

UNIVERSIDAD DE SAN ANDRÉS DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA MAESTRÍA EN ECONOMÍA

Compitiendo contra antiguos empleadores: evidencia del fútbol profesional

MATÍAS HARARI

40.643.562

Mentor: Martín ROSSI

Buenos Aires, Argentina 22 de octubre de 2022

Tesis de Maestría en Economía de

Matías HARARI

"Compitiendo contra antiguos empleadores: evidencia del fútbol profesional" Resumen

Competir contra un antiguo empleador puede ser una situación especial para muchos trabajadores. En esta tesis utilizo datos de las cinco grandes ligas de fútbol de Europa durante los últimos 20 años con el objetivo de estudiar cambios en el desempeño de los jugadores al enfrentar a un ex equipo. Estimando un modelo lineal de efectos fijos por jugador-mes y equipo rival, encuentro que enfrentar a un antiguo empleador incrementa la probabilidad de anotar goles solamente para los jugadores recientemente transferidos. Más específicamente, competir contra un antiguo empleador incrementa los goles anotados por los jugadores que fueron transferidos en los 60 días previos al partido en un 38.16 %. Este efecto se reduce gradualmente a medida que aumentan los días desde la transferencia. A su vez, no encuentro una relación similar para otras medidas de desempeño tales como asistencias y puntos conseguidos por el equipo. Una explicación compatible con la evidencia hallada es que solo los jugadores recientemente transferidos conocen la táctica del rival, aprovechando los puntos débiles para mostrarse individualmente más sobresalientes ante un antiguo empleador con el cual se sienten identificados.

Palabras clave: Deportes de equipo, desempeño laboral, identidad, movilidad laboral

"Competing against former employers: evidence from professional football"

Abstract

Competing against a former employer can be a challenging situation for many workers. In this thesis I use data from the five major European football leagues over the last 20 years with the purpose of studying the changes in players' performance when facing a former team. Estimating a linear model with fixed effects by player-month and rival team, I find that facing a former employer increases the probability of scoring goals only for players who were recently traded. More specifically, competing against a former employer increases goals scored by 38.16% for players who were transferred in the 60 days prior to the match. This effect gradually decreases as the days since the transfer increase. In turn, I do not find a similar relationship for other performance measures such as assists and points gained by the team. An interpretation compatible with the evidence found is that only recently transferred players know the opponent's tactics, taking advantage of their weaknesses to show themselves individually more salient against a former employer with which they feel identified.

Keywords: Team sports, job performance, identity, job mobility

Códigos JEL: D91, Z20, Z21, Z22

1. Introducción

Contratar empleados de firmas competidoras es una práctica habitual en muchas industrias. A modo de aproximación, los datos del Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA) arrojan que en promedio un 3 % de los trabajadores del sector privado formal cambia de empleo anualmente dentro de la misma rama de actividad económica (De Raco y Semeshenko, 2019). En Estados Unidos la movilidad intraindustrial es incluso más fuerte, alcanzando el 5.5 % por trimestre de acuerdo a estimaciones del 2010 (Hyatt y McEntarfer, 2012).

En esta tesis evalúo el mercado profesional de fútbol con el objetivo de estudiar cambios en el desempeño de trabajadores que deben competir contra sus antiguos empleadores. En particular, utilizo el historial de los fichajes y el rendimiento de todos los jugadores de las cinco grandes ligas de Europa durante todos los partidos entre el 2000 y el 2021.

Estimando un modelo lineal de efectos fijos por jugador-mes y equipo rival, encuentro que enfrentar a un antiguo empleador incrementa los goles anotados un 38.16 % para los jugadores que fueron transferidos en los 60 días previos al partido. Este resultado es estadísticamente significativo y robusto a distintas especificaciones alternativas. A su vez, el efecto es decreciente en el tiempo transcurrido desde la transferencia.

En regresiones adicionales utilizo otras dos medidas de desempeño: las asistencias y los puntos conseguidos por el equipo. En ninguno de los dos casos observo una relación positiva entre enfrentar a un ex equipo y la medida de desempeño alternativa. Mi hipótesis es que existen mecanismos que actúan específicamente sobre la cantidad de goles anotados. A diferencia de las asistencias y los puntos del equipo, los goles son una medida del desempeño ofensivo individualista.

La relación entre la competencia contra antiguos empleadores y el rendimiento deportivo individual ya fue estudiada empíricamente en al menos tres trabajos. Grohsjean et al. (2016) utilizaron datos de la NHL (North-American National Hockey League) durante la temporada 2011/12 y encontraron que los jugadores realizan más checks cuando enfrentan a un ex equipo. Wanic et al. (2019) llegaron a un resultado similar utilizando datos de puntos anotados en la NBA (National Basketball Association) como medida de desempeño ofensivo. En particular, los autores hallaron un mejor rendimiento para aquellos jugadores traspasados durante la temporada corriente. Recientemente Assanskiy et al. (2022) también arribaron a resultados similares, sosteniendo que el efecto se explica por los jugadores traspasados en la temporada corriente. Los autores agregan que la mayor cantidad de puntos anotados en la NBA no se explica por mejorar la precisión sino por tomar más tiros, evidencia que sugiere un comportamiento más egoísta al enfrentar a un ex equipo. En su trabajo también estudiaron la relación para otros deportes, incluyendo partidos de fútbol entre 2014 y 2019. En esta aplicación implementaron una estrategia empírica similar a la mía, utilizando la cantidad de goles anotados como medida de rendimiento ofensivo. Sin embargo, solamente encontraron resultados significativos para una de las seis ligas que analizan (Serie A italiana).¹

El resto de la tesis se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 introduzco los datos utilizados, mientras que en la sección 3 presento la estrategia empírica. La sección 4 continúa con los resultados y la última sección concluye con las reflexiones finales.

¹Assanskiy et al. (2022) utilizaron datos de rendimiento deportivo de la página Understat y de transferencias de la página FBref.

2. Datos

Los datos provienen de la página deportiva transfermarkt. Este sitio registra los fichajes de los mercados de pases y las estadísticas de partidos y desempeño individual de los jugadores. En el anexo detallo la técnica de *web scrapping* utilizada para obtener los datos.

La base incluye información sobre todos los partidos y fichajes de las cinco grandes ligas de Europa entre las temporadas 2000/01 y 2020/21. Las cinco grandes ligas son la Bundesliga alemana, la Serie A italiana, la Liga española, la Premier League inglesa y la Ligue 1 francesa. Este criterio fue utilizado en trabajos como el de Rossi y Ruzzier (2018), quienes argumentan que estas ligas son las que generan mayores ingresos y pagan los salarios más altos en el fútbol. A su vez, las cinco grandes ligas se caracterizan por ser altamente cosmopolitas. A modo de ejemplo, en el 2017 el porcentaje de jugadores extranjeros fue del 69 % en la Premier League y del 55 % en la Serie A (Sky Sports, 2017).

La base cuenta con 912,968 observaciones de 15,350 jugadores, donde cada observación corresponde a un jugador en un partido. El 44 % de las observaciones son de jugadores que i) nunca enfrentaron a un ex equipo o que ii) nunca anotaron goles. El primer caso es usual entre los jugadores jóvenes, mientras que el segundo entre los jugadores de posiciones defensivas. Mi estrategia consiste en mantener solamente las observaciones de jugadores que hayan sido transferidos al menos una vez y hayan anotado al menos un gol a lo largo de su carrera. De esta forma, la base final cuenta con 524,729 observaciones correspondientes a 4,137 jugadores.

La variable binaria Ex vale 1 si el rival es un ex equipo del jugador. El 5.14 % de las observaciones corresponde a jugadores que enfrentan a un ex equipo. Las variables dependientes son medidas de desempeño. A nivel individual cuento con

las variables Goles y Asistencias. A nivel colectivo utilizo la variable Puntos, la cual vale 3 si el equipo gana el partido, 1 si empata y 0 si pierde. En la Tabla 1 se resumen las variables según el valor de Ex. En el panel superior puede verse que, en promedio, los jugadores que enfrentan a un ex equipo y los que no lo hacen tienen una probabilidad idéntica de convertir al menos un gol.

Tabla 1: Media de las variables según Ex

	Ex=1	Ex=0	Diferencia
Goles	0.113	0.113	0.000
	(0.356)	(0.357)	[0.969]
Asistencias	0.068	0.071	-0.003*
	(0.270)	(0.278)	[0.062]
Puntos	1.102	1.090	0.013
	(1.248)	(1.247)	[0.103]
Minutos	71.229	71.136	0.093
	(28.132)	(28.420)	[0.595]
Amarilla	0.127	0.123	0.005**
	(0.333)	(0.328)	[0.029]
Roja	0.008	0.009	-0.001*
	(0.089)	(0.094)	[0.098]
Fecha	20.540	20.613	-0.073
	(10.661)	(10.702)	[0.273]
Localía	0.499	0.501	-0.003
	(0.500)	(0.500)	[0.355]

Nota: Errores estándar entre paréntesis. P-valores entre corchetes (*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1)

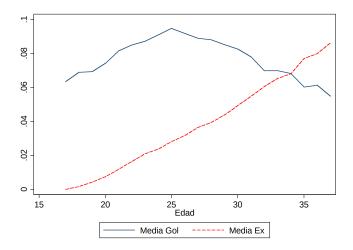
La variable Minutos mide el tiempo disputado por el jugador en el partido. Amarilla y Roja son variables binarias y valen 1 si el jugador fue amonestado o expulsado en el partido, respectivamente. Las últimas dos variables son Fecha y Localía. La

primera indica el número de la fecha del torneo que se está disputando y la segunda vale 1 si el equipo juega de local.

3. Estrategia empírica

La probabilidad de enfrentar a un ex equipo no es aleatoria. A modo de ejemplo, la Figura 1 muestra que existe una relación lineal y positiva con la edad. Por lo tanto, en una regresión con controles nunca se puede estar seguro de no estar omitiendo ninguna variable relevante. En este sentido, la variabilidad entre distintos jugadores se presume endógena, debido a que pueden existir múltiples variables omitidas que expliquen la probabilidad de enfrentar a un ex equipo y anotar goles de manera conjunta.

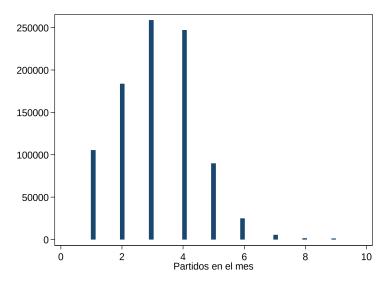
Figura 1: Promedio de goles convertidos y probabilidad de enfrentar a un ex equipo en función de la edad



Mi estrategia consiste entonces en descartar la variabilidad *between* jugadores y explotar la variabilidad que otorga un mismo jugador que enfrenta a muchos equipos en un período corto, donde solamente algunos de sus rivales son ex equipos.

La Figura 2 muestra que un jugador disputa generalmente entre 3 y 4 partidos por mes. Un modelo con efectos fijos por cada interacción jugador-mes explota la variabilidad *within* y permite controlar por todas las características observables e inobservables que varían entre jugadores siempre y cuando las diferencias en estas características se mantengan constantes dentro de un mismo mes.

Figura 2: Distribución de partidos disputados por un jugador en un mes



Mi aproximación consiste entonces en estimar un modelo lineal con efectos fijos por la interacción jugador-mes y equipo rival, el cual se describe en la ecuación 3.1.

$$Goles_{ijt} = \beta Ex_{ijt} + \delta X_{ijt} + \alpha_i * \mu_t + \gamma_j + \epsilon_{ijt}$$
(3.1)

La variable dependiente Goles es la medida de desempeño ofensivo de un jugador i en un partido contra un rival j en la fecha calendario t. El coeficiente de interés es

 β , el cual captura el efecto de enfrentar a un ex equipo sobre la cantidad de goles anotados. X es un set de controles que incluye Minutos, Amarilla, Roja, Fecha y Localía. El término $\alpha_i * \mu_t$ representa los efectos fijos por la interacción jugadormes, mientras que γ_j son los efectos fijos por equipo rival. ϵ_{ijt} es un término de error. Los errores estándar se clusterizan a nivel jugador.

Con el objetivo de estudiar otras medidas de desempeño luego realizo regresiones con una especificación idéntica a las del modelo de la ecuación 3.1 pero con las variables dependientes Asistencias y Puntos. La interpretación de los coeficientes es similar a la del modelo con variable dependiente Goles.

4. Resultados

En la columna (1) de la Tabla 2 presento los resultados correspondientes al modelo lineal de la ecuación 3.1. El coeficiente de la variable Ex indica que hay una relación positiva ($\beta=0.003$) pero estadísticamente no significativa (p-valor = 0.293) entre enfrentar a un ex equipo y la cantidad de goles anotados.

Tabla 2: Resultados principales

	Go	oles	Asist	encias	Pui	ntos
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Ex	0.003		-0.001		0.005	
	(0.003)		(0.002)		(0.010)	
	[0.293]		[0.673]		[0.605]	
Tipo de $Ex = 60$ días o menos		0.048**		0.006		-0.021
		(0.021)		(0.016)		(0.080)
		[0.020]		[0.726]		[0.794]
Tipo de $Ex = 60-365$ días		0.005		0.006		-0.015
		(0.007)		(0.006)		(0.024)
		[0.460]		[0.319]		[0.529]
Tipo de Ex = Más de 365 días		0.002		-0.002		0.009
		(0.003)		(0.002)		(0.011)
		[0.606]		[0.326]		[0.377]
Observaciones	524,729	524,729	524,729	524,729	524,729	524,729
EF Equipo rival	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF Jugador-Mes	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

Controles: Fecha, Minutos, Localía, Amarilla y Roja. Errores estándar clusterizados a nivel jugador entre paréntesis.

P-valores entre corchetes (*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1).

Ex es una variable binaria que no tiene en cuenta el tiempo transcurrido desde que el jugador dejó el equipo rival, factor que condiciona la relación con los goles anotados. Con el objetivo de incorporar esta dimensión al modelo, utilizo la cantidad de días desde la última vez que el jugador fue transferido desde el equipo rival (D) para definir la variable categórica Tipo de Ex:

$$\label{eq:Tipo de Ex} \text{Tipo de Ex} = \left\{ \begin{array}{ll} \text{No transferido} & \text{si Ex}{=0} \text{ (categoría base),} \\ 60 \text{ días o menos} & \text{si Ex}{=1} \text{ y D}{\le} 60, \\ 60\text{-}365 \text{ días} & \text{si Ex}{=1} \text{ y } 60 < D {\le} 365, \\ \text{Más de 365 días} & \text{si Ex}{=1} \text{ y D}{>365} \end{array} \right.$$

En la columna (2) de la Tabla 2 presento los resultados obtenidos al sustituir la variable Ex por Tipo de Ex. Notar que Tipo de Ex = 0, equivalente a Ex = 0, es la categoría omitida de la variable. Los resultados arrojan que los jugadores transferidos en los 60 días previos al partido (Tipo de Ex = 60 días o menos) incrementan los goles anotados de manera estadísticamente significativa en un 38.16 % al enfrentar a un ex equipo (β = 0.048 y p-valor = 0.02).²

La Figura 3 muestra que los coeficientes de Tipo de Ex = 60-365 días ($\beta = 0.005$) y Tipo de Ex = Mas de 365 días ($\beta = 0.002$) son menores y no tienen significatividad estadística. Es decir, solo existe una relación positiva y estadísticamente significativa entre enfrentar a un ex equipo y la cantidad de goles anotados para los jugadores recientemente transferidos. Notar que en la columna (1) no se encontró una relación estadísticamente significativa entre Ex y Goles porque los jugadores transferidos en los 60 días anteriores al partido representan tan solo el 0.1 % de las observaciones de la base.

 $^{^2}$ Esta estimación surge del cociente entre β y 0.1258, el promedio de goles convertidos por un jugador transferido en los 60 días previos al partido. Notar que la media de goles es mayor para los jugadores recientemente transferidos que para el conjunto de ex jugadores (0.113, como se desprende de la Tabla 1).

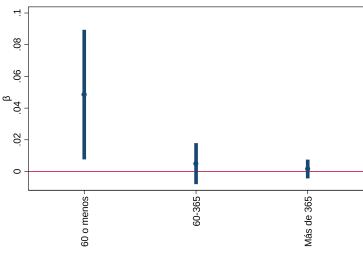


Figura 3: Goles. Coeficientes de Tipo de Ex

Nota: Intervalos de confianza al 95%.

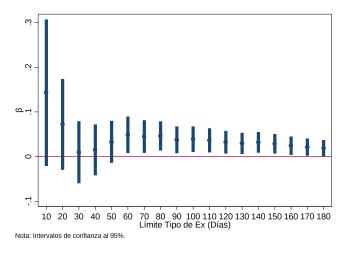
Los goles anotados representan una medida del desempeño ofensivo individualista. Para considerar otras dimensiones, en las columnas (3) a (6) de la Tabla 2 considero dos medidas no individualistas del desempeño: las asistencias del jugador y los puntos conseguidos por el equipo. En ninguno de los dos casos encuentro un coeficiente estadísticamante significativo para la variable binaria Ex (p-valores entre 0.605 y 0.673). Por su parte, el coeficiente para la categoría de Tipo de Ex = 60 días o menos en el modelo de Asistencias es positivo (β = 0.006) y estadísticamente no significativo (p-valor = 0.726). En el modelo de Puntos este coeficiente es negativo (β = -0.021) y tampoco es significativo (p-valor = 0.794).

4.1. Pruebas de robustez

En la Figura 4 muestro que los resultados de la columna (2) de la Tabla 2 son robustos a modificar el límite de 60 días por cualquier valor múltiplo de 10 entre 10 y 180. En las 18 regresiones el coeficiente de interés es positivo, aunque la signifi-

catividad estadística es menor para los múltiplos del intervalo entre 10 y 50 debido a la reducción en la cantidad de observaciones. La tendencia indica que el valor de β se reduce a medida que se incrementa el límite, evidenciando que el efecto de enfrentar a un ex equipo sobre la probabilidad de anotar goles es decreciente en el tiempo transcurrido desde la transferencia.

Figura 4: Goles. Efecto decreciente en la cantidad de días desde la transferencia



En la Tabla 3 presento dos modelos alternativos: Logit y Poisson.³ Para el modelo Logit se codifica la variable binaria Gol, que vale 1 si el jugador convierte al menos un gol en el partido. Los resultados son similares a los de la Tabla 2. En particular, los coeficientes para el subconjunto de jugadores transferidos en los 60 días previos al partido son positivos y estadísticamente significativos (p-valores entre 0.023 y 0.047).⁴

 $^{^3}$ El modelo contable de Poisson es preferible al binomial negativo porque la varianza es menor a la media (test de desvío de la bondad de ajuste arroja un $\chi^2=17400$ y un p-valor =1). Williams (2021) discute las pruebas disponibles para elegir entre distintos modelos contables utilizando Stata.

⁴El comando *xtlogit* de Stata no acepta introducir clusters. En este <u>link</u> se presenta una discusión al respecto. Según Martin y Wooldridge (2021), el estimador condicional de máxima verosimi-

Tabla 3: Goles. Modelos logístico y de Poisson

	Logit Gol		Poisson		
			Goles		
	(1)	(2)	(3)	(4)	
Ex	0.047		0.029		
	(0.029)		(0.024)		
	[0.104]		[0.223]		
Tipo de $Ex = 60$ días o menos		0.395**		0.371**	
		(0.199)		(0.163)	
		[0.047]		[0.023]	
Tipo de $Ex = 60-365$ días		0.110		0.072	
		(0.070)		(0.058)	
		[0.116]		[0.215]	
Tipo de Ex = Más de 365 días		0.026		0.012	
		(0.032)		(0.026)	
		[0.409]		[0.637]	
Observaciones	129,642	129,642	132,704	132,704	
EF Equipo rival	Sí	Sí	Sí	Sí	
EF Jugador-Mes	Sí	Sí	Sí	Sí	

Controles: Fecha, Minutos, Localía, Amarilla y Roja.

P-valores entre corchetes (*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1).

4.2. Interpretación de los resultados

La evidencia encontrada sugiere que los jugadores recientemente transferidos mejoran su desempeño ofensivo individualista al enfrentar a un ex equipo. En el resto

litud correspondiente al comando *xtlogit* es inconsistente en presencia de heterocedasticidad. Una alternativa para introducir clusters es utilizar el comando *logit* con dummies por cada efecto fijo. Sin embargo, esta opción es computacionalmente inviable para muchas de mis especificaciones. Por esta razón, para esta prueba de robustez utilizo el comando xtlogit, reconociendo que esto implica realizar un supuesto más fuerte.

de esta sección argumento que el conocimiento táctico del rival y la identidad son dos explicaciones coherentes con estos resultados.

El mecanismo del conocimiento táctico es respaldado por la evidencia encontrada en los trabajos de Wanic et al. (2019) y Assanskiy et al. (2022). En algunas actividades económicas es habitual que los trabajadores cuenten con información sensible sobre sus antiguos empleadores. Reconociendo que existe una conexión entre el conocimiento táctico y el desempeño (Gréhaigne y Godbout, 1995), es posible que en los meses subsiguientes a ser transferidos los jugadores puedan utilizar el conocimiento sobre la táctica del ex equipo para detectar los puntos débiles y así mejorar el desempeño. Notar que en el mediano y largo plazo el conocimiento adquirido dejaría de ser útil ya que los equipos modifican su táctica y forma de juego, razón por la cual el efecto encontrado sería decreciente en la cantidad de días desde la transferencia.

Un segundo mecanismo se desprende de la teoría de la identidad social, la cual considera que los individuos se identifican con ciertas organizaciones y que estos lazos influyen en el comportamiento individual (Tajfel, 1974). En este sentido, Grohsjean et al. (2016) argumentan que enfrentar a un antiguo empleador con el cual persiste una identificación es una situación cognitivamente desafiante con impactos sobre la predisposición, el comportamiento y en consecuencia el desempeño de los individuos. Los autores sostienen que en estos contextos es importante diferenciar lo que los jugadores pueden hacer de acuerdo a sus habilidades y conocimientos de lo que realmente están dispuestos a hacer.

Akerlof y Kranton (2000) introdujeron la importancia de la identidad a la hora de determinar los resultados económicos. En su modelo se asume que las identidades son restricciones impuestas que delimitan los beneficios de las acciones. A su vez, cambiar de grupo social o violar las prescripciones asociadas a la identidad

puede generar una respuesta común de desprecio entre los individuos del grupo. En este contexto, las decisiones de los individuos son influidas por motivos como la vergüenza a ser despreciado, una idea central en el enfoque de la estima social (Ellingsen y Johannesson, 2007). Akerlof y Kranton argumentan que los agentes pueden desarrollar una tecnología de reducción de ansiedad que les permite sobrellevar los casos en donde se ven obligados a violar las normas de comportamiento de su categoría o grupo social.

Ashforth et al. (2008) sostienen que el proceso de identificación con una organización es dinámico, construyéndose de manera gradual en base a interacciones y experiencias conjuntas. Maitlis (2009) agrega que, al cambiar de organización o grupo social, el proceso de incorporación de la nueva identidad suele ir acompañado de otro proceso de desidentificación con la organización anterior. La desidentificación con el antiguo empleador puede ser producto tanto de una reflexión sobre los beneficios de pertenecer a la nueva identidad como sobre los costos de mantener la identidad anterior. Bajo esta idea, se reconoce que existe una fase de transición donde los individuos pueden experimentar una tensión asociada a la coexistencia de dos identidades distintas (Conroy y O'Leary-Kelly, 2014).

Una forma de reducir la carga cognitiva y emocional de enfrentar a un antiguo empleador podría ser esforzarse para mostrarse individualmente más sobresaliente, evitando así sentir desprecio por haber cambiado de organización. En esta línea, es probable que los jugadores se sientan individualmente más sobresalientes cuando anotan goles que cuando realizan asistencias o sus equipos consiguen victorias. A su vez, al igual que con el conocimiento táctico, este mecanismo es compatible con que el efecto sobre el desempeño se concentre en los meses subsiguientes a la transferencia, debido a que la identificación con el antiguo empleador es gradualmente decreciente en el tiempo.

El conocimiento táctico y la identidad social también funcionarían como mecanismos complementarios. En particular, los jugadores podrían utilizar el conocimiento sobre la táctica del ex equipo como mecanismo posibilitador para reducir la carga cognitiva de enfrentar a un antiguo empleador.

5. Conclusión

Los torneos deportivos profesionales ofrecen información sobre movilidad y desempeño laboral prácticamente inexistente en otras industrias. En esta tesis analicé la relación entre la competencia con ex equipos y el desempeño de los jugadores de fútbol. La evidencia se complementa con los resultados de los trabajos de Wanic et al. (2019) y Assanskiy et al. (2022) para otros deportes.

Mi resultado principal es que enfrentar a un ex equipo incrementa en un 38.16 % los goles anotados por los jugadores que fueron transferidos en los 60 días previos al partido. A su vez, no encuentro una relación similar para asistencias y puntos del equipo, medidas del desempeño que considero no individualistas. Una posible explicación del efecto encontrado es que los jugadores aprovechan el conocimiento táctico del rival para mostrarse individualmente más sobresalientes y así reducir la carga cognitiva de enfrentar a un antiguo empleador. Estos mecanismos no son evaluados individualmente en mi estrategia empírica.

La evidencia hallada es útil para reformular una conocida creencia popular. Muchos aficionados del fútbol creen que existe una relación positiva entre la competencia con ex equipos y los goles anotados. En este sentido, mis resultados indican que la denominada "ley del ex" sería válida, pero solo para el reducido subconjunto de jugadores recientemente transferidos. A su vez, los resultados justifican la racionalidad económica de la cláusula del miedo, como se la conoce en Espa-

ña (Sport, 2019), según la cual los equipos pueden prohibir que los jugadores los enfrenten por un plazo determinado luego de abandonar el club.

Referencias

- Akerlof, G. A., & Kranton, R. E. (2000). Economics and identity. *The quarterly journal of economics*, 115(3), 715-753.
- Ashforth, B. E., Harrison, S. H., & Corley, K. G. (2008). Identification in organizations: An examination of four fundamental questions. *Journal of management*, *34*(3), 325-374.
- Assanskiy, A., Shaposhnikov, D., Tylkin, I., & Vasiliev, G. (2022). Prove them wrong: Do professional athletes perform better when facing their former clubs? *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 98, 101879.
- Conroy, S. A., & O'Leary-Kelly, A. M. (2014). Letting go and moving on: Work-related identity loss and recovery. *Academy of Management Review*, *39*(1), 67-87.
- De Raco, S. A., & Semeshenko, V. (2019). Labor mobility and industrial space in Argentina. *Journal of Dynamics & Games*, 6(2), 107.
- Ellingsen, T., & Johannesson, M. (2007). Paying respect. *Journal of Economic Perspectives*, 21(4), 135-150.
- Gréhaigne, J.-F., & Godbout, P. (1995). Tactical knowledge in team sports from a constructivist and cognitivist perspective. *Quest*, *47*(4), 490-505.
- Grohsjean, T., Kober, P., & Zucchini, L. (2016). Coming back to Edmonton: Competing with former employers and colleagues. *Academy of Management Journal*, 59(2), 394-413.

- Hyatt, H. R., & McEntarfer, E. (2012). Job-to-job Flows and the Business Cycle.

 US Census Bureau Center for Economic Studies Paper No. CES-WP-1204.
- Maitlis, S. (2009). Who am I now? Sensemaking and identity in posttraumatic growth. En *Exploring positive identities and organizations* (pp. 71-100). Psychology Press.
- Martin, R. S., & Wooldridge, J. (2021). The robustness of conditional logit for binary response panel data models with serial correlation. *Journal of Econometric Methods*.
- Rossi, M. A., & Ruzzier, C. A. (2018). Career choices and the evolution of the college gender gap. *The World Bank Economic Review*, 32(2), 307-333.
- Sky Sports. (2017). Premier League has highest percentage of foreign players UEFA report. Consultado el 20 de junio de 2022, desde https://web.archive.org/web/20210514142245/https://www.skysports.com/football/news/11661/10725849/premier-league-has-highest-percentage-of-foreign-players-uefa-report
- Sport. (2019). La liga española no ha eliminado la famosa "Cláusula del miedo".

 Consultado el 6 de julio de 2022, desde https://web.archive.org/web/
 20220707001006/https://www.sport.es/es/noticias/laliga/liga-espanolaeliminado-famosa-clausula-del-miedo-7603371
- Tajfel, H. (1974). Social identity and intergroup behaviour. *Social science information*, *13*(2), 65-93.
- Wanic, R. A., Goldschmied, N., & Nolan, M. (2019). "I'll show them": Assessing performance in recently traded NBA players facing their former team. *Motivation Science*, 5(4), 357.
- Williams, R. (2021). Models for Count Outcomes. University of Notre Dame.

6. Anexo

Apéndice Online

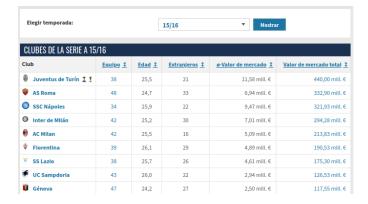
Las bases de datos y los scripts están disponibles en GitHub.

Web scrapping

Todos los datos de este trabajo los obtuve realizando *web scrapping* de la página deportiva <u>transfermarkt</u> mediante la librería <u>rvest</u> de R. La primera tarea fue construir una base de datos sobre el historial de fichajes. La página web permite identificar a todos los equipos que participaron en al menos una temporada de las cinco grandes ligas de Europa entre 2000 y 2021. A modo de ejemplo, considere el siguiente URL:

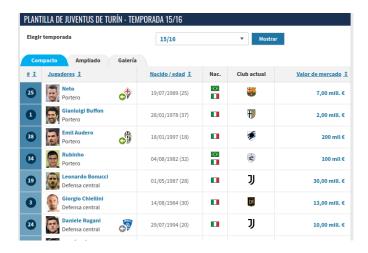
https://www.transfermarkt.com.ar/serie-a/startseite/wettbewerb/IT1/plus/?saison_id=2015

El identificador IT1 corresponde a la Serie A italiana, mientras que el identificador 2015 a la temporada 15/16. El resultado de esta búsqueda se muestra en la siguiente captura. Iterando a través de estas tablas identifiqué 211 equipos.



Cada uno de estos equipos tiene un URL con una tabla que incluye a todos sus

jugadores de la temporada. A modo de ejemplo, considere el siguiente URL: https://www.transfermarkt.com.ar/juventus-turin/startseite/verein/506/saison_id/2015 El identificador 506 corresponde a la Juventus.



Cada ítem de estas tablas corresponde a un jugador que tiene un URL propio. De esta forma encontré 75 mil URL de jugadores-año correspondientes a equipos de las cinco grandes ligas. A modo de ejemplo, considere el siguiente URL:

https://www.transfermarkt.com.ar/gianluigi-buffon/profil/spieler/5023

El identificador 5023 corresponde a Gianluigi Buffon. Cada una de estos URL tiene dos tablas de interés. La primera incluye datos del jugador. La segunda incluye todo el historial de fichajes. Todas las tablas individuales sobre historial de fichajes fueron apendizadas en una única base. El identificador del jugador es de suma relevancia ya que será utilizado para posteriormente unir los datos de las bases de fichajes y partidos.



La segunda tarea fue construir la base de datos sobre los partidos disputados por los jugadores ya identificados. Cambiando el término *profil* por *leistungsdaten* en los URL de los jugadores se puede acceder a esta información. A modo de ejemplo, considere el siguiente URL:

https://www.transfermarkt.com/gianluigi-buffon/leistungsdaten/spieler/5023/plus/0?saison=2015

El identificador 5023 nuevamente corresponde a Gianluigi Buffon. La siguiente captura muestra todos los partidos disputados por el jugador en la Serie A durante la temporada 2015. Se incluyen datos sobre i) el partido (resultado, la condición de localía y la fecha); ii) el oponente y su posición en la tabla y iii) el desempeño del jugador (goles, asistencias, tarjetas recibidas y minutos jugados). Iterando sobre todos los URL de los jugadores se construye la base de datos de partidos. Solo se incluyen datos para los años en los que el jugador formó parte de la plantilla.



Los URL también incluyen otras tablas sobre otras competiciones en las que participó el mismo jugador en el año, incluyendo copas de clubes internacionales, partidos de selección e incluso partidos en equipos de otras ligas para aquellos que fueron transferidos en el mismo año. Estas observaciones fueron incluidas en la base y luego se aplicó un filtró para dejar solamente aquellas que corresponden a un rival que esté en la lista de los 211 equipos de las cinco grandes ligas identificados inicialmente.

Una dificultad que surgió al aplicar este filtro es que el nombre del equipo en la base de partidos generalmente difiere del nombre usado en la lista de los 211 equipos. Para resolver este problema convertí los valores de texto a un formato único (removiendo acentos y reemplazando los espacios por guión bajo) y realicé una unión 1:1 de los nombres de los equipos. Para los equipos de la lista inicial de 211 que no matchearon automáticamente realicé un match manual. A modo de ejemplo, la siguiente tabla muestra 15 de los equipos. El Xerez aparece con el mismo nombre en ambas listas, pero el Palermo aparece con valores distintos.

team	rival
palermo_fc	us_palermo
valencia_cf	valencia
valenciennes_fc	valenciennes_fc
venezia_fc	venezia
vfb_stuttgart	vfb_stuttgart
vfl_bochum	vfl_bochum
vfl_wolfsburg	vfl_wolfsburg
villarreal_cf	villarreal
watford_fc	watford
sv_werder_bremen	werder_bremen
west_bromwich_albion	west_brom
west_ham_united	west_ham
wigan athletic	wigan
wolverhampton_wanderers	wolves
xerez_cd	xerez_cd

Unión entre partidos y transferencias

La tercer tarea consistió en utilizar los datos de fichajes para definir si en cada observación de la base de partidos el jugador está enfrentando a un ex equipo. En primer lugar, se realiza una unión de las bases de partidos (master) y fichajes (using) utilizando al jugador y al equipo rival como identificadores. El identificador del jugador es el ID numérico de la página web. El identificador del equipo rival es el texto matcheado manualmente 1:1, como se explicó en la sección anterior. Se conservan todas las observaciones del master sin matchear y las matcheadas. El primer grupo corresponde a observaciones de jugadores que no enfrentan a un equipo en el que alguna vez jugaron, mientras que el segundo a quienes sí lo hacen. Notar que no hay jugadores sin matchear de la base de fichajes, lo que indica que todos los jugadores tienen al menos una observación en la base de partidos.

Result	# of obs.	
not matched	895,452	
from master from using	•	(_merge==1) (_merge==2)
matched	62,930	(_merge==3)

La unión fue m:m debido a que un mismo jugador puede tener más de una fecha de transferencia desde el mismo equipo (e.g. si se fue del mismo club más de una vez). En la parte de limpieza de datos elimino estos duplicados, dejando solamente la observación correspondiente a la fecha de transferencia más reciente. En segundo lugar, se construye la variable Ex para las observaciones que satisfacen las siguientes dos condiciones: i) enfrentar a un equipo en el que alguna vez jugaron y que ii) la fecha del partido sea posterior a la de la transferencia.