



Universidad de San Andrés

Departamento de Economía

Maestría en Economía

***Sexto Hombre del año? Cómo afecta el público en la
performance individual en la NBA***

Fernando BERMUDEZ

37.659.373

Mentor: Amelia Gibbons

**Buenos Aires
1 de Octubre, 2021**

Tesis de Maestría en Economía de
Fernando BERMUDEZ

“Sexto Hombre del año? Cómo afecta el público en la performance individual en la NBA”

Resumen

En este trabajo se propone analizar cómo influye la presencia de público en la performance individual de los jugadores profesionales que se desempeñan en la NBA. Aprovechando las estrictas medidas que impuso la NBA para reanudar la liga en medio de la pandemia de coronavirus, se identificó un efecto negativo en la performance de los jugadores de los equipos visitantes en situaciones normales, que desaparece cuando los espectadores dejaron de asistir a los encuentros. Particularmente, se encuentra un efecto negativo significativo en el porcentaje de tiros libres convertidos y en el porcentaje de tiros de campo convertidos por jugador por partido en condición de visitante entre aquellos jugadores de mejor rendimiento individual. Los resultados encontrados pueden ser enmarcados dentro de la literatura de choking under pressure.

Palabras clave: Presión, Presión social, Performance individual, Ventaja de la localía, Basketball, NBA, Covid-19, Público, Espectadores

“Sixth Man of the Year? How fans affects individual performance in the NBA”

Abstract

In this work we analyze how the presence of the public affects the individual performance of professional basketball players in the NBA. Taking advantage of the strict measures imposed by the NBA to resume the league in the midst of the coronavirus pandemic, we identify a negative effect on the performance of the away teams' players in normal situations, which disappeared when the fans stopped attending the games. In particular, a significant negative effect is found in the percentage of free throws made and in the percentage of field goals made per player per away game among those players with the best individual performance. The results found can be understood within the choking under pressure bibliography.

Keywords: Pressure, Social Pressure, Individual performance, Home Advantage, Basketball, NBA, Covid-19, Attendance, Fans

Códigos JEL: Z20, L83, C88, D01, J24

1 Introducción

La pandemia de coronavirus afectó la vida y el trabajo de todas las personas en el 2020, y el deporte profesional no fue una excepción. La mayoría de las ligas profesionales fueron suspendidas sin diferenciar rubro ni geografía, al menos momentáneamente. Este fue el caso de la Liga Nacional de Baloncesto de los Estados Unidos. El 11 de Marzo de 2020, tras la confirmación del primer caso de COVID-19 en un jugador, la liga se suspendió. Cinco meses más tarde, y tras una intensa planificación y una inversión de 190 millones de dólares, la temporada 2019-2020 se reanudó con unas condiciones atípicas: 22 equipos jugarían en una “burbuja”, aislados completamente del resto de la sociedad en el complejo deportivo de Disney en Orlando hasta finalizar la temporada. Esto conllevó muchos cambios con respecto a las temporadas anteriores¹, pero la más interesante a los fines de este trabajo, es que ninguno de los partidos se pudo jugar con público.

En este trabajo voy a explotar esta atípica situación de falta de público para medir la relevancia de la presencia de espectadores en la cancha en el desempeño deportivo individual de estos atletas de élite. Puntualmente se va a analizar qué tanto afecta en su efectividad y, de alguna forma, en su toma de decisiones durante el partido, entendiendo que, en circunstancias normales, jugar de visitante puede afectar negativamente el desempeño de los atletas por la presión ejercida por un público hostil.

Generalmente los equipos que juegan en su propio estadio, con sus “fans”, ganan más que los que juegan de visitante. Esto es conocido como la ventaja de la localía (“Home

¹ Entre los cambios más importantes con respecto a otras temporadas (además de la ausencia de público) se puede nombrar que ninguno de los equipos jugó en su estadio, que los jugadores vivieron constantemente en un entorno que no les era familiar, ya que no podían volver a sus casas, que también eran regularmente testeados para evitar contagios de COVID, que tampoco podían elegir libremente qué comer, entre otras cuestiones sanitarias.

Field Advantage”). En Schwarz y Barsky (1977) podemos ver no solo la existencia de este fenómeno, sino también que particularmente en el baloncesto el efecto es mayor. Los mecanismos que se traducen en esta ventaja son motivos de estudio. Las principales hipótesis en la literatura son tres, independientemente del deporte: El apoyo del público, el cansancio por el viaje y la falta de familiaridad con la cancha. Los resultados encontrados se alinean con la primer hipótesis, reforzando otros trabajos ya realizados como Colella, Dalton y Giusti (2021) y Jorgensen (2015), que aprovecharon la implementación de una nueva reglamentación en el 2013 en la liga argentina de fútbol que prohibía la presencia de espectadores del equipo visitante en las canchas para medir qué efecto tenía esto en el performance de los equipos. Jorgensen (2015) encontró que los equipos jugando de local convirtieron más goles, y los referís se vieron influenciados por el público local ya que sancionó con más tarjetas amarillas a los equipos visitantes. Por otro lado, Colella, Dalton y Giusti (2021) encontraron que los equipos jugando en condición de visitante tenían una probabilidad mayor de perder el partido. Por su parte, Ponzio y Scoppa (2018) analizaron partidos de fútbol entre equipos que juegan en el mismo estadio (por lo que el cansancio del viaje y el desconocimiento de la cancha no son hipótesis factibles) y encontraron que aquellos que juegan de local (es decir, llevan más público que su rival) ganan más. En sintonía con este trabajo, Cross y Uhrig (2020) también utilizaron la situación inusual del COVID para analizar los efectos en la ventaja de la localía en el fútbol europeo, y encontraron que la ventaja por ser local disminuyó cuando el público dejó de asistir.

El público puede afectar la performance de los atletas por diversos motivos, la actitud hostil frente al equipo visitante puede afectar negativamente el desempeño de los jugadores, o por el contrario, el apoyo de la afición a su equipo puede servir de impulso para ellos en momentos clave. Harb-Bu y Krumer (2019) encontraron que el desempeño

en la efectividad en los disparos en las competencias de Biatlón cae cuando los atletas compiten en su propio país, confirmando su hipótesis que las altas expectativas de tener una buena performance terminan afectando negativamente (Choking under Pressure).

Los resultados encontrados en este trabajo nos muestran que, en promedio, los jugadores tienen una menor efectividad, tanto en tiros libres como en tiros de campo, cuando juegan de visitante, pero, ante la ausencia de público en la burbuja, este fenómeno desaparece. Esto va en línea con la hipótesis de que la ventaja de la localía existe por el efecto negativo que el público tiene sobre los jugadores del equipo visitante.

Es importante señalar que el efecto de la audiencia no tiene por qué limitarse a los rendimientos deportivos. Existen numerosos casos donde profesionales de otras áreas deben realizar tareas frente a una audiencia que lo puede poner a prueba: políticos en sus discursos, ya sea siendo gobernantes o en debates previos a elecciones; directores de empresas en las reuniones periódicas con inversores; profesores o académicos que dan una charla frente a un gran número de asistentes; entrevistas laborales, y la lista podría seguir. Los resultados de este estudio pueden entenderse también en estos contextos tan disímiles. El estudio del deporte como un campo cuasi-experimental para testear hipótesis que pueden extrapolarse a otras áreas es algo común, como bien sintetiza Bar-Eli, Krumer y Morgulev (2020) o Palacios-Huerta (2014) donde desarrolla cómo el fútbol puede ser usado para testear teorías económicas, entre ellas, los efectos negativos de la presión en la performance de los jugadores (Apesteguía y Palacios-Huerta 2009).

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se realiza una breve revisión bibliográfica de estudios similares y se describe el contexto del caso de estudio. En la sección 3 se describirán los datos utilizados y la estrategia para el análisis empírico. En la sección 4 se discutirán los resultados y en la sección 5 se presentará un modelo en el cual se puede enmarcar los mismos. Por último, en la sección 6 se presentará un resumen de los resultados y las conclusiones finales del trabajo.

2 Descripción del caso de estudio

Los datos provenientes de partidos de baloncesto (y particularmente de la NBA) se han aprovechado para numerosos análisis enfocados en el testeo de hipótesis relacionadas a teorías económicas, o, al menos, con un enfoque económico. Por ejemplo, Staw y Hoang (1995) probaron que el costo hundido por la adquisición de jugadores influye en los minutos otorgados en los partidos, independientemente de su performance deportiva.

Un campo muy analizado en este deporte es el de los tiros libres. Al ser una situación donde el rival no tiene influencia, se pueden medir numerosos efectos que pueden influenciar en la efectividad de los tiradores, particularmente, la presión. Worthy, Maddox y Markman (2009) encontraron evidencia que sugiere que la chances de errar un tiro es mayor cuando, en el final del partido, el equipo del tirador está por debajo en el marcador por pocos puntos, o por encima pero solo por un punto. Resultados muy similares fueron encontrados también por Cao, Price y Stone (2010). Goldman y Rao (2012) y Böheim, Grübl y Lackner (2018) hallaron que los lanzamientos de tiros libres del equipo local² tienen una mayor probabilidad de ser errados (similar a lo encontrado por

² Goldman y Rao (2012) encuentran que este efecto se da en momentos decisivos del juego, mientras que Böheim, Grübl y Lackner (2018) lo hallaron para tiros ejecutados en la primera mitad del partido.

Harb-bu y Krumer (2019) en biatlón) aportando evidencia a la teoría de *(Home) Choking under pressure*, sin embargo, no encontraron efecto en la efectividad de los tiros libres lanzados en condición de visitante. Deutscher (2011) fue más allá y encontró evidencia para sostener que los jugadores que reducen su efectividad jugando de local son aquellos que cambiaron de equipo en esa temporada, y eligieron el equipo en el que querían jugar, concluyendo que estos jugadores son afectados negativamente por tener esta presión “adicional”. Por el contrario (y en línea con los resultados aquí encontrados), La (2014) encontró que la efectividad en los tiros libres del equipo visitante disminuye en un 1% cuando el público local aumenta en un 10%, es decir, un público hostil puede afectar a la efectividad de los jugadores.

Todos estos estudios fueron realizados en condiciones “normales”, es decir, en todos los partidos analizados el público estaba presente, y los efectos encontrados fueron mediante técnicas que, bajo algunos supuestos, pretendían aislar de cierta manera el efecto de los fans. Este estudio es diferente ya que combina 2 factores que permiten comprender los resultados de la presión del público en los jugadores de una mejor manera. Por un lado el análisis está enfocado a nivel jugador y no a nivel equipos³, por lo que, gracias a la base de datos construida, podemos entender los resultados encontrados a nivel individuo, e incluso a nivel cluster de jugadores con características similares. Esto permite entender mejor cómo la presión afecta los desempeños individuales, que, analizados a nivel equipo, podrían perderse. Y, por otro lado, el foco está puesto sobre la temporada 2019-2020, temporada que se vio afectada por el coronavirus. La reacción de la NBA al brote de COVID generó un escenario ideal para

³ Los efectos encontrados por La (2014) no pueden interpretarse a nivel jugador ya que sus datos son a nivel equipo.

analizar el impacto del público en el desempeño deportivo individual⁴ de los jugadores sin precedente: Los partidos se jugaron sin público, incluso en etapas decisivas.

Antes de seguir avanzando con la descripción de los datos, es importante contextualizar el caso de estudio.

Es importante destacar la naturaleza del público en los partidos de la NBA. A diferencia de otros deportes, como el fútbol, no existen dos tribunas distintas donde van los espectadores simpatizantes del equipo local y del equipo visitante por separado. Ambas parcialidades conviven en las mismas tribunas, sin separación. Esto se debe, por un lado, a que no son comunes los enfrentamientos entre los hinchas, pero sobre todo, a que la presencia de público simpatizante por el equipo visitante no es algo tan común ni masivo. Son muy pocos los espectadores que van a ver a su equipo a otras ciudades. Es importante destacar esto, ya que permite entender que cuando un equipo juega de visitante va a tener a prácticamente todos los espectadores en su contra.

Por otro lado, también es necesario describir las particularidades del torneo. Una temporada corriente en la NBA cuenta con dos etapas, la temporada regular y los playoffs. La temporada regular consiste en 82 partidos, la mitad de ellos jugados en condición de local, y la otra mitad en condición de visitante. Los equipos se encuentran divididos en dos conferencias, Este y Oeste. Los primeros 8 equipos de cada división, por cantidad de partidos ganados, clasifican a la segunda etapa del torneo, los playoffs, que tienen una estructura completamente distinta. Los playoffs son un torneo de eliminación al mejor de 7 partidos, cada equipo se enfrenta a otro de los clasificados de

⁴ Chang y Ran (2021) y Price y Yan (2021) también utilizaron estas circunstancias extraordinarias que se dieron en la NBA para analizar el efecto del público, pero sus trabajos fueron enfocados a nivel equipo. Chang y Ran (2021) encontraron que los equipos que jugaron de visitante pero sin público en la temporada 2019-2020 de la NBA ganaron más y mejoraron su porcentaje de conversión de tiros libres, pero pusieron su énfasis en que la calidad del equipo era el factor preponderante para entender sus resultados. Price y Yan (2021), por su parte, pudieron encontrar que los equipos anotaron más puntos y mejoraron su eficiencia en tiros de 2 puntos.

la misma conferencia (de acuerdo al ranking en que finalizó la temporada regular), el primero en ganar 4 partidos avanza de ronda y se enfrentará con otro equipo de su misma conferencia. Así hasta que solo queda 1 equipo en el oeste y 1 en el este (los campeones de conferencia) que se enfrentan entre sí en las finales de la NBA, que también se juega al mejor de 7 partidos.

El 11 de marzo de 2020, al confirmarse el primer caso de COVID entre jugadores, la temporada se suspendió indefinidamente. Recién el 30 de julio de 2020 se pudo reanudar la actividad, en un escenario totalmente atípico. Se montó en el complejo ESPN Wide World of Sports de Disney Florida una suerte de "burbuja" donde se jugarían todos los partidos restantes, pero donde también los jugadores vivirían durante el resto de la temporada. Solo tenían permitido salir en circunstancias especiales, y sólo podrían volver a jugar después de un riguroso procedimiento que incluía aislamiento preventivo y continuos testeos. En cuanto a la competencia, ésta se reanudó con 22 de los 30 equipos, aquellos que tenían una chance matemática de poder acceder a los playoffs. En total se jugaron 8 partidos de temporada regular, y luego, con aquellos clasificados, los correspondientes a la postemporada, todos ellos sin público. La competencia finalizó el 11 de Octubre de 2020, cuando Los Angeles Lakers se coronaron campeones al derrotar a los Miami Heat. Pero el verdadero éxito de la burbuja fue otro: No se reportó ni un solo caso de COVID-19.

3 Datos y estrategia

3.1 Datos principales

Para este estudio se utilizaron datos de la temporada 2018 - 2019 y de la temporada 2019 - 2020, extraídos de las bases de datos libres que ofrece la NBA, con estadísticas desagregadas.

La base de datos fue construida a nivel jugador, con las estadísticas de juego agregadas por cada partido disputado. Las variables utilizadas fueron: *Puntos anotados, Tiros intentados, tiros convertidos, Tiros libres intentados, Tiros libres convertidos, Tiros de 3 puntos intentados, Tiros de 3 puntos convertidos, Rebotes tomados, Robos, Asistencias, Bloqueos, Balones perdidos, Tiempo jugado (segundos), Visitante (Toma valor 1 si el partido es de visitante, 0 en caso contrario), Playoffs (Toma valor 1 si el partido es de postemporada, 0 en caso contrario), Burbuja (Toma valor 1 si el partido se jugó en la burbuja, 0 en caso contrario).*

Se tomaron los datos de los jugadores integrantes de los equipos finalistas de conferencia de cada temporada, es decir 4 equipos para la temporada 2018-2019 (Milwaukee Bucks, Toronto Raptors, Golden State Warriors y Portland Trail Blazers) y 4 equipos para la correspondiente a 2019-2020 (Milwaukee Bucks, Miami Heat, Los Angeles Lakers y Denver Nuggets) . La selección de estos equipos responde a dos factores. Por un lado, al elegir solo equipos que hayan llegado a las finales de conferencia podemos estar seguros de que, los pertenecientes a la temporada 2019-2020, jugaron como mínimo 12 partidos sin público, lo cual es una cantidad razonable para entender si la presencia de público alteró la forma de juego de estos jugadores. El otro factor es que, al seleccionar estos equipos, nos aseguramos que los jugadores analizados sean comparables entre sí en cuanto a la situación de presión por

competición que afrontaban, ya que todos ellos disputaron un título (por lo menos de conferencia), es decir, los incentivos que estos jugadores tenían eran similares. Agregar, por ejemplo, equipos que su máxima aspiración podría ser semifinales de conferencia podría agregarle distorsión a los resultados encontrados, y no es un objetivo de este trabajo estimar el efecto de este tipo de presión. A su vez, con un promedio de 15 jugadores que al menos jugaron un partido por equipo, y un promedio de 98 partidos jugados por equipo por temporada, la base de datos completa consta de 7583 observaciones individuales surgidas de la combinación jugador - partido.

Las variables sobre las que buscamos entender la relación con respecto al público son dos: El porcentaje de tiros de campo convertidos (Tiros convertidos sobre el total de Tiros de campo Intentados en ese partido) y el porcentaje de tiros libres convertidos (Tiros libres convertidos sobre el total de Tiros libres intentados en ese partido).

Para establecer un orden cronológico comparable entre los jugadores, se consideró como momento cero el primer partido jugado por cada jugador dentro de la burbuja en la temporada 2019-2020, y para la temporada 2018-2019, el partido equivalente en el calendario deportivo al momento en que se reanudó la temporada 2019-2020. De esta forma cada jugador tiene un partido en $t=0$, su primer partido en la burbuja (o su equivalente en la temporada 2018-2019), su partido $t=1$ es su segundo partido en la burbuja, y el momento $t=-1$ el partido inmediatamente anterior a la burbuja disputado por ese jugador. En la figura 1 se grafica el porcentaje de tiros libres convertidos por cada jugador en cada fecha. Cada punto, por lo tanto, es un jugador distinto en un partido en particular. El color señala la cantidad de tiros libres convertidos por ese jugador en ese partido, y el tamaño de la burbuja grafica la cantidad de tiros libres

lanzados por ese jugador en ese partido. La figura 2 tiene la misma lógica, pero mostrando el porcentaje de tiros de campo convertidos.

Fig 1. Tiros Libres

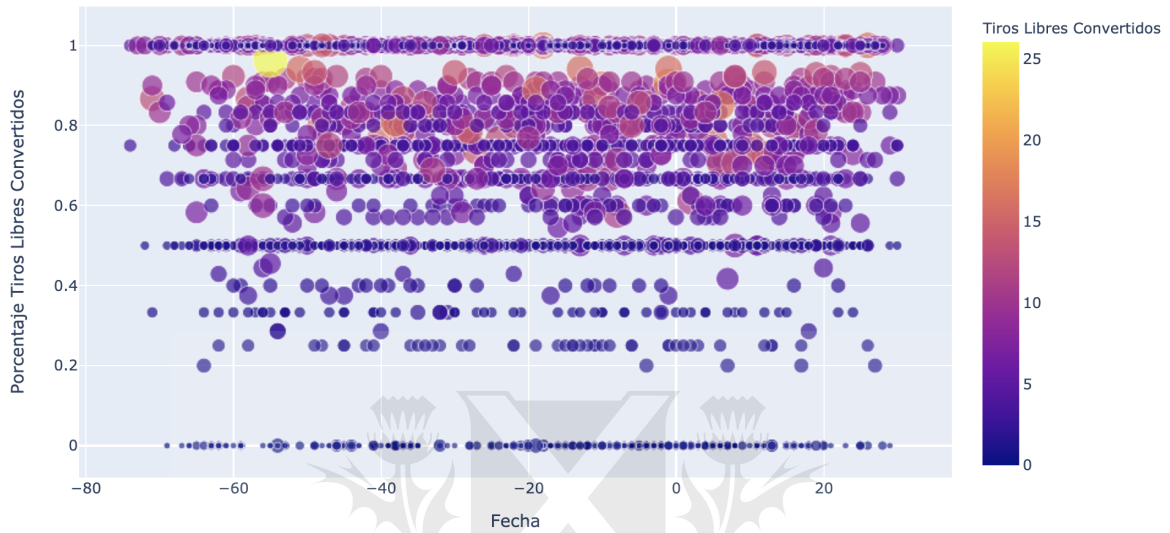


Fig 2. Tiros de Campo

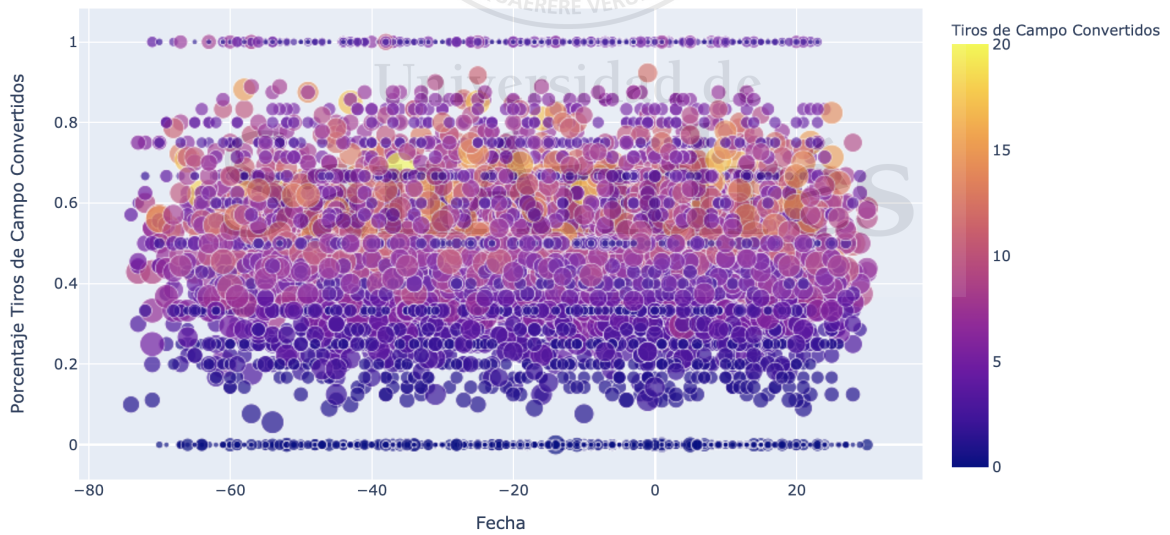
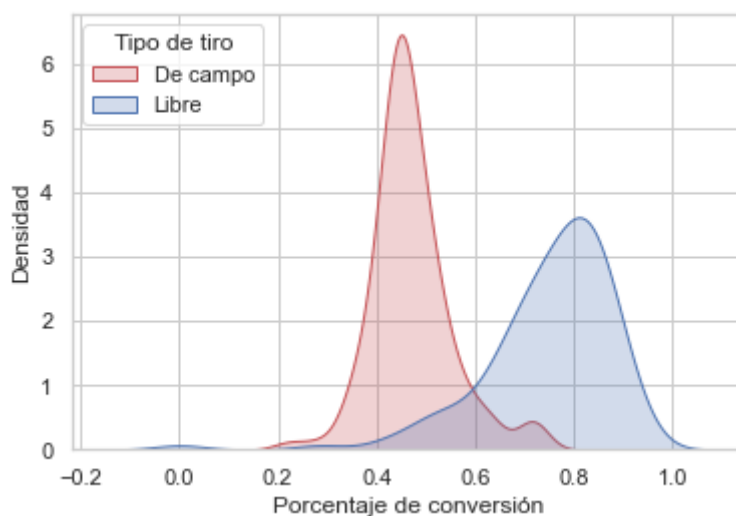


Fig 3. Distribución agregada



Estas figuras nos muestran la naturaleza distinta de estas dos métricas objetivo. En las figuras 1 y 2 podemos observar que, por partido, el porcentaje de conversión de tiros libres suele ser, en promedio, más alto que el de tiros de campo, que se encuentra más distribuido, y esta tendencia se mantiene a lo largo de las fechas evaluadas. La figura 3, por su parte, nos muestra una tendencia similar en cuanto al promedio de conversión de cada tipo de tiro, pero esta vez, en vez de analizarlo por jugador por partido, está analizado solo por jugador, es decir, esa es la distribución de conversión de cada tipo de tiro por jugador, sumando todos sus conversiones y sus intentos y luego calculando el porcentaje. Esto nos indica que es mucho más probable que un tiro libre ejecutado por un jugador sea convertido comparado con un tiro de campo.

Observando las estadísticas descriptivas de la Tabla 1, que están asociadas a la Figura 1 y 2, se puede apreciar que el porcentaje de conversión, tanto de tiros libres como de tiros de campo es más bajo en promedio en condición de visitante que de local. Por supuesto, no se está teniendo en cuenta ningún otro factor en esta tabla, por lo que esta descripción es solo de carácter informativo.

Tab 1. Porcentaje de Tiros Libres y de Campo Convertidos

	Porcentaje Tiros Libres			Porcentaje Tiros de Campo		
	Total	Local	Visitante	Total	Local	Visitante
N observaciones	4277	2195	2082	7224	3688	3536
Promedio	0,771	0,7752	0,7664	0,4627	0,4679	0,4574
Desvío Std	0,28	0,275	0,2843	0,2345	0,2382	0,2306
Mediana	0,857	0,875	0,857	0,476	0,5	0,467

3.2 Análisis de jugadores

Al ser el enfoque de este trabajo a nivel individual, es importante considerar que entre los jugadores pueden existir heterogeneidades que lleven a que la presión los pueda afectar de manera diferente. Podemos calcular un efecto promedio para todos, pero poder encontrar esta heterogeneidad puede ser de gran valor.

Al no poder observar todas las características de los jugadores, en este trabajo consideraremos que lo que más los diferencia entre ellos es su desempeño dentro de la cancha. Teniendo en cuenta esto, se seleccionaron 7 indicadores que pueden determinar cómo juega cada uno de ellos: *Puntos por partido*, *Pérdidas de balón por partido*, *Tiros de 3 puntos intentados por partido*, *Rebotes por partido*, *Asistencias por partido*, *Robos de balón por partido* y *Tapones por partido*. Teniendo en cuenta que estas métricas pueden estar fácilmente sesgadas por la cantidad de minutos en cancha que tienen los jugadores, estas fueron estandarizadas por la cantidad de segundos jugados en ese partido en particular. Por lo tanto, lo que se estará comparando es, si tomamos como ejemplo los puntos, la cantidad de puntos que un jugador anotó por

segundo en ese partido. Luego de tener calculados estos valores, lo que se hizo simplemente fue calcular el promedio de estos por jugador.

Con estas consideraciones lo que se obtuvo fue una base de datos de 119 observaciones (jugadores), donde para cada una de ellas tenemos el promedio entre todos los partidos jugados de las métricas antes señaladas. El objetivo de esta base es poder crear grupos de jugadores de acuerdo a sus características, para ello se utilizó el algoritmo de aprendizaje no supervisado de k-medias. Para elegir el número óptimo de clusters a dividir la base se utilizó el método del codo (*Elbow method*), con el cual se pudo comprobar que lo mejor era elegir 3 grupos. Este algoritmo sólo nos provee una forma de poder dividir a las observaciones, pero para entender qué es lo que está diferenciando a estos grupos hay que analizar los datos obtenidos.

Fig 4. Distribución de los grupos

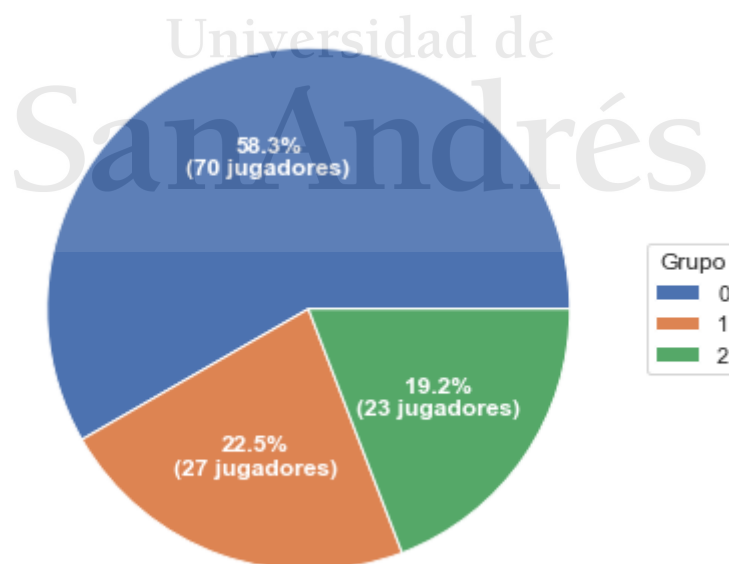


Tabla 2. Estadísticas grupos jugadores

Grupo	Puntos	Pérdidas	Tiros de 3	Rebotes	Asistencias	Robos	Tapones
0	0,005757	0,000680	0,002317	0,002537	0,001194	0,000458	0,000237
1	0,006856	0,000971	0,000939	0,005261	0,001073	0,000432	0,000816
2	0,009400	0,001362	0,002809	0,003056	0,002811	0,000701	0,000280

En la figura 4 podemos observar la distribución de los jugadores en los grupos y en la tabla 2 podemos ver los promedios de los indicadores seleccionados para cada grupo. A grandes rasgos podemos ver que el grupo 2 se destaca en la mayoría de las estadísticas, excepto en tapones y rebotes. Parece ser el grupo más influyente en los partidos, y a su vez, el grupo más chico. Si miramos los nombres propios de este grupo podemos encontrar jugadores como Lebron James, Kevin Durant, Stephen Curry, Kawhi Leonard, entre otros. Todo parecería indicar que este es un grupo que contiene a los mejores jugadores de la liga, las "estrellas". Por otro lado, el grupo 1 en lo que más se destaca es en la cantidad de Rebotes y de Tapones por segundo, lo que da a pensar que pueden ser jugadores más físicos, los conocidos como internos o centros. De nuevo, si vemos algunos nombres propios del grupo podemos encontrar jugadores como Bam Adebayo, Anthony Davis, Brook Lopez, Dwight Howard, etc. lo que parece confirmar la composición del grupo. Por último tenemos el grupo 0, el más grande, que no se destaca particularmente por ningún indicador en particular, parecen ser los jugadores de rol que acompañan a las estrellas y a los internos, el resto. En la figura 5 podemos observar de forma visual las diferencias principales entre estos 3 grupos de jugadores y en las figuras 6 y 7 podemos encontrar la distribución del porcentaje de tiros de campo y de tiros libres convertidos respectivamente por grupo de jugador

Fig 5. Radar estadísticas grupos de jugadores

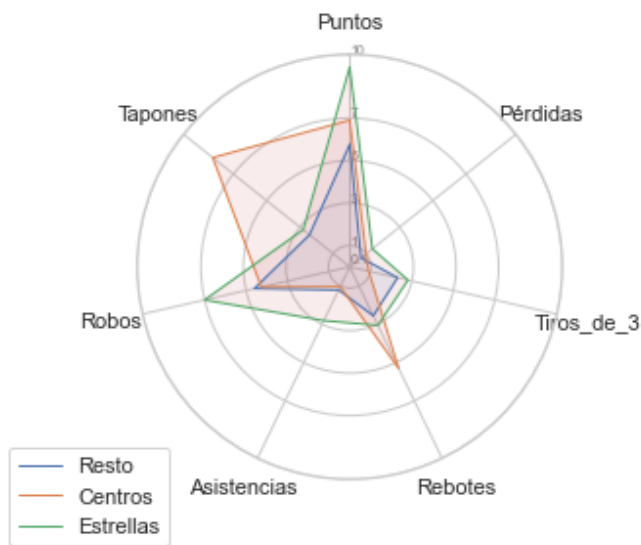


Fig 6. Distribución de porcentaje de tiros de campos convertidos por grupo de jugador

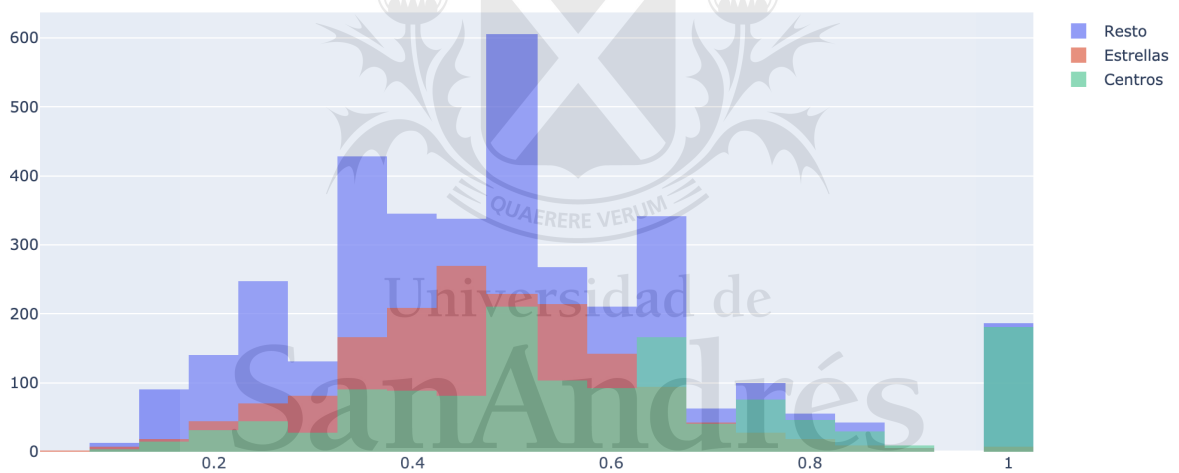
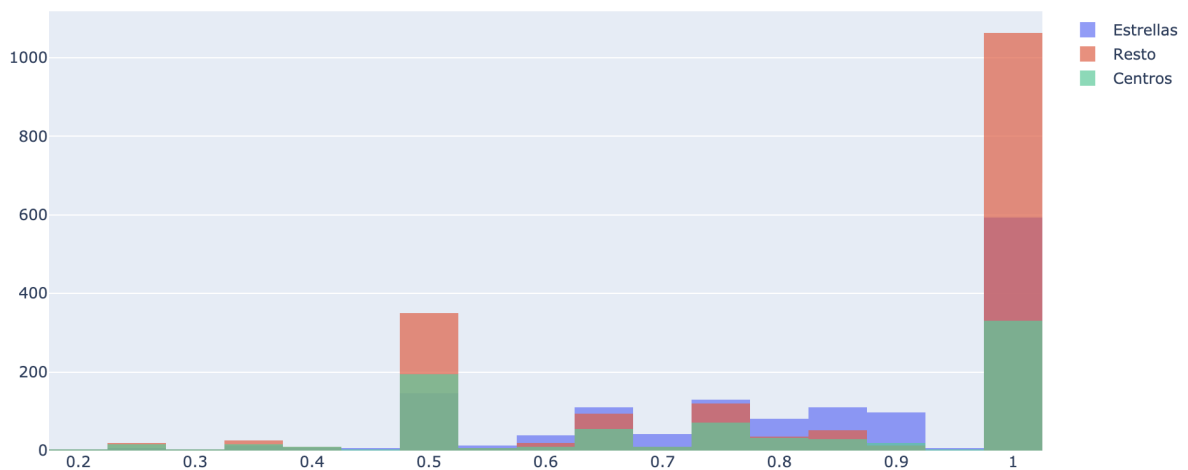


Fig 7. Distribución de porcentaje de tiros libres convertidos por grupo de jugador



3.3 Estrategia de análisis

Ya clara la estructura de datos, lo siguiente es abordar la estrategia para el análisis de cómo afecta el público en el rendimiento individual de estos atletas. Para ello se construyeron dos ecuaciones con las siguientes especificaciones:

Ec 1. Ecuación Porcentaje tiros libres

$$FTP_{xs,t} = \alpha_{xs} + \beta_1 T'_{xs,t} + \beta_2 FTA_{xs,t} + \beta_3 POE_{xs,t} + \beta_4 POC_{xs,t} + \beta_5 POR_{xs,t} + \beta_6 AWE_{xs,t} + \beta_7 AWC_{xs,t} + \beta_8 AWR_{xs,t} + \beta_9 HBE_{xs,t} + \beta_{10} HBC_{xs,t} + \beta_{11} HBR_{xs,t} + \beta_{12} AWBE_{xs,t} + \beta_{13} AWBC_{xs,t} + \beta_{14} AWBR_{xs,t} + \varepsilon_{xs,t}$$

Ec 2. Ecuación Porcentaje tiros de campo

$$FGP_{xs,t} = \alpha_{xs} + \beta_1 T'_{xs,t} + \beta_2 FGA_{xs,t} + \beta_3 POE_{xs,t} + \beta_4 POC_{xs,t} + \beta_5 POR_{xs,t} + \beta_6 AWE_{xs,t} + \beta_7 AWC_{xs,t} + \beta_8 AWR_{xs,t} + \beta_9 HBE_{xs,t} + \beta_{10} HBC_{xs,t} + \beta_{11} HBR_{xs,t} + \beta_{12} AWBE_{xs,t} + \beta_{13} AWBC_{xs,t} + \beta_{14} AWBR_{xs,t} + \varepsilon_{xs,t}$$

Siendo FTP en la ecuación 1 el porcentaje de tiros libres convertidos por el jugador X en la temporada S , en el partido t , y siendo FGP el análogo en la ecuación 2 pero considerando el porcentaje de tiros de campo. FTA en la ecuación 1 señala la cantidad de tiros libres tirados, mientras que FGA en la ecuación 2 señala la cantidad de tiros de campo tirados. El resto de las variables son las mismas en ambas ecuaciones. T representan los segundos jugados por ese jugador en esa temporada en ese partido, POE , POC y POR son variables dummy que indican si ese partido era de playoffs (PO) y si el jugador estaba categorizado como estrella (E), centro(C) o resto (R). AWE , AWC y AWR son similares, pero indican si un partido fue jugado de visitante (inclusive en la burbuja), y de acuerdo a la última letra, el tipo de jugador que es. Por último HBE , HBC , HBR , $AWBE$, $AWBC$ y $AWBR$ son todas variables dummies que indican si ese partido fue jugado en la burbuja (B), diferenciando entre partidos de local (H) y partidos de visitante (AW), y el tipo de jugador (E,C,R).

Es importante recordar que el objetivo de este trabajo es intentar estimar el efecto que tiene el público visitante en la performance individual de los jugadores. Como se detalló en la sección de introducción, la burbuja de la NBA implicó muchos cambios para los jugadores que pudieron haber afectado su rendimiento positiva o negativamente, pero el único cambio que podría implicar un resultado dispar entre los juegos observados de visitante y de local es la presencia de público. En otras palabras, si se observa que el rendimiento general cambió como un todo dentro de la burbuja, no sería posible argumentar que esto se deba a la falta de público. En cambio, si el efecto observado es "asimétrico" (afecta más a los partidos de local o de visitante si se compara con la temporada anterior), entonces sí podemos pensar que lo que estamos observando se puede atribuir a la ausencia de espectadores. Dichos resultados se analizarán con más detalle en la siguiente sección, pero es importante remarcarlos para entender también la razón de cada elemento que compone las ecuaciones anteriormente detalladas.

Atento a la descripción previa de los resultados que pueden obtenerse, los coeficientes de las ecuaciones 1 y 2 fueron estimados por medio de una regresión de mínimos cuadrados ordinarios con efectos fijos por jugador y temporada, siguiendo la metodología usada por Harb-Wu y Krumer (2019) y Genakos y Pagliero (2016). Este método permite estimar los parámetros de interés, controlando por las variables que puedan generar ruido en la estimación. Que los efectos fijos se tengan en cuenta por combinación jugador-temporada implica que si el jugador X jugó la temporada 18-19 y la 19-20, se lo va a considerar como dos jugadores distintos. Esto es así debido a que el estilo de un jugador puede modificarse considerablemente de temporada a temporada por diferentes motivos, madurez, rol en el equipo, equipo en el que está jugando, compañeros de equipo, etc. Estas características pueden cambiar entre temporadas, pero suelen mantenerse en una misma temporada

4 Resultados

4.1 Resultados del modelo

Con las ecuaciones ya planteadas ahora resta estimar los coeficientes asociados a cada uno de sus parámetros. La Tabla 3 es un resumen de los resultados obtenidos de la estimación de estos parámetros a través de una regresión lineal de datos de panel con efectos fijos por jugador y temporada. En la columna de la izquierda podemos observar los valores asociados a la ecuación 1 de porcentaje de tiros libres convertidos, y la columna de la derecha muestra lo propio de la ecuación 2, de porcentaje de tiros de campo convertidos.

Tabla 3. Resultados de Regresiones

	Porcentaje Tiro Libres Convertidos	Porcentaje Tiros de Campo Convertidos
Constante	0,1156 *** (0,014) ***[0,019]	0,2644 ***(0,011) ***[0,015]
Tiempo	0,0001 ***(0,000) ***[0,000]	0,0001 ***(0,000) ***[0,000]
POE	-0,0726 *** (0,024) ***[0,020]	-0,0434 *** (0,012) ***[0,013]
POC	-0,0246 (0,025) [0,016]	-0,0281 (0,020) [0,021]
POR	-0,0088 (0,014) [0,013]	-0,0582 *** (0,010) ***[0,012]
AWE	-0,0468 *** (0,017) ***[0,015]	-0,0257 *** (0,008) ***[0,007]
AWC	-0,0426 ** (0,017) **[0,015]	-0,0325 ** (0,014) *[0,016]
AWR	-0,0068 (0,010) [0,009]	-0,0128 (0,007) *[0,006]
HBE	0,0484 (0,039) [0,035]	-0,0132 (0,018) [0,021]
HBR	-0,0162 (0,022) [0,022]	0,0326 * (0,017) *[0,018]
HBC	0,0223 (0,042) [0,037]	-0,0446 (0,032) [0,032]
AWBE	0,0821 ** (0,039) ***[0,030]	0,073 *** (0,020) ***[0,016]
AWBC	0,0916 ** (0,040) ***[0,022]	-0,0013 (0,031) [0,030]
AWBR	0,0082 (0,022) [0,024]	0,031 * (0,016) **[0,014]
FTA	0,0801 *** (0,002) ***[0,009]	
FGA		0,0061 *** (0,001) ***[0,001]

* Significativo al nivel de 10% ** Significativo al nivel de 5% *** Significativo al nivel de 1%

() Errores estándar corregidos por heterocedasticidad mediante estimador de White

[] Errores estándar clusterizados a nivel jugador

En términos generales se puede observar que hay una correlación positiva entre tiempo jugado en ese partido por el jugador y porcentaje de tiros de campo y libres convertidos (es lógico pensar que los partidos que mejor juega el entrenador deja al jugador más tiempo en cancha), también se observa lo mismo en la cantidad de tiros intentados, entendiéndose así que un jugador puede entrar en "racha", cuanto más convierte en el partido, más confianza gana para tirar más tiros que termina convirtiendo, o en faltas del rival que lo llevan a la línea de tiros libres.

Por otro lado, lo que se puede identificar en esta tabla es que el resultado observable por tipo de jugador varía:

- En cuanto a la efectividad en la línea de tiros libres lo que se puede ver es que para los jugadores considerados "Resto" no podemos observar un resultado significativo en el hecho de que un partido sea por playoffs, o de visitante, o en la burbuja, ninguna de estas condiciones parecería cambiar significativamente su efectividad; para los jugadores "Centro" los partidos de playoffs no parecerían afectar su efectividad, pero sí se puede observar que en los partidos de condición de visitante el porcentaje cae, pero en los partidos de visitante en la burbuja su performance fue mejor; por último, para los jugadores "Estrella" podemos observar resultados significativos en todas las circunstancias, en playoffs su efectividad cae, en condición de visitante también, pero, al igual que los "Centro", en los partidos en condición de visitante dentro de la burbuja se observa un resultado contrario.
- Si observamos los resultados en cuanto al porcentaje de conversión de tiros de campo, algunos resultados se repiten. Considerando una significancia de al

menos el 5%, los jugadores "Resto" solo ven resultados negativos cuando juegan partidos de playoffs; los jugadores "Centro" presentan resultados negativos jugando de visitante, y los jugadores "Estrella" tienen resultados negativos jugando en playoffs, de visitante, y resultados más positivos jugando de visitante pero en la burbuja.

Considerando ambas ecuaciones, lo que queda en claro es que los jugadores con resultados más interesantes son las "Estrellas". Teniendo en cuenta las estadísticas que se presentaron de ellos en la sección anterior, y los nombres propios que se encuentran dentro de este grupo, se puede entender que son los jugadores más importantes del equipo. Como se ve en la tabla 3, este tipo de jugadores son los que más afectados se ven por las condiciones analizadas. Es probable que, al ser los jugadores referentes en su equipo, de los que dependen principalmente para tener un resultado positivo en el encuentro, sean también los más afectados por la presión. Por los resultados vistos sabemos que son los jugadores más talentosos, pero al parecer también, los que más peso llevan sobre sus hombros, los que más decisiones estratégicas deben tomar durante el partido, y también, los que más se ven afectados por la presión del público.

Primero consideremos la ecuación 1, referida a tiros libres. Este tipo de jugadores en promedio se desempeñan peor cuando es un partido de playoffs, es decir, en momentos de la temporada decisivo, donde perder o ganar tiene una consecuencia más fuerte e inmediata que durante la temporada regular, donde también el público concurre más masivamente a los estadios y vive los partidos de forma más intensa. A su vez podemos ver que también se desempeñan peor cuando es un partido jugado en condición de visitante, con todas las circunstancias que eso conlleva. Lo interesante, sin embargo, son los resultados observados en los partidos de visitante jugados en la

burbuja (que, vale aclarar, casi todos fueron de playoffs). En estos partidos el resultado es positivo, es decir, en promedio acertaron un 8,2 puntos porcentuales más desde la línea de tiros libres. De esta forma, el resultado negativo observado por jugar en condición de visitante desaparece completamente, siendo compensado durante estos partidos en la burbuja. Los resultados de los parámetros estimados para la ecuación 2 van en línea con los antes descritos para la ecuación 1, se desempeñan peor en Play Off y de visitante, pero en los partidos de la burbuja el parámetro asociado a jugar de visitante tiene un valor significativo y positivo de 7,3 puntos porcentuales, contrarrestando el efecto negativo de jugar de visitante. Lo que se puede decir es que en los partidos de la burbuja, la llamada ventaja de la localía no existió.

Es importante repetir las 3 hipótesis sobre los mecanismos que pueden llevar a que exista la ventaja de la localía: familiaridad con la cancha, cansancio por el viaje, público. En cuanto al primer punto, la cancha, es difícil argumentar que esto incide en la NBA, donde todas las canchas son exactamente iguales en tamaños y características, pero incluso en esta suerte de experimento natural, ningún equipo jugó en su propia cancha, por lo que esto no podría estar afectando. Con respecto al cansancio por el viaje, esto puede englobar dos cosas distintas, por un lado el viaje en sí, y por el otro el hecho de que los jugadores no están en su hogar. En una temporada típica de la NBA, los equipos tienen que viajar constantemente, en una misma semana pueden jugar 2 partidos en condición de visitante en 2 ciudades distintas y uno de local, por lo que el cansancio del viaje en sí también afectaría a los partidos jugados en condición de local. Si el mecanismo por el que puede existir cierta ventaja de local es el estar menos cansado por el viaje, entonces en la burbuja deberíamos observar resultados positivos tanto de visitante como de local, y no hay resultados positivos significativos en condición de local. Por otro lado, si lo que afecta es el hecho de no estar en su propio hogar,

entonces no deberíamos observar un resultado positivo en la burbuja, ya que ninguno de los jugadores estuvo en su propio hogar, si no en instalaciones de hoteles. De esta forma, todo parece indicar que el mecanismo por el cual la ventaja de la localía desaparece en esta atípica situación es el público.

Si damos por cierta esta hipótesis, lo que podemos pensar es que el público puede afectar de dos formas distintas en un partido. Por un lado, podemos pensar que jugar de local puede mejorar la performance del equipo local, ya que los jugadores pueden sentirse motivados por sus aficionados, o por el otro lado, podemos pensar que jugar de local afecta a los jugadores del equipo visitante, ya que los espectadores le generan una presión extra (por medio de distracciones⁵, o incluso comportamiento hostil⁶). Los resultados encontrados en estas dos regresiones nos indican que la forma predominante en que el público afecta la performance de los jugadores (y con ello generando la ventaja de la localía) es la segunda.

Lo que observamos en las regresiones es que los jugadores que juegan en condición de visitante (en condiciones normales) tienen un peor desempeño en general, pero esto podría interpretarse como cualquiera de las dos formas de influencia del público detalladas en el párrafo anterior. Lo que permite pensar que lo que realmente está pasando es que el público condiciona al equipo visitante son los signos (y significancia) de los resultados de las variables asociadas a la burbuja. Si el público local afecta

⁵ Es común en los partidos que cuando el equipo rival está lanzando un tiro importante o un tiro libre, el público haga ruido para distraer (arengado por el relator del estadio), o agite elementos que le regalan al entrar al establecimiento. Es famoso el caso de un partido en 1989 donde los Boston Celtics jugaron en condición de visitante y la afición local fue con gigantografías de modelos impresos para distraer a Larry Bird al momento de lanzar tiros libres.

⁶ En 2004 en un partido entre los Indiana Pacers y Detroit Pistons, un aficionado del equipo local le lanzó un vaso en la cara a un jugador de los Pacers, provocando así una gran pelea entre jugadores y aficionados conocida coloquialmente como "Malice at the Palace". Más cercano en el tiempo, en Mayo 2021 cuando se enfrentaban los Atlanta Hawks contra los New York Knicks, durante varios momentos del partido toda la afición local coreo insultos hacia el jugador franquicia de los Hawks, Trae Young.

positivamente a sus jugadores, lo que deberíamos encontrar en la burbuja es que el desempeño de "local" era peor comparado con jugar de local fuera de la burbuja, y esto no pudo observarse. Lo que si se observa es que el desempeño de "visitante" en la burbuja fue mejor si lo comparamos con jugar de visitante fuera de la burbuja. En una temporada normal (y sobre todo en playoffs), los partidos en condición de visitante tienen este condimento adicional del público que puede terminar afectando negativamente en la performance individual de cada uno de estos atletas. Al no haber espectadores parciales en los partidos jugados en la burbuja, el efecto negativo de jugar en condición de visitante desaparece, y esto es capturado por el coeficiente asociado a la variable dummy que indica si un partido es jugado en condición de visitante pero en la burbuja, que en ambas ecuaciones, para estos jugadores, tomó un valor positivo y significativo.

También vale aclarar la diferencia en la naturaleza de las métricas objetivo analizadas, es decir, de los tiros libres y de los tiros de campo.

Cuando observamos la eficacia en los tiros libres, justamente estamos midiendo eso, la eficacia, no existen otros factores que puedan afectar el resultado positivo de un tiro, ya que no hay defensores, ni reloj de posesión, ni otra circunstancia que pueda afectar el resultado del tiro más allá del tiro en sí mismo. Lo que observamos en los resultados de la ecuación 1 es que la presencia del público afecta de forma negativa a la efectividad de estos tiros, ya sea mediante distracciones, abucheos, o cual fuera el método, convertir un tiro desde la línea se vuelve más fácil cuando no hay público presente, por lo que la presión ejercida por los espectadores parecería tener un efecto.

Por otro lado, los tiros de campo contemplan distintas situaciones. Un tiro de campo puede no ser convertido por la misma razón que un tiro libre, es decir, mala puntería,

pero también pueden haber factores del juego que llevan a que este tipo de tiros se malogren, ya sea una defensa más complicada, pocos segundos restantes en el reloj de posesión, entre otros. A estos últimos factores los podemos agrupar dentro del concepto "toma de decisiones". El jugador que lanza un tiro de campo puede errar entonces por dos motivos: por un fallo en la precisión (puntería/eficacia) o por una mala toma de decisiones. Lo que podemos observar en la ecuación 2 es que, al igual que los tiros libres, los tiros de campo sin presencia de espectadores parciales, son convertidos en un porcentaje más alto.

Teniendo en cuenta que el promedio de conversión de tiros libres para los jugadores "estrella" de local, en temporada regular es de 79,7%, podemos entender que el resultado observado por jugar sin público en la burbuja de 8,21 puntos porcentuales representa una mejoría del 10,3%. Considerando que el promedio de conversión de tiros de campo para estos mismos jugadores, en las mismas condiciones es de 46,2%, y que el resultado observado por jugar sin público fue de 7,3 puntos porcentuales, entendemos que esto representó una mejoría del 15,8%. Considerando lo antes detallado, se podría discutir que los resultados observados en la ecuación 1, de mejora del 10,3% contemplan únicamente una mejora en la eficacia de los tiros, y que la mejoría del 15,8% observada en la ecuación 2 contempla no solo una mejoría en la eficacia de tiros, si no también una mejoría en la toma de decisiones por parte de los jugadores, ya que el porcentaje de mejoría es mayor. De todas formas, y dados los alcances de este trabajo, la separación entre estos dos efectos resulta indistinguible.

4.2 Chequeos de Robustez

Es posible argumentar que la ausencia de público puede afectar la efectividad por otro medio que no sea directamente la presión. En el modelo presentado anteriormente

estamos controlando por efectos fijos de jugador-temporada, eliminando de esta forma la posibilidad de encontrar una mayor efectividad cuando se juega sin público por el simple hecho de tener jugadores más efectivos. También se está controlando por el estadio de la competición, ya que puede suceder que la efectividad de los jugadores se vea alterada por este factor, entendiendo que los partidos de playoffs conllevan una presión extra para algún tipo de jugador, ya que lo que está en juego es más valioso.

Por último también se está controlando por la cantidad de tiros lanzados de cada tipo, ya que se encontró evidencia que a mayor cantidad de tiros lanzados por el jugador, mayor es la efectividad, en ambos tipos de tiros. Esto debería permitir controlar este efecto, pero también podríamos pensar que la cantidad de tiros lanzados se ve afectada por la presencia de público y tal vez su efecto en la efectividad no es lineal, por lo que las diferencias encontradas responden a este factor, y no a la presión. A su vez, la cantidad de tiros libres lanzados puede ser una forma de medir la influencia arbitral. Si encontramos evidencia que la cantidad de tiros libres lanzados cambia en la burbuja, podría entenderse que en presencia de público, los fallos de los árbitros varían. Para descartar esta hipótesis se calcularon dos modelos donde en lugar de estudiar la efectividad de los tiros lanzados, estudiamos la cantidad de tiros lanzados por jugador. Siendo las ecuaciones correspondientes para estudiar dicha hipótesis las siguientes:

Ec 3. Ecuación Cantidad tiros libres

$$FTA_{xs,t} = \alpha_{xs} + \beta_1 T_{xs,t} + \beta_2 POE_{xs,t} + \beta_3 POC_{xs,t} + \beta_4 POR_{xs,t} + \beta_5 AWE_{xs,t} + \beta_6 AWC_{xs,t} + \beta_7 AWR_{xs,t} + \beta_8 HBE_{xs,t} + \beta_9 HBC_{xs,t} + \beta_{10} HBR_{xs,t} + \beta_{11} AWBE_{xs,t} + \beta_{12} AWBC_{xs,t} + \beta_{13} AWBR_{xs,t} + \epsilon_{xs,t}$$

Ec 4. Ecuación Cantidad tiros de campo

$$FGA_{xs,t} = \alpha_{xs} + \beta_1 T_{xs,t} + \beta_2 POE_{xs,t} + \beta_3 POC_{xs,t} + \beta_4 POR_{xs,t} + \beta_5 AWE_{xs,t} + \beta_6 AWC_{xs,t} + \beta_7 AWR_{xs,t} + \beta_8 HBE_{xs,t} + \beta_9 HBC_{xs,t} + \beta_{10} HBR_{xs,t} + \beta_{11} AWBE_{xs,t} + \beta_{12} AWBC_{xs,t} + \beta_{13} AWBR_{xs,t} + \epsilon_{xs,t}$$

Los resultados expuestos en la Tabla 4 nos permiten concluir que la cantidad de tiros lanzados no se vio afectado por la “burbuja” para ningún tipo de jugador⁷, por lo que no existe evidencia para considerar que los resultados encontrados en la Tabla 3 responden a la hipótesis planteada en esta sección

Tabla 4. Resultados de Regresiones de Robustez

	Cantidad Tiro Libres Lanzados	Cantidad Tiros de Campo Lanzados
Constante	0,1951 (0,086) [0,130]	0,5174 ***(0,102) ** [0,233]
Tiempo	0,0015 ***(0,000) *** [0,000]	0,0034 ***(0,000) *** [0,000]
POE	0,7696 ***(0,219) *** [0,259]	0,0558 (0,227) [0,325]
POC	-0,1324 (0,177) [0,124]	-0,3304 *(0,183) [0,264]
POR	0,0439 (0,076) [0,072]	-0,3552 ***(0,090) ** [0,158]
AWE	0,1861 (0,163) [0,129]	0,3794 *(0,161) ** [0,160]
AWC	-0,0885 (0,127) [0,118]	-0,1637 (0,139) * [0,095]
AWR	-0,1086 *(0,053) ** [0,055]	-0,0499 (0,064) [0,054]
HBE	-0,4458 (0,337) [0,300]	-0,2058 (0,356) [0,407]
HBR	-0,0586 (0,125) [0,143]	-0,2982 *(0,140) [0,189]
HBC	-0,0968 (0,339) [0,416]	-0,1996 (0,282) [0,314]
AWBE	-0,5273 (0,357) [0,356]	-0,6624 *(0,353) [0,445]
AWBC	0,0533 (0,305) [0,195]	-0,3902 (0,309) [0,443]
AWBR	0,1515 (0,123) [0,134]	-0,1659 (0,137) [0,213]

* Significativo al nivel de 10% ** Significativo al nivel de 5% *** Significativo al nivel de 1%

() Errores estándar corregidos por heterocedasticidad mediante estimador de White

[] Errores estándar clusterizados a nivel jugador

⁷ En la Tabla 4 se puede observar que los tiros de campo lanzados de local para los jugadores “Resto” parecen ser significativamente (al 5%) menores en la burbuja cuando vemos la regresión con errores corregidos por heterocedasticidad, pero dicho efecto no se mantiene si clusterizamos los errores estándar a nivel jugador. Lo mismo sucede con los tiros de visitante de los jugadores “Estrella”, los cuales parecen ser significativamente (al 10%) menores en la burbuja, pero dichos resultados tampoco se mantienen cuando clusterizamos los errores estándar a nivel jugador.

5 Marco teórico: esfuerzo óptimo bajo presión

Siguiendo el trabajo de Sanders y Walia (2012), la toma de decisiones bajo presión se puede entender desde la probabilidad de que la actividad realizada se ejecute exitosamente. En el contexto estudiado en este trabajo, podemos entender que la probabilidad de que un tiro sea exitoso puede responder a la siguiente lógica:

$$(1) \quad P_{g,i,j} = \frac{e_{g,i,j} \gamma_i(f_g)}{e_{g,i,j} + T_{ij} e_{g,i,j} + \delta_{g,i,j} V_{g,j}}$$

Donde g hace referencia al partido en particular, i al jugador, y j al tiro puntual que está en análisis. Las variables en esta ecuación son:

- e es el nivel de esfuerzo del jugador i en el partido g en la situación j , entendiendo el esfuerzo como la concentración necesaria para ejecutar un tiro, o para pensar cuál es la mejor jugada que se debe aplicar en cada posesión de ataque, o el esfuerzo físico que requiere un tiro en particular para que sea exitoso.
- $\gamma_i(f_g)$ es una función que representa la presión que siente el jugador i por el público f en el partido g , sus valores van entre 0 y 1, siendo 0 estar completamente presionado y 1 no sentir nada de presión.
- T_{ij} es una medida de talento, que representa que tan efectivo es el jugador i en la situación j , también puede tomar valores entre 0 y 1, siendo 0 un jugador especialmente efectivo en ese tipo de tiros, y 1 un jugador muy poco efectivo en ese tipo de tiros.
- $V_{g,j}$ el valor que tiene el éxito de el tiro j en el partido g

- $\delta_{g,i,j}$ un factor que representa cuánta presión le genera al jugador i tener ese valor V en juego en esa jugada j en el partido g . Este factor es independiente del público, sólo refleja la importancia (dado por el valor V) de esa jugada.

Con esta definición, podemos entender que la probabilidad de éxito de ese tiro está afectada por dos tipos de presiones, δ que captura la presión por lo que está en juego, y γ , que captura la presión por el público, que es el especial interés de este trabajo. Con esto en mente, el jugador decide el nivel óptimo de esfuerzo que debe hacer en esa jugada por medio de la maximización de su función de utilidad que puede entenderse de la siguiente forma:

$$(2) \quad U_{g,i,j} = P_{g,i,j} \cdot V_{g,j} - \lambda_i e_{g,i,j} \delta_{g,i,j} V_{g,j}$$

Donde λ es el costo marginal de una unidad de esfuerzo, que, para simplificar, lo consideramos constante. Por lo tanto podemos entender la utilidad como la probabilidad de éxito del tiro j en el juego g por el jugador i , que depende del nivel e de esfuerzo, multiplicado por el valor del éxito de ese tiro, menos el costo de realizar ese esfuerzo, que es más alto cuanto más está en juego.

Sobre el único factor que el jugador puede decidir es sobre el nivel de esfuerzo, por lo tanto, combinando (1) y (2) y maximizando la función de utilidad para encontrar el nivel de esfuerzo óptimo, descubrimos lo siguiente:

$$(3) \quad e_{g,i,j}^* = \frac{\sqrt{\frac{V_{g,j} \gamma_i(f_g)}{\lambda_i} - \delta_{g,i,j} V_{g,j}}}{1 + T_{i,j}}$$

El resultado (3) nos muestra algunos conceptos interesantes sobre el nivel óptimo de esfuerzo que cada jugador hace en cada circunstancia. Por los alcances de este estudio,

el concepto más importante es el de $\gamma_i(f_g)$, ya que nos muestra que, cuanto más presión siente un jugador, menor es su esfuerzo óptimo. Cuanto menor es su esfuerzo óptimo, menor es su $P_{g,i,j'}$, es decir, la probabilidad de convertir el tiro j . Por los resultados observados en este trabajo, podemos entender que la presencia de público afecta negativamente la performance de los jugadores. Con este modelo entendemos que a menor $\gamma_i(f_g)$, menor esfuerzo y menor probabilidad de conversión, por lo que γ depende negativamente de f , a mayor público, γ va a ser más cercana a 0.

6 Comentarios Finales

Estudiar los efectos que la presión puede generar en las personas no es un concepto trivial. Existen numerosos casos donde un individuo tiene que desempeñarse con precisión en contextos de alta presión, por lo que entender cómo esta puede afectar los resultados de una tarea específica es importante.

En este trabajo se utilizó el torneo de baloncesto de la NBA como campo cuasi-experimental para entender el fenómeno de la presión generada por el público en la performance individual de los jugadores. Este no es un terreno nuevo, pero el enfoque de desempeño individual, y no a nivel equipo, y la particular situación que se generó como respuesta al COVID si resulta algo novedoso.

Aprovechando el aislamiento en el que se jugó parte de la temporada 2019-2020 donde los partidos se jugaron sin público, se pudo encontrar que los jugadores que mayor influencia tienen en el juego de sus equipos (los aquí llamados estrellas) son aquellos que más se ven afectados por esta presión. Esto se puede determinar ya que se halló una diferencia positiva estadísticamente significativa en la conversión tanto de tiros

libres como de tiros de campo en los partidos jugados en condición de visitante en la burbuja, en comparación con los partidos jugados en la misma condición pero fuera de ella por estos jugadores.

Estos resultados por sí solos nos permiten confirmar la existencia de la ventaja de la localía, que, en este escenario donde no había diferencia entre jugar de visitante o de local, desaparecía. Debido a la naturaleza particular de esta situación podemos entender que el mecanismo de transmisión de la ventaja encontrada es a través del público. Esto nos lleva a entender que, en condiciones normales, la presencia de espectadores genera una presión adicional en este tipo de jugadores cuando juegan en condición de visitante que se traduce en un peor rendimiento individual en esos partidos en particular. Estos jugadores tiraron un 10,8% mejor los tiros libres y un 15,3% mejor los tiros de campo cuando no habían espectadores parciales en los partidos en condición de visitante. Es posible argumentar también gracias a los resultados encontrados que la presión puede afectar de dos formas a los jugadores, en su eficiencia a la hora de convertir, pero también en su toma de decisiones.

Por último es interesante señalar que estos resultados no tienen que limitarse únicamente al campo deportivo, pero sí es importante delimitar su alcance. Los resultados encontrados solo hacen referencia a la presión generada por estar siendo observado por un público que puede calificarse como hostil, y se identificó solamente en aquellos jugadores que, por su clasificación, entendemos que tienen la responsabilidad de llevar adelante el partido, ya que son los mejores jugadores de su equipo. No se está midiendo en este caso la presión que puede generarse por otros factores externos más allá del público, y los resultados encontrados no afectaron a todos los individuos por igual.

Referencias

Apestequia, Jose, and Ignacio Palacios-Huerta. (2010). *Psychological Pressure in Competitive Environments: Evidence from a Randomized Natural Experiment*. American Economic Review, 100 (5): 2548-64.

Bar-Eli, Michael & Krumer, Alex & Morgulev, Elia. (2020). *Ask not what economics can do for sports - Ask what sports can do for economics*. Journal of Behavioral and Experimental Economics, Volume 89, 101597, ISSN 2214-8043

Baumeister, R., Showers, C.,(1986). *A review of paradoxical performance effects: choking under pressure in sports and mental tests*. European Journal of Social Psychology 16, 361–383.

Böheim, René & Grübl, Dominik & Lackner, Mario. (2019) *Choking under pressure – Evidence of the causal effect of audience size on performance*. Journal of Economic Behavior & Organization, Volume 168, Pages 76-93, ISSN 0167-2681

Cao Z, Price J, Stone DF. (2010). *Performance Under Pressure in the NBA*. Journal of Sports Economics. 2011;12(3):231-252. doi:10.1177/1527002511404785

Chang, W & Ran, M (2021). *The Impacts of Home-Court Advantage in the NBA*. Pomona College, Department of Economics

Colella, Fabrizio and Dalton, Patricio S. and Giusti, Giovanni. (2021) *All you Need is Love: The Effect of Moral Support on Performance*. CentER Discussion Paper Series No. 2021-005, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3214533>

Cross, Jeffrey and Uhrig, Richard. (2020). *Do Fans Impact Sports Outcomes? A COVID-19 Natural Experiment*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3705085>

Deutscher, Christian. (2011). *Productivity and New Audiences: Empirical Evidence From Professional Basketball*. Journal of Sports Economics. 12. 391-403. 10.1177/1527002511404782.

Genakos, Christos and Pagliero, Mario.(2012). *Interim Rank, Risk Taking and Performance in Dynamic Tournaments*. Journal of Political Economy, Vol. 120, No. 4, 2012

Goldman, Matt and Justin M. Rao. (2012). *Effort vs. concentration: The asymmetric impact of pressure on NBA performance* in "Proceedings of the MIT Sloan Sports Analytics Conference" MIT 2012, pp. 1–10.

Harb-Wu, Ken & Krumer, Alex. (2019). *Choking under pressure in front of a supportive audience: Evidence from professional biathlon*, Journal of Economic Behavior & Organization, Volume 166, Pages 246-262, ISSN 0167-2681

Jorgensen, A (2015). *Do football crowds matter?*. Universidad de San Andrés, Departamento de Economía

La, Vincent, 2014. *Home Team Advantage in the NBA: The Effect of Fan Attendance on Performance*, MPRA Paper 54579, University Library of Munich, Germany.

Palacios-Huerta, Ignacio (2014). *Beautiful Game Theory: How Soccer Can Help Economics*. Princeton; Oxford: Princeton University Press.

Ponzo, Michela & Scoppa, Vincenzo. (2014). *Does the Home Advantage Depend on Crowd Support? Evidence from Same-Stadium Derbies*. Journal of Sports Economics, 2018, 19 (4), 562-582

Price, M & Yan, J (2021). *The Effects of the NBA COVID Bubble on the NBA Playoffs: A Case Study for Home-Court Advantage*. University of Connecticut, Department of Statistics

Sanders, Shane & Walia, Bhavneet. (2012). *Shirking and "choking" under incentive-based pressure: A behavioral economic theory of performance production*. Economics Letters. 116. 363–366. 10.1016/j.econlet.2012.03.030.

Schwartz, Barry & Barsky, Stephen. (1977). *The Home Advantage*. Social Forces. 55. 641-661. 10.1093/sf/55.3.641.

Staw, B., & Hoang, H. (1995). *Sunk Costs in the NBA: Why Draft Order Affects Playing Time and Survival in Professional Basketball*. Administrative Science Quarterly, 40(3), 474-494. doi:10.2307/2393794

Worthy, Darrell & Markman, Arthur & Maddox, W.. (2009). *Choking and excelling at the free throw line*. The International Journal of Creativity and Problem Solving. 19. 53-58.