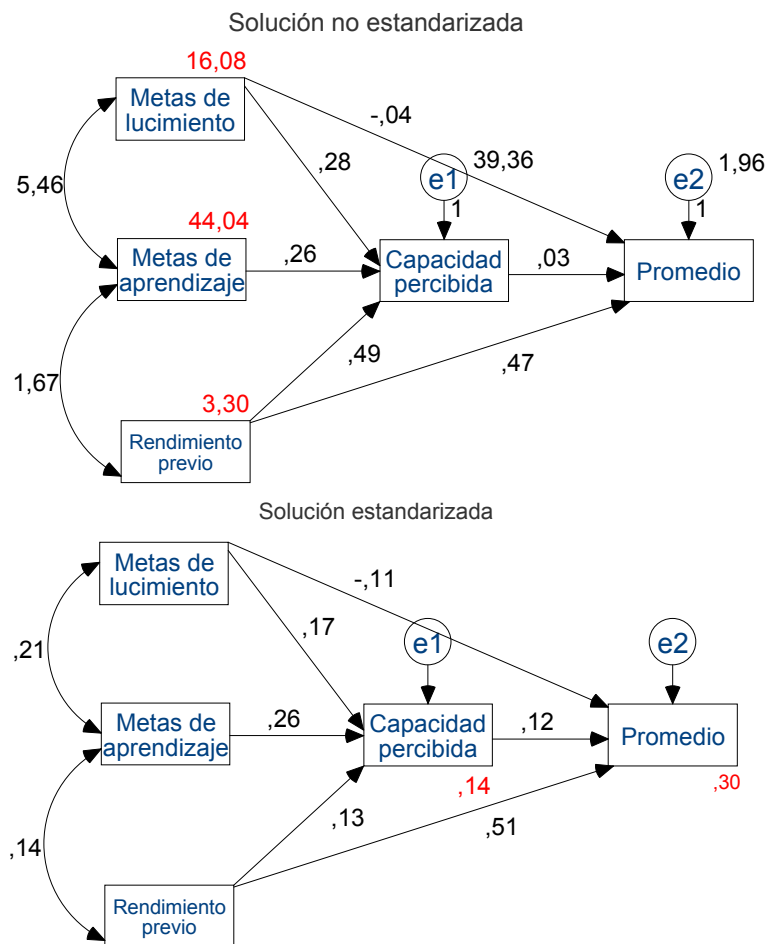


Figura 5.6. Modelo 3 (promedio).

Tabla 5.42
 Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 3 (promedio)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{CP-MA}	,265***	,157	,373	,260
γ_{CP-MLu}	,283**	,105	,461	,168
γ_{CP-RP}	,490*	,102	,878	,131
$\gamma_{Promedio-RP}$,470***	,384	,556	,510
$\beta_{Promedio-CP}$,029*	,005	,052	,119
$\gamma_{MLu-Promedio}$	-,044*	-,083	-,005	-,106
Φ_{MLu-MA}	5,455***	2,464	8,446	,205
Φ_{RP-MA}	1,668*	,345	2,991	,138

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.43
Índices de ajuste global para el modelo 3 (promedio)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F _{min} /gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
final	1,341	,997	,974	,229	,033 [0-,122] ^a	,985	,925	,980	,996

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

2) Indicador progreso en la carrera

Si bien los resultados del modelo lineal reducido (véase Tabla 5.17) sugieren que la única variable cuantitativa con efectos directos significativos sobre el progreso sería el rendimiento previo, en el modelo de regresión completo también los efectos de las metas de lucimiento y de la capacidad percibida alcanzarían significación (véase Tabla 5.14). Por tal motivo el primer modelo para el progreso (modelo 1, Figura 5.7) se estimó a partir del modelo teórico revisado, al igual que lo realizado para el rendimiento promedio.

Las estimaciones (Tabla 5.44) fueron significativas excepto por el efecto nulo de las metas de aprendizaje sobre el progreso ($\gamma_{\text{Progreso-MA}} = 0$; $p=0,993$), el efecto de las metas de resultado sobre la capacidad ($\gamma_{\text{CP-MR}} = 0,058$; $p=0,323$) y el efecto de la capacidad percibida sobre el progreso ($\beta_{\text{Progreso-CP}}=0,080$; $p=0,127$). Los índices de ajuste global (Tabla 5.45) indican un buen ajuste del modelo a los datos. El modelo 1 explica el 25% de la varianza del progreso.

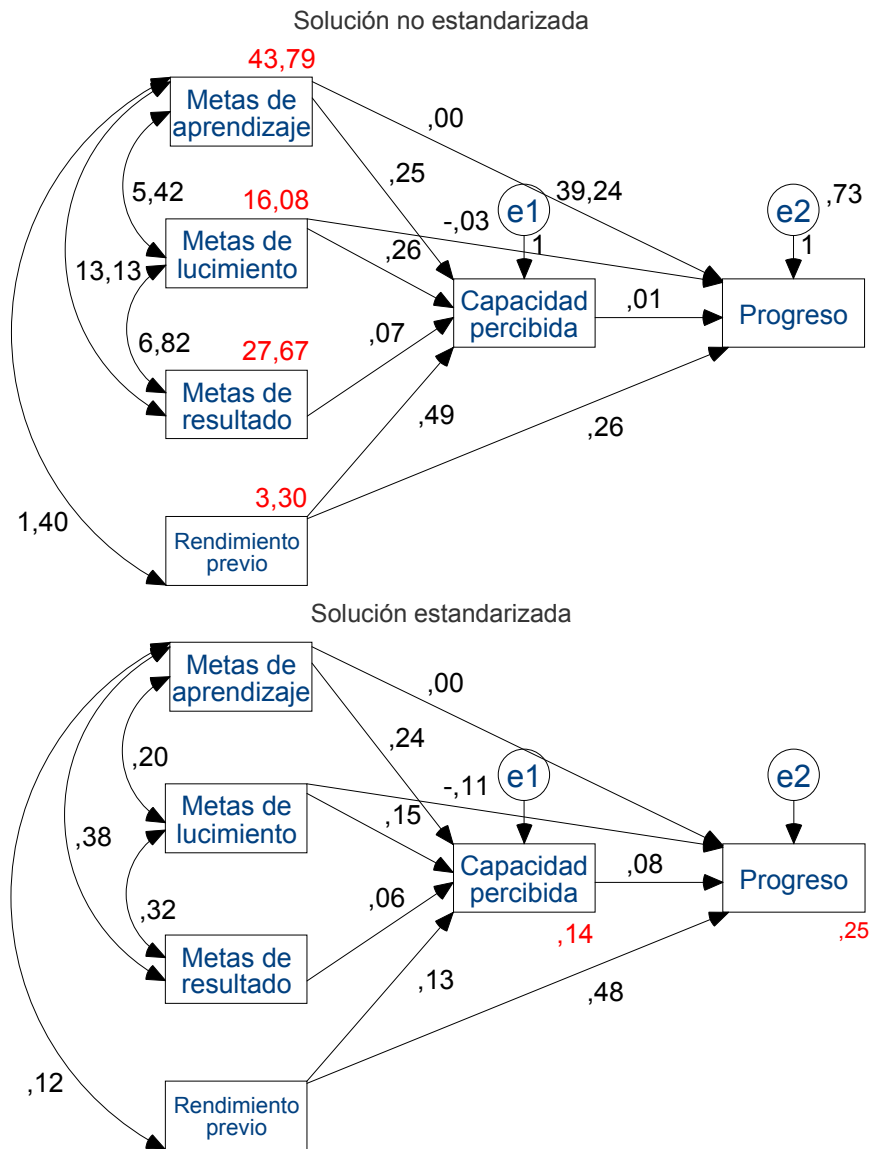


Figura 5.7. Modelo 1 (progreso).

Tabla 5.44

Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 1 (progreso)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{CP-MA}	,245***	,129	,361	,240
γ_{CP-MLu}	,258**	,074	,442	,153
γ_{CP-MR}	,075	-,074	,224	,058
γ_{CP-RP}	,485*	,099	,871	,130
$\gamma_{Progreso-MA}$	0	-,016	,016	0
$\gamma_{Progreso-RP}$,260***	,207	,313	,477
$\beta_{Progreso-CP}$,012	-,004	,028	,080
$\gamma_{MLu-Progreso}$	-,028*	-,053	-,003	-,114
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,43	8,412	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,361	9,289	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,022	17,24	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,154	2,636	,116

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.45

Índices de ajuste global para el modelo 1 (progreso)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
1	1,059	,997	,976	,172	,014 [0-,098] ^a	,986	,999	,996	,999

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

El segundo modelo estimado (modelo 2, Figura 5.8) resulta de la eliminación de los efectos de las metas de resultado sobre la capacidad y de las metas de aprendizaje sobre el progreso, a fin de comparar el modelo con el correspondiente modelo 2 del promedio. Las estimaciones (Tabla 5.46) son significativas, excepto por el efecto de la capacidad percibida en el progreso ($\beta_{Progreso-CP} = 0,080$; $p = 0,127$). Los índices de ajuste global (Tabla 5.47) muestran un

buen ajuste a los datos. El modelo 2 también explica el 25% de la varianza del progreso.

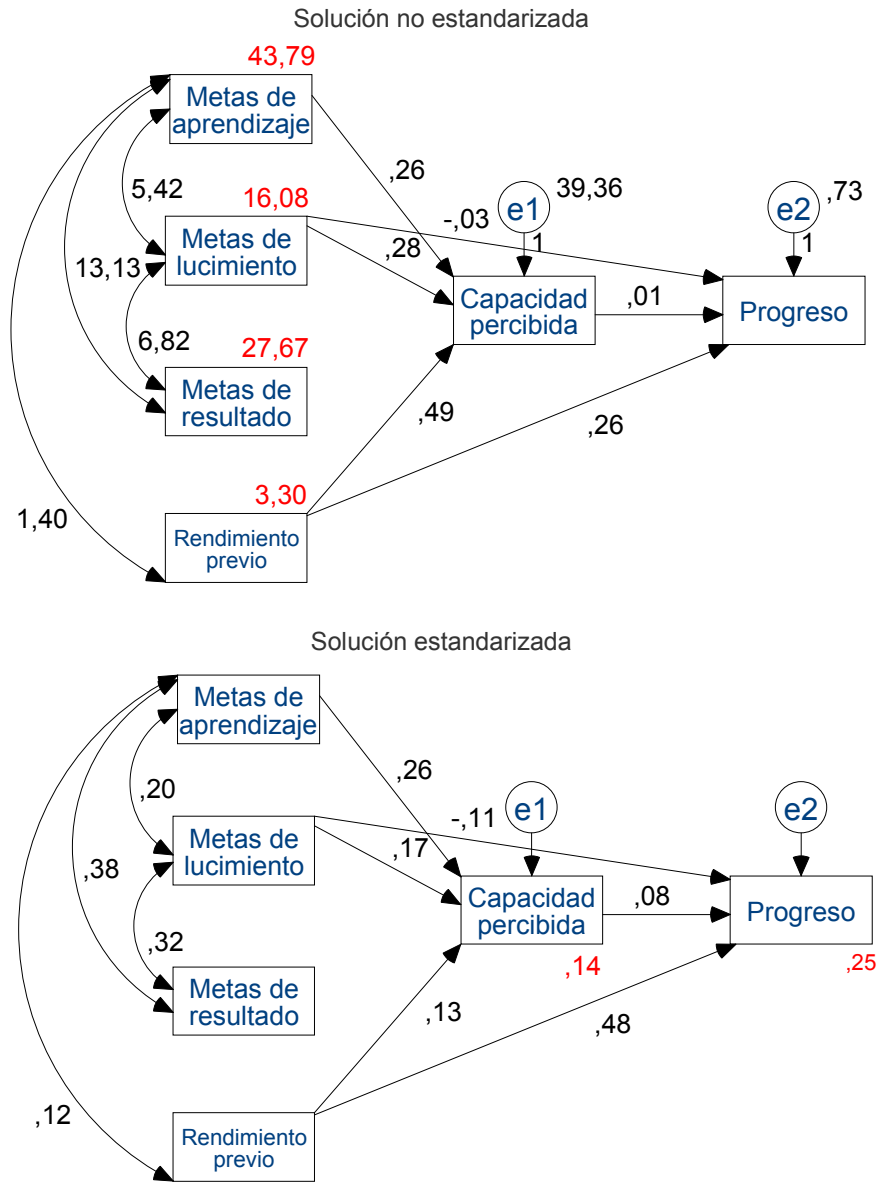


Figura 5.8. Modelo 2 (progreso).

Tabla 5.46
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 2 (progreso)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{CP-MA}	,265***	,157	,373	,259
γ_{CP-MLu}	,283**	,105	,461	,168
γ_{CP-RP}	,490*	,104	,876	,132
$\gamma_{Progreso-RP}$,260***	,207	,313	,477
$\beta_{Progreso-CP}$,012	-,002	,026	,081
$\gamma_{Progreso-MLu}$	-,028*	-,052	-,004	-,114
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,43	8,412	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,361	9,289	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,022	17,24	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,154	2,636	,116

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.47
Índices de ajuste global para el modelo 2 (progreso)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
2	,830	,996	,981	,447	0 [0-,072] ^a	,982	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

El tercer modelo (Figura 5.9) resulta de eliminar el efecto de la capacidad en el progreso. Se eliminaron de este modelo las variables metas de resultado y capacidad percibida, a fin de obtener un modelo más simple, y se consideró la posibilidad de que, en ausencia de la capacidad percibida las metas de aprendizaje pudieran tener algún efecto sobre el progreso. Las estimaciones (Tabla 5.48) muestran que el efecto de las metas de aprendizaje

sobre el progreso no es significativo ($\gamma_{\text{Progreso-MA}}=0,021$; $p=0,674$). Los índices de ajuste global (Tabla 5.49) sugieren un buen ajuste.

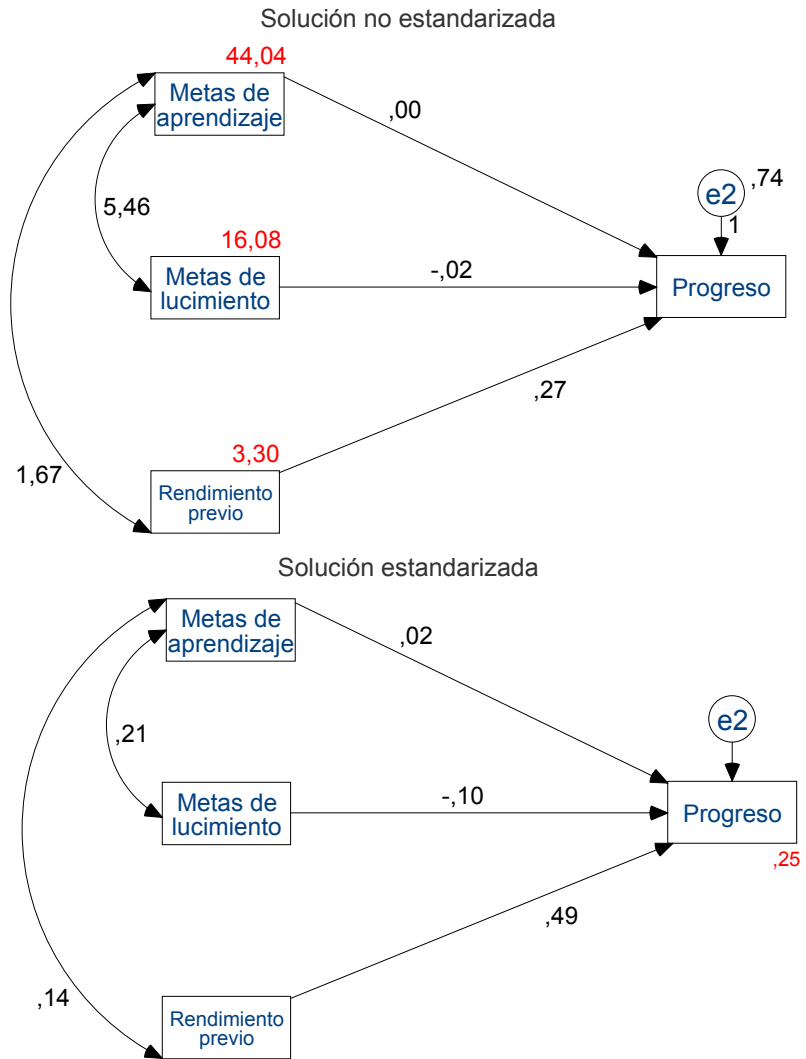


Figura 5.9. Modelo 3 (progreso)

Tabla 5.48
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 3 (progreso)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
$\gamma_{MA-Progreso}$,003	-,013	,019	,021
$\gamma_{RP-Progreso}$,266***	,213	,319	,487
$\gamma_{MLu-Progreso}$	-,025*	-,049	-,001	-,100
Φ_{MLu-MA}	5,455***	2,464	8,446	,205
Φ_{RP-MA}	1,668*	,345	2,991	,138

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.49
Índices de ajuste global para el modelo 3 (progreso)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
intermedio	1,017	,998	,984	,165	,007 [0-,015] ^a	,991	1	,999	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

El cuarto modelo estimado resulta de la eliminación de la variable metas de aprendizaje (Figura 5.10). El modelo 4 explica el 25% de la varianza del progreso. Sin embargo, la única variable con efectos relevantes sobre el progreso es el rendimiento previo (Tabla 5.50), pues el efecto de las metas de lucimiento es muy débil ($\gamma_{Progreso-MLu} = -0,10$) y apenas alcanza significación estadística ($p=0,05$). Los índices de ajuste (Tabla 5.51) sugieren un buen ajuste a los datos.

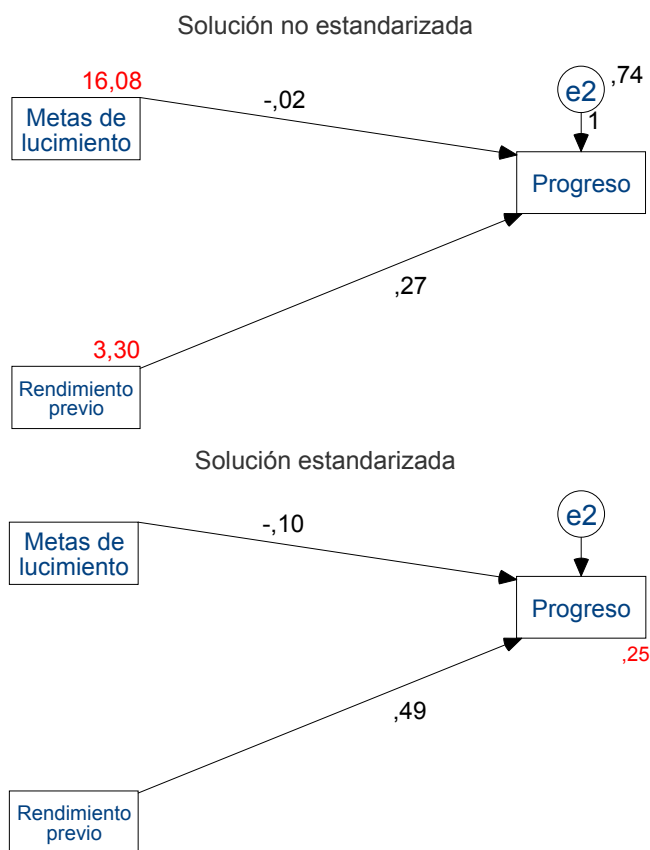


Figura 5.10. Modelo 4 (progreso).

Tabla 5.50
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 4 (progreso)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
$\gamma_{RP-Progresso}$,267***	,214	,32	,490
$\gamma_{MLu-Progresso}$	-,024*	-,048	-5E-04	-,096

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; RP = rendimiento previo.

* $p < 0,05$; ** $p < 0,001$; *** $p < 0,001$

Tabla 5.51
Índices de ajuste global para el modelo 4 (progreso)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
4	,597	,998	,990	,167	0 [0-,097] ^a	,989	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

3) Rendimiento global

A partir del modelo teórico revisado de la Figura 5.2 se estimó el primer modelo para el rendimiento global (Figura 5.11). Las estimaciones (Tabla 5.52) muestran que el efecto de las metas de resultado en la capacidad percibida no alcanza el nivel de significación establecido ($\gamma_{CP-MR} = 0,058$, $p = 0,323$), como era de esperar de acuerdo con los resultados del modelo 1 para el promedio y para el progreso; tampoco alcanza significación el efecto de las metas de aprendizaje en el rendimiento global ($\gamma_{RG-MA} = 0,010$, $p = 0,470$). Los índices de ajuste global (Tabla 5.53) muestran un buen ajuste a los datos.

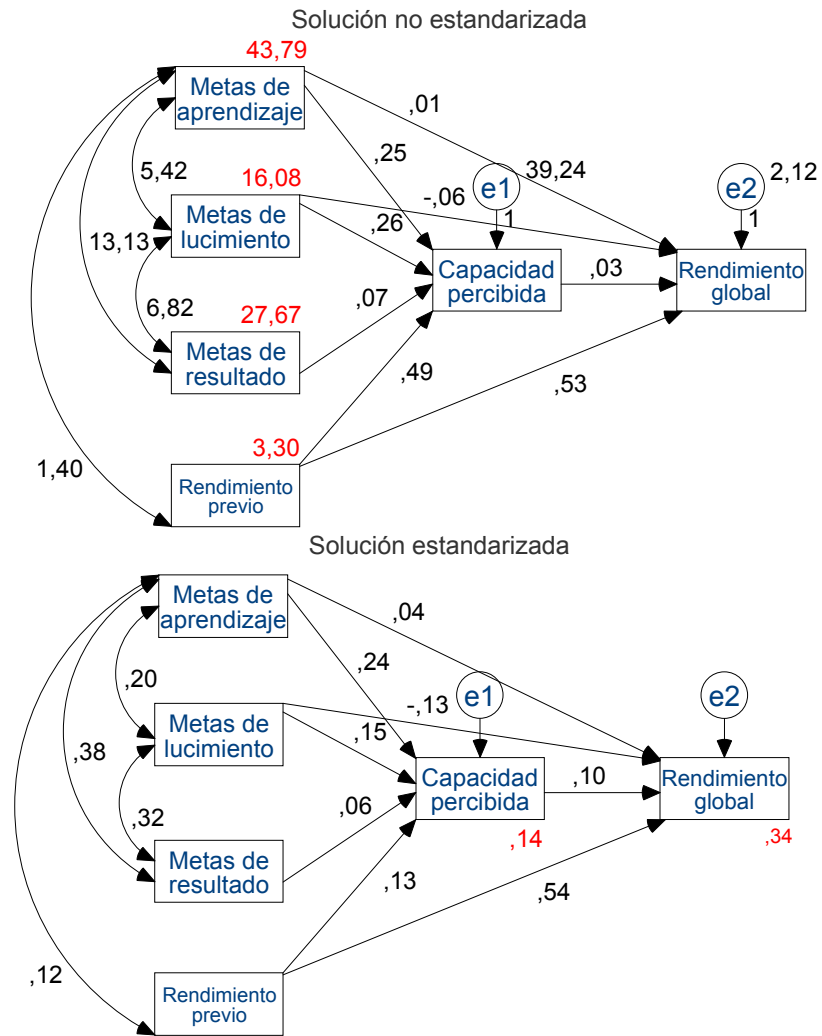


Figura 5.11. Modelo 1 (rendimiento global).

Tabla 5.52

Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 1 (rendimiento global)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
YMA-CP	,245***	,129	,361	,240
YMLu-CP	,258**	,074	,442	,153
YMR-CP	,075	-,074	,224	,058
YRP-CP	,485*	,099	,871	,130
YMA-RG	,010	-,016	,035	,065
YRP-RG	,531***	,441	,621	,505
β_{CP-RG}	,027*	,001	,053	,101
YMLu-RG	-,059**	-,100	-,018	-,115
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,430	8,412	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,361	9,289	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,022	17,240	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,1543	2,636	,116

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; RP = rendimiento previo; RG = rendimiento global.
*p<0,05; **p<0,001; ***p<0,001

Tabla 5.53

Índices de ajuste global para el modelo 1 (rendimiento global)

Modelo	F _{min} /gl	Índices de ajuste absoluto				Índices de ajuste incremental			
		GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
1	,913	,997	,980	,179	0 [0-,092] ^a	,990	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

El segundo modelo estimado (Figura 5.12) resulta de eliminar los efectos de las metas de aprendizaje en el rendimiento global, así como los efectos de las metas de resultado en la capacidad percibida. Las estimaciones del modelo 2 (Tabla 5.54) son todas significativas y los índices de ajuste global muestran un buen ajuste (Tabla 5.55).

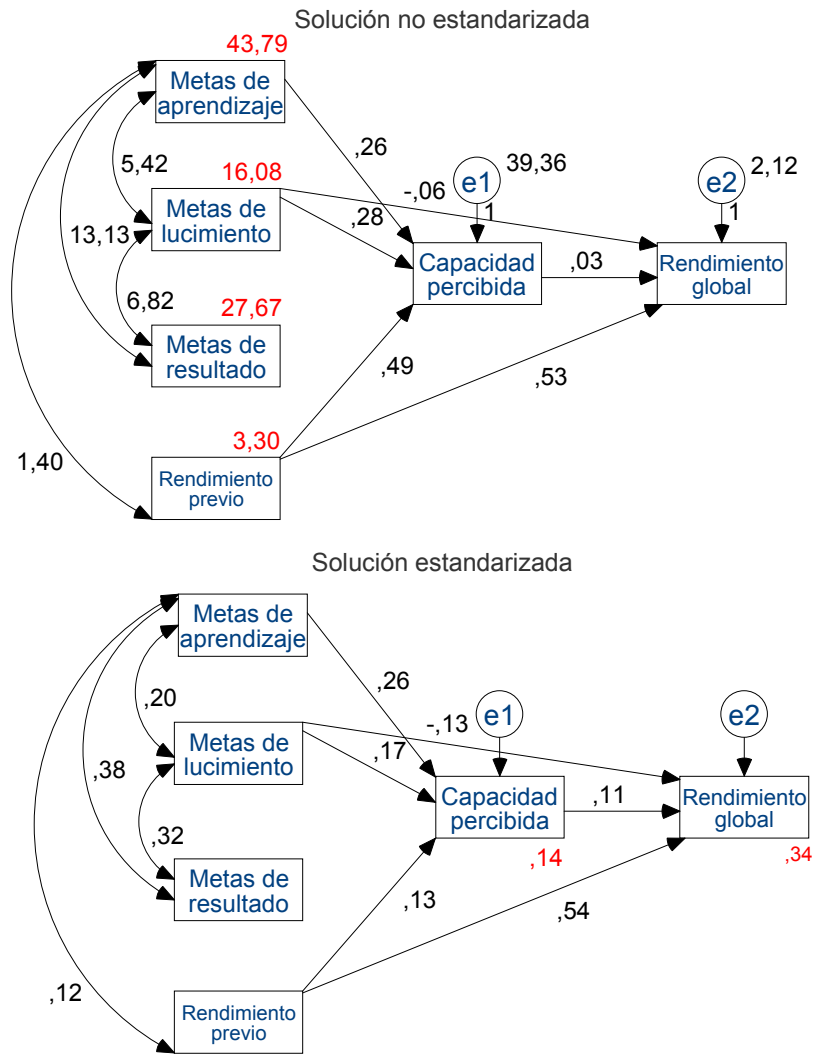


Figura 5.12. Modelo 2 (rendimiento global).

Tabla 5.54
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 2 (rendimiento global)

Parámetro	BRU	IC 95%		
		inferior	superior	EST
γ_{MA-CP}	,265***	,1572	,3728	,259
γ_{MLu-CP}	,283**	,10464	,46136	,168
γ_{MR-CP}	,49*	,10388	,87612	,132
γ_{RP-RG}	,534***	,44384	,62416	,542
β_{CP-RG}	,029*	,00352	,05448	,111
γ_{MLu-RG}	-,057**	-,09816	-,01584	-,128
Φ_{MLu-MA}	5,421***	2,43004	8,41196	,204
Φ_{MR-MLu}	6,825***	4,36128	9,28872	,324
Φ_{MR-MA}	13,132***	9,02188	17,24212	,377
Φ_{RP-MA}	1,395*	,15432	2,63568	,116

Nota. CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; RP = rendimiento previo; RG = rendimiento global.

*p<,05; **p<,001; ***p<,001

Tabla 5.55
Índices de ajuste global para el modelo 2 (rendimiento global)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
2	,846	,995	,981	,462	,000	,984	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

Los estadísticos de ajuste global de los modelos 1 y 2 muestran un buen ajuste a los datos. Los cocientes entre *ji-cuadrado* y el número de grados de libertad son respectivamente 0,913 y 0,846, los valores de RMSEA < 0,05, los estadísticos GFI > 0,99 y los valores de AGFI > ,987. Los estadísticos de ajuste incremental también sugieren muy buen ajuste, todos >0,98. La diferencia de *ji-cuadrado* entre los modelos 1 y 2 es 1,492; gl=2; p=0,474. Por lo tanto, bajo la hipótesis de que el modelo menos restringido (modelo 1) es correcto, la evidencia estadística no es suficiente como para rechazar el modelo más restringido (modelo 2) y se acepta tal

restricción. Los modelos 1 y 2 presentan el mismo valor del índice CFI. Por lo tanto las restricciones impuestas de efectos nulos de las metas de resultado en la capacidad percibida y de las metas de aprendizaje en el rendimiento global no suponen una pérdida de ajuste y se acepta el modelo 2 como el más parsimonioso. Dicho modelo explica el 33,6% de la varianza del rendimiento global.

Como las metas de resultado no tienen efectos significativos se construye un modelo alternativo, más simple, en el que se elimina esta variable (modelo 3, Figura 5.13). Las estimaciones (Tabla 5.56) fueron todas significativas y los índices de ajuste global (Tabla 5.57) muestran un buen ajuste.

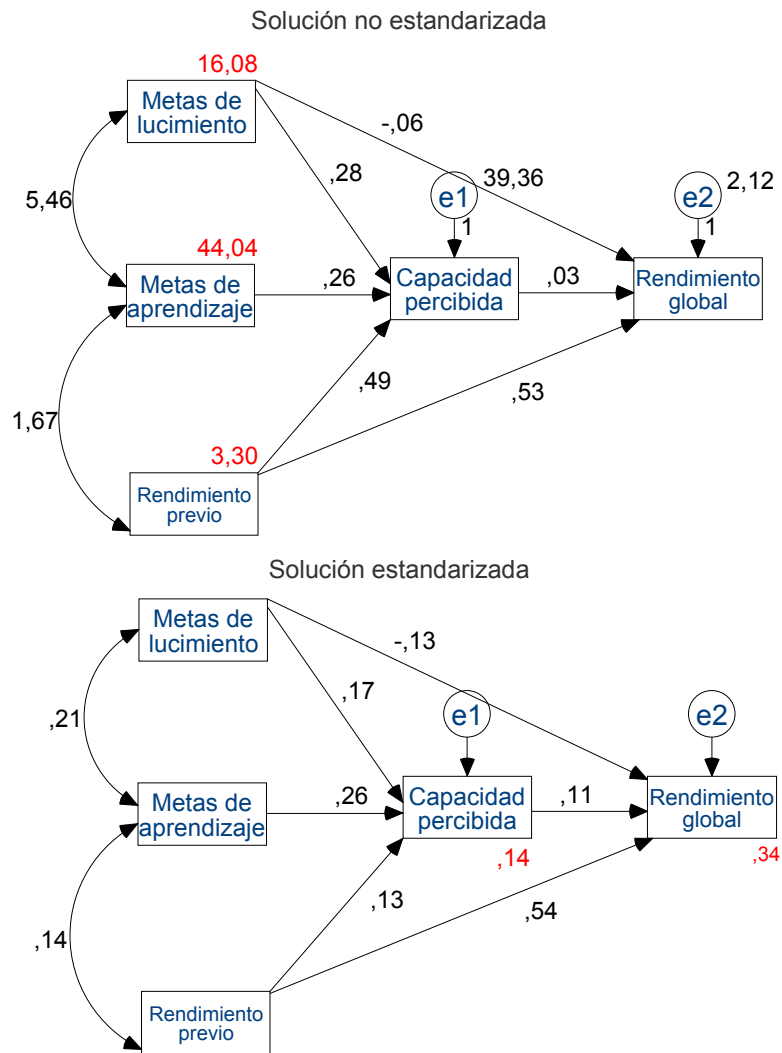


Figura 5.13. Modelo 3 (rendimiento global).

Tabla 5.56
Estimaciones brutas y estandarizadas del modelo 3 (rendimiento global)

Parámetro	BRU	IC 95%		EST
		inferior	superior	
γ_{MLu-CP}	,283**	,1046	,461	,168
γ_{RP-CP}	,490*	,1019	,878	,131
γ_{MA-CP}	,265***	,157	,373	,260
γ_{RP-RG}	,534***	,4438	,624	,542
β_{CP-RG}	,029*	,0035	,054	,111
γ_{MLu-RG}	-,057**	-,0982	-,016	-,128
Φ_{RP-MA}	1,668*	,345	2,991	,138
Φ_{MLu-MA}	5,455***	2,464	8,446	,205

Nota. BRU = estimación bruta; EST = estimación estandarizada; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;

RP = rendimiento previo; RG = rendimiento global.

* $p < ,05$; ** $p < ,001$; *** $p < ,001$

Tabla 5.57
Índices de ajuste global para el modelo 3 (rendimiento global)

Modelo	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
3	,769	,998	,985	,194	0 [0-,104] ^a	,992	1	1	1

Nota. gl = grados de libertad.

^a Valores entre paréntesis indican intervalo de confianza 90% para RMSEA.

5.3.5.2. Validación

En este epígrafe se muestran los resultados de estimar los modelos finales para el promedio, el progreso y el rendimiento global en el grupo de comprobación.

1) Indicador rendimiento promedio

En las Tablas 5.58 y 5.59 se muestran respectivamente los resultados de la validación global del modelo 3 y los resultados de los contrastes de igualdad de cada parámetro estimado en ambos grupos mediante el estadístico de Clogg et al. (1995).

Tabla 5.58
Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de estimación y comprobación
Modelo 3 (promedio)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos estructurales	9,122	6	,167	,026	,026	,029	-,006	-,018
Covarianzas estructurales	1,538	11	,483	,029	,030	,011	0	0
Residuos de medida	12,023	13	,526	,034	,034	,010	0	0
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	1,417	5	,922	,004	,004	-,018	-,006	,018
Residuos de medida	2,901	7	,894	,008	,008	-,019	-,006	,018
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	1,484	2	,476	,004	,004	-,001	0	0

Tabla 5.59
Contrastes de hipótesis de igualdad de cada parámetro en grupos de estimación y comprobación
Modelo 3 (promedio)

	Υ_{CP-MLu}	Υ_{CP-RP}	Υ_{CP-MA}	$\Upsilon_{Promedio-RP}$	$\beta_{Promedio-CP}$	$\Upsilon_{Promedio-MLu}$	Φ_{MA-MLu}	Φ_{MA-RP}
Z	,741	,313	-,476	,604	-1,074	-2,414	-,587	-,604

Nota. Z= estadístico de Clogg et al. (1995); CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

$Z_{\text{crítico}} (\alpha=0,0064)=2,727$

Ninguno de los contrastes de hipótesis de la Tabla 5.58 supone una pérdida de ajuste respecto al modelo basal, sin restricciones: $\chi^2=9,122$; $gl=6$; $p=,167$ (igualdad de pesos estructurales), $\chi^2=1,538$; $gl=11$; $p=,483$ (igualdad de covarianzas estructurales) y $\chi^2=12,023$; $gl=13$; $p=,526$ (igualdad de residuos estructurales).

Para los contrastes individuales de los ocho parámetros se adoptó el nivel de significación $\alpha=0,0064$, $Z_{\text{crítico}} = 2,727$ (Tabla 5.59). Todos los valores absolutos de $Z < 2,727$, por lo tanto se asume que los modelos son iguales en los dos grupos.

2) Indicador progreso en la carrera

En la Tabla 5.60 se muestran los resultados de la validación del modelo 4 para el progreso.

Tabla 5.60

*Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de estimación y comprobación
Modelo 4 (progreso)*

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos estructurales	4,737	2	,094	,029	,029	,035	,011	,027
Covarianzas estructurales	5,002	4	,287	,030	,031	,019	0	,002
Residuos de medida	5,110	5	,403	,031	,031	,014	0	0
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	,265	2	,876	,002	,002	-,016	-,011	-,025
Residuos de medida	,372	3	,946	,002	,002	-,021	-,011	-,027
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	,108	2	,743	,001	,001	-,005	0	,002

Los contrastes globales de la Tabla 5.60 no fueron significativos. Para los contrastes individuales de los dos parámetros se adoptó el valor de $\alpha=0,025$, $Z_{\text{crítico}} = 2,237$. Los resultados sugieren que los modelos son iguales en ambos grupos: para el rendimiento previo $Z=0$ y para las metas de lucimiento $Z=-2,169$; $p=0,030$.

3) Rendimiento global

En la Tabla 5.61 se muestran los resultados de la validación global del modelo 3 y en la Tabla 5.62 los resultados de los contrastes de igualdad de cada estimación en ambos grupos.

Tabla 5.61

Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de estimación y comprobación
Modelo 3 (rendimiento global)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos estructurales	9,161	6	,165	,024	,024	,035	-,003	-,013
Covarianzas estructurales	1,578	11	,479	,028	,028	,020	0	0
Residuos de medida	11,275	13	,588	,029	,030	,017	0	0
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	1,417	5	,922	,004	,004	-,015	-,003	,013
Residuos de medida	2,113	7	,953	,006	,006	-,018	-,003	,013
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	,697	2	,706	,002	-,003	-,003	0	0

Tabla 5.62

Contrastes de hipótesis de igualdad de cada parámetro en grupos de estimación y comprobación
Modelo 3 (rendimiento global)

Υ_{CP-MLu}	Υ_{CP-RP}	Υ_{CP-MA}	Υ_{RG-RP}	β_{RG-CP}	Υ_{RG-MLu}	Φ_{MA-MLu}	Φ_{MA-RP}
Z ,742	,313	-,476	-,015	-,105	-2,826	-,587	-,604

Nota. Z= estadístico de Clogg et al. (1995); CP = capacidad percibida; RG = rendimiento global; RP = rendimiento previo; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

$Z_{\text{crítico}} (\alpha = 0,0064) = 2,727$.

Ningún contraste de hipótesis global es significativo: $\chi^2=9,161$; $gl=6$; $p=0,165$ (igualdad de pesos estructurales), $\chi^2=1,578$; $gl=11$; $p= 0,479$ (igualdad de covarianzas estructurales); $\chi^2=11,275$; $gl=13$; $p=0,588$ (igualdad de residuos estructurales). Al igual que en el caso del indicador rendimiento promedio, los resultados son consistentes con la hipótesis de igualdad de todos los parámetros del modelo: pesos estructurales, covarianzas estructurales y residuos estructurales.

Respecto a los contrastes individuales de la Tabla 5.62, todos los valores absolutos de $Z < 2,727$ excepto el correspondiente al efecto de las metas de lucimiento en el rendimiento global ($Z=-2,826$; $p=0,0047$).

En **suma**, para el indicador rendimiento promedio así como para el rendimiento global se aceptan como más parsimoniosos los modelos 3. En estos modelos se identifican efectos directos de las metas de lucimiento, de la capacidad percibida y del rendimiento previo sobre la variable a explicar, así como efectos indirectos de las metas de aprendizaje, mediados por la capacidad percibida. La varianza explicada es del 30% para el promedio y del 33,6% para el rendimiento global. Ambos modelos fueron validados satisfactoriamente en el grupo de comprobación. Para el indicador progreso en la carrera el modelo ajustado explica un 25% de la varianza e incluye efectos directos del rendimiento previo y de las metas de lucimiento; este último efecto es muy débil ($\gamma_{RG-MLu}=-0,10$), apenas alcanza la significación umbral ($p=0,05$) y no pudo ser validado en el grupo de comprobación.

5.3.6. Modelos de ecuaciones estructurales (modelos de variables latentes)

5.3.6.1. Construcción

A continuación se muestran los resultados de la estimación de los modelos de variables latentes en el grupo de estimación para el rendimiento global, como alternativa al modelo de rutas. El conjunto de modelos estimados se esquematiza de manera genérica en la Figura 5.14 (no se dibujan los términos de error de los indicadores ni de las variables endógenas para simplificar el esquema). Dicha

representación se corresponde con el modelo final de rutas del rendimiento global (modelo de rutas 3, véase Figura 5.13). Los resultados de las estimaciones provienen de emplear los cuatro mecanismos de agrupación de ítems descritos en Método para definir los indicadores de las metas académicas: 1) aleatorio, 2) equilibrado respecto a las saturaciones, 3) equilibrado respecto a la asimetría y 4) por contenido.

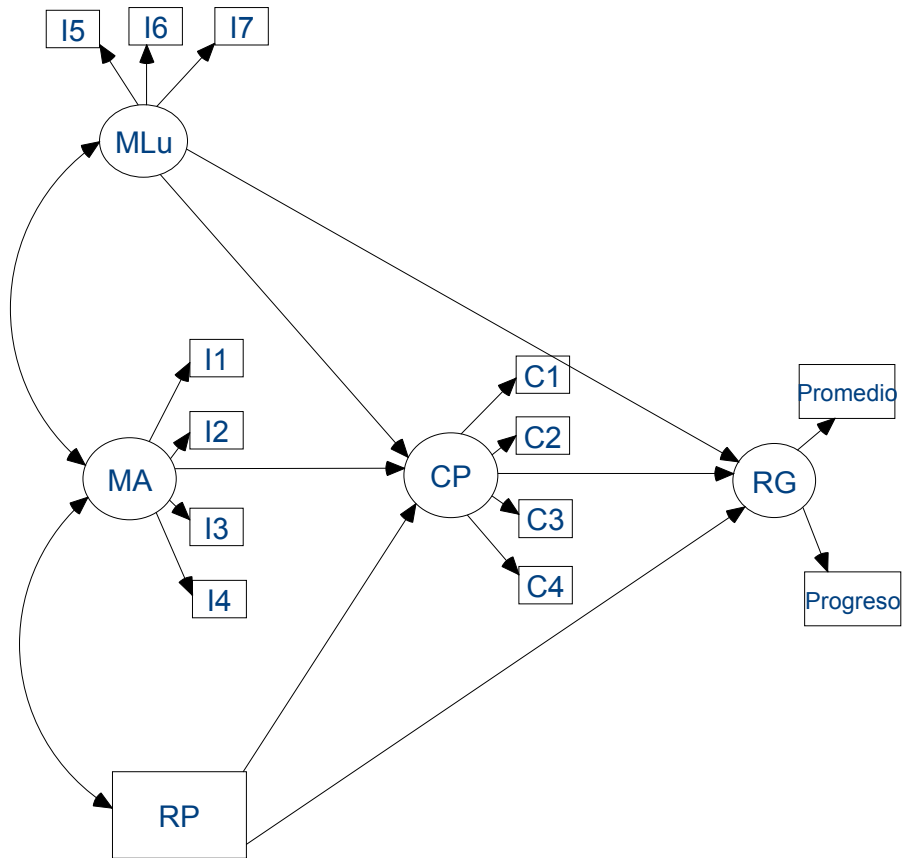


Figura 5.14. Modelo de variables latentes. MLu = metas de lucimiento; MA = metas de aprendizaje; RP = rendimiento previo; RG = rendimiento global; I = indicador; C=ítem de la escala de capacidad percibida.

Los cuatro modelos estimados (Figuras 5.15-5.18) explican un 44% de la varianza del rendimiento global. Los índices de ajuste global (Tabla 5.63) muestran un buen ajuste en los cuatro casos. La agrupación que tiene en cuenta las saturaciones de los ítems (método 2) así como la agrupación según el contenido (método 4) son los que arrojan los mejores valores de los índices de ajuste (debe tenerse presente que para este caso la diferencia entre ambas estrategias reside únicamente en los indicadores de las metas de lucimiento, véase Método). Las estimaciones (Tabla 5.64) son significativas con excepción del efecto del rendimiento previo en la capacidad percibida ($p=0,107$; $p=0,113$; $p=103$; $p=0,107$) y el efecto de la capacidad percibida en el promedio ($p=0,112$; $p=0,105$; $p=0,105$; $p=0,104$), los cuales no alcanzan la significación umbral establecida.

Tabla 5.63
Índices de ajuste global (modelo 3 de variables latentes)

Método de agrupación	Índices de ajuste absoluto					Índices de ajuste incremental			
	F_{\min}/gl	GFI	AGFI	RMR	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
1	2,776	,921	,881	,210	,076	,921	,948	,932	,947
2	2,393	,932	,897	,192	,067	,931	,959	,946	,958
3	2,869	,920	,880	,193	,078	,918	,945	,928	,944
4	2,237	,933	,990	,194	,066	,930	,958	,945	,958

Nota. 1 = aleatorio; 2 = equilibrado según saturaciones; 3 = equilibrado según asimetría; 4 = contenido; gl = grados de libertad.

Tabla 5.64
Estimaciones brutas y estandarizadas (modelo 3)

Parámetro	Método de agrupación de ítems															
	1				2				3				4			
	BRU	Inferior	Superior	EST	BRU	Inferior	Superior	EST	BRU	Inferior	Superior	EST	BRU	Inferior	Superior	EST
Y _{CP-MA}	,221***	,115	,327	,271	,254***	,14	,368	,29	,225***	,121	,329	,281	,254***	,14	,368	,289
Y _{CP-MLu}	,207**	,068	,346	,183	,156**	,048	,264	,177	,184**	,062	,306	,188	,190**	,067	,313	,190
Y _{RP-CP}	,062	-,01	,138	,092	,061	-,015	,137	,089	,063	-,01	,139	,092	,062	-,01	,136	,091
Y _{RG-MLu}	-,173*	-,31	-,032	-,14	-,137*	-,249	-,03	-,14	-,149*	-,27	-,02	-,14	-,153*	-,28	-,026	-,138
β _{RG-CP}	,102	-,02	,227	,093	,104	-,023	,231	,094	,105	-,02	,232	,095	,105	-,02	,232	,095
Y _{RG-RP}	,478***	,392	,564	,638	,478***	,392	,564	,638	,478***	,392	,564	,637	,478***	,392	,564	,637
λ _{Promedio-RG}	1			,813	1			,813	1			,814	1			,814
λ _{Progreso-RG}	,551***	,447	,655	,757	,552***	,448	,656	,758	,55***	,446	,654	,757	,55***	,446	,654	,756
λ _{5-MLu}	1			,860	1			,892	1			,858	1			,844
λ _{6-MLu}	1,271***	1,138	1,404	,886	1,009***	,897	1,121	,856	1,04***	,922	1,158	,862	,896	,771	1,021	,741
λ _{7-MLu}	1,196***	1,061	1,331	,827	,692***	,608	,776	,783	,954***	,842	1,066	,822	1,128***	,989	1,267	,88
λ _{4-MA}	1,052***	,905	1,199	,756	1,183***	1,038	1,328	,817	1,061***	,928	1,194	,825	1,183***	1,038	1,328	,817
λ _{3-MA}	1			,789	1			,809	1			,790	1			,809
λ _{2-MA}	,956***	,836	1,076	,833	1,119***	,982	1,256	,820	1,077***	,946	1,208	,857	1,119***	,982	1,256	,820
λ _{1-MA}	1,113***	,982	1,244	,881	1,162***	1,027	1,297	,861	,925***	,805	1,045	,812	1,163***	1,028	1,298	,861
λ _{1-CP}	1,328***	1,095	1,561	,812	1,33***	1,095	1,565	,813	1,331***	1,096	1,566	,813	1,33***	1,095	1,565	,813
λ _{2-CP}	1,381***	1,146	1,616	,862	1,383***	1,148	1,618	,863	1,383***	1,148	1,618	,863	1,384***	1,149	1,619	,863
λ _{3-CP}	1,423***	1,186	1,66	,903	1,423***	1,186	1,66	,902	1,423***	1,186	1,66	,902	1,424***	1,187	1,661	,903
λ _{4-CP}	1			,607	1			,606	1			,606	1			,606
Φ _{RP-MA}	,411	,088	,734	,149	,377	,079	,675	,147	,412	,085	,739	,147	,377	,079	,675	,148
Φ _{MLu-MA}	,340***	,130	,55	,205	,468***	,217	,719	,238	,468***	,217	,719	,241	,391***	,168	,614	,226

Nota. 1 = aleatorio; 2 = equilibrado según saturaciones; 3 = equilibrado según asimetría; 4 = contenido; BRU = estimaciones brutas; EST = estimaciones estandarizadas; CP = capacidad percibida; MA = metas de aprendizaje; MA = metas de lucimiento; RP = Rendimiento previo.
* p<0,05; **p<0,01; ***p<0,001

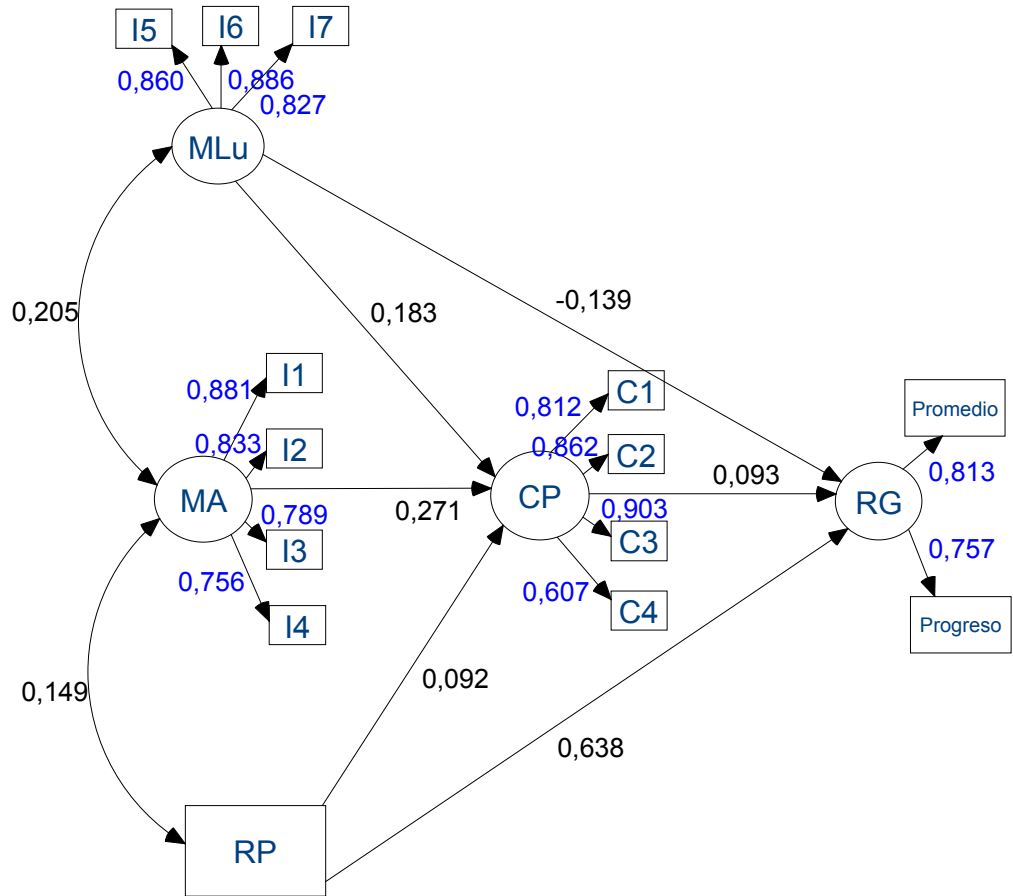


Figura 5.15. Modelo de variables latentes: agrupación aleatoria (solución estandarizada).

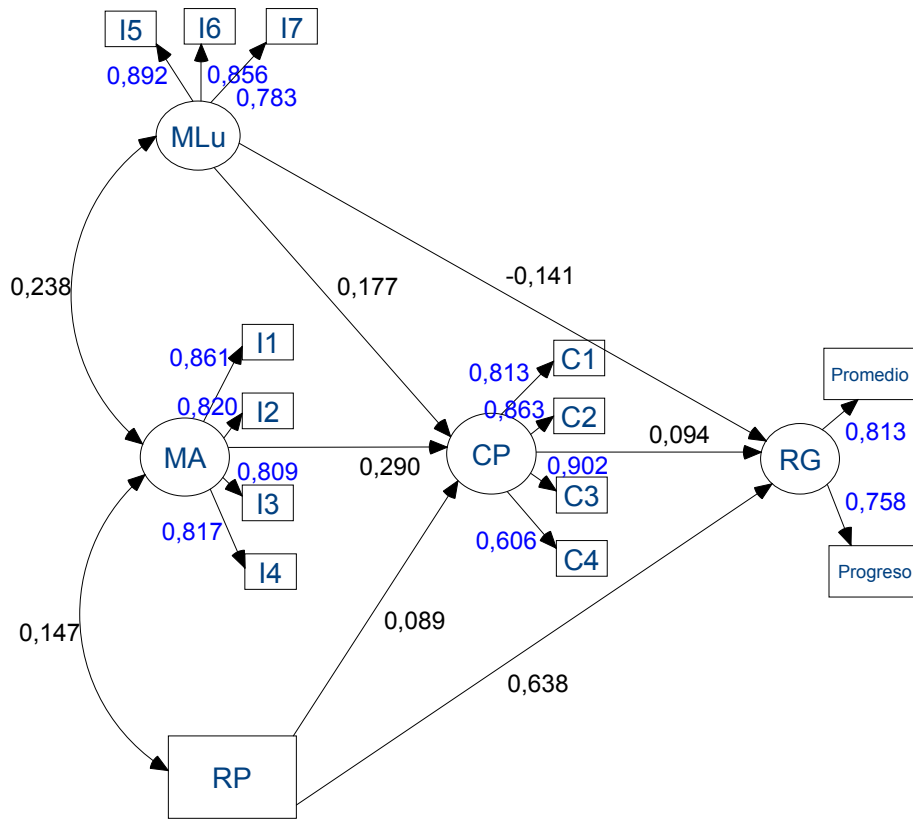


Figura 5.16. Modelo de variables latentes: agrupación equilibrada según saturaciones (solución estandarizada).

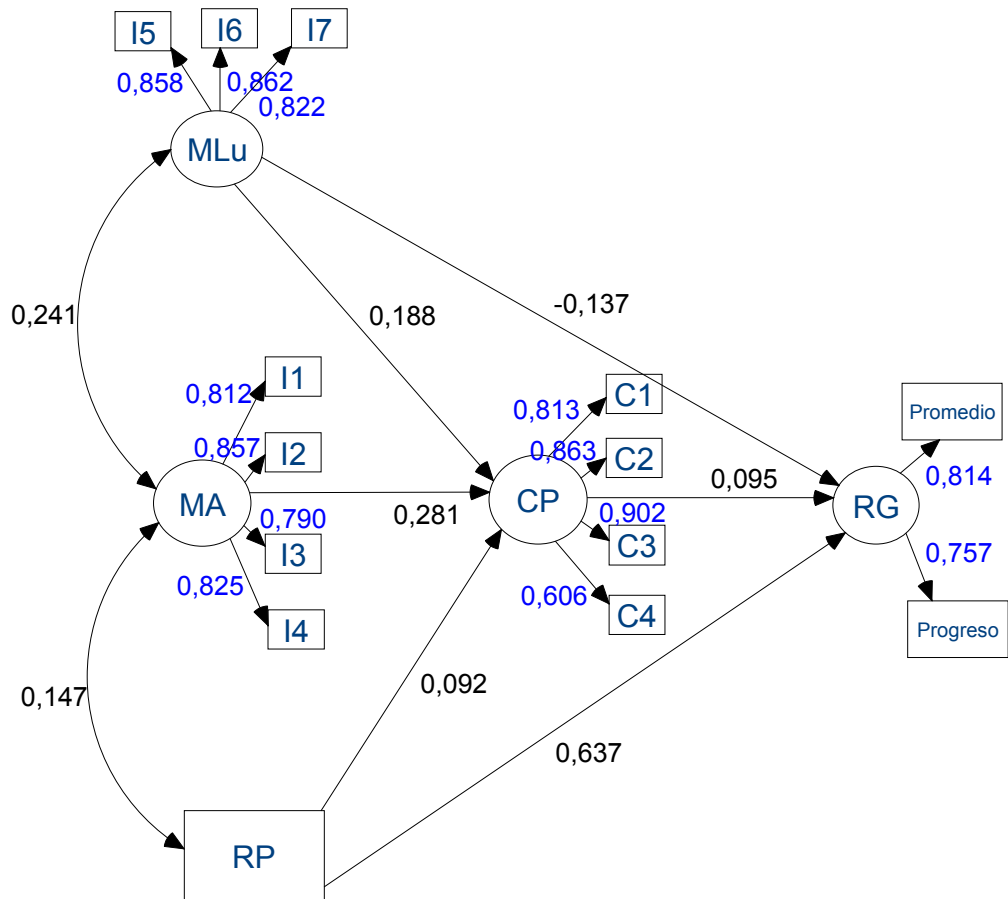


Figura 5.17. Modelo de variables latentes: agrupación equilibrada según asimetría (solución estandarizada).

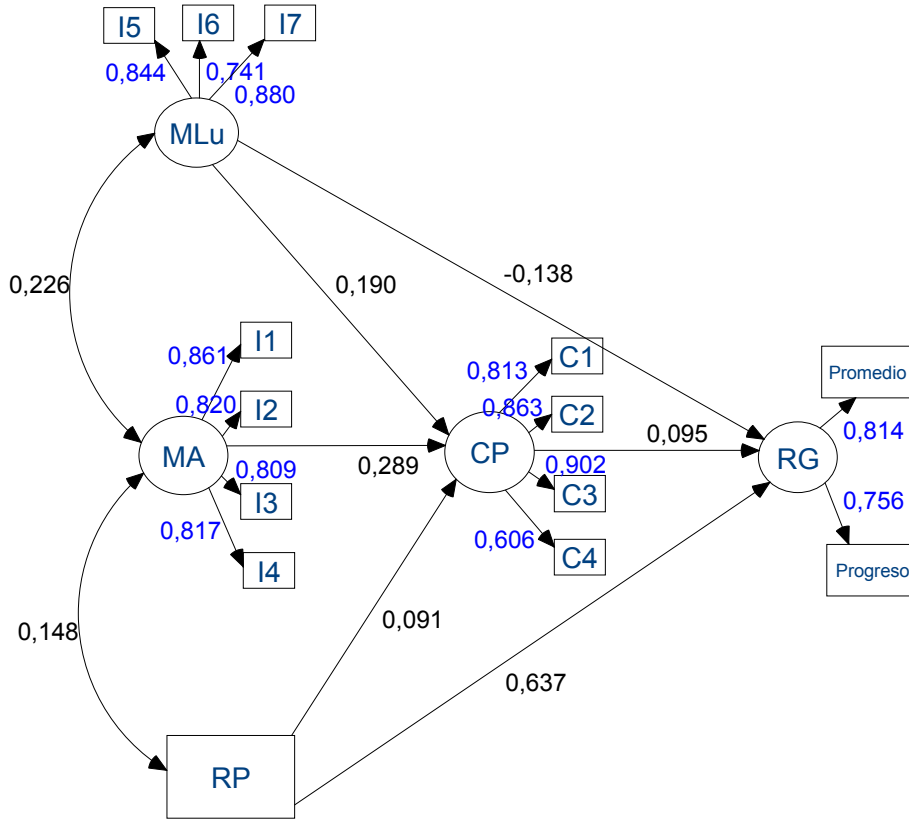


Figura 5.18. Modelo de variables latentes: agrupación por contenido (solución estandarizada).

5.3.6.2. Validación

Todos los modelos de variables latentes fueron validados adecuadamente en el grupo de comprobación. En la Tabla 5.65 se muestran los contrastes globales y en la Tabla 5.66 el contraste de Clogg et al. (1995) para cada parámetro.

Tabla 5.65
 Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de estimación y comprobación

Método de agrupación de ítems equilibrado según asimetría								
Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	3,846	9	,921	,001	,001	-,005	-,001	,002
Pesos estructurales	13,313	15	,578	,003	,003	-,006	0	,003
Covarianzas estructurales	14,722	20	,792	,003	,003	-,009	-,001	,004
Residuos estructurales	15,642	22	,833	,003	,003	-,010	-,001	,005
Residuos de medida	32,233	35	,602	,007	,007	-,013	0	,006
Pesos de medida								
Pesos estructurales	9,467	6	,149	,002	,002	-,001	,001	,001
Covarianzas estructurales	10,876	11	,454	,002	,002	-,004	0	,002
Residuos estructurales	11,796	13	,544	,003	,003	-,005	0	,003
Residuos de medida	28,387	26	,340	,006	,006	-,008	,001	,004
Pesos estructurales								
Covarianzas estructurales	1,408	5	,923	,000	,000	-,003	,001	,001
Residuos estructurales	2,328	7	,939	,001	,001	-,004	,001	,002
Residuos de medida	18,919	20	,527	,004	,004	-,007	0	,003
Covarianzas estructurales								
Residuos estructurales	,920	2	,631	,000	,000	-,001	,001	,001
Residuos de medida	17,511	15	,289	,004	,004	-,004	0	,002
Residuos estructurales								
Residuos de medida	16,591	13	,219	,004	,004	-,003	,001	,001
Método de agrupación de ítems equilibrado según saturaciones								
Modelos anidados								
Sin restricciones								
Pesos de medida	3,951	9	,915	,001	,001	-,004	-,001	,002
Pesos estructurales	13,100	15	,595	,003	,003	-,005	0	,002
Covarianzas estructurales	14,565	20	,801	,003	,003	-,007	-,001	,004
Residuos estructurales	15,557	22	,837	,003	,003	-,007	-,001	,004
Residuos de medida	48,418	35	,065	,010	,011	-,005	,003	,003
Pesos de medida								
Pesos estructurales	9,149	6	,165	,002	,002	-,001	,001	0
Covarianzas estructurales	10,614	11	,476	,002	,002	-,003	0	,002
Residuos estructurales	11,606	13	,560	,002	,003	-,003	0	,002
Residuos de medida	44,467	26	,013	,009	,010	-,001	,004	,001
Pesos estructurales								
Covarianzas estructurales	1,465	5	,917	,000	,000	-,002	-,001	,002
Residuos estructurales	2,457	7	,930	,001	,001	-,003	-,001	,002
Residuos de medida	35,318	20	,018	,008	,008	-,001	,003	,001
Covarianzas estructurales								
Residuos estructurales	,992	2	,609	,000	,000	-,001	0	0
Residuos de medida	33,853	15	,004	,007	,007	,001	,004	-,001
Residuos estructurales								
Residuos de medida	32,861	13	,002	,007	,007	,002	,004	-,001

(Continuación)

Tabla 5.65 (continuación)
Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de estimación y comprobación

Método de agrupación de ítems aleatorio									
Modelos anidados									
Sin restricciones									
Pesos de medida	4,872	9	,845	,001	,001	-,004	-,001	,002	
Pesos estructurales	14,261	15	,506	,003	,003	-,005	0	,002	
Covarianzas estructurales	16,024	20	,715	,003	,004	-,007	-,001	,003	
Residuos estructurales	17,196	22	,752	,004	,004	-,008	-,001	,003	
Residuos de medida	49,978	35	,048	,011	,011	-,007	,003	,003	
Pesos de medida									
Pesos estructurales	9,389	6	,153	,002	,002	-,001	,001	0	
Covarianzas estructurales	11,152	11	,431	,002	,002	-,003	0	,001	
Residuos estructurales	12,324	13	,501	,003	,003	-,004	0	,001	
Residuos de medida	45,106	26	,011	,010	,010	-,003	,004	,001	
Pesos estructurales									
Covarianzas estructurales	1,762	5	,881	,000	,000	-,002	-,001	,001	
Residuos estructurales	2,935	7	,891	,001	,001	-,003	-,001	,001	
Residuos de medida	35,717	20	,017	,008	,008	-,002	,003	,001	
Covarianzas estructurales									
Residuos estructurales	1,172	2	,557	,000	,000	-,001	0	0	
Residuos de medida	33,954	15	,003	,007	,007	,001	,004	0	
Residuos estructurales									
Residuos de medida	32,782	13	,002	,007	,007	,001	,004	0	
Método de agrupación de ítems equilibrado según contenido									
Modelos anidados									
Sin restricciones									
Pesos de medida	36,83	9	,931	,001	,001	-,004	-,001	,003	
Pesos estructurales	12,858	15	,613	,003	,003	-,005	0	,003	
Covarianzas estructurales	14,453	20	,807	,003	,003	-,007	-,001	,004	
Residuos estructurales	15,364	22	,846	,003	,003	-,007	-,001	,004	
Residuos de medida	40,221	35	,250	,009	,009	-,007	,002	,004	
Pesos de medida									
Pesos estructurales	9,175	6	,164	,002	,002	-,001	,001	0	
Covarianzas estructurales	10,769	11	,463	,002	,002	-,003	0	,001	
Residuos estructurales	11,681	13	,554	,003	,003	-,003	0	,001	
Residuos de medida	36,538	26	,082	,008	,008	-,003	,003	,001	
Pesos estructurales									
Covarianzas estructurales	1,595	5	,902	,000	,000	-,002	-,001	,001	
Residuos estructurales	2,506	7	,927	,001	,001	-,003	-,001	,001	
Residuos de medida	27,363	20	,125	,006	,006	-,003	,002	,001	
Covarianzas estructurales									
Residuos estructurales	,912	2	,634	,000	,000	-,001	0	0	
Residuos de medida	25,769	15	,041	,006	,006	,000	,003	0	
Residuos estructurales									
Residuos de medida	24,857	13	,024	,005	,006	,000	,003	0	

Tabla 5.66
Contrastes de hipótesis de igualdad de cada parámetro en grupos de estimación y comprobación

Parámetro	Z			
	Método de agrupación de ítems			
	1	2	3	4
γ_{CP-RP}	,050	,017	,084	,034
γ_{CP-MLu}	,743	,454	,543	,653
γ_{CP-MA}	-,755	-,7	-,739	-,735
γ_{RG-RP}	,334	,35	,334	,334
β_{RG-CP}	-,354	-,376	-,412	-,365
γ_{RG-MLu}	-2,642	-2,612	-2,648	-2,591
$\lambda_{Promedio-RG}^a$				
$\lambda_{Progreso-RG}$,127	,153	,153	,127
λ_{5-MLu}^a				
λ_{6-MLu}	,182	,152	-,564	-,338
λ_{7-MLu}	,996	-,628	-,541	,338
λ_{1-MA}	-,362	-,475	1,014	-,464
λ_{2-MA}	-,293	-,603	,989	-,613
λ_{3-MA}^a				
λ_{4-MA}	-,253	,05	,01	,05
λ_{1-CP}	,771	,771	,762	,765
λ_{2-CP}	1,391	1,397	1,384	1,403
λ_{3-CP}	1,326	1,332	1,326	1,332
λ_{4-CP}^a				
Φ_{RP-MA}	-,539	-,52	-,768	-,537
Φ_{MLu-MA}	-,651	-,339	-,656	-,348

Nota. Z= estadístico de Clogg et al. (1995); 1 = aleatorio; 2 = equilibrado según saturaciones;

3 = equilibrado según asimetría; 4 = contenido; CP = capacidad percibida; RP = rendimiento previo; MLu = metas de lucimiento; MA = metas de aprendizaje.

Z crítico ($\alpha = 0,0030$) = 2,968.

^a Parámetro fijo con el valor 1.

5.3.6.3. Modelos de rutas versus modelos de variables latentes

La Tabla 5.67 muestra la comparación de los resultados de los modelos de rutas y de variables latentes obtenidos mediante las cuatro estrategias de agrupación de ítems.

Tabla 5.67
Comparación de los modelos de rutas y de variables latentes

Parámetro	Modelo de rutas	Modelos de variables latentes			
		Método de agrupación de ítems			
		1	2	3	4
Φ_{MA-MLu}	,205	,205	,238	,241	,226
Φ_{MA_R}	,138	,149	,147	,147	,148
γ_{MLu-R}	-,128	-,139	-,141	-,137	-,138
γ_{MLu-CP}	,168	,183	,177	,188	,190
γ_{MA-CP}	,260	,271	,290	,281	,289
γ_{RP-CP}	,131	,092	,089	,092	,091
γ_{RP-RG}	,542	,638	,638	,637	,637
β_{CP-RG}	,111	,093	,094	,095	,095
ζ_{CP}	39,362	2,306	2,275	2,276	2,262
ζ_{RG}	2,122	1,031	1,029	1,034	1,034
% varianza _{CP}	14,0	14,3	15,6	15,6	16,1
% varianza _{RG}	33,6	44,4	44,5	44,3	44,3
χ^2	1,538	194,349	167,539	200,861	165,933
gl	13	35	35	35	35
p	,463	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
RMSEA	,000	,076	,067	,078	,066
IC 90%	,000-,104	,063-,088	,054-,080	,065-,090	,053-,079

Nota. 1 = aleatorio; 2 = equilibrado según saturaciones; 3 = equilibrado según asimetría; 4 = contenido.

5.3.7. Análisis de conglomerados

En este apartado se muestran los resultados de los análisis de conglomerados jerárquicos y no jerárquicos.

5.3.7.1. Análisis de conglomerados jerárquicos

En las Tablas 5.68 y 5.69 se muestran los resultados del análisis jerárquico para 2, 3 y 4 grupos.

Tabla 5.68
Análisis de conglomerados jerárquico^a

Número de conglomerados	Conglomerado	Metas académicas					
		MA		MLu		MR	
		M	SD	M	SD	M	SD
2	1 (N=1231)	32,06	3,94	9,35	3,78	22,55	4,91
	2 (N=342)	19,68	5,08	8,18	3,88	18,84	5,68
3	1 (N=795)	31,81	3,87	10,51	4,07	25,31	2,83
	2 (N=436)	32,53	4,02	7,25	1,85	17,51	3,79
	3 (N=342)	19,68	5,08	8,18	3,88	18,84	5,68
4	1 (N=795)	31,81	3,87	10,51	4,07	25,31	2,83
	2 (N=436)	32,53	4,02	7,25	1,85	17,51	3,79
	3 (N=247)	21,01	4,27	8,93	4,31	21,67	3,44
	4 (N=95)	16,21	5,40	6,23	0,71	11,49	3,25

Nota. N = número de participantes; MA = metas de Aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; M = media; SD = desviación típica.

^a Método de aglomeración de Ward, distancia euclídea al cuadrado.

Tabla 5.69
Coefficientes de aglomeración según etapas de agrupación

Nº de conglomerados	C	Cambio en C
7	42917,6365	5430,17431
6	48347,8108	6733,08050
5	55080,8913	8579,88456
4	63660,7759	11531,7240
3	75192,4999	20257,9403
2	95450,4401	41011,7925
1	136462,233	-

Nota. C = coeficiente de aglomeración

Los coeficientes de aglomeración de la Tabla 5.69 van aumentando a medida que disminuye el número de grupos, como es lógico, puesto que en el proceso de agrupación cada vez se agrupan conglomerados más disímiles. El aumento más importante se da al pasar de 2 conglomerados a 1 (cambio de 41012), lo que estaría sugiriendo 2 como el número más adecuado.

La solución de 2 conglomerados distingue un grupo con metas de aprendizaje y de resultado altas, que se corresponde con un perfil motivacional múltiple, y otro grupo con valores medios moderados. Ambos grupos presentan valores bajos para las metas de lucimiento. Al pasar de 2 a 3 conglomerados, el grupo con orientación múltiple se desdobla en un conglomerado que mantiene dicho perfil y otro con metas de aprendizaje altas, pero metas de resultado bajas. Al pasar de 3 a 4 conglomerados, el grupo con todos los valores moderados se desdobla en uno con metas de aprendizaje moderadas y metas de resultado moderadas o altas y otro con valores más bien bajos en los tres tipos de meta. En la Figura 5.19 e muestran estas relaciones.

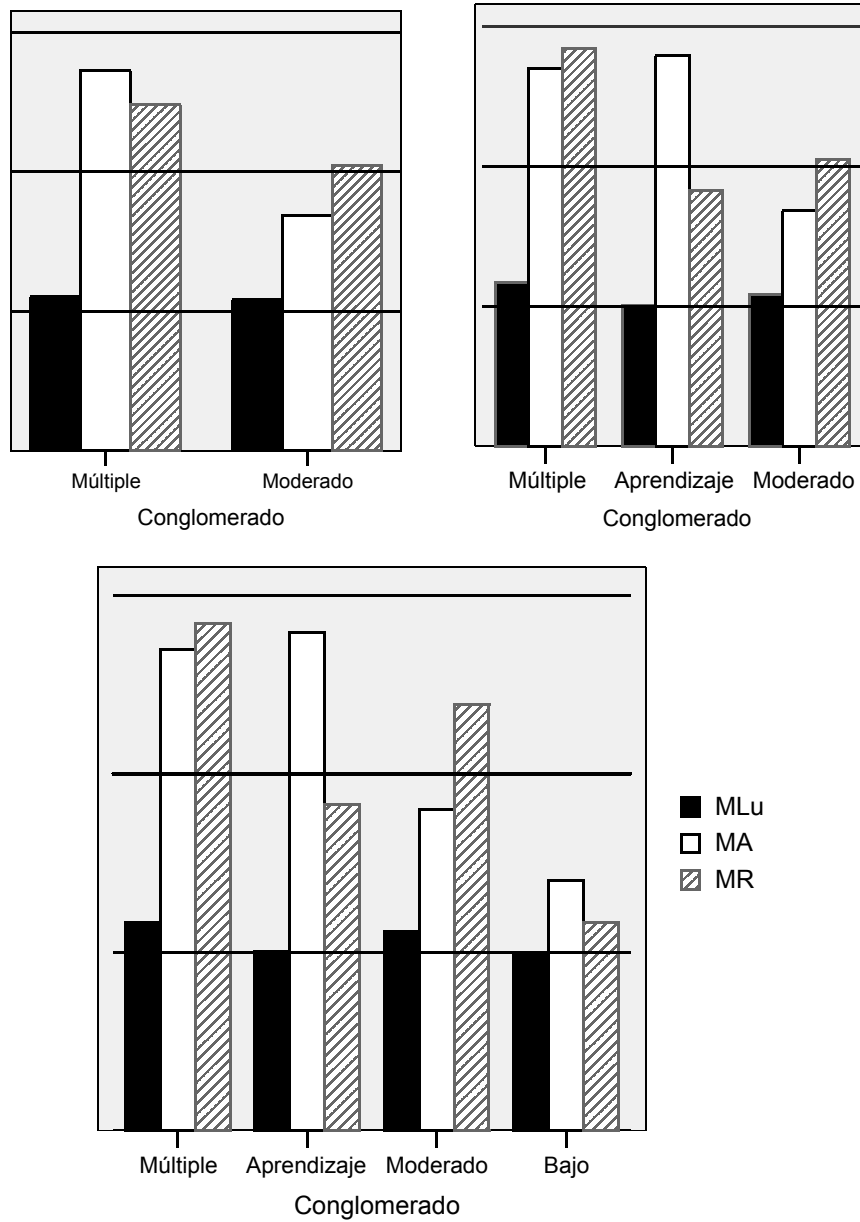


Figura 5.19. Comparación de soluciones (conglomerados jerárquicos). MA = metas de aprendizaje; MIL = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

La solución de 3 conglomerados parece ser la más adecuada. Permite distinguir un grupo con valores elevados tanto de metas de aprendizaje como de resultado (orientación motivacional múltiple), un grupo con puntuaciones altas solamente en las metas de aprendizaje (orientación al aprendizaje) y un tercer grupo con valores medios en ambos tipos de meta (perfil motivacional moderado). En la Figura 5.20 se muestra el dendrograma obtenido al realizar el análisis de conglomerado jerárquico con una muestra aleatoria de 50 casos.

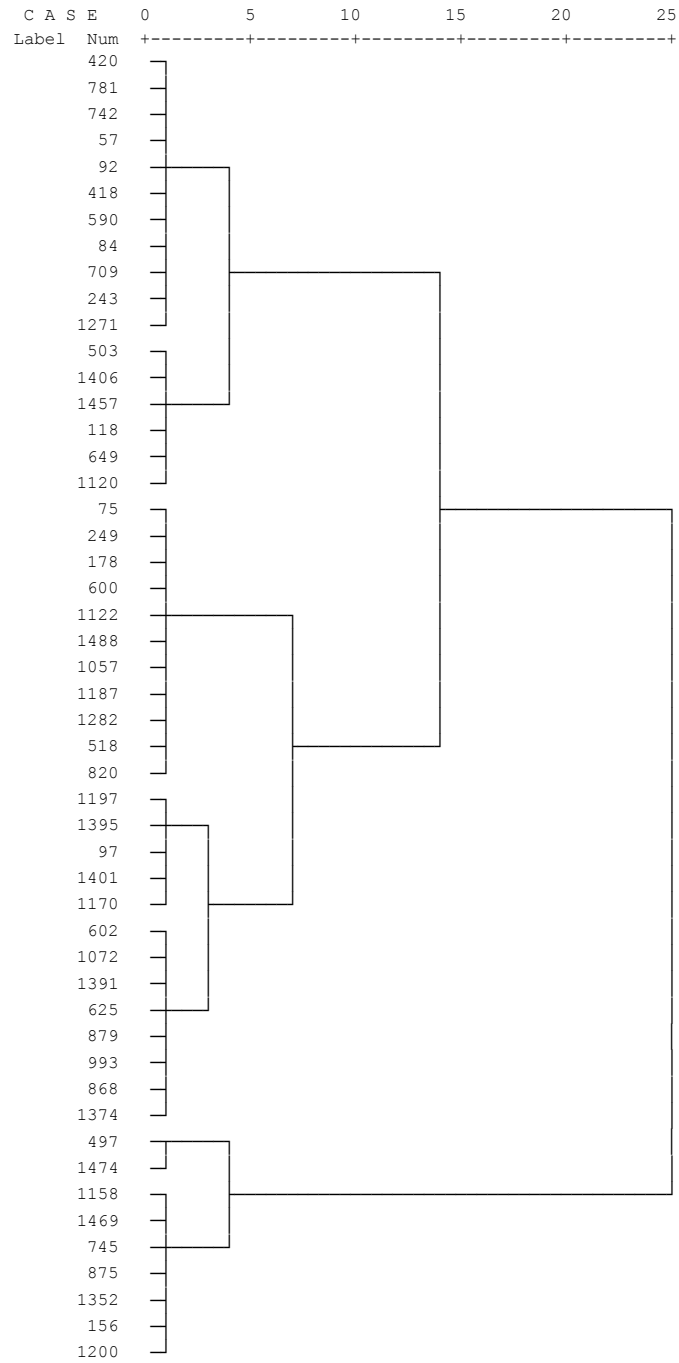


Figura 5.20. Dendrograma obtenido con una muestra aleatoria de 50 casos.

5.3.7.2. Análisis de conglomerados de k medias

La convergencia se alcanzó en 4 iteraciones. En este apartado se muestra en primer lugar la correspondencia entre los análisis jerárquicos y los no jerárquicos. En segundo lugar se describen los conglomerados en términos de características sociodemográficas. En tercer lugar se muestran las medias de las metas académicas y de la capacidad percibida en cada grupo, así como los resultados de los contrastes de hipótesis para determinar si existen diferencias significativas entre los conglomerados. También se presentan las comparaciones múltiples que identifican a los grupos entre los que hay diferencia. Por último se muestra la relación entre el conglomerado de pertenencia y el rendimiento académico. Debe tenerse en cuenta que los valores de significación asociados a las comparaciones de medias son sólo orientativos dado que los conglomerados han sido construidos explícitamente para maximizar las diferencias existentes entre ellos. Este hecho invalida el supuesto de elección de casos al azar sobre el que se sustentan los contrastes de medias.

Correspondencia entre análisis jerárquicos y no jerárquicos

Se presenta la correspondencia entre los resultados del análisis jerárquico y el análisis de k medias, en sus dos versiones: empleando como centroides iniciales los resultados del análisis

jerárquico (Tabla 5.70) y mediante selección aleatoria de los centroides (Tabla 5.71).

Tabla 5.70

Asociación entre conglomerados de pertenencia jerárquicos y no jerárquicos
Número de conglomerados = 3

Gamma	Tau-b de Kendall	Tau-c de Kendall	d de Somer (simétrica)
,961	,876	,816	,876

Nota. Se emplearon los resultados del análisis jerárquico para los centroides iniciales de los conglomerados.

Todos los valores son significativos, $p < 0,0001$

Tabla 5.71

Asociación entre conglomerados de pertenencia jerárquicos y no jerárquicos
Número de conglomerados = 3.

Gamma	Tau-b de Kendall	Tau-c de Kendall	d de Somer (simétrica)
,938	,817	,774	,817

Nota. Método iterar y clasificar.

Todos los valores son significativos, $p < 0,0001$

Los estadísticos son todos significativos y presentan valores muy altos, indicando una alta similitud entre los conglomerados obtenidos por uno y otro método.

Características de los conglomerados

Tabla 5.72

Variables sociodemográficas (porcentajes)

Perfil	Sexo		Bachillerato		Enseñanza Media		Procedencia	
	Mujeres	Hombres	Medicina	Ingeniería	Pública	Privada	Montevideo	Interior
Múltiple	73,7	26,3	36,9	63,1	69,9	30,1	52,7	47,3
Aprendizaje	68,0	32,0	62,7	37,3	71,3	28,7	59,3	40,7
Moderado	69,6	30,4	61,7	38,3	69,3	30,7	53,9	46,1

Tabla 5.73
Distribución según franjas de edad (porcentajes)

Perfil motivacional	Franjas de edad		
	Ingreso (<20 años)	Edad típica (20-24 años)	Superior (> 24 años)
Múltiple	41,4	51,6	6,9
Aprendizaje	33,6	52,3	14,1
Moderado	36,3	55,2	8,5

Tabla 5.74
Media y desviación típica de las metas y de la capacidad percibida en cada conglomerado

Conglomerado	Variables motivacionales							
	MA		MLu		MR		CP	
	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD
1 (N=707)	32,37	3,95	10,95	4,23	25,92	2,43	20,16	6,31
2 (N=491)	32,11	3,56	7,56	2,20	18,27	3,73	17,86	6,56
3 (N=375)	20,13	5,07	7,62	3,14	18,42	5,43	14,76	7,20

Nota. N = número de participantes. Método iterar y clasificar; M = media; SD = desviación típica; N= nº de sujetos; MA = Metas de aprendizaje; MLu=metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida.

El conglomerado 1 presenta simultáneamente valores altos de metas de aprendizaje y de resultado, que corresponde a la definición de patrón motivacional múltiple adoptada en esta investigación (véase Capítulo 3). El conglomerado 2 presenta predominio de metas de aprendizaje y valores moderados de metas de resultado (orientación al aprendizaje). El tercer conglomerado presenta un patrón motivacional desfavorable, por cuanto no presenta valores altos ni en las metas de aprendizaje ni en las de resultado (motivación moderada). Se muestran a continuación los contrastes de hipótesis de igualdad de metas académicas y de capacidad percibida entre los grupos.

Tabla 5.75
ANOVA de las metas académicas y de la capacidad percibida

Variable	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	η^2	Potencia ($\alpha=0,05$)
MA	Inter-grupos	42100,585	2	21050,29	1230,137 *	0,608 1
	Intra-grupos	26866,078	1570	17,112		
	Total	68966,664	1572			
MLu	Inter-grupos	4399,223	2	2199,612	184,593 *	0,19 1
	Intra-grupos	18708,107	1570	11,916		
	Total	23107,33	1572			
MR	Inter-grupos	22401,757	2	11200,88	799,827 *	0,505 1
	Intra-grupos	21986,482	1570	14,004		
	Total	44388,239	1572			
CP	Inter-grupos	7141,157	2	3570,579	81,867 *	0,091 1
	Intra-grupos	67776,752	1554	43,614		
	Total	74917,909	1556			

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; gl = grados de libertad; η^2 = tamaño del efecto. Todos los valores fueron significativos, $p < 0,001$.

Los estadísticos de Levene para la prueba de homogeneidad de varianzas fueron: 24,612; $gl_1=2$; $gl_2=1570$; $p < 0,001$ (metas de aprendizaje), 84,428; $gl_1=2$; $gl_2=1570$; $p < 0,001$ (metas de lucimiento), 155,350; $gl_1=2$; $gl_2=1570$; $p < 0,001$ (metas de resultado) y 5,475; $gl_1=2$, $gl_2=1554$, $p < 0,001$ (capacidad percibida). Las pruebas robustas de Welsch y Brown-Forsythe se muestran en la Tabla 5.76.

Tabla 5.76
Pruebas robustas para las metas académicas y la capacidad percibida

Variable	Welch	gl 1	gl 2	Brown-Forsythe	gl 1	gl 3
MA	914,065	2	858,219	1140,753	2	1060,8
MLu	174,806	2	918,682	212,448	2	1376,1
MR	993,572	2	725,992	635,553	2	801,75
CP	76,340 **	2	860,294	78,530	2	1227,048

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP= capacidad percibida; gl = grados de libertad. Todos los valores fueron significativos, $p < 0,001$.

El estadístico de Kruskal-Wallis fue de 842,373; 370,260; 936,608 y para las metas de aprendizaje, las metas de lucimiento, las metas de resultado y la capacidad percibida, respectivamente; $g_l = 2$; $p < 0,001$. Los resultados de ANOVA son similares a los resultados del análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis. El “efecto conglomerado” es considerable para las metas de aprendizaje y las metas de resultado, cuyos valores de η^2 indican que el 61% de la varianza de las primeras y el 50,5% de la varianza de las segundas puede explicarse por el efecto conglomerado. Los valores de significación deben interpretarse a nivel descriptivo ya que los sujetos no son asignados a los conglomerados al azar sino que, por el contrario, se asignan en función de su distancia en las variables. Los resultados muestran que los grupos 1 y 2 (orientación múltiple y orientación hacia el aprendizaje) no difieren significativamente en sus valores medios de metas de aprendizaje, aunque sí en las de resultado. Los grupos 1 y 3 (orientación múltiple y motivación moderada) difieren en los valores medios de los dos tipos de meta. Los grupos 2 y 3 (orientación al aprendizaje y motivación moderada) difieren en los valores medios de metas de aprendizaje, pero no en los de resultado. En cuanto a las metas de lucimiento, los grupos 2 y 3 no presentan diferencias significativas, aunque ambos se diferencian del primero. Los valores medios en metas de lucimiento en los tres conglomerados son de hecho muy bajos, poniendo de

manifiesto que no existen diferencias relevantes desde un punto de vista sustantivo.

Los sujetos que presentan orientación motivacional múltiple tienen el promedio de capacidad percibida más elevado: 20,16. Le siguen los sujetos del segundo conglomerado (orientación al aprendizaje, valor medio=17,86) y finalmente los del tercero (orientación moderada, valor medio=14,76). El análisis de varianza no paramétrico mediante el test de Kruskal-Wallis arroja un valor del estadístico de 151,375 ($p < 0,0001$; $gl=2$), mostrando que existen diferencias de capacidad al menos entre dos de los grupos. Los resultados complementarios de ANOVA son similares al resultado de las pruebas no paramétricas. El estadístico η^2 es 0,095, indicando que solamente un 9,5% de la varianza es explicada por el efecto conglomerado. La potencia es 1, indicando que hay un 100% de probabilidad de que este efecto sea real en la población. Es decir, las diferencias de medias de capacidad percibida entre los conglomerados son más bien bajas, pero se trata de un efecto firme, real.

Los contrastes paramétricos y no paramétricos muestran que existen diferencias de metas académicas y de capacidad percibida significativas entre los tres grupos de alumnos, por lo que se realizaron comparaciones múltiples.

Tabla 5.77

Comparaciones múltiples de las metas académicas y de la capacidad percibida (método de Tamhane)

Grupos a comparar	Diferencias de rango entre grupos			
	MA	MLu	MR	CP
Múltiple-Aprendizaje	0,26	3,39 *	7,65 *	2,30 **
Múltiple-Moderado	12,95 *	3,33 *	7,50 *	5,41 **
Aprendizaje-Moderado	11,98 *	-0,06	0,15	3,10 **

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida.

* $p < 0,0001$

Tabla 5.78

Comparaciones múltiples (no paramétricas) de las metas académicas

Grupos a comparar	Diferencia de rangos metas académicas			DMS	
	MA	MLu	MR	Tukey	Dunn-Bonferroni
Múltiple-Aprendizaje	31,648	406,268	732,710	89,2878	64,35035
Múltiple-Moderado	791,265	460,060	660,037	89,2878	69,97796
Aprendizaje-Moderado	759,617	53,792	-72,673	89,2878	75,12345

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; DMS = diferencia mínima significativa

Tabla 5.79

Comparaciones múltiples (no paramétricas) de la capacidad percibida

Grupos a comparar	Diferencias de rango entre grupos		DMS	
	CP		Método de Tukey	Método de Dunn-Bonferroni
Múltiple-Aprendizaje	152,913		88,83282	64,02263
Múltiple - Moderada	353,219		88,83282	69,68425
Aprendizaje - Moderada	200,306		88,83282	74,93297

Nota. CP = capacidad percibida; DMS = Diferencia mínima significativa.

De los análisis realizados es posible concluir que la solución de tres conglomerados es adecuada para estos datos. El primer conglomerado (707 estudiantes) estaría integrado por aquellos con predominio de ambas metas (aprendizaje y resultado), que serían los estudiantes con perfil motivacional múltiple. Luego habría un grupo con predominio de metas de aprendizaje (491 estudiantes) y

otro con puntuaciones moderadas tanto en aprendizaje como en resultado (375 estudiantes). La Tabla 5.80 compara los resultados de esta investigación con los de Cabanach et al. (1999). El tercer grupo de este trabajo corresponde a perfil motivacional moderado, en tanto que para Cabanach et al. (1999) el perfil es orientado al rendimiento.

Tabla 5.80
Comparación de valores medios de las metas académicas

Investigación	Perfil motivacional	MA	MLu	MR	Nº de sujetos
Presente	Múltiple	32,37	10,95	25,92	707
Cabanach et al., 1999		30,298	15,058	27,168	238
Presente	Aprendizaje	32,11	7,56	18,27	491
Cabanach et al., 1999		30,531	8,900	19,056	141
Presente	Moderado	20,13	7,62	18,42	375
Cabanach et al., 1999		Rendimiento	22,965	11,265	25,273

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

La Tabla 5.81 muestra los valores medios y desviaciones típicas de las metas académicas, de la capacidad percibida y de los indicadores de rendimiento (promedio y progreso) en el grupo del estudio 2 (grupo de estimación).

Tabla 5.81
Análisis de conglomerados no jerárquico en el grupo de estimación

Perfil motivacional	Variable											
	MA		MLu		MR		CP		Progreso		Promedio	
	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD
Múltiple	34,52	3,57	11,57	4,84	25,69	2,74	19,89	5,94	0,547	,229	5,526	1,796
Aprendizaje	29,15	3,74	8,47	3,01	20,51	4,10	17,30	6,38	0,562	,240	5,398	1,657
Moderada	18,78	4,86	7,00	2,92	15,97	5,46	12,40	6,53	0,522	,225	4,957	1,509

Nota. MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida; M = media; SD = desviación típica.

Tabla 5.82
ANOVA del promedio

Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p
Inter-grupos	2	6,133	2,187	,114
Intra-grupos	309	2,805		
Total	311			

Nota. gl =grados de libertad.

Tabla 5.83
ANOVA del progreso (normalizado)

Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	p
Inter-grupos	2	,669	,701	,497
Intra-grupos	309	,954		
Total	311			

Nota. gl =grados de libertad.

Ninguno de los contrastes es significativo, por lo que se asume que los tres grupos presentan el mismo nivel de rendimiento (tanto promedio como progreso).

En **resumen**, se concluye que entre la población de estudiantes de carreras universitarias de Química de la UdelaR, en lo que respecta a sus orientaciones motivacionales, básicamente se identifican los mismos grupos que se han identificado en

investigaciones de otros países, confirmándose la existencia de grupos con orientación motivacional simultánea al aprendizaje y al rendimiento (orientación múltiple) (Cabanach et al., 1999; Meece, 1994; Seifert, 1995; Valle et al., 1997; 2003a). Los tres grupos difieren en sus niveles de capacidad percibida, no así en su rendimiento académico, ya sea que éste se mida a través de la calificación promedio o del progreso en la carrera.

5.4. Discusión estudio 2

En este apartado se efectúa una síntesis de lo obtenido en relación con los antecedentes disponibles y con las hipótesis de investigación formuladas.

En **primer lugar** analizamos el efecto del rendimiento previo en el rendimiento futuro. Los resultados de la presente investigación sustentan la hipótesis H_1 , relativa a la dominancia del rendimiento previo como predictor del rendimiento futuro, aún en presencia de variables explicativas motivacionales. En efecto, los parámetros tipificados de los modelos de regresión lineal y de los modelos de ecuaciones estructurales muestran que en todos los casos el coeficiente del rendimiento previo es más alto que cualquier otro (valores tipificados del orden de 0,50). Este resultado es consistente con los hallazgos de Zeegers (2004) con estudiantes universitarios de Ciencias. En nuestro caso la preponderancia del predictor rendimiento previo se pone de manifiesto tanto en los modelos explicativos del rendimiento promedio como del progreso en la carrera, así como en el modelo de variables latentes donde el rendimiento se concibe como un constructo bifactorial. Por tanto podemos concluir que los dos indicadores del rendimiento actual, promedio y progreso, presentan un comportamiento similar desde el punto de vista de su vínculo con el rendimiento anterior del alumno.

Esta similitud entre los indicadores es consistente con los antecedentes disponibles (Bivin y Rooney, 1999; Rodríguez Ayán y Coello, en prensa), si bien en estos trabajos no se incluyeron medidas de variables motivacionales.

En **segundo lugar** analizamos los resultados de los efectos de las metas académicas y de la capacidad percibida sobre el rendimiento, así como su grado de concordancia con los antecedentes disponibles. Es importante señalar que la utilidad predictiva de una variable explicativa aumenta cuando existe una buena correspondencia entre los niveles de operativización de la variable predictora y de la variable criterio (Ajzen y Fishbein, 1977). Es decir, si las variables explicativas se conciben como tendencias personales o disposicionales se espera obtener una mejor correspondencia de estas medidas con medidas generales del rendimiento académico; por el contrario, no se espera que estas medidas resulten predictores útiles de medidas específicas, como podría ser el resultado obtenido en una tarea particular. Esta correspondencia no siempre es tomada en cuenta en las investigaciones sobre rendimiento y constructos motivacionales (Elliot, 2005). En la presente investigación tanto las metas académicas como la capacidad percibida se midieron mediante ítems relativos al contexto académico general, sin alusiones a cursos, a momentos o a actividades académicas específicas. El

rendimiento académico se operativizó mediante dos indicadores generales, la calificación promedio y el progreso en la carrera.

Analizamos a continuación las cinco siguientes hipótesis sobre los efectos mencionados: H_2 y H_3 hacen referencia a la relación positiva entre el rendimiento y la capacidad percibida y entre el rendimiento y las metas de aprendizaje respectivamente; H_4 y H_5 postulan efectos nulos de las metas de lucimiento y de las metas de resultado sobre el rendimiento; H_6 establece que el efecto de las metas de aprendizaje sobre el rendimiento promedio es independiente del nivel de capacidad percibida.

Para el rendimiento promedio nuestros resultados preliminares de las correlaciones bivariantes parecen sustentar las hipótesis H_2 - H_5 . Los resultados de los análisis multivariantes subsiguientes sustentan las hipótesis H_2 , H_3 , H_5 y también H_6 , pero no H_4 . Los análisis de regresión lineal así como los modelos de ecuaciones estructurales arrojan efectos tipificados significativos de la capacidad sobre el rendimiento promedio, más bien débiles e inferiores a 0,20 en todos los casos. Este efecto positivo y significativo es consistente con los resultados de Dupeyrat y Mariné (2000). Otras investigaciones que emplean análisis multivariantes incluyen otras variables como mediadoras de los efectos de la capacidad percibida en el rendimiento (p.e., estrategias de aprendizaje) y no analizan los efectos directos, por lo que sus

resultados no son comparables directamente con los nuestros, pero también informan de efectos positivos (véanse Greene y Miller, 1996; Miller et al., 1996).

Las metas de aprendizaje tienen efectos positivos indirectos mediados por la capacidad y ningún efecto directo. El análisis de regresión lineal jerárquico revela que la interacción entre estas metas y la percepción de la capacidad no es significativa, lo que sugiere que la capacidad percibida no tendría un efecto modulador sino solamente mediacional. Es decir, controlando por capacidad percibida, el efecto de las metas de aprendizaje sobre el promedio no es significativo, independientemente de cómo perciba el sujeto su propia capacidad. Muchas investigaciones previas sugieren que las metas de aprendizaje no inciden significativamente en las calificaciones de los estudiantes universitarios, ni en las calificaciones específicas de un curso (p.e., Elliot y Church, 1997; Elliot y McGregor, 1999, 2001; Elliot et al., 1999; Harckiewicz et al., 1997, 2000, 2002) ni en las calificaciones generales del semestre (Harackiewicz et al., 2000, 2002). Nuestros resultados son diferentes y están en línea con los de Grant y Dweck (2003), que encontraron efectos indirectos de las metas de aprendizaje en las calificaciones en cursos de Química, si bien la variable mediadora analizada fueron las estrategias cognitivas. La explicación que sugieren Grant y Dweck respecto a su divergencia con los resultados de Elliot, Harackiewicz y sus colaboradores es aplicable también a nuestra

investigación y reside en que cuando se trata de cursos difíciles, como los de Química, las metas de aprendizaje cobran una relevancia que no se advierte en otras investigaciones con participantes de otras disciplinas.

Las metas de resultado no presentan ningún efecto sobre el rendimiento promedio, resultado consistente con H_5 y consistente también con los resultados de Grant y Dweck (2003), Valle et al. (2003b) y Dupeyrat y Mariné (2005). Las metas de lucimiento presentan un débil efecto directo negativo, aún en su componente de aproximación, lo cual llevaría al rechazo de H_3 . De los trabajos que consultamos solamente en dos encontramos correlaciones bivariantes negativas de la componente de aproximación de estas metas con el rendimiento: el de Kaplan y Maher (1999), en el que el efecto resultó no significativo en el análisis multivariante, y el de Friedel, Marachi y Midgley (2002), que no estudiaron el rendimiento como variable criterio a predecir mediante modelos multivariantes. Nuestro resultado puede parecer sorprendente, por cuanto los antecedentes muestran que los efectos de estas metas sobre el promedio de calificaciones son o bien positivos (véase Harackiewicz et al., 2002, para una revisión) o bien nulos (Grant y Dweck, 2003). Considerando que el cuestionario empleado en la presente investigación no fue diseñado para distinguir componentes de aproximación y evitación de estas metas las conclusiones sobre las metas de lucimiento deben tomarse con cautela.

Sobre el indicador progreso no ejercen efectos significativos ni la capacidad percibida ni las metas de aprendizaje ni las metas de resultado; las metas de lucimiento presentan un débil efecto negativo (valen las mismas observaciones anteriores). Por lo tanto las hipótesis H₂ y H₃ se sustentan solamente de manera parcial para el rendimiento promedio; la hipótesis H₃ debe ser rechazada y la hipótesis H₄ se sustenta en su totalidad, para los dos indicadores.

En **tercer lugar** analizamos la consistencia de nuestros resultados con las hipótesis H₇, H₈ y H₉, que postulan relaciones positivas entre la capacidad percibida y cada una de las metas académicas. Nuestro análisis correlacional bivalente sustenta las tres hipótesis, evidenciando una correlación moderada para las metas de aprendizaje ($r=0,310$) y entre moderada y baja para las metas de lucimiento ($r=0,212$) y para las metas de resultado ($r=0,206$). Es decir, los participantes tienden a considerarse más capaces a medida que poseen puntuaciones más altas en las tres escalas de metas, particularmente en las metas de aprendizaje.

Nuestros resultados son consistentes con la bibliografía disponible. La mayoría de los trabajos que han analizado las correlaciones entre estos constructos informan de correlaciones positivas con las metas de aprendizaje (Anderman y Midgley, 1997; Bell y Kowzowski, 2002; Dupeyrat y Mariné, 2004; Dupeyrat et al., 2004; Greene y Miller, 1996; Kaplan y Maher, 1999; Kaplan y

Midgley, 1997; Miller et al., 1996; Shim y Ryan, 2005; Walker, Greene y Mansell, 2006) así como con las metas de lucimiento (Bell y Kozlowski, 2002; Dupeyrat et al., 2004; Grant y Dweck, 2003; Miller et al., 1996; Shim y Ryan, 2005). La correlación con las metas de resultado ha sido estudiada en menos trabajos, cuyos resultados también coinciden con los nuestros (Dupeyrat y Mariné, 2004; Harackiewicz et al., 1997; Grant y Dweck, 2003).

En **cuarto lugar** el análisis de conglomerados arroja tres grupos de estudiantes, cuyos perfiles motivacionales corresponden a una orientación al aprendizaje, una orientación múltiple (simultáneamente al aprendizaje y al resultado) y motivación moderada. No identificamos ningún grupo con orientación exclusiva al resultado. Según Grant y Dweck (2003) las metas de resultado pueden concebirse tanto como parte de un marco teórico de aprendizaje como de un marco de ejecución, pues el deseo de un logro extrínseco (p.e., obtener calificaciones altas) puede interpretarse como una vía tanto para evaluar el grado de apropiación del conocimiento como para querer demostrar el nivel de aptitud. De acuerdo con nuestros resultados, la adopción de estas metas sería consistente con la primera posibilidad, puesto que entre nuestros participantes esta orientación se presenta en principio solamente en la medida en que también se presenta una orientación al aprendizaje. De esta manera las metas de resultado podrían considerarse como un subcomponente de unas metas de

aprendizaje en un sentido más amplio del término; serían metas de aprendizaje que incluirían no solamente la tendencia a aprender o a mejorar la aptitud, sino también el deseo de disponer de unos medios para evaluar el grado de aprendizaje o de mejoramiento. Un posible trabajo a futuro es el diseño de cuestionarios específicos para poner a prueba esta hipótesis.

En **quinto** lugar examinamos los resultados a la luz de las últimas dos hipótesis sustantivas, que pronostican las relaciones entre el perfil motivacional y la capacidad percibida, así como entre el perfil motivacional y el rendimiento académico. Así postulamos que los estudiantes con un perfil múltiple (orientación simultánea al aprendizaje y al resultado) son los que tienen el nivel de capacidad percibida más alto (H_{10}), pero no presentan diferencias de rendimiento respecto a los estudiantes orientados solamente al aprendizaje (H_{11}). El análisis de varianza de la capacidad percibida, del promedio y del progreso empleando el conglomerado de pertenencia como factor, así como las comparaciones múltiples *post hoc* sustentan ambas hipótesis. Nuestros resultados respecto a la capacidad y al promedio son consistentes con los informados por Valle et al. (2003b).

El hecho de que el grupo con orientación múltiple presente los mayores niveles de capacidad percibida también es consistente con la hipótesis de que las metas de resultado podrían considerarse

como subcomponentes de las metas de aprendizaje en un sentido más amplio. Dentro del grupo de alumnos con tendencia a la adquisición de nuevos conocimientos y a la mejora de sus destrezas (orientación al aprendizaje) aquellos que se sienten más competentes serían quienes también requieren monitorear su propio proceso de aprendizaje y desarrollo, mediante los logros obtenidos; en tanto que aquellos que no se sientan tan capaces, persiguiendo los mismos propósitos de aprendizaje tal vez sean menos exigentes. Esta posibilidad también requiere de estudios más profundos.

En relación con los **aspectos metodológicos** que cubre esta investigación, se construyeron modelos explicativos del rendimiento académico empleando distintas técnicas multivariantes: regresión lineal, regresión logística y modelos de ecuaciones estructurales, empleando tanto variables observables (modelos de rutas) como variables latentes. La comparación de los resultados obtenidos se realiza a dos niveles. En un nivel intra-grupal se comparan los resultados de aplicar las distintas técnicas multivariantes en el grupo de participantes empleado para construir los modelos (grupo de estimación). En un nivel de análisis inter-grupos se comparan los modelos estimados en el grupo de estimación con los modelos estimados en un segundo grupo (de comprobación), extraído de la misma población.

La **comparación intra-grupal** muestra, en primer lugar, que los modelos logísticos, pese a ser más flexibles que los lineales, no son una alternativa aconsejable para el modelado de variables criterio dicotomizadas a partir de variables típicamente cuantitativas. Pese a que el punto de corte establecido para la dicotomía fue la mediana, minimizando así la pérdida de potencia para identificar efectos significativos (Taylor et al., 2006), no encontramos ninguna ventaja de los modelos logísticos estimados frente a los modelos lineales.

Respecto a los modelos lineales y los modelos de ecuaciones estructurales, éstos últimos presentan la ventaja de que permiten estimar modelos que incluyen variables exógenas correlacionadas entre sí, lo que en la regresión lineal influye en la estimación de los parámetros. Los modelos estructurales tienen además la ventaja de que permiten visualizar simultáneamente los efectos directos e indirectos, en tanto que en la regresión lineal es necesario trabajar con bloques de variables en regresiones sucesivas.

En esta investigación examinamos modelos de variables latentes empleando agrupaciones de ítems como indicadores de los constructos como alternativa frente a los modelos de rutas. Las agrupaciones de los ítems se construyeron en base a cuatro criterios. La primera hipótesis metodológica formulada (H_{12}) postula que los modelos de variables latentes en base a agrupaciones de

ítems explican una mayor cantidad de varianza que los modelos de rutas y la segunda (H_{13}) que la estrategia de construcción de las agrupaciones no tiene incidencia en las estimaciones. Nuestros resultados son consistentes con ambas hipótesis.

La proporción de varianza explicada por los modelos de rutas del rendimiento promedio y del progreso fueron respectivamente 30% y 25%, valores un poco más bajos que la varianza explicada por los modelos de regresión lineal reducidos de ambos indicadores (38% y 28% respectivamente). En los modelos de regresión se incluyeron variables demográficas que no están presentes en el modelo de rutas.

Por otro lado, para el rendimiento global, definido como la suma de las puntuaciones tipificadas del rendimiento promedio y del progreso, el modelo de rutas explica un 33,6% de la varianza, frente a un 44,5% que explican los modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems. Se observa también la reducción concomitante de la varianza residual del rendimiento (de 2,12 a 1,03). Las estimaciones de los parámetros en general son un poco más altas en valor absoluto para los modelos de variables latentes, al igual que en el trabajo de Coffman y MacCallum (2005), excepto para el efecto de la capacidad en el rendimiento y del rendimiento previo en la capacidad, en que sucede a la inversa. Según Bollen (1989b) el efecto del error de medida en las estimaciones no está

claro y el no considerarlos puede producir tanto incremento como disminución o incluso invarianza de los parámetros.

Entre los cuatro modelos de variables latentes examinados, uno por cada método de agrupación de ítems, no se observan diferencias en el porcentaje de varianza explicada (entre 44,3% y 44,5%). Ello también coincide con las conclusiones primarias de Coffman y MacCallum (2005).

Respecto a los índices de ajuste global, el valor de *ji-cuadrado* no es significativo para el modelo de rutas ($p=0,463$), pero sí para los modelos de variables latentes $p<0,001$; los restantes índices (*ji-cuadrado / gl*, índices de ajuste absoluto e índices de ajuste incremental) muestran valores adecuados tanto para el modelo de rutas como para todos los modelos de variables latentes. Las estimaciones de los parámetros estructurales son prácticamente las mismas para los cuatro métodos de agrupación de ítems.

Respecto a la **comparación inter-grupos**, los modelos de regresión lineal y los modelos estructurales fueron adecuadamente validados en el grupo de comprobación. Los contrastes de hipótesis individuales de igualdad de los parámetros de interés (coeficientes de regresión lineal, pesos estructurales y covarianzas estructurales) mediante el estadístico de Clogg et al (1995) fueron en general consistentes con los resultados de los contrastes de hipótesis globales del procedimiento multi-grupo del AMOS.

En **suma**, los principales **resultados sustantivos** de este trabajo se pueden resumir de la siguiente manera. Primero, el rendimiento académico de los alumnos, sea que se mida a través de la calificación promedio o del progreso en la carrera, está afectado mayoritariamente por el rendimiento previo, que resulta ser la variable predictora dominante en los modelos multivariantes. Segundo, las metas de aprendizaje y la percepción de la propia capacidad tienen efectos positivos sobre el promedio general de calificaciones, pero ningún impacto sobre el progreso en la carrera. Tercero, las metas de lucimiento – aún en su componente de aproximación – tienen en principio efectos negativos débiles sobre el rendimiento promedio y sobre el progreso, pero este resultado debe tomarse con precaución. Cuarto, las metas de resultado no tienen efecto sobre ninguno de los dos indicadores de rendimiento. Quinto, se propone la hipótesis de que las metas de resultado sean un subcomponente de las metas de aprendizaje, concibiendo a estas últimas en un sentido más amplio, que incluya también la tendencia del alumno a monitorear su propio proceso de aprendizaje.

Los **resultados metodológicos** se resumen en los siguientes tres puntos. Primero, es preferible modelar variables cuantitativas mediante regresión lineal frente a su dicotomización para su posterior modelado mediante regresión logística. Segundo, el empleo de agrupaciones de ítems como indicadores de variables latentes unidimensionales parece ser una alternativa favorable frente

a los modelos de rutas donde las variables se definen a partir de la suma directa de las puntuaciones de los ítems. Tercero, la estrategia de construcción de tales agrupaciones de ítems en principio no parece ser un factor que incida en los resultados, aunque es necesario profundizar en este aspecto. Cuarto, la comparación de parámetros estructurales estimados en grupos independientes mediante el estadístico de Clogg et al (1995) corrigiendo el error tipo I en cada contraste y mediante el contraste global de igualdad de *todos los parámetros* simultáneamente arrojaron en general los mismos resultados.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

6.1. Aportaciones sustantivas

Esta investigación aborda el análisis multivariante del rendimiento académico de los estudiantes operativizado mediante dos indicadores, el promedio de calificaciones y el progreso en la carrera. En tanto que existen muchas investigaciones sobre el primer indicador de rendimiento, considerado el indicador por excelencia, no sucede lo mismo con el segundo, sobre el cual hemos encontrado muy pocos estudios. Hasta donde sabemos no hay antecedentes de investigaciones que aborden la incidencia de las metas académicas ni de la capacidad percibida sobre el avance o progreso en la carrera.

De nuestro trabajo se desprende que el comportamiento de los dos indicadores de rendimiento en principio parece ser similar. Los dos están fuertemente correlacionados y se ven igualmente impactados por el rendimiento previo del alumno, independientemente del sexo, del tipo de estudios preuniversitarios, de la orientación motivacional del alumno o de su nivel de capacidad auto-percibida. En tal sentido parecería que los estudiantes susceptibles de presentar retraso curricular también son los que

obtienen las peores calificaciones, independientemente de otros factores. Los dos indicadores se diferencian por el impacto que sobre cada uno tienen las metas de aprendizaje y la capacidad autopercebida. Sin embargo hay que considerar que los efectos de estos dos constructos sobre el rendimiento promedio, si bien alcanzan significación estadística, son bajos.

Se hace necesario profundizar en el estudio comparado del rendimiento promedio y del avance en la carrera, a fin de establecer si el rendimiento medido a través de las calificaciones es equiparable o no al rendimiento basado en los créditos. Una posible continuación de esta investigación puede ser el análisis del progreso diferenciando los créditos acumulados por el alumno según provengan de asignaturas electivas u obligatorias, así como también según las áreas disciplinares que componen el currículum. El estudio del efecto de las variables motivacionales sobre estos subcomponentes del progreso global puede contribuir a resultados diferentes a los de este trabajo, permitiendo su reinterpretación y la elaboración de conclusiones adicionales.

Respecto a los resultados sobre el perfil motivacional de los alumnos encontramos tres tendencias claramente definidas: orientación solamente al aprendizaje, orientación al aprendizaje y al resultado simultáneamente (orientación múltiple) y escasa motivación (orientación moderada). Finalmente, respecto al impacto

de las metas académicas específicamente sobre el rendimiento promedio nuestro trabajo muestra que las metas de aprendizaje tendrían efectos favorables discretos, mediados por la percepción de la propia capacidad, pero independientes del nivel de dicha percepción; las metas de resultado no tendrían ningún efecto y las metas de lucimiento tienen un débil efecto negativo.

Cabe señalar que esta investigación presenta algunas diferencias respecto a muchos estudios previos sobre este tema, lo que hace de nuestros resultados un aporte nuevo.

En primer lugar, las metas académicas se midieron mediante ítems generales – el grado en que los estudiantes se sienten orientados al aprendizaje, al lucimiento y al resultado – en lugar de preguntas sobre tendencias motivacionales hacia tareas o hacia cursos específicos, que es lo que mayoritariamente se ha empleado en las investigaciones previas. No es posible saber qué efectos puede haber tenido esta diferencia en nuestros resultados; pero seguramente el estudio de la medición general frente a la medición específica puede efectuar aportaciones al campo de la investigación en motivación de logro y rendimiento (Grant y Dweck, 2003).

En segundo lugar, los participantes de esta investigación pertenecen a una Universidad gratuita, sin restricciones de ingreso y sin requisitos de ningún tipo para la permanencia del alumno dentro de dicho sistema educativo. Éstos son factores que de alguna

manera operan como elementos reguladores del rendimiento académico del alumno y que inciden en su perfil motivacional (Harackiewicz et al., 1998; Harackiewicz y Linnenbrink, 2005; Linnenbrink, 2005; Linnenbrink y Pintrich, 2001; Pintrich, 1989, 2003; Pintrich et al., 1994).

Por último, hemos trabajado con estudiantes de carreras universitarias de Química. El efecto positivo que encontramos de las metas de aprendizaje sobre el promedio coincide con el resultado de Grant y Dweck (2003), quienes también trabajaron con alumnos de un curso universitario de Química pero pertenecientes a una universidad altamente selectiva. Esta convergencia de resultados generados en contextos académicos tan disímiles podría estar validando, más allá del contexto, la hipótesis de Grant y Dweck de que las metas de aprendizaje cobran relevancia y presentan efectos sobre las calificaciones cuando se trata de cursos difíciles, y por tal razón dicho impacto no ha resultado significativo en otras investigaciones (p.e., Elliot y Church, 1997; Harackiewicz et al., 1996, 1997, 1998).

6.2. Aportaciones metodológicas

En esta investigación se comparan resultados obtenidos mediante distintas técnicas de análisis multivariante (regresión lineal, regresión logística y modelos de ecuaciones estructurales), así como

resultados obtenidos mediante una misma técnica pero en grupos independientes, extraídos de una misma población.

La pérdida de potencia debido a la categorización de variables cuantitativas ha sido muy estudiada en el caso de variables predictoras cuantitativas (MacCallum et al., 2002). Pero el impacto de la categorización de variables criterio cuantitativas ha sido menos abordado. Hemos encontrado solamente el estudio de Taylor et al. (2006) con datos simulados, por lo que nuestros modelos logísticos construidos con datos empíricos constituyen un complemento a la información existente.

En los modelos de ecuaciones estructurales este trabajo compara la utilidad de construir agrupaciones de ítems o *parcels* para estimar modelos de variables latentes, frente a estimar los correspondientes modelos de rutas, donde las variables se definen a partir de las puntuaciones en los ítems que componen las escalas. Si bien las agrupaciones de ítems se estudian desde hace tiempo, los antecedentes se refieren a su uso como alternativa más parsimoniosa que los modelos de variables latentes con todos los ítems (Cattell y Burdsal, 1975; Bandalos, 2002; Bandalos y Finney, 2001; Little et al., 2002; Marsh et al., 1998; Nasser y Takahashi, 2003). El enfoque del presente trabajo es novedoso. Se compara el uso de agrupaciones de ítems frente a los modelos de rutas y se examinan los resultados obtenidos mediante cuatro estrategias de

construcción de tales agrupaciones. Hasta donde sabemos solamente Coffman y MacCallum (2005) han abordado este tema y de manera exploratoria.

En cuanto a nuestros resultados, en **primer lugar** los modelos lineales y logísticos confirman las conclusiones de Taylor et al. (2006) sobre la pérdida de potencia que produce la categorización de variables criterio.

En **segundo lugar**, los modelos de ecuaciones estructurales obtenidos sugieren que los modelos de variables latentes que utilizan agrupaciones de ítems son una alternativa verdaderamente atractiva. Por un lado, como modelos de variables latentes que son, examinan las relaciones entre variables desprovistas de error, las estimaciones no están sujetas a estos errores y por lo tanto logran una mejor reproducción de la matriz de covarianzas observadas, explicando un porcentaje más alto de varianza. Por otra parte, al no emplear todos los ítems de las escalas sino agrupaciones de éstos se reduce el número de parámetros a estimar, resultando en un modelo más parsimonioso que los modelos de variables latentes “tradicionales”. Es decir, la agrupación de ítems permite construir modelos que conjugan la mayor parsimonia de los modelos de rutas con el mayor porcentaje de varianza explicada de los modelos de variables latentes.

En **tercer lugar** del análisis de las estimaciones así como de los índices de ajuste global se desprende que la estrategia de construcción de las agrupaciones de los ítems no parece tener una incidencia importante en los resultados. Es necesario profundizar en este aspecto.

En **cuarto lugar**, los contrastes de hipótesis individuales para cada parámetro arrojaron los mismos resultados que las comparaciones globales.

6.3. Limitaciones

En el presente estudio se realiza una medición del rendimiento previo que posiblemente se encuentra demasiado próxima en el tiempo de las medidas criterio del rendimiento (rendimiento promedio y progreso en la carrera). Debería hacerse un esfuerzo por obtener información académica previa a la incorporación a la carrera y estimar los modelos con variables más distanciadas.

6.4. Propuestas de continuación del trabajo

Como se mencionó anteriormente es necesario profundizar en el estudio comparado del rendimiento promedio y del progreso en la carrera, a fin de establecer si el rendimiento medido a través de las calificaciones es equiparable o no al rendimiento basado en los créditos. Una posible continuación de esta investigación puede ser el

análisis del progreso diferenciando los créditos acumulados por el alumno según provengan de asignaturas electivas u obligatorias, así como también según las áreas disciplinares que componen el currículum, que para el caso de las carreras de Química de la UdelaR son: Ciencias Químicas, Ciencias Físico-Matemáticas, Ciencias Biológicas-Biomédicas, Ciencias Empresariales y las áreas profesionales específicas de cada titulación.

Otra propuesta de continuación del trabajo se refiere a la comparación de los parámetros estructurales estimados en dos grupos independientes. En la presente investigación hemos concluido que el contraste de Clogg et al (1995) corrigiendo el error tipo I en cada contraste, y el contraste global de *ji-cuadrado* de igualdad de *todos los parámetros* simultáneamente arrojaron los mismos resultados. Sin embargo, no podemos asegurar que los dos procedimientos necesariamente converjan a un mismo resultado siempre; ello también podría deberse a la igualdad de los parámetros poblacionales y no necesariamente a una convergencia entre las pruebas. Se hace necesario entonces extender el estudio, de modo de comparar la potencia de los contrastes cuando los parámetros poblacionales difieren, por ejemplo, mediante técnicas de simulación de datos.

En relación con la comparación de modelos de rutas versus modelos de variables latentes, es necesario examinar con mayor

profundidad la incidencia de la estrategia de agrupación de los ítems sobre los resultados. Nuestros resultados están en línea con los antecedentes disponibles, pero es un tema sobre el que debe investigarse más.

También en relación con la comparación entre modelos de rutas y de variables latentes hay un aspecto que puede ser de interés y que no ha sido abordado en este trabajo: la comparación de los índices de ajuste y de las estimaciones de los parámetros de los modelos de rutas con los valores obtenidos al construir distintos tipos de modelos de variables latentes, variando el número de variables a representar como constructos y la magnitud de los efectos de dichas variables en la variable criterio.

REFERENCIAS

- Adelman, C. (1999). *Answers in the tool box: Academic intensity, attendants patterns and bachelors' degree attainment*. Washington, DC: Government Printing Office.
- Agresti, A. (1990). *Categorical data analysis*. New York: John Wiley & Sons.
- Ajzen, I. y Fishbein, M. (1977). Attitude-behavior relations: A theoretical analysis and review of empirical research. *Psychological Bulletin*, *84*, 888-918.
- Alarcón, R. (2004). Medio siglo de Psicología latinoamericana: una visión de conjunto. *Revista Interamericana de Psicología*, *38*, 307-316.
- Albin, M. L., Benton, S. L. y Khramtsova, I. (1996). Individual differences in interest and narrative writing. *Contemporary Educational Psychology*, *21*, 305–324.
- Alexander, P., Murphy, P., Woods, B., Duhon, K. y Parker, D. (1997). College instruction and concomitant changes in students' knowledge, interest, and strategy use: A study of domain learning. *Contemporary Educational Psychology*, *22*, 125–146.
- Algarabel, S. y Dasi, C. (2001). The definition of achievement and the construction of tests for its measurement: A review of the

main trends. *Psicológica. Journal of Methodology and Experimental Psychology*, 22, 43-66.

Allison, P. (1995). The impact of random predictors on comparison of coefficients between models: Comment on Clogg, Petkova and Haritou. *American Journal of Sociology*, 100, 1294-1305.

Alonso, J. (1991). Motivación y aprendizaje en el aula. Cómo enseñar a pensar. Madrid: Santillana.

Alonso, J. (1997). *Motivar para el aprendizaje*. Barcelona: Edebé.

Alonso, J. (2005). Motivaciones, expectativas y valores-intereses relacionados con el aprendizaje: el cuestionario MEVA. *Psicothema*, 17, 401-411.

Alonso, J. y Sánchez, J. (1992): El cuestionario MAPE-I: Motivación hacia el aprendizaje. En J. Alonso Tapia (Ed.), *Motivar en la adolescencia: Teoría, evaluación e intervención* (pp. 53-92). Madrid: Servicio de Publicaciones de la Universidad Autónoma.

Ames, C. (1992). Classrooms: Goals, structures and student motivation. *Journal of Educational Psychology*, 84, 261-271.

Ames, C. y Archer, J. (1987). Mother's belief about the role of ability and effort in school learning. *Journal of Educational Psychology*, 79, 409-414.

-
- Ames, C. y Archer, J. (1988). Achievement goals in the classroom: Students' learning strategies and motivation processes. *Journal of Educational Psychology, 80*, 260–267.
- Anaya, G. (1999). College impact on student learning: Comparing the use of self-reported gains, standardized test scores and college grades. *Research in Higher Education, 40*, 499-526.
- Anderman, E. y Midgley, C. (1997). Changes in personal achievement goals and the perceived classroom goal structures across the transition to middle level schools. *Contemporary Educational Psychology, 22*, 269-298.
- Anderson, J.C. y Gerbing, A.W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory analysis. *Psychometrika, 49*, 155-173.
- Arbuckle, J.M. (1999). AMOS (version 4.0) [Computer Software]. Chicago: Smallwaters.
- Archer, J. (1994). Achievement goals as a measure of motivation in university students. *Contemporary Educational Psychology, 19*, 430–446.
- Ardila, R. (1979). La Psicología argentina: pasado, presente y futuro. *Revista Latinoamericana de Psicología, 11*, 77-92.

- Astin, A.W. (1993). *What Matters in College?* San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Atkinson, J. (1957). Motivational determinants of risk-taking behavior. *Psychological Review*, 64, 359-372.
- Atkinson, J. (1964). *An introduction to motivation*. Princeton, NJ: Van Nostrand.
- Attenweiler, W.J. y Moore, D. (2006). Goal orientations. Two, three or more factors? *Educational and Psychological Measurement*, 66, 342-352.
- Ball, C. (1985). What the hell is quality? En C.J. Ball (Ed.), *Fitness for purpose: Essays in Higher Education* (pp.96-102). Guildford, UK: SRHE and NFER-Nelson.
- Bandalos, D. L. (2002). The effects of item parceling on goodness-of-fit and parameter estimate bias in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, 9, 78–102.
- Bandalos, D. L. y Finney, S. J. (2001). Item parceling issues in structural equation modeling. En G. A. Marcoulides y R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 269–296). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

-
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84, 191-215.
- Bandura, A. (1986). Social foundations of thought and action: A social cognitive theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Bandura, A. (1993). Perceived Self-Efficacy in Cognitive Development and Functioning. *Educational Psychologist*, 28, 117-148.
- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. New York: W.H. Freeman and Company.
- Barnett, R. (1994). The idea of quality: voicing the educational. En G.D. Doherty (Ed.), *Developing quality systems in Higher Education*. London: Routledge.
- Barron, K., Finney, S., Davis, S. y Owens, K. (2003, abril). *Achievement goal pursuit: Are different goals activated and more beneficial in different types of academic situations?* Ponencia presentada en la reunión anual de la American Educational Research Association, Chicago, IL.
- Barron, K. y Harackiewicz, J.M. (2000). Achievement goals and optimal motivation: A multiple goals approach. En C. Sansone y J.M. Harackiewicz (Eds.), *Intrinsic and extrinsic motivation: The search for optimal motivation and performance* (pp. 229–254). San Diego, CA: Academic Press.

- Barron, K. y Harackiewicz, J.M. (2001). Achievement goals and optimal motivation: Testing multiple goal models. *Journal of Personality and Social Psychology*, 80, 706–722.
- Barron, K. y Harackiewicz, J.M. (2003). Revisiting the benefits of performance approach goals in the college classroom: Exploring the role of goals in advanced college courses. *International Journal of Educational Research*, 39, 357-374.
- Bartlett, M.S. (1950). Tests of significance in factor analysis. *British Journal of Psychology*, 3, 77-85.
- Bartlett, M.S. (1951). A further note on tests of significance in factor analysis. *British Journal of Psychology*, 4, 1-2.
- Bearden, W., Sharma, S. y Teel, J.E. (1982). Sample size effects on chi square and other statistics used in evaluation causal models. *Journal of Marketing Research*, 19, 425-430.
- Beck, H. y Davidson, W. (2001). Establishing an early warning system: Predicting low grades in College students from Survey of Academic Orientations Scores. *Research in Higher Education*, 42, 709-723.
- Bell, B. y Kozlowski, S. (2002). Goal orientation and ability: Interactive effects on self-efficacy, performance and knowledge. *Journal of Applied Psychology*, 87, 497-505.

-
- Belsley, D. A., Kuh, E. y Welsch, R.E. (1980). *Regression diagnostics: Identifying influential data and sources of collinearity*. New York: John Wiley and Sons.
- Bendel, R. y Afifi, A. (1977). Comparison of stopping rules in forward regresión. *Journal of the American Statistical Association*, *72*, 46-53.
- Bentler, P.M. (1983). Some contributions to efficient statistics for structural models: Specification and estimation of moment structures. *Psychometrika*, *48*, 493-517.
- Bentler, P.M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, *107*, 238-246.
- Bentler, P.M. (2004). *EQS: Structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate Software.
- Bentler, P.M. y Bonett, D.G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, *88*, 588–606.
- Bentler, P.M. y Wu, E.J.C. (2002). *EQS 6 for Windows guide*. Encino, CA: Multivariate Software.
- Bergin, D., Ford, M. y Hess, R. (1993). Patterns of motivation and social behavior associated with microcomputer use of young children. *Journal of Educational Psychology*, *85*, 437–445.

- Berriell, F y Güida, C. (2006). *Informe sobre el Primer Encuentro de Investigador@s de Facultad de Psicología*. Consultado en agosto 1, 2007, en el sitio Web de la Universidad de la República, Facultad de Psicología: <http://www.psico.edu.uy>.
- Biggs, J. (1979). Individual differences and study processes and the quality of learning outcomes. *Higher Education*, 8, 381-394.
- Biggs, J. (1987a) *The Learning Process Questionnaire (LPQ) manual*. Hawthorn, Australia: Australian Council for Educational Research.
- Biggs, J. (1987b) *Student approaches to learning and studying*. Hawthorn, Australia: Australian Council for Educational Research.
- Biggs, J. (1987c) *The Study Process Questionnaire (SPQ) manual*. Melbourne: Australian Council for Educational Research.
- Biggs, J. (1989). Approaches to the enhancement of tertiary teaching. *Higher Education Research and Development*, 8, 7-25.
- Biggs, J. (1993). What do inventories of students' learning processes really measure? A theoretical review and clarification. *British Journal of Educational Psychology*, 63, 1-17.

-
- Biggs, J., Kember, D. y Leung, D. (2001). The revised two-factor Study Process Questionnaire: R – SPQ – 2F. *British Journal of Educational Psychology, 71*, 133-149.
- Biggs, J.B. y Kirby, J. (1984). Differentiation of learning processes within ability groups. *Educational Psychology, 4*, 21–39.
- Bivin, D. y Rooney, P. (1999). Forecasting credit hours. *Research in Higher Education, 40*, 613-632.
- Boekaerts, M. (1991). Subjective competence, appraisals, and self-assessment. *Learning and Instruction, 1*, 1-17.
- Boekaerts, M. (1996). Self-regulated learning at the junction of cognition and motivation. *European Psychologist, 1*, 100-112.
- Bollen, K.A. (1986). Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index. *Psychometrika, 51*, 375–377.
- Bollen, K.A. (1989a). A new incremental fit index for general structural equation models. *Sociological Methods and Research, 17*, 303–316.
- Bollen, K.A. (1989b). Structural equations with latent variables. New York: Wiley.
- Bollen, K.A. (1990). Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects. *Psychological Bulletin, 107*, 256-259.

- Bong, M. y Skaalvik, E.M. (2003). Academic self-concept and self-efficacy: How different are they really? *Educational Psychology Review*, 15, 1-40.
- Boomsma, A. y Hoogland, J. (2001). The robustness of LISREL modeling revisited. En R. Cudeck, S. Du Toit y D. Sörbom (Eds.), *Structural equation models: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog* (pp. 139-168). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Borden, V. y Banta, T. (1994). Using performance indicators to guide strategic decision making. San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Bouffard, T. (1990). Influence of self-efficacy on performance in a cognitive task. *Journal of Social Psychology*, 130, 353-363.
- Bouffard, T., Boisvert, J., Vezeau, C. y Larouche, C. (1995). The impact of goal orientation on self-regulation and performance among college students. *British Journal of Educational Psychology*, 65, 317-329.
- Bouffard, T., Parent, S. y Larivée, S. (1991). Influence of self-efficacy on self-regulation and performance among junior and senior high-school age students. *International Journal of Behavioral Development*, 14, 153-164.
- Bouffard, T., Vezeau, C. y Bordeleau, L. (1998). A developmental study of the relation between combined learning and

-
- performance goals and students' self-regulated learning. *British Journal of Educational Psychology*, 68, 309-319.
- Bratti, M., McKnight, A., Naylor, R. y Smith, J. (2004). Higher Education outcomes, graduate employment and university performance indicators. *Journal of the Royal Statistical Society A*, 167, 475-496.
- Breen, R. y Lindsay, R. (2002). Different disciplines require different motivations for students success. *Research in Higher Education*, 43, 693-725.
- Brookhart, S. (1991). Grading practices and validity. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 10, 35-36.
- Browne, M. (1974). Generalized least squares estimators in the analysis of covariance structures. *South African Statistical Journal*, 8, 1-24.
- Browne, M. (1982). Covariance structures. En D.M. Hawkins (Ed.), *Topics in applied multivariate analysis* (pp. 72-141). Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Browne, M. (1984). Asymptotically distribution-free methods for analysis of covariance structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 62-83.

- Browne, M. y Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. En K.A. Bollen y J.S. Long (Eds.), *Testing structural equation models*. Newbury Park, CA: Sage, 136–162.
- Burke, J. y Minassians, H. (2004). Implications of State Performance Indicators for Community College Assessment. *New Directions for Community Colleges*, 126, 53-64.
- Burke, J., Modarresi, S. y Serban, A. (1999). Performance: Shouldn't it count for something in state budgeting? *Change*, 31, 16-23.
- Burrows, A. y Harvey, L. (1992, abril). *Defining quality in Higher Education: the stakeholder approach*. Ponencia presentada en la conferencia de la Association for Educational and Training Technology "Quality in Education", York, UK.
- Butler, R. (1992). What young people want to know when: Effects of mastery and ability goals on interest in different kinds of social comparisons. *Journal of Personality and Social Psychology*, 62, 934-943.
- Butler, R. (1993). Effects of task- and ego- achievement goals on information seeking during task engagement. *Journal of Personality and Social Psychology*, 65, 18-31.
- Button, S., Mathieu, J. y Zajac, D. (1996). Goal orientation in organizational research: A conceptual and empirical

- foundation. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 67, 26-48.
- Byrne, B.M. (1984). The general/academic self-concept nomological network: A review of construct validation research. *Review of Educational Research*, 54, 427-456.
- Byrne, B.M. (1988). The Self Description Questionnaire III: Testing for equivalent factorial validity across ability. *Educational and Psychological Measurement*, 48, 397-406.
- Byrne, B.M. (2004). Testing for multigroup invariance using AMOS graphics: a road less traveled. *Structural Equation Modeling*, 11, 272-300.
- Byrne, B.M. y Shavelson, R.J. (1986). On the structure of adolescent selfconcept. *Journal of Educational Psychology*, 78, 474-481.
- Cabanach, R. (1994). *Modelo cognitivo-motivacional en niños con y sin "DA"*. La Coruña: Universidad de La Coruña.
- Cabanach, R., Valle, A., Piñeiro, I., Rodríguez, S. y Núñez, J. (1999). El ajuste de los estudiantes con múltiples metas a variables significativas del contexto académico. *Psicothema*, 11, 313-323.
- Cabrera, A., Colbeck, C. y Ternezini, P. (2001). Developing performance indicators for assessing classroom teaching

practices and student learning: the case of engineering.
Research in Higher Education, 42, 327-352.

Cabrera, A., Nora, A. y Castañeda, M. (1993). College persistence: structural modelling of an integrated model of student retention. *Journal of Higher Education*, 64, 123-139.

Campbell, J.D. y Lavalley, L.F. (1993). Who am I? The role of self-concept confusion in understanding the behavior of people with low self-esteem. En R.F. Baumeister (Ed.), *Self-esteem: The puzzle of low self-regard* (pp. 3-20). New York: Plenum Books.

Carmines, E. y McIver, J. (1981). Analyzing models with unobserved variables. En Bohrnstedt, G. y Borgatta, E. (Eds.), *Social measurement: Current issues*. Beverly Hills, CA: Sage.

Carroll, J.B. (1993). Human cognitive abilities: A survey of factor-analytic studies. New York: Cambridge University Press.

Carroll, J.B. (1997). The three-stratum theory of cognitive abilities. En D.P. Flanagan, J.L. Genshaft y P.L. Harrison (Eds.), *Contemporary intellectual assessment: Theories, tests, and issues* (pp. 122-130). New York : The Guilford Press.

Cassidy, S. y Eachus, P. (2000). Learning style, academic belief systems, self-report student proficiency and academic

- achievement in Higher Education. *Educational Psychology*, 20, 307-322.
- Cattell, R.B. (1966). The Scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1, 245-276.
- Cattell, R.B. (1971). *Abilities: Their structure, growth and action*. Boston, MA: Houghton-Mifflin.
- Cattell, R.B. y Burdsal, C.A. (1975). The radial parcel double factoring design: A solution to the item-vs-parcel controversy. *Multivariate Behavioral Research*, 10, 165-179.
- Cheung, G.W. y Rensvold, R.B. (2002). Evaluating Goodness-of-Fit Indexes for Testing Measurement Invariance. *Structural Equation Modeling*, 9, 233–255.
- Choi, N. (2005). Self-efficacy and self-concept as predictors of college students'academic performance. *Psychology in the Schools*, 42, 197-205.
- Chou, C. y Bentler, P.M. (1995). Estimation and tests in structural equation modeling. En R.H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues and applications* (pp. 37-55). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Clark, E. y Ramsay, W. (1990). Problems of retention in tertiary education. *Education Research and Perspectives*, 17, 47-57.

- Clifton, R., Etcheverry, E., Hasinoff, S. y Roberts, L. (1996). Measuring the cognitive domain of the quality of life of university students. *Social Indicators Research*, 38, 29–52.
- Clifton, R., Perry, R., Adams, C. y Roberts, L. (2004). Faculty environments, psychological dispositions and the academic achievement of college students. *Research in Higher Education*, 45, 801-829.
- Clogg, C., Petkova, E. y Haritou, A. (1995). Symposium on applied regression: Statistical methods for comparing regression coefficients between models. *American Journal of Sociology*, 100, 1261-1293.
- Coffman, D.L. y MacCallum, R. (2005). Using parcels to convert path analysis models into latent variable models. *Multivariate Behavioral Research*, 40, 235–259.
- Cohen, J. y Cohen, P. (1983). Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Collazo, M. (2005). Pautas para el impulso de acciones de flexibilización curricular y movilidad estudiantil en la enseñanza de grado. Montevideo, Uruguay: Universidad de la República.

-
- Collins, J. (1982, marzo). *Self-efficacy and ability in achievement behavior*. Ponencia presentada en la reunión anual de la American Educational Research Association, New York.
- Cook, R. D. (1977). Detection of influential observations in linear regression. *Technometrics*, 19,15–18.
- Cook, R. D. (1979). Influential observations in linear regression. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 169–174.
- Cornwell, J., Manfredo, P. y Dunlap, W. (1991). Factor analysis of the 1985 revision of Kolb's Learning Style Inventory. *Educational and Psychological Measurement*, 51, 455-462.
- Covington, M.V. (1984). The self-worth theory of achievement motivation: findings and implications. *Elementary School Journal*, 85, 5-20.
- Covington, M.V. (1992). *Making the grade: A self-worth perspective on motivation and school reform*. New York: Cambridge University Press.
- Covington, M.V. (1998). *The will to learn*. New York: Cambridge University Press.
- Covington, M.V. (2000). Goal theory, motivation, achievement: An integrative review. *Annual Review of Psychology*, 51, 171-200.

- Covington, M.V. (2005). Foreward. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (p. xi-xii). New York: The Guilford Press.
- Covington, M.V. y Omelich, C. (1984). Task-oriented versus competitive learning structures: Motivation and performance consequences. *Journal of Educational Psychology*, 76, 1038-1050.
- Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16, 297-334.
- Curran, P., West, S. y Finch, J. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1, 16-29.
- D'Amico, R. (1984). Does employment during High School impair academic progress? *Sociology of Education*, 57, 152-164.
- De Andrade, J. y Laros, J. (2007) . Fatores associados ao desempenho escolar: estudo multinível com dados do SAEB/20011. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, 23, 33-42.
- De Jesús, G. y Laros, J. (2004). Eficácia escolar: Regressão multinível com dados de avaliação em larga escala. *Avaliação Psicológica*, 3, 93-106.

- De Jong, J., Wierstra, R. y Hermanussen, J. (2006). An exploration of the relationship between academic and experiential learning approaches in vocational education. *British Journal of Educational Psychology*, 76, 155-169.
- DeCharms, R. (1968). *Personal causation*. New York: Academic Press.
- Deci, E. L. y Ryan, R.M. (1985). Intrinsic motivation and self-determination in human behavior. New York: Plenum.
- Deci, E.L. y Ryan, R.M. (1991). A motivational approach to self: Integration in personality. En R. A. Dienstbier (Ed.), *Nebraska Symposium on Motivation: Perspectives on motivation* (Vol. 38, pp. 237–288). Lincoln, NE: University of Nebraska Press.
- Deutsch, M. (1979). Education and distributive justice. *American Psychologist*, 34, 391-401.
- Di Gresia, L. y Porto, A. (2004). *Dinámica del desempeño académico*. Consultado en enero, 3, 2006, en el sitio Web de la Universidad Nacional de La Plata, Facultad de Ciencias Económicas:
<http://www.depeco.econo.unlp.edu.ar/doctrab/doc49.pdf>.
- Di Gresia, L., Porto, A., Ripani, L. y Sosa Escudero, W. (2003, septiembre). *Rendimiento de los Estudiantes de las Universidades Públicas Argentinas*. Ponencia presentada en

las XXXVI Jornadas Internacionales de Finanzas Públicas,
Córdoba, Argentina.

Diener, C.I. y Dweck, C.S. (1978). An analysis of learned helplessness: Continuous changes in performance, strategy, and achievement cognitions following failure. *Journal of Applied Psychology*, 89, 1035-1056.

Diener, C.I. y Dweck, C.S. (1980). An analysis of learned helplessness: II. The processing of success. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39, 940-952.

Draper, D. y Gittoes, M. (2004). Statistical analysis of performance indicators in UK Higher Education. *Journal of the Royal Statistical Society, A*, 167, 449-474

Duda, J. y Nicholls, J. (1992). Dimensions of achievement motivation in schoolwork and sport. *Journal of Educational Psychology*, 84, 290-299.

Dugan, R. y Herson, P. (2002). Outcomes assessment: Not synonymous with inputs and outputs. *The Journal of Academic Librarianship*, 28, 376-380.

Dunning, C. y Cohen, G. (1992). Egocentric definitions of traits and abilities in social judgement. *Journal of Personality and Social Psychology*, 63, 341-355.

- Dupeyrat, C. y Escribe, C. (2000). Orientations de but: validation du questionnaire de Hayamizu et Weiner et relations avec les conceptions de l'intelligence. *Revue Européenne de Psychologie Appliquée*, 50, 73-79.
- Dupeyrat, C., Escribe, C. y Régner, I. (2004, julio). Does motivation influence the strategies students use to assess their competence? The role of achievement goals and perceived competence. Ponencia presentada en SELF Research Conference, Berlín, Alemania.
- Dupeyrat, C. y Mariné, C. (2004). Conceptions de l'intelligence, orientations de buts et strategies d'apprentissage chez des adultes en reprise d'études. *Revue des Sciences de l'Education*, 30, 27-48.
- Dupeyrat, C. y Mariné, C. (2005). Implicit theories of intelligence, goal orientation, cognitive engagement and achievement: A test of Dweck's model with returning to school adults. *Contemporary Educational Psychology*, 30, 43-59.
- Dweck, C.S. (1975). The role of expectations and attributions in the alleviation of learned helplessness. *Journal of Personality and Social Psychology*, 31, 675-685.
- Dweck, C.S. (1986). Motivational processes affecting learning. *American Psychologist*, 41, 1040-1048.

Dweck, C. S. y Bempechat, J. (1983). Children's theories of intelligence: Consequences for learning. En S. G. Paris, G. M. Olson y H. W. Stevenson (Eds.), *Learning and motivation in the classroom* (pp. 239-256). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.

Dweck, C.S. y Elliott, E. S. (1983). Achievement motivation. En P. H. Mussen (Series Ed.) y E. M. Hetherington (Vol. Ed.), *Handbook of child psychology: Socialization, personality, and social development* (4th ed., Vol. 4, pp. 643–691). New York: Wiley.

Dweck, C.S. y Leggett, E. (1988). A social-cognitive approach to motivation and personality. *Psychological Review*, 95, 256–273.

Dweck, C.S. y Repucci, N.D. (1973). Learned helplessness and reinforcement responsibility in children. *Journal of Personality and Social Psychology*, 25, 109-116.

Ebel, R. (1986). *Essentials of educational measurement* (4th Ed.). Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.

Eccles, J. (2005). Subjective task value and the Eccles et al. model of achievement-related choices. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp. 105-121). New York: The Guilford Press.

- Eccles, J. y Wigfield, A. (2002). Motivational beliefs, values and goals. En S. T. Fiske, D. L. Schacter y C. Sahn-Waxler (Eds.), *Annual Review of Psychology* (pp. 109-132). Palo Alto, CA: Annual Reviews.
- Eccles, J. S., Wigfield, A. y Schiefele, U. (1998). Motivation to succeed. En W. Damon (Series Ed.) y N. Eisenberg (Vol. Ed.), *Handbook of child psychology* (5th ed., Vol. 3, pp. 1017–1095). New York: Wiley.
- ECTS Users' Guide*. (2005). Consultado en abril 26, 2007, en el sitio Web de la Comisión Europea, Programa Erasmus: http://ec.europa.eu/education/programmes/socrates/ects/guide_en.html
- Ehrenberg, R. y Sherman, D. (1987). Employment while in College, academic achievement and postcollege outcomes. *The Journal of Human Resources*, 22, 1-23.
- Eimers, M.T. y Pike, G.R. (1997). Minority and nonminority adjustment to college: Differences or similarities? *Research in Higher Education*, 38, 77-97.
- Elliot, A.J. (1997). Integrating the classic and contemporary approaches to achievement motivation: A hierarchical model of approach and avoidance achievement motivation. En M. Maehr y P. Pintrich (Eds.), *Advances in motivation and*

achievement: Goals and self-regulatory processes (pp. 143-179). Greenwich, CT: JAI Press.

Elliot, A.J. (1999). Approach and avoidance motivation and achievement goals. *Educational Psychologist*, 34, 169–189.

Elliot, A.J. (2005). A conceptual history of the achievement goal construct. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp. 52-72). New York: The Guilford Press.

Elliot, A.J. y Church, M. (1997). A hierarchical model of approach and avoidance achievement motivation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 72, 218–232.

Elliot, A.J. y Covington, M.V. (2001). Approach and avoidance motivation. *Educational Psychology Review*, 13, 73-92.

Elliot, A.J. y Dweck, C.S. (2005). Competence and motivation. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp. 15-30). New York: The Guilford Press.

Elliot, A.J. y Harackiewicz, J.M. (1996). Approach and avoidance achievement goals and intrinsic motivation: A mediational analysis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 70, 461-475.

- Elliot, A.J. y McGregor, H. (2001). A 2x2 achievement goal framework. *Journal of Personality and Social Psychology*, 80, 501-519.
- Elliot, A.J. y Trash, T. (2001). Achievement goals and the hierarchical model of achievement motivation. *Educational Psychology Review*, 13, 139-156.
- Elliot, A.J., McGregor, H. y Gable, S. (1999). Achievement goals, study strategies, and exam performance: A mediational analysis. *Journal of Experimental Social Psychology*, 91, 549–563.
- Elliott, E.S. y Dweck, C.S. (1988). Goals: An approach to motivation and achievement. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54, 5–12.
- Entwistle, N. y Ramsden, P. (1983). *Understanding student learning*. London: Croom Helm.
- Ericsson, K.A. (Ed.) (1996). *The road to excellence. The acquisition of expert performance in the arts and sciences, sports and games*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Everitt, B. (1980). *Cluster Analysis*. New York: Halsted Press.
- Ewell, P.T. (1996). Identifying indicators of current quality. En J.G. Gaff, J.L. Ratcliff y Asociados (Eds.), *Handbook of the*

undergraduate curriculum: A comprehensive guide to purposes, structure, practices and changes (pp. 608-632). San Francisco, CA: Jossey-Bass.

Ewell, P.T. (1998). National trends in assessing student learning. *Journal of Engineering Education*, 87, 107-113.

Fabrigar, L., MacCallum, R., Wegener, D. y Strahan, E. (1999). Evaluating the use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research. *Psychological Methods*, 4, 272-299.

Fazio, M.V. (2004, noviembre). *Incidencia de las horas trabajadas en el rendimiento académico de estudiantes universitarios argentinos*. Ponencia presentada en la XXXIX Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, Buenos Aires, Argentina.

Felson, R.B. (1984). The effect of self-appraisals of ability on academic performance. *Journal of Personality and Social Psychology*, 47, 944-952.

Ford, J., Smith, E., Weissbein, D., Gully, S. y Salsas, E. (1998). Relationships of goal orientation, metacognitive ability and practice strategies with learning outcomes and transfer. *Journal of Applied Psychology*, 82, 218-233.

Freeman, F.N. (1913). Tests. *Psychological Bulletin*, 10, 271-274.

- Friedel, J. Marachi, R y Midgley, C. (2002, abril). "Stop embarrassing me!" *Relations among student perceptions of teachers, classroom goals and maladaptive behaviors*. Ponencia presentada en la reunión anual de la American Educational Research Association, New Orleans, LA.
- Furnham, A. y Rawles, R. (1999). Correlations between self-estimated and psychometrically measured IQ. *The Journal of Social Psychology, 139*, 405-410.
- Gabriel, M.T., Critelli, J.W. y Ee, J.S. (1994). Narcissistic illusions in self-evaluations of intelligence and attractiveness. *Journal of Personality, 62*, 144-155.
- García, M., Alvarado, J. y Jiménez, M. (2000). La predicción del rendimiento académico: regresión lineal versus regresión logística *Psicothema, 12*, 248-252.
- Gardner, H. (1983). Frames of mind: *The theory of multiple intelligences*. New York: BasicBooks.
- Gardner, H. (1993). *Multiple intelligences: The theory in practice*. New York: BasicBooks.
- Gardner, H. (1999). *Intelligence Reframed: Multiple intelligences for the 21st Century*. New York: BasicBooks.

Geiger, M., Boyle, E. y Pinto, J. (1992). A factor analysis of Kolb's Revised Learning Style Inventory. *Educational and Psychological Measurement*, 52, 753-759.

Geva-May, I. (2001). Higher Education and attainment of policy goals: Interpretations for efficiency indicators in Israel. *Higher Education*, 42, 265-305.

Gierl, M. y Mulvenon, S. (1995, abril). Evaluation of the application of fit indices to structural equation models in educational research: A review of literature from 1990 through 1994. Ponencia presentada en la reunión anual de la American Educational Research Association, San Francisco, CA.

Goberna, M., López, M. y Pastor, J. (1987). La predicción del rendimiento como criterio para el ingreso en la Universidad. *Revista de Educación*, 280, 229-252.

Goenner, C. y Snaith, S. (2004). Accounting for model uncertainty in the prediction of university graduation rates. *Research in Higher Education*, 45, 25-41.

Goldstein, H. y Spiegelhalter, D. (1996). League tables and their limitations: statistical issues in comparisons of institutional performance (with discussion). *J.R. Statist. Soc. A*, 159, 385-443.

Goleman, D. (1995). *Emotional intelligence*. New York: Bantam.

- González, C. (2003). *Factores determinantes del bajo rendimiento académico en Educación Secundaria*. Tesis doctoral no publicada, Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España.
- Gough, H. (1953). A nonintellectual intelligence test. *Journal of Consulting Psychology, 17*, 242-246.
- Graham, S. y Golan, S. (1991). Motivational influences on cognition: Task involvement, ego involvement and depth of information processing. *Journal of Educational Psychology, 83*, 187-194.
- Graham, S. y Weiner, B. (1996). Theories and principals of motivation. En D.C. Berliner y R.C. Calfee (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp.63-84). New York: Macmillan
- Grant, H. y Dweck, C.S. (2003). Clarifying achievement goals. *Journal of Personality and Social Psychology, 85*, 541-553.
- Green, P. (1978). *Analysing Multivariate Data*. Hinsdale, NJ: Jolt, Rinehart and Winston.
- Greene, B. y Miller, R. (1996). Influences on achievement: Goals, perceived ability and cognitive engagement. *Contemporary Educational Psychology, 21*, 181-192.
- Grolnick, W. S. y Ryan, R. M. (1987). Autonomy in children's learning: An experimental and individual difference

investigation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 52, 890–898.

Gronlund, N. (1990). *Measurement and evaluation in teaching* (6th ed.). New York: Macmillan.

Guilford, J.P. (1967). *The nature of human intelligence*. New York: McGraw-Hill.

Guilford, J.P. (1982). Cognitive psychology's ambiguities: Some suggested remedies. *Psychological Review*, 89, 48-59.

Gustafson, J. y Undheim, J.O. (1996). Individual differences in cognitive functions. En R.C. Calfee & D. Berliner (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp. 186-242). New York: Macmillan.

Guttman, L. (1953). Image theory for the structure of quantitative variates. *Psychometrika*, 18, 277-296.

Hagtvet, K.A. y Solhaug, T. (2005). A two-facet measurement methodology for assessing item parcels: an application to measuring political knowledge in secondary school. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 49, 399-417.

Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (1999). *Análisis Multivariante* (4a ed.). España: Prentice Hall.

- Harackiewicz, J.M., Barron, K.E., Carter, S.M., Lehto, A.T. y Elliot, A.J. (1997). Predictors and consequences of achievement goals in the college classroom: Maintaining interest and making the grade. *Journal of Personality and Social Psychology, 73*, 1284-1295.
- Harackiewicz, J.M., Barron, K.E. y Elliot, A.J. (1998). Rethinking achievement goals: When are they adaptive for college students and why? *Educational Psychologist, 33*, 1-21.
- Harackiewicz, J.M., Barron, K., Pintrich, P., Elliot, A.J. y Thrash, T. (2002). Revision of achievement goal theory: Necessary and illuminating. *Journal of Educational Psychology, 94*, 638-645.
- Harackiewicz, J.M., Barron, K., Tauer, J., Carter, S. y Elliot, A.J. (2000). Short-term and long-term consequences of achievement goals: Predicting interest and performance over time. *Journal of Educational Psychology, 92*, 316-330.
- Harackiewicz, J.M., Barron, K., Tauer, J. y Elliot, A.J. (2002). Predicting success in College: A longitudinal study of achievement goals and ability measures as predictors of interest and performance from freshman year through graduation. *Journal of Educational Psychology, 94*, 562-575.
- Harackiewicz, J.M. y Linnenbrink, E. (2005). Multiple achievement goals and multiple pathways for learning: The agenda and

impact of Paul R. Pintrich. *Educational Psychologist*, 40, 75-84.

Harvey, L. y Green, D. (1993). Defining quality. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 18, 9-34.

Hattie, J. (1992). *Self-concept*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Hayamizu, T. y Weiner, B. (1991). A test of Dweck's model of achievement goals as related to perceptions of ability. *Journal of Experimental Education*, 226-234.

Hayamizu, T., Ito, A. y Yoshizaki, K. (1989). Cognitive motivational processes mediated by achievement goal tendencies. *Japanese Psychological Research*, 31, 179-189.

Hermanussen, J., Wiestra, R., De Jong, J. y Thijssen, J. (2000). Learning styles in vocational work experience. *Journal of Vocational Education Research*, 25, 445-471.

Herzberg, P.A. (1969). The parameters of cross-validation. *Psychometrika Monograph*, 34, (2, Pt. 2).

Hidi, S. (1990). Interest and its contribution as a mental resource for learning. *Review of Educational Research*, 60, 549-571.

Hoaglin, D. C. y Welsch, R.E. (1978). The hat matrix in regression and ANOVA. *American Statistician*, 32, 17-22.

-
- Hofman, A. y Van den Berg, M. (2000). Determinants of study progress: The impact of student, curricular and contextual factors on study progress in university education. *Higher Education in Europe*, 25, 93-110.
- Hogan, R. y Hogan, J. (1992). *Hogan Personality Inventory manual*. Tulsa, OK: Hogan Assessment Systems.
- Horn, J.L. (1994). Fluid and crystallized intelligence, theory of. En R.J. Sternberg (Ed.), *Encyclopedia of Human intelligence* (Vol. 1, pp. 443-451). New York: Macmillan.
- Hosmer, D. y Lemeshow, S. (1989). *Applied logistic regression*. New York: Wiley.
- Hu, L. y Bentler, P.M. (1995). Evaluating model fit. En R.H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Issues, concepts and applications* (pp.76-99). Newbury Park, CA: Sage.
- Hu, L. y Bentler, P.M. (1998). Fit Indices in Covariance Structure Modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3, 424-453.
- Hu, L. y Bentler, P.M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structural analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6, 1-55.

- Hu, L., Bentler, P.M. y Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? *Psychological Bulletin*, 112, 351-362.
- Huertas, J. (1999). Cultura del profesor y modos de motivar: a la búsqueda de una gramática de los motivos. En J.I. Pozo y C. Monereo (Coords.), *El aprendizaje estratégico* (pp. 59-72). Madrid: Aula XXI Santillana.
- Huesman, R., Moore, J., Huang, C. y Guo, S. (1996, mayo). *Identifying Students at Risk: Utilizing Traditional and Non-Traditional Data Sources*. Ponencia presentada en el foro anual de la Association for Institutional Research, Albuquerque, NM.
- Hyde, J.S. y Durik, A.H. (2005). Gender, competence and motivation. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp.375-391). New York: The Guilford Press.
- Jöreskog, K.G. (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 34, 183-202.
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1981). *LISREL V: Analysis of linear structural relationships by maximum likelihood and least squares methods* (Research Report 81-8). Uppsala, Sweden: University of Uppsala, Department of Statistics.

-
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1984). *LISREL-VI user's guide* (3rd ed.). Mooresville, IN: Scientific Software.
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1993). *Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Chicago, IL: Scientific Software.
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1996). *LISREL 8: User's reference guide*. Chicago: Scientific Software International.
- Kahn, J. y Nauta, M. (2001). Social-cognitive predictors of first-year college persistence: The importance of proximal assessment. *Research in Higher Education, 42*, 633-652.
- Kaiser, H.F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement, 20*, 141-151.
- Kaiser, H.F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika, 39*, 31-36.
- Kaplan, A. y Maehr, M. (1999). Achievement goals and student well-being. *Contemporary Educational Psychology, 24*, 330-358.
- Kaplan, A. y Middleton, M. (2002). Should childhood be a journey of a race? Response to Harackiewicz et al. (2002). *Journal of Educational Psychology, 94*, 646-648.

- Kaplan, A. y Migdley, C. (1997). The effect of achievement goals: Does level of perceived academic competence make a difference? *Contemporary Educational Psychology*, 22, 415-435.
- Kelly, E., Holloway, R. y Chapman, D. (1981). Prediction of Achievement for High School Students in College Courses. *Journal of Educational Research*, 75, 5-15.
- Kember, D., Biggs, J. y Leung, D.Y.P. (2004). Examining the multidimensionality of approaches to learning through the development of a revised version of the Learning Process Questionnaire. *British Journal of Educational Psychology*, 74, 261–280
- Kember, D. y Leung, D.Y.P. (1998). The dimensionality of approaches to learning: An investigation with confirmatory factor analysis on the structure of the SPQ and LPQ. *British Journal of Educational Psychology*, 68, 395–407.
- Keogh, B.K. y MacMillan, D.J. (1996). Exceptionality. En R.F. Calfee y D.C. Berliner (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp. 311-330). New York: Macmillan.
- Kim, S. y Hagtvet, K.A. (2003). The impact of misspecified item parceling on representing latent variables in covariance

-
- structure modeling: A simulation study. *Structural Equation Modeling, 10*, 101-127.
- Kolb, D. (1976). *Learning Style Inventory: Technical manual*. Boston, MA: McBer and Company.
- Kolb, D. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Kolb, D. y Fry, R. (1975). Towards an applied theory of experiential learning. En C.I. Cooper (Ed.), *Theories of group processes* (pp. 33-57). New York: Wiley.
- Kozlowski, S., Gully, S., Brown, K., Salas, E., Smith, E. y Nason, E. (2001). Effects of training goals and goal orientation traits on multi-dimensional training outcomes and performance adaptability. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 85*, 1-31.
- Kuhl, J. (1987). Action control: The maintenance of motivational states. En F. Halisch y J. Kuhl (Eds.), *Motivation, intention, and volition* (pp. 279-307). Berlin: Springer-Verlag.
- Lee, C. y Bobko, P. (1994). Self-efficacy beliefs: comparison of five measures. *Journal of Applied Psychology, 79*, 364-369.

- Leondari, A. y Gialamas, V. (2002). Implicit theories, goal orientation, and perceived competence: impact on students' achievement behavior. *Psychology in the Schools*, 39, 279-291.
- Lietz, P. (1996). Learning and writing difficulties at the tertiary level: The impact on first-year results. *Studies in Educational Evaluation*, 22, 41-57.
- Lillydahl, J. (1990). Academic Achievement and part-time employment of High School students. *Journal of Economic Education*, 21, 307-316.
- Linnenbrink, E. (2005). The dilemma of performance approach goals: The use of multiple goal context to promote students' motivation and learning. *Journal of Educational Psychology*, 97, 197-213.
- Linnenbrink, E. y Pintrich, P.R. (2001). Multiple goals, multiple contexts: The dynamic interplay between personal goals and contextual goal stresses. En S. Volet y S. Järvellä (Eds.), *Motivation in learning contexts: Theoretical and methodological implications* (pp.251-269). Amsterdam: Pergamon Press.
- Linnenbrink, E. y Pintrich, P.R. (2002a). Achievement goal theory and affect: An assymetrical bidirectional model. *Educational Psychologist*, 37, 69-78.

-
- Linnenbrink, E. y Pintrich, P.R. (2002b). Motivation as an Enabler for Academic Success. *School Psychology Review*, 31, 313-327.
- Linnenbrink, E. y Pintrich, P.R. (2002c). Multiple pathways to learning and achievement. The role of goal orientation in fostering adaptive motivation, affect and cognition. En C. Sansone y J. Harackiewicz (Eds.), *Intrinsic and extrinsic motivation: The search for optimal motivation and performance* (pp. 195-227). San Diego, CA: Academic Press.
- Little, T.D. (1997). Mean and covariance structures (MACS) analyses of cross-cultural data: Practical and theoretical issues. *Multivariate Behavioral Research*, 32, 53–76.
- Little, T.D., Cunningham, W.A., Shahar, G. y Widaman, K.F. (2002). To parcel or not to parcel: Exploring the question, weighing the merits. *Structural Equation Modeling*, 9, 151–173.
- Lovegreen, T (2003). Predicting the Academic Success of Female Engineering Students During the First Year of College Using the SAT and Non-Cognitive Variables. Tesis de Maestría no publicada, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia.
- Lubke, G.H. y Dolan, C.V. (2003). Can unequal residual variances across groups mask differences in residual means in the

common factor model? *Structural Equation Modeling*, 10, 175–192

Lundeberg, M. y Diemert, S. (1995). Influence of social interaction on cognition: connected learning in science. *Journal of Higher Education*, 66, 312-335.

Lysy, D. y Paulhus, D. (1996, agosto). *Beyond IQ: The search for non-test intelligence*. Ponencia presentada en la reunión de la American Psychological Association, Toronto, Canadá.

MacCallum, R, Widaman, K., Zhang, S. y Hong, S. (1999). Sample Size in Factor Analysis. *Psychological Methods*, 4, 84-99.

Maher, M.L. y Midgley, C. (1996). *Transforming school cultures*. Boulder, CO: Westview Press.

Mallette, B. y Cabrera, A. (1991). Determinants of withdrawal behavior: an exploratory study. *Research in Higher Education*, 32, 179-194.

Mardia, K.V (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika*, 57, 519–530.

Mardia, K.V. (1974). Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies. *Sankhya*, Series B, 36, 115–128.

-
- Marsh, H.W. (1986) Global Self-Esteem: Its relation to specific facets of self-concept and their importance. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51, 1224-1236.
- Marsh, H.W. (1993). Academic self-concept: Theory, measurement and research. En J. Sulus (Ed.), *Psychological perspectives of the self* (Vol. 1, pp. 59-98). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Marsh, H.W., Balla, J. y Mc Donald, R. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103, 391-410.
- Marsh, H.W., Hau, K. T., Balla, J. R., y Grayson, D. (1998). Is more ever too much: The number of indicators per factor in confirmatory factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 33, 181-220.
- Marsh, H.W. y Hocevar, D. (1985). Application of confirmatory factor analysis to the study of self-concept: First- and higher-order factor models and their invariance across groups. *Psychological Bulletin*, 97, 562-582.
- Marsh, H.W. y Shavelson, R.J. (1985). Self-concept: Its multifaceted, hierarchical structure. *Educational Psychologist*, 20, 107-125.

- Martínez-Alemán, A. (1997). Understanding and investigating female friendship's education value. *Journal of Higher Education*, 68, 119-159.
- Marton, F. y Säljö, R. (1976a). On qualitative differences in learning – I: Outcome and process. *British Journal of Educational Psychology*, 46, 4-11.
- Marton, F. y Säljö, R. (1976b). On qualitative differences in learning – II: Outcome as a function of the learner's conception of the task. *British Journal of Educational Psychology*, 46, 115-127.
- Marton, E. y Säljö, R. (1984). Approaches to learning. En E. Marton, D. Hounsel y N. Entwistle (Eds.), *Theories of learning* (pp. 33-57). New York: Wiley.
- Mathiasen, R.L. (1984). Producing college academic achievement: a research review. *College Student Journal*, 18, 380-386.
- Mayer, J., Salovey, P. y Caruso, D. (2000). Emotional intelligence. En J.R. Sternberg (Ed.), *Handbook of intelligence* (pp.396-421). New York: Cambridge University Press.
- McClelland, D.C. (1961). *The achieving society*. Princeton, NJ: Van Nostrand.
- McClelland, D.C., Atkinson, J., Clark, R. y Lowell, E. (1953). *The achievement motive*. New York: Appleton-Century-crofts.

- McClelland, D.C., Clark, R., Roby, R.A. y Atkinson, J. (1949). The projective expression of needs: The effect for the need for achievement on thematic apperceptions. *Journal of Experimental Psychology*, 39, 242-255.
- McKenzie, K. y Schweitzer, R. (2001). Who Succeeds at University? Factors predicting academic performance in first year Australian university students. *Higher Education Research and Development*, 20, 21-33.
- Meece, J.L. (1994). The role of motivation in self-regulated learning. En D.H. Schunk y B.J. Zimmerman (Eds.), *Self-regulation of learning and performance: Issues and educational applications* (pp. 25-44). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Meece, J.L., Blumenfeld, P. y Hoyle, R. (1988). Students' goal orientations and cognitive engagement in classroom activities. *Journal of Educational Psychology*, 80, 514-523.
- Meece, J.L. y Holt, K. (1993). A pattern analysis of students' achievement goals. *Journal of Educational Psychology*, 85, 582-590.
- Meece, J.L., Wigfield, A. y Eccles, J. S. (1990). Predictors of math anxiety and its consequences for young adolescents' course enrollment intentions and performances in mathematics. *Journal of Educational Psychology*, 82, 60-70.

- Micceri, T. (1989). The unicorn, the normal curve, and other improbable creatures. *Psychological Bulletin*, 105, 156-166.
- Mickey, J. y Greenland, S. (1989). A study of the impact of confounder-selection criteria on effect estimation. *American Journal of Epidemiology*, 129, 125-137.
- Middleton, M. y Midgley, C. (1997). Avoiding the demonstration of lack of ability: An underexplored aspect of goal theory. *Journal of Educational Psychology*, 89, 710-718.
- Midgley, C., Kaplan, A. y Middleton, M. (2001). Performance-approach goals: Good for what, for whom, under what circumstances, and at what cost? *Journal of Educational Psychology*, 93, 77-86.
- Midgley, C., Maehr, M., Hicks, L., Roeser, R., Urdan, T., Anderman, E. et al. (1996). *Patterns of Adaptive Learning Survey (PALS)*. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press.
- Miller, B., Behrens, J., Greene, B. y Newman, D. (1993). Goals and perceived ability: Impact on students valuing, self-regulation and persistence. *Contemporary Educational Psychology*, 18, 2-14.
- Miller, R., Greene, B., Montalvo, G., Ravindran B. y Nichols, J. (1996). Engagement in academic work: The role of learning

- goals, future consequences, pleasing others, and perceived ability. *Contemporary Educational Psychology*, 21, 388-422.
- Milligan, G. (1980). An Examination of the effect of six types of error perturbation on fifteen clustering algorithms. *Psychometrika*, 45, 325-342.
- Miserandino, M. (1996). Children who do well in school: Individual differences in perceived competence and autonomy in above-average children. *Journal of Educational Psychology*, 88, 203–214.
- Montero, I. y Alonso, J. (1992): El cuestionario MAPE-II. En J. Alonso Tapia (Ed.), *Motivar en la adolescencia: Teoría, evaluación e intervención* (pp. 205-231). Madrid: Servicio de Publicaciones de la Universidad Autónoma.
- Mosier, C.I. (1951). Batteries and profiles. En E.F. Lindquist (Ed.), *Educational measurement* (pp. 764-808). Washington, DC: American Council on Education.
- Mouw, J. y Khanna, R. (1993). Prediction of academic success: a review of the literature and some recommendations. *College Student Journal*, 27, 328-336.
- Mulaik, S., James, L., Van Alstine, J., Bennett, N., Lind, S. y Stilwell, C. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin*, 105, 430–445.

- Multon, K., Brown, S. y Lent, R. (1991). Relation of self-efficacy beliefs to academic outcomes: A meta-analytic investigation. *Journal of Counseling Psychology, 38*, 30-38.
- Murillo, F. (1999). Los modelos jerárquicos lineales aplicados a la investigación sobre eficacia escolar. *Revista de Investigación Educativa, 17*, 453-460.
- Murphy, P.K. y Alexander, P.A. (2000). A Motivated Exploration of Motivation Terminology. *Contemporary Educational Psychology, 25*, 3-53.
- Mustaca, E. (2006). La Psicología científica y el análisis del comportamiento en Argentina. *Avances en Psicología Latinoamericana, 24*, 13-27.
- Muthén, B. y Kaplan, D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables. *British Journal of*
- Muthén, L. y Muthén, B. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling, 4*, 599-620.
- Nasser, F. y Takahashi, T. (2003). The effect of using item parcels on ad hoc goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: An example using Sarason's RTT. *Applied Measurement in Education, 16*, 75-97.

-
- Nasser, F. y Wisenbaker, J. (2006). A Monte Carlo Study Investigating the impact of item parceling strategies on parameter estimates and their standard errors in CFA. *Structural Equation Modeling, 13*, 204–228
- Nicholls, J. (1976). Effort is virtuous, but it's better to have ability: Evaluative responses to perceptions of effort and ability. *Journal of Personality and Social Psychology, 31*, 306-315.
- Nicholls, J. (1978). The development of concepts of effort and ability, perception of own attainment and the understanding that difficult tasks require more ability. *Child Development, 49*, 800-814.
- Nicholls, J. (1980). The development of the concept of difficulty. *Merrill-Palmer Quarterly, 26*, 271-281.
- Nicholls, J. (1984). Achievement motivation: Conceptions of ability, subjective experience, task choice, and performance. *Psychological Review, 91*, 328–346.
- Nicholls, J. Cheung, P., Lauer, J. y Patashnick, M. (1989). Individual differences in academic motivation: Perceived ability, goals, beliefs and values. *Learning and Individual Differences, 1*, 63-84.
- Nicholls, J., Patashnick, M. y Nolen, S. (1985). Adolescents' theories of education. *Journal of Educational Psychology, 77*, 683-692.

- Noble, J., Davenport, M., Schiel, J. y Pommerich, M. (1999). *Relationships between Noncognitive characteristics, High School Coursework and Grades, and Test Scores of ACT-Tested Students*. ACT Research Report Series, 99-4. Iowa City, IA: American College Testing Program.
- Noel, L. (1985). Increasing student retention: New challenges and potential. En U. Delworth y G. Hanson (Eds.), *Increasing Student Retention* (pp. 1-27). San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Nolen, S. (1988). Reasons for studying: Motivation orientations and study strategies. *Cognition and Instruction*, 5, 269-287.
- Nolen, S. y Haladyna, Y. (1990). Personal and environmental influences on students' beliefs, about effective study strategies. *Contemporary Educational Psychology*, 15, 116-130.
- Nonis, S. y Wright, D. (2003). Moderating effects of achievement striving and situational optimism on the Relationship between ability and performance outcomes of college students. *Research in Higher Education*, 44, 327-346.
- Norris, N (1998). Evaluación, economía e indicadores de rendimiento. *HEURESIS. Revista Electrónica de Investigación*

-
- Curricular y Educativa*, 1(2). Consultado en septiembre, 10, 2004, en <http://www2.uca.es/HEURESIS>.
- Nunnally, J. C. y Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). New York: McGraw-Hill.
- Núñez, J.C. y González-Pienda, J.A. (1994). Determinantes del rendimiento académico. Variables cognitivo-motivacionales, atribucionales, uso de estrategias y autoconcepto. Oviedo: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Oviedo.
- Núñez, J.C., González-Pienda, J.A., García, I. y González-Pumariega, S. (1996). Motivación en el ámbito universitario: concepto de inteligencia, metas de estudio, elección de tareas y aproximación al aprendizaje. *Revista de Educación*, 310, 337-360.
- Núñez, J.C., González-Pienda, J.A., García, M.S., González-Pumariega, S. y García, S.I. (1998). Estrategias de aprendizaje, en estudiantes de 10 a 14 años y su relación con los procesos de atribución causal, el autoconcepto y las metas de estudio. *Estudios de Psicología*, 59, 65-85.
- Nurmi, J., Aunola, K, Salmela-Aro, K y Lindroos, M. (2003). The role of success expectation and task-avoidance in academic performance and satisfaction: Three studies on antecedents,

consequences and correlates. *Contemporary Educational Psychology* 28, 59–90

Oakes, J. (1990). Opportunities, achievement and choice: women and minority students in science and mathematics. *Review of Research in Education*, 16, 153-222.

Odell, C.W. (1927). Attempting at predicting success in freshman year at college. *School and Society*, 25, 702-706.

Olsson, U., Foss, T. Troye, S. y Woell, R. (2000). The performance of ML, GLS and WLS estimation in structural equation modeling under conditions of misspecifications and nonnormality. *Structural Equation Modeling*, 7, 557-595.

Pajares, F. (1996a). Self-efficacy beliefs and mathematical problem-solving of gifted students. *Contemporary Educational Research*, 21, 32-344.

Pajares, F. (1996b). Self-efficacy beliefs in academic settings. *Review of Educational Research*, 66, 543-578.

Pajares, F. (1997). Current directions in self-efficacy research. En M. Maehr y P. R. Pintrich (Eds.), *Advances in motivation and achievement* (Vol. 10, pp. 1-49). Greenwich, CT: JAI Press.

- Pajares, F. (2003). Self-efficacy beliefs, motivation and achievement in writing: A review of the literature. *Reading and Writing Quarterly, 19*, 139-158.
- Pajares, F., Britner, S. y Valiante, G. (2000). Relation between achievement goals and self-beliefs of Middle-school Students in writing and science. *Contemporary Educational Psychology, 25*, 406-422.
- Pajares, F. y Graham, L (1999). Self-efficacy, motivation constructs, and mathematics performance of entering Middle School students. *Contemporary Educational Psychology, 24*, 124-139.
- Pajares, F. y Johnson, M. (1994). Confidence and competence in writing: the role of self-efficacy, outcome expectancy and apprehension. *Research in the Teaching of English, 28*, 313-331.
- Pajares, F. y Kranzler, J. (1995). Self-efficacy beliefs and general mental ability in mathematical problem solving. *Contemporary Educational Psychology, 20*, 426-443.
- Pajares, F. y Miller, M.D. (1994). Role of self-efficacy and self-concept beliefs in mathematical problem solving: A path analysis. *Journal of Educational Psychology, 86*, 193-203.
- Pajares, F. y Schunk, D.H. (2002). Self and self-belief in psychology and education: A historical perspective. En J. Aronson (Ed.),

Improving academic achievement: Impact of psychological factors on education (pp. 3-21). San Diego, CA: Academic Press.

Pajares, F. y Valiante, G. (1999). Grade level and gender differences in the writing self-beliefs of Middle School students. *Contemporary Educational Psychology*, 24, 390-405.

Pantages, T. y Creedon, C. (1975). Studies of college attrition: 1950-1975. *Review of Educational Research*, 48, 49-101.

Papini, M. (1978). La Psicología experimental argentina durante el período 1930-1955. *Revista Latinoamericana de Psicología*, 10, 227-258.

Pascarella, E.T. y Chapman, D. (1983). A multiinstitutional, path-analytic validation of Tinto's model of college withdrawal. *American Educational Research Journal*, 20, 87,102.

Pascoe, R., McClelland, A. y McGraw, B. (1997). *Perspectives on selection methods for entry into Higher Education in Australia*. Canberra: Australian Government Publishing Service.

Pask, G. (1976). Styles and strategies to learning. *British Journal of Educational Psychology*, 46, 128-148.

-
- Paul, H. (1982). The impact of outside employment on student academic achievement in macroeconomic principles. *Journal of Economic Education*, 13, 51-56.
- Paulhus, D. (1986). Self-deception and impression management in test responses. En A. Angleitner y J.S. Wiggins (Eds.), *Personality assessment via questionnaire* (pp. 143-165). New York: Springer-Verlag.
- Paulhus, D. y Bruce, N. (1990, junio). *Validation of the OCQ: A preliminary study*. Ponencia presentada en la convención anual de la Canadian Psychological Association, Ottawa, Ontario, Canadá.
- Paulhus, D. y Harms, P. (2004). Measuring cognitive ability with the Overclaiming Technique. *Intelligence*, 32, 297-314.
- Paulhus, D., Harms, P., Bruce, M. y Lysy, D. (2003). The Over-Claiming Technique: measuring self-enhancement independent of ability. *Journal of Personality and Social Psychology*, 84, 890-904.
- Paulhus, D., Lysy, D. y Yik, M. (1998). Self-report measures of intelligence: are they useful as proxy IQ tests? *Journal of Personality*, 66, 525-554.

- Pedhazur, E. (1997). *Multiple regression in behavioral research. Explanation and prediction*. Fort Worth, TX: Hartcourt Brace College Publishers.
- Peng, C.J., Lee, K.L. e Ingersoll, G.M. (2002). An introduction to logistic regression. Analysis and reporting. *The Journal of Educational Research*, 96, 3-14
- Peng, C.J., So, T., Stage, F. y St John, E. (2002). The use and interpretation of logistic regression in Higher Education journals: 1988-1999. *The Journal of Educational Research*, 96, 3-14.
- Pérez, E., Cupani, M. y Ayllón, S. (2005). Predictores de rendimiento académico en la escuela media: habilidades, autoeficacia y rasgos de personalidad. *Avaliação Psicológica*, 2005, 4, 1-11.
- Pérez, M.V. y Urquijo, S. (2001). Depresión en adolescentes. Relaciones con el desempeño académico. *Psicología Escolar e Educacional*, 5, 49-58.
- Peterson, S. E. (1992). College students' attributions for performance on cooperative tasks. *Contemporary Educational Psychology*, 17, 114–124.
- Phillips, J. y Gully, S. (1997). Role of goal orientation, ability, need for achievement, and locus of control in the self-efficacy and goal-settings process. *Journal of Applied Psychology*, 82, 792-802.

-
- Pike, G.R. (1991). The effect of background, coursework and involvement on students' grades and satisfaction. *Research in Higher Education*, 32, 15-30.
- Pike, G.R. (1995). The relationship between self-reports of college experiences and achievement test scores. *Research in Higher Education*, 36, 1-21.
- Pike, G.R. (1996). Limitations of using students' self-reports of academic development as proxies for traditional achievement measures. *Research in Higher Education*, 37, 89-114.
- Pike, G.R. y Killian, T. (2001). Reported gains in student learning: Do academic disciplines make a difference? *Research in Higher Education*, 42, 429-454.
- Pike, G.R. y Saupe, J. (2002). Does High School Matter? *Research in Higher Education*, 43, 187-207.
- Pilcher, J. (1994). The Value-Driven Meaning of Grades. *Educational Assessment*, 2, 69-88.
- Pintrich, P.R. (1989). The dynamic interplay of student motivation and cognition in the college classroom. En M.Maehr y C. Ames (Eds.), *Advances in motivation and achievement: Motivation-enhancing environments* (Vol. 6, pp 117–160). Greenwich, CT: JAI.

- Pintrich, P.R. (1994). Continuities and discontinuities: Future directions for research in Educational Psychology. *Educational Psychologist*, 29, 137–148.
- Pintrich, P.R. (2000a). An achievement goal theory perspective on issues in motivation terminology, theory and research. *Contemporary Educational Psychology*, 25, 92-104.
- Pintrich, P.R. (2000b). Multiple goals, multiple pathways: The role of goal orientation in learning and achievement. *Journal of Educational Psychology*, 92, 544-555.
- Pintrich, P.R. (2003). A motivational science perspective on the role of student motivation in learning and teaching contexts. *Journal of Educational Psychology*, 95, 667-686.
- Pintrich, P.R. y De Groot, E. (1990). Motivation and self regulated learning components of classroom academic performance. *Journal of Educational Psychology*, 82, 33-40.
- Pintrich, P.R. y García, T. (1991). Student goal orientation and regulation in the college classroom. En M. Maehr y P. Pintrich (Eds.), *Advances in motivation and achievement*. (Vol 7, pp. 371-402). Greenwich, CT: JAI Press.
- Pintrich, P.R., Marx, R. y Boyle, R. (1993). Beyond cold conceptual change: the role of motivational beliefs and classroom

- contextual factors in the process of conceptual change. *Review of Educational Research*, 63, 167-199.
- Pintrich, P.R., Roeser, R.W. y De Groot, E. A. M. (1994). Classroom and individual differences in early adolescents' motivation and self-regulated learning. *Journal of Early Adolescence*, 14, 139–161.
- Pintrich, P.R. y Schunk, D.H. (1996). *Motivation in education: Theory, research, and applications*. Englewood Cliffs, NJ: MerrillPrentice–Hall.
- Pintrich, P.R., Smith, D., Garcia, T. y McKeachie, W. (1993). Reliability and predictive validity of the motivated strategies for learning questionnaire. *Educational and Psychological Measurement*, 53, 801-813.
- Pintrich, P.R., Zusho, A., Schiefele, U. y Pekrun, R. (2001). Goal orientation and self-regulated learning in the college classroom: A cross-cultural comparison. En F. Salili, C.-Y. Chiu y Y.Y. Hong (Eds.), *Student motiation: The culture and context of learning up* (pp. 149-169). New York: Plenum.
- Porto, A. y Di Gresia, L. (2000). *Características y rendimiento de estudiantes universitarios. El caso de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de La Plata*. Consultado en enero 3, 2006, en el sitio Web de la

Universidad Nacional de La Plata, Facultad de Ciencias
Económicas:

<http://www.depeco.unlp.edu.ar/doctrab/doc24.pdf>

Porto, A. y Di Gresia, L. (2001). *Características y rendimiento de graduados universitarios*. Consultado en enero 3, 2006, en el sitio Web de la Universidad Nacional de La Plata, Facultad de Ciencias Económicas:
<http://www.depeco.econo.unlp.edu.ar/espec/Grad03.pdf>.

Porto, Di Gresia y López (2004, noviembre). *Admisión a la universidad y rendimiento de los estudiantes*. Ponencia presentada en la XXXIX Reunión de la Asociación Argentina de Economía Política, Buenos Aires, Argentina.

Power, C., Robertson, F. y Baker, M. (1987). *Success in Higher Education*. Canberra: Australian Government Publishing Service.

Press, J. y Wilson, S. (1978). Choosing between logistic regression and discriminant analysis. *Journal of American Statistical Association*, 73, 699-705.

Pustjens, H., Van de Gaer, E. y Van Damme, J. (2004). Effect of Secondary Schools on Academic Choices and on Success in Higher Education. *School Effectiveness and School Improvement*, 15, 281-311.

- Raudenbush, S.W., Gleaser, L., Hedges, L., Johnson, E. y Petkova, E. (1997). *Comparing regression coefficients between models: Concepts and illustrative examples* (Technical Report No. 65). Research Triangle Park, NC: National Institute of Statistical Sciences.
- Rawsthorne, L. y Elliot, A.J. (1999). Achievement goals and intrinsic motivation: A meta-analytic review. *Personality and Social Psychology Review*, 3, 326-344.
- Reilly, J. y Mulhern, G. (1995). Gender difference in self-estimated IQ: The need for care in interpreting group data. *Personality and Individual Differences*, 18, 189-192.
- Remus, W. y Wong, C. (1982). An evaluation of five models for the admission decision. *College Student Journal*, 16, 53-59.
- Reynolds, P. (1990). Is an external examiner system an adequate guarantee of academic standards? En C.P.J. Loder (Ed.) *Quality Assurance and Accountability in Higher Education*. London: Kogan Page.
- Richardson, J.T.E. (2000). *Researching student learning: Approaches to studying in campus-based and distance education*. Buckingham, UK: Open University Press.
- Rinaudo, M.C., Chiecher, A. y Donolo, D. (2003). Motivación y uso de estrategias en estudiantes universitarios. Su evaluación a

partir del *Motivated Strategies Learning Questionnaire*. *Anales de Psicología*, 19, 107-119.

Rodríguez, S., Cabanach, R.G., Piñeiro, I., Valle, A., Núñez, J.C. y González-Pienda, J. (2001). Metas de aproximación, metas de evitación y múltiples metas académicas. *Psicothema*, 13, 546-550.

Rodríguez Ayán, M.N. (2001). Investigación "ex post facto" en un aula de Fisicoquímica. *Anuario Latinoamericano de Educación Química, ALDEQ, XV*, 162-166.

Rodríguez Ayán, M.N. y Coello, M.T. (en prensa). La predicción del rendimiento académico de estudiantes universitarios mediante modelos lineales y logísticos. *Spanish Journal of Psychology* (en prensa).

Rodríguez Ayán, M.N. y Ruiz, M.A. (en prensa). Atenuación de la asimetría y de la curtosis de las puntuaciones observadas mediante transformaciones de variables: incidencia sobre la estructura factorial. *Psicológica. International Journal of Methodology and Experimental Psychology*.

Roeser, R., Midgley, C. y Urdan, T. (1996). Perceptions of the school psychological climate and early adolescents' psychological and behavioral functioning in school: The mediating role of

- goals and belonging. *Journal of Educational Psychology*, 88, 408-422.
- Rogers, W.M. y Schmitt, N. (2004). Parameter recovery and model fit using multidimensional composites: a comparison of four empirical parceling algorithms. *Multivariate Behavioral Research*, 39, 379-412.
- Romainville, M. (1994). Awareness of cognitive strategies: The relationship between university students' metacognition and their performance. *Stu. Higher Educ.* 19, 359-366.
- Rost, D.H., Sparfeldt, J.R., Dickhäuser, O. y Schilling. S. (2005). Dimensional comparisons in subject-specific academic self-concepts and achievements: A quasi-experimental approach. *Learning and Instruction*, 15, 557-570.
- Ruiz, M.A. y San Martín, R. (1992a). Determinación del número de autovalores mayores que la unidad en el análisis imagen con el SPSS. *Psicológica. Journal of Methodology and Experimental Psychology*, 13, 107-112.
- Ruiz, M.A. y San Martín, R. (1992b). Una simulación sobre el comportamiento de la regla K1 del número de factores. *Psicothema*, 4, 543-550.

- Ruiz, M.A. y San Martín, R. (1993). Una implementación del procedimiento MAP para la determinación del número de factores. *Psicothema*, 5, 177-182.
- Ryan, R.M. (1993). Agency and organization: Intrinsic motivation, autonomy, and the self in psychological development. En J. Jacobs (Ed.), *Nebraska symposium on motivation* (Vol. 40, pp. 1–56). Lincoln, NE: University of Nebraska Press.
- Ryan, R.M y Deci, E.L. (2000). Intrinsic and extrinsic motivations: Classic definitions and new directions. *Contemporary Educational Psychology*, 25, 54-67.
- Sánchez, M. C. (1996) *Determinantes del rendimiento académico en la Universidad de Salamanca*. Tesis doctoral no publicada, Universidad de Salamanca, España.
- Satorra, A. (1990). Robustness issues in structural equation modeling: A review of recent developments. *Quality and Quantity*, 24, 367-386.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H y Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness of Fit Measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8, 23-74.
Consultado en mayo 20, 2004, en <http://www.mpro-online.de>

-
- Schiefele, U. (1991). Interest, learning, and motivation. *Educational Psychologist*, 26, 299–323.
- Schunk, D.H. (2000) Coming to terms with motivation constructs. *Contemporary Educational Psychology*, 25, 116-119.
- Schunk, D.H. y Pajares, F. (2005). Competence perceptions and academic functioning. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp.85-104). New York: The Guilford Press.
- Segal, D. (1934). *Prediction of success in College*. Bulletin nº.15. U.S. Office of Education. Washington, DC: U.S. Government Printing Office.
- Seifert, T. (2004). Understanding student motivation. *Educational Research*, 46, 138-149.
- Seifert, T. (1995). Characteristics of ego and task oriented students. A comparison of two methodologies. *British Journal of Educational Psychology*, 65, 125-138.
- Shavelson, R.J. y Bolus, R. (1982). Self-Concept: The interplay of theory and methods. *Journal of Educational Psychology*, 74, 3-17.
- Shavelson, R.J. y Marsh, H.W. (1986). On the structure of self-concept. En R. Scharzer (Ed.), *Self-related cognition in anxiety*

and motivation (pp.79-95). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Shim, S. y Ryan, A. (2005). Changes in Self-Efficacy, Challenge Avoidance, and Intrinsic Value in Response to Grades: The Role of Achievement Goals. *The Journal of Experimental Education*, 73, 333–349

Sirin, S. (2005). Socioeconomic status and academic achievement: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*, 75, 417-453.

Skaalvik, E. (1997). Self-enhancing and self-defeating ego orientation: Relations with task and avoidance orientation, achievement, self-perceptions and anxiety. *Journal of Educational Psychology*, 89, 71-81.

Snow, R.E., Corno, L. y Jackson, D. III (1996). Individual differences in affective and conative functions. En R.F. Calfee y D.C. Berliner (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp. 243-310). New York: Macmillan.

Soubirón, E. (2001). Estudio de la red de factores que afectan el rendimiento estudiantil en el curso de Química General a los efectos de optimizar las estrategias didácticas. Tesis de maestría no publicada, Universidad de la República, Uruguay.

-
- Spearman, C. (1904). "General intelligence," objectively determined and measured. *American Journal of Psychology*, 15, 201-293.
- Steinberg, L., Brown, B.B. y Dornbusch, S.M. (1996). *Beyond the classroom: Why school reform has failed and what parents need to do*. New York: Simon & Schuster.
- Stephenson, M. T. y Holbert, R. L. (2003). A monte carlo simulation of observable- versus latent-variable structural equation modeling techniques. *Communication Research*, 30, 332-354.
- Stern, D., Finkelstein, N., Urquiola, M. y Cagampang, H. (1997). What difference does it make if school and work are connected? Evidence on Co-operative education in the United States. *Economics of Education Review*, 16, 213-229.
- Sternberg, R. (1985a). *Beyond IQ: A triarchic theory of human intelligence*. New York: Penguin.
- Sternberg, R. (1985b). Implicit theories of intelligence, creativity and wisdom. *Journal of Personality and Social Psychology*, 49, 603-627.
- Sternberg, R. (1988). *The triarchic mind: A new theory of human intelligence*. New York: Penguin Books.
- Sternberg, R. (1997). *Successful Intelligence*. New York: Plume.

- Sternberg, R. (1999). The theory of successful intelligence. *Review of General Psychology*, 3, 292-316.
- Sternberg, R. (2005). Intelligence, competence and expertise. En A. J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp. 15-30). New York: The Guilford Press.
- Sternberg, R., Conway, B.E., Ketron, J.L y Bernstein, M. (1981). People's conceptions of intelligence. *Journal of Personality and Social Psychology*, 41, 37-55.
- Sternberg, R. y Hedlund, J. (2002). Practical Intelligence, *g*, and Work Psychology. *Human Performance*, 15, 143-160.
- Sternberg, R. y Kaufman, J. (1998). Human Abilities. *Annual Review of Psychology*, 49, 479-502.
- Stinebrickner, T. y Stinebrickner, R. (2003). Working during school and academic performance. *Journal of Labor Economics*, 21, 473-491
- Stricker, L., Rock, D. y Burton, N. (1996). Using the SAT and high school record in academic guidance. *Educational and Psychological Measurement*, 56, 626-641.
- Suárez, J. M., Cabanach, R.G. y Valle, A. (2001). Multiple-goal pursuit and its relation to cognitive self-regulatory and

-
- motivational strategies. *British Journal of Educational Psychology*, 71, 561-572.
- Szafran, R. (2001). The effects of academic load on success for new college students: is lighter better? *Research in Higher Education*, 42, 27-50.
- Tam, M. (2001). Measuring Quality and Performance in Higher Education. *Quality in Higher Education*, 7, 47-54.
- Tanaka, J.S. y Huba, G.J. (1985). A fit index for covariance structure models under arbitrary GLS estimation. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38, 197-201.
- Taylor, A.B., West, S.G. y Aiken, L.S. (2006). Loss of power in logistic, ordinal logistic and probit regression when an outcome variable is coarsely categorized. *Educational and Psychological Measurement*, 66, 228-239.
- Terenzini, P.T. y Pascarella, E.T. (1978). The relation of students' precollege characteristics and freshman experience to voluntary attrition. *Research in Higher Education*, 9, 347-366.
- Thurstone, L. L. (1938). *Primary mental abilities*. Chicago, IL: University of Chicago Press.

- Tinto, V. (1975). Dropout from Higher Education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of Educational Research, 45*, 89-125.
- Tinto, V. (1985). Dropping out and other forms of withdrawal from college. En U. Delworth y G. Hanson (Eds.), *Increasing Student Retention* (pp.28-43). San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Tinto, V. (1993). Leaving College: Rethinking the causes of and cures of student attrition (2nd ed.), Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Tinto, V. (1997). Classrooms as communities: Exploring the educational character of student persistence. *Journal of Higher Education, 68*, 599-623.
- Tomás, J.M. y Oliver, A. (1998). Efectos de formato de respuesta y método de estimación en análisis factorial confirmatorio. *Psicothema, 19*, 197-208.
- Trapnell, P. (1994). Openness versus intellect: a lexical left turn. *European Journal of Personality, 8*, 273-290.
- Travers, R.M.W. (1949). Significant research on the prediction of academic success. En W.T. Donahue, C.H. Coomb y R.M. Travers (Eds.), *The measurement of student adjustment and*

-
- achievement* (pp. 147-190). Ann Arbor, MI: University of Michigan Press.
- Tucker, L.R y Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38, 1–10.
- Tyler, J. (2003). Using state child labor laws to identify the effect of school-year work on High School achievement. *Journal of Labor Economics*, 21, 381-408.
- Universidad de la República. (2002). *Estadísticas Básicas de la Universidad de la República*. Montevideo, Uruguay: Universidad de la República, Dirección General de Planeamiento.
- Urdan, T. (1997). Examining the relations among early adolescent students' goals and friends' orientation toward effort and achievement in school. *Contemporary Educational Psychology*, 22, 165-191.
- Urquijo, S. (2002). Autoconcepto y desempeño académico en adolescentes. Relaciones con sexo, edad e institución. *PsicoUSF*, 7, 205-212.
- Utman, C. (1997). Performance effects of motivational state: A meta-analysis. *Personality and Social Psychology Review*, 1, 170-182.

- Valentine, J.C., DuBois, D.L. y Cooper, H. (2004). The relation between self-beliefs and academic achievement: A meta-analytic review. *Educational Psychologist*, 39, 111-133.
- Valle, A., Cabanach, R.G., Cuevas, L.M. y Núñez, J.C. (1997). Patrones motivacionales en estudiantes universitarios: Características diferenciales. *Revista de Investigación Educativa*, 15, 125-146.
- Valle, A., Cabanach, R.G, Núñez, J. y González-Pienda, J.A. (1998). Variables cognitivo-emocionales, enfoques de aprendizaje y rendimiento académico. *Psicothema*, 10, 393-412.
- Valle, A., Cabanach, R.G., Núñez, J.C., González-Pienda, J., Rodríguez, S. y Piñeiro, I. (2003a). Cognitive, motivational and volitional dimensions of learning: an empirical test of a hypothetical model. *Research in Higher Education*, 44, 557-580.
- Valle, A., Cabanach, R.G., Núñez, J.C., González-Pienda, J., Rodríguez, S. y Piñeiro, I. (2003b). Multiple goals, motivation and academic learning. *British Journal of Educational Psychology*, 73, 71-87.
- Vallerand, R. J. y Bissonnette, R. (1992). Intrinsic, extrinsic, and amotivational styles as predictors of behavior: A prospective study. *Journal of Personality*, 60, 599–620.

-
- Van den Hurk, M. y Van Berkel, H. (2005). Employment and achievement in a problem-based curriculum. *Higher Education in Europe*, 30, 229-236.
- Van Vught, F. (1994, junio). *The new context for academic quality*. Ponencia presentada en el Simposio University and Society: International Perspectives on Public Policies and Institutional Reform, Vienna, Austria.
- Vance, R.J., Winne, P.S. y Wright, E.S. (1983). A longitudinal examination of rater and ratee effects in performance ratings. *Personnel Psychology* 36, 609–620.
- Velicer, W. (1976). Determining the number of components from the matrix of partial correlations. *Psychometrika*, 41, 321-327.
- Velleman, P. F. y Welsch, R.E. (1981). Efficient computing of regression diagnostics. *American Statistician*, 35, 234–42.
- Vermunt, J. (1996). Metacognitive, cognitive and affective aspects of learning styles and strategies: A phenomenographic analysis. *Higher Education*, 25, 25-50.
- Vermunt, J. (1998). The regulation of constructive learning processes. *British Journal of Educational Psychology*, 68, 149-171.

- Vrugt, A., Oort, F. y Zeeberg, C. (2002). Goal orientations, perceived self-efficacy and study results amongst beginners and advanced students. *British journal of Educational Psychology*, 72, 385-397.
- Walker, C., Greene, B. y Mansell, R. (2006). Identification with academics, intrinsic/extrinsic motivation, and self-efficacy as predictors of cognitive engagement. *Learning and Individual Differences*, 16, 1–12.
- Wankowski, J. (1991). Success and failure at university. En K. Raaheim, J. Wankowski y J. Radford (Eds.), *Helping students to learn: teaching, counseling, research* (pp. 259-267). London: Society for Research into Higher Education and OUP.
- Warn, J. y Tranter, P. (2001). Measuring Quality in Higher Education: a competency approach. *Quality in Higher Education*, 7, 191-198.
- Weiner, B. (1985). An attributional theory of achievement motivation and emotion. *Psychological Review*, 92, 548-573.
- Weiner, B. (1986). An attributional theory of motivation and emotion. New York: Springer-Verlag.
- Weiner, B. (2000). Intrapersonal and interpersonal theories of motivation from an attributional perspective. *Educational Psychology Review*, 12, 1-14.

- Weiner, B. (2005). Motivation from an attributional perspective and the social psychology of perceived competence. En A.J. Elliot y C.S. Dweck (Eds.), *Handbook of competence and motivation* (pp. 73-84). New York: The Guilford Press.
- Weinstein, C., Schulte, A. y Palmer, D. (1987). *Learning and Study Strategies Inventory (LASSI)*. Clearwater, FL: H and H Publications.
- Wentzel, K.R. (1989). Adolescent classroom goals, standards for performance, and academic achievement: An interactionist perspective. *Journal of Educational Psychology*, 81, 131–142.
- Wentzel, K.R. (1991). Social and academic goals at school: Achievement motivation in context. En M. L. Maehr y P. R. Pintrich (Eds.), *Advances in motivation and achievement* (Vol. 7, pp. 185–212). Greenwich, CT: JAI Press.
- West, S, Finch, J. y Curran, P. (1995). Structural equation models with nonnormal variables: Problems and remedies. En R.H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues and applications* (pp. 56-76). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Whang, P. y Hancock, G. (1994). Motivation and mathematics achievement: Comparisons between Asian-American and Non-Asian students. *Contemporary Educational Psychology*, 19, 302–322.

- Wheaton, B. (1987). Assessment of fit in overidentified models with latent variables. *Sociological Methods and Research*, 16, 118-154.
- Wheaton, B., Muthén, B., Alwin, D.F. y Summers, G. (1977). Assessing reliability and stability in panel models. En D.R. Heise (Ed.), *Sociological methodology* (pp. 84–136). San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- Wigfield, A. y Eccles, J. (2000). Expectancy–Value Theory of Achievement Motivation. *Contemporary Educational Psychology* 25, 68–81.
- Wilson, R. y Hardgrave, B. (1995). Predicting graduate student success in an MBA program: Regression versus classification. *Educational and Psychological Measurement*, 35, 186-195.
- Wolters, C., Yu, S. y Pintrich, P.R. (1996). The relations between goal orientation and students' motivational beliefs and self-regulated learning. *Learning and Individual Differences*, 8, 211-238.
- Wong, M.(2000). The Relations Among Causality Orientations, Academic Experience, Academic Performance and Academic Commitment. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 26, 315-326.

-
- Wylie, R.C. (1979) *The Self-Concept (Vol. II): Theory and research on selected topics*. Lincoln, NE: University of Nebraska Press.
- Ximénez, M. y García, A. (2005). Comparación de los métodos de estimación de máxima verosimilitud y mínimos cuadrados no ponderados en el análisis factorial confirmatorio mediante simulación Monte-Carlo. *Psicothema*, 17, 528-535.
- Yu, C. (2002). Evaluating cutoff criteria of model fit indices for latent variable models with binary and continuous outcomes. Tesis doctoral no publicada, University of California, Los Ángeles.
- Yuan, K. y Bentler, P. (1997). Improving parameter tests in covariance structure analysis. *Computational Statistics and Data Analysis*, 26, 177-198.
- Zajacova, A., Lynch, S. y Espenshade, T. (2005). Self-efficacy, stress, and academic success in college. *Research in Higher Education*, 46, 677-706.
- Zar, J.H. (1996). *Biostatistical Analysis* (3rd ed.). New Jersey: Prentice Hall.
- Zeegers, P. (2001). Approaches to learning in science: A longitudinal study. *British Journal of Educational Psychology*, 71, 115-132.

- Zeegers, P. (2004). Student learning in Higher Education: a path analysis of academic achievement in science. *Higher Education Research and Development*, 23, 35-56.
- Zimmerman, B. (2000). Self-efficacy: an essential motive to learn. *Contemporary Educational Psychology*, 25, 82-91.
- Zimmerman, B., Bandura, A. y Martínez-Pons, M. (1992). Self-motivation for academic attainment: The role of self-efficacy beliefs and personal goal-setting. *American Educational Research Journal*, 29, 663-676.
- Zimmerman, B y Kisantas, A. (2005). Homework practices and academic achievement: The mediating role of self-efficacy and perceived responsibility beliefs. *Contemporary Educational Psychology*, 30, 397–417.
- Zusho, A. y Pintrich, P. (2000, abril). *Fear of not learning? The role of mastery avoidance goals in Asian American and European American college students*. Ponencia presentada en la reunión anual de la American Educational Research Association, New Orleans, LA.
- Zusho, A., Pintrich, P. y Coppola, B. (2003). Skill and will: The role of motivation and cognition in the learning of college chemistry. *International Journal of Science Education*, 25, 1081–1094.

APÉNDICES

APÉNDICE A. Revisión de la bibliografía

Sobre regresión logística

Adelman, C. (1999). Answers in the tool box: Academic intensity, attendants patterns and bachelors' degree attainment. Washington, DC: Government Printing Office.

Alon, S. (2005). Model misspecification in assessing the impact of financial aid on academic outcomes. *Research in Higher Education*, 46, 109-125.

Barnett-Queen, T. y Larrabee, M. J. (2000). Sexually oriented relationships between educators and students in Mental-Health-Education Programs. *Journal of Mental Health Counseling*, 22, 68-84.

Berggren, C. (2006). Labour market influence on recruitment to Higher Education – gender and class perspectives. *Higher Education*, 52, 121-148.

Bornmann, L. y Daniel, H.(2005). Criteria used by a peer review committee for selection of research fellows. *International Journal of Selection and Assessment*, 13, 296-303.

Brahmasrene, T. y Whitten, D. (2001). Assessing success on the uniform CPA exam: A logit approach. *Journal of Education for Business*, 77, 45-50.

Breen, R. y Jonsson, J. O. (2000). Analyzing educational careers: a multinomial transition model. *American Sociological Review*, 65, 754-772.

Caison, A.L. (2004-2005). Determinants of systemic retention: implications for improving retention practice in Higher Education. *Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice*, 6, 425-441.

Colbeck, C.L. (2002). Assessing institutionalization of curricular and pedagogical reforms. *Research in Higher Education*, 43, 397-421.

Collier, T., Gilchrist, R. y Phillips, D. (2003). Who plans to go to University? Statistical modelling of potential working-class participants. *Educational Research and Evaluation*, 9, 239-263.

DesJardins, S.L. (2001). Assessing the effects of changing institutional aid policy. *Research in Higher Education*, 42, 653-678.

Dowd, A. y Coury, T. (2006). The effect of loans on the persistence and attainment of community College students. *Research in Higher Education*, 47, 33-62.

Duggan, M.B. (2004-2005). E-Mail as social capital and its impact on first-year persistence of 4-year College students. *Journal of*

College Student Retention: Research Theory and Practice, 6, 169-189.

Garcia, L.M. y Bayer, A.E. (2005). Variations between Latino groups in US post-secondary educational attainment. *Research in Higher Education*, 46, 511-533.

González, J., y DesJardins, S.L. (2002). Artificial neural networks: A new approach to predicting application behavior. *Research in Higher Education*, 43, 235-258.

Goyette, K.A. y Mullen, A.L. (2006). Who studies the Arts and Sciences? Social background and the choice and consequences of undergraduate field of study. *Journal of Higher Education*, 77, 497-538.

Hagy, A.P. y Staniec, J. F. (2002). Immigrant status, race, and institutional choice in higher education. *Economics of Education Review*, 21, 381-392.

Heinesen, E. (2005). School district size and student educational attainment: evidence from Denmark. *Economics of Education Review*, 24, 677-689.

Herzog, S. (2005). Measuring determinants of student return vs. dropout/stopout vs. transfer: A first-to-second year analysis of new freshmen. *Research in Higher Education*, 46, 883-928.

- Hilmer, M.J. (2001). A comparison of alternative specifications of the College attendance equation with an extension to two-stage selectivity-correction models. *Economics of Education Review*, 20, 263-78.
- Hirao, K. (2001). The effect of Higher Education on the rate of labor-force exit for married Japanese women. *International Journal of Comparative Sociology*, 42, 413-433.
- Hung, F., Chung, Y. y Ho, E. (2000). To work or to continue to Higher Education? The choice of senior secondary students in Shenzhen, China. *Higher Education*, 39, 455-467.
- Jiali, L., Grady, M.L. y Bellows, L.H. (2001). Instructional issues for teaching assistants. *Innovative Higher Education*, 25, 209-230.
- Jimenez, J. y Salas-Velasco, M. (2000). Modeling educational choices. A binomial logit model applied to the demand for Higher Education. *Higher Education*, 40, 293-311.
- Kahn, J.H. y Nauta, M.M. (2001). Social-cognitive predictors of first-year College persistence: The importance of proximal assessment. *Research in Higher Education*, 42, 633-652.
- Leppel, K. (2001). The impact of major on college persistence among freshmen. *Higher Education*, 41, 327-342.

- Light, A. y Strayer, W. (2000). Determinants of College completion. *Journal of Human Resources*, 35, 299-332.
- Lindberg, M. (2005). Is it worth being 'traditional' in an era of mass individualization? *Higher Education in Europe*, 30, 385-398.
- Lombardi, W., Ramrattan, L.B. y Szenberg, M (2004). Anomalies in economics enrollment: 1991–1992 to 1995–1996. *Economics of Education Review*, 23, 153-165.
- Lyon, L., Beaty, M. P. y Mencken, C. (2005). Faculty attitudes on integrating faith and learning at religious Colleges and Universities: A research Note. *Sociology of Religion*, 66, 61-69.
- Menon, M.E. (2004). Information search as an indication of rationality in student choice of Higher Education. *Education Economics*, 12, 267-283.
- Patrick, W.J. (2001). Estimating first-year student attrition rates: An application of multilevel modeling using categorical variables. *Research in Higher Education*, 42, 151-170.
- Peng, C., Lee, K. e Ingersoll, G. (2002). An Introduction to logistic regression analysis and reporting. *Journal of Educational Research*, 96(1), 3-14.

- Peng, C., So, T., Stage, F. y St. John, E. (2002). The use and interpretation of logistic regression in Higher Education journals: 1988–1999. *Research in Higher Education*, 43, 259-293.
- Perna, L.W. (2001a). The contribution of historically Black Colleges and Universities to the preparation of African Americans for faculty careers. *Research in Higher Education*, 42, 267-294.
- Perna, L.W. (2001b). The relationship between family responsibilities and employment status among College and University faculty. *Journal of Higher Education*, 72, 584-611.
- Perna, L.W. (2001c). Sex and race differences in faculty tenure and promotion. *Research in Higher Education*, 42, 541-567.
- Perna, L.W. (2005). Sex differences in faculty tenure and promotion: The contribution of family ties. *Research in Higher Education*, 46, 277-307.
- Perna, L.W. y Walter, L. (2002). Sex differences in the supplemental earnings of College and University faculty. *Research in Higher Education*, 43, 31-58.
- Porter, S. y Swing, R. (2006). Understanding how first-year seminars affect persistence. *Research in Higher Education*, 47, 89-109.

- Porter, S.R. y Umbach, P.D. (2006). College major choice: an analysis of person–environment fit. *Research in Higher Education, 47*, 429-449.
- Porter, S.R. y Whitcomb, M.E. (2005). Non-response in student surveys: The role of demographics, engagement and personality. *Research in Higher Education, 46*, 127-152.
- Pustjens, H., Van de Gaer, E. y Van Damme, J. (2004). Effect of secondary schools on academic choices and on success in Higher Education. *School Effectiveness and School Improvement, 15*, 281-311.
- Sagen, H. B., Dallam, J.W. y Laverty, J.R. (2000). Effects of career preparation experiences on the Initial employment success of College graduates. *Research in Higher Education, 41*, 753-767.
- Smyth, F.L. y McArdle, J.J. (2004). Ethnic and gender differences in Science graduation at selective Colleges with implications for admission policy and College choice. *Research in Higher Education, 45*, 353-381.
- St. John, E., Musoba, G., Simmons, A., Choong-Geun; Schmit, J. y Peng, C. (2004). Meeting the access challenge: An examination of Indiana's twenty-first century scholars program. *Research in Higher Education, 45*, 829-871.

- Strayhorn, G. (2000). A pre-admission program for underrepresented minority and disadvantaged students: Application, acceptance, graduation rates, and timeliness of graduating from Medical School. *Academic Medicine*, 75, 355-361.
- Thomas, M. K. (2004). Where College-bound students send their SAT scores: Does race matter? *Social Science Quarterly*, 85, 1374-1389.
- Thomas, W., Webber, D.J. y Walton, F. (2003). School effects that shape students' intentions to stay-on in Education. *Research in Post-Compulsory Education*, 8, 197-212.
- Tien, F.F. (2000). To what degree does the desire for promotion motivate faculty to perform research? Testing the expectancy theory. *Research in Higher Education*, 41, 723-752.
- Todd, C. S. (2004). Assessing Math and English general Education courses with results applicable to advising. *Journal of College Student Retention: Research Theory and Practice*, 6, 209-224.
- Wilkins, S. (2001). An analytical model to assess the efficacy of the British HND programme in the Arabian Gulf Region. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 26, 579-591.
- Worthington, A. C. (2002). The impact of student perceptions and characteristics on teaching evaluations: A case study in

finance education. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 27, 49-64.

Sobre modelos de ecuaciones estructurales

Åberg-Bengtsson, L. (2005). Separating quantitative and analytic dimensions in the Swedish Scholastic Aptitude Test (SweSAT). *Scandinavian Journal of Educational Research*, 49, 359-383.

Ahmed, E. y Braithwaite, V. (2005). A need for emotionally intelligent policy: Linking tax evasion with Higher Education funding. *Legal and Criminological Psychology*, Vol. 10, 291-308.

Arbaugh, J.B. y Hwang, A. (2006). Does “teaching presence” exist in online MBA courses? *Internet and Higher Education*, 9, 9-21.

Beekhoven, S., De Jong, U. y Van Hout, H. (2002). Explaining academic progress via combining concepts of integration theory and rational choice theory. *Research in Higher Education*, 43, 577-600.

Boldt, M. (2001). Assessing students' accounting knowledge: A structural approach. *Journal of Education for Business*, 76, 262-269.

Bourke, S., Hattie, J. y Anderson, L. (2004). Predicting examiner recommendations on Ph.D. theses. *International Journal of Educational Research*, 41, 178-194.

Braxton, J., Milem, J. y Sullivan, A. (2000). The influence of active learning on the College student departure process: Toward a revision of Tinto's theory. *Journal of Higher Education*, 71, 569-590.

Braxton, J., Bray, N. y Berger, J. (2000). Faculty teaching skills and their influence on the College student departure process. *Journal of College Student Development*, 41, 215-227.

Brunsdon, V., Davies, M. Shevlin, M. y Bracken, M. (2000). Why do the students drop out? A test of Tinto's model. *Journal of Further and Higher Education*, 24, 301-310.

Carlstedt, B. y Gustafsson, J.(2005). Construct validation of the Swedish Scholastic Aptitude Test by means of the Swedish Enlistment Battery. *Scandinavian Journal of Psychology*, 46, 31-42.

Cheung, D. (2000). Evidence of a single second-order factor in student ratings of teaching effectiveness. *Structural Equation Modeling*, 7, 442-460.

Cheung, H. (2006). Factors affecting the state anxiety level of higher education students in Macau: the impact of trait anxiety and

self-esteem. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 31, 709-725.

Clifton, R., Perry, R., Stubbs, C. y Roberts, L. (2004). Faculty environments, psychosocial dispositions and the academic achievement of College students. *Research in Higher Education*, 45, 801-828.

Cokley, K. (2003). What do we know about the motivation of African American students? Challenging the "Anti-Intellectual" myth. *Harvard Educational Review*, 73, 524-558.

Conroy, D., Metzler, J. y Hofer, S. (2003). Factorial invariance and latent mean stability of performance failure appraisals. *Structural Equation Modeling*, 10, 401-422.

Duff, A. y Duffy, T. (2002). Psychometric properties of Honey and Mumford's Learning Styles Questionnaire (LSQ). *Personality and Individual Differences*, 33, 147-163.

Glanzer, P., Ream, T., Villarreal, P. y Davis, E. (2004). The teaching of ethics in Christian Higher Education: An examination of general Education requirements *Journal of General Education*, 53, 184-200.

Grayson, J. (2004). The relationship between grades and academic program satisfaction over four years of study. *Canadian Journal of Higher Education*, 34, 1-34.

- Greimel-Fuhrmann, B. y Geyer, A. (2003). Students' evaluation of teachers and instructional quality-analysis of relevant factors based on empirical evaluation research. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 28, 229-238.
- Harlow, L., Burkholder, G. y Morrow, J. (2002). Evaluating attitudes, skill, and performance in a learning-enhanced quantitative methods course: A structural modeling approach. *Structural Equation Modeling*, 9, 413-430.
- Hofman, A., van den Berg, M. (2000). Determinants of study progress: The impact of student, curricular and contextual factors on study progress in University Education. *Higher Education in Europe*, 25, 93-110.
- Holbert, R. y Stephenson, M. (2002). Structural equation modeling in the Communication Sciences, 1995-2000. *Human Communication Research*, 28, 531-551.
- Humphrey, R. (2006). Pulling structured inequality into Higher Education: The impact of part-time working on English University students. *Higher Education Quarterly*, 60, 270-286.
- Johnsrud, L., Heck, R., Rosser, V. (2000). Morale matters: midlevel administrators and their intent to leave. *Journal of Higher Education*, 71, 34-59.

- Kember, D. y Leung, D. (2004). Relationship between the employment of coping mechanisms and a sense of belonging for part-time students. *Educational Psychology, 24*, 345-357.
- Kember, D. y Leung, D. (2005). The influence of active learning experiences on the development of graduate capabilities. *Studies in Higher Education, 30*, 155-170.
- Kember, D., Leung, D. (2006). Characterising a teaching and learning environment conducive to making demands on students while not making their workload excessive. *Studies in Higher Education, 31*, 185-198.
- Kyvik, S. (2004). Structural changes in higher education systems in Western Europe. *Higher Education in Europe, 29*, 393-409.
- Lane, A., Hall, R. y Lane, J. (2004). Self-efficacy and statistics performance among Sport studies students. *Teaching in Higher Education, 9*, 435-448.
- LaPointe, D. y Gunawardena, C. (2004). Developing, testing and refining of a *model* to understand the relationship between peer interaction and learning outcomes in computer-mediated conferencing. *Distance Education, 25*, 83-106.
- Leung, D. y Kember, D. (2005a). Comparability of data gathered from evaluation questionnaires on paper and through the internet. *Research in Higher Education, 46*(5), 571-591.

- Leung, D. y Kember, D. (2005b). The influence of the part time study experience on the development of generic capabilities. *Journal of Further and Higher Education*, 2, 91-101.
- Leung, D. y Kember, D. (2006). The influence of teaching approach and teacher-student interaction on the development of graduate capabilities. *Structural Equation Modeling*, 13, 264-286.
- McKenzie, K., Gow, K. y Schweitzer, R. (2004). Exploring first-year academic achievement through structural equation modelling. *Higher Education Research and Development*, 23, 95-112.
- Minkoff, S. y Raney, G. (2000). Letter-detection errors in the word "The": Word frequency versus syntactic structure. *Scientific Studies of Reading*, 4, 55-76.
- Nasser, F. y Hagtvet, K. (2006). Multilevel analysis of the effects of student and instructor/course characteristics on student ratings. *Research in Higher Education*, 47, 559-590.
- Perry, R., Clifton, R., Menec, V., Struthers, C. y Menges, R. (2000). Faculty in transition: A longitudinal analysis of perceived control and type of Institution in the research productivity of Newly Hired Faculty. *Research in Higher Education*, 41, 165-194.

Rosser, V. (2004). Faculty members' intentions to leave: A national study on their worklife and satisfaction. *Research in Higher Education, 45*, 285-309.

Rosser, V. (2005). Measuring the change in Faculty perceptions over time: An examination of their worklife and satisfaction. *Research in Higher Education, 46*, 81-107.

Sachs, J. (2002). A path model for students' attitude to writing a thesis. *Scandinavian Journal of Educational Research, 46*, 99-108.

Sandler, M. (2000). Career decision-making self-efficacy, perceived stress and an integrated model of student persistence: A structural model of finances, attitudes, behavior, and career development. *Research in Higher Education, 41*, 537-580.

Schönwetter, D., Clifton, R. y Perry, R. (2002). Content familiarity: Differential impact of effective teaching on student achievement outcomes. *Research in Higher Education, 43*, 625-655.

Schweizer, K. (2001). Preattentive processing and cognitive ability. *Intelligence, 29*(2), 169-186.

Selim, H. (2005). Videoconferencing-mediated instruction: Success model. *International Journal of Distance Education Technologies, 3*, 62-80.

- Smith, S. (2001). A social cognitive approach to the career development of undergraduate students. *Delta Pi Epsilon Journal*, 43, 200-214.
- Smith, S. (2002). The role of social cognitive career theory in information technology based academic performance. *Information Technology, Learning, and Performance Journal*, 20, 1-10.
- Struthers, C., Perry, R. y Menec, V. (2000). An examination of the relationship among academic stress, coping, motivation and performance in College. *Research in Higher Education*, 41, 581-592.
- Sullins, D. (2004). The difference catholic makes: Catholic Faculty and Catholic Identity. *Journal for the Scientific Study of Religion*, 43, 83-101.
- Sy, S. (2006). Family and work influences on the transition to College among Latin adolescents. *Hispanic Journal of Behavioral Sciences*, 28, 368-386.
- Tao, S., Dong, Q., Pratt, M., Hunsberger, B. y Pancer, S. (2000). Social support: Relations to coping and adjustment during the transition to University in the People's Republic of China. *Journal of Adolescent Research*, 15, 123-144.

- Thompson, B. Cook, C. y Heath, F. (2003). Structure of perceptions of service quality in libraries: A LibQUAL+ Study. *Structural Equation Modeling, 10*, 456-464.
- Tokar, D., Withrow, J., Hall, R. y Moradi, B. (2003). Psychological separation, attachment security, vocational self-concept crystallization, and career indecision: A structural equation analysis. *Journal of Counseling Psychology, 50*, 3-19.
- Van Berkel, H. y Schmidt, H. (2000). Motivation to commit oneself as a determinant of achievement in problem-based learning. *Higher Education, 40*, 231-242.
- Van der Veen, I., de Jong, U., van Leeuwen, M. y Korteweg, J. (2005). The development of Higher Education students' interest in their subject: the case of higher professional education in the Netherlands. *Studies in Higher Education, 30*, 275-289.
- Vollmeyer, R. y Rheinberg, F. (2000). Does motivation affect performance via persistence? *Learning and Instruction, 10*, 293-309.
- Weistroffer, H., Spinelli, M., Canavos, G., Fuhs, F. (2001). A merit pay allocation model for College Faculty based on performance Quality and Quantity. *Economics of Education Review, 20*(1), 41-49.

- Wolfe, L. y List, J. (2004). Temporal stability in the effects of College attendance on locus of control, 1972-1992. *Structural Equation Modeling, 11*, 244-260.
- Zajacova, A., Lynch, S.y Espenshade, T. (2005). Self-efficacy, stress, and academic success in College. *Research in Higher Education, 46*, 677-706.
- Zeegers, P. (2004). Student learning in higher education: a path analysis of academic achievement in science. *Higher Education Research and Development, 23*(1), 35-56.
- Zhou, Y. y Volkwein, J. (2004). Examining the influences on faculty departure intentions: A comparison of tenured versus nontenured Faculty at research Universities Using NSOPF-99. *Research in Higher Education, 45*, 139-176.

APÉNDICE B. Cuestionarios

Tabla B1
Encuesta Estudiantil On-Line (EEO) 2005

Unidad Académica de Educación Química (UNADEQ) - Relevamiento Estudiantil 2005

Indique su respuesta señalando con una cruz sobre la opción que corresponda.

Cédula de identidad			
Bachillerato	Medicina		
	Ingeniería		
	Agronomía		
	Otro		
Estado conyugal	Soltero/a		
	Unión libre		
	Casado/a		
	Separado/a		
	Divorciado/a		
	Viudo/a		
Hijos	Si		
	No		
Núcleo habitacional (con quién/es convive)	Solo/a		
	Pareja		
	Pareja e hijos		
	Hijos		
	Padres/ Tutores		
	Otros		
Vivienda	Propietario/a		
	Inquilino/a		
	Otro		
Ingresos (Fuente principal)	Aporte Familiar		
	Trabajo		
	Beca		
Estudios cursados por padres o tutores (Indique el máximo)	Primaria		
	Secundaria – Primer ciclo		
	Secundaria – Segundo ciclo		
	Terciaria		
¿Trabaja?	Si		
	No		
SI	¿Su trabajo está vinculado con su carrera	Si	
		No	
SI	Indique la cantidad de horas semanales	Hasta 20	
		Hasta 30	
		Hasta 44	
		Más de 44	
NO	¿Está buscando trabajo actualmente?	Si	
		No	
NO	¿Ha trabajado antes?	Si	
		No	

Tabla B2
Escala de metas académicas de Hayamizu y Weiner (1991)

MOTIVACIÓN PARA EL ESTUDIO. Por favor indique su grado de acuerdo con las afirmaciones que siguen según la escala: Totalmente en desacuerdo (1) En desacuerdo (2) Indeciso (3) De acuerdo (4) Totalmente de acuerdo (5)					
	1	2	3	4	5
Estudio porque me resulta interesante resolver situaciones problemáticas					
Estudio porque disfruto descubriendo cuánto he avanzado.					
Estudio porque me gusta aprender cosas nuevas.					
Estudio porque me gusta el desafío de problemas nuevos.					
Estudio porque me siento bien cuando supero dificultades.					
Estudio porque soy una persona curiosa.					
Estudio porque me gusta usar mi cerebro.					
Estudio porque me siento bien cuando puedo resolver un problema difícil.					
Estudio porque quiero recibir elogios por parte de mis docentes y mis padres.					
Estudio porque quiero captar la atención de mis amigos.					
Estudio porque no quiero hacer el ridículo frente a mis compañeros.					
Estudio porque no quiero ser rechazado/a por los docentes.					
Estudio porque quiero que los demás se den cuenta de lo capaz que soy.					
Estudio porque quiero obtener mejores notas que mis compañeros.					
Estudio porque quiero obtener buenas notas.					
Estudio porque quiero sentirme orgulloso/a de mis notas.					
Estudio porque no quiero perder exámenes.					
Estudio porque la escolaridad se tiene en cuenta en selecciones para becas, practicantado, etc.					
Estudio porque quiero conseguir un buen trabajo en el futuro.					
Estudio porque quiero adquirir cierto estatus en el futuro.					

Nota. En el artículo original el ítem 18 alude a la selección para el ingreso a la Escuela de Graduados, por lo que fue modificada, pero respetando la estructura factorial de la escala reportada por los autores.

Tabla B3
Escala de Capacidad Percibida de Trapnell (1994)

CAPACIDAD Y RENDIMIENTO. Por favor indique su grado de acuerdo con las siguientes afirmaciones en escala del 1 al 9 , donde 1 representa "La afirmación es totalmente Falsa" y 9 representa "La afirmación es totalmente Verdadera"									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Se me considera una persona excepcionalmente inteligente.									
Se me considera una persona muy competente e intelectual.									
Se me considera extremadamente talentoso/a en el aspecto académico.									
Mis notas suelen estar entre las más altas de mi grupo.									

Comentarios:

.....

Muchas gracias por su tiempo. Cuando el resultado de este relevamiento esté aprobado por el Consejo de la Facultad el informe será publicado en la página Web de la UNADEQ, para que todos los que participaron puedan conocerlo.

APÉNDICE C. Análisis factorial

C1. Análisis Factorial Exploratorio

Métodos de extracción

Componentes Principales (CP)

Es el método más comúnmente empleado, el cual analiza toda la varianza de los datos (común y específica) y obtiene una combinación lineal de variables que explica la mayor proporción de varianza posible. Diversos autores destacan la superioridad de otros procedimientos, como Ejes Principales (EP) o máxima verosimilitud (ML), sobre CP, debido a que éste tiende a sobreestimar las comunalidades finales (Ruiz y San Martín, 1993; Fabrigar et al., 1999).

Ejes Principales (EP)

Opera similarmente a CP en cuanto a que también maximiza la varianza explicada, pero la diferencia es que analiza solamente la varianza común y no la total.

Métodos de rotación

Para mejorar la interpretación de los factores se recurrió a la rotación de los factores (descripción de los factores mediante otro sistema de coordenadas). Como métodos de rotación se emplearon Varimax (ortogonal) y Oblimin (oblicua) con delta igual a cero.

Rotación Varimax

Opera maximizando la varianza del cuadrado de las saturaciones dentro de cada factor, por lo que simplifica la interpretación de los factores.

Rotación Oblicua

La ventaja de la rotación oblicua es que permite que los factores correlacionen y la magnitud de dicha correlación puede ser útil para interpretar la estructura subyacente. Así, por ejemplo, correlaciones elevadas entre los factores de primer orden sugieren la existencia de factores de orden superior.

Selección del número de factores

En cuanto a los criterios para seleccionar el número de factores a retener en la solución se emplearon la regla de Kaiser-Guttman (Guttman, 1953; Kaiser, 1960) de autovalores superiores a 1 (K1), el gráfico de sedimentación de Cattell (1966) y el método Minimum Average Partial (MAP) propuesto por Velicer (1976).

Regla K1 de Kaiser-Guttman (Guttman, 1953; Kaiser, 1960)

Consiste en seleccionar los factores cuyos autovalores son superiores a la unidad. El fundamento de esta regla es que cada factor debe explicar la varianza de al menos una variable. La matriz

que se analiza es la de correlaciones sin reducir (variables estandarizadas con varianza igual a uno).

Gráfico de sedimentación de Cattell (1966)

Se representan los autovalores de la matriz de correlaciones sin reducir en las ordenadas y el número de componentes en las abscisas. Se establece el número óptimo de factores en el punto anterior a aquél en el que la pendiente se hace uniforme. Este método supone que los factores de mayor varianza son factores sustantivos, comunes a las variables, en tanto que los de varianza pequeña corresponden a varianza residual (factores triviales, debido a errores).

El método K1 y el método de Cattell (1966) tienen tendencia a la sobreestimación del número de factores (Ruiz y San Martín, 1993; Fabrigar et al., 1999), si bien sobre la regla K1 Ruiz y San Martín (1992b) concluyen que la estimación resulta sesgada cuando la proporción de sujetos por variable es baja (en este estudio dicha relación es 1573:20 y 1662:4 para metas académicas y capacidad percibida respectivamente).

Método MAP

Utiliza como criterio las correlaciones parciales entre las variables originales, tras haber eliminado de ellas la información reproducida por los factores ya extraídos. Cuando el promedio de las

correlaciones parciales al cuadrado alcanza un mínimo, no se extraen más componentes. Este mínimo se alcanza cuando la matriz residual se acerca más a una matriz identidad. Un requisito para utilizar esta regla es que haya, al menos, dos variables con pesos altos en cada uno de los componentes retenidos.

Este procedimiento se comporta mejor que la regla K1 y la prueba de sedimentación, pero tiende a la infraestimación del número de factores cuando éstos están pobremente definidos (saturaciones menores que 0,5) y la proporción de variables por factor es elevada (Velicer, 1976). Para implementarlo se utiliza el procedimiento MATRIX propuesto por Ruiz y San Martín (1993).

Pruebas de adecuación muestral y ajuste a los datos

Se realizó además la prueba de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y la prueba de esfericidad de Bartlett (1950, 1951) de ajuste del modelo factorial a los datos.

Prueba de KMO

La medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) es un índice que compara la magnitud de los coeficientes de correlación observados con la magnitud de los coeficientes de correlación parcial. Contrasta si las correlaciones parciales entre las variables son pequeñas mediante el estadístico:

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} \sum r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} \sum r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} \sum a_{ij}^2}$$

donde:

r_{ij} es el coeficiente de correlación simple entre las variables X_i y X_j ,

a_{ij} es el coeficiente de correlación parcial entre las variables X_i y X_j .

Se puede interpretar como un indicador de la cantidad de varianza explicada por las dimensiones subyacentes, dado que se calcula a partir de los cuadrados de las correlaciones. Puesto que la correlación parcial entre dos variables debe ser pequeña cuando el modelo factorial es adecuado (dado que la mayor parte de la varianza compartida entre dos variables debe ser compartida a su vez con las restantes variables de la dimensión), el denominador debe aumentar poco si los datos corresponden a una estructura factorial y la medida KMO debe estar próxima a 1, en tanto que si los valores de KMO son pequeños, el uso del modelo factorial es cuestionable. Según Kaiser (1974) valores superiores a 0,80 son buenos, valores comprendidos entre 0,50 y 0,70 son medios y valores inferiores a 0,50 no son aceptables.

Prueba de Bartlett (1950, 1951)

Contrasta la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones entre las variables es igual a la matriz identidad, esto es, las variables no están correlacionadas. Si el estadístico de Bartlett (1950, 1951) es estadísticamente significativo ($\alpha=0,05$) el modelo factorial extraído presenta un ajuste adecuado.

Comparación de saturaciones factoriales

La comparación de las saturaciones factoriales obtenidas según los distintos análisis se llevó a cabo mediante los índices de congruencia factorial K y los índices de variabilidad V de MacCallum et al. (1999), que miden respectivamente la correspondencia y la distancia entre las soluciones factoriales. Para interpretar los valores del índice K se adoptó el criterio seguido por MacCallum et al. (1999): entre 0,98 y 1 excelente, entre 0,92 y 0,98 bueno, entre 0,82 y 0,92 límite, entre 0,68 y 0,82 pobre y $< 0,68$ muy pobre. Para los índices de variabilidad V se adoptó el valor 0,08 para una correspondencia aceptable y 0,05 para una buena correspondencia entre las soluciones (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa). Para un número de ítems r y un número de factores p , los índices K y V se estimaron mediante EXCEL, según las siguientes pautas:

Índice K:

$$\phi_k = \frac{\sum_{j=1}^p f_{jk(1)} f_{jk(2)}}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^p f_{jk(1)}^2\right) \left(\sum_{j=1}^p f_{jk(2)}^2\right)}}$$

donde $f_{jk(1)}$ y $f_{jk(2)}$ representan las saturaciones factoriales del ítem j en el factor k , para las condiciones 1 y 2 respectivamente. En términos geométricos el coeficiente Φ_k representa el coseno del ángulo que forman los factores k obtenidos en las dos condiciones 1 y 2, cuando se grafican en el mismo espacio. Para estimar el grado de correspondencia de los r factores de la solución se estima la media de los valores de ϕ_k según:

$$K = \frac{\sum_{k=1}^r \phi_k}{r}$$

Índice V:

El índice de variabilidad V se estimó según:

$$V = \left[\frac{\text{Trace}[(B - \bar{B})(B - \bar{B})]}{pr} \right]^{1/2}$$

donde B es la matriz factorial para una condición, \bar{B} es la matriz factorial promedio, p es el número de ítems y r el número de factores.

Resultados del AFE

Escala de metas académicas

En la Tabla C1.1 se muestran los autovalores de la matriz de correlaciones y en la Figura C1.1 el gráfico de sedimentación de Cattell (1966).

Tabla C1.1
Autovalores de la matriz de correlaciones

Factor	Autovalores iniciales		
	Total	% de la varianza	% acumulado
1	5,879	29,394	29,394
2	3,385	16,924	46,318
3	2,210	11,051	57,369
4	,977	4,883	62,252
5	,766	3,832	66,084
6	,724	3,619	69,703
7	,630	3,150	72,853
8	,562	2,808	75,661
9	,549	2,747	78,407
10	,533	2,664	81,071
11	,506	2,532	83,603
12	,478	2,388	85,992
13	,460	2,299	88,290
14	,426	2,131	90,421
15	,401	2,004	92,425
16	,367	1,837	94,261
17	,334	1,669	95,930
18	,280	1,400	97,330
19	,276	1,382	98,712
20	,258	1,288	100,000

De acuerdo con la regla K1 (Guttman, 1953; Kaiser, 1960) habría que extraer tres factores, pues hay tres autovalores superiores a la unidad. La varianza explicada por estos tres factores es de 57,4%.

La prueba de sedimentación de Cattell (1966) designa el número de factores en el punto anterior a aquél en el que la

pendiente se hace uniforme y se puede considerar residual. De acuerdo con la Figura C1.1, el número de factores debería ser tres, coincidiendo con el método de la regla K1.

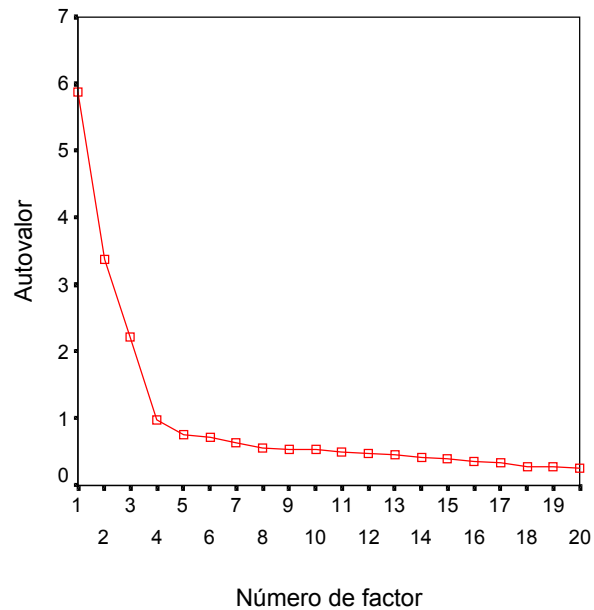


Figura C1.1. Gráfico de sedimentación de Cattell.

El método MAP, implementado según el procedimiento MATRIX propuesto por Ruiz y San Martín (1993) recomienda la extracción de dos factores. En la Tabla C1.2 se muestran los valores de la Correlación Parcial Media de la Matriz de Correlaciones Muestral (CPM) y de la Función de Correlación Parcial Media (FC).

Tabla C1.2
Resultados del procedimiento MAP

CPM = 0,09413

	,07535	,07186	,07366	,08594	,10308
FC	,12610	,15398	,18836	,24257	,30088
	,42152	,61051	1,42018	2,79007	7,18545
	49,65827	207,48122	32741,7476	19364370,3	,00000

El número de factores recomendado es dos.

Nota. CPM = Correlación Parcial Media de la matriz de correlaciones muestral;
FC = Función de Correlación Parcial Media.

Este método tiende a la infraestimación del número de factores cuando éstos están pobremente definidos (saturaciones menores que 0,5) y la proporción de variables por factor es elevada (Velicer, 1976).

La Tabla C1.3 muestra comparativamente las sumas de cuadrados (SC) antes y después de la rotación, así como el porcentaje de varianza explicado para los factores extraídos según los diferentes métodos. Para la rotación Oblimin (última columna de la tabla) sólo se informan las SC, puesto que al no imponerse la condición de ortogonalidad en la rotación de los factores, el cociente entre SC y el total de variables no representa el porcentaje de varianza explicada por el modelo.

Tabla C1.3
Sumas de cuadrados luego de la extracción y de la rotación y porcentajes de varianza explicada

Factor	Extracción			Rotación Varimax			Rotación Oblimin	
	SC	% de varianza	% acumulado	SC	% de varianza	% acumulado	SC	
CP	1	5,879	29,394	29,394	4,535	22,676	22,676	4,970
	2	3,385	16,924	46,318	3,667	18,333	41,009	3,977
	3	2,210	11,051	57,369	3,272	16,359	57,369	3,934
EP	1	5,393	26,963	26,963	4,046	20,229	20,229	4,543
	2	2,926	14,630	41,593	3,196	15,980	36,209	3,547
	3	1,686	8,429	50,022	2,763	13,813	50,022	3,575

Nota. SC = Suma de cuadrados; CP = Componentes Principales; EP = Ejes Principales.

Escala de capacidad percibida

Análogamente a lo realizado con la escala de metas académicas, para la escala de capacidad percibida se muestran los autovalores de la matriz de correlaciones (tabla C1.4), el gráfico de sedimentación de Cattell (1966) (Figura C1.2), los resultados de la implementación del método MAP (Tabla C1.5) y la suma de los cuadrados y el porcentaje de varianza explicada (Tabla C1.6).

Tabla C1.4
Autovalores de la matriz de correlaciones

Factor	Autovalores iniciales		
	Total	% de la varianza	% acumulado
1	2,953	73,816	73,816
2	,526	13,141	86,957
3	,289	7,217	94,174
4	,233	5,826	100,000

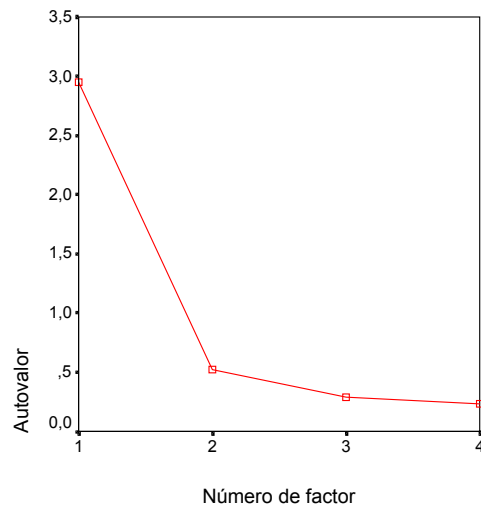


Figura C1.2. Gráfico de sedimentación de Cattell.

Tabla C1.5

Resultados del procedimiento MAP

CPM = 0,42766

FC ,23791 3,88394 26,69089 ,00000

El número de factores recomendado es uno.

Nota. CPM = Correlación Parcial Media de la matriz de correlaciones muestral;
FM = Función de Correlación Parcial Media.

Tabla C1.6

Sumas de cuadrados luego de la extracción y porcentajes de varianza explicada

Método de extracción	Extracción		
	SC	% de varianza	% acumulado
CP	2,953	73,816	73,816
EP	2.634	65.848	65.848

Nota. SC = Suma de cuadrados; CP = Componentes Principales; EP = Ejes Principales.

C2. Análisis Factorial Confirmatorio

Métodos de estimación

Máxima verosimilitud (ML)

El método más empleado es el de estimación por máxima verosimilitud (ML), pues presenta una serie de ventajas (Bollen, 1989b). Para la estimación de parámetros mediante ML se minimiza la función de discrepancia F_{ML} :

$$F_{ML} = \log|\Sigma(\theta)| - \log|S| + tr[S\Sigma(\theta)^{-1}] - p$$

donde:

$\Sigma(\theta)$ es la matriz de covarianzas reproducida por el modelo

S es la matriz de covarianzas observada

p es el número de variables observadas

En condiciones de distribución normal multivariante para las variables observadas, especificación correcta del modelo y tamaño muestral suficientemente grande, los estimadores de ML resultan asintóticamente insesgados, consistentes y eficientes. También se distribuyen de acuerdo a la distribución normal, por lo que admiten contrastar la hipótesis nula de que su valor es cero en la población.

Además, el estadístico $F_{ML} * (N-1)$, siendo N el número de grados de libertad, se distribuye según *ji-cuadrado*, lo cual permite estimar la significación del estadístico de contraste. Tanto la función F_{ML} como las estimaciones son invariantes respecto a la escala de medida, por lo que los resultados no dependen de que se emplee la matriz de covarianzas o de correlaciones, ni de que se utilicen los datos originales o transformados.

Mínimos cuadrados generalizados (GLS)

El método de mínimos cuadrados generalizados (GLS) también es muy frecuente y se emplea en las mismas condiciones de ML, arrojando resultados asintóticamente equivalentes a los de ML. La función con la que opera es:

$$F_{GLS} = \frac{1}{2} tr \{ [S - \sum(\theta)] W^{-1} \}^2$$

donde:

W^{-1} es cualquier matriz positiva definida, aunque la elección más habitual es S^{-1}

Este método opera minimizando la suma de los cuadrados de la matriz residual $S - \sum(\theta)$, ponderando la función de ajuste por los inversos de las varianzas y covarianzas de las variables. Las estimaciones GLS son consistentes y la distribución asintótica de los parámetros es normal multivariante, lo cual permite contrastes

estadísticos. Al igual que con ML, $F_{GLS} * (N-1)$ también se distribuye según *ji-cuadrado* y la función y las estimaciones son invariantes respecto a la escala de medida. Para muestras pequeñas, no obstante, es preferible el uso del método ML, que arroja mejores resultados (Schermelleh-Engels, Moosbrugger y Müller, 2003).

Métodos de distribución libre (ADF)

Los datos empíricos procedentes de investigaciones en Psicología y en Educación rara vez cumplen con el supuesto de normalidad multivariante (Micceri, 1989). Así se han desarrollado métodos alternativos de estimación de parámetros, denominados de distribución libre ADF (Bentler, 1983; Browne, 1982, 1984). Estos métodos de estimación están recomendados cuando las variables no cumplen los supuestos de normalidad multivariante y también cuando existen variables continuas y ordinales. La función de discrepancia que se calcula es:

$$F_{ADF} = [S - \sigma(\theta)]W^{-1}[S - \sigma(\theta)]$$

donde:

W es una matriz cuyos elementos son estimadores consistentes de la matriz de covarianza de la muestra y $\sigma(\theta)$ es el vector de elementos únicos en la matriz de covarianza $\Sigma(\theta)$.

Las estimaciones ADF son asintóticamente consistentes y eficientes y el producto $F_{ADF} * (N-1)$ se distribuye según *ji-cuadrado* (Browne, 1984). Una desventaja de este método es que si bien no asume normalidad multivariante, requiere grandes tamaños muestrales para que las estimaciones sean consistentes y eficientes (Curran, West y Finch, 1996; Hu, Bentler y Kano, 1992; Muthén y Kaplan, 1992; Olsson, Foss, Troye y Woell, 2000; Schermelleh-Engels et al., 2003; Tomás y Oliver, 1998; Yuan y Bentler, 1997). Olsson et al. (2000) sugieren que aun en condiciones de no normalidad es preferible emplear estimaciones ML o GLS, debido a la baja fiabilidad de los parámetros y a los valores excesivamente optimistas de los estadísticos de ajuste obtenidos mediante ADF.

Mínimos cuadrados no ponderados (ULS)

El método de mínimos cuadrados no ponderados (ULS) minimiza la función:

$$F_{ULS} = \frac{1}{2} tr \{ [S - \sum(\theta)]^2 \}$$

Este método no requiere supuestos de forma de la distribución y opera minimizando la suma de cuadrados de la matriz de residuos, ponderando por igual todos los elementos, como si tuvieran las mismas varianzas y covarianzas. Las estimaciones ULS resultan consistentes, comparables a las de ML o GLS (Schermelleh-Engels et al., 2003). Sin embargo, los resultados no

son eficientes y dependen de la escala, por lo que emplear la matriz de covarianzas o de correlaciones lleva a diferentes mínimos para F_{ULS} (Bollen, 1989b). En un estudio de simulación Ximénez y García (2005) estudiaron la efectividad de este método en comparación con ML, en relación con la recuperación de factores *débiles* (definidos por las autoras como aquellos con saturaciones comprendidas entre 0,25 y 0,50), a partir de matrices de correlaciones con una estructura factorial conocida. Sus conclusiones son que a pesar de que el método ML proporciona estimaciones más eficientes que ULS debido a sus propiedades asintóticas, puede fallar en la recuperación de factores débiles, especialmente con muestras pequeñas, por lo que en estos casos recomiendan el uso de ULS.

Comparación entre los métodos de estimación

Los métodos ML y GLS se emplean bajo condiciones de normalidad multivariada para las variables observadas (Bollen, 1989b; Browne, 1974; Jöreskog, 1969). No obstante, aun en condiciones de no normalidad las estimaciones ML pueden resultar robustas (Schermelleh-Engel et al. 2003; Boomsma y Hoogland, 2001; Chou y Bentler, 1995; Curran et al., 1996; Muthén y Muthén, 2002; West, Finch y Curran, 1995).

La comparación entre los resultados obtenidos por distintos métodos en condiciones de no normalidad y de errores de especificación de los modelos ha sido estudiada mediante técnicas

de simulación de datos (por ejemplo, Curran et al. 1996; Olsson et al., 2000).

Curran et al. (1996) estudiaron el comportamiento del estadístico *ji-cuadrado* estimado según ML y ADF en distintas condiciones de tamaño muestral, especificación del modelo y distribución multivariante. Sus conclusiones varían según que los modelos estén especificados correctamente o no. Para modelos correctamente especificados el estimador de ML, en condiciones de normalidad multivariante, resulta insesgado para todos los tamaños muestrales (100, 200, 500 y 1000). En las mismas condiciones operativas el estimador ADF resulta inflado, excepto para tamaños muestrales grandes. A medida que los datos se alejan del supuesto de normalidad multivariante el estimador ML resulta inflado – aumentando así la tasa de error tipo I – y el estimador ADF se mantiene insesgado solamente en muestras de gran tamaño. Cuando los modelos están incorrectamente especificados, a medida que el apartamiento de la normalidad multivariante se acentúa, el estadístico de ML también resulta inflado, en tanto que la estimación ADF resulta subestimada. Por tanto, la capacidad del método ADF de discriminar modelos con errores de especificación se ve atenuada por el no cumplimiento del supuesto de normalidad.

Olsson et al. (2000) estudiaron el comportamiento de los índices de ajuste de AFC obtenidos mediante estimaciones ML,

mínimos cuadrados generalizados (GLS) y métodos de distribución libre (ADF), en diferentes condiciones de especificación y alejamiento de la normalidad. Cuando los modelos están especificados incorrectamente pero los datos cumplen razonablemente con las pautas de normalidad, las estimaciones ML difieren de las obtenidas por GLS y ADF, las cuales arrojan resultados equivalentes. Por el contrario, cuando los modelos están correctamente especificados pero la distribución no puede aproximarse a la normalidad las soluciones ADF difieren de las ML y GLS, las cuales convergen. Finalmente, cuando no se cumple el supuesto de normalidad y los modelos son incorrectos, los tres métodos arrojan resultados distintos. Estos autores concluyen que los resultados de ML son más estables respecto al tamaño de la muestra y a la curtosis, en comparación con GLS y ADF. Este último, si bien no requiere el supuesto de normalidad multivariante, arroja valores del índice *root mean square error of approximation* (RMSEA) muy inflados. Cuando no se cumple el supuesto de normalidad las estimaciones ADF difieren de las obtenidas por ML o GLS, pues ADF es el único cuya matriz de pesos contiene elementos que reflejan dicho apartamiento. Los autores sugieren aplicar más de un método de estimación y triangular los resultados, adoptando el siguiente marco general de referencia:

Tabla C2.1
 Marco de referencia de Olsson et al. (2000)

Especificación del modelo	Tipo de distribución multivariante	
	Normal	No normal
Correcta	Las estimaciones ML, GLS y ADF coinciden	Los métodos ML y GLS coinciden, pero $F^*(N-1)$ no se distribuye según <i>ji-cuadrado</i> .
Incorrecta	Los métodos GLS y ADF coinciden; ML resulta más sensible a errores de especificación	Resultados discrepantes

Evaluación global de los modelos

Los índices de ajuste que se consideraron para la evaluación global de los modelos fueron los siguientes:

Índices basados en el valor mínimo de la función de discrepancia (F_{\min})

Ji-cuadrado (χ^2)

El test de *ji-cuadrado* de ajuste global convencional evalúa la magnitud de la discrepancia (F) entre la matriz de covarianza de los datos y la matriz reproducida por la solución. La hipótesis nula que contrasta es la de residuos nulos. Si el modelo está correctamente especificado, bajo determinadas condiciones distribucionales el producto $(N-1) \times F_{\min}$ se distribuye asintóticamente según *ji-cuadrado*. Este estadístico se puede obtener a partir de los distintos

métodos de estimación, por lo que su valor depende del método elegido.

El estadístico $(N-1) \times F_{\min}$ obtenido mediante la estimación de ML bajo el supuesto de normalidad multivariante es el índice más empleado para evaluar modelos de ecuaciones estructurales (Gierl y Mulvenon, 1995). Sin embargo, este test tiene una serie de desventajas (Bentler, 1990; Bollen, 1989b). La primera es que parte del supuesto de normalidad multivariante, el cual frecuentemente se vulnera. Además el valor del estadístico depende del tamaño de la muestra y de la complejidad del modelo propuesto. A medida que el tamaño muestral aumenta, para un mismo número de grados de libertad el valor del estadístico aumenta. Y para un mismo tamaño muestral, el valor aumenta al aumentar el número de parámetros a estimar (modelos más complejos) debido a la disminución en el número de grados de libertad. En consecuencia, en muestras muy grandes pueden obtenerse valores significativos de χ^2 (y, por lo tanto, se rechazaría el modelo) aun cuando el modelo pueda estar correctamente especificado. Y a la inversa, para muestras pequeñas es posible obtener valores no significativos de χ^2 aun cuando la discrepancia entre la matriz de covarianza muestral y la reproducida sea considerable.

Ji-cuadrado dividido el número de grados de libertad (χ^2 / gl)

Debido a los inconvenientes que implica el uso del test de χ^2 Jöreskog y Sörbom (1993) sugieren no emplearlo como un contraste de hipótesis sino más bien como un índice descriptivo. Estos autores recomiendan comparar el valor del estadístico con el valor esperado en la población: el número de grados de libertad (para estimaciones ML, GLS y ADF). De esta manera la relación χ^2 / gl debe ser lo más pequeña posible, si bien no existen estándares absolutos. Algunos autores señalan como buen ajuste valores del cociente de hasta 2 (Byrne, 1989), otros hasta 3 (Carmines y McIver, 1981; Schermelleh-Engels et al., 2003), en tanto que otros aceptan valores de hasta 5 (Marsh y Hocevar, 1985; Wheaton, Muthén, Alwin y Summers, 1977). Bollen (1989b) señala que el uso de este cociente no soluciona el problema de la dependencia del valor de χ^2 con el tamaño muestra.

Raíz cuadrática media del error de aproximación (Root Mean Square Error of Approximation, RMSEA)

La hipótesis nula de residuos nulos (ajuste perfecto) es inalcanzable desde un punto de vista práctico. Pero es posible sustituir dicha hipótesis por otra, la de “ajuste de aproximación” (Browne y Cudeck, 1993). El índice basado en esta hipótesis fue propuesto por Steiger (1990):

$$RMSEA = \sqrt{\max\left\{\left(\frac{F_{\min}}{gl_m} - \frac{1}{N-1}\right), 0\right\}}$$

Steiger (1990) y Browne y Cudeck (1993) definen el ajuste de aproximación o *close fit* para valores de RMSEA de 0,05 o menos. Existe un acuerdo general sobre el punto de corte 0,05 para considerar un buen ajuste, no obstante Hu y Bentler (1999) sugieren que ese valor sea 0,06. Browne y Cudeck consideran valores de RMSEA comprendidos entre 0,05 y 0,08 como ajuste aceptable, valores entre 0,08 y 0,10 como ajuste mediocre y valores mayores de 0,10 como no aceptable.

Raíz cuadrática media residual (Root Mean Square Residual, RMR)

Jöreskog y Sörbom (1981) definieron el índice *Root Mean Square Residual (RMR)*:

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{p(p+1)/2}}$$

donde:

s_{ij} es un elemento de la matriz de covarianza empírica

$\hat{\sigma}_{ij}$ es un elemento de la matriz de covarianza estimada

p es el número de variables

Valores de RMR próximos a 0 indican un buen ajuste. No obstante es un índice que depende de la escala en la que están medidas las variables.

Además de estos índices, los cuales implican una estrategia de decisión dicotómica (el modelo se acepta o se rechaza), existen índices de ajuste que cuantifican qué fracción de la varianza contenida en los datos es explicada por la solución factorial. Estos índices se clasifican en índices de ajuste absoluto e índices de ajuste incremental, según que se emplee o no un modelo de referencia para la comparación (Hu y Bentler, 1998).

Índices de ajuste absoluto

Este grupo de índices mide la capacidad de un modelo a priori de reproducir la varianza contenida en los datos, sin emplear un modelo de referencia. De hecho, la comparación se puede efectuar con un modelo *saturado*, que reproduce exactamente la matriz de covarianzas. Estos índices serían análogos al índice R^2 empleado en la regresión lineal, puesto que comparan la bondad de ajuste con un componente similar a la suma de los cuadrados (Hu y Bentler, 1998). Existen diferentes índices de ajuste absoluto. En este trabajo se emplean los siguientes:

Goodness of Fit Index (GFI)

Este índice fue desarrollado por Jöreskog y Sörbom (1984) para estimaciones ML y ULS y generalizado para GLS por Tanaka y Huba (1985). Mide la fracción de varianza y covarianza empíricas que es explicada por el modelo.

$$GFI = 1 - \frac{\chi_m^2}{\chi_n^2}$$

donde:

χ_m^2 es el valor del estadístico $(N-1) \times F_{\min}$ para el modelo que se evalúa

χ_n^2 es el valor del estadístico $(N-1) \times F_{\min}$ para el modelo nulo (todos los parámetros iguales a 0).

Los valores de GFI están comprendidos entre 0 y 1. Hu y Bentler (1998) señalan que no es un índice sensible a errores de especificación ni a métodos de estimación. Cuando el método de estimación es ML o GLS GFI no es sensible a la forma de la distribución pero sí al tamaño muestral. En cambio, cuando se emplea el método ADF sucede a la inversa. Estos autores no recomiendan su uso.

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)

Este índice también fue desarrollado por Jöreskog y Sörbom (1984) e introduce una corrección al valor de GFI por los grados de libertad (gl_m) del modelo, en relación con el número de variables observables. De esta manera se atenúa el sesgo resultante de la complejidad de los modelos.

$$AGFI = 1 - \frac{gl_n}{gl_m} (1 - GFI) = 1 - \frac{\chi_m^2 / gl_m}{\chi_n^2 / gl_n}$$

Al igual que GFI, AGFI adopta valores comprendidos entre 0 y 1. Hu y Bentler (1998) tampoco recomiendan su uso por las mismas razones expuestas con GFI.

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI)

El índice de parsimonia (PGFI) fue propuesto por Mulaik, James, Van Alstine, Bennett, Lind, y Stilwell (1989) y también corrige al GFI.

Índices de ajuste incremental

Estos índices también se denominan índices comparativos y miden el incremento en la varianza explicada por el modelo, respecto a algún modelo de referencia (línea base). El modelo de referencia empleado más comúnmente es el modelo de independencia, en el cual no existen restricciones para la varianza

de las variables observadas pero éstas no están correlacionadas entre sí (Bentler y Bonett, 1980).

Normed Fit Index (NFI)

Fue desarrollado por Bentler y Bonett (1980) y se calcula según:

$$NFI = \frac{F_i - F_m}{F_i} \qquad NFI = \frac{\chi_i^2 - \chi_m^2}{\chi_i^2}$$

donde:

F_i es la función de discrepancia del modelo de independencia o línea base.

F_m es la función de discrepancia del modelo a evaluar.

χ_m^2 es el valor del estadístico (N-1) x F_i para el modelo de referencia (modelo de independencia).

χ_i^2 es el valor del estadístico (N-1) x F_m para el modelo a evaluar.

Este índice tiene en cuenta solamente los valores de (N-1) x F_{\min} en el modelo a evaluar m y en el de referencia i , sin considerar supuestos distribucionales. Compara el ajuste m en relación con la

línea base i . El ajuste ideal supone χ_m^2 igual a 0 (mínimo valor de F_{\min}), en cuyo caso el índice adopta el valor 1.

Una desventaja de este estadístico es que no tiene en cuenta los grados de libertad del modelo, por lo cual podría reducirse el valor de F_{\min} por el agregado de parámetros, de manera análoga al aumento de R^2 en la ecuación de regresión por la inclusión de un mayor número de variables explicativas (Bollen, 1989b). Otra desventaja es que NFI depende del tamaño de la muestra y puede no alcanzar el valor 1 aun cuando el modelo esté especificado correctamente, especialmente si la muestra es pequeña (Bearden, Sharma y Teel, 1982). Por ejemplo, cuando $(N-1) \times F_{\min}$ se distribuye según *ji-cuadrado* su valor esperado es el número de grados de libertad del modelo g/m , valor mayor que 0, y por tanto NFI no alcanzaría el valor 1 (Bentler, 1990).

Non-Normed Fit Index (NNFI) – Tucker-Lewis Index (TLI)

Bentler y Bonett (1980) introdujeron una modificación a NFI a partir del trabajo de Tucker y Lewis (1973) para evaluar el ajuste de modelos factoriales exploratorios estimados mediante ML. Desarrollaron el índice no normado de Bentler y Bollen (NNFI) o índice de Tucker-Lewis (TLI), el cual introduce una corrección por el número de grados de libertad de ambos modelos, m e i .

$$NNFI = \frac{(F_i / gl_i) - (F_m / gl_m)}{(F_i / gl_i) - [1/(N - 1)]} \quad NNFI = \frac{(\chi_i^2 / gl_i) - (\chi_m^2 / gl_m)}{(\chi_i^2 / gl_i) - 1}$$

Este índice corregido mejora el comportamiento de NFI en torno al valor 1. El ajuste ideal se define como el valor esperado de (χ_m^2 / gl_m) , el cual es 1 cuando se cumple el supuesto de que $(N-1) \times F_{\min}$ se distribuye según *ji-cuadrado* (el valor esperado de χ_m^2 es gl_m). El denominador contrasta χ_i^2 / gl_i (peor ajuste) con el valor 1 (ajuste ideal). Cuando el ajuste es ideal NNFI vale 1.

Este índice refleja adecuadamente el ajuste de los modelos para tamaños muestrales grandes (Anderson y Gerbing, 1984; Marsh, Balla y McDonald, 1988; Wheaton, 1987), por lo que se describieron otros estadísticos, tendientes a mejorar el comportamiento del índice en muestras pequeñas.

Relative Fit Index (RFI)

Bollen (1986) propuso el índice de ajuste relativo:

$$RFI = \frac{(F_i / gl_i) - (F_m / gl_m)}{(F_i / gl_i)} \quad RFI = \frac{(\chi_i^2 / gl_i) - (\chi_m^2 / gl_m)}{(\chi_i^2 / gl_i)}$$

El fundamento de este índice es similar al de NFI. En este caso se compara el ajuste del modelo *por grado de libertad*, respecto al ajuste de la línea base *por grado de libertad*. Al igual que con NFI, el valor 1 para este índice – ajuste ideal – se alcanza cuando χ_m^2

vale 0 (mínimo valor de F_{\min}). Al incluir los grados de libertad en la estimación de este índice, es posible que éste se mantenga o disminuya para modelos complejos (mayor número de parámetros y menor número de grados de libertad), lo cual no es posible con el índice NFI.

Incremental Fit Index (IFI)

Bollen (1989a) propuso una modificación a NFI, que toma en cuenta los grados de libertad del modelo a evaluar y disminuye la dependencia de NFI con el tamaño muestral:

$$IFI = \frac{F_i - F_m}{F_i - [gl_m / (N - 1)]} \quad IFI = \frac{\chi_i^2 - \chi_m^2}{\chi_i^2 - gl_m}$$

El ajuste ideal corresponde al valor esperado de χ_m^2 , el cual es igual a gl_m cuando se cumple que $(N-1) \times F_{\min}$ se distribuye según *ji-cuadrado*. Dados unos valores de F_{\min} para los modelos m e i y los grados de libertad gl_m , IFI adopta valores más altos para muestras pequeñas que grandes. Esto contrarresta el comportamiento de NFI, cuyo valor aumenta con el tamaño de la muestra.

Comparative Fit Index (CFI):

Este índice fue propuesto por Bentler (1990):

$$CFI = 1 - \frac{\max(F_m - gl_m, 0)}{\max(F_i - gl_i, 0)}$$

El máximo entre $(F - gl)$ y 0 constituye una medida del error de especificación del modelo en cuestión (parámetro de no centralidad del modelo). El índice CFI adopta valores comprendidos entre 0 y 1 y al igual que NNFI es uno de los índices menos afectados por el tamaño de la muestra (Bentler, 1990; Bollen, 1990; Hu y Bentler, 1995, 1998, 1999).

No existe una regla precisa respecto a qué valores deben adoptar los índices para concluir que el ajuste es bueno y para un mismo modelo los valores de estos índices dependen del método de estimación. La estimación de NFI y RFI no parte de supuestos distribucionales y tiene en cuenta solamente los valores de la función de discrepancia en el modelo a evaluar y en el modelo de referencia. En cambio para la estimación de NNFI, IFI y CFI se parte de que $(N-1)*F$ sigue una distribución de *ji-cuadrado*.

Hay varios estudios en los que se discute cuáles deberían ser los puntos de corte más adecuados para todos estos índices. Bentler y Bonett (1980) sugieren valores de al menos 0,90 para NFI y para NNFI. No obstante, Hu y Bentler (1995, 1998, 1999) señalan que el límite 0,90 resulta inadecuado en cualquier circunstancia, sugiriendo el punto de corte 0,95 para NNFI, IFI y CFI. Según Jöreskog y Sörbom (1993) dado que el modelo de independencia casi siempre tiene un valor elevado de χ^2 , NNFI suele adoptar valores cercanos a la unidad, por lo que estos autores sugieren el punto de corte 0,97

como más adecuado. Yu (2002) concluye que en condiciones de normalidad multivariante y estimación por el método ML los puntos de corte para NNFI y CFI serían 0,95 y 0,96 respectivamente.

Evaluación analítica de los modelos

Se estudiaron las saturaciones factoriales de los ítems, así como el porcentaje de varianza de cada ítem explicada por cada modelo. Para estimar en qué proporción fueron coincidentes las saturaciones obtenidas en diferentes condiciones se empleó el coeficiente de reproductibilidad de Tomás y Oliver (1998), definido como el cociente entre las saturaciones que se comparan. Valores de este coeficiente próximos a la unidad indican estabilidad de las soluciones.

Resultados del AFC

Escala de metas académicas

Tabla C2.2

Saturaciones brutas y estandarizadas (Modelo 1, estimación ML)

Ítem	Factor	Saturación bruta	ET	Saturación estandarizada
M1		1		,679
M2		1,042	,058	,719
M3		,808	,044	,741
M4	MA	1,068	,055	,785
M5		1,066	,054	,790
M6		1,010	,063	,635
M7		1,028	,063	,639
M8		1,097	,061	,719
M9		1		,644
M10		,609	,038	,667
M11	MLu	,890	,047	,828
M12		,864	,045	,847
M13		1,131	,067	,706
M14		,732	,043	,712
M20		1		,464
M19		,709	,073	,483
M18	MR	1,344	,122	,609
M17		1,442	,126	,660
M16		1,798	,147	,775
M15		1,826	,148	,809

Nota. Modelo 1 = tres factores relacionados; ML = máxima verosimilitud; ET = error típico de estimación; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

Todos los valores son significativos, $p < 0,001$.

Tabla C2.3

Covarianzas y correlaciones entre las dimensiones (modelo 1, estimación ML)

Dimensiones	Covarianza	ET	Correlación
MA <--> MLu	,071	,021	,136
MA <--> MR	,171	,024	,378
MLu <--> MR	,131	,020	,336

Nota. Modelo 1 = tres factores relacionados; ML = máxima verosimilitud; ET = error típico de estimación; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado.

Todos los valores son significativos, $p < 0,001$.

Tabla C2.4
Índices de ajuste (estimación ULS)

Modelos de metas académicas					
Índice	1	2	3	4	5
GFI	,966	,993	,993	,988	,994
AGFI	,962	,988	,985	,973	,983
NFI	,946	,990	,987	,976	,987
RFI	,946	,985	,978	,961	,975
RMR	,082	,055	,035	,089	,066

Nota. ULS = mínimos cuadrados no ponderados.

1 = modelo de tres factores relacionados; 2 = modelo de un factor (metas de aprendizaje);

3 = modelo de un factor (metas de lucimiento); 4 = modelo de un factor (metas de resultado); 5 = modelo de dos factores (metas de resultado a corto y a largo plazo).

Los datos corresponden al modelo basal, sin restricciones de igualdad de parámetros en grupos de calibración y validación.

Tabla C2.5
Índices de reproductibilidad de Tomás y Oliver (1998)

Modelos de metas académicas					
Ítem	1	2	3	4	5
M1	1,081	1			
M2	,836	,992			
M3	,926	,987			
M4	,926	,977			
M5	1,015	,992			
M6	,969	1,016			
M7	1,061	1,033			
M8	1,099	1,015			
M9	1,224		1,061		
M10	,832		1,031		
M11	,736		,944		
M12	,783		,966		
M13	1,105		1,044		
M14	,871		,986		
M15	1,498			,988	,978
M16	1,654			,979	,979
M17	1,089			,999	1,015
M18	,950			1,019	1,040
M19	,650			1,070	1,014
M20	,591			1,002	,985

Nota. 1 = modelo de tres factores relacionados; 2 = modelo de un factor (metas de aprendizaje); 3 = modelo de un factor (metas de lucimiento); 4 = modelo de un factor (metas de resultado); 5 = modelo de dos factores (metas de resultado a corto y largo plazo).

Se comparan las saturaciones de los ítems según la estimación ULS con los valores estimados según ML.

En las Tablas C2.6-C2.10 se muestran los contrastes de hipótesis del procedimiento multi-grupo del AMOS para validar los modelos confirmatorios 1 a 5.

Tabla C2.6

Validación del modelo confirmatorio de tres factores relacionados (Modelo 1)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	15,950	17	,527	,001	,001	-,007	,000	0,002
Covarianzas estructurales	19,155	23	,692	,001	,001	-,009	-,001	0,002
Residuos de medida	119,590	43	,000	,008	,008	-,010	,005	0,002
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	3,204	6	,783	,000	,000	-,002	-,001	,000
Residuos de medida	103,640	26	,000	,007	,007	-,003	,005	,000
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	100,436	20	,000	,007	,007	-,001	,006	,000

Tabla C2.7

Validación del modelo confirmatorio unifactorial de metas de aprendizaje (Modelo 2)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	4,202	8	,756	,001	,001	-,015	,000	0,007
Covarianzas estructurales	5,176	8	,739	,001	,001	-,016	,000	0,007
Residuos de medida	15,226	16	,508	,003	,003	-,027	,000	0,013
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	,975	1	,323	,000	,000	-,002	,000	,000
Residuos de medida	11,025	9	,274	,002	,002	-,013	,000	,006
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	10,050	8	,262	,002	,002	-,011	,000	,006

Tabla C2.8

Validación del modelo confirmatorio unifactorial de metas de lucimiento (Modelo 3)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	9,608	5	,087	,002	,002	-,025	,001	,011
Covarianzas estructurales	9,647	6	,140	,002	,002	-,029	,001	,013
Residuos de medida	94,000	12	,000	,023	,023	-,028	,020	,012
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	,039	1	,843	,000	,000	-,004	,000	,002
Residuos de medida	84,392	7	,000	,020	,020	-,003	,021	,001
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	84,353	6	,000	,020	,020	,001	,021	-,001

Tabla C2.9

Validación del modelo confirmatorio unifactorial de metas de resultado (Modelo 4)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	11,019	5	,051	,003	,003	-,042	-,002	,013
Covarianzas estructurales	11,893	6	,064	,004	,004	-,049	-,002	,016
Residuos de medida	14,904	12	,247	,005	,005	-,082	-,001	,027
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	,874	1	,350	,000	,000	-,007	,000	,003
Residuos de medida	3,885	7	,793	,001	,001	-,039	,001	,014
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	3,011	6	,807	,001	,001	-,032	,001	,011

Tabla C2.10

Validación del modelo confirmatorio bifactorial de metas de resultado (Modelo 5)

Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	1,441	4	,837	,000	,000	-,025	-,001	,010
Covarianzas estructurales	3,755	7	,807	,001	,001	-,037	-,001	,015
Residuos de medida	10,488	13	,654	,003	,003	-,053	-,001	,023
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	2,315	3	,510	,001	,001	-,012	,000	,005
Residuos de medida	9,047	9	,433	,003	,003	-,029	,000	,013
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	6,733	6	,346	,002	,002	-,016	,000	,008

Escala de Capacidad percibida

Tabla C2.11

Índices de ajuste global (estimación ULS)

GFI	AGFI	NFI	RFI	RMR
,999	,997	,999	,997	,070

Nota. Los datos corresponden al modelo basal, sin restricciones de igualdad de parámetros en grupos de calibración y validación. ULS = mínimos cuadrados generalizados.

Tabla C2.12

Índices de reproductibilidad de Tomás y Oliver (1998)

C1	C2	C3	C4
1	,996	1,011	,985

Nota. Se comparan las saturaciones de los ítems según la estimación ULS con los valores estimados según ML.

Tabla C2.13
 Contrastes de hipótesis de igualdad de parámetros en grupos de calibración y validación

Modelo unifactorial para la capacidad percibida								
Modelos anidados	ΔF_{\min}	Δgl	p	ΔNFI	ΔIFI	ΔTLI	ΔCFI	$\Delta RMSEA$
Sin restricciones								
Pesos de medida	1,060	3	,787	,000	,000	-,013	-	0,019
Covarianzas estructurales	1,647	4	,800	,000	,000	-,015	-	0,023
Residuos de medida	5,866	8	,662	,002	,002	-,020	-	0,032
Pesos de medida								
Covarianzas estructurales	,586	1	,444	,000	,000	-,002	,000	,004
Residuos de medida	4,805	5	,440	,001	,001	-,007	,000	,013
Covarianzas estructurales								
Residuos de medida	4,219	4	,377	,001	,001	-,004	,000	,009

C3. Histogramas

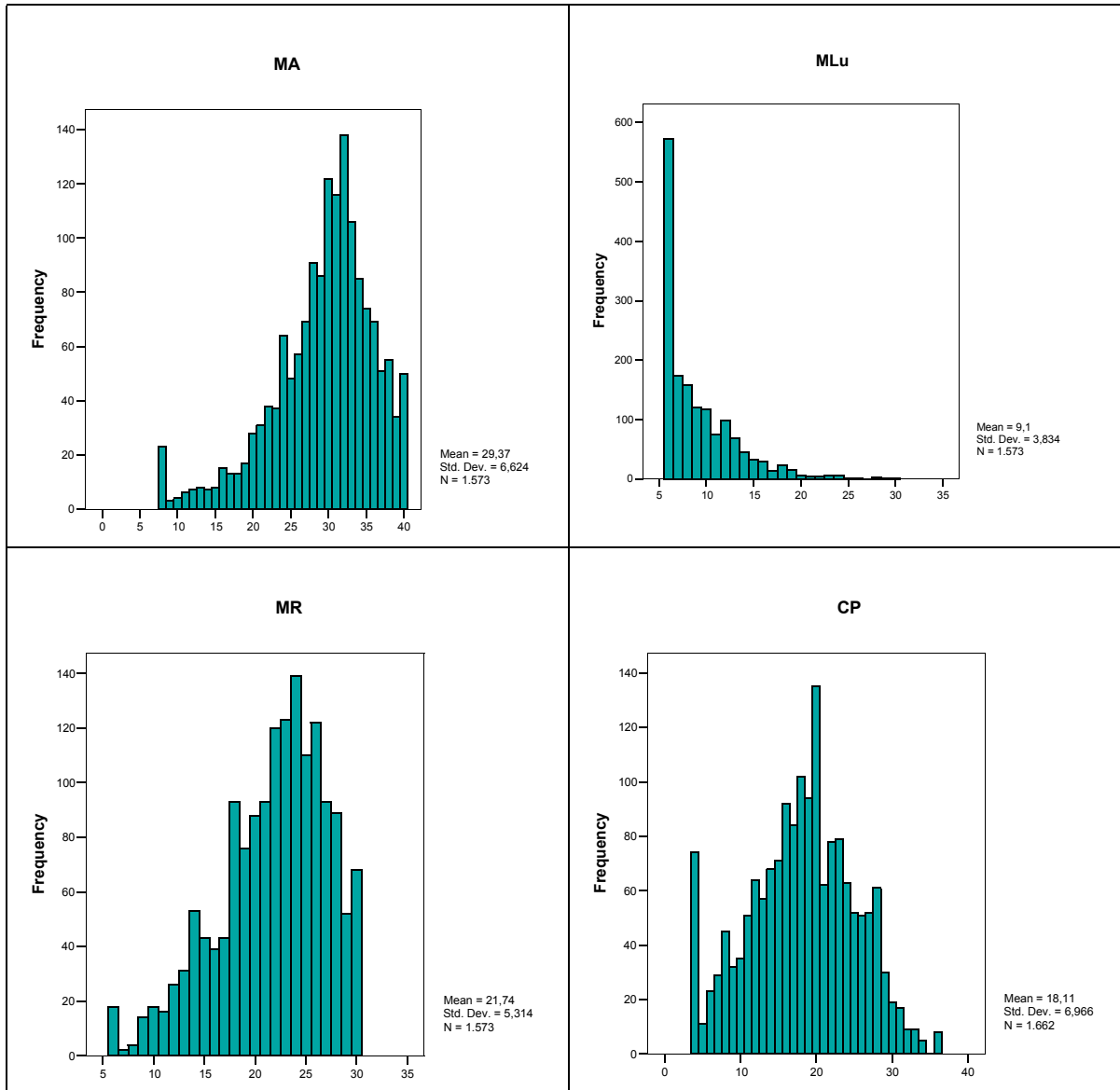


Figura C3.1. Histogramas de las metas académicas y de la capacidad percibida.
MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado;
CP = capacidad percibida.

APÉNDICE D. Modelos de regresión

Coeficientes b y β

La interpretación de ambos coeficientes de regresión es similar. En tanto que b expresa el cambio pronosticado en la variable criterio cuando el factor explicativo asociado con dicho coeficiente cambia en una unidad, manteniendo los demás factores constantes, β indica el cambio pronosticado en la variable criterio expresado en puntuaciones típicas, asociado con una magnitud de cambio de una desviación típica en el factor explicativo, manteniendo los demás factores constantes. El valor de β depende no sólo del efecto del factor sobre el criterio, sino también de las varianzas y covarianzas de las variables incluidas en el modelo (incluyendo el criterio) así como también de las varianzas y covarianzas de las variables *no incluidas* en el modelo, englobadas de hecho dentro del término de error. Además, dichas varianzas y covarianzas forman parte de la transformación de tipificación. Por el contrario, b es relativamente estable frente a diferencias de varianza y covarianza de las variables en distintos grupos (cuando la métrica de las variables no es un factor a tener en cuenta en la comparación). Estas diferencias pueden llevar a que, cuando la varianza de las variables difiere de una muestra a otra, el análisis de los efectos de las predictoras puede conducir a conclusiones diferentes, según se tengan en

cuenta unos u otros coeficientes de regresión como indicadores de efectos.

Por tal razón existe un razonable acuerdo entre los autores en cuanto a que es preferible el uso de b , y no de β , cuando el objetivo es comparar los efectos de un factor predictor sobre un criterio en grupos distintos y no se discute la importancia relativa de las variables en el modelo.

Sin embargo, debe tenerse presente que b depende de la escala de medida del factor explicativo con el cual está asociado, lo cual hace incorrecto su uso con el propósito de comparar la importancia relativa de las variables en la ecuación de regresión (a menos que todos los factores estén medidos en una misma escala). Otro problema de b es que si las fiabilidades de las medidas del factor difieren de un grupo a otro su comparación no sería válida a efectos de establecer si hay diferencias inter-grupos. Basándonos en lo anterior, en el presente trabajo se informa de ambos coeficientes, de modo que sea posible hacer uso de las ventajas de cada uno según el caso, complementando la información que suministran.

APÉNDICE E. Análisis de conglomerados

La descripción que sigue fue extraída de Hair, Anderson, Tatham y Black (1999). El AC es una técnica de agrupación o clasificación de objetos (sujetos o variables) mediante la cual se obtienen grupos tales que los objetos de un mismo grupo son más similares entre sí – sobre la base de una o más variables, que representan el criterio de selección prefijado - que en relación con los objetos de otros grupos. Así los objetos muestran una elevada homogeneidad interna (intra-conglomerado) y una elevada heterogeneidad externa (inter-conglomerados). Se trata de una técnica muy empleada cuando se desea hallar una estructura subyacente a las observaciones, basada en un perfil multivariante. Se trata de una técnica descriptiva exploratoria, no inferencial, que puede encontrarse también bajo el nombre análisis Q, tipología, clasificación o taxonomía numérica. Esta variedad de nombres en parte se debe a su uso en multiplicidad de disciplinas, pero siempre está el elemento común que es la clasificación de acuerdo a relaciones naturales (Everitt, 1980; Green y Douglas, 1978).

Análisis de conglomerados jerárquico

El procedimiento opera paso a paso, identificando primero los dos casos con mayor similitud y combinándolos en un mismo conglomerado. A partir de la matriz de distancias o de proximidades entre los casos a clasificar se cuantifica el grado de similitud (matriz

de proximidades) o de diferencia (matriz de distancias). En pasos sucesivos se van formando nuevos conglomerados, uniendo otros dos casos en un nuevo conglomerado o agregando casos a alguno de los conglomerados ya existentes. Este proceso comienza con tantos conglomerados como casos y termina con todos los casos agrupados en un solo conglomerado. Se construye así una estructura de árbol invertido o jerárquica, que se representa gráficamente mediante un dendograma.

Las medidas de distancia y de proximidad son diversas y dependen de la escala de medida en que están los datos. Entre las medidas de distancia para variables cuantitativas, como en este caso, se encuentran: distancia euclídea (distancia geométrica), distancia euclídea al cuadrado, distancia de Mikowski, (distancia euclídea elevada a una potencia de cualquier orden), distancia de Chebychev (máximo de la distancia en valor absoluto entre los casos de dos variables), distancia de Manhattan o City-Block, (suma de las diferencias en valor absoluto entre los casos de dos variables).

Las medidas de proximidad más empleadas son el coeficiente de correlación de Pearson (datos cuantitativos), para datos binarios la Q de Yule y para datos ordinales el coeficiente de correlación de Spearman

A la vez, el procedimiento para definir la estructura jerárquica puede ser también variado. Los métodos son:

Vinculación inter-grupos (between-groups linkage): se promedian las distancias de los casos inter-conglomerados. Se define la distancia entre dos conglomerados como la media de las distancias entre todos los pares de casos posibles procedentes de uno y otro conglomerado. Combina los casos de manera que la vinculación inter-grupos sea mínima.

Vinculación intra-grupos (Within-groups linkage): combina los conglomerados de forma que la media de las distancias entre todos los pares de casos dentro del conglomerado final sea mínima.

Vecino más próximo: La distancia entre dos conglomerados se define como la distancia entre los dos casos más próximos de uno y otro conglomerado. Se combinan dos conglomerados uniendo los dos casos con mayor similitud o menor distancia, y se van agregando los casos restantes, recalculando su distancia a partir de este grupo inicial.

Vecino más lejano: La distancia entre dos conglomerados se calcula como la máxima distancia entre pares de casos de uno y otro conglomerado. Dicha distancia representa la esfera más pequeña que puede encerrar a un cierto grupo.

Agrupación de centroides: la distancia entre dos conglomerados es la distancia entre los dos vectores que contienen las medias de todas variables. Al combinar dos conglomerados el

centroide del conglomerado resultante es la media **ponderada** de los centroides de cada conglomerado individual.

Agrupación de medianas: se calcula el centroide del conglomerado resultante promediando los centroides de los conglomerados que lo componen, pero sin ponderar por el número de casos.

Método de Ward: este método realiza un análisis de varianza, minimizando la suma de cuadrados de dos conglomerados hipotéticos que se pueden formar dentro de cada conglomerado. Se calcula la distancia euclídea de cada caso respecto al centroide del conglomerado, y se obtiene la suma para todos los casos. Se van añadiendo casos de forma que el incremento de esta suma sea el menor posible.

Análisis de conglomerados no jerárquico

El procedimiento no jerárquico no emplea una construcción de tipo árbol y la medida de distancia que usa es la distancia euclídea. El investigador debe indicar a priori el número de conglomerados, k , que desea obtener.

Los centros iniciales de los conglomerados pueden ser seleccionados aleatoriamente o con algún criterio (por ejemplo, a partir de resultados previos de un análisis jerárquico). Todos los

casos que se encuentran dentro de un radio predeterminado se incluyen en el conglomerado.

La base sobre la que se fija el número de conglomerados k puede ser diferente. En ocasiones por información previa disponible por el investigador se fija el valor. Si no se dispone de esta información existen otros procedimientos, tales como realizar un primer conglomerado jerárquico y sobre esos resultados decidir el número k ; representar gráficamente los puntos que representan los sujetos y mediante inspección visual fijar el número de conglomerados (cuando las variables son como máximo 3).

La técnica no jerárquica puede tener tres variantes (Green, 1978).

1) Secuencial. Se selecciona un centro y se incluyen todos los casos que estén a cierta distancia del mismo. Luego se selecciona un segundo centro y se vuelven a incluir aquellos casos que se encuentren a cierta distancia del mismo. Luego se selecciona un tercer centro y así sucesivamente. Con este procedimiento, una vez que un caso fue asignado a un conglomerado no vuelve a considerarse en las etapas subsiguientes.

2) Paralela. En este caso se seleccionan varios centros simultáneamente al principio y los casos se asignan al conglomerado más próximo.

3) Óptima. Este método permite la reasignación de sujetos a otro conglomerado diferente al original, sobre la base de criterios de optimización. En este procedimiento la estrategia consiste en seleccionar de entrada tantos casos como número de conglomerados fijado, de forma que los casos tengan una distancia máxima entre ellos. Cada uno de estos sujetos forma un conglomerado y sobre estos centros iniciales comienza el procedimiento de clasificación de los sujetos, que, como se ha indicado, básicamente consiste en asignar cada caso al conglomerado para el cual su distancia sea mínima, y recalcular sucesivamente los centros de los conglomerados que van resultando en cada paso.

Procedimientos jerárquicos versus no jerárquicos

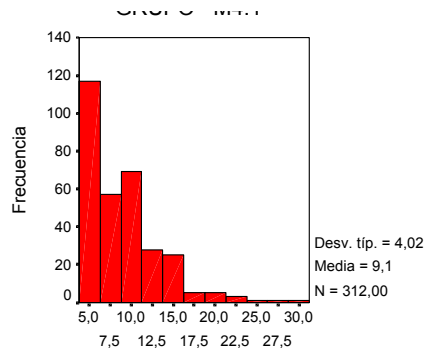
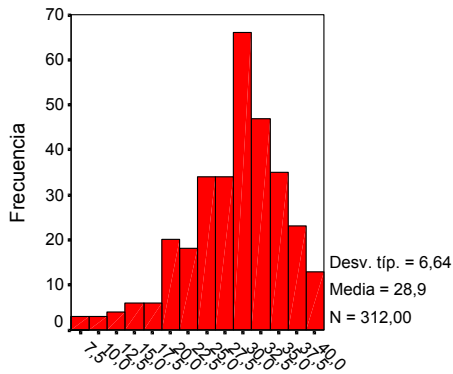
Las técnicas jerárquicas gozaron de gran popularidad en el pasado, siendo el método de Ward uno de los procedimientos más empleados (Milligan, 1980). Pero estos métodos pueden llevar a conclusiones erróneas pues pueden darse combinaciones indeseables al principio, que persistan a lo largo del análisis. Sus resultados además son muy sensibles a los casos atípicos y a la escala de medida de las variables.

Los métodos no jerárquicos, en cambio, son menos susceptibles frente a los casos atípicos, a las medidas de distancia y a la inclusión de variables inapropiadas o irrelevantes. Se sugiere

emplear ambos métodos, comenzando por los jerárquicos. Éstos pueden indicar el número apropiado de conglomerados, para luego hacer el análisis no jerárquico.

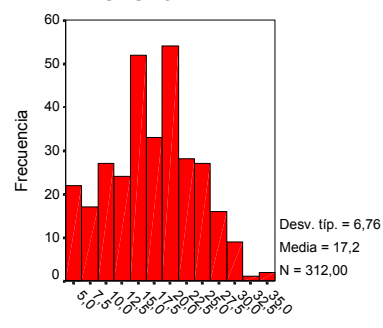
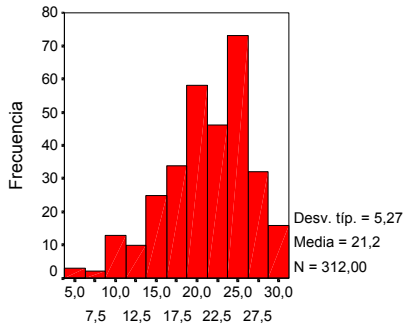
APÉNDICE F. Histogramas y pruebas de normalidad

A continuación se muestran los histogramas y las pruebas de normalidad de las variables cuantitativas empleadas en los modelos lineales.



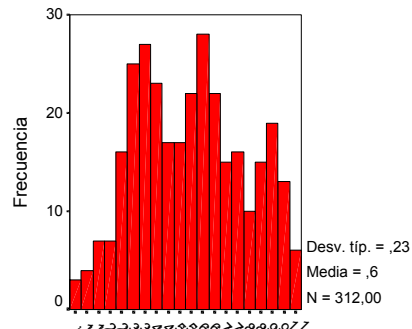
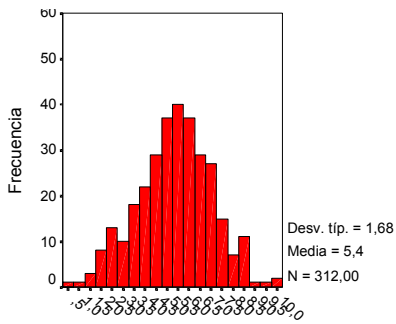
Metas de aprendizaje

Metas de lucimiento



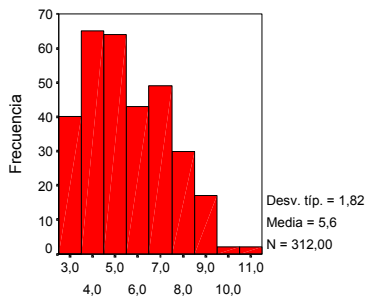
Metas de resultado

Capacidad percibida



Promedio

Progreso



Rendimiento previo

Figura F1. Histogramas de las variables motivacionales y académicas. Grupo de estimación.

Tabla F1
Pruebas de normalidad de los indicadores de rendimiento en cada categoría de las variables sociodemográficas

Variable explicativa	Categoría	Indicador del rendimiento					
		Promedio			Progreso		
		KS	SW	gl	KS	SW	gl
Sexo	Mujeres	,041	,994	234	,077**	,974***	234
	Varones	,075	,984	78	,083	,969	78
Estudios padres	Terciaria	,056	,995	153	,085***	,966***	153
	Primaria o Secundaria	,101	,980	61	,099	,966	61
Trabajo	Si	,054	,987	106	,117***	,941***	106
	No	,034	,996	206	,057	,982*	206
Enseñanza Media	Pública	,051	,987*	223	,082***	,972***	223
	Privada	,068	,978	89	,063	,971*	89
Lugar	Montevideo	,035	,996	175	,074*	,970***	175
	Interior	,052	,988	137	,080*	,976*	137
Bachillerato	Medicina	,056	,982	120	,094*	,963**	120
	Ingeniería	,039	,994	192	,070*	,973***	192

Nota. KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad.

* $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Tabla F2
Pruebas de normalidad del progreso (normalizado) en cada categoría las variables sociodemográficas

Variable explicativa	Categoría	Promedio		
		KS	SW	gl
Sexo	Mujeres	,022	,998	234
	Varones	,050	,995	78
Estudios padres	Terciaria	,033	,997	153
	Primaria o Secundaria	,063	,984	61
Trabajo	Si	,053	,983	106
	No	,037	,993	206
Enseñanza Media	Pública	,021	,998	223
	Privada	,058	,992	89
Lugar	Montevideo	,028	,996	175
	Interior	,037	,993	137
Bachillerato	Medicina	,046	,991	120
	Ingeniería	,037	,996	192

Nota. KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad.

* $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Tabla F3
Pruebas de normalidad de las variables motivacionales en cada categoría de las variables sociodemográficas

Variable explicativa	Categoría	Variables motivacionales					
		MA			MLu		
		KS	SW	gl	KS	SW	gl
Sexo	Mujeres	,106***	,965***	234	,226***	,753***	234
	Varones	,161***	,930***	78	,191***	,830***	278
Estudios padres	Terciaria	,117***	,953***	153	,245***	,706***	153
	Primaria o Secundaria	,109	,953*	61	,194***	,832***	61
Trabajo	Si	,136***	,941***	106	,213***	,770***	106
	No	,096***	,961***	206	,220***	,776***	206
Enseñanza Media	Pública	,105***	,971***	223	,222***	,766***	223
	Privada	,162***	,900***	89	,205***	,798***	89
Lugar	Montevideo	,128***	,935***	175	,224***	,763***	175
	Interior	,104***	,977*	137	,208***	,796***	137
Bachillerato	Medicina	,097*	,952***	120	,225***	,754***	120
	Ingeniería	,125***	,959***	192	,212***	,791***	192

Variable explicativa	Categoría	Variables motivacionales					
		MR			CP		
		KS	SW	gl	KS	SW	gl
Sexo	Mujeres	,120***	,945***	234	,053	,981**	234
	Varones	,120*	,975***	78	,105*	,973	78
Estudios padres	Terciaria	,113***	,946***	153	,073*	,988	153
	Primaria o Secundaria	,095	,963	61	,085	,974	61
Trabajo	Si	,086	,968*	106	,069	,966*	106
	No	,112***	,954	206	,049	,987	206
Enseñanza Media	Pública	,108***	,958***	223	,053	,984*	223
	Privada	,113*	,963*	89	,052	,991	89
Lugar	Montevideo	,110***	,964***	175	,064	,986	175
	Interior	,114***	,949***	137	,063	,981	137
Bachillerato	Medicina	,076	,967**	120	,077	,975*	120
	Ingeniería	,118***	,947***	192	,047	,988	192

Nota. KS = estadístico de Kolmogorov-Smirnov; SW = estadístico de Shapiro-Wilks; gl = grados de libertad; MA = metas de aprendizaje; MLu = metas de lucimiento; MR = metas de resultado; CP = capacidad percibida.

* p<0,05; ** p<0,01; ***p<0,001