

Análisis del fútbol de máximo nivel a partir de redes complejas: el caso de la selección argentina en el Campeonato del Mundo de Qatar 2022

Rómulo Díaz-Díaz¹

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. (GIPEDS)

Eduardo J. Ramos-Verde

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. (GIPEDS)

Ulises S. Castro-Núñez

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. (GIPEDS)

David Rodríguez-Ruiz

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. (GIPEDS)

Miriam E. Quiroga-Escudero

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. (GIPEDS)

RESUMEN

El objetivo del presente trabajo fue estudiar el nivel de las interacciones (pases efectivos) de la selección argentina de fútbol mediante la técnica de análisis de redes, en el Campeonato del Mundo celebrado en Qatar en el año 2022. Para determinar las características de la red, el punto de partida fue el número de nodos (jugadores) y aristas (conexiones). Se hallaron los valores de la densidad de la red, la centralidad (*Degree Centrality*, *Closeness Centrality* y *Betweenness Centrality*) y el nivel de conexión (*Clustering Coefficient*, *Hub*, *Authority*, *Eigenvector Centrality* y *PageRank*). Asimismo, el espacio de interacción individual, con posesión y sin posesión del balón. Los resultados demuestran que la importancia de los jugadores está en función de la métrica utilizada para evaluar las características de la red, además de su posición en el campo. Los jugadores que presentaron una alta conectividad fueron los defensas centrales y centrocampistas, mientras que Messi, fue el jugador más importante cuando se utilizaron los parámetros para medir el nivel de agrupamiento. El comportamiento de la selección argentina ofreció patrones consistentes, recurrentes y singulares, si bien, el estado del marcador pudo haber sido un aspecto favorable a la hora de observar este tipo de comportamientos.

Palabras clave: *Redes Complejas – Fútbol – Interacciones – Qatar 2022.*

ABSTRACT

The aim of the present work was to study the level of the interactions between the (effective passes) of the Argentine national football team using the network analysis technique, in the World Championship held in Qatar 2022. To determine the characteristics of the network, the starting point was the number of nodes (players) and edges (connections). Values of network density, centrality (*Degree Centrality*, *Closeness Centrality* y *Betweenness Centrality*) and connection level (*Clustering Coefficient*, *Hub*, *Authority*, *Eigenvector Centrality* y *PageRank*), were identified. Additionally, the individual interaction space, both with and without possession of the ball was explored. The results demonstrate that the importance of players is influenced by the metric used to evaluate network characteristics, as well as their position on the field. Players with high connectivity were central defenders and midfielders, while Messi emerged as the most important player when parameters measuring clustering level were applied. The behavior of the Argentine team exhibited consistent, recurrent and unique patterns, although the state of the scoreboard may have been a favorable aspect when observing such behaviors.

Key words: *Complex Networks – Football – Interactions – Qatar 2022.*

¹ Contacto con los autores: Rómulo Díaz-Díaz (romulo.diaz@ulpgc.es)

Uno de los eventos deportivos más relevantes que se celebra a nivel internacional, es el Campeonato del Mundo de Fútbol organizado por la *Fédération Internationale de Football Association* (FIFA). De esta competición surgen innovaciones tácticas que pueden marcar la tendencia en los años posteriores y, desde el punto de vista científico, aportan datos relevantes sobre la diferencia entre equipos ganadores y perdedores, la comparación de rendimiento físico entre selecciones, o los sistemas tácticos empleados (Vales et al., 2015; Rivas et al., 2017; Guedea et al., 2019).

En los deportes de cooperación-oposición, como es el caso del fútbol, las acciones de los participantes cambian constantemente generando dinámicas de interacción espaciales y temporales que les permiten actuar de forma eficaz ante las continuas situaciones emergentes e impredecibles que provocan los cambios en el comportamiento de compañeros y adversarios (González-Artetxe y Los Arcos, 2021).

El pase de balón es un elemento fundamental en el juego, ya que no solo contribuye a mantener la posesión de este y evitar que el equipo contrario la tenga, sino que también ayuda a alcanzar el objetivo principal: marcar goles. Además, la distribución de pases refleja el estilo de juego y es un elemento táctico de confrontación con el equipo y, pese a tratarse de una trayectoria de investigación empírica relativamente corta, se han identificado algunos indicadores estructurales de la efectividad en el juego (Maya y Bohórquez, 2013). El hecho de que el pase implique un emisor y un receptor supone la necesaria direccionalidad de los lazos, una característica de notable importancia a la hora de desarrollar aportes desde la ciencia de redes al fútbol, ya que permite profundizar en el análisis de las interacciones de los futbolistas (Bundio y Conde, 2007).

El estudio del rendimiento deportivo se ha desarrollado a lo largo de los años tratando de mejorar y ampliar, sistemáticamente, la información proporcionada a los entrenadores y equipos técnicos (Hughes y Bartlett, 2002) proporcionando la mayor cantidad de datos relevantes posibles. La revolución tecnológica y digital, responsable de esta masiva avalancha de datos (Big Data Deportivo) (Pappalardo et al., 2019) ha posibilitado el estudio de indicadores de rendimiento, que permiten el análisis del juego desde un enfoque holístico, tratando de optimizar y racionalizar la gran cantidad de información que se genera en los partidos (Gudmundsson y Horton, 2017). Entre los indicadores de rendimiento en el fútbol, en los últimos años, llama especialmente la atención el

estudio de las redes de pase (Ribeiro et al., 2017; Clemente et al., 2020; Aquino et al., 2020; Sancho et al., 2021).

Durante la última década, la Ciencia de Redes se ha convertido en uno de los campos más activos de la física y de las matemáticas aplicadas (Newman, 2010), y su utilidad en el análisis de los sistemas sociales ha introducido nuevas metodologías para analizar problemas clásicos como: la aparición de epidemias, el despertar de la cooperación entre individuos o la propagación de la información por las redes sociales. La organización de los equipos de fútbol, y su rendimiento, han sido desvelados utilizando métricas procedentes de esta ciencia, donde un equipo es considerado como una red compleja cuyos nodos (jugadores) interactúan con el objetivo de superar a la red contraria (Buldú et al., 2019).

Los estudios que abordan el análisis de aspectos tácticos, individuales o colectivos, son apoyados, cada vez más, por esta revolución tecnológica. Sin embargo, el desconocimiento de métodos avanzados para analizar la dinámica de los jugadores es responsable de la falta de estudios centrados específicamente en el rendimiento táctico en fútbol (Clemente et al., 2013). Temporada tras temporada, se suceden los escenarios en los que el análisis de las acciones y los patrones del juego se han vuelto más y más complejos (Salmon y McLean, 2020).

Entre los indicadores que se han utilizado para explorar el rendimiento técnico-táctico en fútbol, destaca la importancia dada a las acciones que tienen relación con el móvil, especialmente la posesión del balón o la interacción entre los jugadores, y cómo esta puede influir en el resultado final de los partidos.

La organización de un equipo puede considerarse como el resultado de la interacción entre sus jugadores, creando redes de pases que se pueden medir mediante el número de veces y forma en que se conectan entre sí, el lugar del espacio utilizado, o mediante la evolución temporal de dichas conexiones. Partiendo de la construcción de las redes de pases de cada equipo, se puede analizar: cuál es el papel de cada jugador en la red, cómo se reparten las funciones en el juego ofensivo, cómo es la interacción entre todos los jugadores del equipo o si existen subconjuntos de jugadores que condicionan el juego de del equipo (Strnad et al., 2017). No se puede analizar a un jugador sin tener en cuenta lo que ocurre en su entorno (Buldú et al., 2018).

El análisis científico del juego nos lleva a interpretarlo frecuentemente como un conjunto

de procesos estocásticos de gran complejidad, que nos hace muy difícil predecir la dinámica de este (Lamas et al., 2018). Sin embargo, frente a una supuesta pero falsa aleatoriedad, los comportamientos (individuales y colectivos) muestran una identidad propia que se sustenta en tres pilares básicos: consistencia y recurrencia (proporcionan identidad a las acciones), y singularidad (genera incertidumbre y le proporciona creatividad al juego) (Gyarmati y Hefeeda, 2016). Estos tres aspectos potencian la eficacia de las acciones mejorando y facilitando la capacidad de autoorganización.

El uso del análisis de redes nos puede ayudar a determinar el nivel de importancia de cada uno de los jugadores y las relaciones que se establecen entre ellos, descifrando la topología y funcionalidad de la red del juego ofensivo a partir de las conexiones que se crean entre los jugadores. Caicedo-Parada et al. (2020), destacan la importancia de esta técnica como una herramienta novedosa que puede aplicarse para explorar el comportamiento de los jugadores e identificar aquellos que son clave para analizar el desarrollo del juego, evaluar la estabilidad del grupo, identificar individuos influyentes y cuantificar la previsibilidad de las interacciones entre individuos dentro de un equipo. Las métricas de redes que son más relevantes para el estudio de las interacciones que se generan durante la posesión del balón, incluyen parámetros como: la centralidad de grado, la densidad de red, la entropía del equipo y los coeficientes de agrupación (Arriaza-Ardiles et al., 2018; Taylor et al., 2020).

El objetivo del presente estudio fue analizar el nivel de las interacciones con balón mediante el pase, de la selección argentina de fútbol, a través de la técnica de análisis de redes, en el Campeonato del Mundo celebrado en Qatar en el año 2022, con el fin de detectar posibles regularidades en el comportamiento ofensivo de los jugadores del equipo campeón de dicho evento deportivo. Este tipo de análisis, desde el punto de vista práctico, permitiría identificar atractores y desarrollar modelos de trabajo para potenciar o contrarrestar sus comportamientos.

MÉTODO

Muestra

El conjunto de datos analizado estuvo conformado por todos los pases efectivos en los 7 partidos disputados por la selección de Argentina en el Campeonato del Mundo de Fútbol celebrado en Qatar, entre el 20 de noviembre y el 18 de diciembre de 2022.

Los datos fueron extraídos de <https://www.fifatrainingcentre.com/en/fwc2022/post-match-summaries/post-match-summary-reports.php>. En concreto, los pases efectivos realizados en los 7 partidos (690 minutos de juego, sin contar el añadido) por 24 jugadores (1 portero; 9 defensas; 9 mediocampistas; y 5 delanteros) que participaron con la selección de Argentina en dicha competición. Para cada pase, disponemos de la información sobre el jugador que pasa el balón y el jugador que lo recibe, teniendo en cuenta únicamente los pases efectivos (ejecución del pase y recepción de un compañero). El total de pases efectivos fue de 3534.

Codificación de datos

La realización del análisis de redes precisa generar una matriz de adyacencia que represente las conexiones entre un jugador pasador y un compañero receptor. Para construir una matriz de adyacencia que permita el análisis de redes, deben definirse los criterios que caracterizan la conexión entre los jugadores que configuran la red. En este estudio, los pases entre compañeros de equipo fueron definidos como el criterio de conexión de la red.

Procedimiento

Para analizar los parámetros organizativos de la red se estudió el Espacio Individual de Interacción (Parlebas, 2001), con posesión y sin posesión del balón. Definimos este espacio como los metros del espacio efectivo de juego (Grèhaigne, 1992; Grèhaigne et al., 1997) dividido entre el número de jugadores de campo. En el caso que nos ocupa se calculó la media del espacio de juego efectivo de los 7 partidos entre el número de jugadores. De este modo, obtuvimos información sobre el espacio topográfico del equipo. Analizado el espacio de juego, a continuación, debemos determinar el número de nodos de la red (jugadores) determinando, en cada caso, el peso (grado), así como el número y el tipo de conexiones.

Para una mayor comprensión de estos parámetros evaluamos la potencia de la red de interconexión generada por la selección de Argentina, por tal motivo, utilizamos los parámetros de densidad y conectividad. La densidad de la red es la propiedad que mide la proporción de las relaciones presentes en ella sobre el número máximo de relaciones que pudieran existir. Este número de relaciones está determinado por el número total de nodos (jugadores) que participan en la red (Wasserman y Faust, 1994). La densidad de la red es

minimizada cuando no existen relaciones entre los actores y es maximizada cuando todos los actores están íntimamente relacionados entre sí (Reagans y Zuckerman, 2001). La conectividad se calculó para: cada jugador, número de compañeros con los que conecta cada uno de ellos, número de pases dados y recibidos, y porcentaje en relación con el total de pases del equipo y al tiempo de juego total en la competición. Esta conectividad representa el valor bruto de conexiones que muestra cada jugador en la red. La conectividad se manifiesta en relación a pases recibidos (IN) y pases realizados (OUT). También se ha determinado la Intensidad para establecer el nivel de conectividad temporal relativa, teniendo en cuenta los minutos de juego de cada jugador. Además, se halló la ratio, que es una medida que nos permite ver la importancia de cada jugador en función de los pases dados y los pases recibidos (número de pases out / pases in).

Finalmente, se calculó la Intensidad, que nos permitió comprobar el nivel de conectividad temporal relativa, teniendo en cuenta los minutos de juego de cada jugador (sin contabilizar los tiempos añadidos).

Para determinar las características topológicas de las redes generadas, se utilizó el cálculo de la modularidad o tipo de agrupamiento mediante el algoritmo de Louvain (Blondel et al., 2008), que proporciona una partición del conjunto de nodos atendiendo a sus características topológicas o estructurales del grafo resultante, en concreto, de sus aristas (conexiones). Este realiza una evaluación del conjunto de datos y compara la densidad de aristas que están presentes dentro o fuera de los principales agrupamientos que se generan durante el juego. Al optimizar este valor de interacción se obtiene un estimado de agrupación de los nodos que pertenecen a una red. El valor a optimizar es la modularidad, definido como un número entre -1 y 1.

Instrumentos

La centralidad se refiere a la medida de la importancia relativa de un nodo (jugador) dentro de esa red. Esta es una forma sencilla de cuantificar la influencia, el control o la posición de un nodo en comparación con los otros nodos que conforman la red. Los jugadores con valores de centralidad más elevado tienen un acceso más fácil y rápido a los demás jugadores (dependen menos del resto de los jugadores a la hora de interactuar con otros componentes del equipo), así como, una mayor capacidad para ejercer el control del flujo de comunicación entre ellos. Estos jugadores con alta centralidad suelen actuar como atractores en diferentes acciones del juego (i.e. atractores principales del juego

ofensivo; atractores refractarios o defensivos; atractores puente o de intermediación, atractores secundarios, entre otros). Las métricas de centralidad utilizadas en este estudio han sido la centralidad de grado (*Degree Centrality*) y el *Closeness Centrality*. La primera, mide la importancia de un nodo basándose en la cantidad de conexiones que tiene. Los nodos con más conexiones (mayor grado) se consideran los más centrales en la red. La segunda (*Closeness Centrality*), mide la distancia (geodésica) de un nodo respecto a otros nodos que están altamente conectados, nos identifica y estima el grado de proximidad entre los jugadores. Al utilizar el valor recíproco logramos que el valor de este parámetro aumente cuando se reduce la distancia a otro nodo, es decir, cuando se mejora la integración en la red (Landherr et al., 2010). Por tanto, cuanto más cerca esté un nodo de los demás, mayor será su centralidad de cercanía.

La centralidad de intermediación fue evaluada mediante el *Betweenness Centrality*. Su valor representa cómo es de frecuente que un nodo esté entre los caminos geodésicos más cortos con respecto a otros nodos (número de relaciones en el camino más corto posible de un nodo hacia otro nodo), actuando como centroide de interconexión (i.e. juego de triangulación o funcionalidad del jugador en subespacios de juego).

La evaluación de la agrupación de la red se calculó mediante el *Coefficiente de Clustering*, que es una medida que evalúa la "agrupación" o la tendencia de los nodos en una red a formar grupos densamente interconectados. Esta métrica proporciona información sobre la cohesión de una red y cómo los nodos tienden a agruparse. El *Coefficiente de Clustering* de un jugador específico mide cuántos jugadores del equipo están conectados entre sí en relación con el número total de conexiones posibles entre ellos. Este valor varía entre 0 y 1. Un valor de 0 indica que los vecinos de un nodo no están conectados en absoluto, mientras que un valor de 1 indica que todos los vecinos del nodo están completamente interconectados.

Además del *Coefficiente de Clustering* (grupal e individual) se analizaron otros tipos de agrupamiento: *Hub* y *Authority*, *Eigenvector Centrality* y *PageRank*.

El *Hub* representa la capacidad de un jugador para interconectar con el resto de los compañeros (Nivel de Concentración) y muestra la suma de los valores de Autoridad de todos sus vecinos. Por su parte, el *Authority* representa la habilidad de conectar con jugadores relevantes (nivel de trascendencia). El *Eigenvector Centrality* es una medida que nos da la importancia de los nodos, no solo por la cantidad

de vecinos que tiene cada nodo, sino por cómo de importantes son esos vecinos con los que enlazan. Por tanto, este parámetro nos mide la influencia transitiva de los nodos. Una puntuación alta de *Eigenvector Centrality* significa que un jugador está conectado a muchos jugadores que tienen puntuaciones altas. Finalmente, el *PageRank*, algoritmo creado por Brin y Page (1998), como variante de *Eigenvector Centrality*, permite definir un ranking, o importancia, de los distintos vértices dentro de una red. Estos parámetros de agrupamiento se utilizaron para explicar la dinámica de juego y su organización en el campo.

Análisis de datos

El tratamiento de los datos, el cálculo de los diferentes parámetros y los gráficos de la red se

realizó a través del software Gephi v.0.10 (Cherven, 2013).

RESULTADOS

El análisis del Espacio de Interacción Individual, con posesión de balón y sin posesión de balón (gráficos 1 y 2), permitió comprobar una disminución del espacio en función de las fases del juego, tanto con posesión del balón, como sin posesión de este. Con posesión de balón: en la fase de inicio $204,01 \text{ m}^2 (\pm 21,06 \text{ m}^2)$; en la fase de creación $178,67 \text{ m}^2 (\pm 10,76 \text{ m}^2)$ y en la fase de finalización $160,01 \text{ m}^2 (\pm 8,05 \text{ m}^2)$. Sin posesión de balón, presentó las siguientes características espaciales: $156,96 \text{ m}^2 (\pm 12,26 \text{ m}^2)$ en zona alta; $118 \text{ m}^2 (\pm 7,46 \text{ m}^2)$ en zona media y $100 \text{ m}^2 (\pm 12,52 \text{ m}^2)$ en zona baja o de repliegue defensivo.

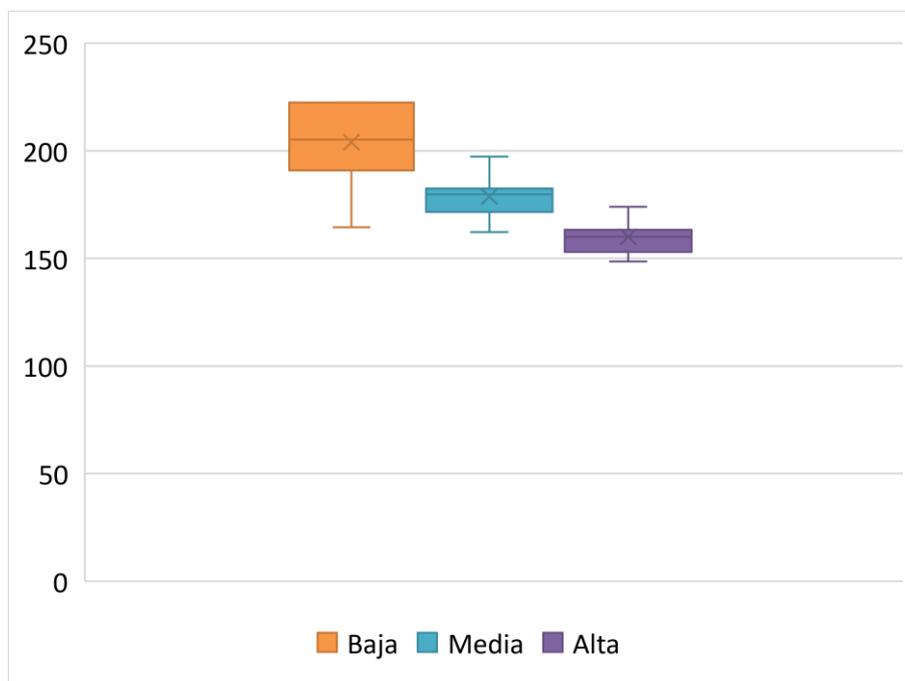


Gráfico 1. *Espacio de Interacción Individual cuando el equipo estaba en posesión del balón.*

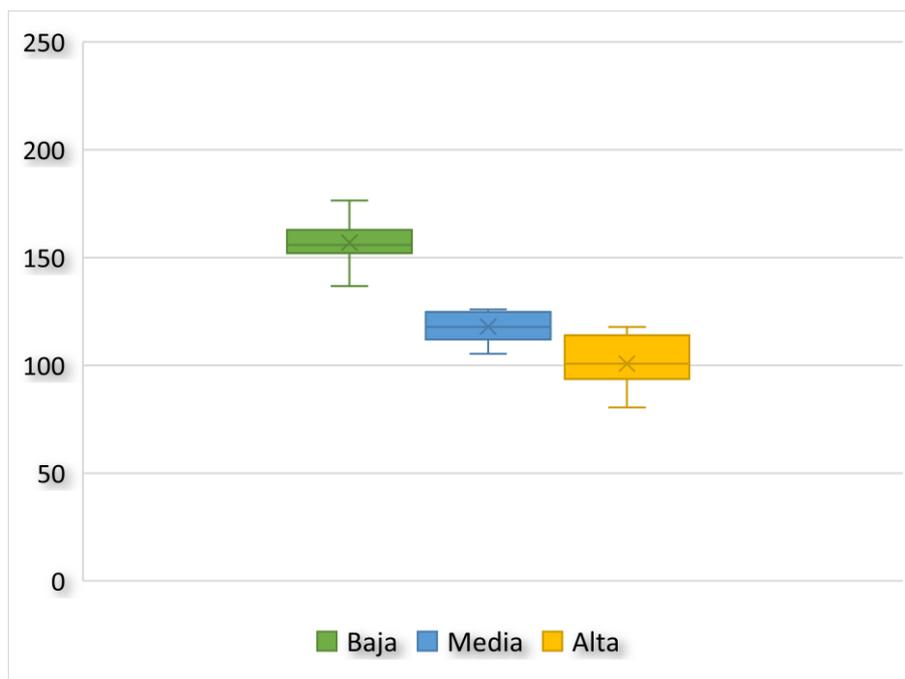


Gráfico 2. Espacio de Interacción Individual cuando el equipo estaba sin posesión del balón.

La red estuvo formada por un total de 24 jugadores que participaron en los 7 partidos disputados, con 329 aristas o conexiones, y una densidad de 0,596, lo que nos indica que no es una red altamente conectada. Con el fin de observar si existían diferencias en la densidad de la red, en función del rival al que se enfrentaba la selección analizada, se calculó esta métrica de forma individual para cada partido, comprobándose una alta regularidad y equidad a lo largo de toda la competición. El valor máximo fue de 0,646, en el segundo partido, ante la selección de México, mientras que el valor mínimo fue de 0,504 en los partidos de Semifinal y Final, ante Croacia y Francia respectivamente. En el resto de los partidos la densidad fue la siguiente: Jornada 1 (Arabia Saudí) 0,517; Jornada 3 (Polonia) 0,542; Octavos de Final (Australia) y Cuartos de Final (Países Bajos) 0,555.

La tabla 1 expone la conectividad absoluta y relativa, con los datos del número de conexiones por jugador (*Degree Centrality In/Out*) y los pases realizados (Pases Out) y recibidos (Pases In), así como el porcentaje de pases en relación con el total de los realizados por el equipo, para cada uno de los jugadores. El jugador más importante en conexiones fue Messi, con el valor de *Degree Centrality* más alto (42), seguido de De Paul (40) y Otamendi (39).

Tanto para la conectividad absoluta, como para la conectividad relativa, se observó la importancia del jugador Otamendi (defensa central), con unos valores del 11,97% de los Pases Out y de 13,61% de los Pases In, siendo importante en el inicio del juego de su equipo. En la zona de centrocampistas destacaron: De Paul (12,34% de Pases Out y 12,28% de Pases In) y Enzo Fernández (10,53% de Pases Out y 11,12% de Pases In), sirviendo de canalizadores del juego de ataque, y de conexión entre los defensas y los jugadores más adelantados. En estas zonas adelantadas destacó Messi (9,85% de Pases Out y 8,15% de Pases In), por lo que podemos deducir que existió una conexión importante en el juego ofensivo entre los centrocampistas antes nombrados y este último.

En cuanto a la Ratio, todos aquellos jugadores con valores superiores a 1,00 recibieron más pases que los que dieron. Los centrales que más minutos acumularon en la competición presentaron valores superiores a 1,00. Sucedió igual con los centrocampistas (Mac Allister, De Paul y Enzo Fernández), aunque ligeramente inferiores a los anteriores. Los jugadores ofensivos fueron aquellos que mostraron valores menores a 1,00; es decir, dieron más pases de los que recibieron. Messi se mostró como uno de los jugadores con mayor peso absoluto por el número de veces que intervino en acciones de pase, como pasador o receptor (636 veces), con un valor relativo de 0,83.

Tabla 1

Conectividad absoluta y relativa

Jugador	Rol posicional	DC Out	DC In	Pases Out	Pases Out (%)	Pases In	Pases In (%)	Total Out/In	Ratio
E. Martínez	POR	13	20	80	2,26	116	3,28	196	1,45
Otamendi	DC	18	21	423	11,97	481	13,61	904	1,14
Romero	DC	19	18	273	7,72	306	8,66	579	1,12
L. Martínez	DC	16	17	122	3,45	126	3,57	248	1,03
Pezzella	DC	10	12	40	1,13	44	1,25	84	1,10
Molina	LD	15	18	234	6,62	222	6,28	456	0,95
Montiel	LD	12	12	65	1,84	54	1,53	119	0,83
Foyth	LD	2	2	2	0,06	2	0,06	4	1,00
Tagliafico	LI	17	16	114	3,23	111	3,14	225	0,97
Acuña	LI	18	16	158	4,47	129	3,65	287	0,82
Mac Allister	MC	19	19	220	6,23	221	6,25	441	1,00
G. Rodríguez	MC	10	9	50	1,41	52	1,47	102	1,04
De Paul	VOL	20	20	436	12,34	434	12,28	870	1,00
Paredes	VOL	15	18	202	5,72	218	6,17	420	1,08
E. Fernández	VOL	18	18	372	10,53	393	11,12	765	1,06
Palacios	VOL	10	10	20	0,57	21	0,59	41	1,05
Almada	VOL	6	5	11	0,31	11	0,31	22	1,00
Di María	EXT	16	14	154	4,36	117	3,31	271	0,76
A. Gómez	EXT	13	11	51	1,44	51	1,44	102	1,00
Messi	DEL	22	20	348	9,85	288	8,15	636	0,83
J. Álvarez	DEL	15	12	95	2,69	88	2,49	183	0,93
Lautaro M.	DEL	15	15	52	1,47	41	1,16	93	0,79
Dybala	DEL	6	3	8	0,23	5	0,14	13	0,63
Correa	DEL	4	3	4	0,11	3	0,08	7	0,75

Donde: DC es el valor de Degree Centrality. Rol posicional: Portero (POR); Defensa Central (DC); Lateral Derecho (LD); Lateral Izquierdo (LI); Medio Centro (MC); Volante (VOL); Extremo (EXT) y Delantero (DEL).

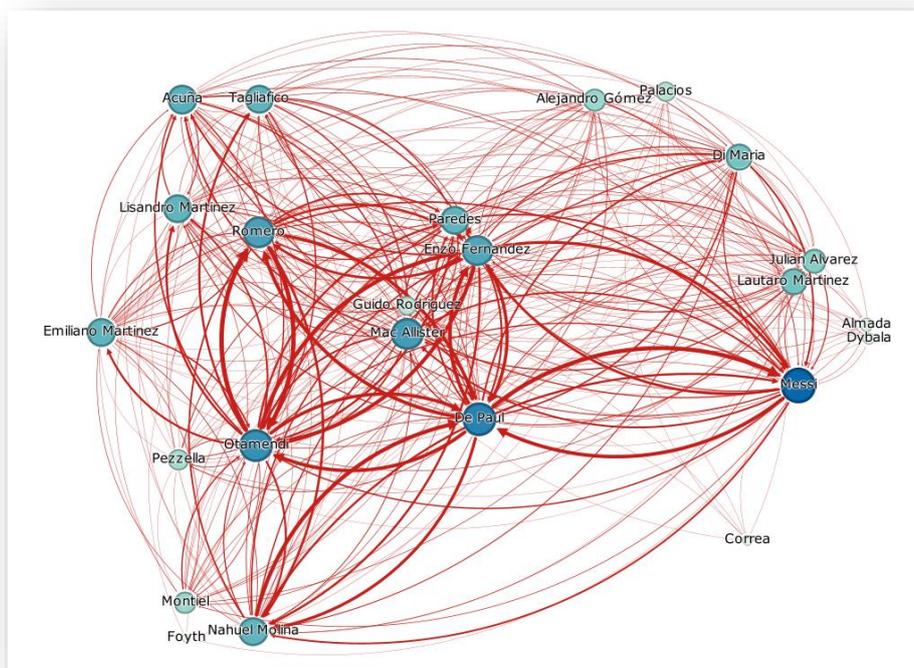


Gráfico 3. Representación de gráfica de la red de la selección de Argentina para el parámetro Degree Centrality.

El gráfico 3 representa el número de conexiones de los jugadores de la selección argentina, en la que se aprecia la importancia que toma Messi en este aspecto. La conectividad se calculó en términos temporales para medir la intensidad (tabla 2). En este caso, Otamendi, De Paul y Messi, fueron los jugadores con mayor conectividad temporal, siendo los más relevantes respecto al total de minutos disputados por los jugadores argentinos en la competición. Es cierto, que los valores más altos en cuanto a los porcentajes

fueron para jugadores con pocos minutos jugados, véase el caso de Almada o Correa. Nos pareció adecuado también destacar la baja conectividad e intensidad de un jugador de carácter ofensivo como Julián Álvarez, seguramente porque su funcionalidad estuvo relacionada con el juego sin balón, creación de espacios o presión a la defensa rival cuando su equipo no tenía la posesión. Se hace necesario, entonces, otro tipo de análisis para averiguar o detectar comportamientos relacionados con el juego sin balón.

Tabla 2

Conectividad temporal (Intensidad) de cada uno de los jugadores en los siete partidos disputados

Jugador	Minutos Jugados	Pases Minuto Totales (nº)	Pases Minuto Out (nº)	Pases Minuto Out (%)	Pases Minuto In (nº)	Pases Minuto In (%)
E. Martínez	690	0,28	0,12	0,83	0,17	1,25
Otamendi	690	1,31	0,61	4,38	0,70	5,16
Romero	548	1,06	0,50	3,56	0,56	4,14
L. Martínez	301	0,82	0,41	2,89	0,42	3,10
Pezzella	57	1,47	0,70	5,01	0,77	5,72
Molina	570	0,80	0,41	2,93	0,39	2,88
Montiel	116	1,03	0,56	4,00	0,47	3,45
Foyth	4	1,00	0,50	3,57	0,50	3,70
Tagliafico	372	0,60	0,31	2,19	0,30	2,21
Acuña	374	0,77	0,42	3,02	0,34	2,55
MacAllister	525	0,84	0,42	2,99	0,42	3,12
G. Rodríguez	57	1,79	0,88	6,26	0,91	6,76
De Paul	602	1,45	0,72	5,17	0,72	5,34
Paredes	224	1,88	0,90	6,44	0,97	7,21
E. Fernández	533	1,44	0,70	4,98	0,74	5,46
Palacios	47	0,87	0,43	3,04	0,45	3,31
Almada	6	3,67	1,83	13,09	1,83	13,58
Di María	221	1,23	0,70	4,97	0,53	3,93
A. Gómez	109	0,94	0,47	3,34	0,47	3,47
Messi	690	0,92	0,50	3,60	0,42	3,09
J. Álvarez	468	0,39	0,20	1,45	0,19	1,39
Lautaro M.	207	0,45	0,25	1,79	0,20	1,47
Dybala	17	0,76	0,47	3,36	0,29	2,18
Correa	4	1,75	1,00	7,14	0,75	5,55

El cálculo de comunidades o análisis de la modularidad (gráfico 4), dividió al conjunto de nodos o jugadores en tres clústeres con distintas características estructurales. Por un lado, pudimos observar un grupo, formado por 10 jugadores, prioritariamente de carácter defensivo (centrales o portero) y en el que se incluyen también jugadores con poca participación en cuanto al total de minutos jugados. Un segundo clúster estuvo conformado por 7 jugadores, sobre todo

centrocampistas y delanteros (Messi, Di María, De Paul o Enzo Fernández). Finalmente, un tercer clúster estuvo conformado por jugadores con poca participación y en el que se incluyó un jugador como Mac Allister que, a pesar de haber participado en 6 de los 7 partidos disputados por la selección en el torneo, presentó características estructurales similares a las de jugadores con poca participación, como Foyth, Dybala o Palacios.

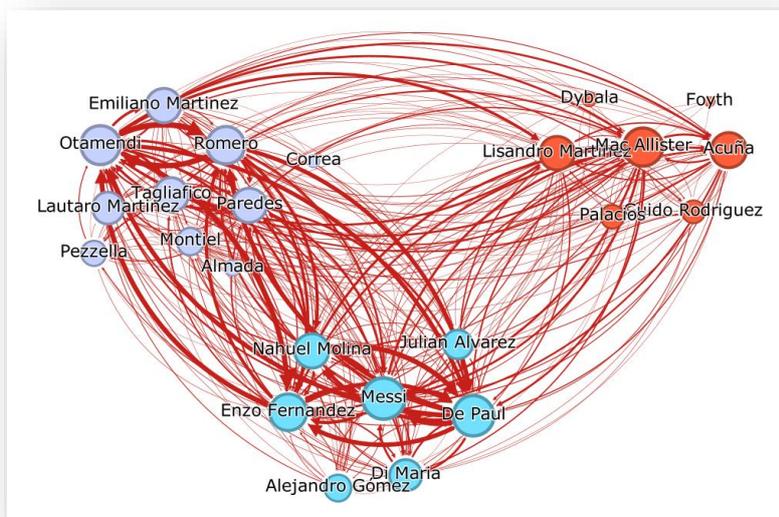


Gráfico 4. Comunidades dentro de la red de la selección argentina.

El análisis de la centralidad nos permitió conocer qué jugadores eran más importantes en ese aspecto, a través de tres indicadores (tabla 3): *Degree Centrality*, *Closeness Centrality* y *Betweenness Centrality*. Se observó que el jugador con mayor centralidad fue Otamendi, en dos de los tres parámetros analizados: 904 de *Degree Centrality* y 0.920 de *Closeness Centrality*. En segundo orden de

importancia, nos encontramos con De Paul con valores de 870 en *Degree Centrality* y de 0.884 en *Closeness Centrality*. El otro parámetro que nos dio información sobre la centralidad fue el *Betweenness Centrality* (gráfico 5), en el que destacó Messi con un valor de 0.101, seguido de Romero con 0.072. Como se pudo apreciar, el papel de Messi en la centralidad es relevante a nivel de intermediación con el resto de los jugadores

Tabla 3

Medidas de centralidad de los nodos

Jugador	Rol Posicional	Degree Centrality	Closeness Centrality	Betweenness Centrality
E. Martínez	POR	196	0.884	0.020
Otamendi	DC	904	0.920	0.041
Romero	DC	579	0.821	0.072
L. Martínez	DC	248	0.793	0.011
Pezzella	DC	84	0.676	0.003
Molina	LD	456	0.821	0.014
Montiel	LD	119	0.676	0.003
Foyth	LD	4	0.489	0.00
Tagliafico	LI	225	0.766	0.024
Acuña	LI	287	0.766	0.012
Mac Allister	MC	441	0.851	0.023
G. Rodríguez	MC	102	0.621	0.001
De Paul	VOL	870	0.884	0.038
Paredes	VOL	420	0.821	0.015
E. Fernández	VOL	765	0.821	0.015
Palacios	VOL	41	0.638	0.032
Almada	VOL	22	0.560	0.00
Di María	EXT	271	0.718	0.006
A. Gómez	EXT	102	0.657	0.001
Messi	DEL	636	0.884	0.101
J. Álvarez	DEL	183	0.676	0.004
Lautaro M.	DEL	93	0.741	0.010
Dybala	DEL	13	0.522	0.001
Correa	DEL	7	0.534	0.00

Donde: *Portero (POR)*; *Defensa Central (DC)*; *Lateral Derecho (LD)*; *Lateral Izquierdo (LI)*; *Medio Centro (MC)*; *Volante (VOL)*; *Extremo (EXT)*; *Delantero (DEL)*.

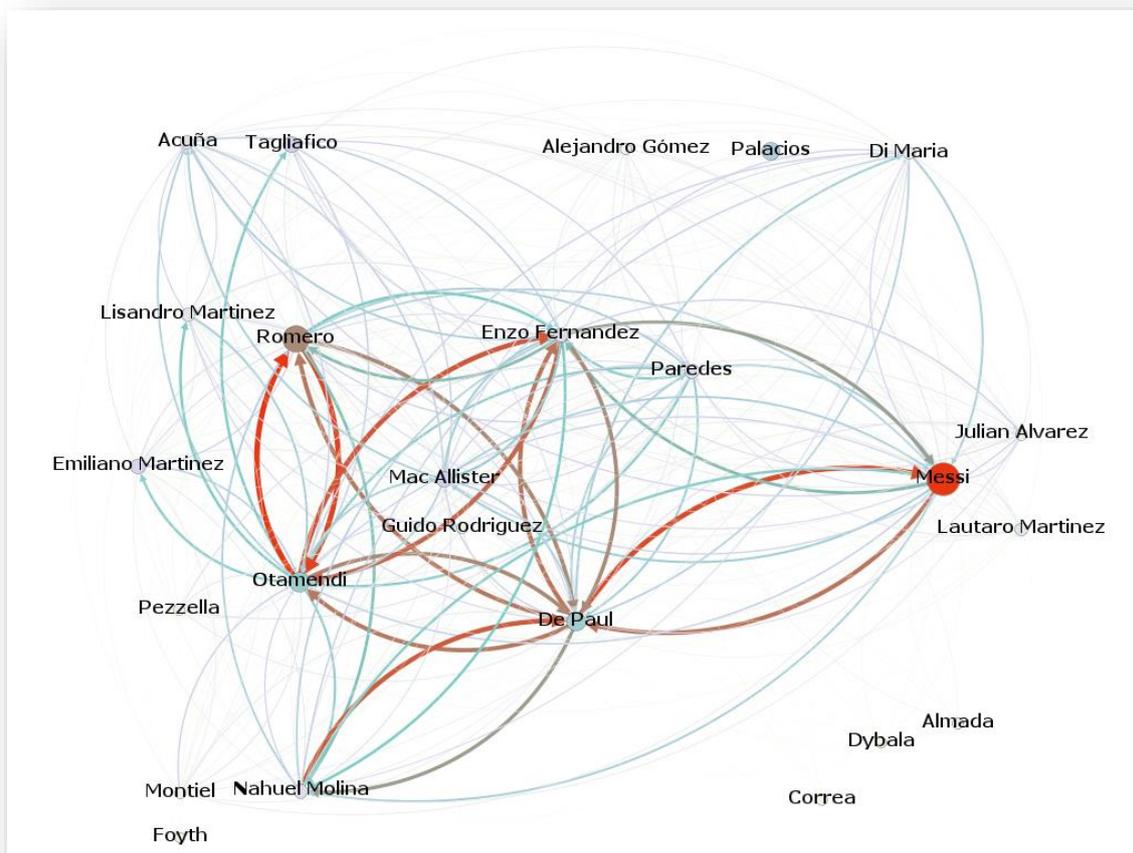


Gráfico 5. Representación gráfica de los valores de *Betweenness Centrality*.

El análisis de la funcionalidad de la red (tabla 4) se concluyó con el cálculo del valor de agrupamiento con los algoritmos correspondientes a *Coefficiente de Clustering*, *Eigenvector Centrality*, *PageRank*, *Hub* y *Authority*. El valor del *Coefficiente medio de Clustering* fue de 0.786. Individualmente, Romero (0.591) y Otamendi (0.619), fueron los jugadores con el menor valor, lo que significa que están altamente conectados sus compañeros.

Los jugadores con mejor nivel de agrupamiento están representados en el gráfico 6.

El valor de *PageRanks* más elevado lo obtuvo Messi (0.068), siendo el que mayor probabilidad tuvo de conectar con cualquier otro jugador del equipo. En segundo lugar, destacó el valor que logró Romero (0.613), probablemente por la importancia que tuvo en el inicio del juego de su equipo desde zonas próximas a su propia portería.

Con respecto al *Eigenvector Centrality* o medida de centralidad de vector propio, se comprobó que Messi, con un valor de 1.00, fue el jugador con más capacidad de agrupamiento

de la red, tanto por la participación y el peso que tuvo en el juego del equipo, como por la relación que se estableció entre él y otros jugadores importantes del equipo como De Paul (0.969), segundo en orden de importancia en dicho indicador. Debemos hacer mención especial sobre Mac Allister (0.951), ya que hemos visto que no fue un jugador definitorio en la medida que no tuvo una alta participación en pases o recepciones, pero que tiene un valor relevante en la centralidad de vector propio.

Los dos últimos indicadores, *Authority* y *Hub*, están directamente relacionados. Un *Authority* es un jugador que está vinculado con buenos *Hubs* y, a su vez, este será importante si está conectado con buenos *Authorities*. Se apreció el peso de Messi como *Authority*, y de Otamendi y De Paul como los *Hubs* más relevantes dentro de la red. El portero, Emiliano Martínez también mostró valores altos en *Hub* (0.266). Este resultado se explica a partir de la consideración de dos aspectos; en primer lugar, fue el jugador que más recuperaciones realizó. En segundo lugar, no encontró oposición en el inicio del juego, por lo que presentó una alta efectividad en esa fase.

Tabla 4

Valores de agrupamiento (PageRank, Eigenvector, Authority y Hub) por jugador de la red juego generada por los pases realizados por la selección de Argentina

Jugador	Rol posicional	Coefficiente de Clustering	PageRanks	Eigenvector	Authority	Hub
E. Martínez	POR	0.692	0.037	0.682	0.189	0.266
Otamendi	DC	0,619	0.052	0.894	0.243	0.269
Romero	DC	0.591	0.061	0.874	0.237	0.245
L. Martínez	DC	0.788	0.045	0.829	0.230	0.238
Pezzella	DC	0.857	0.029	0.539	0.154	0.171
Molina	LD	0.745	0.044	0.819	0.222	0.244
Montiel	LD	0.879	0.036	0.651	0.181	0.174
Foyth	LD	1.000	0.012	0.092	0.023	0.022
Tagliafico	LI	0.739	0.050	0.863	0.237	0.228
Acuña	LI	0.794	0.052	0.918	0.251	0.229
Mac Allister	MC	0.708	0.054	0.951	0.260	0.258
G. Rodríguez	MC	0.933	0.030	0.545	0.149	0.134
De Paul	VOL	0.708	0.058	0.969	0.264	0.264
Paredes	VOL	0.794	0.043	0.755	0.210	0.251
E. Fernández	VOL	0.794	0.052	0.918	0.252	0.250
Palacios	VOL	0.621	0.040	0.440	0.114	0.122
Almada	VOL	0.931	0.020	0.303	0.086	0.077
Di María	EXT	0.857	0.046	0.848	0.234	0.204
A. Gómez	EXT	0.945	0.038	0.721	0.201	0.169
Messi	DEL	0.657	0.068	1.00	0.270	0.254
J. Álvarez	DEL	0.881	0.044	0.798	0.221	0.178
Lautaro M.	DEL	0.784	0.042	0.799	0.225	0.203
Dybala	DEL	0.833	0.020	0.306	0.089	0.039
Correa	DEL	0.800	0.016	0.185	0.057	0.039

Donde: Portero (POR); Defensa Central (DC); Lateral Derecho (LD); Lateral Izquierdo (LI); Medio Centro (MC); Volante (VOL); Extremo (EXT); Delantero (DEL).

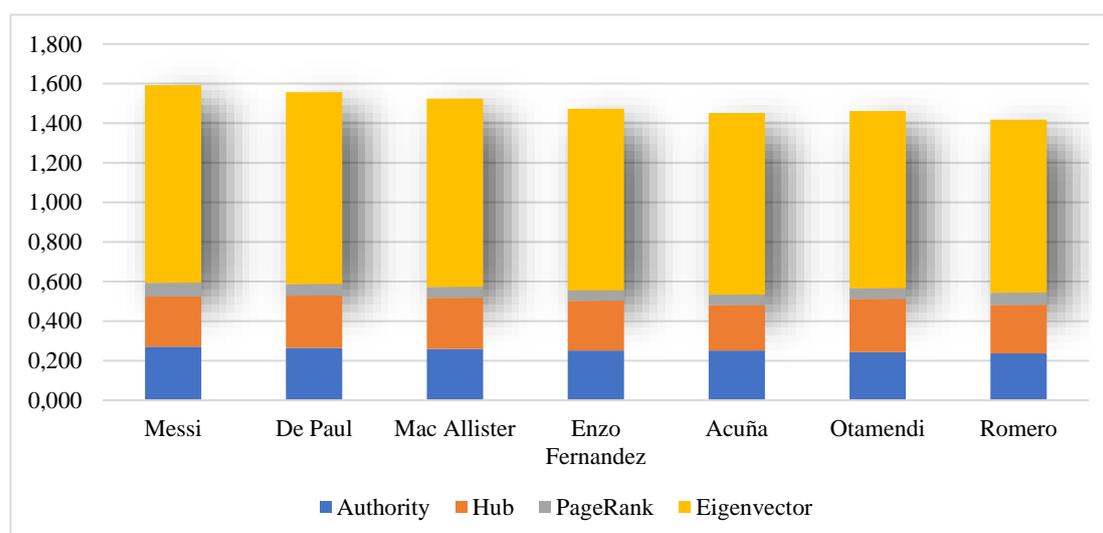


Gráfico 6. Representación gráfica de los jugadores con valores de agrupamiento más elevado.

DISCUSIÓN

Nuestro estudio analiza los pases efectivos ejecutados por la selección de Argentina en el Campeonato del Mundo de Qatar 2022, considerando el enfoque de las ciencias del comportamiento. Esto nos lleva a pasar de un estudio focal de carácter individual, a un estudio cuantitativo de interacciones simultáneas entre grupos, siguiendo la línea de autores que abordan el fútbol como un deporte de habilidades abiertas en el que los jugadores deben decidir en cada momento la solución táctica más idónea a realizar en función del contexto que emerge en cada situación del juego (Sarmiento et al., 2014; Abt et al., 2018).

El uso del Espacio Individual de Interacción ha sido utilizado recientemente para analizar el comportamiento táctico colectivo (Errekaogorri et al., 2023) mediante aspectos espaciales como la profundidad, la anchura y la longitud medias. En nuestro trabajo hemos comprobado que este espacio está condicionado por dos aspectos: la posesión del móvil y el espacio de juego. Así, cuando el equipo tiene posesión del balón este espacio disminuye a medida que se está más próximo a la meta adversaria. Sin embargo, cuando el equipo está sin posesión de balón, busca reducir espacios en zonas cercanas a la propia meta.

El desarrollo de este trabajo ha tenido en cuenta conductas motrices que dotan al fútbol de aspectos que tienen que ver con la interacción directa (el pase), o la interacción indirecta (la intermediación o *Betweenness*). Es así, como esta visión de los deportes de equipo, y las relaciones establecidas entre sus elementos, requieren de una permanente autoorganización que responda con eficacia a cada situación de juego generada. Esta identidad demanda varios aspectos comunes de los sistemas complejos y que se desarrollan bajo un marco continuo de incertidumbre: la consistencia, la recurrencia y la singularidad (Batalla, 2005; Seirul-lo, 2017; Serra-Olivares y García-Rubio, 2017), que potencian la eficacia de las acciones mejorando y facilitando la capacidad de autoorganización (Gyarmati y Hefeeda, 2016).

Desde esta perspectiva, el fútbol se caracteriza como un sistema complejo y dinámico donde los jugadores recopilan permanentemente información para tomar decisiones eficientes, que les permite obtener ventajas numéricas y espaciales en cada fase del juego, con una orientación clara hacia la meta deseada (Hewitt et al., 2016). Así, la relación de todos los comportamientos que se generan durante el juego supone una realidad difícil de analizar, comprender, explicar y predecir, tal como asegura Castellano (2008).

La adaptación y la autoorganización son conceptos clave cuando se habla de complejidad, hecho que se cumplió a lo largo de la competición en la selección analizada en este estudio. Por ejemplo, el uso de esta metodología mostró la importancia de jugadores como Mac Allister o Enzo Fernández, que no empezaron la competición siendo titulares. Sin embargo, su rendimiento y su aportación al juego del equipo, hizo que se convirtieran en jugadores indispensables. En el caso de Enzo Fernández, su importancia queda reflejada en la conectividad, tanto absoluta (765 Pases Out/In) como relativa (10,53% Pases Out y 11,12% Pases In), teniendo presente que disputó el 77% de los minutos de la competición y, siendo el tercer jugador en este valor, sólo fue superado por Otamendi y De Paul, que disputaron prácticamente todos los minutos de juego. Mac Allister, como veremos más adelante, fue un jugador relevante (0.260 Authority) en términos de autoridad.

El análisis de la modularidad determinó tres clústeres que nos aportan información sobre los distintos agrupamientos y que se ven condicionados, fundamentalmente, por la posición y funcionalidad específica dentro del sistema de juego. Así, los jugadores ofensivos y de creación se diferenciaron de los centrales o laterales de corto recorrido, formando dos clústeres distintos. El tercer clúster estuvo formado por jugadores que tuvieron poca participación en cuanto a los minutos disputados a lo largo del campeonato, destacando la presencia de Mac Allister, que fue el sexto jugador en importancia en cuanto a los minutos jugados. Este hecho nos hace suponer que sus características de juego condicionan los valores obtenidos en nuestro estudio, dándole más relevancia dentro de la estructura por ser un jugador conector con jugadores de mayor peso como Messi, De Paul, Otamendi o Enzo Fernández. Estas agrupaciones responden a las necesidades de relación entre cada uno de sus nodos, mediante patrones más impredecibles en ataque, y los defensores necesitan estar más organizados como unidad (Marcelino et al., 2020).

La utilización del cálculo de la densidad de la red nos aportó información sobre la consistencia y la escasa variabilidad en el juego ofensivo de la selección de Argentina (0.596 densidad de la red). Esto, unido a los datos aportados anteriormente de conectividad, autoridad (*Authority*) y agrupamiento (*Clustering*), nos refleja que dicho equipo, y en la competición analizada, se aleja de los estándares de los equipos con alta entropía (nivel de orden) de red que emplean patrones irregulares de movimiento del balón, creando incertidumbre en los oponentes y haciendo que estos equipos sean más difíciles de defender

debido a la imprevisibilidad de sus comportamientos de juego individuales o colectivos (Fewell et al., 2012). Un estudio previo de Clemente et al. (2015c), en el que se analiza el Campeonato del Mundo de Brasil 2014, aporta información sobre la ambigua utilidad de la densidad como predictor del rendimiento colectivo de las selecciones en este tipo de competiciones. Así, en este campeonato, las selecciones con el mayor índice de densidad fueron la de España (0.83), que quedó eliminada en la fase de grupos y Alemania (0.81), que fue la vencedora. La densidad sí que puede ser utilizada como un identificador del estilo de juego de los equipos.

La selección de Argentina reflejó comportamientos autoorganizados que incluyeron conductas motrices consistentes y recurrentes a lo largo de todo el campeonato, ya fuera a través de uno u otro de los sistemas de juego empleados en los distintos partidos. Esto concuerda con los trabajos que se centraron en el estudio de las redes agrupadas, que enuncian una mayor interacción entre los jugadores y pueden reflejar una cooperación localizada (Clemente et al., 2015a; Peña y Touchette, 2012).

Llama significativamente la atención que Messi se convierte en jugador centroide (Clemente et al., 2014), siendo el nodo más reclutado (0.270 *Authority*, 1.000 *Eigenvector* y 0.068 *PageRanks*) y conectado (0.101 *Betweenness Centrality*) de la red en el juego ofensivo de la selección de Argentina, en este campeonato y dentro del equipo analizado, alejándose de los estereotipos de participación que muestran otros jugadores en su misma posición. Por tanto, desde la óptica del análisis de redes complejas, nos hace pensar que es el jugador que aportó el carácter singular o diferenciador en la conectividad del juego del equipo en ataque.

En este sentido, el análisis de la centralidad nos ayudó a identificar, analizar y diferenciar el comportamiento de los jugadores dentro de la selección argentina. Pudimos comprobar la importancia de los jugadores en función del indicador de centralidad utilizado. Cuando se analizó el *Degree Centrality* y el *Closeness Centrality*, fue Otamendi el jugador con mayores valores (904 *Degree Centrality* y 0.920 *Closeness Centrality*). Estos resultados coinciden con los aportados por Clemente et al. (2020), correspondientes al mundial de Rusia del 2018, donde los jugadores que ocupan el puesto de defensa central fueron los de mayor *Degree Centrality*. Sin embargo, en un estudio anterior que analizaba el mundial de 2014, los defensores laterales y los centrocampistas obtuvieron los valores más elevados en el parámetro indicado (Clemente et al. 2015c).

Cuando el análisis es sobre el agrupamiento, se hace con indicadores como *PageRank*, *Eigenvector* o *Authority*, como pudimos observar la relevancia de Messi en el juego ofensivo de su equipo. Estos parámetros han sido utilizados por diversos estudios para evaluar el rendimiento de los equipos de alto nivel (Clemente et al., 2016; Castellano y Echeazarra, 2019) lo cual nos puede servir para identificar diferencias o similitudes en los estilos de juego de diferentes conjuntos.

Los equipos muestran un alto grado de centralidad (*Degree Centrality*) cuando hay un pequeño número de jugadores (nodos) que reciben y pasan el balón con mayor frecuencia, siendo nodos influyentes dentro de la estructura ofensiva (Malta y Travassos, 2014; Clemente et al., 2015b; Couceiro et al., 2016).

Estos resultados refuerzan la afirmación de Aguirre et al. (2014) al indicar que el aumento del número de nodos dificulta la sincronizabilidad. En los valores obtenidos en nuestro estudio, se puede observar que el Cluster ofensivo, en el que toman parte Messi, Enzo Fernández y De Paul, junto con Di Maria, Julián Álvarez, Alejandro Gómez y Nahuel Molina es el más determinante en la importancia del equipo, demostrando que son los nodos que se identifican con mayor número de vínculos (Wasserman y Faust, 1994).

Siguiendo las aportaciones de Clemente et al. (2014), es necesario tener en cuenta el contexto en el que la selección analizada disputa sus partidos, ya que los valores en los diferentes parámetros de agrupamiento pueden verse condicionados por el marcador parcial de los encuentros y el nivel del equipo rival. Así, estos autores encuentran el mayor valor de *PageRank* en situación de marcador desfavorable, por lo que los centrocampistas tienen una mayor centralidad en los partidos en los que necesitan atacar para revertir la desventaja en el marcador. En nuestro estudio observamos que, además de los centrocampistas, los defensas centrales también presentaron valores altos de *PageRank*, siendo Messi el más destacado en este indicador. Estos resultados podrían estar condicionados por la dinámica del marcador, ya que la selección de Argentina llevó la iniciativa en todos los partidos disputados, excepto en la primera jornada donde, a pesar de adelantarse en el marcador, terminó perdiendo el encuentro.

El uso del análisis de redes nos aporta información oculta, así se deduciría de los datos obtenidos en los valores de los parámetros de agrupamiento en Mac Allister (0.951 *Eigenvector*). Podríamos interpretar y entender que su función de equilibrador y recuperador le

hizo tener esa importancia en ese aspecto, debido a su posición central en el sistema de juego teniendo una influencia clave para relacionarse con los jugadores importantes del equipo.

Como implicaciones prácticas de este estudio, los entrenadores podrían utilizar la información proporcionada por el análisis de las redes para diseñar tareas de entrenamiento específicas, adecuadas a las necesidades de la competición y a las características de sus jugadores, tratando de estimular conexiones o inhibirlas. Además, este tipo de análisis permite conocer interacciones, conexiones y jugadores atractores de equipos adversarios, por lo que puede ser utilizada como herramienta de análisis del juego o *scouting*.

CONCLUSIONES

El uso del análisis de redes complejas nos ha permitido conocer las características de las interacciones a través del pase de la selección de Argentina, campeona en el Mundial de Fútbol de Qatar'22. El estudio corrobora la trascendencia de un jugador, Messi, en el juego con balón de su equipo, pero, además, hemos visto que existen comportamientos ocultos, como la trascendencia de Mac Allister en el juego, no por su participación desde el punto de vista cuantitativo (número de pases o conexiones), sino por la capacidad para asociarse con los jugadores importantes de su equipo. Probablemente, su posición en el esquema de juego es un factor determinante para este resultado, pero también su interpretación y lectura del juego. La selección de Argentina presenta unas características muy regulares en el comportamiento de su red de interacciones a través del pase, aunque debemos ser cautos a la hora de interpretar este resultado, ya que puede estar condicionado por la dinámica del marcador en los partidos disputados. El número de partidos puede ser una limitación para obtener conclusiones en este sentido. Además, la accesibilidad a los datos es un inconveniente, ya que su obtención está condicionada por la disponibilidad de ellos en los informes individualizados publicados por la FIFA.

Como posibles investigaciones futuras planteamos la posibilidad de analizar la misma selección en diferentes eventos o la comparación de equipos en el mismo evento deportivo. Además, sería de interés conocer si los jugadores atractores en una selección cumplen con esa característica en sus clubes, en las ligas regulares. Como un avance cualitativo planteamos la posibilidad de evaluar la relación de las métricas utilizadas para evaluar la red, con aspectos de carga externa

o parámetros físicos, combinando el tipo de datos empleados para el estudio. Para tener una mayor información sería conveniente hacer este análisis con otras selecciones en la misma competición y poder comparar los resultados de selecciones con diferentes perfiles.

REFERENCIAS

- Abt, G., Bray, J. & Benson, A. C. (2018).** Measuring moderate-intensity exercise with the Aple Watch: Validation study. *JMIR cardio*, 2(1 e8574). doi:10.2196/cardio.8574
- Aquino R., Carling C., Palucci Vieira, L. H., Martins, G., Jabor, G., Machado, J., Santiago, P., Garganta, J. & Puggina, E. (2020).** Influence of Situational Variables, Team Formation, and Playing Position on Match Running Performance and Social Network Analysis in Brazilian Professional Soccer Players. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(3), 808-817. doi: 10.1519/JSC.0000000000002725
- Arriaza-Ardiles, E., Martín-González, J. M., Zuniga, M. D., Sánchez-Flores, J., De Saa, Y. & García-Manso, J. M. (2018).** Applying graphs and complex networks to football metric interpretation. *Human Movement Science*, 57, 236-243. doi:10.1016/j.humov.2017.08.022
- Batalla, A. (2005).** *Retroalimentación y aprendizaje motor: influencia de las acciones realizadas de forma previa a la recepción del conocimiento de los resultados en el aprendizaje y la retención de habilidades motrices*. [Tesis doctoral, Universidad de Barcelona]. Dipòsit Digital Universitat de Barcelona. <http://hdl.handle.net/2445/43053>
- Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte, R. & Lefebvre, E. (2008).** Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*. 10008. doi:10.1088/1742-5468/2008/10/P10008
- Brin, S. & Page, L. (1998).** The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine. *Computer Networks and ISDN Systems*, 30(1-7),107-117. doi:https://doi.org/10.1016/S0169-7552(98)00110-X
- Buldú, J. M., Busquets, J., Echegoyen, I. & Seirullo, F. (2019).** Defining a historic football team: Using Network Science to analyze Guardiola's F.C. Barcelona. *Scientific Reports*, 9(1),13602. doi:https://doi.org/10.1038/s41598-019-49969-2
- Buldú, J. M., Busquets, J., Martínez, J. H., Herrera-Diestra, J. L., Echegoyen, I., Galeano, J. & Luque, J. (2018).** Using Network Science to Analyse Football Passing

Networks: Dynamics, Space, Time, and the Multilayer Nature of the Game. *Frontiers in Psychology*, 9, 1900. Doi: 10.3389/fpsyg.2018.01900

Bundio, J. & Conde, M. (2007). Exploraciones en Fútbol y Redes Sociales. Análisis del desempeño deportivo durante la Eurocopa 2004 a partir del análisis de redes sociales. *Redes. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, 13(2), 1-23. <https://raco.cat/index.php/Redes/article/view/76625>.

Caicedo-Parada, S., Lago-Peñas, C. & Ortega-Toro, E. (2020). Passing Networks and Tactical Action in Football: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(18), Artículo 6649. doi:<https://doi.org/10.3390/ijerph17186649>

Castellano, J. (ed.) (2008). *Fútbol e innovación*. Wanceulen Editorial Deportiva.

Castellano, J. & Echeazarra, I. (2019). Network-based centrality measures and physical demands in football regarding player position: Is there a connection? A preliminary study. *Journal of Sports Sciences*, 37(23), 2631-2638. doi: 10.1080/02640414.2019.1589919

Cherven, K. (2013). *Network Graph Analysis and Visualization with Gephi*. Pack Publishing Ltd.

Clemente, F. M., Couceiro, M. S., Martins, F. M. L. & Mendes, R. (2013). An Online Tactical Metrics Applied to Football Game. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 5(5), 1700-1719. doi:<http://dx.doi.org/10.19026/rjaset.5.4926>

Clemente, F. M., Martins, F. M. L., Couceiro, M. C., Mendes, R. & Figueiredo, A. J. (2014). A network approach to characterize the teammates' interactions on football: A single match analysis. *Cuadernos de Psicología del Deporte*, 14(3), 141-148.

Clemente, F. M., Couceiro, M. S., Martins, F. & Mendes, R. (2015a). Using Network metrics in soccer: a macro-analysis. *Journal of Human Kinetics*, 45, 123-134. doi:10.1515/hukin-2015-0013

Clemente, F. M., Martins, F. M. L., Mendes, R. S. & Figueiredo, A. J. (2015b). A systemic overview of football game: The principles behind the game. *Journal of Human Sport and Exercise*, 9(2), 656-667. doi:<https://doi.org/10.14198/jhse.2014.92.05>

Clemente, F. M., Martins, F. M. L., Kalamaras, D., Wong, D. P. & Mendes, R. S. (2015c). General network analysis of

national soccer teams in FIFA World Cup 2014. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 15:1, 80-96. doi:<https://doi.org/10.1080/24748668.2015.11868778>

Clemente, F. M., Martins, F. M., Couceiro, M. S., Mendes, R. S. & Figueiredo, A. J. (2016). Developing a tactical metric to estimate the defensive area of soccer teams: The defensive play area. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*, 230(2),124-132. doi:10.1177/1754337115583198

Clemente, F. M., Sarmiento, H. & Aquino, R. (2020). Player position relationships with centrality in the passing network of world cup soccer teams: Win/loss match comparisons. *Chaos, Solitons and Fractals*, 133, 109625. doi:<https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109625>

Couceiro, M.S., Dias, G., Araújo, D. & Davids, K. (2016). The ARCANE Project: How an Ecological Dynamics Framework Can Enhance Performance Assessment and Prediction in Football. *Sports Medicine*, 46(12), 1781-1786. doi:<https://doi.org/10.1007/s40279-016-0549-2>

Errekagorri, I., López del Campo, R., Resta, R. & Castellano, J. (2023). Performance Analysis of the Spanish Men's Top and Second Professional Football Division Teams during Eight Consecutive Seasons. *Sensors*, 23(22), 9195. doi:<https://doi.org/10.3390/s23229115>

Fewell, J. H., Armbruster, D., Ingraham, J., Petersen, A. & Waters, J. S. (2012). Basketball Teams as Strategic Networks. *PLoS ONE*, 7(11), e47445. doi:<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0047445>

González-Artetxe, A. & Los Arcos, A. (2021). Collective Tactical Variables. En M. Rico-González & J. Pino-Ortega (eds.), *The use of applied technology in team sport* (pp. 131-145). Routledge.

Grèhaigne, J. F. (1992). *L'organisation du jeu en football*. Paris: Actio.

Grèhaigne, J. F., Bouthier, D. & David, B. (1997). Dynamic-system analysis of opponent relationships in collective actions in soccer. *Journal of Sport Sciences*, 15(2), 137-149. doi: 10.1080/026404197367416

Gudmundsson, J. & Horton, M. (2017). Spatio-temporal analysis of team sports. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 50(2), 22. doi:<https://doi.org/10.1145/3054132>

- Guedea, J. C., Nájera, R. J., Núñez, Ó., Candía-Luján, R. & Gastélum, G. (2019).** Sistemas tácticos y resultados de competición del Mundial de Fútbol Asociación de Rusia 2018. *Retos*, 36, 503-509. doi:https://doi.org/10.47197/retos.v36i36.69296
- Gyarmati, L., & Hefeeda, M. (2016, 11-12 de marzo).** *Analyzing In-Game Movements of Soccer Players at Scale* [ponencia]. MIT Sloan Sports Analytics Conference. Boston, Estados Unidos de América. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.05583
- Hewitt, A., Greenham, G. & Norton, K. (2016).** Game style in soccer: what is it and can we quantify it?, *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 16(1), 355-372, doi:https://doi.org/10.1080/24748668.2016.11868892
- Hughes, M. D. & Bartlett, R. M. (2002).** The use of performance indicators in performance analysis. *Journal of Sports Science*, 20(10), 739-754. doi: 10.1080/026404102320675602.
- Lamas, L., Drezner, R., Otranto, G. & Barrera, J. (2018).** Analytic method for evaluating players' decisions in team sports: Applications to the soccer goalkeeper. *PLoS ONE*, 13(2), e0191431. doi:org/10.1371/journal.pone.0191431
- Landherr, A., Friedl, B. & Heidemann, J. (2010).** A Critical Review of Centrality Measures in Social Networks. *Business Information System Engineering*, 2, 371-385. doi:https://doi.org/10.1007/s12599-010-0127-3
- Malta, P. & Travassos, B. (2014).** Caracterização da transição defesa-ataque de uma equipa de Futebol. *Motricidade*, 10(1), 27-37. https://doi.org/10.6063/motricidade.1544
- Marcelino, R., Sampaio, J., Amichay, G., Gonçalves, B., Couzin, I. D. & Nagy, M. (2020).** Collective movement analysis reveals coordination tactics of team players in football matches. *Chaos, Solitons & Fractals*, 138, Artículo 109831. doi:https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109831
- Maya-Jariego, I. & Bohórquez, M. (2013).** Análisis de las redes de distribución de balón en fútbol: pases de juego y pases de adaptación. *REDES. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, 24(2), 135-155. doi:https://doi.org/10.5565/rev/redes.454
- Newman, M. (2010).** *Networks: An Introduction*. Oxford Academic. doi:https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199206650.001.0001
- Pappalardo, L., Cintia, P., Rossi, A., Massuco, E., Ferragina, P., Pedreschi, D. & Giannotti, F. (2019).** A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions. *Scientific Data*, 6, 236. doi:https://doi.org/10.1038/s41597-019-0247-7
- Parlebas, P. (2001).** *Juegos, deportes y sociedades. Léxico en praxiología motriz*. Paidotribo.
- Peña, J. L. & Touchette, H. (2012, 3-6 de abril).** *A network theory analysis of football strategies* [ponencia]. Euromech Physics of Sports Conference. París, Francia. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1206.6904
- Reagans, R. & Zuckerman, E. W. (2001).** Networks, diversity, and productivity: The social capital of corporate R&D teams. *Organization Science*, 12(4), 502-517. doi:https://doi.org/10.1287/orsc.12.4.502.10637
- Ribeiro, J., Silva, P., Duarte, R., Davids, K. & Garganta, J. (2017).** Team Sports Performance Analysed Through the Lens of Social Network Theory: Implications for Research and Practice. *Sports Medicine*, 47(9), 1689-1696. doi.org/10.1007/s40279-017-0695-1
- Rivas, O. M., Salas, J. & Chávez, T. S. (2017).** Comparación del rendimiento físico de las selecciones nacionales de Alemania y Costa Rica, de acuerdo con los parámetros de metros recorridos en alta, mediana y baja intensidad y su relación con la posición alcanzada en la Copa Mundial de Fútbol de Brasil 2014. *MHSalud*, 14(1). doi:http://dx.doi.org/10.15359/mhs.14-1.3
- Salmon, P. M. & McLean, S. (2020).** Complexity in the beautiful game: implications for football research and practice. *Science and Medicine in Football*, 4(2), 162-167. doi:https://doi.org/10.1080/24733938.2019.1699247
- Sancho, L., Sanmartín, N. & de la Resurrección, C. R. (2021).** Redes neuronales en el fútbol. *Modelling in Science Education and Learning*, 14(1), 15-32. doi:https://doi.org/10.4995/msel.2021.15023
- Sarmento, H., Marcelino, R., Anguera, M. T., Campaniço, J., Matos, N., & Leitão, J. C. (2014).** Match analysis in football: a systematic review. *Journal of Sport Science*, 32(20), 1831-1834. doi: 10.1080/02640414.2014.898852
- Seirul-lo, F. (2017).** *El entrenamiento en los deportes de equipo*. Autor Editor.

Serra-Olivares, J. & Garcia-Rubio, J. (2017). La problemática táctica, clave en el diseño representativo de tareas desde el enfoque de la pedagogía no lineal aplicada al deporte. *Retos*, 32, 270-278. doi:<https://doi.org/10.47197/retos.v0i32.51870>

Strnad, D., Nerat, A. & Kohek, Š. (2017). Neural network models for group behavior prediction: a case of soccer match attendance. *Neural Computing and Applications*, 28, 287-300. doi:<https://doi.org/10.1007/s00521-015-2056-z>

Taylor, N., Gastin, P. B., Mills, O. & Tran, J. (2020). Network analysis of kick-in possession

chains in elite Australian football. *Journal of Sports Sciences*, 38(9), 1053-1061. doi:[10.1080/02640414.2020.1740490](https://doi.org/10.1080/02640414.2020.1740490)

Vales, A., Blanco, H., Areces, A. & Arce, C. (2015). Perfiles de rendimiento de selecciones ganadoras y perdedoras en el Mundial de fútbol Sudáfrica 2010. *Revista de Psicología del Deporte*, 24(1), 111-118.

Wasserman, S. & Faust, K. (1994). *Social Network Analysis. Methods and Applications*. Cambridge University Press. doi:<https://doi.org/10.1017/CBO9780511815478>

Remitido: 04-12-2023

Corregido: 25-02-2024

Aceptado: 27-03-2024



© Los autores