

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID  
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



ANÁLISIS DE PERSONALIDAD EN  
TWITTER MEDIANTE MODELOS  
DE USUARIO BASADOS EN  
EXTRACCIÓN DE  
CARACTERÍSTICAS Y  
APRENDIZAJE COLABORATIVO.

Julia Llanos Alonso.

Tutores: Rosa María Carro Salas y Álvaro Ortigosa Juárez

-TRABAJO FIN DE MÁSTER-

Departamento de Ingeniería Informática  
Escuela Politécnica Superior  
Universidad Autónoma de Madrid  
Septiembre 2015



**ANÁLISIS DE PERSONALIDAD EN  
TWITTER MEDIANTE MODELOS  
DE USUARIO BASADOS EN  
EXTRACCIÓN DE  
CARACTERÍSTICAS Y  
APRENDIZAJE COLABORATIVO.**

**Julia Llanos Alonso**

**Tutor: Rosa María Carro Salas y Álvaro Ortigosa Juárez**

**Departamento de Ingeniería Informática**

**Escuela Politécnica Superior**

**Universidad Autónoma de Madrid**

**Septiembre 2015**



# Resumen.

*El estudio de la personalidad es un campo muy trabajado tanto en el ámbito de la psicología como en el de la recuperación de información. Pese al interés social que despierta, y las numerosas técnicas y trabajos que se han desarrollado al respecto, sigue siendo un campo abierto con mucho trabajo por hacer. En el estudio de la personalidad existen algunos aspectos clave que han supuesto grandes desafíos para la comunidad científica. Muchos de ellos están relacionados con la adquisición de datos fiables y estadísticamente representativos, esto es, suficientes, para la validación de la personalidad de los usuarios. Las propuestas tradicionales, donde los sujetos realizan las encuestas estando físicamente presentes ofrecen resultados muy fiables, aunque su alcance en cuanto a número de usuarios es muy limitado. En este proyecto se ha propuesto una estrategia que busca balancear un altísimo alcance con resultados fiables. Otra área compleja en el campo del estudio de la personalidad es la dedicada a la inferencia de la personalidad de un usuario a partir de la información disponible sobre el mismo. Tanto el proceso de la inferencia como la obtención de la información son tareas complicadas. Los algoritmos del estado del arte (SoA) de este ámbito se han dirigido a las redes sociales para adquirir la información sobre los usuarios y generar modelos de usuario a partir de ella. Estos modelos son posteriormente utilizados para entrenar los algoritmos de inferencia. A pesar de que existe gran cantidad de información en la web, adquirirla no siempre es sencillo o legal. Por ello, aparte de por motivos de rendimiento computacional, los modelos de usuario generados tienden a ser lo más simples posible. En este trabajo se propone una técnica para obtener grandes cantidades de información de usuarios de forma legal de la red social Twitter. En esta misma línea, se ha demostrado en este trabajo las ventajas de usar modelos con más cantidad de información. Resulta de especial interés la demostración de lo útil que ha resultado ser la información sobre los usuarios afines a un usuario dado (principalmente su personalidad) para la inferencia de la personalidad del usuario objetivo. Al finalizar este proyecto se ha presentado un sistema completo para inferir la personalidad de un usuario a partir de su información en la red social Twitter. Aparte de para obtener resultados de*

*inferencia, el sistema ha sido diseñado para poder evaluar distintos modelos de usuario, clasificadores o dimensiones de la personalidad, llegándose a obtener conclusiones tan relevantes para el estado del arte como la ya mencionada importancia de incluir la información sobre la personalidad de los usuarios afines a un usuario concreto en el momento de inferir la personalidad de éste.*

*Palabras clave: Estudio de la personalidad, inferencia de la personalidad, redes sociales, Twitter, modelos de usuario, información de usuarios afines*



# Abstract.

*Personality research is one of the most popular research fields in psychology and information retrieval techniques. Despite the social interest in this area, and all the proposed techniques and methods to define and study it, there is still a lot of work to be done. There are some key aspects on these studios that have been tough to face along the time by the scientific community. Many of them are related to acquiring reliable and statistically-representative validation information from the users. Traditional approaches, where subjects have to attend somewhere to do the survey seems to be quite reliable, but their scope is very limited. In this thesis, an online strategy is proposed which trades-off high scope and reliable results. Another key challenge in this field is inferring the personality of an user using the available information. Both, the inferring process and getting information from the users, are difficult tasks. Approaches in the state of the art (SoA) turn to the social networks to acquire this information and generate user models based on it. These models are lately used to train the inferring system. Even if there is a lot of information on the web, acquiring it is not always legal or easy. Because of that, user models proposed in the SoA tend to be as simple as possible. In this work, a technique to obtain big amounts of users information from the social network Twitter is presented. Also the advantages of using user models with more information are demonstrated. Specially remarkable is the demonstration of how useful is to use not just the user information but the peer users, mainly the personality of them. At the end of this project a complete system to infer the personality of an user from its information in the social network Twitter is presented. Apart from the inferring tests, the system has been used to compare and evaluate user models, classifiers and personality dimensions, being able to obtain results as important as the aforementioned utility of using peer users personality information when inferring a target user personality.*

**Keywords:** *Personality research, personality inference, social networks, Twitter, user's models, peer users information*

# Agradecimientos.

Me gustaría aprovechar este espacio para dedicarles unas palabras a todas aquellas personas que aun sin saberlo, han hecho este trabajo posible.

En primer lugar quería agradecer a Rosa M<sup>a</sup> Carro Salas y Álvaro Ortigosa Juárez la oportunidad que me han dado de llevar a cabo este proyecto.

No me gustaría olvidarme de todas aquellas personas que han dedicado su tiempo a realizar el test de personalidad ya sea por interés por los resultados o por ayudarme, ya que sin duda, su labor ha sido imprescindible para la realización de este proyecto.

Por otra parte quería dar las gracias a mis amigos, en especial a Cristina Pruenza y Rocío Cañamares, ya que han sido un apoyo enorme de nuevo durante este máster.

Agradecer además la paciencia y ayuda de Antonio Guzmán desde que le conocí en Eleven Paths, sin las cuales estos dos años no habrían sido iguales.

Quiero dar las gracias a mi familia por todo lo que hacen cada día por mí, aguantándome, animándome y siendo sin duda mis modelos a seguir en la vida.

Además, quiero agradecer especialmente este proyecto y la trayectoria hasta él a mi novio Pencho, ya que si he llegado hasta aquí es gracias a él. Querría describir todo lo increíble que ha hecho por mí desde el día en el que le conocí, sin embargo, nunca tendría espacio suficiente.

Y por último, a todos los demás que, quieran o no, han participado en mi camino hasta este momento, gracias de todo corazón.



# Índice general

<b>Resumen</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>IX</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>XI</b>
<b>1. Introducción.</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación. . . . .	2
1.2. Objetivos . . . . .	2
1.3. Estructura de la memoria. . . . .	3
<b>2. Estado del arte</b>	<b>5</b>
2.1. Las redes sociales como fuente de información . . . . .	5
2.2. Las redes sociales para el estudio de la personalidad . . . . .	6
2.3. Técnicas teóricas para medir la personalidad . . . . .	7
2.4. Conclusiones . . . . .	8
<b>3. Diseño de modelos de usuario</b>	<b>9</b>
3.1. Elección de teoría de la personalidad . . . . .	9
3.2. Análisis de atributos . . . . .	14
3.3. Modelos de usuario propuestos . . . . .	20
<b>4. Sistema de recuperación de información</b>	<b>25</b>
4.1. Sistema IR de validación . . . . .	25
4.1.1. Estrategia de difusión . . . . .	27
4.1.2. Aplicación Web del test de personalidad . . . . .	27
4.1.3. Base de datos de validación . . . . .	31
4.2. Sistema IR de inferencia . . . . .	33
4.2.1. API REST de Twitter . . . . .	34
4.2.2. Lógica de control . . . . .	35
4.2.3. BD de predicción . . . . .	37
<b>5. Sistema de inferencia</b>	<b>45</b>
5.1. Preparación de los datos . . . . .	46
5.2. Fase de entrenamiento . . . . .	47
5.3. Validación del sistema de inferencia . . . . .	48

5.4. Funcionamiento real del sistema de inferencia . . . . .	49
<b>6. Evaluación y análisis de resultados</b>	<b>51</b>
6.1. Framework de evaluación . . . . .	51
6.1.1. Datos de validación . . . . .	51
6.1.2. Datos de inferencia . . . . .	52
6.1.3. Métricas de evaluación . . . . .	53
6.2. Resultados de evaluación . . . . .	55
6.2.1. Prueba de concepto . . . . .	56
6.2.2. Error intrínseco al proceso de validación . . . . .	56
6.2.3. Resultados de inferencia . . . . .	58
6.2.4. Evaluación comparativa . . . . .	61
<b>7. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>71</b>
7.1. Conclusiones . . . . .	71
7.2. Trabajo futuro . . . . .	73
<b>Bibliografía</b>	<b>74</b>
<b>A. Descripción de atributos</b>	<b>79</b>
<b>B. Clasificadores</b>	<b>85</b>
<b>C. Pantallas página web</b>	<b>91</b>

# Índice de figuras

3.1. Grafo de atributos de usuario objetivo . . . . .	15
3.2. Grafo de atributos del usuario objetivo provenientes de otros usuarios . . . . .	15
3.3. Grafo de otros atributos del usuario objetivo . . . . .	16
4.1. Esquema de API WEB de personalidad . . . . .	26
4.2. Diagrama de flujo de la aplicación WEB . . . . .	28
4.3. Página bienvenida del servicio web de personalidad. . . . .	28
4.4. Preguntas del test de personalidad en el servicio web. . . . .	29
4.5. Página de análisis de resultados del test de personalidad. . . . .	31
4.6. Esquema del sistema de IR de inferencia . . . . .	33
4.7. Esquema de interconexión API Rest – API Usuario. . . . .	34
4.8. Esquema de módulos de la lógica de control . . . . .	35
5.1. Esquema completo del sistema de inferencia, incluyendo fase de entrenamiento, validación y funcionamiento real. . . . .	45
5.2. Esquema de composición del conjunto de train-test. . . . .	46
6.1. Comparativa de tasa de error entre los modelos 1 y 2, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas. . . . .	62
6.2. Mínimas tasa de error de los modelos 1 y 2 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo. . . . .	62
6.3. Comparativa de tasa de error entre los modelos 1 y 3, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas. . . . .	63
6.4. Mínimas tasa de error de de los modelos 1 y 3 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo. . . . .	63
6.5. Comparativa de tasa de error entre los modelos 3 y 4, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas. . . . .	64
6.6. Mínimas tasa de error de de los modelos 3 y 4 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo. . . . .	65
6.7. Comparativa de tasa de error entre los modelos 4 y 5, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas. . . . .	65

6.8. Mínimas tasa de error de de los modelos 4 y 5 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo. . . . .	66
6.9. Comparativa de tasa de error entre los modelos 4 y 6, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas. . . . .	67
6.10. Mínimas tasa de error de de los modelos 4 y 6 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo. . . . .	67
6.11. Comparativa de las mínimas tasas de error para cada modelo. Menor área indica mejor modelo. . . . .	68
6.12. Tasa de error promedio de cada clasificador en todos los modelos. . . . .	69
6.13. Tasa de error promedio de cada modelo en todos los clasificadores. . . . .	69
6.14. Tablas de error promedio por dimensión de cada combinación clasificador modelo (arriba). Mapa de calor de las tablas de error normalizadas (abajo). . . . .	70
C.1. Página de bienvenida del servicio web de personalidad. . . . .	91
C.2. Página de recopilación de datos de usuario del servicio web de personalidad. . . . .	92
C.3. Página de preguntas del servicio web de personalidad. . . . .	93
C.4. Página de envío del formulario del servicio web de personalidad. . . . .	94
C.5. Página de análisis de resultados del servicio web de personalidad. . . . .	95

# Índice de tablas

3.1.	Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de psicoticismo.	17
3.2.	Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de extraversión.	18
3.3.	Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de neuroticismo.	19
4.1.	Valores de frecuencia de <i>twitteo</i> en función de cantidad y variabilidad.	44
6.1.	Porcentajes de error en la inferencia de la personalidad con modelos de usuario simples, usando un clasificador SVM.	56
6.2.	Porcentajes de variación de un usuario al repetir el test. <i>mean</i> indica los valores medios, y <i>sd</i> la desviación típica de estas medidas. Se muestra el promedio de todos los usuarios de un grupo, el mínimo y el máximo, para cada una de las sesiones. Se representan independientemente para cada una de las dimensiones estudiadas. La última fila presenta los valores promedios de las tres sesiones y la desviación estándar de estos promedios.	57
6.3.	Porcentajes de variación de un usuario al repetir el test. <i>mean</i> indica los valores medios, y <i>sd</i> la desviación típica de estas medidas. Se muestra el promedio de todos los usuarios de un bloque, el mínimo y el máximo, para los tres bloques de usuarios. Se representan independientemente para cada una de las dimensiones estudiadas. La última fila presenta los valores promedios de las tres sesiones y la desviación estándar de estos promedios.	57
6.4.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de extraversión.	58
6.5.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de extraversión.	58
6.6.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de neuroticismo.	59
6.7.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de neuroticismo.	59
6.8.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de psicoticismo.	60
6.9.	Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de psicoticismo.	60

B.1. Representación de matrices de confusión. . . . .	85
B.2. Matrices de confusión del clasificador Naive Bayes. . . . .	86
B.3. Matrices de confusión del clasificador Multilayer Perceptron. . . . .	86
B.4. Matrices de confusión del clasificador SVM. . . . .	87
B.5. Matrices de confusión del clasificador SMO. . . . .	87
B.6. Matrices de confusión del clasificador J48. . . . .	88
B.7. Matrices de confusión del clasificador Random Forest. . . . .	88
B.8. Matrices de confusión del clasificador EM. . . . .	89
B.9. Matrices de confusión del clasificador Filtered Clusterer. . . . .	89
B.10. Matrices de confusión del clasificador Simple KMeans. . . . .	90

# Capítulo 1

## Introducción.

El estudio de la personalidad es una de las ramas del estudio del ser humano donde se han centrado mayor número de esfuerzos por parte de la comunidad científica y expertos en la materia a lo largo de la historia. Si bien es cierto que los avances han sido notables, se trata de un campo abierto y en continua evolución.

Las técnicas tradicionales para llevar a cabo estudios en este campo se han basado en realizar pruebas, encuestas, *tests* o similares, con el fin de tomar medidas y obtener información de los usuarios involucrados en dichos estudios.

Sin embargo, uno de los factores limitantes del estudio de la personalidad es la altísima variabilidad que presenta este rasgo en el ser humano [1]. Para poder llevar a cabo aproximaciones en casi cualquiera de los aspectos de la personalidad con un mínimo rigor estadístico es necesario llevar a cabo estudios con grandes cantidades de usuarios. Estos estudios no siempre son posibles pues requieren grandes inversiones y capacidades de captación, que no siempre se logran satisfactoriamente.

Este hándicap, en ocasiones insalvable, se ha tratado superar de muchas y muy diversas maneras por parte de los expertos. Una de las principales estrategias seguidas para lograr información de los usuarios ha sido tratar de variar las fuentes y técnicas para obtenerla.

Las dificultades de obtener la información de maneras más innovadoras, como puede ser de manera *online*, son la falta de fiabilidad de esta información obtenida, así como la posible violación de privacidad que puede suponer extraer información de usuarios.

Por otra parte, más allá del propio interés científico del estudio de la personalidad de los usuarios, existe también un gran interés tanto social como comercial. La utilidad que presenta el conocer la personalidad de un usuario es enorme. Por ejemplo, para satisfacer sus gustos o para alertar en caso de que la personalidad de un usuario

suponga un riesgo para la sociedad bajo cierto contexto, poseer este conocimiento permitiría partir con una ventaja crítica a la hora de tomar decisiones sobre estrategias de mercado o medidas de seguridad.

En este marco, en el que el estudio de la personalidad resulta de gran utilidad pero a la vez de gran complejidad, es donde se encuadran la motivación y los objetivos de este proyecto, desglosados a continuación.

## 1.1. Motivación.

La utilidad del estudio de la personalidad, tal y como se ha expuesto con anterioridad, y la realización de estos estudios de manera rigurosa y estadísticamente fiable es la principal motivación de este proyecto. Bajo esta necesidad se encuentra la de proporcionar herramientas para analizar si las técnicas del estado del arte actuales cumplen con tal fin, y proponer aportaciones para mejorarlo.

Por otra parte, y de manera más concreta, el elegir un medio adecuado para obtener información para realizar este tipo de estudios resulta una de las motivaciones de este proyecto.

Dentro del medio que se propondrá, las redes sociales, se tratará de encontrar aquella que permita disponer de la mayor cantidad posible de usuarios, así como de suficiente privacidad como para que los usuarios puedan intercambiar información de manera pública, lo cual resulta fundamental para llevar a cabo estudios de esta índole.

Por último, los estudios de la personalidad en muchas redes sociales, utilizan información muy concreta de los usuarios individualmente. Este hecho hace que se desperdicie gran cantidad de información disponible de cada usuario, así como uno de los principales datos que ofrece la red social: la interconexión de los usuarios. La última de las motivaciones concretas de este proyecto será por tanto aprovechar el máximo de información posible sobre cada usuario para el estudio de la personalidad, incluyendo aquella información que se pueda obtener de los usuarios con los que esté interconectado.

## 1.2. Objetivos

El principal objetivo de este proyecto será desarrollar un sistema que permita modelar e inferir la personalidad de un usuario con fiabilidad, y proponer y evaluar la utilidad de distintos modelos de usuario en la inferencia de la personalidad.

Más concretamente, para alcanzar este objetivo y satisfacer las motivaciones de este proyecto se han establecido los siguientes objetivos parciales:

1. Evaluar la utilidad de las redes sociales para el estudio de la personalidad, así como seleccionar aquella que mejor se adecue a los objetivos y motivaciones principales del proyecto.
2. Estudiar y proponer modelos de usuario tan ricos en información como sea posible, de tal manera que se pueda evaluar la utilidad de la inclusión de distinta información en el estudio de la personalidad de los usuarios.
3. Diseñar e implementar técnicas para la recopilación masiva de esta información de los usuarios. Diseñar e implementar de igual modo técnicas para la recuperación de información para la validación de la inferencia de la personalidad de los usuarios.
4. Definir distintos modelos de inferencia de personalidad basados en la información recopilada de los distintos usuarios. Los diferentes modelos permitirán medir si presentan mayor utilidad aquellos que usen más información de los usuarios individualmente o menos, aquellos que usen la información de la relación entre estos o no, o las distintas combinaciones de estos.
5. Diseñar un módulo de evaluación o test, que permita inferir la personalidad de un nuevo usuario según los distintos modelos, y evaluar posteriormente la utilidad de cada uno de los modelos.

Con la consecución de todos estos objetivos se espera estar más cerca de satisfacer la motivación principal del proyecto. Se espera por una parte proponer una herramienta para la inferencia de la personalidad con información de las redes sociales, y por llevar a cabo un exhaustivo y extenso estudio la utilidad de distintos modelos de usuario para la inferencia de la personalidad en redes sociales cuyo resultados permitan responder, al menos parcialmente, a las motivaciones concretas enunciadas en la sección anterior.

### **1.3. Estructura de la memoria.**

La memoria del proyecto se divide en los siguientes capítulos:

- Capítulo 1. Introducción: motivación y objetivos del proyecto.

- Capítulo 2. Estado del arte: estudio de las redes sociales como fuente de información, y sus aplicaciones para el estudio de la personalidad. Análisis de las teorías de la personalidad.
- Capítulo 3. Diseño de los modelos de usuario: elección de la teoría de la personalidad, análisis de los atributos disponibles y propuestas de modelos de usuario.
- Capítulo 4. Sistema de recuperación de información: sistema de recuperación de información para validación y sistema de recuperación de información para inferencia.
- Capítulo 5. Sistema de inferencia: preparación de los datos, fase de entrenamiento, validación del sistema y funcionamiento real.
- Capítulo 6. Evaluación y análisis: *framework* de evaluación y resultados de evaluación.
- Capítulo 7. Conclusiones y trabajo futuro.
- Referencias y apéndices.

## Capítulo 2

# Estado del arte

En esta sección se van a analizar en un nivel de detalle incremental los distintos aspectos del estado del arte que involucra este proyecto. Por una parte, se comenzará dando una visión genérica de las redes sociales como fuente de información, para posteriormente centrar el foco en las redes sociales como fuente de información para el estudio de la personalidad. En esta subsección se presentarán algunas redes sociales usadas para este fin, y se entrará en mayor detalle con la considerada idónea, Twitter.

Por otra parte, se hará una breve reseña, que se extenderá en capítulos posteriores, sobre la personalidad y las herramientas necesarias para medirla desde un punto de vista teórico. Con estas herramientas se pretenderá más adelante validar el rendimiento de las distintas propuestas.

### **2.1. Las redes sociales como fuente de información**

La necesidad de socializar es una característica intrínseca al ser humano. Esta necesidad ha sido satisfecha a lo largo de los tiempos de muchas y muy diversas maneras. El habla, la escritura o en épocas más recientes los teléfonos han tratado de responder en la medida de lo posible a la necesidad de establecer vínculos interpersonales.

Sin embargo, con la llegada de Internet las posibilidades crecieron de forma casi ilimitada. De igual manera que crecieron las posibilidades, las interacciones entre las personas comenzaron a desarrollarse mediante modos más complejos, excediendo de esta forma las limitaciones que los imperativos sociales tradicionales imponían. En este marco fue en el que surgieron las redes sociales.

Existen estudios [2, 3, 4] que tratan de arrojar algo de luz sobre por qué este fenómeno se ha convertido con el paso de los años en la principal, y en ocasiones

única, forma que tienen millones de usuarios de satisfacer sus necesidades sociales.

Más allá de los análisis concretos, todos ellos dejan en evidencia que las redes sociales son una herramienta de grandísima utilidad desde muy diversos puntos de vista.

En primer lugar, para los propios usuarios, que se valen de ellas para superar barreras que no eran capaces de superar en persona [5, 6]. Desde la intimidad de sus ordenadores conocen nuevas personas, participan en actividades o juegos con ellas, recopilan y transmiten conocimientos y noticias, e interactúan con los demás usuarios en cualquier momento. Ahora, en las redes sociales se dispone de herramientas flexibles que facilitan el desarrollo y la expresión de los rasgos de la personalidad de los usuarios.

Por otra parte, las redes sociales han resultado ser una fuente de información para todos aquellos que trabajaban en el ámbito de la recuperación de información [7]. Los largos registros en sistemas de recomendación, o las tediosas encuestas a las que había que someter a los usuarios, necesarias para poder realizar estudios de mercado, sugerencias a los usuarios o estrategias de marketing, empiezan a quedarse obsoletas. Con la abrumadora cantidad de información que se publica a diario en las redes sociales, analizar este contenido de manera automática comienza a ser la estrategia a seguir por las soluciones que definen el estado del arte de este ámbito. Algunos ejemplos de esto son los trabajos presentados en [8, 9], los cuales se centran en la recomendación de *tweets* y noticias en Twitter, en [10] basado en estudiar la seguridad informática a través de las redes sociales o en [11] cuyo objetivo es elaborar el grafo de interacciones entre los usuarios en Facebook.

## 2.2. Las redes sociales para el estudio de la personalidad

Uno de los aspectos de los usuarios que mejor se refleja en las redes sociales es su personalidad [12]. Sus interacciones, la forma de realizarlas e incluso sus contactos [13] son una fuente de información muy rica en este sentido.

Existen aproximaciones centradas en el estudio de la personalidad en diversas redes sociales en general [14], o en algunas concretas como puede ser Facebook [15, 16, 17], Twitter [18, 19], LinkedIn [20], Weibo [21], Reddit [22] u otras [23, 24, 25, 26, 27].

Dentro de todas las redes sociales, una de las más complejas para el estudio de la personalidad, pero a la vez con mayor potencial, es Twitter. En trabajos previos [28, 29], se ha demostrado la utilidad de algunas de sus características frente a otras redes sociales como Facebook. Algunas de las características más relevantes son su elevado número de usuarios, la existencia de relaciones unidireccionales y bidireccionales entre usuarios, la alta frecuencia con la que se crean relaciones entre personas desconocidas,

o la alta cantidad de datos totalmente públicos. Estas y otras más, hacen que Twitter sea considerada, como se dijo anteriormente, una red social con un gran potencial para el estudio de la personalidad.

La mayoría de los trabajos previos relacionados con la inferencia de personalidad en Twitter, [28, 12] se basan en la extracción de características de los usuarios que parecen tener relación con los rasgos de su personalidad. En [12] se obtienen ocho características de cada usuario para realizar el análisis (número de seguidores, número de amigos, número de menciones, número de respuestas, número de *hashtags*, número de *links*, palabras por *tweet* y densidad de la red social). En [28] por su parte, se hace uso de tres factores (número de seguidores, número de amigos y número de referencias).

Existen otros trabajos [18], centrados principalmente en el modelado de usuario a partir del procesado de los *tweets*. Por último, más alejado de estas líneas de investigación, en [30] se presenta una aproximación en la que trata de extraer la personalidad de los usuarios relacionándola con algunos atributos de Twitter como el número de seguidores, *tweets* o *retweets*, incluyendo un procesado de lenguaje natural simple a esta tarea.

Algunas de estas propuestas, y más concretamente de los modelos de usuario que se proponen en ellas, serán estudiadas en mayor detalle en la Sección 3. En ella se realizará un análisis de estado del arte de este campo y se llevará a cabo la selección y/o propuesta del modelo o modelos de usuario a evaluar.

### 2.3. Técnicas teóricas para medir la personalidad

Tal y como se ha comentado anteriormente, la personalidad de los distintos usuarios es un rasgo tan variable como complejo de medir. Por ello, existen numerosas propuestas en el estado del arte para tratar de estandarizar las medidas de la personalidad [31].

Habida cuenta de lo complejo del problema, la comunidad investigadora ha tratado de dar respuesta a la “estandarización de la personalidad” proponiendo diversas teorías de la personalidad. Dichas teorías, permiten de una manera rigurosa y mediante un mecanismo fijado, obtener valores de ciertos rasgos de la personalidad de manera lo más objetiva posible.

Estas teorías, mediante sus mecanismos asociados, habitualmente encuestas, tests o similares, permiten como se ha dicho, obtener medidas sobre ciertos rasgos de la personalidad. Las diferencias entre las diversas teorías, no radican tanto en la forma de obtener la personalidad o en los rasgos analizados de esta, sino más bien

en el concepto propuesto y en el enfoque que se le da a la personalidad.

Las diversas teorías se suelen agrupar en tres grandes categorías [31].

- La primera de ellas analiza la personalidad basándose en la conducta. Las teorías de esta categoría se denominan teorías factoriales [32, 33].
- La segunda de ellas se centra en el estudio de la funcionalidad y la dinámica de la personalidad, y sus teorías se conocen como teorías cognitivas [34, 35].
- Por último, en una línea más alejada se encuentra la tercera de las categorías o categoría de las teorías biológicas. Estas teorías tratan de determinar la personalidad en función del análisis de criterios biológicos [36, 37].

Para la elección de la teoría concreta que se seguirá en este trabajo se realizará un análisis más extenso de estas categorías y de alguna de las técnicas que incluyen en la Sección 3.

## 2.4. Conclusiones

Tras el desglose de los distintos puntos del estado del arte, se pueden extraer una serie de conclusiones a tres niveles distintos:

- Se ha pretendido demostrar la idoneidad de las redes sociales como fuente de información sobre usuarios.
- Se ha justificado el uso de la información de las redes sociales para el estudio de la personalidad.
- Se ha concluido que la red social Twitter es la mejor candidata de las posibles para estudiar la personalidad en comparación con otras ya usadas.

Por último, otra conclusión que se puede derivar de esta sección es que para el estudio de la personalidad será necesario desarrollar modelos de usuarios. Esta técnica se ha presentado como la estrategia a seguir en estas tareas, y las características concretas del modelo del usuario, es decir, la información concreta que se almacenará de cada usuario en dicho modelo vendrá determinada por la teoría de personalidad elegida, que fijará el concepto de personalidad a analizar, y dará el patrón a validar en cada usuario.

## Capítulo 3

# Diseño de modelos de usuario

Los modelos de usuario son una de las partes fundamentales de los sistemas de inferencia de personalidad como se ha comentado en la Sección 2. La selección del modelo de usuario es por tanto uno de los aspectos críticos en el funcionamiento de todo sistema.

En esta sección, se estudiarán algunas teorías de personalidad para seleccionar aquella que mejor se adecue a la problemática enfrentada. Una vez seleccionada la teoría, se pasará a analizar los posibles atributos que conformarán el modelo de usuario, teniendo en cuenta la anterior teoría seleccionada y los rasgos de la personalidad que se van a analizar. Por último, se propondrán diferentes modelos de usuario a evaluar, cada uno de los cuales tendrá como objetivo probar una hipótesis sobre estos modelos.

### 3.1. Elección de teoría de la personalidad

Para verificar las técnicas de inferencia de personalidad, así como para guiar en parte la definición de los modelos de usuario a emplear para la inferencia, es necesario definir un método para medir de manera teórica e infalible la personalidad de un usuario.

El concepto de personalidad puede entenderse de diferentes maneras. Muchas de ellas están hoy en día respaldadas por teorías ya definidas y utilizadas en estudios especializados en la materia. Adicionalmente, muchas de estas teorías llevan asociadas un propuesta de técnica para su medida sobre usuarios.

A continuación se va a presentar una categorización habitual de las teorías de personalidad más comunes del estado del arte, junto con algunos ejemplos de cada categoría.

Esta división se basa en la realizada en [31, 38], y define:

- Teorías factoriales
- Teorías cognitivas
- Teorías biológicas

### **Teorías factoriales**

Dichas teorías estudian las propiedades básicas de la personalidad con el fin de entender la conducta de las personas, así como la estructura de la propia personalidad. Dentro de esta categoría se procede a estudiar cuatro teorías clásicas de la personalidad.

- Teoría de J.P. Guilford [32]: Se basa en el hecho de que cada persona es única y define por tanto la personalidad como un conjunto de rasgos temperamentales y motivacionales (necesidades, intereses y actitudes). Esta teoría se considera una de las mejores teorías desarrolladas de la historia. Sin embargo, algunos de los factores que la componen no han sido estudiados en experimentos, ni probada su relación con las bases biológicas.
- Teoría de R.B. Cattell [33]: Se considera la personalidad la determinante de la conducta en una situación dada. Esto supone por tanto la creencia de que la conducta mantiene algún patrón y estabilidad a lo largo del tiempo. Cattell definió la personalidad con un total de dieciséis rasgos primarios (afabilidad, razonamiento, estabilidad, dominancia...).
- Teoría de H.J. Eysenck [39]: Se considera la personalidad como la suma de patrones conductuales y potenciales del organismo. Estos pueden ser heredados o determinados por el medio social. Estos patrones se engloban en cuatro factores principales: inteligencia, carácter, temperamento y constitución. Eysenck define la personalidad utilizando tres dimensiones: Extraversión, Neuroticismo y Psicoticismo.
- Teoría “The Big Five” [40]: Esta considera la personalidad como los valores resultantes de las siguientes cinco dimensiones: Neuroticismo, Apertura, Cordialidad, Extraversión y Responsabilidad. Esta teoría junto con la anterior son las más utilizadas hoy en día.

### Teorías cognitivas

Estas teorías se centran en el estudio de la funcionalidad y dinámica de la personalidad. Algunas de las teorías más importantes que se engloban en esta categoría son las siguientes:

- Teoría de H.J. Eysenck y M.W. Eysenck [34]: Se centra en la idea de que una vez realizada la tarea de describir la estructura de la personalidad, es necesario proponer teorías explicativas que muestren las dimensiones descubiertas, ya sean teorías biológicas o cognitivas.
- Teoría de A. Bandura [41]: Esta teoría se basa en la comprensión de los procesos cognitivos de las personas con el fin de entender las situaciones actuales o predecir otras futuras. Se considera que el comportamiento y aprendizaje de las personas está altamente influenciado por el medio ambiente. Bandura centra su atención en el concepto de autoeficacia para estudiar la resolución de las situaciones por parte de las personas.
- Teoría de W. Mischel y Y. Shoda [35]: Se define la personalidad como un sistema estable que influye en la forma en la que se selecciona, construye y procesa mentalmente la información social, así como en la manera de actuar. Se cree que una persona únicamente se comporta de manera similar cuando es altamente probable que estas acciones produzcan los mismos resultados.

### Teorías biológicas

Las teorías biológicas de personalidad afirman que las variables personales que determinan la conducta son de naturaleza biológica. Se procede a describir algunas teorías principales de esta categoría:

- Teoría de H.J. Eysenck: Se centra en el estudio de la relación entre las tres dimensiones definidas anteriormente y la activación cerebral. Para ello propone dos procesos fisiológicos: la inhibición y la reactivación.
- Teoría de J. Gray [36]: Esta teoría estudia las dimensiones de introversión y neuroticismo con el fin de entender las diferencias individuales en impulsividad y ansiedad.
- Teoría de J. Brebner [37]: Se considera en ella la existencia de dos procesos independientes, el de excitación y el de inhibición, así como la creencia de que las respuestas de las personas se podrían dividir en los procesos de análisis del

estímulo y en los de organización de la respuesta. Por tanto, esta teoría se centra en el estudio de la relación entre la introversión y el rendimiento en tareas con control de tiempos.

- Teoría M. Humphreys y W. Revelle [42]: Esta teoría trata de analizar la relación existente entre la impulsividad y el rendimiento. Más concretamente, se centra en estudiar estos valores en situaciones en las que se requiera cierta vigilancia y pequeño tiempo de reacción, así como en situaciones que impliquen el uso de la memoria.

Antes de seleccionar la técnica a utilizar, es necesario definir la problemática sobre la que se va a aplicar.

- Los modelos de usuario y la información a extraer hacen referencia a la conducta del usuario en las redes sociales, por lo que las teorías factoriales se postulan como las más idóneas para esta tarea.
- La evaluación de un rasgo de la personalidad se hará mediante un clasificador basado en la información del usuario. Se buscará una teoría con un número reducido de rasgos a evaluar para que la complejidad de la tarea y el tiempo de ejecución no se disparen.
- Se requiere que la teoría tenga asociada una herramienta de obtención de la personalidad como un cuestionario o un test, y que sea posible realizarlo *online* para maximizar la propagación.
- Por último, y no menos importante, no es tarea de este proyecto contrastar el funcionamiento de la teoría por lo que se requiere que la elegida presente un nivel suficiente de contraste por parte del estado del arte.

Evaluando todas las teorías presentadas frente a los distintos requisitos, se ha seleccionado la **teoría de H.J. Eysenck**. Se trata de una teoría factorial, y es una de las teorías más contrastadas y utilizadas hoy en día. Además utiliza un número reducido de rasgos o dimensiones, lo cual facilita la implementación del modelo de inferencia de la personalidad teniendo que utilizar únicamente tres clasificadores (uno para cada dimensión).

Una vez elegida la teoría de personalidad a utilizar, se ha decidido hacer uso del **cuestionario de personalidad de Eysenck** (EPQ-R) [43, 44] por su gran presencia en experimentos actuales, así como por el hecho de que éste ha sido ampliamente validado, estandarizado y baremado.

A continuación se va a detallar dicho cuestionario en mayor detalle por su relevancia en la Sección 3 (modelos de usuario) y la Sección 4 (sistema de recuperación de información).

### **Cuestionario de personalidad de Eysenck**

Esta encuesta o cuestionario está formado por 83 preguntas cuyas respuestas pueden ser únicamente ‘Si’ o ‘No’.

Tres subconjuntos de estas preguntas van destinados a obtener un valor para cada una de las dimensiones. Sin embargo, estos subconjuntos no conforman las 83 preguntas sino 65, las 18 restantes del total están destinadas a extraer el valor de disimulo del usuario. Esta característica mide la tendencia del sujeto a la simulación de respuestas con el fin de dar una buena impresión, por ello, esta mediría el grado de veracidad de las respuestas.

Eysenck considera que tanto el género como la edad cumplen un papel muy importante en estos cuestionarios. Es por ello que se requiere que el usuario introduzca como parámetros de entrada estos dos valores. En función de ellos, se muestra un valor u otro de porcentaje asociado a cada una de las dimensiones.

Se muestra a continuación una breve descripción de las tres dimensiones en las que se basa la teoría de Eysenck:

#### Extraversión/Introversión (E/I):

Aquellas personas con un valor alto de extraversión se suelen caracterizar por tener muchos amigos, ser muy sociable e impulsivo, preferir actividades en grupo y en lo posible algo arriesgadas. Suelen ser un tipo de persona bromista, optimista, abierto a nuevos cambios, despreocupado y se enfada fácilmente llegando a ser algo agresivo.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de extraversión, o también llamados introvertidos, destacan por ser reservados o distantes, tener pocos amigos y preferir actividades en solitario, ser tranquilos, previsores y pensar con detenimiento las cosas antes de llevarlas a cabo. Suelen ser pesimistas, llevar una vida ordenada, no se enfadan rápidamente y generalmente se puede confiar en ellos.

#### Neuroticismo o Inestabilidad/Estabilidad emocional (N):

Las personas con un valor alto de neuroticismo suelen caracterizarse por ser muy sensibles emocionalmente, con numerosos cambios de humor, ansiosos, deprimidos frecuentemente y con grandes dificultades para adaptarse. Generalmente las personas neuróticas presentan gran preocupación por todas aquellas cosas que consideran que pueden salir mal pudiendo actuar en ocasiones de manera irracional y rígida.

Aquellas personas con un valor bajo de neuroticismo son las consideradas estables emocionalmente. Estas suelen ser equilibradas, tranquilas, despreocupadas y con pocas dificultades para recuperarse de una situación con altos niveles emocionales.

*Psicoticismo o Dureza emocional (P):*

Una persona con un valor alto de psicoticismo suele ser despreocupado con las cosas y las personas, llegando a causar numerosos problemas a los demás. Generalmente estas personas son solitarias, frías, insensibles, crueles y con falta de empatía. No suelen compaginar con los demás y les gusta reírse a costa de los demás y enfadarles. Finalmente, estas personas sienten atracción por cosas raras y extravagantes.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de psicoticismo son aquellas que no presentan las características anteriores, es decir, suelen ser personas cálidas, preocupadas por los sentimientos de los demás, capaces de convivir fácilmente con los demás.

## 3.2. Análisis de atributos

La utilización de modelos de usuario es la estrategia seguida habitualmente por los trabajos encontrados en el estado del arte para representar los datos de cada usuario de los que se va a estudiar la personalidad. Dichos modelos de usuario son una simple selección y recopilación inteligente de atributos. En esta subsección se analizarán los atributos que es posible extraer de Twitter, su significado y su relación con la teoría de personalidad seleccionada. Por último, se estudiarán de manera más detallada los atributos de sexo y género dada su vital relevancia para la teoría seleccionada.

Como se acaba de mencionar, los modelos no dejan de ser un conjunto de atributos no disjuntos entre sí. La configuración de los distintos modelos será la selección de unos u otros atributos con una serie de características. Para la correcta selección de los distintos atributos se ha realizado un detallado estudio de cada uno de ellos: su significado y su utilidad para definir un rasgo u otro de la personalidad. Adicionalmente, se categorizarán según el origen de la información: propia del usuario, relacionada con el usuario y su entorno social, y otros. Esta clasificación también será relevante para la generación de modelos con distintos fines.

Sin ánimo de ser exhaustivo, en la Figura 3.1, Figura 3.2 y Figura 3.3, se presentan los nombres de los atributos por categorías, relegando al Apéndice A la descripción de cada uno de estos atributos.

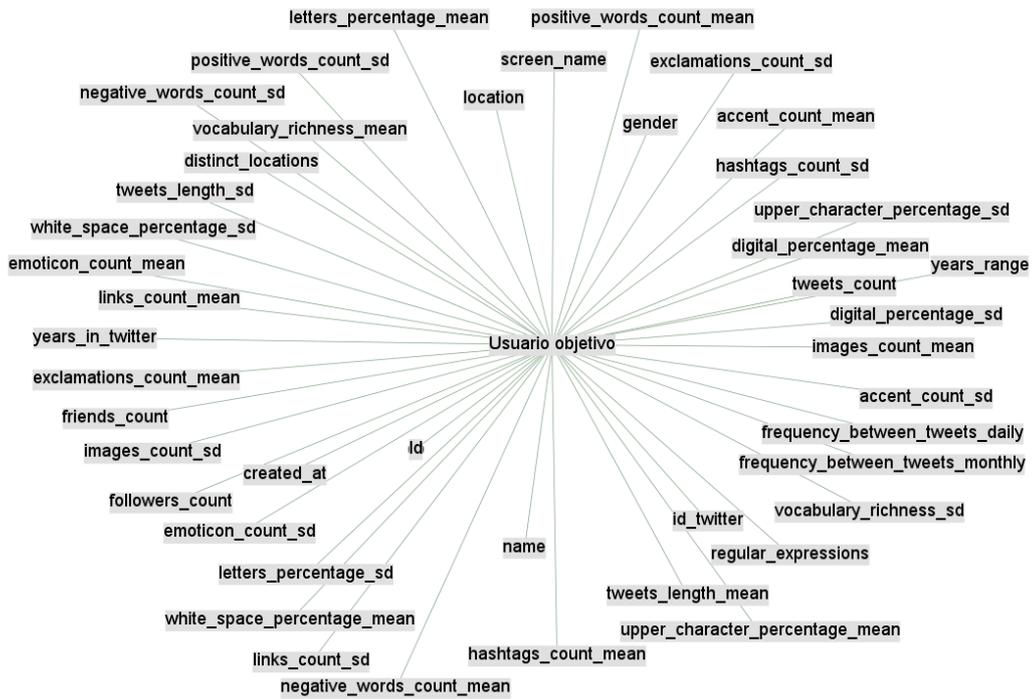


Figura 3.1: Grafo de atributos de usuario objetivo

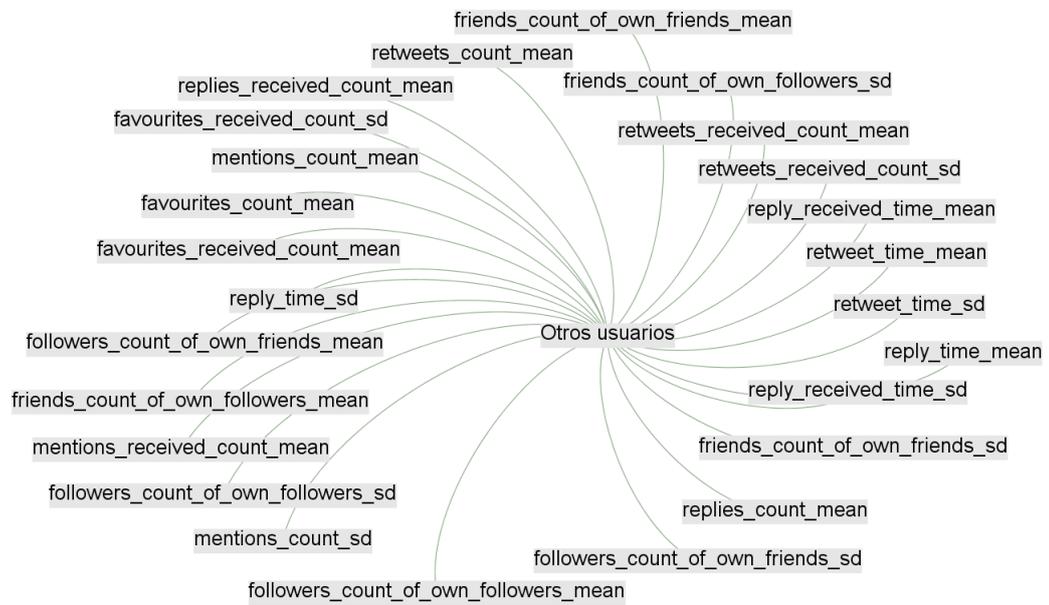


Figura 3.2: Grafo de atributos del usuario objetivo provenientes de otros usuarios

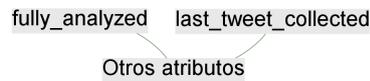


Figura 3.3: Grafo de otros atributos del usuario objetivo

Dos de los atributos más complejos de obtener de la lista previa, y además de los más influyentes en el resultado en trabajos previos, son el género y la edad. Existen diversos estudios que tratan de inferir estos dos valores de Twitter [45, 46, 47], ya que no son datos que se especifiquen en el perfil del usuario. Sin embargo, es un trabajo muy laborioso y no obtiene resultados fiables.

Debido a su dificultad, se ha decidido probar en una ocasión a eliminar estos atributos de un modelo de usuario con el objetivo de estudiar la utilidad de los mismos. En caso de lastrar en exceso los resultados de la inferencia de personalidad, se considerará necesario introducir como parámetros de entrada tanto el género del usuario como su edad (únicamente indicar si es mayor o menor de 30 años).

Para concluir el estudio de los atributos que se usarán para configurar los modelos de usuario se ha realizado un análisis en el que se han estudiado cómo puede afectar cada uno a alguna de las dimensiones de la personalidad, y a cuál. Para realizar este estudio se ha desglosado cada una de las dimensiones en los nueve factores que las definen [48] y se han elaborado tres tablas indicando en cada una de ellas cómo se cree que pueden afectar cada uno de los atributos a estos factores. Únicamente se especifica el valor esperado en aquellas en las que se espera cierta influencia. Los resultados del análisis se pueden ver en la Tabla 3.1 para los factores de psicoticismo, la Tabla 3.2 para los factores de extraversión, y la Tabla 3.3 para los de neuroticismo.

	Agresividad	Frialdad	Egocentrismo	Impersonalidad	Impulsividad	Antisocial	Rigidez	Creatividad	No empatía
Número de seguidores			Pocos			Poquísimos			
Número de amigos	Muchos		Muchos	Pocos		Pocos	Desviación pequeña		
Número de tweets			Muchos					Largos	
Años en Twitter		Cortos						Muchas	
Longitud de tweets			Muchas			Muchos		Muchos	
Número de imágenes		Muchos						Bastantes	
Número de links	Muchos		Muy alto		Bastantes	Casi ninguno			
Número de hashtags	Muchas	Muy pocas	Muchas			Casi ninguna			
Número de menciones						Casi ninguna			
Número de menciones recibidas		Muchos	Muchos	Muchos	Bastantes	Casi ninguno		Pocos	
Número de retweets								Muchos	
Número de retweets recibidos	Muchas	Pocas	Muchas		Muchas	Casi ninguno			Pocas
Número de respuestas		Pocas							
Número de respuestas recibidas		Pocas	Muchos	Muchos		Pocos			Pocas
Número de favoritos									
Número de favoritos recibidos									
Frecuencia entre tweets	Pequeño	Constante	Alta		Muchos pocos	Alta			
Tiempo de respuesta			Pequeño		Muy pequeño	Infinito			
Tiempo de respuestas recibidas									
Tiempo de retweet	Pequeño				Muy pequeño	Infinito			
Número de palabras positivas	Muchas	Pocas			Muchas	Pocas			
Número de palabras negativas	Muchas	Pocas			Muchas	Muchas			
Número de exclamaciones	Muchas	Casi ninguna			Alto				
Número de emoticonos	Muchos	Pocas			Muchos			Muchos	
Riqueza del lenguaje	Si	Pocas			Baja			Alta	
Expresiones regulares					Si			No	
Localización									

Tabla 3.1: Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de psicoticismo.

	Sociabilidad	Viralidad	Actividad	Asertividad	Buscador de sensaciones	Despreocupación	Dominancia	Espontaneidad	Aventura
Número de seguidores	Muchos								
Número de amigos	Muchos								
Número de retweets	Muchos	Muchos	Muchos		Muchos	Muchos	Muchos		
Años en Twitter									
Longitud de tweets	Muchas								Muchas
Número de imágenes			Muchas						
Número de links			Muchos						
Número de hashtags	Muchas						Muchas	Bastantes	
Número de menciones									
Número de menciones recibidas	Muchas	Muchos	Muchos	Muchos				Bastantes	
Número de retweets									
Número de retweets recibidos	Muchas	Muchos	Muchos					Muchas	
Número de respuestas	Muchas	Muchas	Muchas			Pocas	Muchas	Muchas	
Número de respuestas recibidas	Muchos								
Número de favoritos			Alta						
Número de favoritos recibidos									Muchos pocos
Frecuencia entre tweets	Pequeño	Pequeño	Muy pequeño				Pequeño		Muy pequeño
Tiempo de respuesta									
Tiempo de respuestas recibidas		Pequeño	Muy pequeño					Muy pequeño	
Número de palabras positivas					Muchas		Pocas	Muchas	
Número de palabras negativas					Muchas		Pocas	Muchas	
Número de exclamaciones					Muchos		Muchas	Alto	
Número de emoticonos								Muchos	
Riqueza del lenguaje		Alta				Ninguna	Alta	Baja	
Expresiones regulares						SI	SI	SI	
Localización									Actividades Variable

Tabla 3.2: Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de extraversión.

	Ansiedad	Depresión	Sentimiento de culpa	Baja autoestima	Tensión	Irracionalidad	Timidez	Tristeza	Emotividad
Número de seguidores									
Número de amigos							Pocos		
Número de tweets	Bastantes			Pocos	Muchos	Muchos	Muy pocos		
Años en Twitter									Largos
Longitud de tweets									Pocos
Número de imágenes									
Número de links						Muchos			
Número de hashtags									Muchas
Número de menciones			Muchas						
Número de menciones recibidas				Muchos			Muy pocos		Muchos
Número de retweets									
Número de retweets recibidos									Muchas
Número de respuestas									
Número de respuestas recibidas						Muchas			Muchos
Número de favoritos									
Número de favoritos recibidos									
Frecuencia entre tweets	Con picos			Baja	Picos				Constante
Tiempo de respuesta	Pequeño			Grande			Muy grande		
Tiempo de respuestas recibidas							Muy grande		
Tiempo de retweet	Pequeño								
Número de palabras positivas	Muchas				Muchas	Muchas			Muchas
Número de palabras negativas	Muchas			Muchas	Muchas	Muchas		Muchísimas	Muchas
Número de exclamaciones	Muchas				Muchas		Pocas		Muchas
Número de emoticonos					Muchos				Muchas
Riqueza del lenguaje									
Expresiones regulares	No		Sí					Sí	Sí
Localización									

Tabla 3-3: Tabla de evaluación de los atributos frente a los factores de neuroticismo.

### 3.3. Modelos de usuario propuestos

Una vez estudiados los atributos que se desea obtener o generar a través de la información de Twitter, es necesario diseñar el modelo o modelos de usuario en función de los objetivos del proyecto.

Tal y como se comenta en la Sección 1.2, se pretende diseñar los modelos, esto es, escoger los atributos, de forma que permitan evaluar la utilidad de estos en la definición de la personalidad del usuario.

Para ello se han diseñado cinco modelos de usuario diferentes. Se espera que los resultados de aplicar cada uno de estos modelos facilite el análisis sobre la aportación de unos u otros atributos. Los modelos propuestos son:

#### Modelo 1 (Individual - Simple):

- Objetivo: Ser comparable con los modelos del estado del arte. Incluye únicamente atributos del propio usuario, que no requieren ningún tipo de procesado de los *tweets*.
- Atributos:

---

---

*id, id\_twitter, name, screen\_name, location, created\_at, friends\_count, followers\_count, tweets\_count, years\_in\_twitter, gender, years\_range, tweets\_length\_mean, tweets\_length\_sd, images\_count\_mean, images\_count\_sd, links\_count\_mean, links\_count\_sd, hashtags\_count\_mean y hashtags\_count\_sd.*

---

---

#### Modelo 2 (Individual - Complejo):

- Objetivo: Aportar riqueza al modelo anterior con un modelo individual que incorpora procesado del perfil de usuario y de los *tweets*. Se pretende observar el efecto de estos nuevos atributos y comprobar si suponen una mejora que justifique el mayor coste computacional.

- Atributos:

---



---

<i>MODELO 1</i>
+
<i>frequency_between_tweets_daily, frequency_between_tweets_monthly,</i> <i>positive_words_count_mean, positive_words_count_sd,</i> <i>negative_words_count_mean, negative_words_count_sd,</i> <i>exclamations_count_mean, exclamations_count_sd, emoticon_count_mean,</i> <i>emoticon_count_sd, accent_count_mean, accent_count_sd,</i> <i>letters_percentage_mean, letters_percentage_sd, digital_percentage_mean,</i> <i>digital_percentage_sd, white_space_percentage_mean, white_space_percentage_sd,</i> <i>upper_character_percentage_mean, upper_character_percentage_sd,</i> <i>vocabulary_richness_mean, vocabulary_richness_sd y distinct_locations.</i>

---

### Modelo 3 (Colectivo - Asociados):

- Objetivo: Permitir generar un modelo colectivo, que incorpore información de las interacciones del usuario con sus amigos (usuarios de los que él recibe notificaciones) y seguidores (usuarios que reciben sus notificaciones). Este modelo permitirá medir la influencia de esta información en la inferencia de la personalidad de usuario objetivo. Sin embargo, este modelo no considera algunos atributos que requieren un procesamiento muy costoso, así como aquellos que necesitan mayor información de los amigos y seguidores adicional a la incluida en el perfil del propio usuario.

- Atributos:

---



---

<i>MODELO 1</i>
+
<i>positive_words_count_mean, positive_words_count_sd,</i> <i>negative_words_count_mean, negative_words_count_sd,</i> <i>exclamations_count_mean, exclamations_count_sd, emoticon_count_mean,</i> <i>emoticon_count_sd, accent_count_mean, accent_count_sd,</i> <i>letters_percentage_mean, letters_percentage_sd, digital_percentage_mean,</i> <i>digital_percentage_sd, white_space_percentage_mean, white_space_percentage_sd,</i> <i>upper_character_percentage_mean, upper_character_percentage_sd,</i> <i>vocabulary_richness_mean, vocabulary_richness_sd, distinct_locations,</i> <i>mentions_count_mean, mentions_count_sd, retweets_count_mean,</i> <i>retweets_received_count_mean, retweets_received_count_sd, replies_count_mean,</i> <i>favourites_count_mean, favourites_received_count_mean,</i> <i>favourites_received_count_sd, retweet_time_mean y retweet_time_sd.</i>

---

**Modelo 4 (Colectivo - Completo):**

- Objetivo: Aportar riqueza a los modelos del estado del arte incorporando información relativa a los amigos y seguidores del usuario bajo estudio, haciendo uso de atributos que requieren un procesado más complejo del perfil, de los *tweets* y de las interacciones entre usuarios.
- Atributos:

---



---

<i>MODELO 3</i>
+
<i>frequency_between_tweets_daily, frequency_between_tweets_monthly,</i> <i>mentions_received_count_mean, replies_received_count_mean, reply_time_mean,</i> <i>reply_time_sd, reply_received_time_mean, reply_received_time_sd,</i> <i>friends_count_of_own_friends_mean, friends_count_of_own_friends_sd,</i> <i>followers_count_of_own_friends_mean, followers_count_of_own_friends_sd,</i> <i>friends_count_of_own_followers_mean, friends_count_of_own_followers_sd,</i> <i>followers_count_of_own_followers_mean y</i> <i>followers_count_of_own_followers_sd.</i>

---

**Modelo 5 (Colectivo - Completo sin género y edad):**

- Objetivo: Estudiar la influencia del género y la edad en la personalidad. Debido a la complejidad de inferir estos dos valores a partir de los datos obtenidos únicamente de Twitter, se desea analizar la importancia de los mismos para saber si es relevante o no tratar de obtenerlos.
- Atributos:

---

<i>MODELO 4</i>
-
<i>gender y years_range.</i>

---

**Modelo 6 (Colectivo - Influencia de personalidad ajena):**

- Objetivo: Estudiar la influencia directa de la personalidad de los amigos y seguidores del usuario objetivo sobre éste, es decir, no utilizar únicamente la interacción entre ellos, sino analizar si existe cierta relación entre las personalidades de los usuarios conectados a través de Twitter.

- Atributos:

---

---

$$\begin{array}{c} \text{MODELO 4} \\ + \\ \text{extraversion\_mean, neuroticism\_mean y psychoticism\_mean.} \end{array}$$

---

---

Con los modelos propuestos, se pretenden cubrir todas las motivaciones y objetivos del proyecto. De una manera más desglosada, con el estudio realizado en esta sección se pretende crear medios para:

- Probar la importancia de incluir nuevos atributos de nivel básico en contraste con las aproximaciones con pocos atributos del estado del arte.
- Medir la influencia de incorporar atributos más complejos frente a utilizar únicamente atributos simples.
- Comprobar si existe algún tipo de influencia de las interacciones usuario-entorno social, sobre la personalidad del usuario.
- Deducir la influencia de los parámetros del género y la edad al inferir la personalidad de un usuario.
- Tratar de extrapolar algún tipo de relación entre la personalidad de un usuario y la personalidad de su entorno.

Todos estos modelos, serán la base de las pruebas que pretenden clarificar en gran medida la utilidad de estos atributos para la inferencia de la personalidad en Twitter.



## Capítulo 4

# Sistema de recuperación de información

Una de las principales tareas a realizar para obtener un sistema de predicción de la personalidad a partir de la información disponible en las redes sociales, es la recuperación de información (IR). En el ámbito de este trabajo, será necesario diseñar una herramienta que permita la recuperación de información de manera masiva de la red social Twitter.

Para este proyecto concretamente, la información requerida no es únicamente aquella que se va a usar para inferir la personalidad. Es necesario también disponer de información que permita por una parte entrenar clasificadores, y por otra evaluar cómo de útiles son los modelos de usuario definidos, y los sistemas de inferencia desarrollados para inferir la personalidad. Para este fin se es necesario extraer los resultados del cuestionario de personalidad de Eysenck seleccionado, ver subsección 3.1. Para ello será necesario diseñar un sistema que permita a los usuarios acceder al cuestionario y posteriormente recabar la información de ese cuestionario una vez que ha sido realizado.

En esta sección se presentará en primer lugar el sistema desarrollado para recabar dicha información. Posteriormente se presentará el sistema desarrollado para extraer la información de inferencia de Twitter para cada usuario.

### 4.1. Sistema IR de validación

Tal y como se ha comentado en las secciones previas, es necesario recoger un conjunto de datos reales que reflejen la personalidad de los usuarios (resultados del test de personalidad). Esta información sera usada en el sistema de inferencia de

personalidad para entrenar los clasificadores de los distintos modelos de usuario. También se usará para poder obtener medidas y resultados de cuán bien están funcionando las distintas técnicas y modelos implementados.

Las técnicas tradicionales, basadas en entregar físicamente a los usuarios un cuestionario para que lo rellenen, tienen notables limitaciones. Por una parte los usuarios son más reacios a participar en este tipo de actividades en las que se tienen que personar, por lo que el número de muestras sería más reducido. Por otra, la variabilidad queda muy sesgada, pues resultaría muy costoso obtener resultados de gente desconocida o de gente de procedencias diversas. Sin embargo, el realizar una encuesta física, en un entorno controlado y con un supervisor, da lugar a encuestas de mayor fiabilidad.

En este proyecto, se está tratando de validar modelos de usuarios y clasificadores, y por lo tanto, se pretende obtener un espacio muestral lo suficientemente grande y variado para que se pueda considerar estadísticamente representativo. Adicionalmente, la información que se va a utilizar para la inferencia de la personalidad es obtenida de las redes sociales *online*.

Por estos motivos se elegirá un formato *online* para que los usuarios completen el cuestionario y obtener así la información de validación. Por supuesto, este método de recogida de información nos provocará un sesgo en la misma, porque sólo rellenarán el cuestionario aquellos usuarios que utilicen la red social. Sin embargo, como se indicó previamente, la predicción se hará justamente sobre la red social, por lo que el sesgo no debería afectar negativamente a dicha predicción. Por otro lado, cabe destacar que, para paliar los efectos de la baja fiabilidad con respecto a las encuestas físicas, se realizarán evaluaciones intra-usuarios para medir el error introducido y poder no tenerlo en cuenta en los análisis, véase subsección 6.2.2. Este sistema es lo que se ha denominado API WEB de personalidad. El esquema general de esta aplicación se muestra en la Figura 4.1.

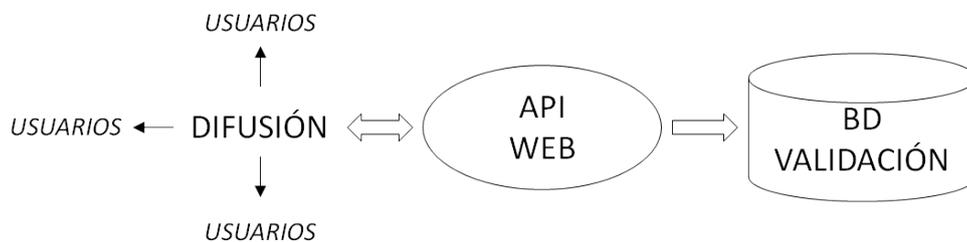


Figura 4.1: Esquema de API WEB de personalidad

A lo largo de esta subsección se detallarán en orden los distintos módulos del esquema presentado en la Figura 4.1, a saber: el módulo de difusión, el módulo de la aplicación WEB y el módulo de la base de datos.

#### 4.1.1. Estrategia de difusión

Como ya se ha comentado en la introducción de esta subsección, el proceso de recogida de los resultados del test de personalidad suele ser un proceso largo y tedioso, y no siempre se logran los resultados buscados. La elección de llevar a cabo este proceso por medio de Internet facilita el tratamiento de los resultados y mejora la capacidad de captación.

A pesar de ello, el proceso de difusión de las aplicaciones web presenta alguna dificultad, ya que por lo general, estas suelen propagarse muy rápido al principio pero a los pocos días pierde el interés de los usuarios. Esto origina por tanto la necesidad de reiterar dicha difusión a través de la misma fuente, así como probar fuentes alternativas.

Con el fin de alcanzar el máximo número de usuarios posibles y de la mayor diversidad se ha seguido una estrategia de difusión de doble vía.

- Fuentes oficiales: con el objetivo de aportar credibilidad al estudio, con el fin de llegar a aquellos usuarios más reticentes a llevar a cabo estos estudios, se siguieron los cauces de las redes sociales oficiales de la Escuela Politécnica Superior (EPS) para dar difusión a la encuesta. Más concretamente, se publicaron *posts* animando a la participación en el estudio de personalidad a través del Twitter oficial de la EPS y del Facebook oficial de la EPS.
- Extraoficiales: los fenómenos virales, y la rápida expansión de información por Internet tiene su origen la mayoría de las veces en páginas web de formato *blog*. Con este fin se dio divulgación al cuestionario a través del conocido *blog* welele <sup>1</sup>, finalista en 2011 y 2014, y segundo premio en 2012, de los premios bitácora-RTVE al mejor *blog* de entretenimiento de habla hispana.

#### 4.1.2. Aplicación Web del test de personalidad

Una vez seleccionado el medio sobre el que se proveerá a los usuarios el cuestionario de personalidad y las estrategias a seguir para su máxima difusión, se ha diseñado la aplicación de soporte. Para ello, se ha diseñado una aplicación web con el principal objetivo de facilitar al usuario la compleción del test de personalidad de Eysenck. La

---

<sup>1</sup>url: <http://welele.es/>

aplicación web se hizo accesible para cualquier usuario a través del enlace: <https://www.icfs.uam.es/personalidad/indexPersonality.php>.

A continuación se va a detallar la funcionalidad básica y el sentido de cada una de las pantallas que componen la aplicación web. El diagrama de flujo de la aplicación se muestra en la Figura 4.2. Todas las pantallas de la aplicación se encuentran en el Apéndice C. A continuación se describirán de manera breve las distintas pantallas y se mostrarán únicamente aquellas más relevantes.



Figura 4.2: Diagrama de flujo de la aplicación WEB

### Pantalla de bienvenida

Esta pantalla muestra únicamente un texto de introducción al test y a su contexto, véase Figura 4.3, permitiendo al usuario comenzar con el mismo.



Figura 4.3: Página bienvenida del servicio web de personalidad.

### Formulario de datos del usuario

En esta pantalla se le solicitan al usuario los siguientes datos: sexo, ocupación, edad, lengua materna, nivel de estudios terminados y el sector de actividad. Tal y como se comentaba previamente, el género y la edad son vitales para calcular el porcentaje de peso correspondiente de cada una de las dimensiones de la personalidad. El resto de datos se solicitan con fines estadísticos futuros.

### Test de personalidad

En ella se muestran las 83 preguntas del test oficial de Eysenck, véase Figura 4.4, ofreciendo al usuario únicamente dos posibles respuestas para cada una de las preguntas. No se permite al usuario continuar el proceso en caso de que alguna de estas preguntas quede sin responder con el fin de asegurar la validez del test.

Personalidad  
Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid

Test de personalidad    Análisis de resultados

Personalidad

Descripción

A continuación encontrará una serie de preguntas. Por favor, lea detenidamente cada una de ellas y responda SI o NO marcando la casilla que mejor refleje su respuesta.

Por favor, responda a todas las preguntas.

Recuerde que no existen respuestas correctas o incorrectas

1. ¿Se para a pensar las cosas antes de hacerlas?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
2. ¿Su estado de ánimo sufre altibajos con frecuencia?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
3. ¿Es una persona conversadora?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
4. ¿Se siente a veces desdichado sin motivo?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
5. ¿Alguna vez ha querido llevarse más de lo que le correspondía en un reparto?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
6. ¿Es usted una persona más bien animada o vital?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
7. Si usted asegura que hará una cosa, ¿siempre mantiene su promesa, sin importarle las molestias que ello le pueda ocasionar?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
8. ¿Es una persona irritable?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>

Figura 4.4: Preguntas del test de personalidad en el servicio web.

### Solicitud de envío de resultados

En esta pantalla se solicita al usuario que introduzca su nombre de usuario de Twitter, así como el método de envío que desea. Este método puede ser o vía mensaje privado (lo cual requiere que el usuario comienza a seguir a la cuenta @personalityCNEC) o de manera pública a través de una mención al usuario. En el momento en el que el usuario presiona el botón finalizar se almacenan los datos en la base de datos, se lleva a cabo el cálculo de la personalidad y se envía, según el método seleccionado, los resultados a través de Twitter.

### Explicación de resultados

Pantalla en la que se muestra una breve explicación de cada una de las dimensiones, es decir, el significado de obtener un valor alto o bajo en cada una de ellas, véase Figura 4.5.

Esta aplicación web se ha implementado utilizando como lenguaje de programación PHP. Tal y como se puede observar en los pasos anteriores, este sistema comprende dos funcionalidades principales: la realización del test de personalidad y el envío de los resultados a través de la API de Twitter.

Para llevar a cabo la comunicación entre el sistema y Twitter a través de PHP se ha empleado la librería TwitterOAuth<sup>2</sup> utilizando los métodos '*direct\_messages/new*' (mensajes privados) y '*statuses/update*' (menciones públicas).

Finalmente, como funcionalidad adicional a la requerida por la aplicación web, se ha incorporado un sistema de *logs* que almacena los datos del usuario en ficheros previamente a la inserción de la información en la base de datos. El objetivo principal es no perder resultados de ninguno de los participantes, sobre todo de aquellos que, ya sea por pérdida de sesión u otro factor, no consiguen finalizar el proceso.

---

<sup>2</sup>Véanse mayor información en <https://twitteroauth.com/>

Personalidad  
Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid

Test de personalidad    Análisis de resultados

Análisis de resultados:

Por favor, si no recibe los resultados en menos de 5 minutos, le agradeceríamos que escribiese un correo a [julia.llanos@estudiante.uam.es](mailto:julia.llanos@estudiante.uam.es) para tratar de localizar el problema.

**Extraversión:**

Aquellas personas con un valor alto de extraversión se suelen caracterizar por tener muchos amigos, ser muy sociable e impulsivo, preferir actividades en grupo y a poder ser algo arriesgadas. Suele ser una persona bromista, optimista, abierto a nuevos cambios, despreocupado y se enfada fácilmente llegando a ser algo agresivo.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de extraversión, o también llamados introvertidos, destacan por ser reservados o distantes, tener pocos amigos y preferir actividades en solitario, ser tranquilos, previsores y suele pensar con detenimiento las cosas antes de llevarlas a cabo. Suelen ser pesimistas, llevar una vida ordenada, no se enfadan rápidamente y generalmente se puede confiar en ellos.

**Neuroticismo:**

Las personas con un valor alto de neuroticismo suelen caracterizarse por ser muy sensibles emocionalmente, con numerosos cambios de humor, ansiosos, deprimidos frecuentemente y con grandes dificultades para adaptarse. Generalmente las personas neuróticas presentar gran preocupación por todas aquellas cosas que consideran que pueden salir mal pudiendo actuar en ocasiones de manera irracional y rígida.

Aquellas personas con un valor bajo de neuroticismo son las consideradas estables emocionalmente. Estas suelen ser equilibradas, tranquilas, despreocupadas y con pocas dificultades para recuperarse de una situación con altos niveles emocionales.

**Psicoticismo:**

Una persona con un valor alto de psicoticismo suele ser despreocupado con las cosas y las personas, llegando a causar numerosos problemas a los demás. Generalmente estas personas son solitarias, frías, insensibles, crueles y con falta de empatía. No suelen compaginar con los demás y les gusta reírse a costa de los demás y enfadarlos. Finalmente, estas personas sienten atracción por cosas raras y extravagantes.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de psicoticismo son aquellas que no presentan las características anteriores, es decir, suelen ser personas cálidas, preocupadas por los sentimientos de los demás, capaces de convivir fácilmente con los demás.

Figura 4.5: Página de análisis de resultados del test de personalidad.

#### 4.1.3. Base de datos de validación

El almacenamiento de los datos del sistema web de personalidad se lleva a cabo haciendo uso de una base de datos que se referenciará como base de datos de validación. Esta base de datos, implementada sobre el sistema gestor de bases de datos relacionales (RDBMS) PostgreSQL<sup>3</sup> está formada por tres tablas: Usuarios, Personalidad y Preguntas. Algunos de los atributos que se van a guardar en la base

<sup>3</sup>Véase mayor información en <http://www.postgresql.org.es/>

de datos requieren un procesado previo. Estos atributos son resultados de la interpretación de los rasgos extraídos del test de personalidad. Se dividirá el análisis de la base de datos en: atributos de las tablas, y procesamiento y atributos que lo requieren.

#### Atributos de las tablas

- Usuarios:  
*id, twitter\_login, metodo\_envio, sexo, edad, ocupacion, lengua, estudios y sector.*
- Personalidad:  
*id, id\_usuario, extraversion, neuroticismo, psicoticismo, disimulo, extraversion\_porcentaje, neuroticismo\_porcentaje, psicoticismo\_porcentaje, disimulo\_porcentaje y fecha.*
- Preguntas::  
*id, id\_personalidad, id\_usuario, num\_pregunta y respuesta.*

#### Procesamiento y atributos procesados

Los atributos que no directos son los identificadores, la fecha y los campos relacionados con los resultados del *test*, a saber:

*extraversion, neuroticismo, psicoticismo, disimulo, extraversion\_porcentaje, neuroticismo\_porcentaje, psicoticismo\_porcentaje, disimulo\_porcentaje.*

El procesamiento realizado para estos últimos consiste en procesar el test de personalidad tal y como Eysenck lo definió. El cálculo de la personalidad se realiza sumando para cada una de las dimensiones: neuroticismo, psicoticismo y extraversión, el valor de las preguntas asociadas a estas ('Sí' equivale a 1 y 'No' a 0). Algunas de estas preguntas son denominadas inversas, es decir, que en lugar de sumar su valor es necesario restarlo.

Una vez obtenido el valor final para cada una las dimensiones de manera independiente, utilizando los parámetros de entrada de género y edad, se genera un resultado en forma de un porcentaje por cada rasgo de personalidad, para mostrar al usuario un valor más comprensible de cada uno de ellos.

A pesar de no proporcionar al usuario el valor de la dimensión de disimulo, éste también se calcula y se almacena en la base de datos con el objetivo de filtrar algunos resultados, así como con fines estadísticos.

Finalmente, respecto al conjunto de datos recogidos a través de la aplicación web, ha sido necesario llevar a cabo un procesamiento de los mismos. Para comprobar la validez de los usuarios de Twitter introducidos en el sistema, se ha realizado un tratamiento manual de los mismos, introduciéndolos en Twitter con el fin de detectar si el usuario existe o no. El procedimiento ha sido manual, ya que Twitter no genera ningún tipo de mensaje de error al enviar los resultados a usuarios inexistentes.

Adicionalmente, en caso de que un mismo usuario de Twitter haya repetido el proceso múltiples veces, se han filtrado sus resultados manteniendo únicamente aquellos resultados que hayan generado menor valor de disimulo.

## 4.2. Sistema IR de inferencia

La recuperación de información para la generación de los modelos de usuario es una de las tareas esenciales y a la vez una de las más complejas en los algoritmos de inferencia de personalidad. Sin dicha información no sería posible generar los modelos de usuario necesarios para realizar la inferencia.

En este proyecto se pretenden, entre otros objetivos, evaluar diferentes modelos de usuario, partiendo de algunos sencillos hasta otros de alta complejidad y con una gran cantidad de atributos. Para dar soporte a estos modelos ha sido necesario desarrollar un robusto sistema de recuperación de información.

Dicho sistema está compuesto de una serie de módulos que interaccionan entre sí tal y como se muestra en la Figura 4.6.

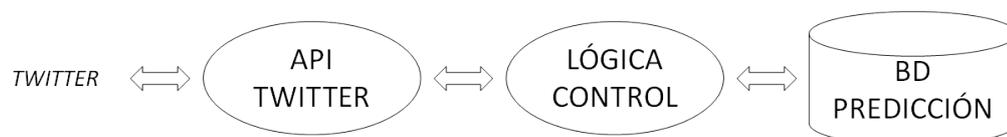


Figura 4.6: Esquema del sistema de IR de inferencia

A lo largo de esta subsección se van a analizar las distintas partes de este diagrama. En primer lugar se llevará a cabo un breve análisis de las características principales de la API de Twitter. En segundo lugar se analizará en detalle la lógica de control desarrollada. Por último se cerrará la subsección con un estudio de la base de datos diseñada y de las tareas de procesado incluidas en ella.

### 4.2.1. API REST de Twitter

Los desarrolladores de Twitter han trabajado cuidadosamente en la creación de una API (API REST) diseñada principalmente para proporcionar a los usuarios una posibilidad de incorporar la interacción con Twitter en sus propias aplicaciones.

Gracias a esta API cualquier usuario puede realizar acciones como generar nuevos *tweets*, leer el histórico de *tweets* de un usuario, obtener los datos del perfil de éste, así como de sus amigos y seguidores, obtener *tweets* a partir de las coordenadas de un lugar concreto, . . . y muchas otras definidas en la documentación de la misma<sup>4</sup>.

Esta API utiliza lo que se conoce como REST (*Representational State Transfer*), una interfaz entre dos sistemas a través de peticiones HTTP que permiten transferir datos y ordenar la ejecución de operaciones sobre estos datos en formatos completos como pueden ser JSON, XML, etc.

Más concretamente, todas las peticiones definidas en la API de Twitter devuelven un documento JSON como respuesta, lo cual facilita el tratamiento de dichas respuestas.

Para la interacción con esta API, Twitter impone como requisito el uso del método OAuth<sup>5</sup> para autenticar al usuario o aplicación que está realizando las diversas peticiones. Con el fin de evitar las restricciones de acceso definidas por la API, se han creado diversas credenciales de acceso válidas a la misma.

Hoy en día existen numerosas librerías que facilitan la comunicación entre las aplicaciones de los usuarios y Twitter, haciendo uso de la API de Twitter mediante los métodos establecidos en su especificación. Esto permite por tanto manejar una gran cantidad de datos con un alto potencial, sin tener que conocer en profundidad esta API.

En la Figura 4.7 se muestra el esquema de la conexión de API REST con la API Usuario a través de una librería intermedia.

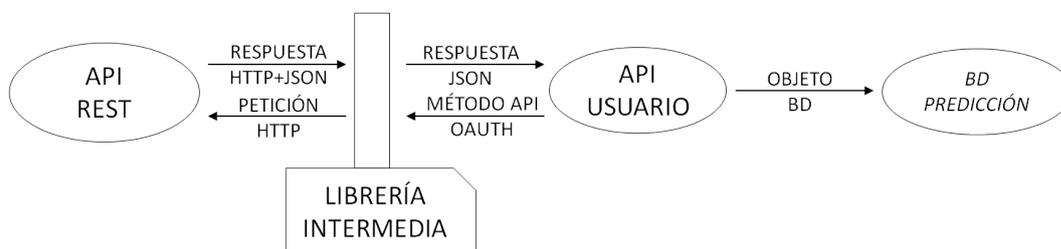


Figura 4.7: Esquema de interconexión API Rest – API Usuario.

<sup>4</sup>Véanse todos los métodos en <https://dev.twitter.com/rest/public>

<sup>5</sup>Véase mayor información en <https://dev.twitter.com/oauth>

### 4.2.2. Lógica de control

El diseño de la lógica de control se ha llevado a cabo teniendo en cuenta dos aspectos: las limitaciones que presenta la API de Twitter y la información que se requiere por parte de los modelos de usuario. Con este criterio se ha diseñado la lógica en dos módulos, uno encargado de realizar las peticiones de información a la API de Twitter y gestionar las limitaciones de esta, y otro encargado de gestionar los usuarios de los que se solicita información, bien por ser el usuario objetivo, bien por ser amigos o seguidores de éste. En la Figura 4.8 se observan los mencionados módulos y sus conexiones.

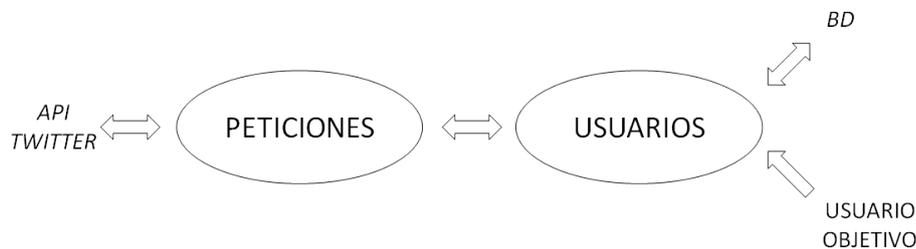


Figura 4.8: Esquema de módulos de la lógica de control

Todo el código que ha sido necesario implementar para lograr dicha comunicación se ha desarrollado utilizando como lenguaje de programación Python<sup>6</sup>. Se ha requerido adicionalmente hacer uso de algunas librerías como son *numpy*<sup>7</sup> o *tweepy*<sup>8</sup>.

A continuación se analizarán más en detalle ambos módulos, su diseño y tareas.

#### Peticiones

La gestión de peticiones de información sobre un usuario determinado, o más concretamente las peticiones de *tweets* de un usuario, se han de realizar siguiendo los métodos y las limitaciones propias de la API de Twitter, a través de la que se harán las peticiones. En primer lugar se van a presentar dichos métodos y limitaciones, y a continuación las estrategias seguidas para hacer uso de la API como se desea.

- *Método y limitaciones*

Para realizar una petición de todos los *tweets* de un usuario concreto de Twitter a través de la API es necesario hacer uso de un método definida en esta: ‘*GET*

<sup>6</sup>Véase mayor información en <https://www.python.org/>

<sup>7</sup>Véase mayor información en <https://http://www.numpy.org/>

<sup>8</sup>Véase mayor información en <https://http://www.tweepy.org/>

*statuses/user\_timeline*'.

La respuesta recibida incluye el perfil del usuario y los *tweets* del mismo. Sin embargo, por la definición del método, solo es posible recuperar 200 *tweets* en cada petición.

Así mismo, la API de Twitter establece en la especificación de cada uno de sus métodos las restricciones existentes en cuanto a número de peticiones por tiempo determinado realizadas por un programa.

Otra limitación encontrada es la pérdida de información en caso de cuentas privadas. Los usuarios de Twitter pueden establecer su cuenta de Twitter como privada, de forma que únicamente se tiene acceso a los *tweets* de éste en caso de ser amigo directo.

- *Petición de tweets e información*

Se realiza una petición de todos los *tweets* del usuario a Twitter a través del método definido anteriormente. De la primera de las peticiones se extraen los primeros 200 *tweets*, así como la información del perfil del usuario. Se seguirán haciendo peticiones de *tweets* a través del método hasta que se hayan recuperado todos los *tweets*, o el número que indique el módulo de usuarios. En estas peticiones ya no se volverá a recuperar la información de usuario.

Para el caso de las cuentas privadas, no se ha conseguido presentar una solución como tal. Sin embargo, en caso de esas cuentas, se recuperará la información que sí esté disponible y se generará un modelo de usuario más simple para la inferencia de la personalidad. Cabe destacar, que el porcentaje de usuarios con la cuenta privada es muy reducido en esta red social concreta.

- *Gestión de tokens*

Para solventar, o al menos paliar, la restricción de número de peticiones por tiempo determinado, se ha desarrollado una solución denominada sistema de *tokens*. Dicho sistema controla el número de peticiones realizadas.

Twitter permite a un usuario normal generar una cuenta de aplicación con el objetivo de hacer que todas las peticiones a la API provengan de esa aplicación. Esa aplicación a su vez está compuesta por lo que se denominará *tokens*, o lo que es lo mismo, credenciales de la cuenta.

Con el fin de no utilizar siempre las mismas “claves de acceso”, se han creado para cada aplicación seis *tokens* diferentes (cada uno de ellos está compuesto por cuatro claves diferentes). Cada cierto número de peticiones el sistema se encarga de cambiar el *token* actual de forma que las posibilidades de que Twitter bane o bloquee la cuenta se reducen notablemente.

Sin embargo, a pesar de que esta solución alivia notablemente la problemática, esto no resulta ser una solución definitiva, pues Twitter acaba detectando que todos estos *tokens* pertenecen a la misma aplicación.

### Usuarios

El proceso para el control de usuarios se desarrolla en bloque para cada uno de los usuarios objetivo. Dicho proceso está compuesto de tres fases, que se describen a continuación.

- Fase 1: Solicitudes del usuario objetivo. Una vez se ha recibido el identificador de un nuevo usuario objetivo, se envía esta información al módulo de control de peticiones para que recopile toda la información y todos los *tweets* de este usuario.
- Fase 2: Amigos del usuario objetivo. Concluida la recopilación de información del usuario objetivo, se solicita a la API la lista de amigos del usuario, junto con el perfil de los mismos (método '*GET friends/list*'). Una vez se tiene la lista con todos los amigos, se va pasando de uno en uno, el identificador de cada amigo al módulo de peticiones para que recopile su información y *tweets*.
- Fase 3: Seguidores del usuario objetivo. Se realiza de igual manera que en la fase 2 pero en esta ocasión con los perfiles de los seguidores del usuario (método '*GET followers/list*').

#### 4.2.3. BD de predicción

Para la gestión e interpretación de la información que se recupera de Twitter para cada usuario y sus amigos y seguidores, es necesario el diseño e implementación de una base de datos adaptada a las necesidades del problema. Para ello se ha diseñado una base de datos usando el gestor PostgreSQL. Esta base de datos se encargará, no solo de almacenar los atributos de los usuarios, si no también de realizar los procesados necesarios sobre aquellos atributos que lo requieran, y de actualizar la información de los usuarios, sus amigos o seguidores cuando corresponda.

En esta subsección se detallará en primer lugar la formación de la base de datos, es decir, las tablas que la componen y sus atributos. En segundo lugar se pasará a desglosar el procesamiento requerido por algunos atributos, por una parte a nivel de *tweets*, y por otra a nivel de información del propio usuario.

#### 4.2.3.1. Tablas de la base de datos

Como se acaba de mencionar, se van a detallar las distintas tablas que componen la base de datos y sus atributos.

##### Users:

- Objetivo: Almacenar los datos básicos de los usuarios, es decir, los datos que se encuentran fácilmente en el perfil de usuario que devuelve Twitter.
- Atributos:

---



---

*id, id\_twitter, name, screen\_name, location, created\_at, friends\_count,  
followers\_count y tweets\_count.*

---

##### Users\_friends:

- Objetivo: Registrar las relaciones de Twitter existentes entre los usuarios. En ella se guarda la información sobre los amigos y seguidores de los usuarios estudiados en profundidad. La diferencia que permite distinguir si un usuario es amigo o seguidor reside en el orden de los usuarios, es decir, quién es el usuario y quién el amigo en los atributos que se muestran a continuación.
- Atributos:

---



---

*id, id\_user e id\_friend.*

---

##### Users\_statistics:

- Objetivo: Guardar las estadísticas generadas a partir de los datos de los usuarios. En esta tabla se almacenan los datos que requieren algún tipo de procesado de información.

- Atributos:

---

*id, id\_user, last\_tweet\_collected, fully\_analyzed, years\_in\_twitter, gender, years\_range, tweets\_length\_mean, tweets\_length\_sd, images\_count\_mean, images\_count\_sd, links\_count\_mean, links\_count\_sd, hashtags\_count\_mean, hashtags\_count\_sd, mentions\_count\_mean, mentions\_count\_sd, mentions\_received\_count\_mean, mentions\_received\_count\_sd, retweets\_count\_mean, retweets\_received\_count\_mean, retweets\_received\_count\_sd, replies\_count\_mean, replies\_received\_count\_mean, favourites\_count\_mean, favourites\_received\_count\_mean, favourites\_received\_count\_sd, frequency\_between\_tweets\_daily, frequency\_between\_tweets\_monthly, reply\_time\_mean, reply\_time\_sd, reply\_received\_time\_mean, reply\_received\_time\_sd, retweet\_time\_mean, retweet\_time\_sd, positive\_words\_count\_mean, positive\_words\_count\_sd, negative\_words\_count\_mean, negative\_words\_count\_sd, exclamations\_count\_mean, exclamations\_count\_sd, emoticon\_count\_mean, emoticon\_count\_sd, accent\_count\_mean, accent\_count\_sd, letters\_percentage\_mean, letters\_percentage\_sd, digital\_percentage\_mean, digital\_percentage\_sd, white\_space\_percentage\_mean, white\_space\_percentage\_sd, upper\_character\_percentage\_mean, upper\_character\_percentage\_sd, vocabulary\_richness\_mean, vocabulary\_richness\_sd, distinct\_locations, friends\_count\_of\_own\_friends\_mean, friends\_count\_of\_own\_friends\_sd, followers\_count\_of\_own\_friends\_mean, followers\_count\_of\_own\_friends\_sd, friends\_count\_of\_own\_followers\_mean, friends\_count\_of\_own\_followers\_sd, followers\_count\_of\_own\_followers\_mean y followers\_count\_of\_own\_followers\_sd.*

---

#### **Tweets:**

- Objetivo: Almacena los datos básicos de los *tweets*, es decir, los datos que se encuentran fácilmente en el objeto *tweet* que devuelve Twitter.
- Atributos:

---

*id, id\_twitter, status, tuser, created\_at, lang, is\_retweet, orig\_tweet, favorite\_count, retweet\_count, media\_url, is\_reply, reply\_to\_screen\_name, reply\_to\_status\_id, reply\_to\_user\_id\_str y place\_id.*

---

#### **Tweets\_statistics:**

- Objetivo: Guardar las estadísticas generadas a partir de los datos de los *tweets*. Esta se encarga de almacenar datos que requieren algún tipo de procesado de los propios *tweets*.

- Atributos:

---



---

*id, id\_tweet, hashtags\_count, links\_count, mentions\_count, length, positive\_words\_count, negative\_words\_count, exclamations\_count, emoticons\_count, accent\_count, letters\_percentage, digital\_percentage, white\_space\_percentage, upper\_character\_percentage, vocabulary\_richness y time\_to\_retweet.*

---

#### **Twitter\_tokens:**

- Objetivo: Contener la información asociada a los *tokens* generados para la realización de las consultas a la API de Twitter explicados en la subsección 4.2.2.
- Atributos:

---



---

*id, api\_key, api\_key\_secret, access\_token, access\_token\_secret y oauth.*

---

#### **Tokens\_count:**

- Objetivo: Llevar un registro de los *tokens* utilizados durante la ejecución del sistema. De esta forma se controla el uso de los mismos para evitar repeticiones seguidas.
- Atributos:

---



---

*id, time, id\_token y simulated.*

---

#### **4.2.3.2. Tablas de la base de datos**

A continuación se presenta una pequeña explicación de cómo se han llevado a cabo los cálculos de algunos de los atributos almacenados en la base de datos. En primer lugar se analizan los cálculos relativos a las estadísticas de los *tweets* y posteriormente los de los usuarios.

#### **Cálculo de estadísticas de los *tweets*:**

- Análisis a nivel de carácter: Previamente al tratamiento de los *tweets* se lleva a cabo el cálculo del número total de letras (a-z, A-Z), dígitos (0-9), espacios en blanco, mayúsculas, acentos (á, é, í, ó y ú) y exclamaciones presentes en el *tweet*. Los primeros cuatro valores se normalizan a continuación por la longitud

(*length*) del *tweet*, calculado como el número de caracteres totales que forman parte del *tweet*.

- Análisis a nivel de palabra: Para llevar a cabo el estudio de algunos atributos se procede previamente a procesar el *tweet* de la siguiente forma:
  - ✧ Se convierten todos los caracteres a minúsculas para facilitar la búsqueda de palabras.
  - ✧ Se sustituyen las letras acentuadas por su correspondiente letra sin acento.
  - ✧ Se eliminan los llamados *stopwords* o palabras comunes que no proporcionan información altamente significativa para el posterior estudio: preposiciones, artículos, adverbios y algunas palabras comunes como pueden ser ‘y’, ‘es’, ‘q’.
  - ✧ Se almacena en un vector las palabras que permanecen en el *tweet* para tratar cada una de ellas por separado. Al realizar esta división de la frase utilizando como delimitador el espacio en blanco, se tratan los emoticonos (conjunto de caracteres especiales) como palabras.

Una vez llevado a cabo este preprocesado del texto se procede a buscar palabras positivas, negativas y emoticonos en él. Para ello se han creado tres ficheros conteniendo en ellos una lista de palabras positivas (533 palabras), negativas (769 palabras) y emoticonos (140 palabras) respectivamente.

Los ficheros correspondientes a las palabras positivas y negativas están formados por palabras generalmente incompletas en cuanto el final de las mismas, ya que lo que se busca en las palabras del *tweet* es que estas comiencen por alguna de las raíces presentes en los ficheros. De esta forma se evita añadir a estos, todas las posibles conjugaciones, género y número de las palabras.

Se considera que los emoticonos comprendidos en el fichero de emoticonos poseen a su vez una polaridad concreta al igual que el resto de palabras de los otros ficheros. Es por ello que en función de su polaridad, cada emoticono se ha incluido además en el fichero correspondiente de palabras positivas o negativas. Para llevar a cabo la búsqueda de las mismas, se hace uso del siguiente algoritmo:

Mientras no se haya asociado la palabra tanto a una palabra positiva, negativa y emoticono a la vez, y la longitud de esta sea mínimo 2:

- ✧ Se unifica el formato de la palabra con el de las palabras de los ficheros.
  - Si no se ha encontrado en alguno de los tres ficheros, se busca la palabra únicamente en ellos.

- Se elimina el último carácter de la palabra para seguir tratando de categorizarla y se repite de nuevo el proceso siempre y cuando se cumpla la condición anterior.

Por otra parte, respecto al análisis a nivel de palabra cabe destacar adicionalmente el estudio de la riqueza de vocabulario. Esta se calcula dividiendo el número de palabras distintas encontradas en el *tweet* por el número total de palabras.

- Análisis de tiempos: Respecto a las estadísticas de los *tweets*, el cálculo de tiempo realizado es *time\_to\_retweet*. Este valor se obtiene mediante una resta de la fecha en la que se creó el *retweet* y la fecha de creación del *tweet* original. Éste se calcula únicamente en caso de que el *tweet* sea un *retweet*.

#### **Cálculo de estadísticas de los *tweets*:**

Para obtener el cálculo de las estadísticas de los usuarios se llevan a cabo dos estudios diferentes. El primero de ellos requiere recorrer todos los *tweets* pertenecientes al usuario, y en función de ello se generan los resultados correspondientes, y el segundo necesita el recorrido de los amigos y seguidores del mismo.

En ambos casos, a medida que se van recorriendo los ítems, se va almacenando cierta información en vectores, de forma que al finalizar estos bucles en muchas ocasiones basta con generar la media y desviación típica de los valores de dichos vectores.

A continuación se analizarán únicamente los atributos que requieran algún tipo de cálculo diferente a la media y desviación típica del conjunto de valores de cada uno de los *tweets* correspondientes.

- Análisis de interacciones entre usuarios: Los valores de media y desviación típica de los *retweets* o favoritos recibidos se obtienen de la misma forma que se comentaba antes, es decir, se analiza el número de *retweets* y favoritos recibidos de cada *tweet*. Sin embargo, no ocurre lo mismo con el valor de las menciones y respuestas recibidas.

Un *tweet* que ha recibido respuestas tras su publicación no mantiene la información de estas en el objeto devuelto por Twitter, por ello, ha sido necesario evaluar caminos alternativos para obtener dichos datos.

Al fin y al cabo, una mención y una respuesta podrían considerarse similares debido a que en el propio texto de las respuestas se menciona al usuario. Sin embargo, las respuestas vienen caracterizadas como tal en el documento JSON

devuelto a través de la API.

Con el fin, por tanto, de extraer un método común para obtener dicha información, se investigaron otros métodos de la API que proporcionase información de las menciones. El método principal para ello es la búsqueda de Twitter (petición ‘*GET search/tweets*’), ya que como consulta se le puede solicitar el nombre del usuario y recibir así los *tweets* que le mencionan.

Sin embargo, tras realizar diversas pruebas con esta consulta, se decidió rechazar la idea ya que esta petición únicamente proporciona resultados muy recientes (un mes como máximo), además de necesitar ser indexado para que devuelva algún valor sobre el usuario (lo cual no suele suceder con los usuarios no famosos).

- **Análisis de tiempos:** Dentro de esta categoría cabe destacar el cálculo de los atributos asociados al tiempo de respuesta por parte del usuario y al tiempo de respuestas recibidas. Este cálculo sufre el mismo problema descrito en el punto anterior, los *tweets* no vienen acompañados de las respuestas al mismo. Es por ello que el cálculo de la resta entre ambos *tweets* resulta por tanto imposible sin la presencia del *tweet* de respuesta o la original en caso de ser el propio usuario el que responde.

Para llevar a cabo el cálculo de estos atributos se han realizado por tanto diversas consultas a la base de datos, con el fin de localizar aquellos *tweets* de los amigos o seguidores que son respuesta a alguno de los *tweets* descargado del usuario objetivo y viceversa. En este caso no se tienen todas las respuestas reales, sin embargo, las posibilidades de localizar un gran número de ellas es muy alto. De esta forma se puede a continuación hacer la diferencia entre los tiempos de creación de ambos *tweets*.

- **Análisis de frecuencia de publicación de *tweets*:** El análisis realizado sobre la frecuencia con la que el usuario genera *tweets* se lleva a cabo utilizando dos ventanas temporales diferentes: diaria y mensual. Por otra parte, debido a la cantidad de información que supone realizar este cálculo, únicamente se estudia esta frecuencia en los últimos 6 meses, o lo que es prácticamente equivalente los últimos 180 días. Este atributo puede tomar 9 valores diferentes en función del número de *tweets* del usuario y la variabilidad de publicación del mismo, esto es, si en el histograma definido por el número de *tweets* publicados en los seis meses utilizando la ventana de tiempo correspondiente se pueden observar muchos picos o es prácticamente constante el número de *tweets* diarios o mensuales. Estos valores se detallan en la Tabla 4.1.

Cantidad	Variabilidad		
	Constante	Algunos picos	Muchos picos
Baja	1	2	3
Media	4	5	6
Alta	7	8	9

Tabla 4.1: Valores de frecuencia de *twitteo* en función de cantidad y variabilidad.

Para obtener el valor asociado al cálculo de los dos atributos de frecuencia del usuario se llevan a cabo los siguientes pasos: se extraen los *tweets* del usuario publicados en los últimos 180 días y se almacena en un vector de 180 posiciones el número de *tweets* generados cada día. Una vez recopilada esa información se extrae la media, desviación típica, máximo y mínimo del vector. La media se utiliza para diferenciar si la cantidad de *tweets* es alta, media o baja. En cuanto a la variabilidad de publicación de *tweets* se considera que constante equivale a una desviación pequeña y el máximo y mínimo muy próximos a la media, algunos picos se corresponde con desviación pequeña y el máximo o mínimo alejados de la media, y por último, muchos picos se asocia a una desviación alta. Respecto a la frecuencia con ventana mensual se llevan a cabo los mismos cálculos utilizando esta vez un vector de 6 elementos donde en cada posición se almacena la media de los 30 valores de las posiciones del vector de 180 elementos correspondientes a ese mes.

- Análisis de amigos y seguidores: Para llevar a cabo el cálculo de las medias y desviaciones típicas de los atributos relacionados con el número de amigos y seguidores de los amigos y seguidores del usuario, se ha seguido el mismo proceso de los vectores pero, en lugar de utilizar los *tweets* para generarlos, se ha iterado sobre los amigos y seguidores del usuario.
- Otros atributos:
  - ✧ El cálculo de los años que el usuario lleva en Twitter se obtiene restando a la fecha actual, la fecha en la que el usuario se dio de alta en Twitter.
  - ✧ Respecto al atributo *distinct\_locations*, se calcula analizando el número de lugares distintos en los que el usuario ha publicado un *tweet*. Para llevar a cabo este cálculo se utiliza el atributo de la tabla de *tweets place\_id*.

## Capítulo 5

# Sistema de inferencia

Uno de los objetivos de este proyecto es evaluar la influencia de los modelos de usuario en la inferencia de la personalidad a través de Twitter. Para ello es necesario ensamblar un sistema de inferencia completo. Algunas de las fases, como los modelos de usuario o el sistema de IR, ya se han desarrollado en puntos anteriores para dar respuesta a otros objetivos del proyecto. El sistema final se muestra en la Figura 5.1.

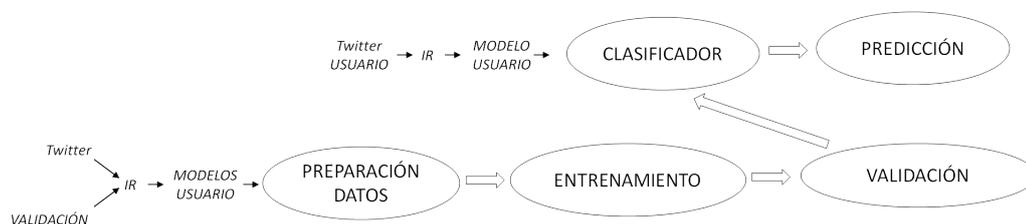


Figura 5.1: Esquema completo del sistema de inferencia, incluyendo fase de entrenamiento, validación y funcionamiento real.

Se puede observar cómo para el entrenamiento y validación de un clasificador es necesaria la preparación de los datos que fueron recuperados y almacenados en etapas anteriores por los sistemas de IR y modelos de usuario. El sistema final solo contará con la entrada de un usuario de Twitter, y un clasificador que dará una salida de predicción (inferida) en función de la información de Twitter que se recupere de éste.

En esta sección se analizarán la preparación de los datos, la fase de entrenamiento llevada a cabo en función de los distintos modelos de usuario y de los distintos clasificadores, la validación de las distintas técnicas empleadas, y por último el funcionamiento del sistema final.

## 5.1. Preparación de los datos

La generación de un clasificador, esto es, el entrenamiento de un clasificador, requiere múltiples instancias del modelo de usuario escogido para llegar a aprender de estos datos. Es por ello que el primer paso para lograr el sistema de inferencia es la preparación de los datos que se le van a pasar al generador del clasificador.

La preparación de los datos consistirá en generar un conjunto de entrenamiento y test, que contenga por una parte la información de inferencia y por otra las etiquetas de las clases o información de validación, véase Figura 5.2.

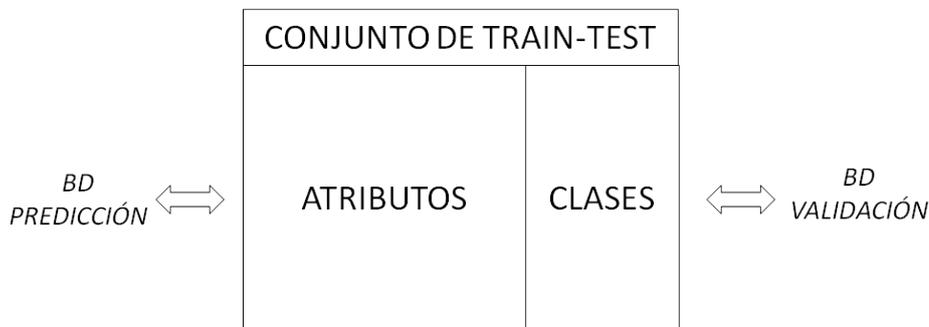


Figura 5.2: Esquema de composición del conjunto de train-test.

En esta subsección se detallarán los procesados previos que hagan falta para generar por una parte el bloque de atributos y por otro el de clases.

### Bloque de atributos

Tal y como se explica en la Sección 3, se han definido seis modelos de usuario diferentes. Estos modelos definen los distintos atributos que se seleccionarán para conformar el bloque de atributos.

Para cada usuario se extraerán todos los atributos que indique el modelo de usuario. Este conjunto de atributos se denomina conjunto o vector de características de un usuario. El tamaño  $N$  de estos vectores definirá el espacio  $N$ -dimensional sobre el que trabajará a priori el clasificador.

### Bloque de clases

Las clases se definen como el valor real que toma cada usuario en las distintas dimensiones de salida (rasgos de la personalidad). Habida cuenta de que el conjunto de datos es limitado, es necesario cuantificar los valores que pueden tomar las clases.

En este problema concreto se tienen 3 dimensiones de salida, con 19, 23 y 23 posibles valores cada una. Para simplificar los costes computacionales, así como para

evitar empeorar los resultados por incluir demasiada granularidad en la cuantificación de la salida, se ha realizado una cuantificación uniforme con factor  $Q = 3$  lo que da lugar a salidas nominales: bajo, medio y alto, para cada una de las dimensiones.

Para una representación esquemática del aspecto final que tendría una entrada concreta del conjunto de *train-test*, se va a introducir algo de nomenclatura.

Sean las tres dimensiones de la personalidad  $d = \{D_1, D_2, D_3\}$ . Para  $K$  niveles de cuantificación o valores de salida, una dimensión cualquiera  $n$  se define como  $D_n = \{q_1^n, \dots, q_i^n, \dots, q_K^n\}$ . El vector de características de un usuario concreto se presentaría como:

$$\boxed{\text{vector de características} \quad q_i^1 \quad q_j^2 \quad q_m^3} \quad \forall i, j, m \in \{1 \dots K\}$$

Cabe destacar, que dado que cada clasificador dará una única salida, el aspecto real que tendrá la entrada del conjunto train-test para un usuario determinado será la siguiente:

$$\begin{array}{|c|c|} \hline \text{vector de características} & q_i^1 \\ \hline \text{vector de características} & q_j^2 \\ \hline \text{vector de características} & q_m^3 \\ \hline \end{array} \quad \forall i, j, m \in \{1 \dots K\}$$

Con este conjunto ya se disponen de los datos preparados para comenzar la fase de entrenamiento. Sin embargo, hay que destacar que uno de los modelos de usuario requiere de mayor preparación. El modelo de usuario *Colectivo - Influencia de personalidad ajena*, utiliza información de la personalidad resultante de otros usuarios para definir el modelo. Aunque en un funcionamiento real será necesario utilizar la personalidad inferida, pues no se dispondrá de la información de validación, en esta situación se utilizará dicha información de validación.

Se introducirá por lo tanto en el vector de características del modelo concreto, la información de validación de otros usuarios. Lejos de tratar de enmascarar errores, este proceder permite alcanzar uno de los objetivos del proyecto, el de validar la utilidad de conocer la personalidad de los contactos en la del usuario objetivo a la hora de inferir su personalidad. Si se utilizase la personalidad inferida, se estaría introduciendo un error intrínseco a la inferencia, que haría que los estudios de la influencia de esta información no fueran válidos.

## 5.2. Fase de entrenamiento

Una vez preparados los datos con los que trabajar, se puede proceder a generar el clasificador o clasificadores deseados.

Se utiliza Weka<sup>1</sup> como herramienta para la generación de este sistema de inferencia, debido a la completitud y lo rápido que permite evaluar, tanto diferentes técnicas para generar el clasificador, como diferentes modelos de usuario.

Como paso previo al entrenamiento, será necesario dividir el conjunto de train-test en dos bloques. Uno de ellos será el que se utilice para entrenar el clasificador, y el otro para validarlo. La división final se especificará en la subsección 6.1.3.

Una vez se tiene un bloque de datos de entrenamiento, se procede como sigue:

1. Especificar en Weka el atributo que debe considerar como la clase de las diferentes instancias.
2. Escoger el clasificador a probar en cada caso, así como la configuración específica de cada uno. Se utilizarán varios clasificadores con el fin de elegir aquél que mejores resultados proporcione.
3. Lanzar la ejecución de Weka para obtener finalmente el clasificador o modelo de inferencia resultante.

Al final de cada ejecución, se dispondrá de un clasificador entrenado con el bloque de datos fijado, y según el método de clasificación escogido.

### 5.3. Validación del sistema de inferencia

En el entrenamiento realizado, así como en el propio proyecto, se pretende evaluar determinadas decisiones para ver su utilidad en la inferencia de la personalidad. Para ello, se ejecutará una fase de validación del clasificador desarrollado.

En esta fase se utilizarán los usuarios que no se hayan usado para la generación del clasificador. Este reparto coincide con el expuesto en la subsección anterior 5.2.

La métrica principal que se empleará para evaluar la fiabilidad del clasificador es la tasa de error de clasificación medida en porcentaje. Adicionalmente se extraerá la matriz de confusión siempre que la técnica de aprendizaje automático lo permita con el fin de proporcionar mayor información sobre la distribución de las inferencias erróneas.

Estos resultados permitirán extraer conclusiones acerca de que método o técnica de aprendizaje genera el mejor clasificador para este tipo de problemas. Así mismo, será sobre estos resultados sobre los que se puedan evaluar la influencia y utilidad de los distintos modelos de usuario y de sus atributos correspondientes.

Los detalles y resultados específicos de de esta etapa se analizarán en la Sección 6 de resultados.

---

<sup>1</sup>Véase mayor información en <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

## 5.4. Funcionamiento real del sistema de inferencia

Al concluir las subsecciones anteriores y su correspondiente evaluación, que se llevará a cabo en la Sección 6, se dispone de un clasificador o clasificadores asociados a cada tipo concreto de modelo de usuario implementado. Así mismo, se dispondrá de una técnica de IR que permitirá recuperar la información que se precise sobre un usuario concreto.

Con todo esto, el sistema ya puede funcionar a modo de aplicación completa y autosuficiente, esto es, que se puede distribuir para su uso. Su funcionamiento por pasos se resume como:

1. Inserción de los parámetros de entrada en el sistema (nombre de usuario y probablemente el género y edad del mismo).
2. Recuperación de su información de Twitter y generación de las estadísticas.
3. Preparación del modelo del usuario completando todos los atributos a partir de la base de datos y los parámetros de entrada del sistema.
4. Ejecución de los tres clasificadores (uno por cada una de las dimensiones de la personalidad).

Como resultado de este proceso, se presenta una inferencia de la personalidad del usuario evaluado. La salida se dará en los niveles cuantificados para cada una de las dimensiones evaluadas.



## Capítulo 6

# Evaluación y análisis de resultados

Con el objetivo de medir y extraer conclusiones sobre las decisiones tomadas, el sistema desarrollado y los aspectos que se pretenden evaluar, se ha llevado a cabo una etapa de evaluación y posterior análisis de los resultados. En esta sección se presentará en primer lugar el *framework* de evaluación, donde se presentarán los datos utilizados, tanto los de validación como los de inferencia, así como las métricas y pruebas que se han realizado. A continuación se presentarán los resultados de las distintas pruebas llevadas a cabo y sus análisis.

### 6.1. Framework de evaluación

Para las distintas evaluaciones ha sido necesario obtener un extenso conjunto de datos que se dividirán en datos de validación y datos de inferencia, y se ha procedido a definir y diseñar unos procesos para llevar a cabo una rigurosa evaluación de todos los aspectos de interés. A continuación se presentarán dichos datos y métricas.

#### 6.1.1. Datos de validación

Los datos de validación son los datos obtenidos de los usuarios que realizaron los test *online*. Como resultado de la estrategia de captación, y gracias a la aplicación web desarrollada para este fin, se dispone de los siguientes datos.

- Total de test realizados: 1.320
- Total de test validados: 1.072
- Total de individuos con test de personalidad: 922

Destacar que el número de test realizados es muy superior al número de test validados. Esta diferencia radica principalmente en que mediante un preprocesado

de los datos se descartaron manualmente aquellos usuarios que realizaron el test de manera incorrecta, que correspondían a perfiles creados solo para la realización del test u que presentaban otro tipo de defectos que no permitían su utilización.

Por otra parte, en el total de test validados, se incluyen 150 test que corresponden a usuarios que repitieron el test de personalidad para poder obtener datos del error intrínseco a la herramienta utilizada para los datos de validación. De esos 150 test duplicados surge la diferencia entre los test validados y los individuos con test de personalidad.

### 6.1.2. Datos de inferencia

Los datos de inferencia, será la información real que se utilice tanto para generar los modelos como para posteriormente realizar las inferencias de personalidad a partir de dichos modelos. Como el objetivo es realizar posteriormente una evaluación de los resultados de inferencia con los datos de validación, se analizarán usuarios de los que se disponga de dichos datos de validación.

- Total de usuarios analizados: 47
- Total de usuarios + amigos + seguidores: 10.175
- Total de *tweets* recopilados: 9.644.195

Es importante destacar que el tiempo necesario para descargar y analizar la información de cada usuario es muy elevado, y por eso no se pueden disponer de datos de más usuarios. Este tiempo se debe, sobre todo, a las restricciones que pone Twitter a las aplicaciones que intentan descargar grandes volúmenes de datos. Para el desarrollo de los distintos modelos que se pretende evaluar, el análisis de un usuario completo suponía llevar a cabo la recopilación de información y *tweets*, no solo del usuario objetivo, sino de sus amigos y seguidores, que en ocasiones se contaban por millares. Al finalizar la obtención de estos datos se dispone de la información y *tweets* completa de dichos usuarios, sus amigos y sus seguidores, información suficiente para generar los modelos más sencillos de todos ellos. Sin embargo, para que la comparativa posterior entre modelos sea fiable, solo se utilizará en la evaluación el número de usuarios máximo de los que se pueda generar todos los modelos (47). Como se puede observar, la cantidad de *tweets* recopilados es muy elevada. Se mencionó en la subsección 4.2.2 que las peticiones de *tweets* que se podían hacer en un intervalo de tiempo eran limitadas, y los *tweets* obtenidos en cada petición eran 200, por lo que la recopilación de toda la información de cada

usuario justifica que no se hallan podido realizar más usuarios completos en el tiempo disponible.

### 6.1.3. Métricas de evaluación

Con el objetivo de realizar una evaluación exhaustiva, y tratar todos los aspectos de interés de este proyecto, se ha diseñado un plan de evaluación que se detallará en esta sección. Los objetivos que se pretenden evaluar son: el correcto funcionamiento del sistema, la correcta generación de los datos de validación, los resultados de la inferencia de la personalidad y que modelo de usuario es el más recomendable para este tipo de tareas.

#### Prueba de concepto

El correcto funcionamiento del sistema se ha comprobado con una prueba de concepto. En dicha prueba se ha seleccionado un subconjunto de datos mucho menor que el total, y se ha realizado una prueba de funcionamiento real. La simplicidad de los modelos generados con tan pocos datos dan lugar a datos que no son de referencia, pero que sin embargo permitirán comprobar si los distintos módulos del sistema están funcionando como deberían. De igual manera, en la prueba de concepto se justificará la cuantificación con  $Q = 3$  de los valores de salida de cada dimensión en lugar de utilizar el total de valores posibles de cada una.

#### Error intrínseco al proceso de validación

Al seleccionar el método de difusión *online* en la Sección 4.1, se asumió que se incluiría un mayor error que el producido en tests y encuestas que se realizan con presencia física del usuario objetivo. Sin embargo, se propuso que si era posible medir o aproximar dicho error, los resultados finales del sistema podrían seguir siendo interpretables sin tener en cuenta dicho error. Para tratar de aproximar este error, se van a tratar dos factores por separado, pero ambos desde el punto de vista de la realización de test *online*.

- Variabilidad intrínseca al usuario: un usuario, en similares condiciones, en momentos similares del día, o incluso en sesiones consecutivas varía sus resultados en un test de personalidad [49]. Esta variación es mayor en el caso de los test *online*. Para medir esta variabilidad, se han hecho pruebas con 25 usuarios a los que se les pidió que realizaran el test de personalidad dos veces seguidas con intervalos de 15 minutos de descanso para que no recordasen las preguntas exactamente. A partir de estos datos se sacó un error promedio por

dimensión debido a la variabilidad intrínseca al usuario. Esta variabilidad se denomina en ocasiones variabilidad intraclase.

- Variabilidad del usuario con el paso del tiempo: el estado de ánimo, los sucesos de ese día y otra gran cantidad de factores influyen notablemente en los resultados del test de personalidad de un usuario [49]. Para tratar de modelar cuánto de grande es el efecto de esta variabilidad cuando se realizan los test *online*, se ha llevado a cabo una prueba. Se solicitó a 25 usuarios que repitieran los test de personalidad dejando un intervalo de 10 días entre uno y otro. Posteriormente se anotaron las diferencias y se promediaron, dando lugar al error asociado a esta variabilidad.

Con estos datos, se logra obtener de un conjunto de usuarios los datos de error promedio asociados a dichas variabilidades. Sin embargo, con estas medidas no se puede concluir que el error este acotado y que por tanto pueda no ser tenido en cuenta en los resultados. Para esto, se repitieron las pruebas anteriores en 3 ocasiones con conjuntos de usuarios distintos en cada ocasión. Con los resultados de cada prueba se analizará si el error es o no constante, y por lo tanto sí puede no ser tenido en cuenta.

Cabe destacar que las medidas no se hicieron sobre las salidas cuantificadas, sino sobre los valores que arroja el test tal cual en tantos por ciento. En esta ocasión, no se quiere que la cuantificación magnifique o enmascare los errores mencionados.

### Resultados de la inferencia

El objetivo de este sistema es inferir la personalidad de los usuarios a partir de su información en las redes sociales. Se medirá por tanto el funcionamiento general del sistema dando tasas de error con respecto a los datos de validación. Para dichas medidas de error, se ha hecho funcionar el sistema al completo tal y como se presentó en la Sección 5. El proceso completo se resume a continuación:

- Entrenamiento de los modelos de usuario: El conjunto de usuarios de los que se dispone de información de validación se dividió en *train* y *test*. Con los datos de validación y inferencia de los usuarios de *train* se entrena un clasificador que permite generar el modelo de inferencia. Destacar que los entrenamientos se han realizado con diversos clasificadores que posteriormente han sido evaluados individualmente en la fase de *test*.
- Test de los modelos de usuario: Utilizando la información de validación de los usuarios de *test* y los distintos modelos de inferencia generados en la fase de

entrenamiento se han hecho inferencias de la personalidad de los distintos usuarios de test.

- Cálculos de error: Las tasas de error de inferencia se han medido por dimensión de la personalidad evaluada. Las matrices de confusión resultantes del proceso se pueden observar en el Apéndice B. Con la información de validación de los usuarios de test disponible, se han calculado las diferencias entre estos datos y las inferencias realizadas. Los errores se han presentado en porcentajes.

Destacar que en estos errores se incluye el error intrínseco al proceso de validación, que modelable o no, está presente. La selección de los conjuntos de *train* y test se ha realizado con los métodos de *cross-validation* con el fin de evitar la dependencia de los resultados del conjunto de test y *train* escogidos. Los clasificadores utilizados para el entrenamiento de los modelos se han escogido debido a sus múltiples apariciones en diversos estudios como [50, 8, 51, 45], así como para contemplar el mayor número de tipos de clasificadores diferentes (clústeres, bayes, árboles de decisión, etc.) con el fin de estudiar sus diferentes comportamientos..

#### Comparativa de modelos de usuario

Como una de las principales motivaciones de este proyecto, se pretende observar la utilidad de incluir distintos tipos de información sobre los usuarios a la hora de inferir su personalidad. Con este objetivo, en base a los resultados analíticos obtenidos en la fase de resultados de inferencia, se han realizado gráficas comparativas entre los distintos modelos. Por una parte se han comparado los modelos por dimensiones, y por otra se han incluido gráficas que permitan observar el comportamiento global de los modelos.

## 6.2. Resultados de evaluación

Los resultados de las distintas evaluaciones presentadas en la subsección 6.1 se van a detallar a continuación y se van a analizar en detalle. En primer lugar se incluirán los resultados de la prueba de concepto del sistema, seguidos de las medidas de error en la validación. Posteriormente se presentarán los resultados obtenidos por el sistema en una evaluación completa, para concluir la subsección con una comparativa entre los modelos de usuario implementados.

### 6.2.1. Prueba de concepto

La comprobación del sistema se ha realizado sobre un total de 50 usuarios. Los modelos generados han sido simples, por lo que la cantidad de información de estos usuarios es mucho menor que la que se utiliza en otros modelos. Para la generación de los modelos de inferencia, se ha utilizado un clasificador *support vector machine* (SVM) como presenta [50]. Será más adelante, en los resultados de inferencia, cuando se replantee el efecto de usar uno u otro clasificador dependiendo de los modelos.

Se realizó un entrenamiento y un test con *cross-validation*, sobre los 50 usuarios, variando el número de salidas de cada dimensión entre la original y 3. Los resultados se presentan en la Tabla 6.1.

Valores salida	Extraversión		Neuroticismo		Psicoticismo	
	19	3	23	3	23	3
SVM	86,27	<b>62,75</b>	88,24	<b>49,02</b>	84,31	<b>49,02</b>

Tabla 6.1: Porcentajes de error en la inferencia de la personalidad con modelos de usuario simples, usando un clasificador SVM.

Como se puede observar en la Tabla 6.1 los resultados cuantificando los valores de salida mejoran notablemente a aquellos modelos generados con todos los posibles valores. Esto se debe a que el tener más posibles salidas, aunque ofrece información más detallada, requiere clasificadores más precisos para que las tasas de error no se disparen. Aunque los resultados son más detallados con más salidas, en esta ocasión los resultados se ven demasiado afectados, por lo que se ha considerado utilizar la cuantificación uniforme de tres niveles de los valores de salida de cada dimensión.

Por otra parte, con esta prueba se ha podido comprobar como el funcionamiento del sistema, aunque con unos resultados muy afectados por la simplicidad, es el correcto y esperado para el sistema desarrollado, por lo que se concluye que la prueba de concepto resultó satisfactoria.

### 6.2.2. Error intrínseco al proceso de validación

Se pretende modelar el error del proceso de recopilación de datos de validación. Para ello se van a presentar a continuación los errores medidos en las distintas sesiones, para los distintos conjuntos de usuarios, en cada una de las variabilidades.

Los resultados de la variabilidad intraclase se observan en la Tabla 6.2. Las pruebas fueron realizadas como se indica en la subsección 6.1, haciendo a los usuarios repetir

el test con 15 minutos de intervalo. Esto se llevó a cabo en tres sesiones con tres grupos de usuarios distintos.

	Extraversión		Neuroticismo		Psicoticismo	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
Grupo 1	2	4,89	1,8	3,71	1,2	2,92
Grupo2	1	2,82	1,4	3,32	0,4	1,35
Grupo3	1,8	4,66	1,8	3,43	0,6	2,15
Total	1,6	0,43	1,66	0,19	0,73	0,34

Tabla 6.2: Porcentajes de variación de un usuario al repetir el test. *mean* indica los valores medios, y *sd* la desviación típica de estas medidas. Se muestra el promedio de todos los usuarios de un grupo, el mínimo y el máximo, para cada una de las sesiones. Se representan independientemente para cada una de las dimensiones estudiadas. La última fila presenta los valores promedios de las tres sesiones y la desviación estándar de estos promedios.

Los resultados de la variabilidad con el paso del tiempo se observan en la Tabla 6.3. Las pruebas fueron de nuevo las mismas que las indicadas en la subsección 6.1, donde los test se repetían a los 10 días.

	Extraversión		Neuroticismo		Psicoticismo	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
Grupo1	22,4	10,02	20,3	7,68	16,8	10,23
Grupo 2	27,3	11,21	22,3	12,45	24,6	10,12
Grupo 3	24,7	8,42	29,7	10,84	22,6	11,07
Total	24,8	2,00	24,1	4,04	21,33	3,31

Tabla 6.3: Porcentajes de variación de un usuario al repetir el test. *mean* indica los valores medios, y *sd* la desviación típica de estas medidas. Se muestra el promedio de todos los usuarios de un bloque, el mínimo y el máximo, para los tres bloques de usuarios. Se representan independientemente para cada una de las dimensiones estudiadas. La última fila presenta los valores promedios de las tres sesiones y la desviación estándar de estos promedios.

A partir de estos datos es posible definir si las variaciones, y por lo tanto los errores introducidos por ellas, están acotadas. Para ello se recurre al coeficiente de variación ( $C_V$ ), que se define como:

$$C_V = \frac{\sigma}{\|\bar{x}\|} \quad (6.1)$$

Siendo  $\sigma$  la desviación típica, y  $\|\bar{x}\|$  la media, este cociente es menor que 1 en todos los casos, y menos que 0.2 en el caso de la variabilidad temporal. Se puede concluir por tanto que ambos están acotados. Adicionalmente, observando el valor de media de la variabilidad intraclase, dado su bajo valor, se puede despreciar su aportación al aproximar el error total. Por lo tanto el error intrínseco al proceso de validación también estará acotado. El error adicional se aproximará a partir de ahora a 24,8-extraversión- 24,1-neuroticismo- y 21,33-psicoticismo-.

### 6.2.3. Resultados de inferencia

Tras llevar a cabo un análisis real del sistema tal y como se ha detallado en la subsección 6.1, se va proceder a presentar los resultados cuantitativos obtenidos. Para mayor claridad, los resultados se presentaran separados por dimensión de la personalidad analizada. Así mismo, dentro de cada dimensión se presentarán los resultados divididos en aquellos obtenidos con clasificadores propiamente dichos, y aquellos obtenidos con técnicas de *clustering* aplicadas a esta tarea.

Los resultados para la dimensión de extraversión se pueden observar en la Tabla 6.4 para los modelos generados con los clasificadores, y la Tabla 6.5 para los modelos generados mediante técnicas de *clustering*.

Clasificadores	EXTRAVERSIÓN					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Naive Bayes	<b>67</b>	76	69	69	74	69
Multilayer Perceptron	61	59	<b>50</b>	56		52
SVM	<b>59</b>	61	63	63	65	63
SMO	61	52	45	54	65	<b>39</b>
J48	54	61	<b>54</b>	65	63	61
Random Forest	63	63	63	63	63	<b>63</b>

Tabla 6.4: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de extraversión.

Clústeres	EXTRAVERSIÓN					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
EM	56	59	54	56	<b>54</b>	61
Filtered Clusterer	<b>48</b>	50	52	56	61	56
Simple Kmeans	<b>48</b>	50	52	56	61	56

Tabla 6.5: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de extraversión.

Cabe destacar, que tanto estos datos, como los que se presentarán a continuación son estadísticas reales. A ellos habría que substraerle el error derivado del proceso de validación. Puesto que la eliminación del error no es directa, es por esto que no se han presentado tal y como se obtienen del clasificador. Sería conveniente en trabajos futuros, hacer un análisis para eliminar de manera fiable ese porcentaje de error heredado. Sin embargo, se puede sugerir, que con un 39 % de error mínimo y un 24,8 % de error heredado del proceso de validación, las estadísticas de error corregidas podrían aproximarse a valores del estado del arte [49]. Este análisis no se realizará de nuevo en los siguientes análisis de resultados por evitar redundancia, pero las deducciones serán idénticas.

Aunque los mejores resultados se han obtenido con el clasificador *sequential minimal optimization* (SMO), se puede observar que en media, los algoritmos de *clustering* han presentado mejores resultados en esta dimensión. Por otra parte, el sencillo clasificador de Naive Bayes es el que peores resultados obtiene, desalentando la teoría de que se pueda usar un clasificador simple para una tarea tan compleja.

Los resultados obtenidos para la dimensión de neuroticismo se pueden observar en la Tabla 6.6 para los modelos generados con los clasificadores, y la Tabla 6.7 para los modelos generados mediante técnicas de *clustering*.

Clasificadores	NEUROTICISMO					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Naive Bayes	69	83	83	<b>65</b>	76	69
Multilayer Perceptron	<b>61</b>	72		72		69
SVM	56	56	59	56	59	<b>56</b>
SMO	63	67	67	69	<b>59</b>	63
J48	56	61	<b>56</b>	63	56	69
Random Forest	56	56	56	56	56	<b>56</b>

Tabla 6.6: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de neuroticismo.

Clústeres	NEUROTICISMO					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
EM	59	59	54	48	50	<b>43</b>
Filtered Clusterer	61	59	52	52	61	<b>50</b>
Simple Kmeans	61	59	52	52	61	<b>50</b>

Tabla 6.7: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de neuroticismo.

Los mejores resultados se han obtenido en esta ocasión con el algoritmo de *expectation maximization* (EM). El valor es muy aproximado al mejor obtenido en la

dimensión de extraversión, por lo que el 40 % de error sin tener en cuenta el error intrínseco a la validación, parece ser el umbral que se va a alcanzar con el sistema diseñado y con la cantidad de datos disponibles. Aunque anulando el mencionado error, los resultados estarían próximos al estado del arte, es necesario reseñar que estos se encuentran lastrados por haber realizado los modelos de usuario con muy pocos usuarios, lo cual redundaría en que estos no tengan por qué ser estadísticamente representativos, o que los modelos puedan estar sobreajustados. Por otra parte, los peores resultados se han obtenido para el clasificador de Naive Bayes, lo cual refuerza la hipótesis expuesta en el análisis anterior.

Los resultados obtenidos para la dimensión de psicoticismo se pueden observar en la Tabla 6.8 para los modelos generados con los clasificadores, y la Tabla 6.9 para los modelos generados mediante técnicas de *clustering*.

Clasificadores	PSICOTICISMO					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Naive Bayes	61	<b>59</b>	65	65	65	56
Multilayer Perceptron	43	43	50			<b>43</b>
SVM	41	41	41	41	41	<b>41</b>
SMO	51	43	52	41	<b>41</b>	43
J48	50	41	45	<b>41</b>	41	61
Random Forest	41	41	41	41	41	<b>41</b>

Tabla 6.8: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clasificadores sobre la dimensión de psicoticismo.

Clústeres	PSICOTICISMO					
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
EM	<b>54</b>	61	63	56	59	63
Filtered Clusterer	<b>50</b>	56	52	59	56	56
Simple Kmeans	<b>50</b>	56	52	59	56	56

Tabla 6.9: Porcentajes de error para los distintos modelos, aplicando distintos clústeres sobre la dimensión de psicoticismo.

Para esta dimensión el error, aunque más uniforme para casi todos los métodos de clasificación y clúster utilizados, también alcanza su mejor error cerca del cuarenta por ciento (41 %). Es esta ocasión es el SVM el que presenta los mejores valores. Los peores resultados de nuevo coinciden con el clasificador Naive Bayes. A parte de los análisis expuestos a este respecto, se puede deducir también que algunas de las características utilizadas en los modelos son claramente no-independientes, de ahí que este clasificador presente unos resultados tan pobres.

Comparando los resultados obtenidos con los algoritmos del estado del arte, véase [12], donde las tasas de error para extraversión y neuroticismo por ejemplo alcanzan 16,02 % y 18,21 % respectivamente, se pueden juzgar los resultados como prometedores, más aun si se realizase el trabajo necesario para eliminar el factor de error incluido en la etapa de validación. Aun así, los resultados propios y del estado del arte distan mucho de ser perfectos. Por ello, sera un objetivo de mayor prioridad en este proyecto el proporcionar herramientas (como la elección de mejores modelos de usuario) para la mejora de dichos resultados, en lugar de lograr un sistema que únicamente alcance los pobres resultados del estado del arte.

A partir de los resultados se ha observado que distintos clasificadores dan mejores resultados según la dimensión de personalidad analizada. Este diseño de sistema permite el uso de diferentes clasificadores para cada dimensión de la personalidad, por lo que se podría minimizar el error al máximo.

#### **6.2.4. Evaluación comparativa**

Una de las motivaciones de este proyecto era comprobar la utilidad de generar modelos de usuario más ricos en información que los habitualmente propuestos por el estado del arte. Para ello, se requería que los costes de su inclusión no se disparasen, y que a su vez los resultados fuesen mejores, con suficiente margen como para compensar los costes superiores. Por otra parte, parece que algunas de las dimensiones de la personalidad son más complejas de inferir que otras, por lo que también se pretende analizar este aspecto. Por último, la complejidad del modelo parece estar relacionada con el comportamiento del clasificador, por lo que se tratará de evaluar también esta hipótesis.

##### **6.2.4.1. Comparativa intermodelos**

Para cada una de las comparativas se expondrá su objetivo, así como diferentes gráficas indicando la tasa de error de los diferentes clasificadores para cada uno de los modelos y dimensiones. También se incluirá una gráfica que englobe las tres dimensiones presentando de la tasa de error mínima por dimensión, que permita dar una visión de que modelo esta funcionando mejor a nivel general.

Comparativa de modelos Individual-Simple con Individual-Complejo (modelos 1 y 2). En la Figura 6.1, se puede observar la influencia de atributos relativos al procesado tanto del perfil de usuario como de sus *tweets*. Cabe destacar que los resultados se mantienen iguales, llegando incluso a empeorar. Se puede concluir por tanto que no resulta de utilidad incluir atributos que aun siendo simples, requieren cierto procesado,

como pueden ser la frecuencia de *twitteo* o el análisis de la polaridad de las palabras.

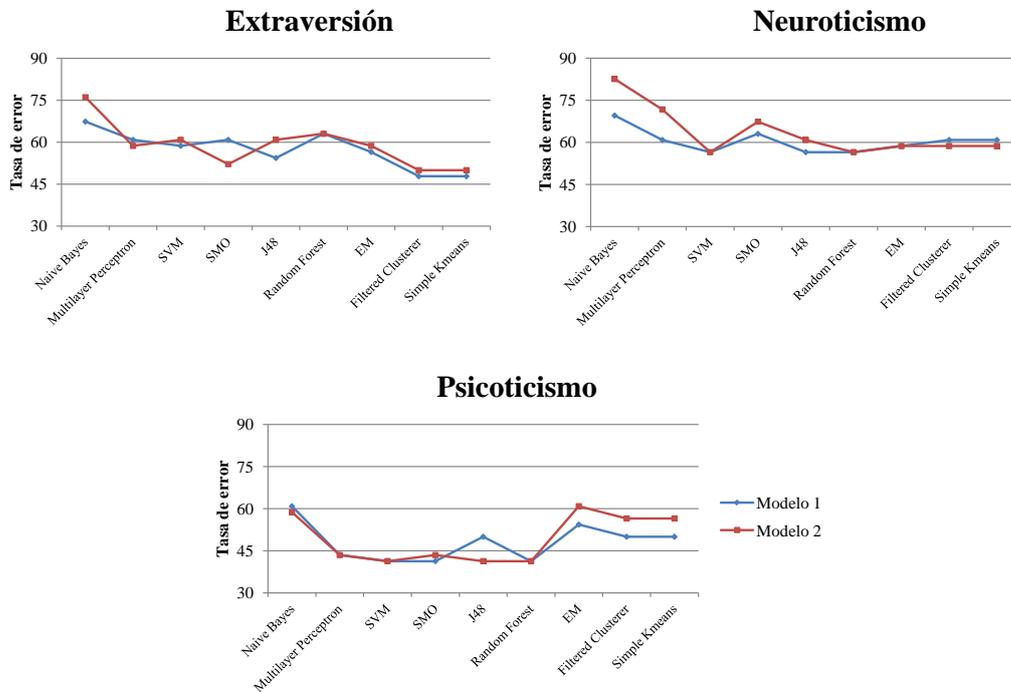


Figura 6.1: Comparativa de tasa de error entre los modelos 1 y 2, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas.

Tomando la mínima tasa de error de cada modelo en cada dimensión, los resultados obtenidos se muestran en la Figura 6.2. El comportamiento global del modelo 2, tal y como se observó individualmente, no supone mejora alguna sobre el modelo 1.

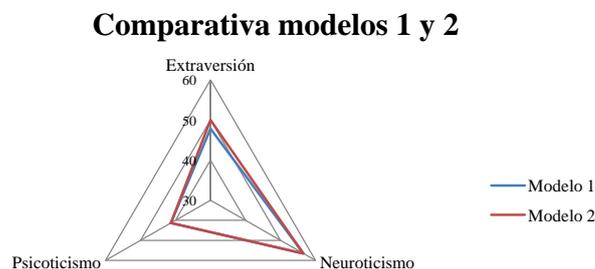


Figura 6.2: Mínimas tasa de error de los modelos 1 y 2 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo.

Comparativa de modelos Individual-Simple con Colectivo-Asociados (modelos 1 y 3). En la Figura 6.3, se puede observar la influencia de los atributos de interacción del usuario con su entorno (modelos colectivos). Los resultados presentan una mejora de este modelo frente al individual. Esta comparativa presenta una gran relevancia para futuros análisis, pues fundamenta que el entorno de un usuario y sus interacciones con éste permiten inferir con mayor precisión la personalidad del usuario.

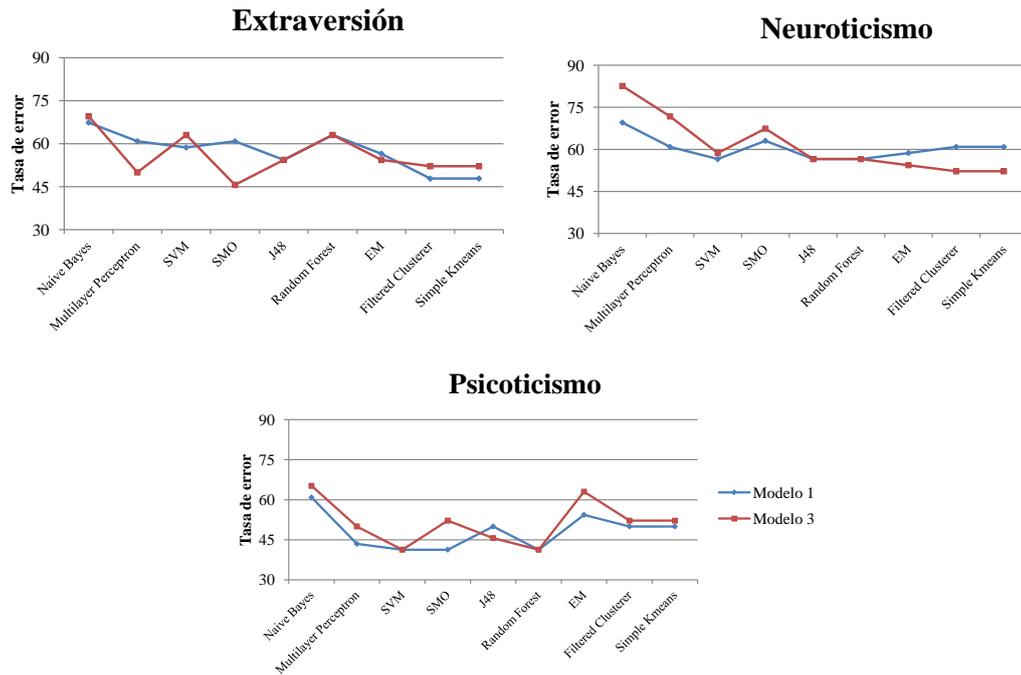


Figura 6.3: Comparativa de tasa de error entre los modelos 1 y 3, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas.

En la Figura 6.4 se muestra la mejora de forma más clara, salvo en la dimensión de psicoticismo, donde el error es ya de por sí bajo en el modelo simple.

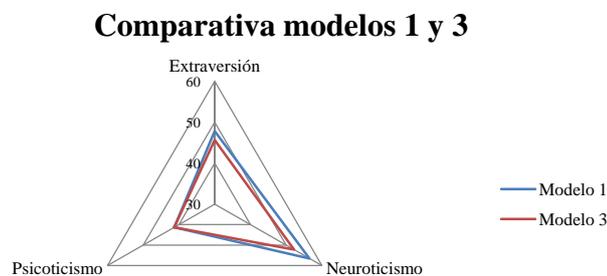


Figura 6.4: Mínimas tasa de error de de los modelos 1 y 3 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo.

Comparativa de modelos Colectivo-Asociados con Colectivo-Completo (modelos 3 y 4). En esta comparativa se pretende ver si pese a que los atributos complejos no eran útiles en el modelo simple, lo son en el modelo complejo. Obtener información sobre las frecuencias de *twiteo* o similares de los amigos y seguidores puede resultar de mayor utilidad que la información que aportan las simples interacciones con estos. Éste es el primer modelo en el que se empieza a introducir, aunque indirectamente, algo de información sobre usuarios afines, estrategia muy novedosa en el estado del arte de la técnica. En la Figura 6.5 se puede observar como al igual que ocurría en la primera comparativa, la información introducida no redundaba en una ganancia global, pese a que en la dimensión de neuroticismo si lo haga.

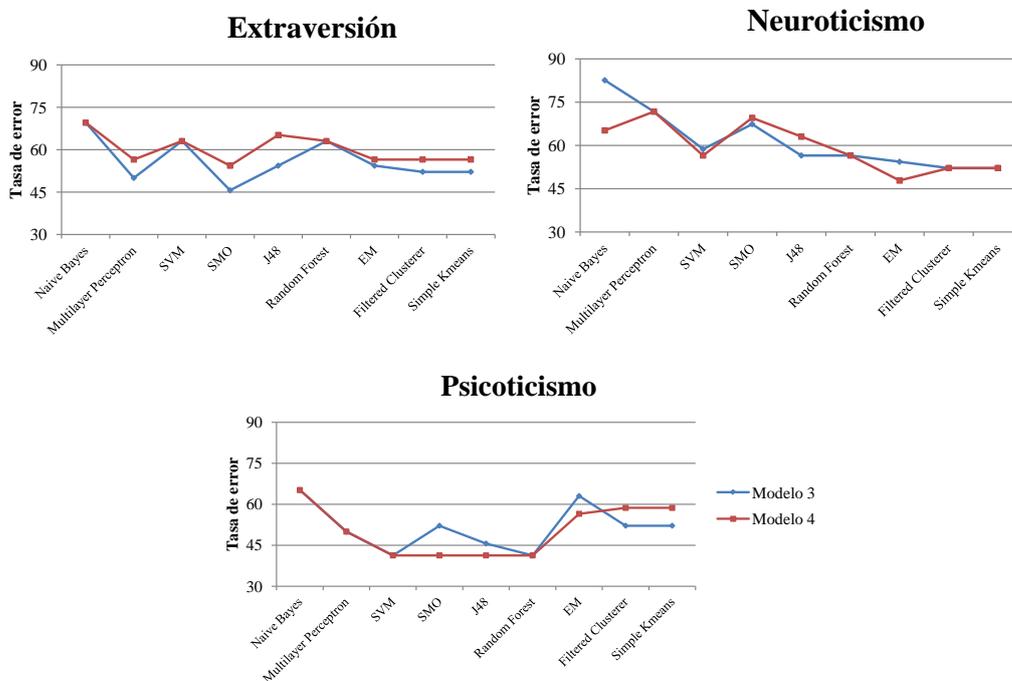


Figura 6.5: Comparativa de tasa de error entre los modelos 3 y 4, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas.

En la Figura 6.6 se muestra el comportamiento inferido en las gráficas individuales. El resultado global es peor, lo cual solo deja lugar a dos posibles análisis. El primero es que la información de usuarios afines no es útil para inferir la personalidad de un

usuario objetivo. El segundo apunta a que es necesario variar la información a incluir sobre estos usuarios.

### Comparativa modelos 3 y 4

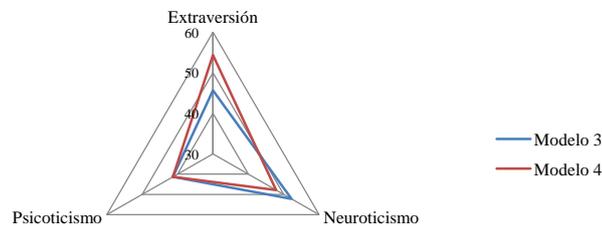


Figura 6.6: Mínimas tasa de error de de los modelos 3 y 4 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo.

Comparativa de modelos Colectivo-Completo con Colectivo-Completo sin género y ni edad (modelos 4 y 5). Habida cuenta las dificultades para obtener los valores de género y edad en los datos de inferencia, véase subsección 3.3, se pretende evaluar si no incluirlos lastraría el funcionamiento del sistema o por el contrario, dada la dificultad de su obtención, no son necesarios. En la Figura 6.7 se puede ver que el comportamiento en general en todas las dimensiones es muy similar, con alguna ventaja muy marginal en los valores mínimos de la dimensión de neuroticismo.

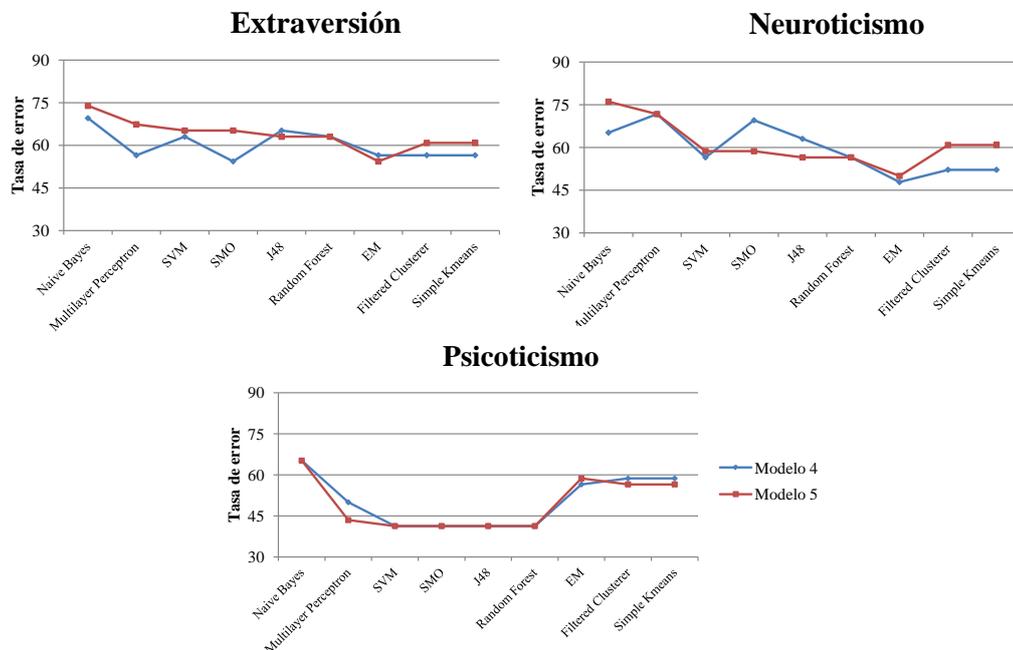


Figura 6.7: Comparativa de tasa de error entre los modelos 4 y 5, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas.

En la Figura 6.8 se observa como efectivamente, la relación coste de los atributos-mejora de los resultados, no está balanceada, siendo mucho mayor el coste que la mejora que se obtiene. Sin embargo, dado que los esfuerzos para incluir estos parámetros ya se han realizado, se utilizará el modelo 4 para la siguiente comparativa, a pesar de que se recomienda que en futuros sistemas de inferencia no se incluya tan costosa información.

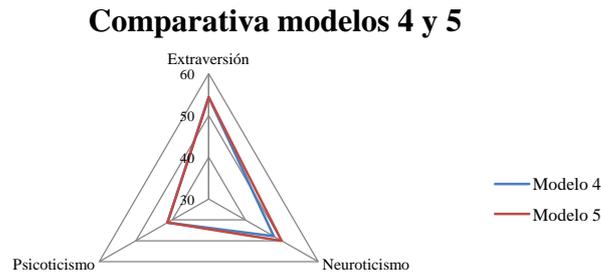


Figura 6.8: Mínimas tasa de error de de los modelos 4 y 5 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo.

Comparativa de modelos Colectivo-Completo con Colectivo-Completo con influencia de la personalidad ajena. Con el objetivo de verificar o desmentir la de la utilidad de la información de usuarios afines para inferir la personalidad de un usuario, se va recurrir como se dijo con anterioridad, a modificar la información incluida de dichos usuarios afines. Esta modificación no será otra que incluir la información de la personalidad de los usuarios afines, inferida esta con modelos simples.

En la Figura 6.9 se puede observar como el uso de esta información mejora en dos de las tres dimensiones, igualando los mínimos en la tercera.

En la Figura 6.10 por su parte se puede observar el comportamiento de los modelos a nivel global, y se puede concluir que la inclusión de esta información sobre la personalidad de los usuarios afines es muy positiva para los resultados de inferencia.

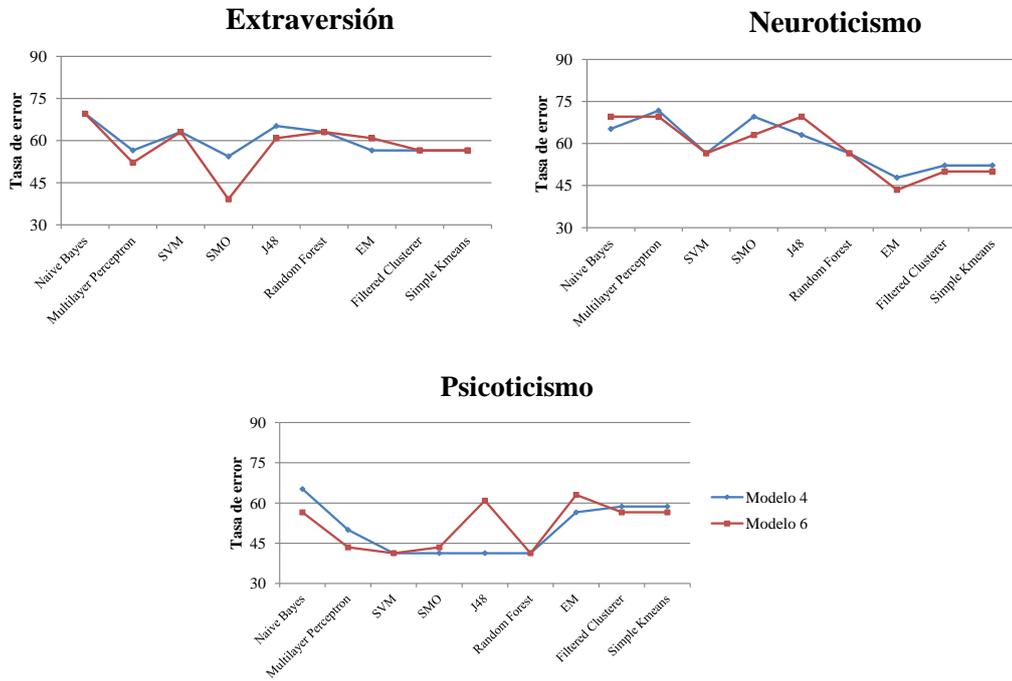


Figura 6.9: Comparativa de tasa de error entre los modelos 4 y 6, para los distintos clasificadores usados. Cada gráfica presenta los valores en una de las dimensiones de la personalidad analizadas.

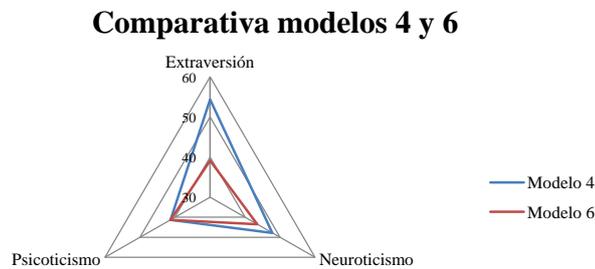


Figura 6.10: Mínimas tasa de error de de los modelos 4 y 6 para las distintas dimensiones. Menor área indica mejor modelo.

Por último, ya solo queda comprobar si este modelo completo, con toda la información adquirida de los usuarios afines supone una mejora de resultados frente a los modelos tradicionales propuestos en el estado del arte y sus modificaciones aquí presentadas. La Figura 6.11 presenta una comparativa entre los 6 modelos de forma simultánea.

## Comparativa modelos

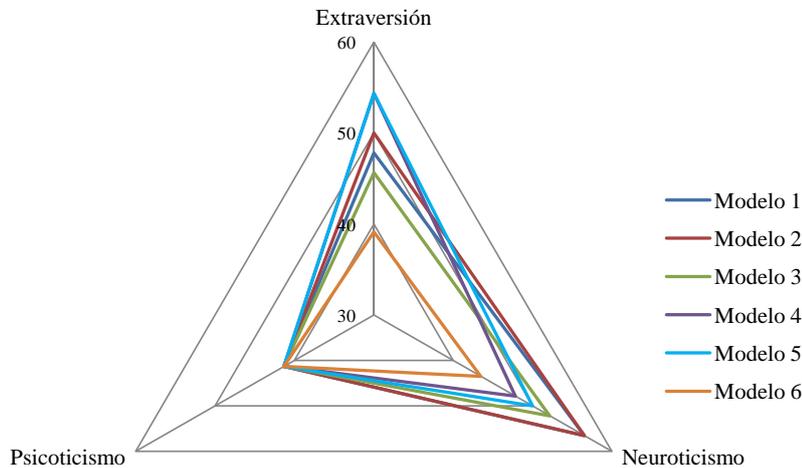


Figura 6.11: Comparativa de las mínimas tasas de error para cada modelo. Menor área indica mejor modelo.

Se puede observar como esta gráfica verifica la hipótesis y una de las motivaciones principales del proyecto, de que el uso de información de los usuarios afines de manera correcta redundaría en mejores resultados a la hora de inferir la personalidad de un usuario objetivo.

### 6.2.4.2. Comparativa de dimensiones

Con el objetivo de comprobar si alguna de las dimensiones que se están evaluando para inferir la personalidad tienen mayor o menor complejidad, y por lo tanto sus tasas de error son mayores, se va a realizar una comparativa en este sentido. Por una parte, se han promediado los resultados de cada clasificador en todos los modelos para las tres dimensiones, y sus resultados se han plasmado en la Figura 6.12.

Por otra parte, se han promediado los resultados de cada modelo con todos los clasificadores para las tres dimensiones y sus resultados se han presentado en la Figura 6.13.

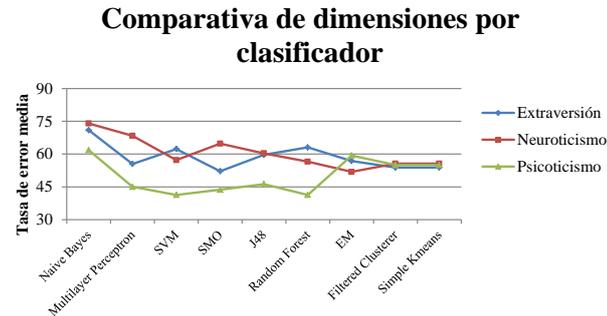


Figura 6.12: Tasa de error promedia de cada clasificador en todos los modelos.

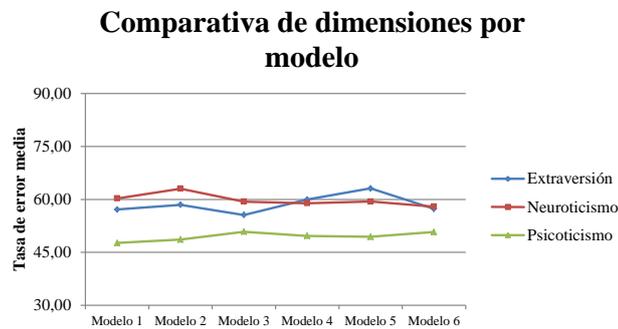


Figura 6.13: Tasa de error promedia de cada modelo en todos los clasificadores.

Si bien los resultados para las dimensiones de extraversión y neuroticismo son muy similares, no aportando información sobre su complejidad relativa, la dimensión de psicoticismo se presenta como más sencilla, ya que sus tasas de error promedio son en general inferiores a las de las otras dos.

#### 6.2.4.3. Análisis de relación modelo-clasificador

Se ha planteado al inicio de esta subsección la posibilidad de que los modelos más simples funcionen correctamente con algún tipo concreto de clasificadores, y de que los más complejos lo hagan con otros distintos. Es por ello que se ha procedido a realizar un último experimento sobre los datos obtenidos. En la Figura 6.14 se muestra el resultado de promediar las tasas de error de cada modelo en las tres dimensiones para cada uno de los clasificadores. Los resultados se ha mostrado en forma numérica (arriba) y de mapa de calor (abajo), con el fin de que en este segundo sea más sencillo percibir algún tipo de distribución de forma visual.

Clasificadores\Modelos	1	2	3	4	5	6
Naive Bayes	65,94	72,46	72,46	66,67	71,74	65,22
Multilayer Perceptron	55,07	57,97	57,25	59,42	60,87	55,07
SVM	52,17	52,90	54,35	53,62	55,07	53,62
SMO	55,07	54,35	55,07	55,07	55,07	48,55
J48	53,62	54,35	52,17	56,52	53,62	63,77
Random Forest	53,62	53,62	53,62	53,62	53,62	53,62
EM	56,52	59,42	57,25	53,62	54,35	55,80
Filtered Clusterer	52,90	55,07	52,17	55,80	59,42	54,35
Simple Kmeans	52,90	55,07	52,17	55,80	59,42	54,35

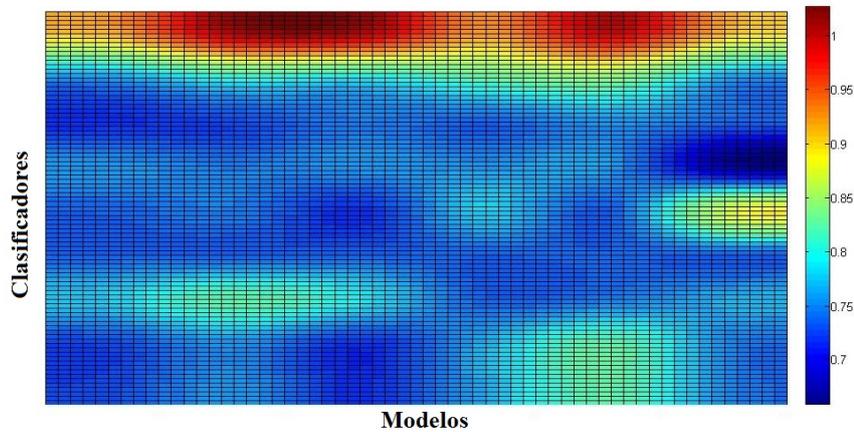


Figura 6.14: Tablas de error promedio por dimensión de cada combinación clasificador modelo (arriba). Mapa de calor de las tablas de error normalizadas (abajo).

Tras observar los resultados obtenidos, y pese a que se aprecian algunas tendencias, su consistencia es muy débil y no se han considerado suficientes para poder extraer conclusiones. Es por ello que en esta ocasión la hipótesis a estudiar en esta subsección se considera desmentida, no pudiéndose apreciar una relación clara entre la complejidad del modelo y los clasificadores que mejor trabajan con cada nivel de esta.

## Capítulo 7

# Conclusiones y trabajo futuro

### 7.1. Conclusiones

A la finalización de este proyecto, se puede comprobar tal y como se ha ido exponiendo a lo largo de este documento, que se han alcanzado dos grandes objetivos. En primer lugar, se ha logrado diseñar un sistema complejo que satisface la motivación inicial de desarrollar un sistema para el estudio de la personalidad con mejor base estadística que las aproximaciones tradicionales. Así, se ha creado un sistema capaz de recoger información sobre grandes cantidades de usuarios y analizarla con el objetivo de desarrollar y evaluar técnicas de inferencia de personalidad.

En segundo lugar, el principal objetivo de este proyecto era desarrollar un sistema que permitiera inferir la personalidad de un usuario con fiabilidad, y evaluar la utilidad de los distintos modelos de usuario propuestos para inferir la personalidad. Habida cuenta de los resultados obtenidos, aun queda trabajo por realizar en el aspecto de la fiabilidad, pues las pruebas realizadas han presentado resultados inferiores al estado del arte por errores asociados a la información para la validación o bien por trabajar con un número de usuarios poco representativo estadísticamente. Sin embargo, la comparativa entre los modelos de usuario propuestos ha resultado muy positiva. Tras ella, se ha concluido que las aproximaciones tradicionales del estado del arte trabajan con modelos de usuario que lastran sus resultados, y que de utilizar modelos con mayor riqueza de información, como los propuestos en este proyecto, dichos resultados se podrían mejorar notablemente. Cabe destacar que para obtener estas conclusiones se ha realizado un análisis exhaustivo de los modelos y clasificadores candidatos, así como de los posibles errores involucrados en la generación y evaluación de esos clasificadores. Por este motivo se tiene un alto nivel de confianza en la validez de las

conclusiones presentadas.

Tratando los diferentes aspectos del proyecto más en detalle, se pueden extraer también algunas conclusiones más concretas.

En primer lugar, se ha estudiado la utilidad de las redes sociales como fuente de información sobre la personalidad de los usuarios, seleccionando Twitter por adecuarse mejor al objetivo principal del proyecto.

En segundo lugar, se ha observado que la elección de la teoría de la personalidad y de la técnica utilizada para obtener la información de validación, es una etapa clave a la hora de desarrollar un sistema para la inferencia de la personalidad. De hecho, el sistema encontrará en los resultados de esta fase una cota superior a su rendimiento, que de ser demasiado baja lastrará por completo los resultados del mismo.

Por otra parte, se han estudiado y propuesto modelos de usuario con mayor riqueza que los tradicionales del estado del arte. A consecuencia de esto, se ha podido concluir que resulta de vital importancia realizar estudios de atributos antes de pasar a generar modelos de usuarios. Se ha observado cómo se puede llevar a cabo la errónea inclusión de atributos que suponen un gran coste de obtención, como el género o la edad de los usuarios, para muy poco rédito a nivel de resultados.

Adicionalmente, se han encontrado atributos cuya información o bien no resultaba útil para esta tarea, o era altamente redundante. Todo este trabajo de análisis de atributos concluirá en la creación de un modelo de usuario más apropiado, y por ende, de un mejor sistema de inferencia de la personalidad.

Se han diseñado con éxito herramientas para la recopilación masiva de la información, tanto de validación como para la inferencia de la personalidad. Esta información recopilada ha sido posteriormente procesada cuidadosamente. Con el fin de lograr obtener esta información exitosamente, se han incorporado medidas “antibaneo” en el sistema frente a las limitaciones impuestas por la API de Twitter.

Otro de los objetivos cumplidos ha sido el de confirmar que las estrategias de captación de información de validación online alcanzaban ratios de participación mucho mayores que las estrategias tradicionales, aunque también incrementen la tasa de error de la información obtenida.

El sistema completo implementado ha permitido evaluar distintos modelos de inferencia, así como inferir la personalidad de los usuarios con la información recopilada. A partir de estos resultados ha sido posible evaluar y extraer conclusiones sobre diferentes aspectos del estado del arte como era además motivación de este proyecto.

En último lugar, se ha comprobado que, aunque un sistema como éste presenta una serie de piedras angulares como la elección del modelo de usuario, la

información de validación, o los clasificadores, es necesario como en todo sistema de aprendizaje, obtener una muestra de información estadísticamente representativa para que el comportamiento del sistema a nivel de resultados sea aceptable.

Por ello, se concluye que el proyecto ha abierto una nueva línea de trabajo, así como una herramienta que permitirá el estudio de la personalidad de los usuarios a través de la red social Twitter a gran escala. Mediante esta herramienta, se han podido extraer importantes conclusiones sobre los trabajos del estado del arte, fundamentalmente en lo referente a modelos de usuarios y la riqueza de información de estos, pero sus posibilidades no se limitan a estos aspectos, y la modularidad del diseño permitirá probar y evaluar otros aspectos del sistema como teorías de la personalidad, herramientas de validación o clasificadores diversos.

## 7.2. Trabajo futuro

Se va a estructurar en dos bloques las líneas de trabajo de futuro. En primer lugar se van a presentar algunas ideas que se podrían llevar a cabo sobre este proyecto propiamente dicho, y en segundo lugar se van a esbozar algunas líneas que se podrían explorar tomando como punto de partida el trabajo aquí realizado y las herramientas y conclusiones disponibles tras su finalización.

El trabajo a realizar sobre este proyecto concreto se centra en dos aspectos. Uno de ellos es el de mejorar los resultados analíticos del sistema de inferencia de la personalidad. Para ello, se ve necesario incrementar el número de usuarios de los que se dispone de información, para poder garantizar que los modelos de inferencia entrenados con los clasificadores tienen suficientes instancias para ser estables y representativos. También se ve muy necesario desarrollar una técnica, o llevar a cabo un estudio detallado, de cómo influye realmente a nivel de resultados la analizada variabilidad asociada a los datos de validación. El otro aspecto relevante es la simplificación de aquellas tareas que requieran más trabajo para el desarrollador. Algunos atributos como el sexo o la edad requieren del diseño e implementación de un módulo que permitiese su extracción sin coste para el desarrollador, con el objetivo de que se pudiesen incluir en los modelos y no sacrificar las mejoras que supondría su inclusión.

Las líneas que se proponen como posibles trabajos a abordar en el futuro a partir del proyecto van también orientadas a dos focos principales. El primero de ellos está relacionado con el uso de la herramienta diseñada para realizar estudios y evaluaciones sobre diferentes aspectos del estado del arte relativos a la inferencia de la personalidad. Sería interesante llevar a cabo estudios sobre las distintas teorías de

personalidad existentes, o sobre las distintas técnicas de validación de la personalidad. También se debería valorar el centrar esfuerzos en evaluar distintos clasificadores, o proponer combinaciones de estos. El otro foco de trabajo sería la adición de procesos o funcionalidades al sistema existente. Una de las propuestas que mejores resultados podría dar sería la inclusión de un módulo que realizase un procesamiento del lenguaje natural de los *tweets* recuperados. Esta información se considera que podría ser de gran utilidad para la inferencia de la personalidad de un usuario. Otra propuesta más alejada del nivel de resultados, y más relacionada con el de funcionamiento del sistema sería cambiar la estrategia de recuperación de la denominada información de inferencia. Actualmente, se trabaja descargando toda la información de un usuario por petición directa. Se considera que podría ser una buena idea implementar un sistema de descarga en *streaming*. Este cambio supone sustituir una arquitectura orientada al procesamiento en modo *batch* por una arquitectura orientada al procesamiento en tiempo real. Esta característica de tiempo real casa bien con las características dinámicas de Twitter y permitiría filtrar fácilmente aquellos *tweets* que fueran verdaderamente significativos. La fase inicial de descarga de información sería similar a la propuesta, pero una vez realizada esta, el sistema iría actualizando la información de cada usuario automáticamente según esta cambiase.

# Bibliografía

- [1] B. M. Baird, K. Le, and R. E. Lucas, “On the nature of intraindividual personality variability: reliability, validity, and associations with well-being,” *Journal of personality and social psychology*, vol. 90, no. 3, p. 512, 2006.
- [2] A. Mislove, M. Marcon, K. P. Gummadi, P. Druschel, and B. Bhattacharjee, “Measurement and analysis of online social networks,” in *Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement*, pp. 29–42, ACM, 2007.
- [3] K.-Y. Lin and H.-P. Lu, “Why people use social networking sites: An empirical study integrating network externalities and motivation theory,” *Computers in Human Behavior*, vol. 27, no. 3, pp. 1152–1161, 2011.
- [4] H. Knox, M. Savage, and P. Harvey, “Social networks and the study of relations: networks as method, metaphor and form,” *Economy and Society*, vol. 35, no. 1, pp. 113–140, 2006.
- [5] J. Scott, *Social network analysis*. Sage, 2012.
- [6] C. Kadushin, *Understanding social networks: Theories, concepts, and findings*. Oxford University Press, 2012.
- [7] A. Guille, H. Hacid, C. Favre, and D. A. Zighed, “Information diffusion in online social networks: A survey,” *ACM SIGMOD Record*, vol. 42, no. 2, pp. 17–28, 2013.
- [8] K. Chen, T. Chen, G. Zheng, O. Jin, E. Yao, and Y. Yu, “Collaborative personalized tweet recommendation,” in *Proceedings of the 35th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 661–670, ACM, 2012.
- [9] W.-J. Lee, K.-J. Oh, C.-G. Lim, and H.-J. Choi, “User profile extraction from twitter for personalized news recommendation,” in *Advanced Communication Technology (ICACT), 2014 16th International Conference on*, pp. 779–783, IEEE, 2014.
- [10] F. Ansari, M. Akhlaq, and A. Rauf, “Social networks and web security: Implications on open source intelligence,” in *Information Assurance (NCIA), 2013 2nd National Conference on*, pp. 79–82, IEEE, 2013.
- [11] C. Aliprandi, A. E. De Luca, G. Di Pietro, M. Raffaelli, D. Gazze, M. N. La Polla, A. Marchetti, and M. Tesconi, “Caper: Crawling and analysing facebook for intelligence purposes,” in *Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2014 IEEE/ACM International Conference on*, pp. 665–669, IEEE, 2014.

- [12] J. Golbeck, C. Robles, M. Edmondson, and K. Turner, “Predicting personality from twitter,” in *Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom), 2011 IEEE Third International Conference on*, pp. 149–156, IEEE, 2011.
- [13] J. Staiano, B. Lepri, N. Aharony, F. Pianesi, N. Sebe, and A. Pentland, “Friends don’t lie: inferring personality traits from social network structure,” in *Proceedings of the 2012 ACM conference on ubiquitous computing*, pp. 321–330, ACM, 2012.
- [14] T. Correa, A. W. Hinsley, and H. G. De Zuniga, “Who interacts on the web?: The intersection of users’ personality and social media use,” *Computers in Human Behavior*, vol. 26, no. 2, pp. 247–253, 2010.
- [15] A. Ortigosa, J. I. Quiroga, and R. M. Carro, “Inferring user personality in social networks: A case study in facebook,” in *Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2011 11th International Conference on*, pp. 563–568, IEEE, 2011.
- [16] J. Golbeck, C. Robles, and K. Turner, “Predicting personality with social media,” in *ACM CHI extended abstracts on human factors in computing systems*, pp. 253–262, ACM, 2011.
- [17] A. Ortigosa, R. M. Carro, and J. I. Quiroga, “Predicting user personality by mining social interactions in facebook,” *Journal of Computer and System Sciences*, vol. 80, no. 1, pp. 57–71, 2014.
- [18] J. Li, A. Ritter, and E. Hovy, “Weakly supervised user profile extraction from twitter,” in *Association for Computational Linguistics (ACL), 2014 52nd Annual Meeting on*, p. 1, ACL, 2014.
- [19] L. Humphreys, P. Gill, and B. Krishnamurthy, “Twitter: a content analysis of personal information,” *Information, Communication & Society*, vol. 17, no. 7, pp. 843–857, 2014.
- [20] A. Verschuren and K. Ranganath, *Relying on linkedin profiles for personality impressions*. PhD thesis, Master’s thesis, Tilburg University, The Netherlands, 2012.
- [21] R. Fan, J. Zhao, Y. Chen, and K. Xu, “Anger is more influential than joy: Sentiment correlation in weibo,” *PloS one*, vol. 9, no. 10, p. e110184, 2014.
- [22] C. Buntain and J. Golbeck, “Identifying social roles in reddit using network structure,” in *Proceedings of the companion publication of the 23rd international conference on World wide web companion*, pp. 615–620, IW3C2, 2014.
- [23] M. Sudhof, A. Gómez Emilsson, A. L. Maas, and C. Potts, “Sentiment expression conditioned by affective transitions and social forces,” in *Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 1136–1145, ACM, 2014.
- [24] H. Hosseinmardi, R. Han, Q. Lv, S. Mishra, and A. Ghasemianlangroodi, “Towards understanding cyberbullying behavior in a semi-anonymous social network,” in *Advances*

- in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2014 IEEE/ACM International Conference on*, pp. 244–252, IEEE, 2014.
- [25] N. Aston, T. Munson, J. Liddle, G. Hartshaw, D. Livingston, and W. Hu, “Sentiment analysis on the social networks using stream algorithms,” *Journal of Data Analysis and Information Processing*, vol. 2, pp. 60–66, 2014.
- [26] R. West, H. S. Paskov, J. Leskovec, and C. Potts, “Exploiting social network structure for person-to-person sentiment analysis,” in *Transactions of the Association for Computational Linguistic (ACL), 2014 ACL International Conference on*, pp. 297–310, ACL, 2014.
- [27] A. Zelenkauskaitė and B. Simoes, “User interaction profiling on facebook, twitter, and google+ across radio stations,” in *System Sciences (HICSS), 2015 48th Hawaii International Conference on*, pp. 1657–1666, IEEE, 2015.
- [28] D. Quercia, M. Kosinski, D. Stillwell, and J. Crowcroft, “Our twitter profiles, our selves: Predicting personality with twitter,” in *Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom), 2011 IEEE Third International Conference on*, pp. 180–185, IEEE, 2011.
- [29] D. J. Hughes, M. Rowe, M. Batey, and A. Lee, “A tale of two sites: Twitter vs. facebook and the personality predictors of social media usage,” *Computers in Human Behavior*, vol. 28, no. 2, pp. 561–569, 2012.
- [30] C. Sumner, A. Byers, R. Boochever, and G. J. Park, “Predicting dark triad personality traits from twitter usage and a linguistic analysis of tweets,” in *Machine Learning and Applications (ICMLA), 2012 11th International Conference on*, vol. 2, pp. 386–393, IEEE, 2012.
- [31] S. R. Maddi, *Personality theories: A comparative analysis*. Dorsey Press, 1989.
- [32] J. P. Guilford, “Factors and factors of personality.,” *Psychological Bulletin*, vol. 82, no. 5, p. 802, 1975.
- [33] R. B. Cattell, H. W. Eber, and M. M. Tatsuoka, *Handbook for the sixteen personality factor questionnaire (16 PF): In clinical, educational, industrial, and research psychology, for use with all forms of the test*. Institute for Personality and Ability Testing, 1970.
- [34] H. J. Eysenck, M. W. Eysenck, *et al.*, *Personality and individual differences*. Plenum, 1987.
- [35] W. Mischel and Y. Shoda, “A cognitive-affective system theory of personality: reconceptualizing situations, dispositions, dynamics, and invariance in personality structure.,” *Psychological review*, vol. 102, no. 2, p. 246, 1995.
- [36] J. A. Gray, “Causal theories of personality and how to test them,” *Multivariate analysis and psychological theory*, pp. 409–463, 1973.

- [37] J. Brebner, "Personality theory and movement," in *Individual differences in movement*, pp. 27–41, Springer, 1985.
- [38] L. A. Pervin and O. P. John, *Handbook of personality: Theory and research*. Elsevier, 1999.
- [39] H. J. Eysenck, "Dimensions of personality: 16, 5 or 3? - criteria for a taxonomic paradigm," *Personality and individual differences*, vol. 12, no. 8, pp. 773–790, 1991.
- [40] O. P. John and S. Srivastava, "The big five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives," *Handbook of personality: Theory and research*, vol. 2, pp. 102–138, 1999.
- [41] A. Bandura, "Social cognitive theory of personality," *Handbook of personality: Theory and research*, pp. 154–196, 1999.
- [42] M. S. Humphreys and W. Revelle, "Personality, motivation, and performance: a theory of the relationship between individual differences and information processing," *Psychological review*, vol. 91, no. 2, p. 153, 1984.
- [43] H. J. Eysenck *et al.*, *Eysenck personality inventory*. Educational and Industrial Testing Service San Diego, 1968.
- [44] H. J. Eysenck and S. B. G. Eysenck, *Manual for the Eysenck Personality Questionnaire:(EPQ-R Adult)*. Educational Industrial Testing Service, 1994.
- [45] N. Cheng, R. Chandramouli, and K. Subbalakshmi, "Author gender identification from text," *Digital Investigation*, vol. 8, no. 1, pp. 78–88, 2011.
- [46] J. D. Burger, J. Henderson, G. Kim, and G. Zarrella, "Discriminating gender on twitter," in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1301–1309, ACL, 2011.
- [47] D. Nguyen, R. Gravel, D. Trieschnigg, and T. Meder, "'how old do you think i am?"; a study of language and age in twitter," in *Proceedings of the Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, pp. 786–796, AAAI Press, 2013.
- [48] H. J. Eysenck, P. Barrett, G. Wilson, and C. Jackson, "Primary trait measurement of the 21 components of the pen system," *European Journal of Psychological Assessment*, vol. 8, no. 2, pp. 109–117, 1992.
- [49] T. Sato, "The eysenck personality questionnaire brief version: Factor structure and reliability," *The Journal of psychology*, vol. 139, no. 6, pp. 545–552, 2005.
- [50] L. De Silva and E. Riloff, "User type classification of tweets with implications for event recognition," in *Proceedings of the Joint Workshop on Social Dynamics and Personal Attributes in Social Media*, pp. 98–108, ACL, 2014.
- [51] I. R. A. Hamid and J. H. Abawajy, "An approach for profiling phishing activities," *Computers & Security*, vol. 45, pp. 27–41, 2014.

## Apéndice A

### Descripción de atributos

#### Información propia del usuario:

- id: Número con el que se identifica al usuario.
- id\_twitter: Número con el que Twitter identifica al usuario.
- name: Nombre que el usuario utiliza en Twitter.
- screen\_name: Nombre con el que otros usuarios pueden referenciarle. Este nombre se utiliza en Twitter con '@' al comienzo.
- location: Localización que el usuario ha introducido en su perfil de usuario. Éste viene representado por una cadena.
- created\_at: Fecha en la que el usuario se registra en Twitter.
- friends\_count: Número de usuarios a los que sigue en Twitter.
- followers\_count: Número de usuarios que siguen al usuario.
- tweets\_count: Número de tweets del usuario incluyendo retweets y respuestas.
- years\_in\_twitter: Años transcurridos desde que el usuario se registró en Twitter.
- gender: Género del usuario. Los valores que puede tomar es: Hombre=1, Mujer=2.
- years\_range: Rango de la edad de usuarios (menor o mayor de 30 años).
- tweets\_length\_mean: Número medio de caracteres que suelen contener los tweets del usuario.

- `tweets_length_sd`: Desviación típica del número de caracteres de los tweets.
- `images_count_mean`: Número medio de imágenes presente en los tweets del usuario.
- `images_count_sd`: Desviación típica del número de imágenes en los tweets.
- `links_count_mean`: Número medio de enlaces que incluye en los tweets.
- `links_count_sd`: Desviación típica del número de enlaces en los tweets.
- `hashtags_count_mean`: Número medio de hashtags que incluye en los tweets.
- `hashtags_count_sd`: Desviación típica del número de hashtags en los tweets.
- `frequency_between_tweets_daily`: Frecuencia entre tweets utilizando una ventana diaria para extraerla. El valor que toma este atributo es un entero que identifica la situación concreta considerando tanto el número de tweets publicados como la constancia o variabilidad de ese número a lo largo de los días.
- `frequency_between_tweets_monthly`: Frecuencia entre tweets utilizando una ventana mensual para extraerla. El valor que toma este atributo es un entero que identifica la situación concreta considerando tanto el número de tweets publicados como la constancia o variabilidad de ese número a lo largo de los meses.
- `positive_words_count_mean`: Número medio de palabras positivas encontradas en sus tweets.
- `positive_words_count_sd`: Desviación típica del número de palabras positivas en los tweets.
- `negative_words_count_mean`: Número medio de palabras negativas encontradas en sus tweets.
- `negative_words_count_sd`: Desviación típica del número de palabras positivas en los tweets.
- `exclamations_count_mean`: Número medio de exclamaciones presentes en sus tweets.
- `exclamations_count_sd`: Desviación típica del número de exclamaciones en los tweets.

- `emoticon_count_mean`: Número medio de emoticonos en sus tweets.
- `emoticon_count_sd`: Desviación típica del número de emoticonos en los tweets.
- `accent_count_mean`: Número medio de acentos en sus tweets.
- `accent_count_sd`: Desviación típica del número de acentos en los tweets.
- `letters_percentage_mean`: Número medio de caracteres de la A a la Z (letras), ya sea en mayúsculas o minúsculas, en sus tweets.
- `letters_percentage_sd`: Desviación típica del número de letras en los tweets.
- `digital_percentage_mean`: Número medio de dígitos en sus tweets.
- `digital_percentage_sd`: Desviación típica del número de dígitos en los tweets.
- `white_space_percentage_mean`: Número medio de espacios en blanco en sus tweets.
- `white_space_percentage_sd`: Desviación típica del número de espacios en blanco en los tweets.
- `upper_character_percentage_mean`: Número medio de mayúsculas en sus tweets.
- `upper_character_percentage_sd`: Desviación típica del número de mayúsculas en los tweets.
- `vocabulary_richness_mean`: Número medio de riqueza del vocabulario de sus tweets. Se entiende riqueza de vocabulario como número de palabras diferentes normalizado con el número de palabras del tweet.
- `vocabulary_richness_sd`: Desviación típica del número de riqueza del vocabulario de sus tweets.
- `distinct_locations`: Número de lugares distintos desde los cuales el usuario ha publicado un tweet.

#### Información relativa a la interacción con otros usuarios:

- `mentions_count_mean`: Número medio de veces que el usuario menciona a otros usuarios.
- `mentions_count_sd`: Desviación típica del número de menciones del usuario.

- `mentions_received_count_mean`: Número de veces que el usuario es mencionado por otros usuarios.
- `retweets_count_mean`: Número de retweets que ha hecho el usuario.
- `retweets_received_count_mean`: Número de veces que han hecho retweet a los tweets del usuario.
- `retweets_received_count_sd`: Desviación típica del número de retweets recibidos.
- `replies_count_mean`: Número de tweets del usuario que son respuesta a otros tweets.
- `replies_received_count_mean`: Número de veces que han respondido a sus tweets.
- `favourites_count_mean`: Número de tweets que el usuario ha marcado como favorito.
- `favourites_received_count_mean`: Número medio de veces que han marcado como favorito los tweets del usuario.
- `favourites_received_count_sd`: Desviación típica del número de favoritos recibidos.
- `reply_time_mean`: Tiempo medio que tarda el usuario en responder cuando es mencionado.
- `reply_time_sd`: Desviación típica del tiempo de respuesta del usuario.
- `reply_received_time_mean`: Tiempo medio que tardan los usuarios en responder a sus menciones.
- `reply_received_time_sd`: Desviación típica del tiempo que tardan en responderle.
- `retweet_time_mean`: Tiempo medio que tarda el usuario en hacer retweet a los demás.
- `retweet_time_sd`: Desviación típica del tiempo que tarda en *retweetear*.
- `friends_count_of_own_friends_mean`: Número medio de amigos de los amigos del usuario.

- `friends_count_of_own_friends_sd`: Desviación típica del número de amigos de los amigos.
- `followers_count_of_own_friends_mean`: Número medio de seguidores de los amigos del usuario.
- `followers_count_of_own_friends_sd`: Desviación típica del número de seguidores de los amigos.
- `friends_count_of_own_followers_mean`: Número medio de amigos de los seguidores del usuario.
- `friends_count_of_own_followers_sd`: Desviación típica del número de amigos de los seguidores.
- `followers_count_of_own_followers_mean`: Número medio de seguidores de los seguidores del usuario.
- `followers_count_of_own_followers_sd`: Desviación típica del número de seguidores de los seguidores.

Otros atributos:

- `last_tweet_collected`: Identificador del último tweet recogido del usuario.
- `fully_analyzed`: Indica si el usuario se ha estudiado en profundidad o solo como amigo o seguidor de otro usuario.



## Apéndice B

# Clasificadores

A lo largo de este apéndice se procede a especificar la configuración (parámetros de Weka) de cada uno de los clasificadores utilizados en la Sección 6, así como las matrices de confusión resultantes de cada ejecución de estos.

Estas matrices tienen dimensión 3x3 debido a que se ha trabajado únicamente con tres posibles valores de la clase para cada una de las dimensiones. La representación de los valores de las clases en esta matriz se puede ver en la Tabla B.1.

	Matrices de confusión		
Clases	Bajo	Medio	Alto
Bajo	x	x	x
Medio	x	x	x
Alto	x	x	x

Tabla B.1: Representación de matrices de confusión.

Naive Bayes: configuración de Weka por defecto (`display model in old format = false`, `use kernel estimator = false`, `use supervised discretization = false`). La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.2 a continuación.

Clases	Extroversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	9	2	6	8	7	5	13	5	9
	6	3	5	4	6	3	4	2	3
	6	6	3	7	6	0	4	3	3
Modelo 2	11	2	4	1	11	8	12	10	5
	9	0	5	2	7	4	2	5	2
	9	6	0	6	7	0	3	5	2
Modelo 3	10	3	4	2	11	7	10	8	9
	8	2	4	4	5	4	2	5	2
	8	5	2	4	8	1	3	6	1
Modelo 4	9	5	3	11	4	5	9	10	8
	5	2	7	3	4	6	0	5	4
	6	6	3	5	7	1	2	6	2
Modelo 5	10	3	4	5	6	9	9	8	10
	8	1	5	3	6	4	0	5	4
	8	6	1	5	8	0	2	6	2
Modelo 6	9	5	3	9	6	5	13	5	9
	5	2	7	3	4	6	1	5	3
	6	6	3	6	6	1	4	4	2

Tabla B.2: Matrices de confusión del clasificador Naive Bayes.

Multilayer Perceptron: configuración de Weka por defecto (hidden layers = a, learning rate = 0.3, momentum = 0.3, seed = 0, training time = 500, validation set size = 0, validation threshold = 20). La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.3 a continuación.

Clases	Extroversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	10	3	4	13	3	4	23	1	3
	5	4	5	6	4	3	6	1	2
	6	5	4	9	3	1	8	0	2
Modelo 2	11	4	2	7	6	7	25	1	1
	6	4	4	4	5	4	9	0	0
	6	5	4	10	2	1	9	0	1
Modelo 3	11	4	2	9	8	3	21	3	3
	3	8	3	7	3	3	8	1	0
	5	6	4	11	1	1	7	2	1
Modelo 4	11	4	2	9	2	9	9	1	11
	4	2	8	7	3	3	7	3	3
	4	4	7	9	3	1	8	4	1
Modelo 5	10	4	3	7	6	7	23	1	3
	8	3	3	4	5	4	6	1	2
	8	5	2	10	2	1	8	0	2
Modelo 6	12	4	1	10	3	7	23	2	2
	4	2	8	7	3	3	7	1	1
	3	4	8	9	3	1	6	2	2

Tabla B.3: Matrices de confusión del clasificador Multilayer Perceptron.

SVM: configuración de Weka por defecto del clasificador LibSVM (SVM type = C-SVC, cache size = 40.0, coef0 = 0.0, cost 1.0, degree = 3, do not replace missing

values = false, eps = 0.001, gamma = 0.0, kernel type = radial basis function:  $\exp(-\text{gamma} * |u-v|^2)$ , loss = 0.1, normalize = false, nu = 0.5, probability estimates = false, seed = 1, shrinking = true). La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.4 a continuación.

Clases	Extaversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	13	0	2	13	0	0	10	0	0
Modelo 2	16	1	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	13	0	2	13	0	0	10	0	0
Modelo 3	17	0	0	19	1	0	27	0	0
	14	0	0	12	0	1	9	0	0
	15	0	0	11	2	0	10	0	0
Modelo 4	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 5	15	0	2	19	1	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	14	0	1	12	1	0	10	0	0
Modelo 6	17	0	0	17	0	0	27	0	0
	14	0	0	14	0	0	9	0	0
	15	0	0	15	0	0	10	0	0

Tabla B.4: Matrices de confusión del clasificador SVM.

SMO: configuración de Weka por defecto (build logistic models = false, c = 1.0, checks turned off = false, epsilon = 1.0E-12, filter type = Normalize training data, kernel = PolyKernel -C 250007 -E 1.0, numFolds = -1, random seed = 1, tolerance parameter = 0.001). La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.5 a continuación.

Clases	Extaversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	10	4	3	12	5	3	24	1	2
	5	4	5	6	4	3	7	1	1
	8	3	4	9	3	1	7	1	2
Modelo 2	10	4	3	9	5	6	25	1	1
	6	6	2	9	5	2	8	0	1
	4	5	6	10	2	1	8	1	1
Modelo 3	10	5	2	13	5	2	20	3	4
	4	8	2	9	1	3	8	1	0
	4	4	7	12	0	1	7	2	1
Modelo 4	9	5	3	10	2	8	27	0	0
	4	5	5	7	3	3	9	0	0
	5	3	7	9	3	1	10	0	0
Modelo 5	11	4	2	18	1	1	27	0	0
	7	4	3	12	0	1	9	0	0
	10	4	1	12	0	1	10	0	0
Modelo 6	13	3	1	12	3	5	23	2	2
	3	6	5	7	4	2	7	1	1
	3	3	9	9	3	1	6	2	2

Tabla B.5: Matrices de confusión del clasificador SMO.

J48: configuración de Weka por defecto (binary splits = false, confidence factor = 0.25, minNumObj = 2, numFolds = 3, reduced error pruning = false, save instance data = false, seed = 1, subtree raising = true, unpruned = false, use laplace = false). La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.6 a continuación.

Clases	Extroversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	7	7	3	15	3	2	23	1	3
	4	7	3	9	4	0	7	0	2
	1	7	7	7	5	1	8	2	0
Modelo 2	8	2	7	12	5	3	27	0	0
	3	5	6	8	2	3	9	0	0
	3	7	5	7	2	4	8	2	0
Modelo 3	8	6	3	20	0	0	20	5	2
	4	6	4	13	0	0	8	1	0
	3	5	7	13	0	0	5	1	4
Modelo 4	7	3	7	13	3	4	27	0	0
	4	4	6	5	4	4	9	0	0
	3	7	5	8	5	0	8	2	0
Modelo 5	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	8	2	0
Modelo 6	9	4	4	9	4	7	16	7	4
	4	4	6	7	2	4	6	1	2
	5	5	5	7	3	3	5	4	1

Tabla B.6: Matrices de confusión del clasificador J48.

Random Forest: max depth = 0, numFeatures = número de atributos de cada modelo sin contar la clase, numTrees = 1000, seed = 1. La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.7 a continuación.

Clases	Extroversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 2	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 3	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 4	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 5	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0
Modelo 6	17	0	0	20	0	0	27	0	0
	14	0	0	13	0	0	9	0	0
	15	0	0	13	0	0	10	0	0

Tabla B.7: Matrices de confusión del clasificador Random Forest.

EM: display model in old format = false, maxIterations = 1000, minStdDev = 1.0E-6, numClusters = 3, seed = 100. La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.8 a continuación.

Clases	Extaversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	2	8	7	4	8	8	7	13	7
	2	4	8	2	3	8	0	4	5
	4	6	5	2	7	4	1	1	8
Modelo 2	5	1	11	6	4	10	10	7	10
	4	2	8	2	1	10	5	0	4
	4	4	7	5	2	6	3	1	6
Modelo 3	3	1	13	4	9	7	6	6	15
	4	2	8	1	2	10	1	0	8
	1	4	10	2	2	9	1	1	8
Modelo 4	10	1	6	13	4	3	14	9	4
	6	2	6	3	1	9	4	3	2
	5	4	6	5	2	6	5	2	3
Modelo 5	4	7	6	1	12	7	3	12	12
	1	8	5	2	3	8	2	3	4
	1	5	9	3	5	5	1	5	4
Modelo 6	7	2	8	3	4	13	10	7	10
	6	2	6	10	1	2	5	0	4
	6	4	5	6	3	4	4	1	5

Tabla B.8: Matrices de confusión del clasificador EM.

Filtered Clusterer: clusterer = Simple KMeans con la configuración del siguiente punto, filter = AllFilter. La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.9 a continuación.

Clases	Extaversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	1	15	1	4	14	2	6	19	2
	1	8	5	1	9	3	0	8	1
	4	10	1	1	10	2	0	6	4
Modelo 2	1	15	1	4	14	2	7	17	3
	2	8	4	1	9	3	0	8	1
	4	10	1	2	10	1	1	6	3
Modelo 3	1	15	1	6	8	6	6	19	2
	2	9	3	1	4	8	0	8	1
	4	9	2	3	8	2	1	6	3
Modelo 4	1	11	5	4	13	3	9	11	7
	2	7	5	1	5	7	2	3	4
	4	7	4	2	7	4	2	2	6
Modelo 5	5	10	2	7	10	3	9	15	3
	3	8	3	3	8	2	2	7	0
	5	9	1	3	9	1	2	5	3
Modelo 6	1	7	9	4	12	4	6	13	8
	2	7	5	1	3	9	0	3	6
	4	6	5	2	5	6	1	4	5

Tabla B.9: Matrices de confusión del clasificador Filtered Clusterer.

Simple KMeans: `displayStdDevs = false`, `distance funcion = Euclidean distance`, `dont replace missing values = false`, `maxIterations = 5000`, `numClusters = 3`, `preserve instances order = false`, `seed = 10`. La matriz de confusión se muestra en la Tabla B.10 a continuación.

Clases	Extaversión			Neuroticismo			Psicoticismo		
	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
Modelo 1	1	15	1	4	14	2	6	19	2
	1	8	5	1	9	3	0	8	1
	4	10	1	1	10	2	0	6	4
Modelo 2	1	15	1	4	14	2	7	17	3
	2	8	4	1	9	3	0	8	1
	4	10	1	2	10	1	1	6	3
Modelo 3	1	15	1	6	8	6	6	19	2
	2	9	3	1	4	8	0	8	1
	4	9	2	3	8	2	1	6	3
Modelo 4	1	11	5	4	13	3	9	11	7
	2	7	5	1	5	7	2	3	4
	4	7	4	2	7	4	2	2	6
Modelo 5	5	10	2	7	10	3	9	15	3
	3	8	3	3	8	2	2	7	0
	5	9	1	3	9	1	2	5	3
Modelo 6	1	7	9	4	12	4	6	13	8
	2	7	5	1	3	9	0	3	6
	4	6	5	2	5	6	1	4	5

Tabla B.10: Matrices de confusión del clasificador Simple KMeans.

## Apéndice C

# Pantallas página web

A continuación, se van a presentar las imágenes correspondientes al servicio web implementado.

En la Figura C.1 se muestra la página principal donde se introduce al usuario el objetivo del test de personalidad y desde donde se puede acceder a la realización del mismo, seleccionando el botón ‘Continuar’.

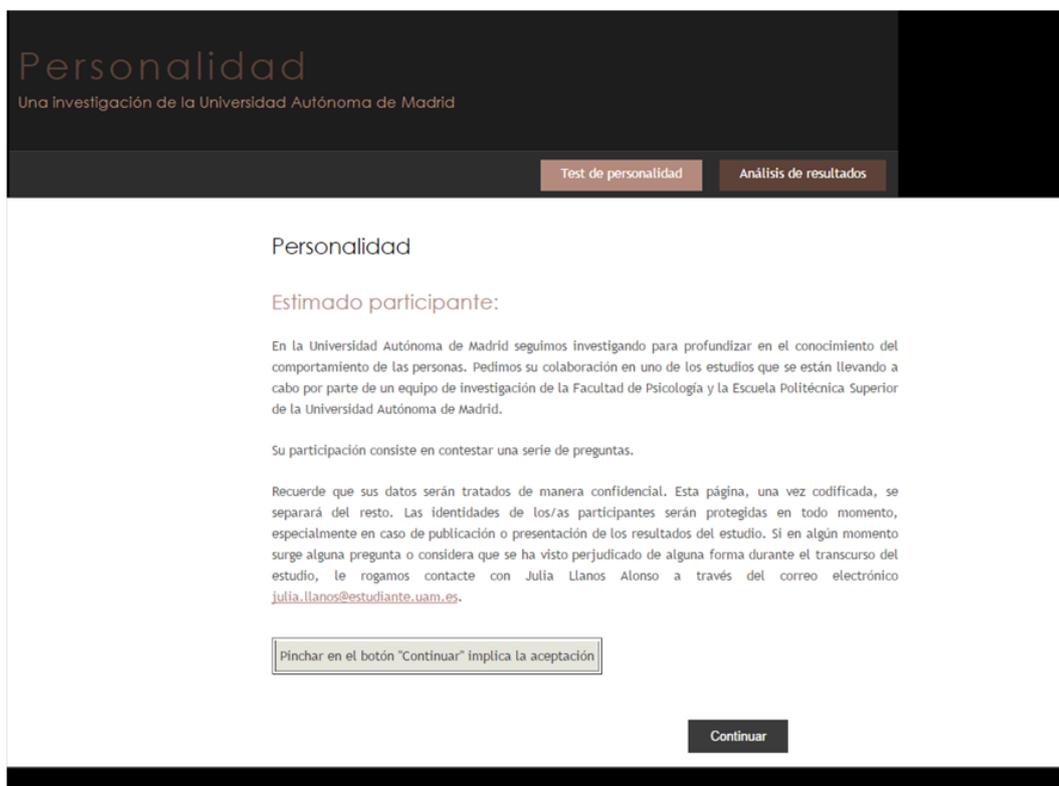


Figura C.1: Página de bienvenida del servicio web de personalidad.

En la Figura C.2 se solicitan algunos datos del usuario (sexo, ocupación, edad, lengua materna, nivel de estudios terminados y sector de actividad) para que éste pueda ser almacenado en la base de datos de personalidad. Una vez completada dicha información se muestran las 83 preguntas del test de personalidad, parte de las cuales se incluyen en la Figura C.3.

Personalidad  
Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid

Test de personalidad    Análisis de resultados

### Instrucciones

Por favor, lea detenidamente las instrucciones y conteste con total sinceridad.

No olvide que las respuestas no serán difundidas en ningún caso.

Recuerde, no hay respuestas correctas o incorrectas.

### Completar

Sexo:                      Hombre  Mujer

Ocupación:              Activo ▼

Edad:                      23

Lengua materna:        Castellano ▼

Nivel de estudios terminados: Grado universitario ▼

Sector de actividad:    Sector secundario o sector industrial ▼

Continuar

Figura C.2: Página de recopilación de datos de usuario del servicio web de personalidad.

# Personalidad

Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid

Test de personalidad
Análisis de resultados

## Personalidad

### Descripción

A continuación encontrará una serie de preguntas. Por favor, lea detenidamente cada una de ellas y responda SI o NO marcando la casilla que mejor refleje su respuesta.

Por favor, responda a todas las preguntas.

Recuerde que no existen respuestas correctas o incorrectas

1. ¿Se para a pensar las cosas antes de hacerlas?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
2. ¿Su estado de ánimo sufre altibajos con frecuencia?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
3. ¿Es una persona conversadora?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
4. ¿Se siente a veces desdichado sin motivo?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
5. ¿Alguna vez ha querido llevarse más de lo que le correspondía en un reparto?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
6. ¿Es usted una persona más bien animada o vital?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
7. Si usted asegura que hará una cosa, ¿siempre mantiene su promesa, sin importarle las molestias que ello le pueda ocasionar?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>
8. ¿Es una persona irritable?	SI <input type="radio"/>	NO <input type="radio"/>

Figura C.3: Página de preguntas del servicio web de personalidad.

Tras completar el test, se ofrece al usuario la posibilidad de obtener los resultados del mismo a través de Twitter, o bien por privado o mediante una mención pública, siendo por tanto necesario introducir su Nick (véase Figura C.4).

The screenshot shows the 'Personalidad' web service interface. At the top, the title 'Personalidad' is displayed in a light blue font, with the subtitle 'Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid' below it. Two buttons are visible: 'Test de personalidad' and 'Análisis de resultados'. The main content area is titled 'Gracias por su participación' and contains the following text:

Ahora mismo se está procesando su información y próximamente podremos ofrecerle una descripción de su personalidad.

Mientras tanto, por favor, elija cómo prefiere que le enviemos la información.

**Forma de envío**

Le haremos llegar la información a través de su cuenta Twitter. Usted puede elegir cómo lo prefiere:

a) Con un tweet público que le mencione, así si usted decide retweetearlo, todos sus seguidores podrán ver la información. De antemano le agradeceremos si utiliza esta opción porque nos ayudará a difundir nuestro estudio.

b) Con un mensaje privado a su cuenta Twitter, así sólo usted podrá ver la información. Esta opción sólo es posible si antes de dar al botón "Terminar" usted sigue a la cuenta @personalityCNEC desde su Twitter.

Below the text, there are two radio buttons for selection: 'Mensaje público' (selected) and 'Mensaje privado (si sigue a la cuenta @personalityCNEC)'. A text input field labeled 'Usuario Twitter:' contains the text '@personalityCNEC'. A 'Terminar' button is located at the bottom of the form.

Figura C.4: Página de envío del formulario del servicio web de personalidad.

Finalmente el usuario recibe el porcentaje obtenido para cada una de las dimensiones estudiadas (esto es, extraversión, neuroticismo y psicoticismo) en su cuenta de Twitter, junto con un enlace a la página donde se explica el significado de los resultados obtenidos, tal y como se muestra en la Figura C.5.

**Personalidad**  
Una investigación de la Universidad Autónoma de Madrid

Test de personalidad    Análisis de resultados

**Análisis de resultados:**

Por favor, si no recibe los resultados en menos de 5 minutos, le agradeceríamos que escribiese un correo a [julia.llanos@estudiante.uam.es](mailto:julia.llanos@estudiante.uam.es) para tratar de localizar el problema.

**Extraversión:**

Aquellas personas con un valor alto de extraversión se suelen caracterizar por tener muchos amigos, ser muy sociable e impulsivo, preferir actividades en grupo y a poder ser algo arriesgadas. Suele ser una persona bromista, optimista, abierto a nuevos cambios, despreocupado y se enfada fácilmente llegando a ser algo agresivo.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de extraversión, o también llamados introvertidos, destacan por ser reservados o distantes, tener pocos amigos y preferir actividades en solitario, ser tranquilos, previsores y suele pensar con detenimiento las cosas antes de llevarlas a cabo. Suelen ser pesimistas, llevar una vida ordenada, no se enfadan rápidamente y generalmente se puede confiar en ellos.

**Neuroticismo:**

Las personas con un valor alto de neuroticismo suelen caracterizarse por ser muy sensibles emocionalmente, con numerosos cambios de humor, ansiosos, deprimidos frecuentemente y con grandes dificultades para adaptarse. Generalmente las personas neuróticas presentan gran preocupación por todas aquellas cosas que consideran que pueden salir mal pudiendo actuar en ocasiones de manera irracional y rígida.

Aquellas personas con un valor bajo de neuroticismo son las consideradas estables emocionalmente. Estas suelen ser equilibradas, tranquilas, despreocupadas y con pocas dificultades para recuperarse de una situación con altos niveles emocionales.

**Psicoticismo:**

Una persona con un valor alto de psicoticismo suele ser despreocupado con las cosas y las personas, llegando a causar numerosos problemas a los demás. Generalmente estas personas son solitarias, frías, insensibles, crueles y con falta de empatía. No suelen compaginar con los demás y les gusta reírse a costa de los demás y enfadarlos. Finalmente, estas personas sienten atracción por cosas raras y extravagantes.

A diferencia de estas, las personas con un valor bajo de psicoticismo son aquellas que no presentan las características anteriores, es decir, suelen ser personas cálidas, preocupadas por los sentimientos de los demás, capaces de convivir fácilmente con los demás.

Figura C.5: Página de análisis de resultados del servicio web de personalidad.