



ugr

Universidad
de Granada

Práctica 4: Caso Práctico de Análisis y Evaluación de Redes

Redes y Sistemas Complejos

Manuel Martínez Herrera
26529013P
manuelmh@correo.ugr.es



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍAS INFORMÁTICA Y DE TELECOMUNICACIÓN

Granada, Diciembre de 2025

1. Introducción

1.1. Contexto y motivación

El fútbol ya no se entiende sólo como un deporte de inspiración, intuición y talento individual. Detrás de lo que pasa en 90 minutos , un desmarque, una presión alta o un cambio , hay mucho trabajo con métricas, modelos y tecnología. La analítica avanzada se ha convertido en una pieza clave que está cambiando cómo se prepara un partido, cómo se compite y cómo se gestiona un equipo.

Los datos ayudan a anticipar comportamientos, mejorar el rendimiento y reducir la incertidumbre en decisiones importantes como fichajes, alineaciones o ajustes tácticos. Por eso, tanto los grandes clubes europeos como las selecciones más fuertes usan sistemas de análisis capaces de transformar miles de datos en información clara y útil.

1.2. Objetivo general de la práctica

El objetivo es analizar, comparar y caracterizar la estructura de las redes de pases de selecciones campeonas del mundo como Francia y Argentina con la España campeona de Europa , determinando si existen patrones estructurales similares.

1.3. Pregunta de investigación

¿Presenta la selección española un patrón estructural en su red de pases similar a otras campeonas del mundo?

2. Conjunto de Datos

2.1. Fuente de datos

He obtenido los datos del repositorio público de GitHub de StatsBomb, una empresa que ofrece datos futbolísticos de muchos partidos de forma gratuita para investigación y proyectos para aficionados al fútbol. Además, proporcionan una librería en Python que permite descargar los partidos y, a partir de ellos, filtrar por eventos como pases, equipos y otras variables de interés.

2.2. Procesado inicial

Utilizo la librería statsbombpy para descargar todos los eventos de un partido concreto , identificado por su match_id, y a partir de ellos extraer únicamente los eventos de tipo *Pass*. Después, filtro esos pases para quedarme solo con los realizados por un equipo específico y selecciono las columnas más relevantes, como el jugador que pasa, el receptor, el minuto, la localización de inicio y fin del pase o si se trata de una asistencia. Finalmente, guardo toda esta información depurada en un archivo CSV, que servirá como “base de datos ” para la construcción de redes de pases.

Además para agrupar todos los partidos de una selección en único csv para analizar dispongo de un programa en Python que busca en una carpeta todos los archivos CSV cuyo nombre termina con un sufijo asociado a una determinada selección (por ejemplo, AR.csv para Argentina), los abre uno a uno y añade a cada fila una columna indicando el fichero de origen. A continuación, todos estos datos se combinan en un único archivo llamado combinado_XX.csv (donde XX representa el código de la selección utilizada en el patrón de búsqueda), que reúne en un solo conjunto la información procedente de todos los partidos del Mundial o Eurocopa de una selección concreta.

En este trabajo el análisis principal se realiza sobre las redes agregadas por selección, ya que permiten capturar patrones estables del estilo de juego a lo largo del torneo y reducen el efecto del contexto de un partido concreto.

Las redes por partido se han utilizado como paso intermedio para construir la agregada y como comprobación de consistencia: sirven para verificar que no existen anomalías en los datos y que las conclusiones observadas en la red agregada no dependen de un único encuentro.

3. Construcción de la Red

3.1. Definición formal de la red

Cada pase se clasifica en una categoría (por ejemplo: Regular pass, Cross, Through ball, Switch of play, Throw-in, Free kick, Goal kick, Assist). Con esa clasificación construyo una red dirigida y ponderada en la que pueden existir varias aristas entre el mismo par de jugadores: una por cada tipo de pase. Para cada arista ($u \rightarrow v, \text{tipo}$), el peso w es el número de pases completados de ese tipo desde u hasta v .

Para ello necesitamos transformar el CSV de eventos de pases en una red de pases dirigida y ponderada lista para analizar en Gephi. Eliminamos filas sin jugador origen o destino y

marcamos qué eventos cuentan realmente como pases completos o fallidos. Además, identificamos de forma explícita los eventos de *Recovery* e *Interception*: los señalamos en una columna aparte, pero no los contabilizamos como pases (no suman ni como completados ni como fallidos), para no distorsionar la red.

Después, clasificamos cada pase en una categoría táctica (Assist, Cross, Through ball, Switch of play, Throw-in, Goal Kick, Free Kick o Regular pass) usando solo `pass_type` y los flags `pass_*`. Agrupamos todos los registros por jugador que pasa, jugador que recibe y categoría de pase, y calculamos para cada par (Source → Target) el número de pases completados (que será el Weight de la arista), los fallidos, el número de asistencias y el número de eventos de recuperación/intercepción asociados. Finalmente, renombramos las columnas al formato típico de Gephi (Source, Target, Weight, label, etc.), eliminamos las aristas sin ningún pase completado y guardamos el resultado en un CSV que representa la red agregada de pases por tipo y jugador.

4. Medidas Globales

Selección	Partido	N	E	D	<k>	<kw>	<d>	<C>	Componentes Conexos	<dmax>	<M>
Argentina 2022	Todos	24	535	0.969	22.29 2	154.042	1.44	0.773	1	3	0.123
Argentina 2022	México	16	155	0.646	9.688	28	1.542	0.665	1	3	0.175
Argentina 2022	Francia	17	167	0.614	9.824	29.471	1.577	0.608	1	3	0.165
Francia 2018	Todos	21	380	0.905	18.09 5	114.333	1.436	0.755	1	3	0.123
Francia 2018	Argentina	14	102	0.56	7.286	19.143	1.725	0.546	1	4	0.13
Francia 2018	Croacia	14	109	0.599	7.786	12.929	1.544	0.624	1	3	0.137
España 2024	Todos	25	558	0.93	22.32	143.64	1.392	0.741	1	3	0.177
España 2024	Alemania	17	177	0.651	10.41 2	27.941	1.422	0.73	1	3	0.112

España 2024	Inglaterra	14	143	0.786	10.214	35.143	1.407	0.678	1	3	0.205
Red Aleatoria	Todos	23	488	0.964	21.217	-	1.036	0.964	1	2	0
Red Aleatoria	Único partido	15	147	0.7	9.8	-	1.3	0.709	1	2	-0.5

N	Número de nodos
E	Número de aristas
D	Densidad de la red
$\langle k \rangle$	Grado medio
$\langle kw \rangle$	Grado medio con pesos
$\langle d \rangle$	Distancia media
$\langle C \rangle$	Coefficiente de clustering medio
Componentes Conexas	Número de componentes conexas
$\langle d_{max} \rangle$	Diámetro de la red
$\langle M \rangle$	Modularidad

Para evaluar si las redes de pases presentan propiedades compatibles con “mundo pequeño”, comparo la red real con una red aleatoria de referencia construida con tamaños equivalentes. Dado que las redes por partido tienen tamaños muy similares (número de nodos, aristas y densidad en rangos estrechos), en lugar de generar una red aleatoria distinta para cada partido, utilizo un modelo representativo a escala partido definido por los valores medios N , E y D observados en los partidos analizados.

De la misma manera , para el análisis agregado , construyo una segunda red aleatoria a escala torneo usando los valores medios de N, E y D obtenidos al promediar las tres selecciones. Esto permite disponer de una referencia coherente en ambos niveles sin introducir redundancia y manteniendo comparabilidad.

4.1. Análisis medidas globales

Las redes correspondientes a partidos agregados presentan redes de tamaño similar ($N \approx 21-25$) y elevada conectividad ($E \approx 380-558$), con densidades muy altas ($D \approx 0.905-0.969$) y grados medios elevados ($\langle k \rangle \approx 18-22$). Este patrón indica una circulación ampliamente distribuida, donde la mayoría de jugadores mantienen relaciones de pase con un conjunto amplio de compañeros. Además, en todos los casos se observa una única componente conexa, valores reducidos de distancia media y diámetro ($\langle d \rangle \approx 1.39-1.44$; $d_{\max}=3$), es decir, cualquier jugador alcanza a otro en muy pocos pasos.

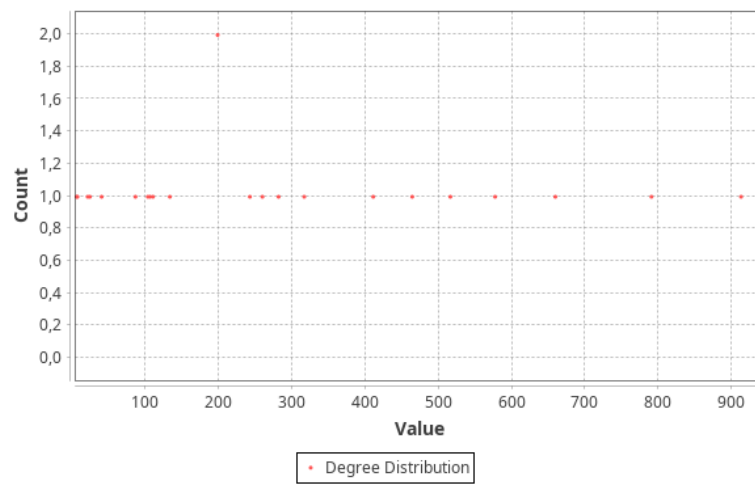
En el análisis a nivel de partido se aprecia una reducción de la conectividad, reflejada en descensos de la densidad y del grado medio. Esto se acompaña de incrementos en la distancia media y, en el caso más extremo (Francia 2018 vs Argentina), de un aumento del diámetro ($d_{\max}=4$), evidenciando que algunas transiciones entre jugadores dentro de la red requieren de más intermediarios. También, el coeficiente de clustering varía entre encuentros ($\approx 0.546-0.73$), lo que permite distinguir contextos con mayor presencia de triángulos y apoyos cercanos frente a otros asociados a una circulación menos asociativa.

5. Propiedades Estructurales de la Red

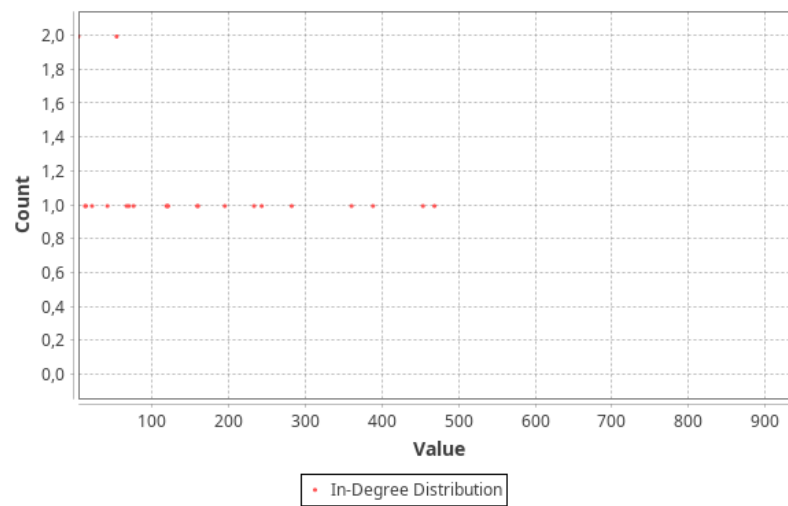
5.1. Distribución de grados con pesos de las redes agregadas

Distribución de grados con pesos Argentina:

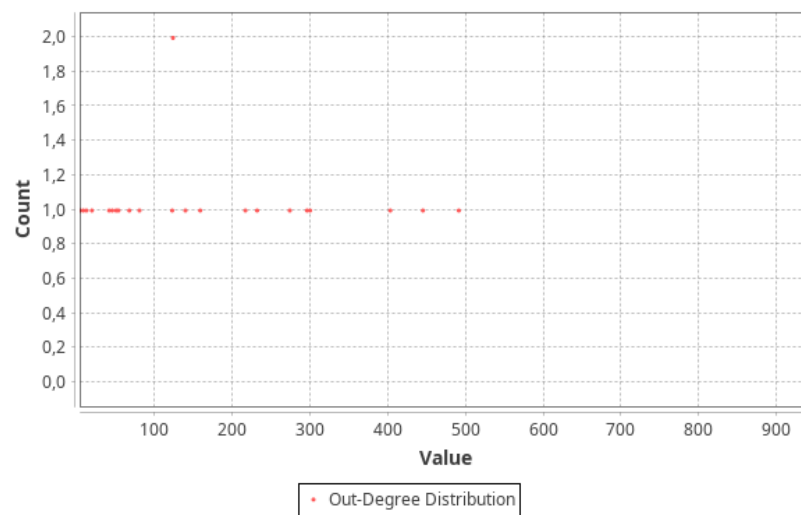
Degree Distribution



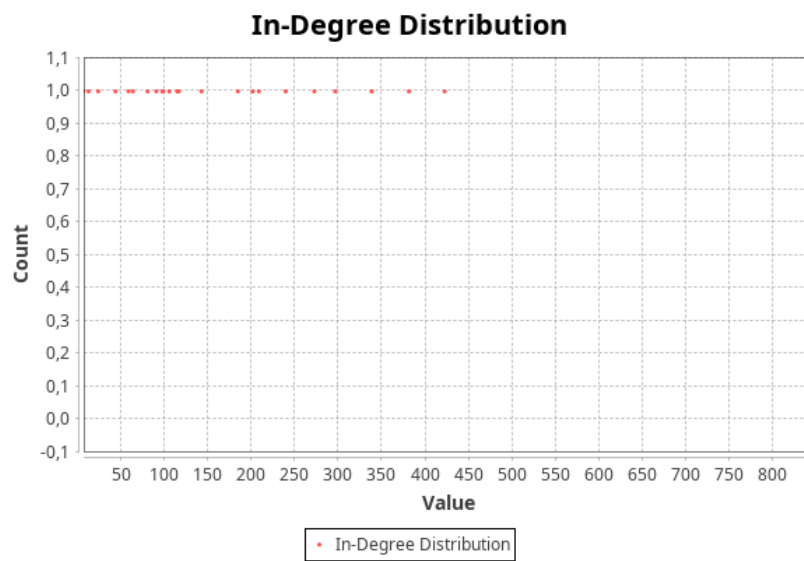
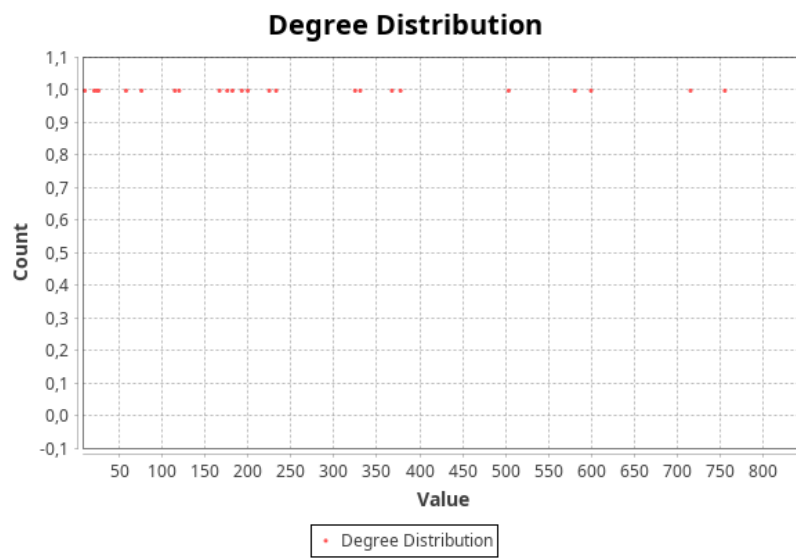
In-Degree Distribution

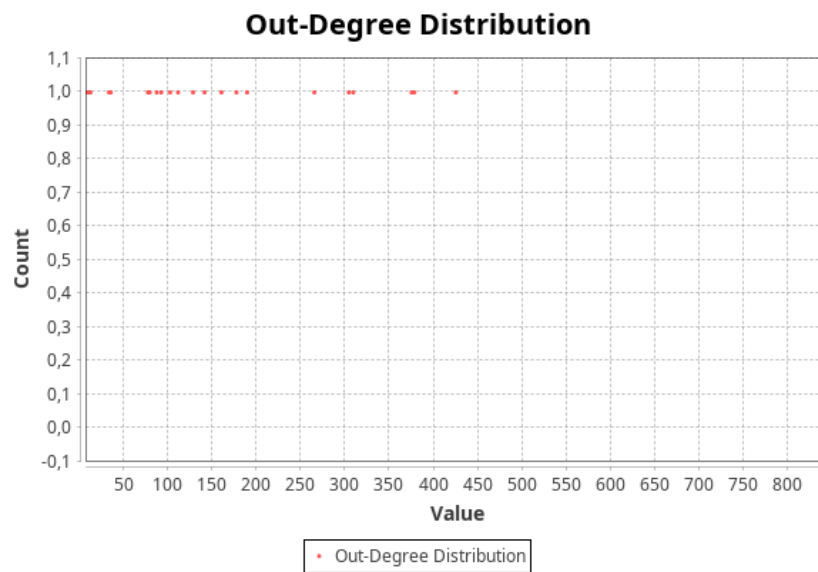


Out-Degree Distribution

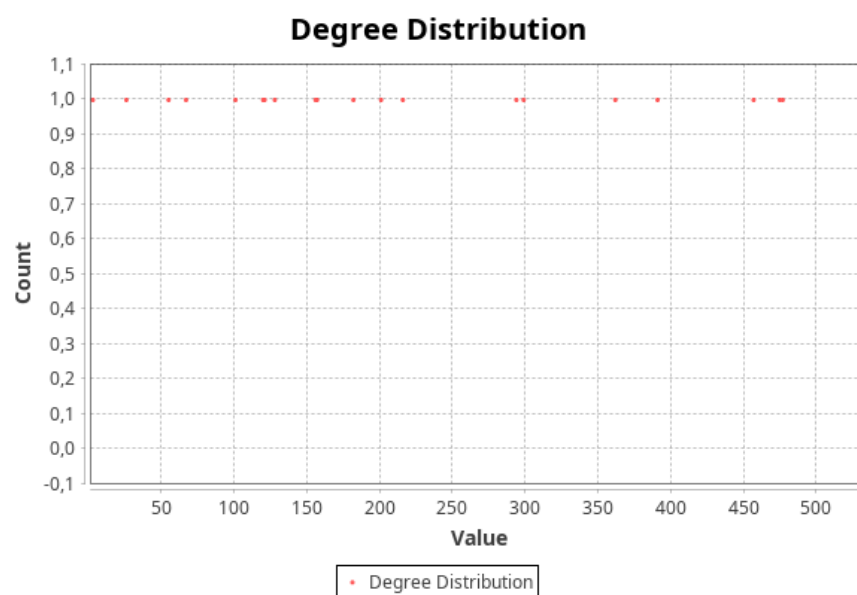


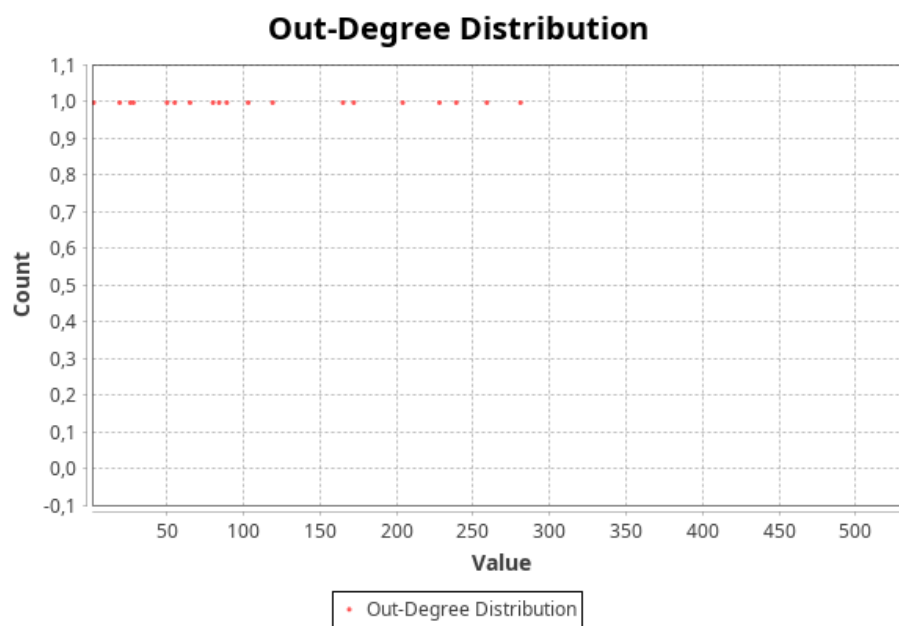
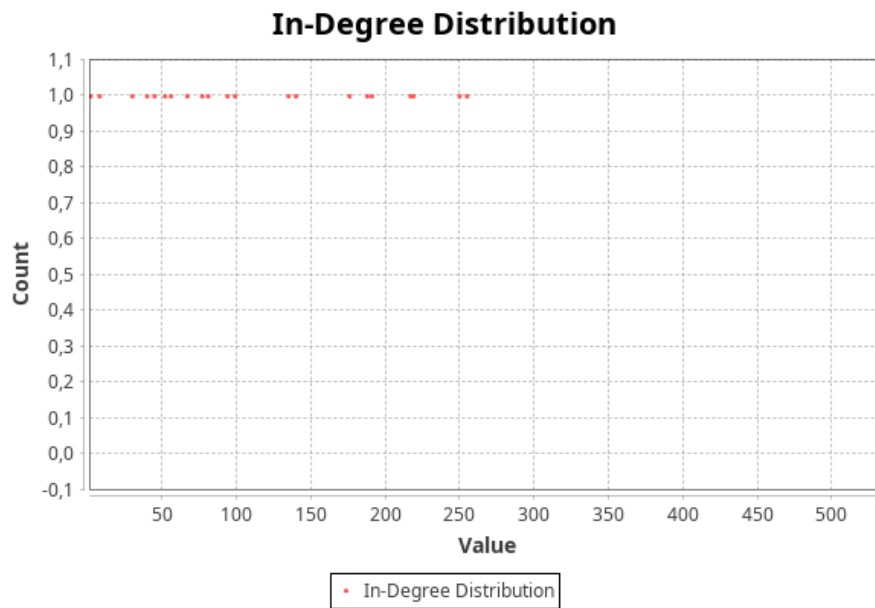
Distribución de grados de España:





Distribución de grados de Francia:

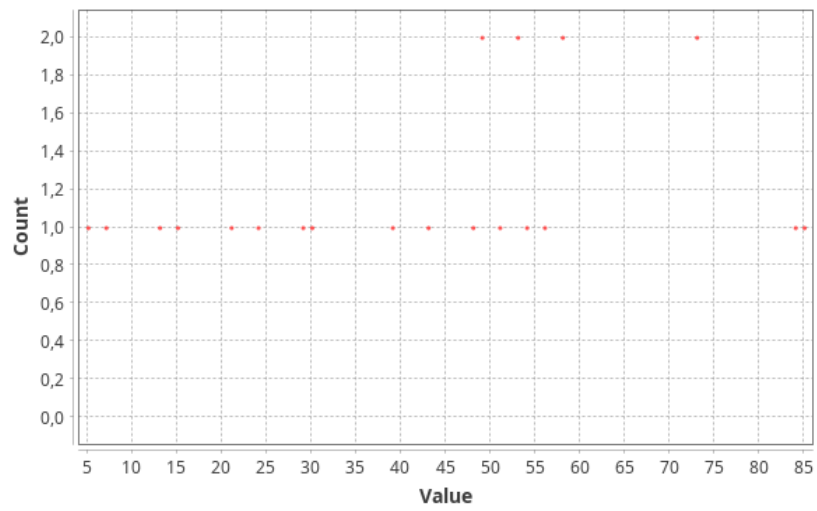




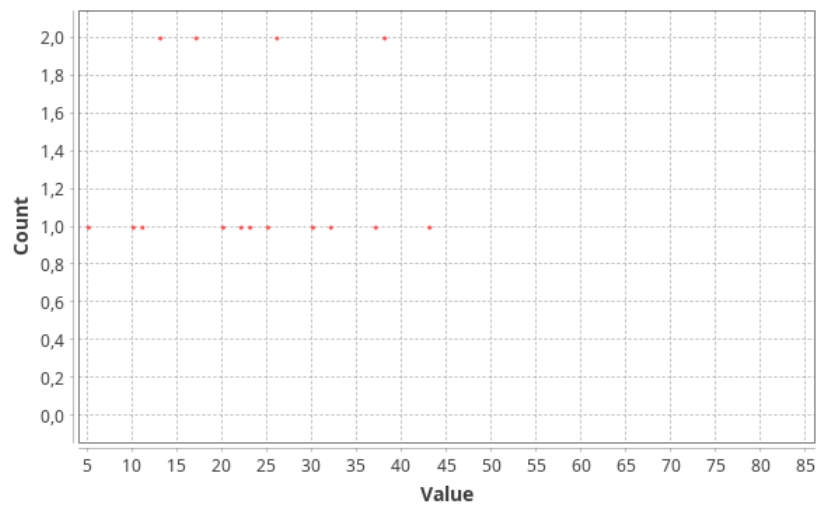
5.2. Distribución de grados de las redes agregadas

Distribución de grados de Argentina:

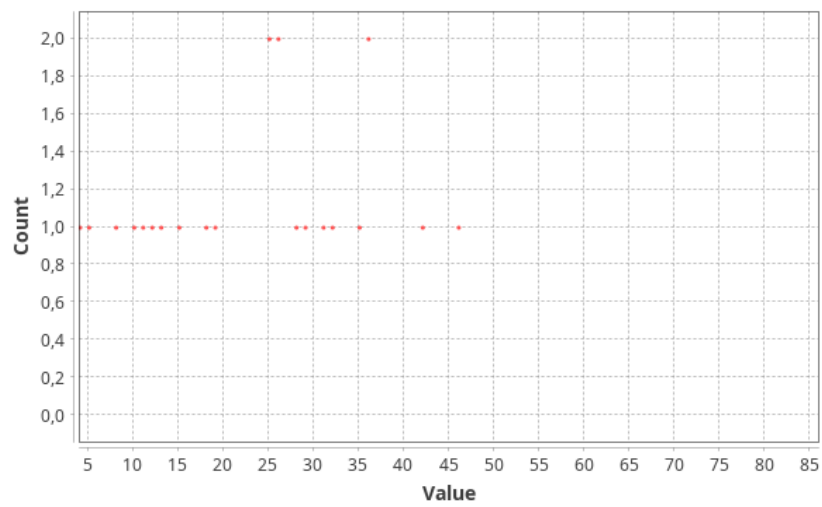
Degree Distribution



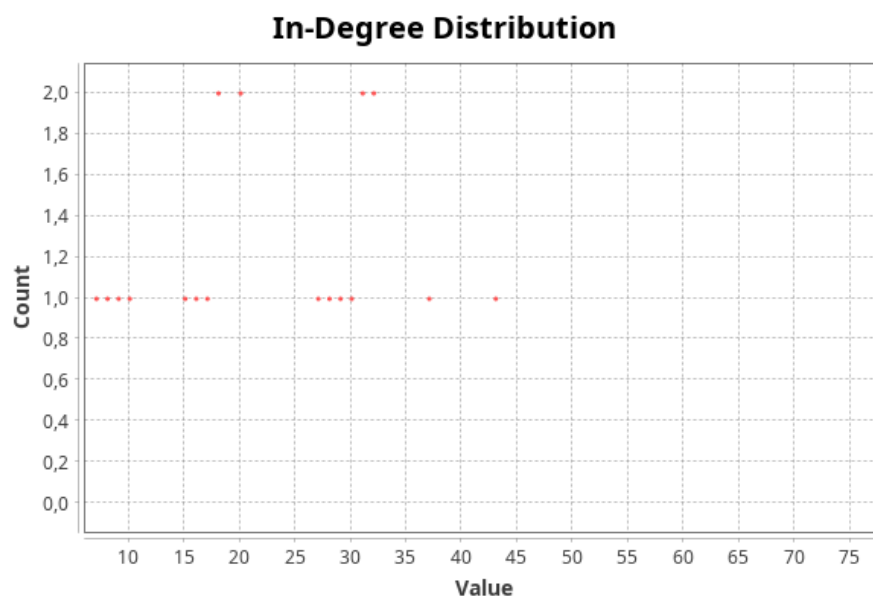
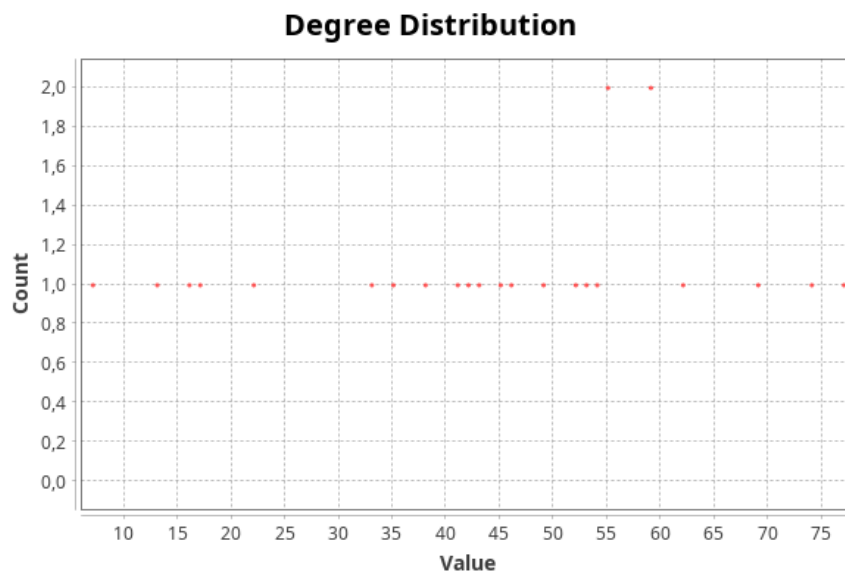
In-Degree Distribution

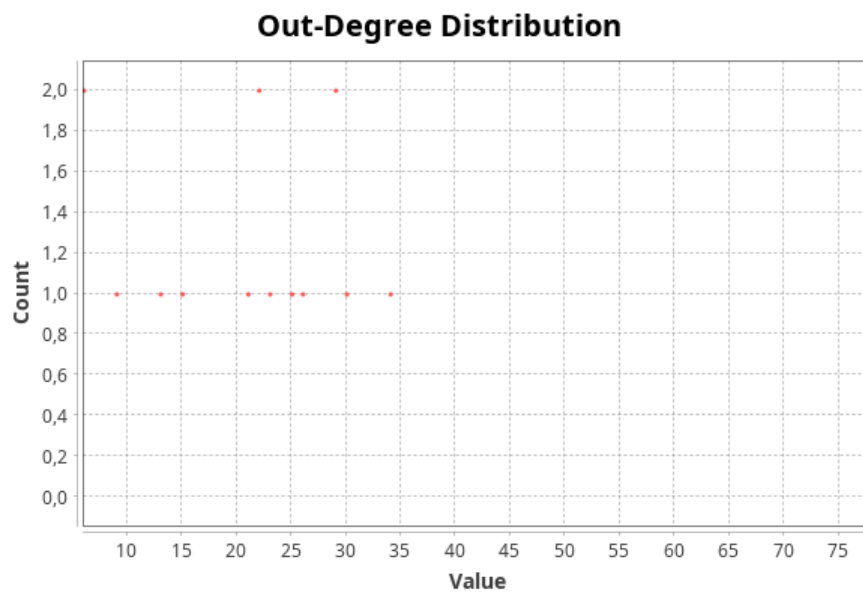


Out-Degree Distribution

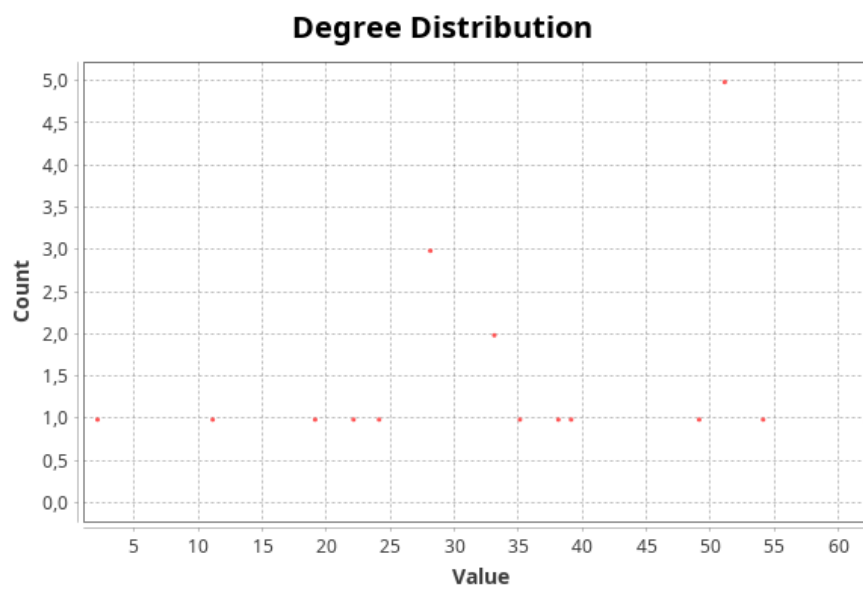


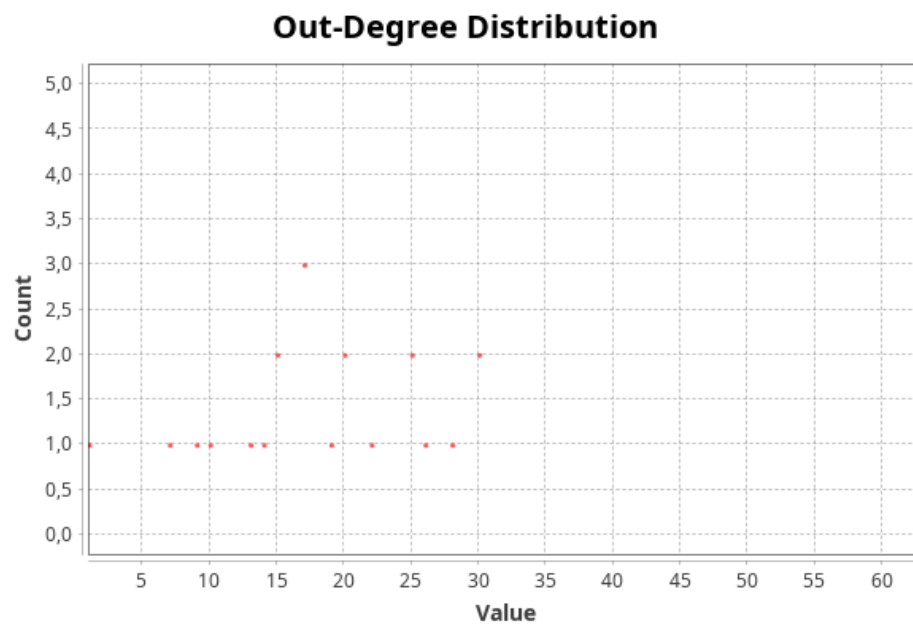
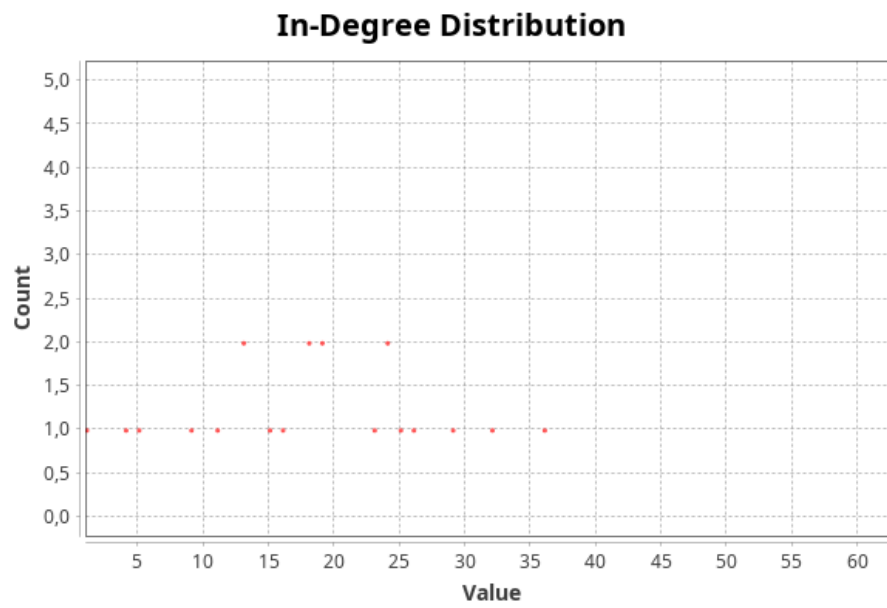
Distribución de grados de España:





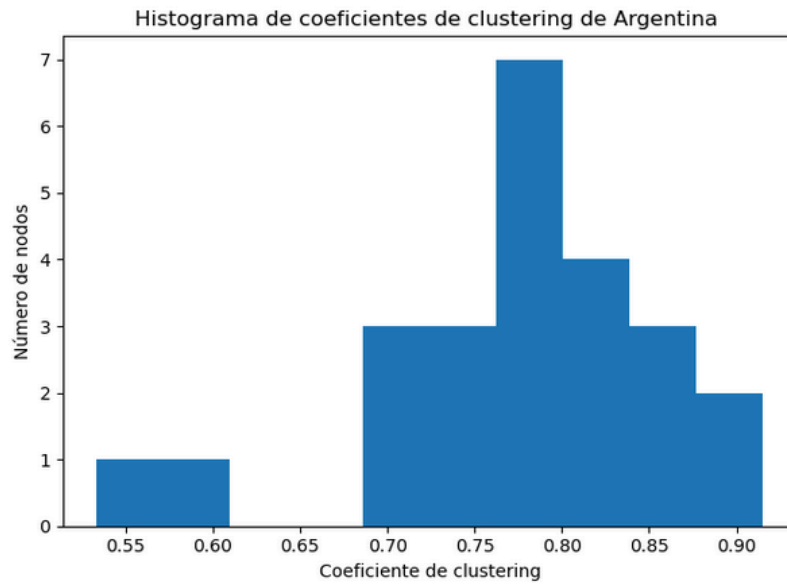
Distribución de grados de Francia:



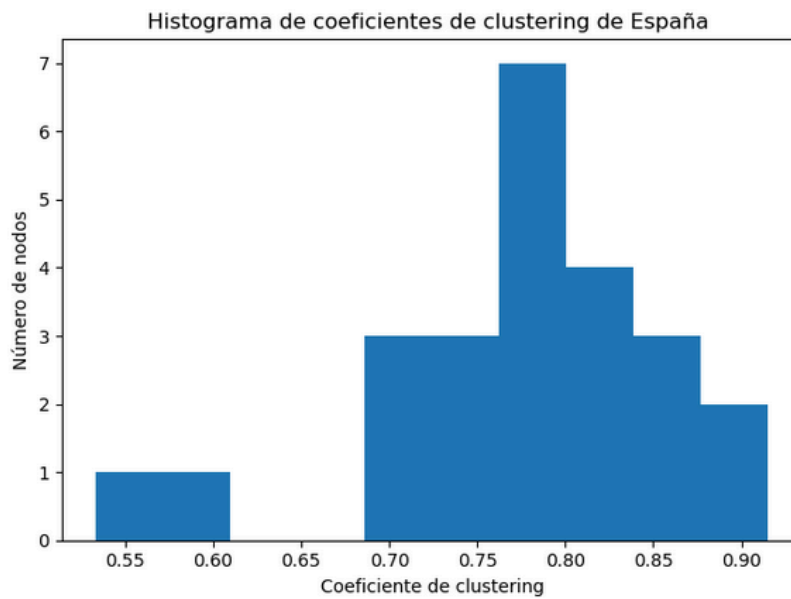


5.3. Distribución del clustering de las redes agregadas

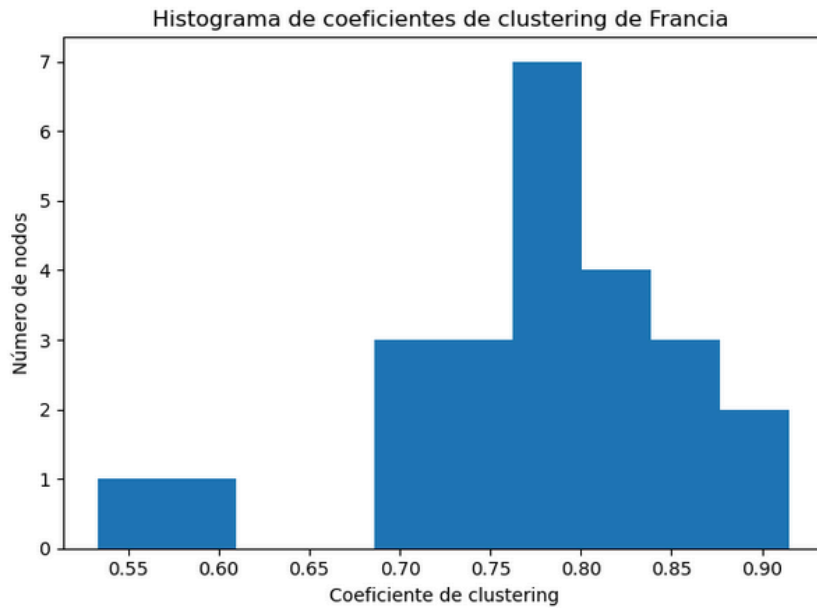
Distribución de clustering de Argentina:



Distribución de clustering de España:

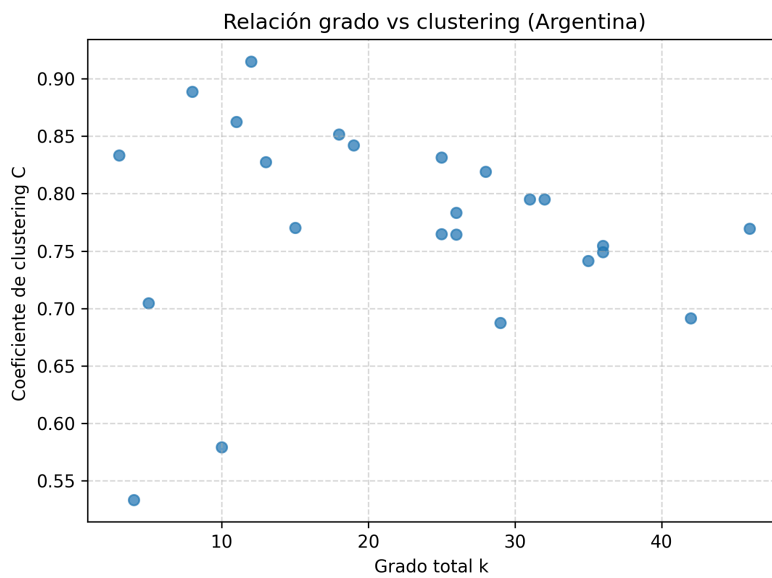


Distribución de clustering de Francia:

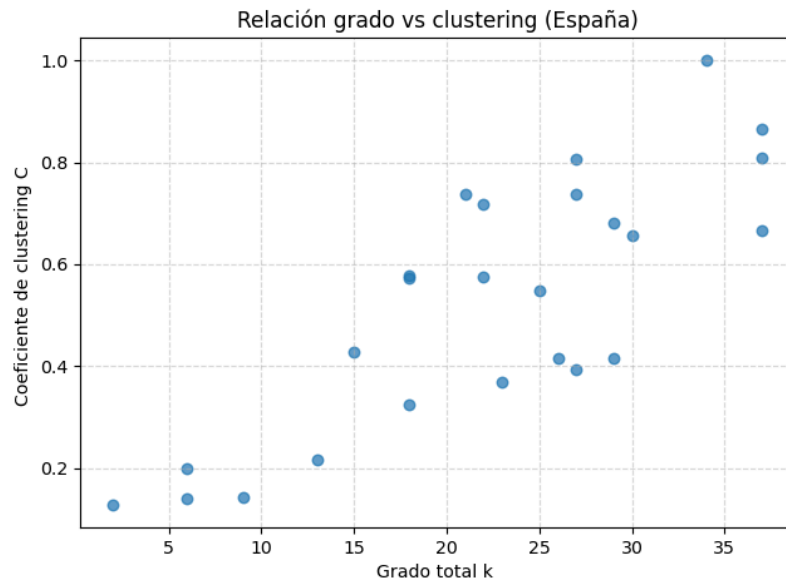


5.4. Relación Grado vs Clustering

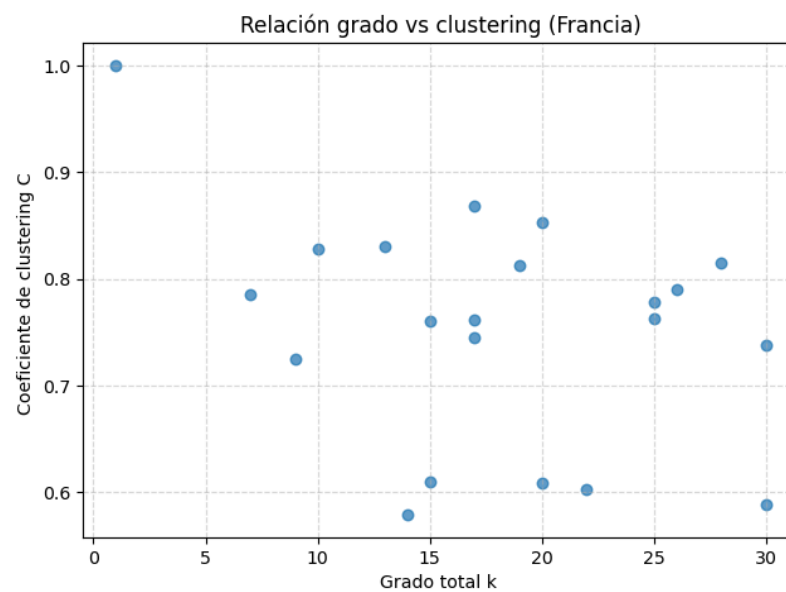
Relación grado vs Clustering Argentina



Relación grado vs Clustering España



Relación grado vs Clustering Francia



5.5. Tipo de red

Para analizar si la red de países presenta propiedad de mundo pequeño comparamos la distancia media y el coeficiente de clustering medio con los de una red aleatoria equivalente.

La distancia media de la red real es $\langle d \rangle \approx 1,4$, frente a $\langle d_{rand} \rangle \approx 1,0$, por lo que ambas son muy pequeñas. Sin embargo, el coeficiente de clustering medio de la red real resulta inferior al de la red aleatoria: $\langle C_{real} \rangle \approx \langle C_{rand} \rangle - 0,2$.

Esto contradice el comportamiento típico de las redes de mundo pequeño, donde se requiere que el clustering de la red real sea significativamente mayor que el de la red aleatoria ($\langle C_{real} \rangle \gg \langle C_{rand} \rangle$).

Por tanto, aunque la red presenta caminos muy cortos debido a su alta densidad y pequeño tamaño, no podemos considerarla una red de mundo pequeño en sentido estricto, ya que su estructura no es más pronunciada que la que ofrece una red aleatoria con el mismo número de nodos y enlaces.

Respecto a si es una red libre de escala, podemos observar en las distribuciones de grados de las redes de pases que cada jugador presenta un grado distinto o casi distinto, de modo que la frecuencia de cada valor de grado es 1 (como máximo 2). Las distribuciones no muestran una acumulación clara de nodos con grados bajos seguida de una cola larga en grados altos, sino que, dado el reducido tamaño de las redes, los valores de grado aparecen bastante repartidos.

Las propiedades globales de las redes de pases indican que, desde un punto de vista puramente estadístico, su comportamiento no se aleja demasiado del modelo de red aleatoria con el mismo número de nodos y enlaces.

Sin embargo, la red no puede considerarse aleatoria en sentido estricto, ya que los enlaces no se generan mediante un proceso independiente con probabilidad uniforme p , sino que están fuertemente condicionados por factores tácticos (posición, rol de los jugadores), lo que produce patrones y comunidades que no son compatibles con un modelo puramente aleatorio.

6. Medidas de Centralidad

En esta parte calcularemos y razonamos sobre las diferentes medidas de centralidad:

Grado: número de enlaces que conectan un nodo con otros. Al ser una red dirigida, calculamos el grado de entrada y de salida. En nuestro contexto indica qué jugador da más pases (out-degree) y recibe más pases (in-degree).

Cercanía: nos indica quién es el jugador que está de media a menor distancia del resto de jugadores.

Intermediación: nos indica cuántos caminos más cortos entre pares de jugadores pasan por un jugador. Un valor alto indica que este hace de puente entre diferentes jugadores o zonas del equipo.

Centralidad de vector propio: mide la importancia de un jugador en la red tanto por sus conexiones como lo importantes que son los jugadores con los que está conectado.

Coeficiente de clustering: mide hasta qué punto los vecinos de un jugador también están conectados entre sí. Un clustering alto indica que forma parte de un grupo muy cohesionado de jugadores que se pasan mucho el balón entre ellos.

PageRank: mide la importancia de un jugador según los pases que recibe y la importancia de quienes se los dan. Un jugador es más relevante si recibe pases de otros jugadores que también son importantes en la red.

6.2. Tabla de resultados

En cada columna los jugadores están ordenados de mayor a menor valor de la medida; por ejemplo, en *Grado*, Messi tiene mayor grado que los jugadores que aparecen por debajo de él.

Medidas de centralidad de Argentina							
Grado con pesos	Grado entrada con pesos	Grado salida con pesos	Cercanía	Intermediación	Clustering	Vector propio	PageRank
Otamendi	De Paul	Otamendi	De Paul	Messi	Papu Gómez	Messi	Romero
De Paul	Otamendi	De Paul	Messi	Tagliafico	Almada	De Paul	Enzo
Enzo Fernández	Enzo	Enzo	Dibu	Romero	Guido Rodríguez	Otamendi	Messi
Messi	Messi	Messi	Otamendi	De Paul	Julián Álvarez	Enzo	Mac Allister
Romero	Romero	Romero	Enzo	Enzo	Montiel	Romero	De Paul

Medidas de centralidad de España							
Grado con pesos	Grado entrada con pesos	Grado salida con pesos	Cercanía	Intermediación	Clustering	Vector propio	PageRank
Laporte	Laporte	Laporte	Laporte	Fabián	Pedri	Laporte	Zubimendi

Fabián	Fabián	Rodri	Fabián	Laporte	Nico Williams	Fabián	Fabián
Rodri	Rodri	Fabián	Merino	Merino	Joselu	Rodri	Merino
Le Normand	Le Normand	Cucurella	Rodri	Zubimendi	Nacho	Lamine	Grimaldo
Cucurella	Cucurella	Le Normand	Zubimendi	Lamine	David Raya	Nico Williams	Olmo

Medidas de centralidad de Francia							
Grado con pesos	Grado entrada con pesos	Grado salida con pesos	Cercanía	Intermediación	Clustering	Vector propio	PageRank
Kanté	Kanté	Kanté	Varane	Varane	Thauvin	Giroud	Kanté
Pogba	Pogba	Varane	Kanté	Kanté	Tolisso	Mbappé	Pogba
Varane	Pavard	Pavard	Nzonzi	Fekir	Umtiti	Varane	Pavard
Pavard	Varane	Pogba	Lucas Hernández	Pavard	Matuidi	Griezmann	Griezmann
Lucas Hernández	Griezmann	Lucas Hernández	Griezmann	Nzonzi	Mendy	Kanté	Varane

6.3. Interpretación

Interpretación de medidas de Argentina:

A partir de las medidas de centralidad ponderadas podemos identificar claramente el núcleo del juego de Argentina. En grado con pesos (total, entrada y salida) destacan los centrales Otamendi y Romero, junto con los centrocampistas De Paul, Enzo Fernández y Messi lo que indica que son los jugadores que más intervienen en la red de pases y concentran un mayor volumen de balón. En particular, Messi aparece entre los que más pases recibe y también entre los que más da, reforzando su papel como organizador ofensivo.

Las medidas de cercanía e intermediación vuelven a situar a De Paul, Enzo, Messi y los centrales en posiciones altas, lo que sugiere que forman la columna vertebral del equipo: son los jugadores que, de media, están más cerca del resto y que con más frecuencia actúan como puente entre líneas. Esto implica que gran parte de la circulación del balón y de la conexión defensa–ataque pasa por un conjunto reducido de futbolistas, haciendo muy visible el “esqueleto” del equipo.

Las centralidades basadas en la calidad de los vecinos (vector propio y PageRank) refuerzan esta idea: jugadores como Messi, De Paul, Enzo Fernández y Romero no solo participan mucho, sino que además están conectados con otros compañeros muy influyentes en la red, lo que los convierte en nodos clave..

En cuanto al coeficiente de clustering, los valores deben interpretarse con cautela: en el top aparecen algunos jugadores que han disputado muy pocos minutos, por lo que el clustering puede haber aumentado por situaciones muy concretas y no es tan representativo como en el caso de los titulares habituales.

Interpretación de medidas de España:

En grado (total, entrada y salida) destacan Laporte, Fabián, Rodri, Cucurella y Le Normand, lo que indica que son los jugadores que más intervienen en la red de pases. Esto sugiere que la salida de balón y la circulación inicial se apoyan mucho en los centrales , los laterales y el centro del campo.

Los centrocampistas (principalmente Fabián, Rodri y Merino) presentan valores altos de cercanía e intermediación, lo que significa que son los jugadores que, de media, están más cerca del resto y que con más frecuencia actúan como puente entre diferentes compañeros y zonas del campo. Es decir, son las principales piezas para conectar defensa y ataque y para redistribuir el balón.

En cuanto al coeficiente de clustering, los vecinos de Pedri y Nico Williams tienden a asociarse mucho entre sí, formando pequeños grupos muy cohesionados de combinación rápida. Algunos nombres que aparecen en el top 5 de clustering han jugado muy pocos minutos, por lo que sus valores deben interpretarse con cautela y no al mismo nivel que los titulares habituales.

Las medidas basadas en la calidad de los vecinos (centralidad de vector propio y PageRank) señalan como jugadores más importantes a las estrellas ofensivas Nico Williams y Lamine Yamal, junto con Rodri, Fabián y un central de gran peso como Laporte. Esto indica que no solo participan mucho, sino que además están conectados con otros jugadores muy influyentes en la red de pases.

Por último, podemos observar cual es el esqueleto de la selección de manera clara, Rodri, Fabián y Laporte al aparecer en el top 5 de las medidas de centralidad. Indicándonos quienes son los principales responsables de estructurar el juego, conectar líneas y mantener la circulación del balón.

Interpretación de medidas de Francia:

A partir de las medidas de centralidad con pesos se ve muy clara la estructura del juego de Francia. Destacan sobre todo Kanté, Pogba, Varane y los laterales Pavard y Lucas Hernández. Esto indica que la circulación de balón se apoya muchísimo en el eje centrales–pivotes–laterales, que son los jugadores que más intervienen en la red de pases y soportan buena parte de la salida de balón y la progresión inicial.

Si miramos las medidas que capturan quién hace de puente y quién está cerca de todos, vuelven a repetirse varios nombres. En intermediación destacan Varane, Kanté, Fekir, Pavard y Nzonzi, lo que significa que, cuando están en el campo, estos jugadores aparecen con frecuencia en los caminos más cortos entre otros compañeros y conectan diferentes zonas del equipo. En cercanía vuelven a sobresalir Varane y Kanté, junto con Lucas Hernández, Griezmann y Nzonzi, indicando que pueden llegar rápidamente al resto de jugadores a través de la red de pases. Aunque Nzonzi y Fekir no eran titulares habituales, sus valores pueden ser altos porque, en los minutos que juegan, se sitúan en posiciones muy centrales y se relacionan casi siempre con los jugadores clave (centrales, mediocentros y mediapuntas). Además, al tener menos minutos, unas pocas jugadas donde actúan como “puente” pueden incrementar bastante sus valores de intermediación y cercanía, así que hay que interpretarlos con cuidado.

Por último, las medidas basadas en la calidad de los vecinos (centralidad de vector propio y PageRank) señalan como más importantes a Giroud y Mbappé, junto con “los tres de siempre”: Kanté, Pogba y Varane, y también Pavard y Griezmann. Esto refleja que no solo participan mucho, sino que además están conectados con otros jugadores muy influyentes en la red. En otras palabras, la columna vertebral del equipo la forman Varane–Kanté–Pogba, apoyados por los laterales y, más arriba, por Griezmann, Giroud y Mbappé, que concentran la parte más decisiva del juego ofensivo.

7. Detección de Comunidades

7.1. Algoritmo de Louvain

Argentina:

El valor de la modularidad de $Q=0.123$. Además detecta 3 comunidades , una compuesta por jugadores en su mayoría con un rol más defensivo , otra compuesta por los atacantes y la última por jugadores suplentes que apenas tienen protagonismo.

España:

El valor de la modularidad de $Q=0.123$, detectando además 3 comunidades , una los jugadores normalmente suplentes que menos minutos han jugado , otra compuesta por los jugadores que juegan en el lado derecho(Le Normand , Carvajal , Lamine , Rodri) y los que juegan en el lado izquierdo. La imagen es la alineación de España vs Inglaterra.



Francia:

El valor de la modularidad de $Q=0.177$. El número de comunidades que detecta es 3 , la banda derecha compuesta por Pavard , Pogba y Mbappe , el equipo titular y los suplentes. En esta imagen podemos observar cómo se sitúan en el campo y el porqué de esa asociación.



7.2. Algoritmo de Girvan–Newman

El plugin de Girvan–Newman de Gephi no proporciona directamente un valor de modularidad. Por ello, para Girvan–Newman sólo proporciono el número de comunidades y analizo su composición; la modularidad la utilizo principalmente con Louvain.

Argentina:

Este algoritmo detecta 6 comunidades , una compuesta por la inmensa mayoría de jugadores y otras 5 comunidades con 1 jugador por comunidad que son suplentes y que apenas tienen protagonismo. Además coinciden con los jugadores de menor grado.

España:

Con el algoritmo de Girvan-Newman se detectan 5 comunidades , formada por casi la totalidad de jugadores y otras 4 comunidades con 1 jugador por comunidad que son suplentes y que apenas participan (Raya , Fermín , Ayoze y Baena).

Francia:

El número de comunidades detectadas es 6 , y como en los anteriores casos , hay una comunidad con la mayoría de futbolistas y comunidades con un jugador que suelen ser los suplentes.

7.3. Comparativa entre selecciones

El algoritmo de detección de comunidades de Girvan–Newman no resulta muy útil en este contexto, ya que no proporciona información relevante sobre la estructura interna de la red: en las tres selecciones genera un gran bloque con casi todos los jugadores y varias comunidades formadas por nodos aislados con pocos minutos y bajo grado.

Sin embargo, con el algoritmo Louvain sí podemos observar con claridad qué jugadores interaccionan más entre sí y cómo se organiza el juego:

- En las tres selecciones aparece siempre una comunidad asociada a los suplentes y otra (o varias) que agrupan a los titulares.
- En España y Francia se distinguen bien las bandas (por ejemplo, Pavard–Pogba–Mbappé en la derecha francesa, o Carvajal–Lamine en la derecha española).
- En Argentina la separación entre bloque defensivo y bloque ofensivo es especialmente clara.

8. Visualización de la Red

Para la visualización de las redes se ha utilizado el algoritmo ForceAtlas2. Este tipo de distribución sitúa en el centro a los nodos más conectados y desplaza hacia la periferia a los nodos con menos interacciones. De este modo, los jugadores más importantes en la circulación del balón aparecen en zonas centrales del grafo, mientras que los menos implicados quedan más alejados. Además, ForceAtlas2 tiende a agrupar en “bloques” a los nodos que se conectan más entre sí, lo que facilita la identificación visual de comunidades o subestructuras dentro del equipo. Los valores escogidos para Force Atlas 2 son:

Distribución ×

ForceAtlas 2

Ejecutar

▼ Puesta a punto

Escalado

2000.0

Gravedad más fuerte

☒

Gravedad

1.0

▼ Hilos

Número de hilos

7

▼ Alternativas de comportamiento

Disuadir Hubs

☒

Modo LinLog

☐

Evitar el solapamiento

☒

Influencia del peso de las

1.0

Normalize edge weights

☒

Inverted edge weights

☐

▼ Rendimiento

Tolerancia (velocidad)

1.0

Para cada selección haremos las siguientes visualizaciones:

- **Visualización de la red completa de pases:** Esta visualización muestra la red completa de pases entre los jugadores de la selección. Su objetivo es representar la estructura global del juego , qué jugadores participan más, cómo se conectan entre sí. Permite identificar si el equipo juega de forma más centralizada o distribuida y detectar posibles jugadores “puente”.
- **Visualización del esqueleto por peso medio de las aristas:** En esta visualización se filtran las conexiones para quedarse solo con los enlaces cuyo peso (número de pases) está por encima de un umbral, en este caso la media entre el mínimo y el máximo. El objetivo es resaltar el “esqueleto” principal de la red, es decir, los caminos de pase más utilizados de forma recurrente. Esto ayuda a identificar los canales preferentes de circulación del balón y los jugadores que estructuran de verdad el juego del equipo.
- **Visualización de la red en el aspecto ofensivo:** Aquí solo se representan los pases etiquetados como assist , through ball , cross tanto los que se dan como los que se reciben. El objetivo es analizar la estructura ofensiva del equipo: quién actúa como generador de ocasiones (jugadores que más pases clave dan) y quién aparece como receptor de esas acciones peligrosas. Esta red permite entender sobre qué jugadores recae la creatividad y hasta qué punto la generación de oportunidades está concentrada o repartida. En esta visualización cambiamos el escalado a 5000.

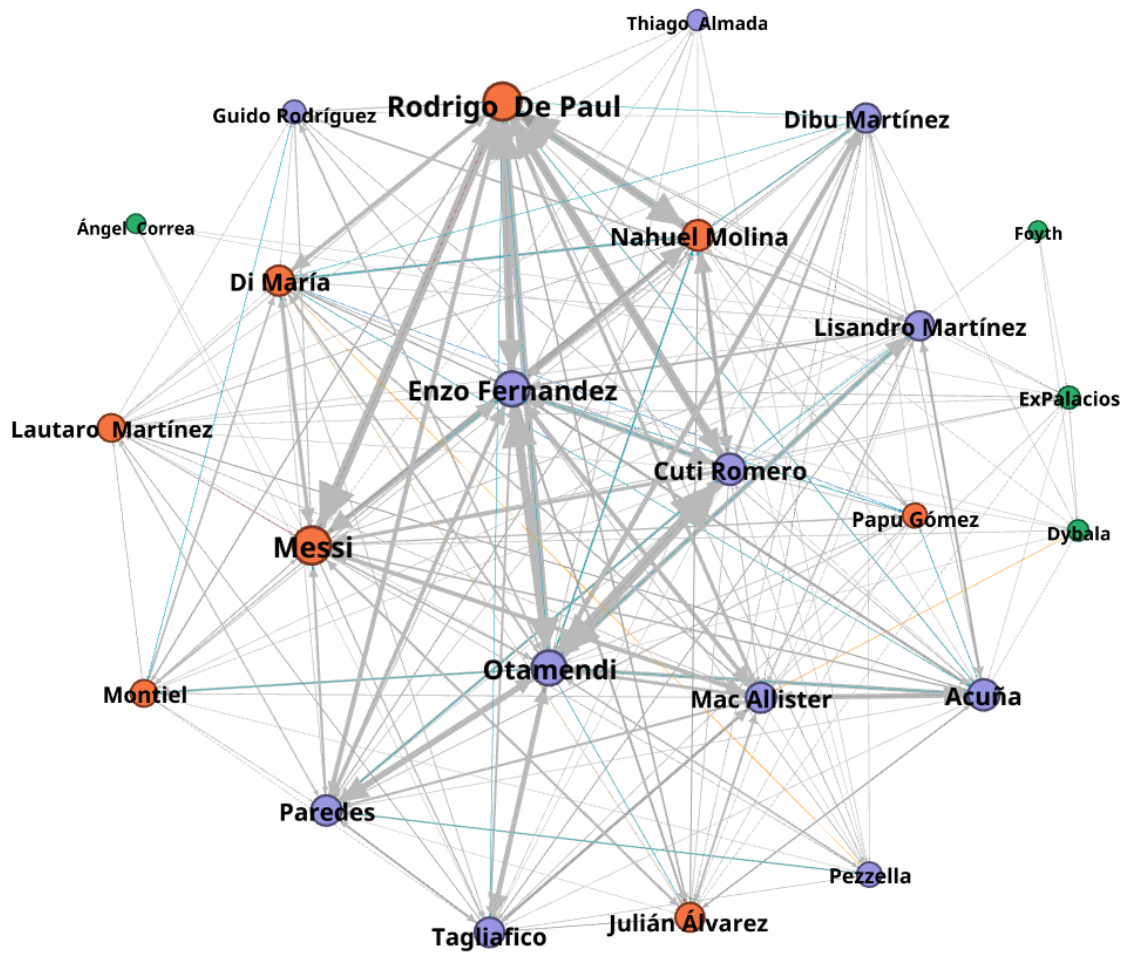
En las visualizaciones el color de los nodos depende de la comunidad que pertenezca , el tamaño depende del grado de cada nodo al igual que el tamaño de las etiquetas. Respecto a

las aristas, cada arista tiene un color dependiendo de la categoría del pase. Se han cogido colores más intensos para pases menos comunes para ayudar a la correcta visualización.

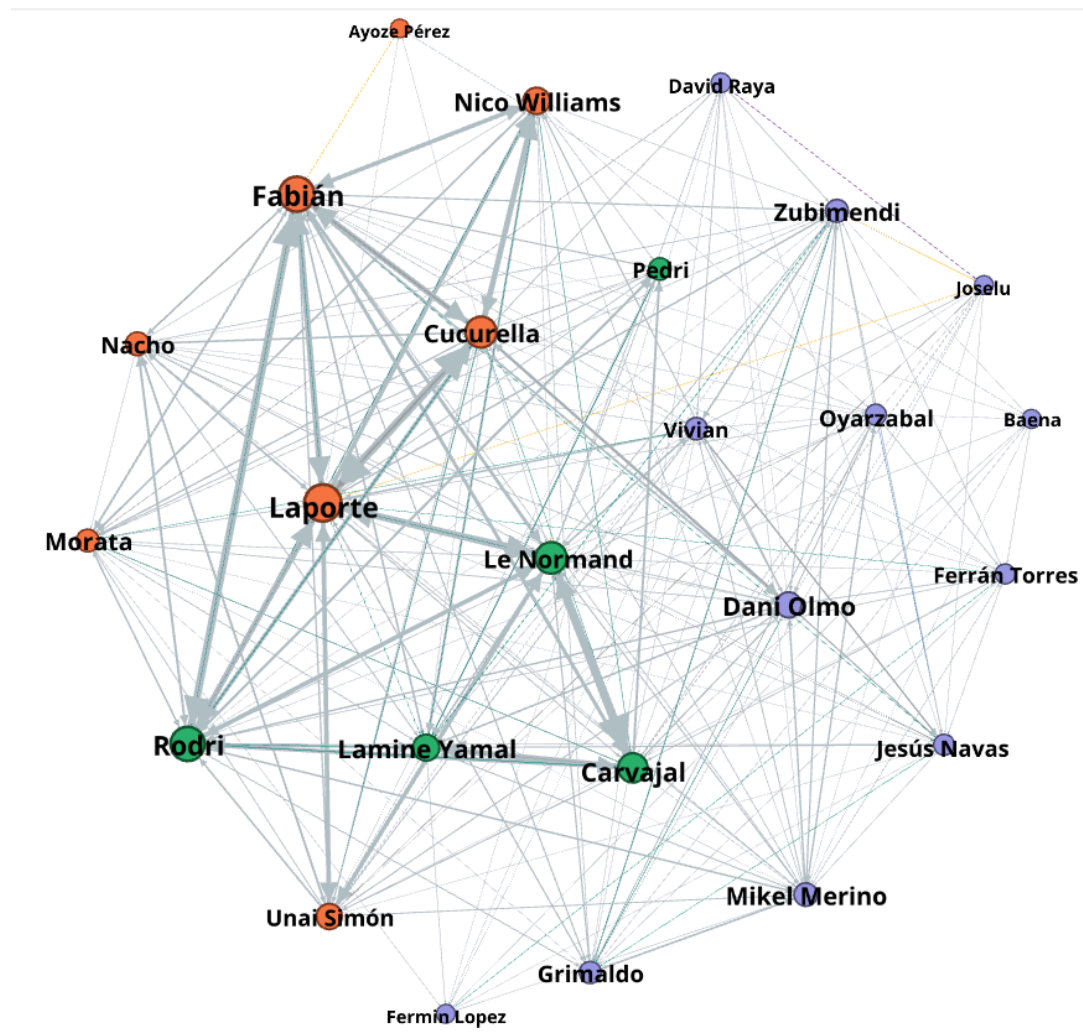
Único	Partición	Ranking
pass_category		
Regular pass		(58,69 ...
Free Kick		(11,03 ...
Throw-in		(9,25 %)
Switch of play		(8,59 el
Assist		(7,66 %)
Goal Kick		(2,62 %)
Cross		(1,5 %)
Through ball		(0,56 %)

8.1. Visualización de la red completa de pases

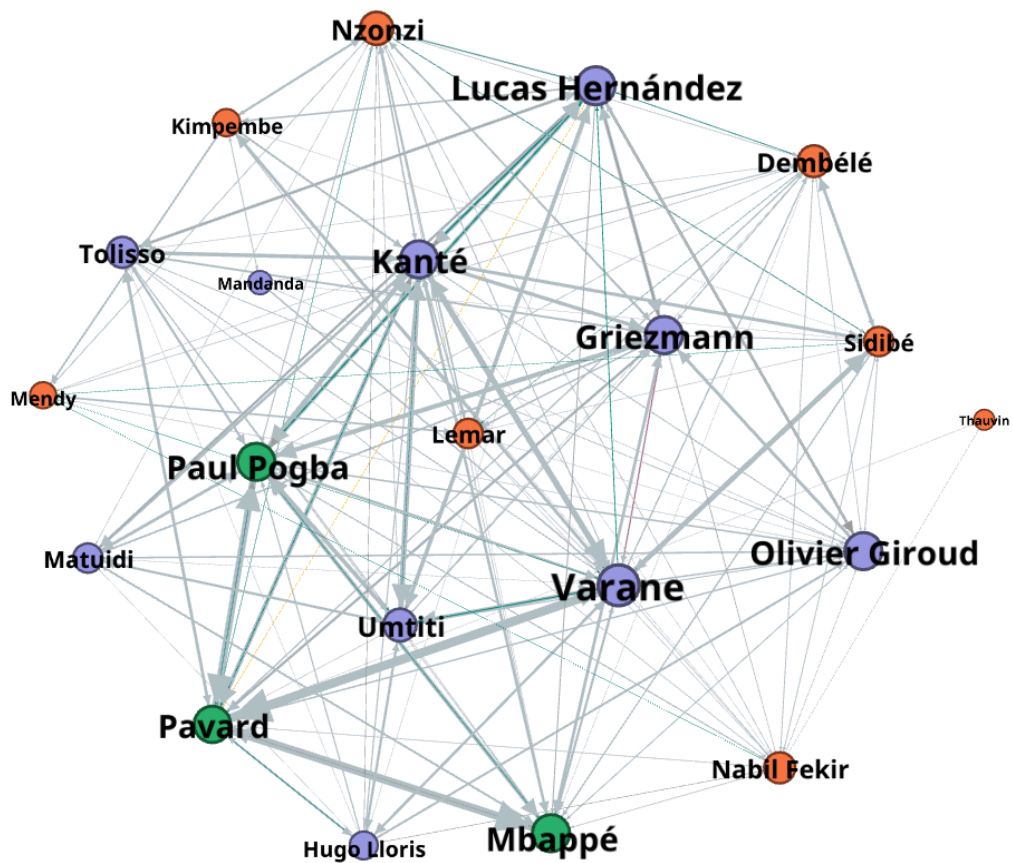
Argentina:



España:

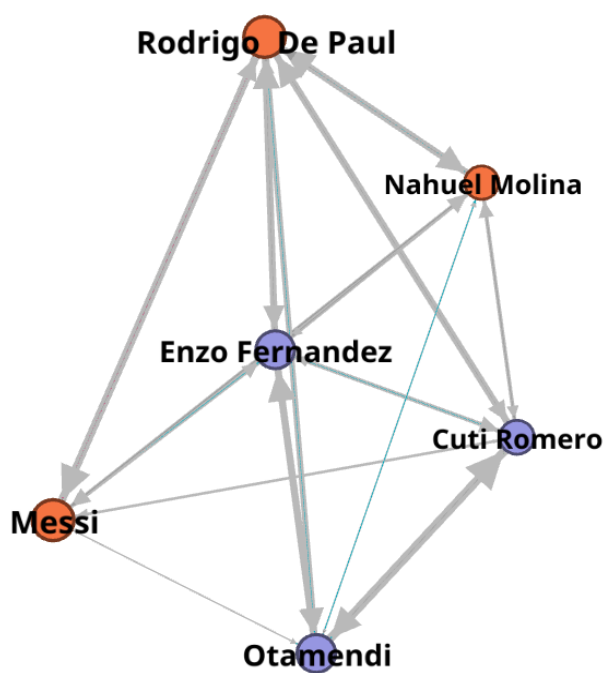


Francia:

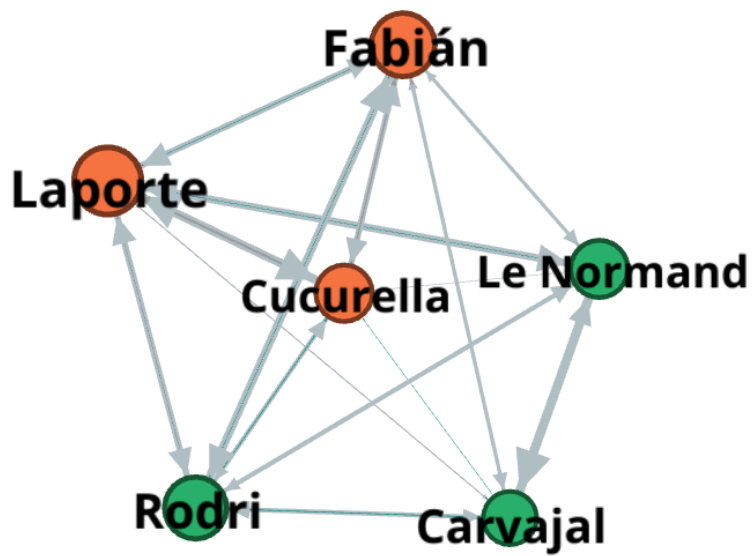


8.2. Visualización del esqueleto por peso medio de las aristas

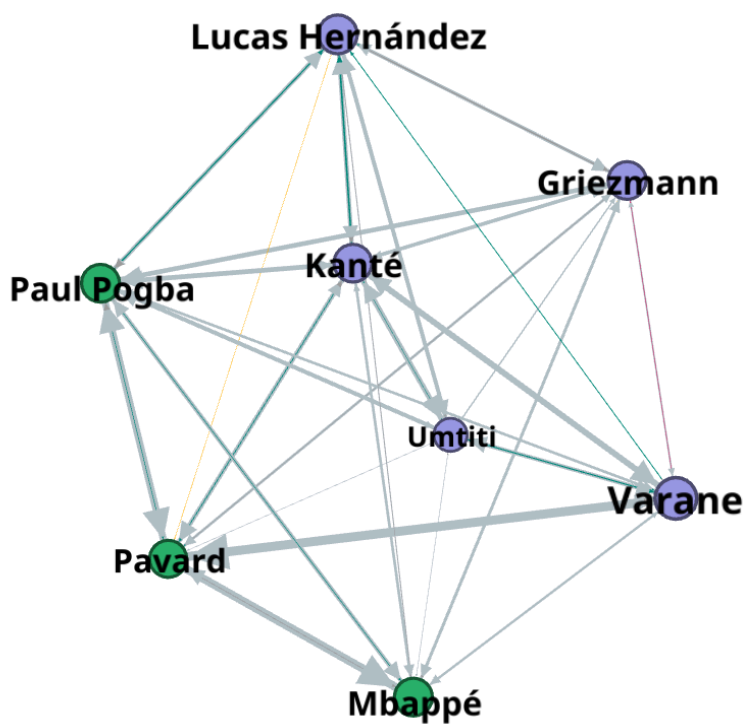
Argentina:



España:

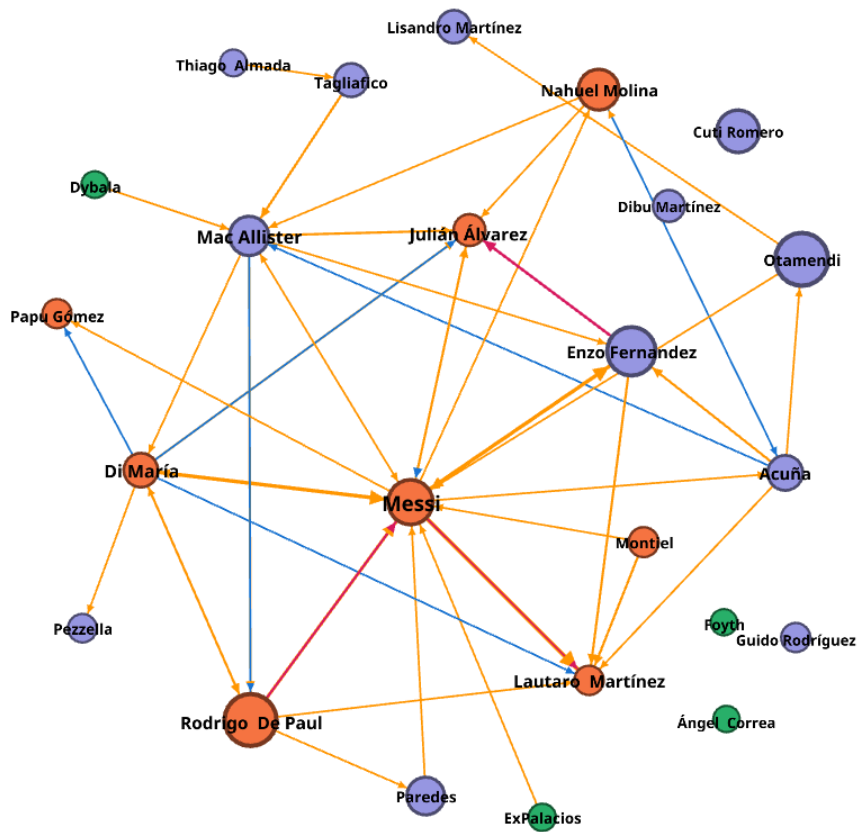


Francia:

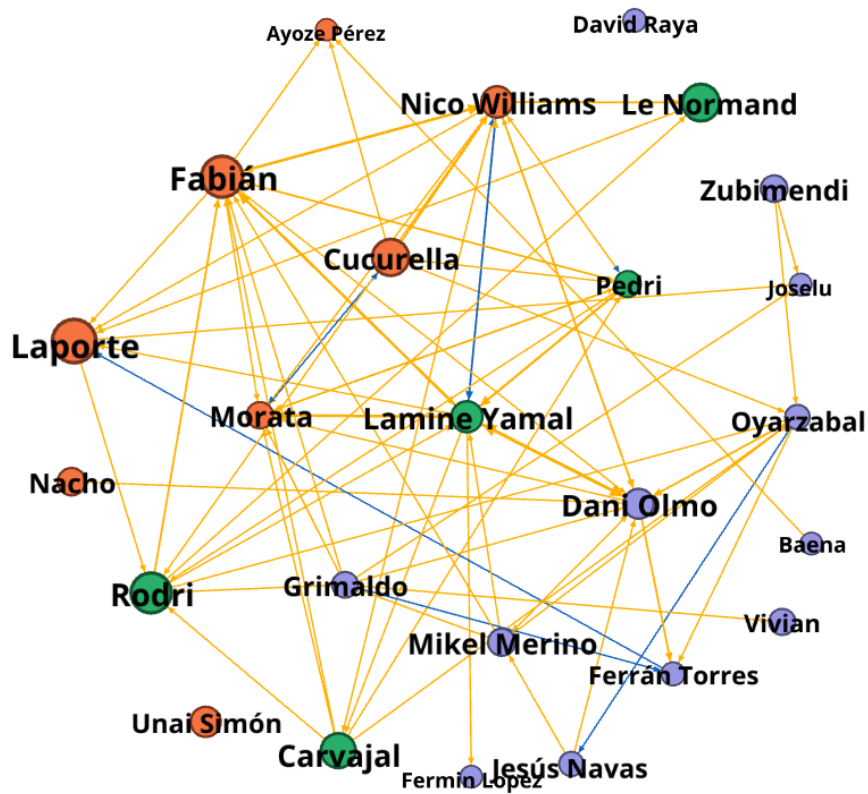


8.3. Visualización de la red de en el aspecto ofensivo

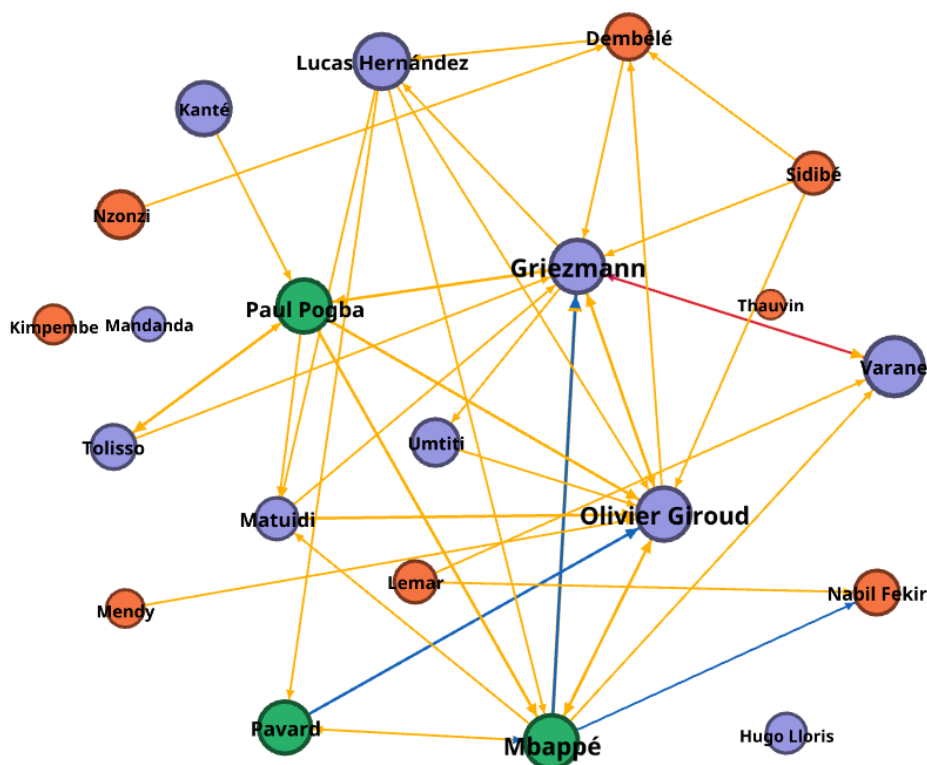
Argentina:



España:



Francia:



8.4. Discusión de los resultados

Las visualizaciones de la red completa y del esqueleto por peso medio de las aristas refuerzan las conclusiones obtenidas a partir de las centralidades. En los tres equipos se identifica claramente qué jugadores actúan como ejes de la circulación del balón y conforman el “esqueleto” del juego: normalmente defensas centrales, laterales y pivotes que conectan líneas y estabilizan la posesión.. De forma puntual, aparecen también jugadores ofensivos (como Messi o Griezmann) con un papel estructural relevante, lo que indica que no solo finalizan, sino que también participan en la organización del juego.

En cuanto al aspecto ofensivo, la red construida a partir de los pases más ofensivos muestran diferencias claras entre selecciones. España presenta un patrón mucho más colectivo, donde todos los jugadores prácticamente participan en la creación de ocasiones y el peso del ataque está más repartido. En cambio, Argentina y Francia concentran buena parte de la generación de peligro en pocos futbolistas, lo que sugiere una mayor dependencia de ciertas figuras clave para producir acciones de gol. Esta diferencia en la distribución del juego ofensivo ayuda a caracterizar estilos de juego más coral frente a otros más focalizados en estrellas concretas.

9. Discusión de Resultados

¿Presenta la selección española un patrón estructural en su red de pases similar a otras campeonas del mundo?

A partir de las medidas globales, las centralidades, la detección de comunidades y las visualizaciones, no parece existir un “patrón estructural ganador” único que comparta España con Francia y Argentina. Sí aparecen algunas similitudes generales, pero también diferencias claras en la forma de organizar el juego y, sobre todo, en el aspecto ofensivo.

9.1. Similitudes globales

En los tres equipos las redes de pases son muy densas, con:

- **Grado medio y grado medio ponderado altos**
- **Distancias medias muy cortas (≈ 1.4)**
- **Diámetro en torno a 3 en casi todos los partidos**

Esto nos indica que el balón puede llegar de unos jugadores a otros en muy pocos pasos. Además, el coeficiente de clustering es relativamente alto (≈ 0.75), y los vecinos de un jugador tienden a estar conectados entre sí. Todo esto hace que, estadísticamente, las tres redes se parezcan bastante entre sí.

También se observa una diferencia en cómo se agrupan las asociaciones:

En España y Francia las comunidades y las visualizaciones muestran que los jugadores tienden a asociarse por bandas (lado derecho/izquierdo), mientras que en Argentina la separación entre bloque defensivo y bloque ofensivo es más marcada, menos por banda y más por rol.

9.2. Diferencias en el “esqueleto” del equipo

Cuando miramos quién estructura de verdad el juego (centralidades con pesos y esqueleto por peso de aristas) aparecen matices importantes:

- En **Argentina y Francia**, el esqueleto está formado por centrales, laterales , pivotes y la gran estrella ofensiva (Messi en Argentina; Mbappé/Griezmann). Estos jugadores concentran mucho volumen de balón y aparecen arriba en grado, cercanía, intermediación, vector propio y PageRank.
- En **España**, el esqueleto se apoya en centrales , laterales y centrocampistas (Laporte, Fabián, Rodri, Cucurella). El protagonismo está más repartido entre varios mediocampistas y defensas que conectan líneas. Además, Francia tiene menos aristas en total que Argentina y España, lo que encaja con la idea de un juego algo más directo: menos combinaciones diferentes y más peso concentrado en ciertos enlaces, mientras que Argentina y, sobre todo, España muestran una circulación algo más elaborada.

9.3. Diferencias en el aspecto ofensivo

La visualización de la red ofensiva (assist, through ball, cross) y las centralidades asociadas al ataque muestran un contraste claro:

- **España** presenta un ataque más colectivo: muchos jugadores participan en la creación de ocasiones, las responsabilidades ofensivas están repartidas y los delanteros (Nico Williams, Lamine, Morata) ganan importancia, pero sin monopolizar toda la red.
- **Argentina y Francia** concentran buena parte del peligro en muy pocos jugadores: Messi en Argentina y el núcleo Mbappé–Griezmann–Giroud en Francia aparecen como receptores y generadores clave. El equipo depende más de que estos nodos concretos reciban el balón en buenas condiciones.

9.4. Comparación con redes reportadas en la literatura

<https://raco.cat/index.php/Redes/article/view/274762/362782>

En este artículo se trata de analizar las redes de pases en fútbol con enfoque de análisis de redes sociales, pero proponiendo que no todos los pases signifiquen lo mismo tácticamente. Por eso distingue entre pases de juego (más orientados a progresar/crear juego) y pases de adaptación (más orientados a reajustarse, conservar, reorganizarse según el contexto). Con datos reales (finales de Copa del Rey del Betis en 2005 y 2007), construyen redes dirigidas entre jugadores y comparan ambas redes con medidas de centralidad y pruebas no paramétricas, mostrando que separar por “tipo de pase/función”. Los resultados permiten interpretar el desarrollo táctico del partido, y lo comparan con la descripción basada en estadísticas individuales de corte tradicional.

<https://raco.cat/index.php/Redes/article/view/76625/98315>

El artículo analiza partidos de la Eurocopa 2004 construyendo redes de pases y aplicando análisis de redes sociales junto con conceptos tácticos/estratégicos y estadística clásica. La idea es que así se entiende mejor el juego colectivo: el peso de los enlaces señala conexiones de pase importantes, las centralidades identifican jugadores tácticamente clave y la densidad de la red se relaciona con aspectos como la posesión. Además, plantea usos prácticos del enfoque tanto en periodismo deportivo como en asesoría técnica, defendiendo su valor no solo metodológico, sino también didáctico.

Mi práctica y los 2 artículos a los que referencio tratan el juego como una red de pases: los jugadores son nodos, los pases son enlaces dirigidos y el peso refleja cuántas veces se repite la conexión. A partir de ahí, el enfoque es parecido: usar centralidades para detectar quién estructura el juego, mirar densidad, distancias y clustering para describir si el equipo juega más compacto o más directo, y apoyar la interpretación táctica en visualizaciones del grafo. Además, en todos aparece la idea de que no todos los pases aportan lo mismo, así que separar o filtrar relaciones (por tipo de pase, por función ofensiva, por enlaces más fuertes) ayuda a ver mejor el estilo de juego y no quedarse solo con estadísticas individuales.

9.5. Conclusión

Con todo lo anterior, mi respuesta razonada sería:

- No se puede afirmar que exista un patrón estructural de red único que defina a una selección campeona del mundo. Las tres redes comparten ciertas propiedades globales (alta densidad, caminos muy cortos, clustering relativamente alto), pero el modo en que se distribuyen las responsabilidades y se organiza el ataque varía de forma significativa.
- España comparte con Francia y Argentina la idea de un esqueleto formado por centrales, laterales y pivotes, pero no presenta una figura estrella que concentre tanto juego como Messi o Mbappé/Griezmán. Su red de pases, especialmente en el aspecto ofensivo, es más coral y distribuida, mientras que Argentina y Francia muestran una mayor dependencia de unos pocos jugadores clave.

- Por tanto, la selección española no reproduce exactamente el patrón estructural de las otras campeonas, sino que ofrece una variante donde la estructura global es similar, pero la distribución del protagonismo (especialmente en ataque) es más colectiva. No hay una “estructura ganadora” única, sino distintas formas de organizar una red de pases eficaz.