

Martínez, J.A. (2013) Rendimiento de un jugador de baloncesto tras un partido extraordinario / Performance of a basketball player after an extraordinary game. Revista Internacional de Medicina y Ciencias de la Actividad Física y el Deporte vol. 13 (50) pp. 345-365. [Http://cdeporte.rediris.es/revista/revista50/artrendimiento373.pdf](http://cdeporte.rediris.es/revista/revista50/artrendimiento373.pdf)

ORIGINAL

RENDIMIENTO DE UN JUGADOR DE BALONCESTO TRAS UN PARTIDO EXTRAORDINARIO

PERFORMANCE OF A BASKETBALL PLAYER AFTER AN EXTRAORDINARY GAME

Martínez, J.A.¹

¹ josean.martinez@upct.es, <http://www.upct.es/~beside/jose.htm>, Profesor Contratado Doctor. Departamento de Economía de la Empresa. Universidad Politécnica de Cartagena. España

Código UNESCO / UNESCO code: 6114 Psicología social / Social psychology
Clasificación Consejo de Europa / Council of Europe Classification: 15
Psicología del deporte / Sport psychology

Recibido 5 de abril de 2011 **Received** April 5, 2011

Aceptado 27 de noviembre de 2011 **Accepted** November 27, 2011

RESUMEN

Esta investigación muestra que no existe ningún efecto psicológico que haga que un jugador de baloncesto rinda de manera distinta a la esperada por su rendimiento mediano tras realizar un partido extraordinario, tanto bueno como malo. Estos resultados cuestionan la popular creencia sobre los efectos contraste y tendencia, por los cuales un jugador adquiere un nivel de motivación particular que le hace rendir de manera diferente tras realizar un partido muy bueno o muy malo. Para llegar a esta conclusión, se han analizado datos de jugadores de tres temporadas en la NBA, sobre las variables puntos y *winscore*, normalizadas ambas por minuto, realizando diferentes análisis usando los percentiles de la distribución. Además, se ha planteando un modelo de regresión que muestra las variables clave que explican la variación en el rendimiento.

PALABRAS CLAVES: Baloncesto, rendimiento del jugador, rachas de juego, sabiduría convencional.

ABSTRACT

This research shows that there is no psychological effect influencing player performance after achieving an extraordinary game. Players perform as expected by their median performance after a very good or a very bad game.

These results question the popular wisdom regarding the contrast and trend effects, i.e. when, after a very bad or very good game, players are motivated to perform in a particular way in the following match. To reach this conclusion, a data base of three NBA seasons was analyzed, considering points per minute and winscore per minute as the proxy variables for measuring performance. After a percentile analysis, several regression models were run to identify the key variables explaining the change in the performance of players.

KEYWORDS: Basketball, player performance, streaks, conventional wisdom.

1. INTRODUCCIÓN

En baloncesto, hay una creencia generalizada sobre si un jugador ha realizado un gran partido, la probabilidad de tener éxito en posteriores eventos (partidos/acciones de juego) es mayor que la que correspondería por la calidad o habilidad de ese jugador. Asimismo, existe también la percepción de que cuando un jugador ha realizado un partido muy por debajo de lo esperado a tenor de su calidad o habilidad, la probabilidad de que en el siguiente partido se invierta drásticamente su desempeño es mayor de lo que sería predecible en función del valor esperado por la distribución de su calidad o habilidad. En otras palabras, a un partido muy malo le seguirá muy probablemente un partido bueno o muy bueno (efecto contraste) y a un partido muy bueno le seguirá muy probablemente también un bueno o muy bueno (efecto tendencia). También existen los que piensan que ese “efecto tendencia” ocurre cuando un jugador realiza un partido muy malo, con lo que el jugador incurriría en una racha negativa de rendimiento. No obstante, el efecto contraste es una creencia más extendida, sobre todo cuando se trata de grandes jugadores.

Estas convenciones sociales, llamadas también sabiduría convencional, son bien conocidas, y han sido estudiadas en economía, sociología o psicología (Ariely, 2008), y también en economía del deporte (Berri, Schmidt y Brook, 2006). En muchos casos, esas creencias no tienen un sustento científico, sino que son sesgos cognitivos que influyen toma de decisiones de los individuos, es decir en la realización de predicciones. En otros casos, esas creencias pueden tener una base racional; es entonces cuando la sabiduría convencional concuerda con las evidencias empíricas.

En deporte, y concretamente en baloncesto, hay dos líneas de investigación que estudian esa posible discrepancia entre las creencias populares y la realidad, en relación con las rachas de juego. La primera de ellas, es la más conocida y ampliamente estudiada; la creencia en la “mano caliente”, es decir, que el jugador tendrá una mayor probabilidad de encestar el siguiente lanzamiento, si ha conseguido canasta en el inmediatamente anterior (o anteriores lanzamientos). Una extensa revisión de las evidencias científicas sobre este tema puede encontrarse en Bar-Eli, Ayugos y Raab (2006). La segunda de ellas (ciertamente muy ligada a la primera), por el contrario, no ha generado tanta atención a nivel académico, y se refiere al concepto de “momentum” de un equipo, o lo que es lo mismo, que un equipo tendrá más probabilidad (con respecto a la diferencia de potencial de los equipos en juego) de conseguir la victoria en el siguiente partido si está viviendo una “racha” ganadora. Vergin (2000) muestra lo bien enraizada que está esta creencia en deporte.

Por lo que respecta a la “mano caliente”, la mayoría de estudios empíricos han mostrado que es una creencia sin fundamento. Desde el primer estudio de Gilovich, Vallone y Tversky (1985), casi la totalidad de los diferentes análisis que se han realizado no han apoyado esta creencia (Bar-Eli, et al., 2006). No obstante, el reciente estudio de Arkes (2010) encuentra evidencias a favor. Arkes (2010) estudia específicamente el lanzamiento de la línea de personal en la NBA, incorporando todos los jugadores en un modelo de regresión de efectos fijos, lo que supone una novedad sobre estudios anteriores, incrementando la potencia estadística. De este modo, los diferentes métodos, asunciones estadísticas, diseños experimentales y factores situacionales para los divergentes estudios sobre la “mano caliente”, hacen difícil obtener una respuesta definitiva. En la línea prudente de Koehler y Conley (2003), es lógico afirmar que la “mano caliente” puede existir bajo determinadas condiciones, que futuras investigaciones deberían identificar.

En cuanto al concepto de “momentum”, las investigaciones de Vergin (2000) o Sire y Redner (2009) no encuentran evidencias que apoyen esta creencia. No obstante, las deficiencias metodológicas de esos estudios son importantes, como explican Arkes y Martínez (2011). Estos autores, precisamente realizan un estudio más completo de este fenómeno en la NBA, considerando variables como la calidad de los oponentes, la ventaja de campo, los días de descanso entre partidos, y una medida relativa de la calidad de los equipos en función de sus victorias anteriores. Así, encuentran que la probabilidad de ganar el siguiente partido es mayor en los equipos que llevan buenos resultados en los anteriores 3 o 5 partidos, que son los dos escenarios de la investigación, aunque es cierto que el tamaño de efecto es pequeño. Por tanto, al igual que con el estudio la “mano caliente”, las propias contradicciones de los estudios académicos dificultan la obtención de una respuesta clara sobre la existencia del fenómeno. No obstante, los resultados de las primeras investigaciones sobre estos fenómenos

parecían encontrar evidencias que desterraban totalmente esas creencias populares, pero los últimos estudios parecen dar cierta base a esas creencias.

Pero, ¿qué sucede con las rachas de jugadores entre partidos?, es decir, aplicando los conceptos de “hot hand” o “momentum” al desempeño de jugadores en partidos consecutivos, cabría realizar un razonamiento análogo. Sin embargo, es una cuestión que hasta ahora no se ha tratado en la literatura. Por tanto, el objetivo de esta investigación es analizar si hay evidencias sobre la existencia de un efecto sobre el rendimiento del jugador que haga que: (1) realice un partido por encima de su rendimiento mediano cuando el partido anterior está en la cola negativa de su distribución de rendimiento; (2) realice un partido por encima de su rendimiento mediano cuando el partido anterior está en la cola positiva de su distribución de rendimiento. Es decir, si a un partido muy malo le seguirá preferentemente uno bueno o muy bueno, y si a un partido muy bueno, le seguirá un partido también bueno o muy bueno. En el primer caso, estaríamos hablando de un efecto motivador extraordinario que haga que el jugador se desempeñe sistemáticamente por encima de su rendimiento mediano. En el segundo caso, estaríamos hablando de un efecto tendencia en el que el jugador estaría inmerso en una racha positiva de juego que sistemáticamente haría que su rendimiento fuera mayor que el medianamente esperado. De este modo, se pretende contrastar si existe un efecto asimétrico en el desempeño del jugador tras la realización de partidos extraordinariamente malos o extraordinariamente buenos, siempre hablando en función de su distribución de datos de rendimiento, donde el concepto de bueno o malo está referido a la división en percentiles de la distribución.

2. MÉTODO

Se utilizaron dos bases de datos compradas a www.basketball-reference.com y www.nbastuffer.com, correspondientes a las temporadas 2006/2007, 2007/2008 y 2008/2009. En la primera de ellas, se encontraban las estadísticas de todos los jugadores de la liga partido a partido. En la segunda se encontraban todos los resultados de los partidos jugados en esas temporadas. Esas bases de datos fueron fundidas y tratadas de la manera siguiente:

En primer lugar, se identificaron los jugadores que habían participado en la totalidad de los partidos de la competición en cada temporada. De este modo, no existe ningún problema de contaminación de datos cuando un jugador se pierde algún partido de la campaña. Así, lesiones, tiempo de descanso, sanciones, etc., son factores que pueden influir entre dos partidos consecutivos de un jugador, ya que no es lo mismo, por ejemplo, jugar el primer y el segundo partido seguidos, que el primero y el quinto. En ambos casos serían dos partidos consecutivos para el mismo jugador, pero en el segundo caso habría una serie de factores externos que podrían condicionar su desempeño. Un total de 87 jugadores jugaron

temporadas completas, algunos de ellos dos o incluso las tres temporadas a las que se ciñe este estudio, por lo que globalmente 109 registros de jugadores fueron considerados.

En segundo lugar, se eliminaron aquellos jugadores que habían jugado menos de 5 minutos en alguno de los partidos. Ese valor de corte es usado por Martínez y Martínez (2010), quienes lo toman como umbral para analizar con fiabilidad el desempeño por minuto de los jugadores en la cancha de juego. Así, un total de 85 registros de jugadores pasaron ese filtro, por lo que el análisis se restringió únicamente a ellos.

En tercer lugar, se consideraron dos medidas de rendimiento del jugador. La primera de ellas es la más evidente: los puntos por minuto. No obstante, esta medida, aunque es la más visible desde el punto de vista mediático, no refleja la contribución global del jugador al equipo, y puede verse artificialmente influenciada por el número de lanzamientos intentados en un partido. Existen otros índices más elaborados que consideran otros factores estadísticos (ver Martínez, 2010). Entre toda esa amalgama de propuestas de medición, se escogió el *WinScore* por minuto de Berri (2008) y Berri y Bradbury (2010). Es un índice que se basa en la relación entre las victorias y la eficiencia ofensiva y defensiva de los equipos. Se construye a través del *box score*, gracias a la previa determinación econométrica del peso de cada una de las variables en la consecución de las victorias. Es una simplificación del *Wins Produced* (Berri, 2008), ya que no tiene en cuenta las estadísticas del equipo ni de la liga. Es un cálculo simple (es una aproximación a los pesos de cada variable derivados del análisis de regresión lineal), muy parecido al de "Eficiencia", que es el que utiliza oficialmente la NBA. Los trabajos de Berri tienen más aceptación en el mundo académico en relación con el resto de propuestas, y se basan en la combinación con diferente peso y signo de las siguientes estadísticas: puntos, rebotes, balones robados, asistencias, tapones realizados, lanzamientos de campo intentados, lanzamientos de personal intentados, balones perdidos y faltas cometidas: $Winscore = Puntos + Rebotes + Balones robados + 0,5Asistencias + 0,5Tapones realizados - Lanzamientos de campo intentados - 0,5Lanzamientos de personal intentados - Balones perdidos - 0,5Faltas personales cometidas$

Tanto los puntos como el *WinScore* normalizados por minutos jugados fueron calculados e incorporados a la base de datos de jugadores. Después se ordenaron para cada jugador las distribuciones de datos de esos dos índices, es decir, se ordenó de menor a mayor las actuaciones de cada jugador con respecto a esas dos medidas de desempeño. De este modo, se puede dividir la distribución del rendimiento en diferentes percentiles. Ese fue el procedimiento utilizado, tomando como criterio el realizar 9 particiones de la distribución. La primera y la última corresponden a los 6 peores y mejores partidos de cada jugador, siempre referidos a los 2 índices considerados, y las 7 restantes particiones contienen 10

partidos cada una. Así, la mediana de la distribución se sitúa sobre el punto central del percentil 5. Aunque este criterio de división obviamente es arbitrario, refleja de manera muy gráfica la distribución de actuaciones de un jugador en la competición, y permite tener un equilibrio entre la consideración de los datos brutos (en jugadores con poca varianza dos actuaciones similares podrían ocupar posiciones muy alejadas en la distribución), y realizar particiones más grandes (en jugadores con mucha varianza el dibujo de los percentiles quedaría bastante distorsionado).

En cuarto lugar, se identificaron las variables que podían tener influencia en la variación percentílica, es decir, variables que explicaran el cambio en el percentil de un partido a otro consecutivo. Así, por ejemplo, Reed y O'Donoghue (2005) consideran las más importantes las siguientes: si el partido es en casa o fuera, el tiempo de descanso después del último partido, la posición en la liga en el momento del partido, la posición del equipo contrario, la distancia recorrida en el viaje hacia el partido, la distancia recorrida por el equipo contrario, o la relevancia en el ranking de la liga.

Entre esas variables, para este estudio, se identificaron como relevantes las siguientes: (1) si el partido es en casa o fuera; Winston (2009) muestra la relevancia de esta variable en la determinación de la actuación de los equipos de la NBA; (2) días de descanso entre partidos; es el tiempo de recuperación que tienen los jugadores entre partidos, variando entre 1, 2, 3 y 4 o más días. Es de esperar que a mayor tiempo de descanso mayor sea la probabilidad de realizar una mejor actuación (Arkes y Martínez, 2011); (3) la diferencia en el ranking de la Liga; en este caso se toma el porcentaje de victorias final de los equipos como *Proxy* de su calidad (Arkes y Martínez, 2011), ya que en los primeros partidos de la liga el porcentaje de victorias no es un estimador fiable de la fortaleza de los equipos (Martínez, 2011); (4) el porcentaje de las jugadas del equipo que utiliza un jugador, o *Usage percentage* (Martínez, 2010); este indicador tiene en cuenta los lanzamientos a canasta, los minutos jugados y las pérdidas de balón, tanto del jugador como del equipo: $Usage\ percentage = 100 \frac{Lanzamientos\ de\ campo\ intentados + 0,44Lanzamientos\ de\ personal\ intentados + Balones\ perdidos}{Minutos\ jugados\ por\ el\ equipo / 5 + (Minutos\ jugados * (Lanzamientos\ de\ campo\ intentados\ por\ el\ equipo + 0,44 Lanzamientos\ de\ personal\ intentados\ por\ el\ equipo + Balones\ perdidos\ por\ el\ equipo))}$. Obviamente, aquellos jugadores con un mayor nivel en esta variable tendrán más probabilidad de anotar más puntos, y por ende, de mejorar sus actuaciones; (5) el promedio de cada jugador en los puntos por minutos y *winscore* por minuto; este es un factor que considera la heterogeneidad proveniente de las diferencias individuales en rendimiento, es decir, puede que, por ejemplo, para aquellos jugadores más anotadores la variación en percentiles sea distinta que para jugadores no especialistas en anotación; y (6) la desviación típica de la distribución; por un razonamiento similar al anterior, jugadores más

regulares o consistentes es de esperar que tengan menos variación en percentiles que aquellos que tienen una distribución de datos más dispersa.

Finalmente, y considerando lo anterior, un total de 2040 actuaciones de jugadores se registraron (85x12x2), que corresponden a los partidos subsiguientes de sus 6 peores y mejores actuaciones, tanto para los puntos por minuto como para el *winscore* por minuto. Un total de 36 de esos registros fueron eliminados ya que correspondían al último partido de la liga, por lo que no había un partido posterior, y por tanto, no se podía registrar la variación percentilica. De este modo, la muestra final corresponde a 2004 registros, equitativamente repartidos entre las dos variables dependientes consideradas.

3. RESULTADOS

Primeramente se analizó si existían diferencias en la distribución de datos obtenidos cuando se agrupaban los percentiles en tres categorías: del primer al cuarto percentil (por debajo del percentil mediano, o percentil negativo), el quinto percentil (percentil mediano), del sexto al noveno percentil (por encima del percentil mediano, o percentil positivo). Los resultados se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Estadísticos de la distribución de percentiles en tres categorías: negativo, mediano y positivo.

Escenario	Categoría	Percentil	Frec. Obs.	Frec. Esp*.	χ^2	p-valor	Phi	Phi C.
Tras partido muy malo	Puntos/min	Negativo	228	217,4	1,61	0,448	0,057	0,113
		Mediano	54	62,1				
		Positivo	221	223,6				
		Total(perdidos)	503 (7)	503				
Tras partido muy malo	<i>Winscore</i> /min	Negativo	226	216,9	3,16	0,205	0,079	0,157
		Mediano	71	62				
		Positivo	205	223,1				
		Total(perdidos)	502 (8)	502				
Tras partido muy bueno	Puntos/min	Negativo	211	221,8	1,96	0,374	0,063	0,125
		Mediano	57	61,6				
		Positivo	231	215,6				
		Total(perdidos)	499 (11)	499				
Tras partido muy bueno	<i>Winscore</i> /min	Negativo	201	222,2	5,17	0,075	0,102	0,200
		Mediano	75	61,7				
		Positivo	224	216,1				
		Total(perdidos)	500 (10)	500				

* Los valores de las frecuencias esperadas se han corregido para tener en cuenta que el percentil de partida (1 o 9) según el caso, siempre tendrá una probabilidad esperada menor que el de llegada. Así, para un partido muy malo, la probabilidad esperada de observar el percentil 1 es de 5/81, frente a 6/81 para el percentil 9, y 10/81 para el resto. Ocurre justo lo contrario cuando se parte de un partido muy bueno (percentil 9).

Se calculó el valor del estadístico Chi-cuadrado, en cuyo test la hipótesis nula hace referencia a la igualdad de frecuencias, es decir, que no existe un efecto significativo del tipo de percentil de llegada sobre los datos observados. Además,

se proporciona un índice de tamaño de efecto (Phi), que es una normalización de la Chi-cuadrado, y su valor contranulo (Phi C.). El estadístico Phi es análogo a un coeficiente de correlación y su valor contranulo indica el valor cuya evidencia estadística es igual a cuando Phi es cero. Es decir, para valores no significativos de la Chi-cuadrado, indica un rango de similar evidencia estadística, lo que es una forma de calcular la incertidumbre en el parámetro. Dadas las dificultades de calcular un intervalo de confianza para Phi (Grison y Kim, 2005), es una buena forma de complementar el test de significación estadística.

Fundamentada en estos estadísticos, la interpretación de la Tabla 1 es la siguiente: No existen efectos significativos en ninguno de los cuatro escenarios considerados, ya que el valor de la Chi-cuadrado está por encima de 0,05. No obstante, eso no quiere decir que no existan efectos relevantes (Schmidt, 2010), sino que no se tiene suficiente potencia para detectarlos. Los cálculos de tamaño de muestra y potencia pueden simularse con GPower 3 (Faul, Erdfelder, Lang y Buchner, 2007). Así, por ejemplo, para el primer escenario, se necesitaría una muestra de 2966 observaciones para detectar el efecto de 0,057 como significativo (con una potencia del 80%), es decir, casi 6 veces más muestra de la que realmente se dispone (503). Como con un tamaño de muestra suficientemente grande todos los efectos son significativos (Meehl, 1978), lo importante es obtener un rango de incertidumbre de los efectos relativamente pequeño para poder interpretarlos correctamente. En este caso, la prudencia estadística obliga a inferir que es posible que exista un efecto pequeño en los cuatro escenarios. Recordemos que Cohen (1988) recomienda de manera general que en el caso de Phi, los valores de 0,1, 0,3 y 0,5 se interpreten como tamaños de efecto pequeño, mediano y grande, respectivamente. Si además de Phi, se miran las frecuencias observadas, se puede interpretar que para los escenarios de partido muy malo, existe una pequeña tendencia a volver a realizar un partido por debajo del percentil mediano, tendencia que se invierte en los escenarios de partido muy bueno, donde el tamaño de efecto es visiblemente más prominente para el caso del *winscore*. Es decir, se puede afirmar que podrían existir evidencias de que los jugadores que realizan un partido muy malo tienden a jugar el siguiente partido por debajo de su rendimiento mediano, y viceversa para los jugadores que realizan un partido muy bueno. No obstante, se estaría siempre hablando de tamaños de efecto muy pequeños, cuya significación práctica habría que analizar más profundamente.

El siguiente análisis se refirió a los percentiles desagregados. El objetivo era profundizar sobre la relación entre los percentiles de salida y llegada, especialmente aquellos más extremos. Para ello, en primer lugar, se consideró la distribución de frecuencias caracterizada por los 9 percentiles de cada escenario (Tabla 2).

Tabla 2. Distribución de frecuencias de los percentiles y estadísticos de independencia.

Escenario	Categoría	Percentil	Frec. Obs.	Frec. Esp*.	χ^2	p-valor	Phi	Phi C.
Tras partido muy malo	Puntos/min	1	34	31,05	3,32	0,913	0,081	0,161
		2 a 8	69	62,10				
		9	41	37,26				
Tras partido muy malo	Winscore/min	1	35	30,99	15,88	0,044	0,178	
		2 a 8	65	61,98				
		9	50	37,19				
Tras partido muy bueno	Puntos/min	1	29	36,96	11,25	0,188	0,15	0,291
		2 a 8	51	61,60				
		9	42	30,80				
Tras partido muy bueno	Winscore/min	1	32	37,04	16,52	0,036	0,182	
		2 a 8	68	61,73				
		9	33	30,86				

*Los valores de las frecuencias esperadas se han corregido para tener en cuenta que el percentil de partida (1 o 9) según el caso, siempre tendrá una probabilidad esperada menor que el de llegada. Así, para un partido muy malo, la probabilidad esperada de observar el percentil 1 es de 5/81, frente a 6/81 para el percentil 9, y 10/81 para el resto. Ocurre justo lo contrario cuando se parte de un partido muy bueno (percentil 9).

Los resultados indican que existen desviaciones muy pequeñas de un hipotético patrón aleatorio (independencia) en cuanto al percentil de llegada, sobre todo para los puntos/min. En el caso del *winscore*/min, la desviación del patrón aleatorio es un poco mayor, obteniendo ya incluso valores significativos de la Chi-cuadrado. Estas desviaciones de la hipótesis de independencia son indicativas de que existen factores que causan variación en el percentil de llegada, es decir, que existen causas que determinan que un jugador rinda en un determinado percentil en el siguiente partido tras un muy buen o muy mal rendimiento en el encuentro anterior.

La correlación de Pearson entre las observaciones correspondientes a los puntos/min (tras partidos muy bueno y muy malo) es de 0,80, mientras que para el *winscore*/min es de 0,34. Esta gran diferencia indica que los patrones de los percentiles de llegada son mucho más homogéneos en el primer caso que en el segundo, o lo que es lo mismo, que las posibles causas que determinen la variación en el rendimiento van a tener un efecto mucho más similar para los puntos/min que para el *winscore*/min.

Para completar el análisis de los percentiles, se contrastó si esos posibles efectos de tendencia mostrados en la Tabla 1 tenían su origen en los percentiles más extremos. Además, se puso a prueba de nuevo la hipótesis de asimetría en el rendimiento, es decir, que tras un partido muy malo debe venir uno muy bueno (efecto contraste positivo), y que tras un partido muy bueno debe venir otro similar (efecto tendencia positiva). Para ello se analizaron los percentiles extremos inferior y superior (1,2, y 8,9, respectivamente). La Tabla 3 muestra los resultados.

Tabla 3. Percentiles extremos.

Categoría	Percentil	Tras partido muy malo	Tras partido muy bueno	χ^2	p-valor	Phi	Phi C.
Puntos/min	1	34	29	3,52	0,172	0,059	0,118
	2	69	51				
	Resto	400	419	0,04	0,98	0,006	0,013
	8	62	60				
	9	41	42				
Winscore/min	Resto	400	397	0,203	0,903	0,014	0,028
	1	35	32				
	2	65	68				
	Resto	402	400	10,01	0,007	0,001	
	8	48	76				
	9	50	33				
	Resto	404	391				

Así, en relación con los puntos/min, que el partido siguiente sea muy bueno (percentiles 8 y 9) no está asociado a que el partido anterior haya sido muy malo (percentil 1), ya que el valor de $\Phi=0,006$. No ocurre así si hablamos de *winscore* por minuto, en donde el valor de $\Phi=0,1$ es significativo. Lo que sucede es que ese valor es ciertamente engañoso, porque si se agrupan los percentiles 8 y 9, entonces se obtiene un valor de la Chi-cuadrado de 0,793, con un p-valor: 0,373, siendo $\Phi=0,028$ y su valor contranulo de 0,056, es decir, un efecto prácticamente despreciable.

Por su parte, que el partido siguiente sea muy malo, no está asociado a que el anterior sea muy bueno en relación con *winscore* por minuto, ya que $\Phi=0,014$. No ocurre así, al menos de forma tan evidente, para los puntos/min, donde $\Phi=0,059$, mostrándose una tendencia a que es más probable que ello ocurra si el jugador ha realizado anteriormente un partido muy malo frente a uno muy bueno.

Uno de los posibles motivos por los que puede haber variación en los percentiles, principalmente en los puntos/min es que el jugador acapare más juego, es decir, que tenga la oportunidad de ser más protagonista en el juego ofensivo, o que simplemente juegue más minutos. Martínez y Martínez (2010) concluyen que no existe asociación entre los minutos jugados y los puntos por minuto en jugadores de la NBA. No obstante, dadas las circunstancias especiales de este estudio, en el que no se analiza una distribución completa de datos, sino el partido siguiente a un muy malo o muy bueno, se ha creído conveniente realizar este análisis. En la Tabla 4 se muestran las diferencias en el *usage percentage* después de un partido muy malo y muy bueno. Dado que se cumplen las condiciones de normalidad y homocedasticidad (tras la aplicación del test K-S y la prueba de Levene), se calcularon los tamaños de efecto de la diferencia de medias estandarizada d (Cohen, 1988) y su intervalo de confianza exacto al 95% a través de los parámetros de no centralidad (Steiger, 2004). Los resultados indican que esa diferencia podría llegar a ser algo relevante sólo en el caso de los

puntos/min, donde la amplitud del intervalo de confianza no está centrada en cero. Si se traduce ese intervalo a una simple diferencia de medias (Grisson y Kim, 2005), el valor oscila entre 0 y 1,6 unidades, lo que no parece ser indicativo de un efecto importante.

En cuanto a los minutos jugados, la Tabla 4 muestra también los resultados del análisis. En esta ocasión, los datos se alejan moderadamente de la normalidad. No obstante, y como indican Lumley, Diehr, Emerson y Chen (2002), en situaciones de no extrema normalidad la prueba *t* es bastante robusta. De este modo, sí que se observa que hay una diferencia significativa diferente de cero, donde, existiría la misma evidencia de que sea casi cero o alrededor de 3 minutos. Por tanto, parece que después de realizar un muy buen partido los jugadores juegan un poco más al partido siguiente comparado con la situación de haber realizado un muy mal partido. No obstante, esa diferencia es muy pequeña, y no se traduce en un ostensible incremento del porcentaje de uso. Tanto en los casos de diferencia de medias como en la diferencia de medias estandarizada se han añadido estimaciones robustas por remuestreo, con el fin de manejar las desviaciones de la situación ideal de normalidad y homocedasticidad. En el primer caso se realizaron muestreos con reemplazamiento y calculando los percentiles de la distribución empírica tras 200 nuevas muestras. En el segundo caso, se utilizó la propuesta de Algina, Keselman, y Penfield (2005). Los resultados son muy similares, por lo que la interpretación no varía.

Tabla 4. Diferencia entre el porcentaje de uso y los minutos jugados tras un partido muy bueno (MB) y muy malo (MM).

Categoría	Tipo de partido	Media	Desv Tip	P-valor K-S	P-valor Levene	<i>t</i>	DM1 (IC 95%)	IC Bootstrap <i>p</i>	<i>d</i> (IC 95%)	<i>d</i> robusto (IC 95%)
% Uso										
Pts/min	MM	20,3	6,83	0,369	0,054	-1,94	-0,82 (-1,66 ; 0,0)	(-1,53 ; -0,03)	-0,12 (-0,248 ; 0,001)	-0,14 (-,027 ; 0,008)
	MB	21,2	6,66	0,355						
WS/min	MM	20,4	7,17	0,710	0,06	0,10	0,061 (0,015 ; 0,107)	(-0,82 ; 0,84)*	0,01 (-0,117 ; 0,130)	0,008 (-0,13, 0,11)
	MB	20,3	6,70	0,858						
Minutos										
Pts/min	MM	30,4	9,43	0,026	0,006	-2,98	-1,68 (-3,37 ; -0,03)	(-2,87 ; -0,50)	-0,18 (-0,31 ; 0,06)	-,174 (-0,30 ; 0,046)
	MB	32,1	8,43	0,034						
WS/min	MM	30,6	8,78	0,009	0,150	-2,53	-1,42 (-2,81 ; 0,04)	(-2,52 ; -0,32)	-,16 (-0,28 ; ,004)	-,154 (-0,29 ; 0,022)
	MB	32,0	9,43	0,058						

*En situaciones donde se cumplen los supuestos, los test paramétricos son más adecuados, por eso en el caso del WS/min, el intervalo de confianza para la diferencia de medias realizado por bootstrapping es ostensiblemente más ancho.

El último análisis realizado corresponde al planteamiento de un modelo que explique la variación en los percentiles de llegada de los jugadores, es decir, estudiar la influencia de diferentes variables sobre el cambio en el rendimiento de los jugadores. Dado que, como la Tabla 2 mostraba, no hay un patrón uniforme en los percentiles de llegada, deben existir causas que provoquen esa variación que, por otro lado, no es, obviamente, completamente aleatoria.

Dada la naturaleza de los datos disponibles y las características de este estudio, se ha utilizado el enfoque de Spanos (2010), donde se plantea un proceso de inducción para “aprender de los datos”, utilizando un modelo estadístico que permita testar las asunciones sobre el error cometido. De este modo, la fiabilidad del modelo viene dada por la comprobación de los errores cometidos, a través de los test de mala especificación (M-S test), donde el criterio para seleccionar el modelo adecuado se enfoca primariamente en el cumplimiento de las asunciones, y no en el tamaño del error cometido (capacidad predictiva). Así, para explicar la variación en los percentiles de llegada de las cuatro variables dependientes (Pts/min tras partido muy malo, Pts/min tras partido muy bueno, WS/min tras partido muy malo, y WS/min tras partido muy bueno), se planteó un modelo de regresión lineal de la siguiente forma: $Y_i = \beta_0 + \beta_j X_{ij} + e_i$, donde Y_i representa la variable dependiente (percentil de llegada para cada jugador), X_{ij} un vector de j variables independientes posibles causas de variación de Y_i , β_j un vector de j coeficientes que relacionan ambos lados de la ecuación, y e_i el término de error. De este modo, y en una estimación por mínimos cuadrados ordinarios, se hace necesario estudiar las asunciones de normalidad, homocedasticidad e independencia de los errores, además de asumir una correcta especificación del modelo, moderada multicolinealidad, y una relación lineal y no heterogénea en los coeficientes. Calculando los errores estándar robustos en situación de heterocedasticidad, aplicando el test RESET de especificación funcional (Wooldridge, 2003), y considerando la normalidad asintótica de los coeficientes de regresión para los tamaños de muestras manejados, el supuesto de independencia se testó utilizando el test no paramétrico de rachas Wald-Wolfowitz (WW) sobre el signo de los residuos (Spanos, 2010).

Las variables independientes escogidas para el análisis fueron las descritas en la metodología: (1) si el partido era en casa o fuera; (2) el descanso entre partidos; (3) la diferencia entre el porcentaje de victorias de los equipos al final de la temporada; (4) el porcentaje de uso de cada jugador; (5) los minutos jugados; (6) la media de la característica a analizar (Pts/min y WS/min); y (7) la desviación típica de cada jugador referida la característica a utilizar. La Tabla 5 muestra los estadísticos descriptivos para cada uno de los 4 escenarios de análisis.

Tabla 5. Estadísticos descriptivos de las variables analizadas en los modelos de regresión: media y desviación típica (entre paréntesis).

Categoría	Tipo de partido	Percentil Llegada	Días descanso	Casa o fuera	Dif. % victorias	Min. jugados	% uso	Media	Desv. Típ.
Pts/min	Tras partido MM	5.002 (2.44)	2,037 (0,84)	0,499 (0,50)	0,016 (0,224)	30,43 (9,42)	20,33 (6,88)	0,421 (0,107)	0,172 (0,025)
	Tras partido MB	5.16 (2.37)	1,99 (0,81)	0,52 (0,50)	0,0048 (0,21)	32,12 (8,44)	21,16 (6,67)	0,042 (0,107)	0,171 (0,025)
WS/min	Tras partido MM	4.97 (2.41)	2,03 (0,80)	0,55 (0,50)	0,01 (0,22)	30,63 (8,78)	20,39 (7,17)	0,176 (0,076)	0,163 (0,022)
	Tras partido MB	5.11 (2.47)	2,03 (0,80)	0,50 (0,50)	0,0084 (0,207)	32,01 (8,43)	20,35 (6,70)	0,176 (0,077)	0,163 (0,022)

Los resultados de la estimación por mínimos cuadrados ordinarios de los modelos de regresión propuestos se muestran en la Tabla 6, donde también se indican los resultados de los test de asunciones (no significativos en todos los casos excepto uno). Por lo que se refiere a los puntos/min tras partido muy malo, el modelo explica un 37% de la varianza en el cambio de percentiles. Ni los días de descanso entre partidos, ni el factor cancha, ni la consistencia en el rendimiento de los jugadores tiene un efecto significativo. Entre las variables significativas, llama la atención que la diferencia de potencial entre los equipos sea la menos relevante, frente al porcentaje de uso, los minutos y la media anotadora del jugador. Por tanto, esos factores individuales tienen más peso en la variación percentilica que el factor de diferencia de nivel entre equipos. Pero lo más llamativo es el signo negativo en el coeficiente de regresión para la media anotadora, lo que indica que cuando se incrementa la media anotadora disminuye el percentil de llegada. Así, por ejemplo, y utilizando simulaciones con los efectos marginales, si todas las variables independientes estuvieran en su media, el cambio en el percentil de llegada para un cambio entre 0,3 y 0,5 puntos por minuto sería de -2,63 percentiles, lo que desde luego es un efecto a tener en cuenta. Como ejemplo comparativo, un cambio en 5 minutos de juego más por encima de la media sólo propiciaría un cambio de 0,32 percentiles.

Por lo que respecta a los puntos por minutos tras partido muy bueno, las estimaciones son prácticamente idénticas, tanto a nivel de varianza explicada como de coeficientes. Es más, para comprobar esa hipotética homogeneidad entre ambas situaciones (rendimiento anotador tras partido muy malo y muy bueno), se calculó la varianza explicada en el segundo modelo usando los coeficientes de regresión del primero. El valor fue de 0,342, prácticamente idéntico al 0,346 obtenido con los coeficientes originales. Esta homogeneidad indica que el modelo que explica la variación percentilica en anotación tras partido muy malo o muy bueno es idéntico, algo que ya se podía entrever en la Tabla 2.

Por lo que se refiere al *winscore* por minuto, la situación es completamente diferente. Sendos modelos explican una cantidad de varianza en la variable dependiente muy pequeña (del orden del 4%). Ambos test RESET bordean el valor crítico de significatividad (por encima uno y por debajo otro), lo que podría ser indicativo de que la forma lineal no es la especificación adecuada. En cualquier caso, aunque esta es una posible explicación, la más probable es la gran dificultad de explicar una variable de rendimiento compleja, como el *winscore*/min, donde se puede obtener un mismo valor para esa variable realizando partidos muy diferentes a nivel estadístico. Es decir, un jugador podría tener un rendimiento similar en dos partidos consecutivos en función de la interacción entre los puntos, rebotes, asistencias, tapones, faltas personales, balones robados y perdidos y fallos en el lanzamiento. En cualquier caso, aún así, existen efectos significativos de los minutos de juego y la diferencia de potencial entre los equipos. Así, en este caso, un incremento de 5 minutos de juego por encima de la media llevaría a un cambio de 0,30 y 0,20 percentiles para ambos escenarios, muy similar a los efectos encontrados para los puntos/min. Y el cambio en una décima en la diferencia de potencial entre los equipos (a favor del equipo del jugador), supone un cambio de 0,11 y 0,12 percentiles, respectivamente, frente a los 0,13 y 0,13 de los escenarios en la categoría de puntos por minuto, es decir, tamaños de efecto casi idénticos. Por tanto, la diferencia en el nivel explicativo de los modelos que explican la variación en los puntos/min frente al *winscore*/min reside en las variables de porcentaje de uso y la media de la característica para cada jugador. Finalmente, y en cuanto a la homogeneidad de los dos modelos de regresión estimados para el *winscore*/min, se realizó un análisis análogo al realizado con los puntos/min. En esta ocasión, el valor de la varianza explicada era de 0,017, frente a 0,042, es decir, una diferencia relativa mucho más grande que en el modelado de los puntos/min. Lo que sucede es que a nivel de tamaño de efecto (diferencia absoluta) esa diferencia es prácticamente nimia, algo esperable cuando, como hemos visto, los efectos marginales de las variables significativas son similares.

Tabla 6. Modelos de regresión. Coeficientes estimados y asunciones

Categoría	Tipo de partido	R ² (IC 95%)	Cte.	Días descanso	Casa o fuera	Dif % victorias	Min	% uso	Media	Desv. Típ.	Test B-P/C-W ^a	Test RESET	Test WW
Pts/min	MM												
	Coef.	0,373 (0,29 ; 0,42)	2,37 (0,78)	-0,09 (0,10)	-0,06 (0,18)	1,31 (0,42)	0,06 (0,01)	0,25 (0,01)	-13,15 (1,21)	7,60 (4,20)	0,203	0,666	0,69
	P-valor		0,003	0,362	0,738	0,002	0,000	0,000	0,000	0,071			
	Coef. estand			- 0,032	- 0,012	0,120	0,253	0,697	-0,577	0,078			
	MB												
	Coef.	0,346 (0,27 ; 0,41)	2,61 (0,86)	-0,04 (0,10)	0,05 (0,17)	1,37 (0,41)	0,05 (0,013)	0,26 (0,015)	-12,23 (1,18)	2,49 (4,04)	0,545	0,268	0,09
P-valor		0,003	0,723	0,776	0,002	0,000	0,000	0,000	0,537				
Coef. estand			-0,01	0,010	0,119	0,191	0,740	-0,557	0,026				
WS/min	MM												
	Coef.	0,047 (0,008 ; 0,076)	2,95 (1,11)	- 0,034 (0,14)	-0,14 (0,22)	1,19 (0,500)	0,059 (0,013)	- 0,021 (0,015)	-0,584 (1,52)	5,411 (4,99)	0,385	0,02	0,18
	P-valor		0,008	0,811	0,519	0,018	0,000	0,151	0,701	0,275			
	Coef. estand			-0,01	-0,03	0,107	0,214	-0,06	-0,018	0,051			
	MB												
	Coef.	0,042 (0,005 ; 0,069)	3,45 (1,21)	-0,12 (0,13)	-0,48 (0,21)	1,27 (0,54)	0,04 (0,01)	0,023 (0,02)	-0,22 (1,44)	2,55 (5,09)	0,700	0,072	0,28
P-valor		0,002	0,364	0,025	0,019	0,007	0,185	0,877	0,616				
Coef. estand			-0,04	-0,10	0,11	0,13	0,065	-0,007	0,023				

^a Test de Breusch-Pagan / Cook-Weisberg para detectar heterocedasticidad

4. DISCUSIÓN E IMPLICACIONES

Esta investigación ha demostrado que, globalmente, cuando un jugador realiza partidos muy buenos o muy malos desde el punto de vista de su rendimiento anotador y global, su actuación en el siguiente partido se puede considerar prácticamente independiente del anterior. Por tanto, la creencia en los efectos contraste o tendencia en baloncesto no tiene una base empírica fuerte, al menos en lo que se refiere a rendimiento tras partidos extraordinarios.

Es cierto que los análisis de las distribuciones de frecuencias en los percentiles pueden invitar a pensar en la existencia de un efecto muy pequeño, siempre en dirección a un efecto tendencia, tanto positivo como negativo, y nunca a un efecto contraste. Es decir, que tras un partido muy malo o muy bueno, el siguiente tendrá más probabilidad de ser más parecido que distinto al anterior. No obstante, los efectos, de existir, son muy pequeños y serían más indicativos de un

efecto tendencia muy moderado, o lo que es lo mismo, que el siguiente partido iría en la misma dirección del anterior, pero no al nivel de rendimiento extraordinario (malo o bueno) del anterior. Los tamaños de muestra manejados son grandes, pero los análisis de potencia indican que se necesitarían analizar datos de entre 15 y 20 temporadas más para poder detectar esos pequeñísimos efectos como significativos.

Hay que tener en cuenta, además, que de existir ese efecto tendencia en el caso de “tras jugar un partido muy bueno” podría ser atribuible a la diferencia en minutos y porcentaje de uso de los jugadores. Aunque estas diferencias también son muy pequeñas, podrían ser causa de divergencias. Así, una unidad de cambio en el porcentaje de uso produciría una variación de 0,26 percentiles, mientras que un minuto de cambio produciría una variación de 0,06. Son variaciones muy pequeñas, pero que podrían precisamente producir un efecto tendencia pequeño.

Es curioso cómo tras un partido muy bueno, los jugadores juegan un poco más que tras un partido muy malo. En este caso, los entrenadores podrían dar más tiempo de permanencia en la pista a jugadores que ellos creen que podrían estar en racha (tras jugar extraordinariamente el partido anterior). Bien es cierto que podría existir un efecto endógeno, en el que los minutos en el partido subsiguiente vinieran determinados por la propia actuación en ese partido, y no por el rendimiento en el partido anterior.

El hecho de que los minutos jugados produzcan una variación pequeña en los percentiles de llegada no tiene porqué necesariamente significar que los minutos jugados influyan los puntos por minuto de los jugadores, que es la principal conclusión del estudio de Martínez y Martínez (2010). Hay que recordar que no se han modelado todas las actuaciones de los jugadores en los 82 partidos de la temporada sino únicamente en 12 de ellos (los peores y los mejores). Esta distinción es importante, porque las conclusiones de los modelos econométricos no deben extrapolarse a predecir la actuación de un jugador partido a partido, sino en las condiciones particulares en las que este estudio se ha circunscrito.

El planteamiento de modelos explicativos de regresión ha proporcionado información valiosa acerca de las causas que pueden determinar la variación percentilica del rendimiento de los jugadores. En primer lugar hay que destacar que el factor cancha no afecta a la variación en el rendimiento del jugador en anotación, una vez controlado por el resto de variables. Si la denominada “ventaja campo” es un elemento importante en los resultados de equipos (Winston, 2009), sería lógico pensar que también lo debería ser para la actuación individual de los componentes de esos equipos. De los 8856 registros de los 109 jugadores que componían la muestra original de este estudio sin filtrar por minutos jugados, la diferencia de medias es positiva y significativa a favor de los partidos jugados en casa, tanto para puntos por minuto, como para el winscore por minuto. Es cierto

que la diferencia es muy pequeña en magnitud (0.019 y 0.028, respectivamente), pero ilustra lo que es una realidad a nivel de equipo, que el factor cancha influye positivamente en el rendimiento. No obstante, es sólo un análisis preliminar, porque no se ha controlado por otras variables. No ha sido así, en este caso, lo que alienta a futuras investigaciones para explorar más esta circunstancia. Es más, si el factor cancha influye realmente en el rendimiento individual, pero no se ha mostrado relevante para explicar las variaciones percentílicas en este estudio, entonces podría interpretarse que un jugador que ha realizado una actuación muy buena o muy mala sufre algún efecto psicológico que hace que se desempeñe de una determinada manera en el partido siguiente, independientemente de que sea en casa o en campo ajeno.

En segundo lugar, los días de descanso tampoco afectan significativamente a la variable dependiente, en línea con los resultados obtenidos por Arkes y Martínez (2011) en el caso de su influencia sobre la probabilidad de victoria de los equipos. Las implicaciones de este resultado también serían importantes, porque destierran otra manida creencia en el mundo del deporte sobre la motivación de los jugadores tras un partido muy malo, donde ellos estarían deseando que llegara el siguiente partido “cuanto antes” con el fin de desquitarse de su mala actuación. En este caso, el que llegue el siguiente partido antes o después no afecta a la variación percentílica.

En tercer lugar, la consistencia de los jugadores tampoco ejerce influencia significativa sobre la variable dependiente, lo que indica que el hecho de que los jugadores sean más regulares o menos en su rendimiento, no afecta a su actuación tras un partido muy bueno o muy malo.

En cuarto lugar, la diferencia de potencial entre equipos produce un efecto pequeño en todos los escenarios modelados (entre 0,11 y 0,13 percentiles), que es el efecto más pequeño de todos los encontrados como significativos en los modelos de regresión. Esto indica que los jugadores se desempeñan de manera casi idéntica independientemente del rival que tengan delante, aunque juegan mejor ante rivales más débiles. Hay que incidir en que una variación de 0,11 percentiles corresponde a sólo un 1,37% de la variación máxima, por lo que es un efecto inmensamente pequeño.

En quinto lugar, el porcentaje de uso sólo tiene influencia sobre los puntos/min, pero no sobre el *winscore*/min. Su influencia sobre la primera variable es obvia, ya que al acaparar más juego, la probabilidad de anotar se incrementa. Además, aunque de forma muy liviana, los jugadores tras un partido muy bueno en anotación incrementan su porcentaje de uso al siguiente partido, lo que puede ser indicativo de un incremento en su propia confianza. Pero de nuevo esa diferencia es muy pequeña, aunque existe.

Por último, la capacidad media de los jugadores en la característica a evaluar ejerce sólo influencia en los puntos/min, donde el ser un buen anotador influye negativamente en la variación percentílica, es decir, a medida que los jugadores son mejores anotadores la variación en su rendimiento se incrementaría de forma negativa, por tanto sería más probable que entre dos jugadores con distinta capacidad anotadora, el que hiciera un mejor partido tras un partido anterior muy malo o muy bueno, fuera el peor anotador de los dos. Este resultado es interesante porque también cuestiona la creencia de que son precisamente los grandes anotadores los que se crecen tras un partido muy malo o siguen con su racha triunfal tras un partido muy bueno; los grandes anotadores son los que más probabilidad tienen de no seguir este razonamiento. Las razones subyacentes a este resultado deberán ser estudiadas en futuras investigaciones.

La literatura muestra con crudeza como los individuos realizan juicios causales basados en sus propias creencias, sobreestimando las relaciones en las que ellos creen, y minusvalorando aquellas en las que no creen (Hutchison, Alba y Eisenstein, 2010). En deporte, y concretamente en baloncesto, existen multitud de convenciones y creencias compartidas que a menudo se usan como si fueran leyes inmutables. Muchas de esas creencias tienen una base empírica, pero otras no. Lo que sucede es que la investigación a veces da resultados contradictorios (como en el caso de los estudios sobre la “mano caliente” y “momentum de equipos”), que no ayudan a que las creencias sin fundamento se desestimen.

Con la prudencia que siempre marca los análisis estadísticos, este estudio demuestra que la actuación de un jugador tras un partido muy malo o muy bueno no está asociada a efectos psicológicos de contraste o tendencia, También se podría etiquetar este término como asimilación, aunque su significado puede dar lugar a equívocos con el término asimilación de expectativas (Ariely, 2008), tan recurrente en psicología del consumidor, que no es más que una motivación extra que haría rendir al jugador por encima de su rendimiento mediano. Las evidencias muestran que no es así, al menos de una forma medianamente palpable, lo que indica que se puede producir un fenómeno de regresión hacia la media (Berry, 2006), tan común en ciencias del deporte y en muchos ámbitos de la ciencia. En este caso, esta investigación muestra como la probabilidad de ir hacia la media es relativamente muy similar con respecto a ir hacia cualquier otro lugar de la distribución, debido a la forma artificial de dividir la distribución en percentiles.

Sin embargo, ello no quiere decir que no se pueda explicar o predecir su rendimiento, ya que éste no viene determinado completamente por el azar, sino que hay factores sistemáticos que lo explican. En el caso de los puntos/min, el modelo que genera los datos explicar una cantidad de varianza importante. Hay que tener en cuenta, que el azar juega un papel preponderante en baloncesto. Los modelos que explican que predicen las victorias en la NBA no suelen superar el 75% de capacidad predictiva, lo que indica que casi una cuarta parte de la

varianza es debida a factores no sistemáticos. Los resultados de este estudio indican que modelar el rendimiento individual es una tarea más compleja, en la que la propia variabilidad del rendimiento del jugador asociada a elementos aleatorios (Berry, 2006) sea un factor fundamental. Futuros estudios deberán comparar la capacidad explicativa de modelos de rendimiento del jugador utilizando la completa distribución de datos, y no sólo los extremos de esa distribución.

Finalmente, una última limitación debe considerarse, y es la de la sensibilidad de los resultados al número y tamaños de percentiles adecuado. Aunque la división realizada es razonable, los resultados podrían variar mínimamente al dividir la distribución en, por ejemplo, 11 percentiles, o considerar los mejores y peores 5 partidos. Fundamentado en esta limitación, el principio de prudencia debe, si cabe, ser más prominente, concluyendo que esa posible evidencia de que podría existir globalmente un mínimo efecto tendencia podría deberse a la propia especificación de los datos, y no a un efecto real.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Algina, J., Keselman, H. J. y Penfield, R. D. (2005). An alternative to Cohen's standardized mean difference effect size: a robust parameter and confidence interval in the two independent groups case. *Psychological Methods*, 10 (3), 317-328.
- Ariely, D. (2008). *Predictably irrational: The hidden forces that shape our decisions*. HarperCollins.
- Arkes, J. (2010). Revisiting the hot hand theory with free throw data in a multivariate framework. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 6 (1), Article 2.
- Arkes, J. y Martínez, J. A. (2011). Finally, evidence for a momentum effect in the NBA. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 7 (3), Article 13.
- Bar-Elia M, Avugos S. y Raab M. (2006). Twenty years of "hot hand" research review and critique. *Psychology of Sport and Exercise*, 7, 525-553.
- Berri, D. J. (2008). A simple measure of worker productivity in the National Basketball Association. in *The Business of Sport*, eds. Brad Humphreys and Dennis Howard, editors, 3 volumes, Westport, Conn.
- Berri, D. J. y Bradbury, J. C. (2010). Working in the land of metricians. *Journal of Sports Economics*. 11 (1), 29-47
- Berri, D. J., Schmidt, M. B. y Brook, S. L. (2006). *The wages of wins: Taking measure of the many myths in modern sport*. Palo Alto, CA: Stanford University Press.
- Berry, S. M. (2006). Statistical Fallacies in Sports, *Chance*, 19 (4).
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd edition). Hillsdale, NJ: Erlbaum.

- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A.-G., y Buchner, A. (2007). G*Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39, 175-191.
- Gilovich, T., Vallone, R. y Tversky, A. (1985). The hot hand in basketball: On the misperception of random sequences. *Cognitive Psychology*, 17, 295-314.
- Grissom, R. J. y Kim, J. J. (2005). *Effect sizes for research: A broach practical approach*. Mahwah, NJ: Erlbaum
- Hutchinson, J. W., Alba, J. W. y Eisenstein, E. M. (2010). Heuristics and biases in data-based decision making: Effects of experience, training, and graphical data displays. *Journal of Marketing Research*, 47 (4), 627-642
- Koehler, J. J. y Conley, C. A. (2003). The “hot hand” myth in professional basketball. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 25, 253–259.
- Lumley, T.; Diehr, P., Emerson, S. y Chen L. (2002). The importance of the normality assumption in large public health data sets. *Annual Review Public Health*, 23, 151-169.
- Martínez, J. A. (2010). Una revisión de los sistemas de valoración de jugadores de baloncesto (I). Descripción de los métodos existentes. *Revista Internacional de Derecho y Gestión del Deporte*, 10, 37-77.
- Martínez, J. A. (2011). El uso del porcentaje de victorias en modelos predictivos en la NBA. *Revista Internacional de Derecho y Gestión del Deporte*, 13.
- Martínez, J. A., y Martínez, L. (2010). El uso de indicadores de desempeño normalizados para la valoración de jugadores: El caso de las estadísticas por minuto en baloncesto. *Motricidad. European Journal of Human Movement*, 24, 39-62.
- Meehl, P. E. (1978) Theoretical risks and tabular asterisks: Sir Karl, Sir Ronald, and the slow progress of soft psychology. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 46, 806-834.
- Reed, D. y O'Donoghue, P. G. (2005). Development and application of computer-based prediction methods. *International Journal of Performance Analysis of Sport (e)*, 5 (3), 12-28.
- Schmidt, F. L. (2010). Detecting and correcting the lies that data tell. *Perspectives on Psychological Science*, 5 (3), 233-242
- Sire, C. y Redner, S. (2009). Understanding baseball team standings and streaks. *The European Physical Journal B*, 67, 473–481.
- Spanos, A. (2007). Curve fitting, the reliability of inductive inference, and the error-statistical approach. *Philosophy of Science*, 74, 1046–1066.
- Tversky, A. y Kahneman, D. (1971). Belief in the law of small numbers. *Psychological Bulletin*, 2, 105-110.
- Vergin, R. (2000). Winning streaks in sports and the misperception of momentum. *Journal of Sport Behavior*, 23 (2), 181-197.
- Winston, W. L. (2009). *Mathletics*. New Jersey: Princeton University Press
- Wooldridge, J. M. (2003). *Introducción a la econometría: Un enfoque moderno*. Thomson, Segunda Edición.

Número de citas totales / Total references: 28 (100%)

Número de citas propias de la revista / Journal's own references: 0 (0%)