

ANÁLISIS DE REDES EN LA MEDICIÓN PSICOLÓGICA: FUNDAMENTOS

NETWORK ANALYSIS IN PSYCHOLOGICAL MEASUREMENT: FUNDAMENTALS

EDUARDO FONSECA-PEDRERO¹ Y JOSÉ MUÑIZ²

Cómo referenciar este artículo/How to reference this article:

Fonseca-Pedrero, E. y Muñiz, J. (2025). Análisis de Redes en la Medición Psicológica: Fundamentos [Network Analysis in Psychological Measurement: Fundamentals]. *Acción Psicológica*, 22(1), 87–100. <https://doi.org/10.5944/ap.22.1.43296>

Resumen

El análisis de redes ha ido ganando terreno en los últimos años para analizar datos psicológicos multivariantes. El propósito de este trabajo es llevar a cabo una exposición introductoria al análisis psicométrico de redes psicológicas. En primer lugar, se contextualizan los enfoques de redes. En segundo lugar, se aborda el núcleo central de la metodología de análisis psicométrico de redes: estimación de la estructura de la red, descripción de la red y análisis de la estabilidad de la red. En tercer lugar, se comentan algunas aplicaciones al campo de la Psicología y la Psicometría. En cuarto lugar, se mencionan críticas al análisis de redes, lo que permite

plantear algunos de los retos a los que se enfrenta este enfoque psicométrico. Se finaliza con una breve recapitulación y posibles líneas de investigación futuras.

Palabras clave: Análisis de redes; Modelo de red; Estimación de redes; Medición; Psicometría.

The use of network analysis to analyze multivariate psychological data has become popular in recent years. The purpose of this work is to introduce network analysis for the measurement of psychological variables. First, the net-

Correspondence address [Dirección para correspondencia]: Eduardo Fonseca Pedrero, Facultad de Letras y de la Educación, Universidad de La Rioja, España.

Email: eduardo.fonseca@unirioja.es

ORCID: Eduardo Fonseca-Pedrero (<https://orcid.org/0000-0001-7453-5225>) y José Muñiz (<https://orcid.org/0000-0002-2652-5361>).

¹ Universidad de La Rioja, España.

² Universidad Nebrija, España.

Recibido: 8 de noviembre de 2024.

Aceptado: 27 de enero de 2025.

work approaches are contextualised. Second, the core of the psychometric network analysis methodology is addressed: network structure estimation, network description and network stability analysis. Thirdly, some applications to the field of psychology and psychometrics are discussed. Fourthly, possible criticisms of network analysis are mentioned, to indicate some of the challenges faced by this psychometric approach. We finish with a brief recapitulation and possible lines of future research.

Keywords: Network Analysis; Network Model; Net-work Estimation; Measurement; Psychometrics.

Introducción

El uso de análisis de redes para estudiar datos psicológicos de naturaleza multivariante ha ido ganando terreno en los últimos años entre los investigadores y los profesionales de la Psicología (e.g., Borsboom et al., 2021). El análisis de redes se presenta como un nuevo método en la identificación e inferencia de atributos psicológicos, que pretende ir más allá de los modelos clásicos de variables latentes, como el análisis factorial o las ecuaciones estructurales, entre otros. Esta nueva forma de comprender el comportamiento humano y los procesos psicológicos abre todo un abanico de posibilidades, ya que permite el uso de formas alternativas de analizar datos, maneras diferentes de modelar y analizar las relaciones entre variables, o diseñar nuevas formas de intervención. Por todo ello, no es de extrañar que los modelos de redes y el análisis de redes hayan suscitado un creciente interés entre los profesionales de la psicología.

El objetivo de este trabajo es realizar una breve introducción al análisis psicométrico de redes psicológicas. En primer lugar, se conceptualiza el modelo de redes, así como sus implicaciones para el campo de la Psicología. En segundo lugar, se aborda el núcleo central de la metodología de análisis psicométrico de redes: estimación de la estructura de la red, descripción de la red y análisis de la estabilidad de la red. En tercer lugar, se comentan algunas aplicaciones al campo de la Psicología y la psicometría. En cuarto lugar, se

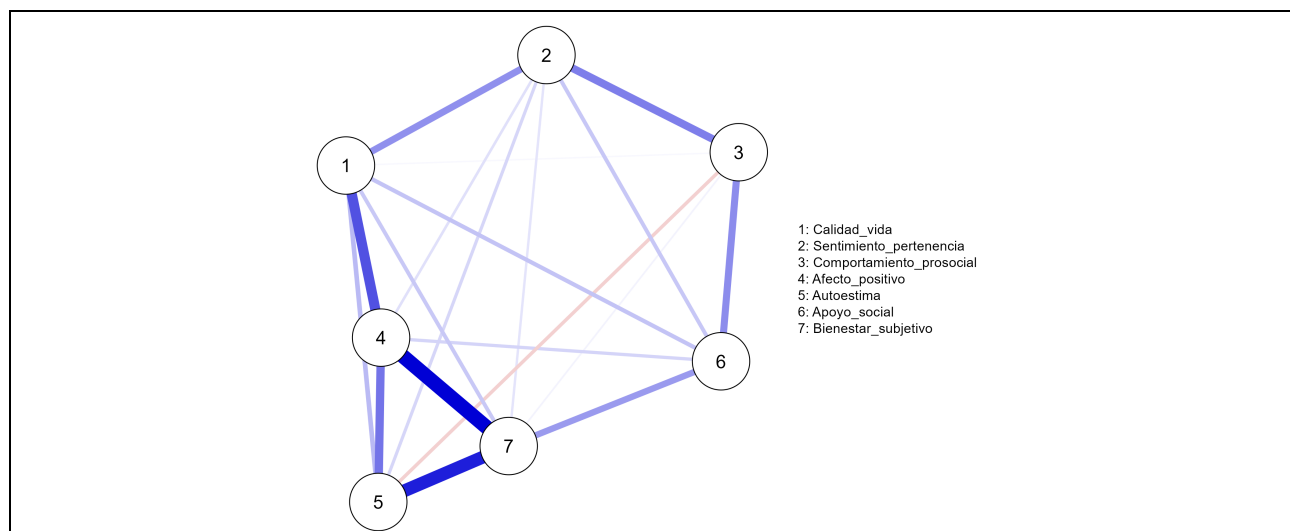
mencionan posibles críticas al análisis de redes, lo que permitirá otear algunos de los retos a los que se enfrenta este enfoque. Se finaliza con una breve recapitulación y se reflexiona sobre posibles líneas de investigación futuras.

Para un estudio más detallado y especializado del análisis de redes se pueden consultar excelentes trabajos previos, tanto en inglés (Borsboom, 2017; Borsboom y Cramer, 2013; Isvoranu et al., 2022; McNally, 2016), como en español (Fonseca-Pedrero, 2017, 2018). También se pueden consultar tutoriales (Costantini et al., 2015, 2019; Epskamp, Borsboom et al., 2018; Epskamp y Fried, 2018; Hevey, 2018; Huth et al., 2023; Jones et al., 2018), y otros excelentes recursos en la web (<http://psychosys-tems.org/>, <https://www.youtube.com/watch?v=C6-BgnWGwfA>), o software estadístico libre con módulos específicos para el análisis de redes, por ejemplo, JASP (<https://jasp-stats.org/>, <https://jasp-stats.org/2018/03/20/perform-network-analysis-jasp/>) o R (e.g., qgraph; Isvoranu et al., 2022; Jones et al., 2018).

Contextualización

Los modelos de red (*network models*) permiten llevar a cabo representaciones estadísticas de las relaciones entre variables, es decir, constituyen estructuras estadísticas creadas para configurar redes a partir de los datos. Una red es un modelo abstracto representado gráficamente que contiene nodos (*nodes*) y aristas (*edges*). Los nodos simbolizan los objetos o variables de estudio, mientras que las aristas representan las conexiones entre los nodos, esto es, la «línea» que los conecta (véase Figura 1). La representación gráfica de nodos y aristas se denomina grafo.

De una forma general el análisis de redes se podría concretar en las técnicas estadísticas para estimar, analizar, e interpretar la red psicológica. Representa un enfoque relativamente reciente en Psicología, si bien no

Figura 1*Ejemplo de red psicológica estimada: fortalezas psicológicas en la adolescencia*

Nota. Los círculos representan nodos (variables). Las aristas o líneas representan la relación entre los nodos. Por ejemplo, el nodo nº 1, la calidad de vida subjetiva, el nodo nº 2, el sentimiento de pertenencia al centro educativo, etc. Los nodos se corresponden con los indicadores psicométricos de fortalezas psicológicas. A mayor valor del coeficiente, mayor grosor de la línea y, por lo tanto, la asociación más fuerte entre nodos. El color azul de la arista indica relación positiva entre nodos (variables). El color rojo de la arista indica relación negativa entre nodos (variables).

es algo nuevo desde un punto de vista científico. Se ha utilizado extensamente en otras áreas como el estudio de las relaciones sociales bajo la denominación de teoría de grafos (Borgatti et al., 2009; Newman, 2010; Vega-Redondo, 2007), o en el ámbito económico (Goyal, 2023; Jackson, 2008). No obstante, no ha sido hasta hace poco que se ha rescatado este enfoque para modelar otros fenómenos psicológicos, y muy especialmente en el campo de los trastornos psicológicos (Borsboom, 2017). El profesor Denny Borsboom de la Universidad de Ámsterdam y su equipo de investigación han estimulado un enfoque diferente en la conceptualización de los problemas psicopatológicos, tales como la depresión o la psicosis (Borsboom y Cramer, 2013; Schmittmann et al., 2013).

El uso de los modelos de redes surge como respuesta epistemológica a ciertas dificultades de las que adolece la psicopatología clásica, como el modelo biomédico que se postula desde los principales sistemas taxonómicos. Así, el Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos

Mentales 5ª edición-Texto Revisado (DSM-5-TR, por su abreviatura en inglés; APA, 2022) considera que los síntomas y signos que refieren las personas tienen su origen en una supuesta causa latente denominada «trastorno mental». Se hipotetiza, por ejemplo, que las manifestaciones fenotípicas tales como las experiencias alucinatorias o las creencias delirantes son debidas a un trastorno subyacente que los causa, denominado, en este caso, esquizofrenia. A esta interpretación se le conoce como «modelo de causa común» (Borsboom y Cramer, 2013), y conduce a determinados problemas como el reduccionismo (e.g., los problemas psicológicos tienen una única causa), el razonamiento tautológico (e.g., repetición de un mismo argumento o hecho expresado de distintas maneras; véase el caso de que alguien que refiere alucinaciones auditivas se le diagnostica de psicosis, y posteriormente se argumenta que tiene psicosis porque escucha voces) o la reificación del diagnóstico (creer que el nombre que le damos al trastorno, véase psicosis, explica todo sobre un fenómeno o es el fenómeno en sí).

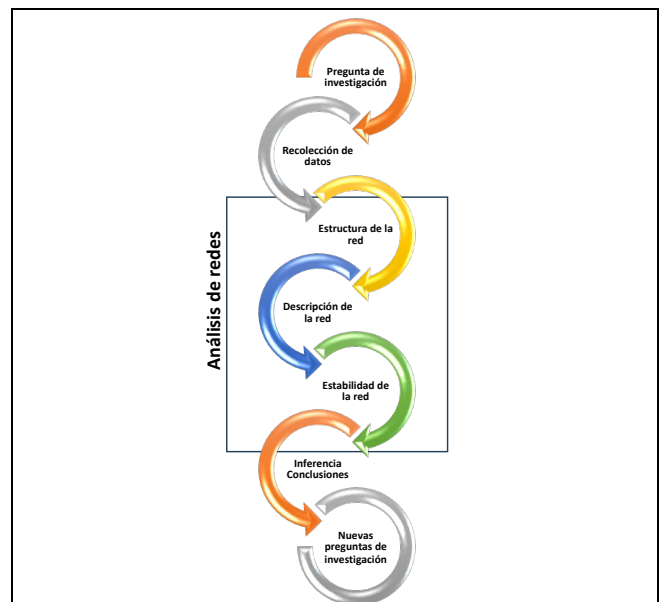
El modelo de redes, sin embargo, conceptualiza los trastornos psicológicos como constelaciones dinámicas de conductas (signos, síntomas, rasgos, etc.) que se encuentran interrelacionados (o no) de forma causal, esto es, impactan o interactúan mutuamente entre sí. Los síntomas no serían meras consecuencias pasivas de una supuesta variable latente, no observable directamente. Desde esta perspectiva el trastorno psicológico, si lo hubiere, habría que comprenderlo en las propias relaciones funcionales establecidas entre los elementos de la red, tanto horizontal (dentro del mismo nivel), como verticalmente (entre distintos niveles de análisis). No habría que buscar más allá. Tampoco habría que indagar sobre supuestas averías intrapsíquicas o alteraciones en los circuitos cerebrales (Al-Halabí, 2024; Al-Halabí y Fonseca-Pedrero, 2024; Fonseca-Pedrero y Pérez Álvarez, 2018). A fin de cuentas, todo está relacionado con todo, pero no del todo.

El modelo de redes, al igual que ocurre en muchos campos científicos, entiende que los fenómenos se caracterizan y entienden mejor a nivel de sistemas. Esto significa que para comprender determinados fenómenos hay que centrarse en la organización de los componentes del sistema y no tanto en el funcionamiento de sus componentes individuales. Dichos componentes se pueden representar en una red. Esa visión entronca con la idea de que la conducta es compleja por naturaleza, por lo que su comprensión requiere de modelos más sofisticados que vayan más allá de una visión lineal, estática y unicausal que permitan analizar y entender todo el abanico de comportamientos que conforman la diversidad humana.

Siguiendo a Borsboom et al. (2021), en la Figura 2 se recoge un esquema de los pasos a seguir en las investigaciones que utilizan el enfoque de redes. El núcleo de la metodología de análisis de redes psicométricas reside en tres pasos: (a) estimación de la estructura de la red, (b) descripción de la red y (c) análisis de la estabilidad de la red. Estos pasos se asientan en preguntas de investigación sustantivas y procedimientos de recopilación de datos. Los resultados encontrados se combinan con consideraciones metodológicas generales y conocimientos específicos del ámbito para apoyar la inferencia científica.

Figura 2

Pasos del proceso de investigación en el análisis de redes (modificado de Borsboom et al., 2021)



Estimación de la estructura de la red

Las redes en Psicología necesitan ser estimadas (Epskamp y Fried, 2018), y dicha estimación parte de matrices de correlaciones que pueden ser, básicamente, de tres tipos: simples, parciales y parciales regularizadas.

Las correlaciones simples (conocida también como red de asociación), es la representación gráfica derivada de la matriz de correlaciones de Pearson. Las correlaciones parciales, o red de concentración, permiten ver la correlación entre el nodo *A* y el nodo *B* controlando el efecto del resto de nodos de la red. Una red de correlación parcial, en la que muestra las correlaciones condicionales (controlando) a todas las demás variables de la red, es más fácil de interpretar, esto es, dos nodos están conectados si y solo si existe una covarianza entre esos nodos que no puede explicarse por ninguna otra variable en la red. Los *Markov random fields* (PRMFs) son una clase de modelos que permiten una representación de red no dirigida en donde las variables se representan mediante nodos conectados por aristas que indican la (fuerza de la) asociación condicional entre dos variables después de controlar todas las demás variables de la red. Cuando los datos

continuos tienen una distribución normal multivariante, el análisis de las correlaciones parciales se implementa mediante el *Gaussian Graphical Model*. Si los datos son mixtos (categóricos y continuos) se utiliza el *Mixed Graphical Model*. Si los datos son binarios entonces se utiliza el *Ising Model*.

La estimación de la red se realiza mediante un algoritmo denominado *Fruchterman-Reingold*. Las correlaciones parciales regularizadas, implementan un procedimiento de regularización, que en esencia permite extraer una red estable y de fácil interpretación que necesita de menos parámetros a estimar. En este caso se puede estimar la red con el *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) o con una variación denominada *Graphical-LASSO* (G-LASSO; Epskamp, Borsboom, et al., 2018). El uso del LASSO requiere establecer un parámetro de ajuste denominado hiperparámetro (λ). La regularización no está exenta de problemas, por lo que en determinadas situaciones no funciona adecuadamente. En estos casos se deben utilizar formas alternativas para maximizar la sensibilidad y la especificidad a la hora de estimar los *edges*¹ (Epskamp y Fried, 2018). La elección del método de estimación no se debe ver como algo trivial, ya puede tener un gran impacto tanto en la topología de la red como en las inferencias que posteriormente se hagan a partir de los resultados encontrados (Epskamp et al., 2017).

Utilizando el algoritmo *Fruchterman-Reingold* la disposición espacial de los nodos no es fácil de interpretar. Existen en la literatura otros diseños de visualización de datos multivariantes que van más allá de los algoritmos dirigidos por fuerza y que permiten interpretar la posición de los nodos de una forma más correcta. A este respecto Jones et al. (2018) proponen el escalamiento multidimensional, los componentes principales y el *eigen-model*.

Obviamente, el procedimiento para la estimación de la red depende de la naturaleza de los datos, por ejemplo, si estos son transversales o longitudinales, o si tienen una estructura multinivel o no. Para casos donde los

datos son de tipo longitudinal y/o presentan una estructura multinivel se pueden encontrar otros procedimientos como *Graphical-VAR* o *Multilevel-VAR*. También se pueden hacer estimaciones de redes mediante estadística bayesiana (McNa-lly, 2016).

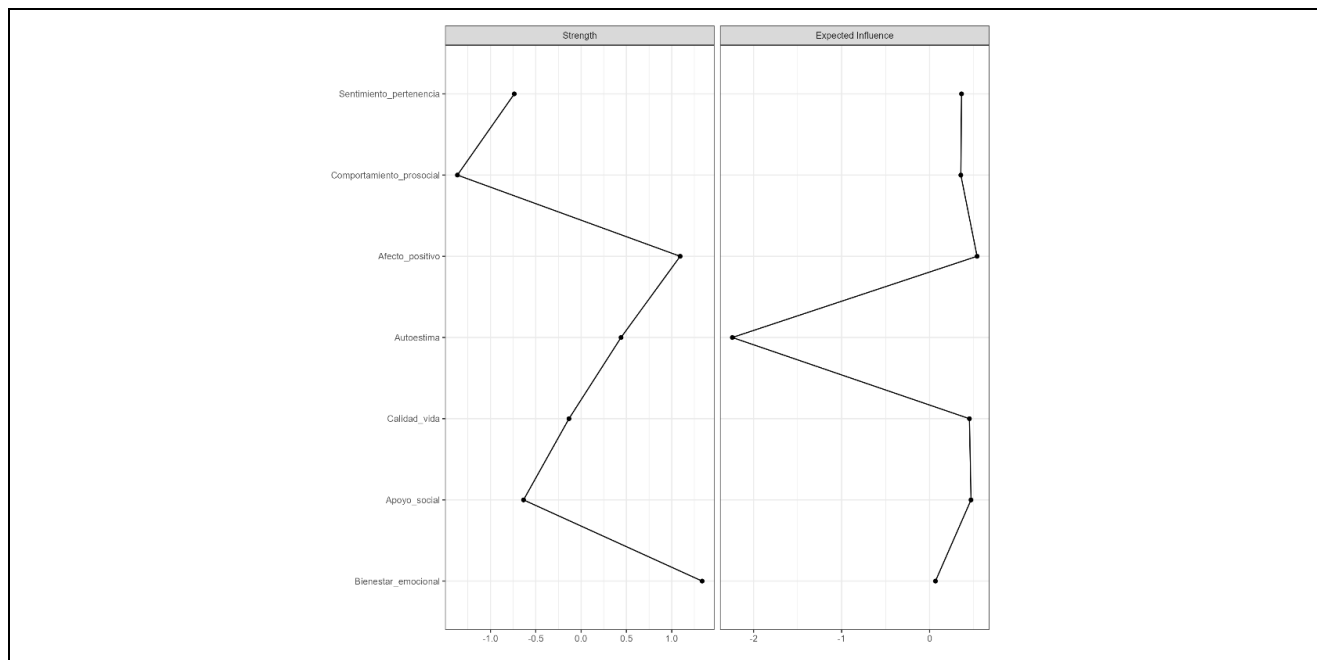
Descripción de la red

A partir de la red estimada se pueden realizar diferentes inferencias que permitan comprender tanto su estructura como examinar la importancia relativa de los nodos dentro de ella. Para analizar la estructura de la red se pueden encontrar diferentes índices: (a) distancia y longitud de la trayectoria más corta (¿puede influir el nodo *X* rápidamente en el nodo *Y*?); (b) centralidad (¿cuál es el nodo más importante en la red?); y (c) conectividad y agrupamiento (¿en qué medida los nodos están bien conectados?). Aquí únicamente se expondrán las medidas de centralidad, quienes estén interesados en profundizar en las medidas de inferencia de la red puede consultar trabajos más especializados (Costantini et al., 2015; Hevey, 2018).

Las medidas de centralidad se preguntan cuál es el nodo más importante en la red. Permiten analizar la importancia relativa del nodo dentro de la red en función del patrón de conexiones, esto es, en una red estimada no todos los nodos son igualmente importantes. Un nodo es central si tiene muchas conexiones. Un nodo es periférico si se encuentra en la parte externa de la red y tiene pocas conexiones. Para saber si el nodo es central (importante o influyente) en la red se deben tener en cuenta: (a) la fuerza (*strenght centrality*); (b) la cercanía (*closeness centrality*); y (c) la intermediación (*betweeness centrality*). Los programas estadísticos permiten generar figuras y tablas para examinar los valores de estos índices de centralidad. Dicha representación gráfica arroja valores estandarizados (puntuaciones *Z*) referidos a la fuerza, cercanía y/o intermediación de los nodos, aspecto que informa sobre la importancia relativa de cada nodo en la red.

En la actualidad se está cuestionando si estas medidas de centralidad tienen sentido a la hora de estimar redes con variables psicológicas (Bringmann et al., 2019; Hallquist et al., 2021), por ello se han propuesto otras como la influencia esperada o la predictibilidad. La influencia esperada se refiere la suma de todas las aristas

¹ Véase: http://psychosystems.org/glasso_developments

Figura 3*Índices de centralidad en una red psicológica estimada*

de un nodo. Esta medida de inferencia mejora la centralidad de fuerza que usa la suma de los pesos absolutos (es decir, las aristas negativas se convierten en aristas positivas antes de sumarse), lo que distorsiona la interpretación si hay aristas negativas. La predictibilidad es una medida absoluta de interconexión que proporciona la varianza de cada nodo que se explica por todos sus nodos vecinos. En la Figura 3 se presenta una tabla de centralidad con los valores de fuerza e influencia esperada.

Análisis de la estabilidad de la red

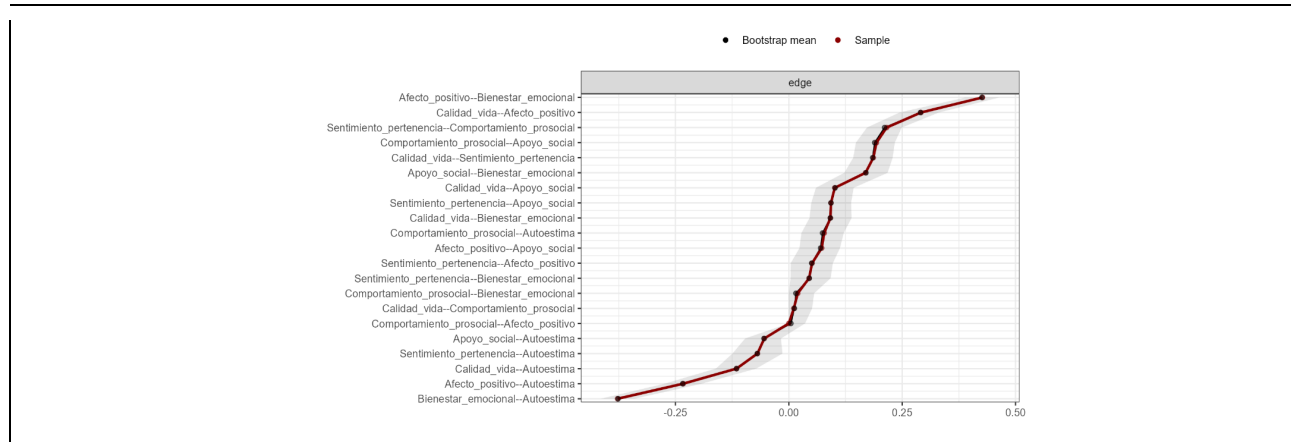
Evaluar la precisión de las conexiones de red estimadas, investigar la estabilidad de los índices de centralidad, y comprobar si las conexiones de la red y las estimaciones de centralidad para distintas variables difieren entre sí, son cuestiones nucleares que conciernen a la replicabilidad (Epskamp y Fried, 2018). En los análisis de redes de variables psicológicas se debe comprobar la precisión con la que se estiman las redes y la estabilidad de las inferencias de la estructura de la red.

En el tutorial de Epskamp et al. (2018) se describen procedimientos en el paquete R *bootnet* que permiten a los investigadores medir la precisión de las estimaciones de peso de la arista (Figura 4) y la estabilidad de las métricas de centralidad (Figura 5). La precisión de las ponderaciones de las aristas se estima calculando intervalos de confianza (IC) del 95%. Para cada peso de la arista, el valor real del parámetro correspondiente estará dentro del IC en el 95 % de los casos. Además, aunque no se aborda en esta introducción, también se puede evaluar si el peso de una arista difiere significativamente de otra, por ejemplo, si la asociación entre el nodo 1 y el nodo 2 es mayor que la asociación entre el nodo 5 y el nodo 6 (e.g., Epskamp et al., 2018).

Para estimar la estabilidad de las medidas de centralidad, Epskamp et al. (2018) recomiendan el *bootstrap* de subconjuntos mediante *case-dropping*. Este procedimiento implica ir descartando aleatoriamente un porcentaje cada vez mayor de participantes del conjunto total de datos (primero sobre el 95 % de la muestra, luego sobre el 90 %, y así sucesivamente) y luego volver a calcular las medidas de centralidad y computar el coeficiente de correlación.

Figura 4

Precisión de los pesos de las aristas



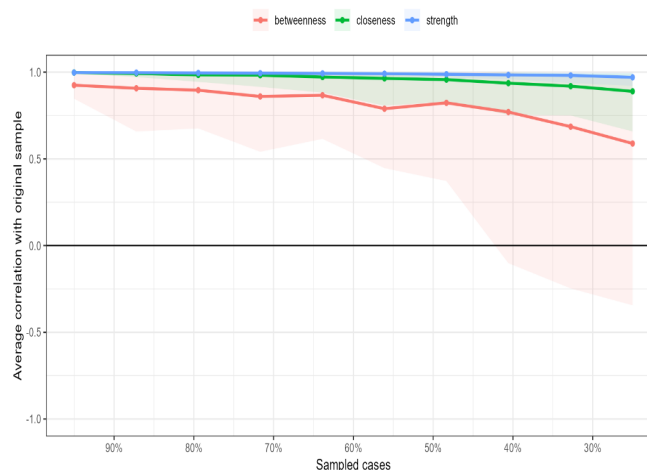
Nota. El eje Y recoge todas las aristas de la red, ordenados desde el más alto (arriba) hasta el borde más bajo (abajo). Dichas aristas se refieren a la relación entre dos nodos, esto es, «bienestar_emocional-autoestima» se refiere a la relación entre el nodo bienestar emocional y el nodo autoestima. Los puntos negros representan el peso de las aristas en la red. El área gris representa el IC del 95% del peso de las aristas (cuanto más pequeño mayor es la precisión del peso de las aristas).

Se trata de examinar si los índices de centralidad permanecen estables a medida que va perdiendo participantes. Si el valor de correlación cambia considerablemente pondría en cuestión la estabilidad de las medidas de centralidad. Para cuantificar la estabilidad de los valores de centralidad de una red se

propone el coeficiente de estabilidad de correlación. Se ha sugerido que un coeficiente de estabilidad de 0.7 o superior entre la estimación original de la muestra total y las estimaciones de los subconjuntos muestrales podría ser un umbral útil a considerar. Se recomienda igualmente que el coeficiente no sea inferior a 0.25, y preferiblemente superior a 0.5.

Figura 5

Coefficiente de estabilidad de correlación para los índices de centralidad



Aplicaciones al campo de la Psicología y la Psicometría

El análisis de redes ha tenido un gran desarrollo dentro del campo de la Psicología clínica y la psicopatología (McNally, 2021; Robinaugh et al., 2020), si bien se ha extendido a otras áreas como la resiliencia (Scheffer et al., 2018), la personalidad (Costantini et al., 2019), la inteligencia (Kan et al., 2020), la relación con enfermedades físicas (Isvoranu et al., 2022) o la educación (Álvarez-Díaz et al., 2022), por mencionar solo algunas. El análisis de redes tiene una enorme potencialidad para ayudar a comprender y responder a algunos de los desafíos más importantes que tenemos que acometer profesional y socialmente, por ejemplo, la conducta suicida (Antypa et al., 2024; Fonseca-Pedrero et al., 2024).

También se han desarrollado nuevos métodos que pueden ser de utilidad para el investigador y el clínico, como pudieran ser las redes bayesianas (Briganti et al., 2022), el *Exploratory Graph Analysis* (Golino y Epskamp, 2017), la comparación de redes (Van Borkulo, 2018), la invarianza de medición (Hoekstra et al., 2023), los *Moderated Network Models* (Haslbeck et al., 2021) o los estudios intensivos. A continuación, nos referimos brevemente a las potencialidades asociadas al uso de redes bayesianas y a las redes temporales.

En la actualidad la mayoría de los estudios realizados en este campo utilizan análisis de redes con datos transversales (redes ponderadas y no dirigidas). Las redes bayesianas pueden ayudar a superar algunas de estas limitaciones pues son modelos que incluyen interacciones dirigidas para realizar inferencias causales sobre constructos psicológicos. En esencia, las redes bayesianas son modelos gráficos probabilísticos que representan las relaciones de independencia condicional entre variables como un grafo acíclico dirigido (DAG), en el que las aristas pueden interpretarse como efectos causales que conectan nodos de forma causal. Investigar bajo la óptica de redes bayesianas puede ser de interés de cara a obtener una aproximación causal de las variables psicológicas.

Por sus implicaciones prácticas y clínicas, mención especial merecen las redes resultantes de series temporales (también denominadas redes dinámicas ideo-

gráficas, e.g., Bringmann, 2024). Este tipo de redes suelen inferirse a partir de datos de series temporales recogidos mediante evaluación ambulatoria. Utilizando los métodos de estimación adecuados se pueden calcular dos tipos de redes: la red temporal y la red contemporánea. La red temporal, es una red dirigida y ponderada, que representa cómo las variables en un punto temporal (tiempo t) predicen las variables en la siguiente ventana temporal (tiempo $t + 1$), incluyendo cómo una variable evaluada en el primer punto temporal predice su valor en el siguiente. La red contemporánea representa las aristas (no dirigidas y ponderadas) que conectan los nodos dentro de la misma ventana de medición. Normalmente, esta red presenta aristas que representan las correlaciones parciales entre nodos en esta ventana de medición tras ajustar todas las demás variables de la ventana, así como todas las demás variables de la ventana de medición anterior. Este tipo de redes extraídas de diseños longitudinales permiten revelar cómo se desarrollan las interacciones entre los sistemas a lo largo del tiempo, establecer posibles relaciones causales o dar respuesta a la cuestión de la ergodicidad, es decir, si las relaciones que se establecen entre las variables a nivel de grupo son las mismas que operan a nivel intraindividual (Fonseca-Pedrero, 2018; McNally, 2021).

La combinación de los métodos psicométricos de redes ha abierto una variedad de nuevas vías para conceptualizar y estudiar los fenómenos psicológicos. Igualmente, los modelos de redes se presentan como un enfoque complementario a otros modelos psicométricos, como la teoría de respuesta a los ítems (Epskamp et al., 2017; Kan et al., 2020; Marsman et al., 2018). A pesar de los antecedentes divergentes de estos acercamientos, trabajos previos han estudiado la equivalencia entre ellos e ilustran las oportunidades que germinan de estas posibles conexiones (Kan et al., 2020; Marsman et al., 2018). No obstante, desde un punto de vista epistemológico, algunos autores se cuestionan si la equivalencia matemática es lo mismo que la equivalencia ontológica (McNally, 2021).

Algunos desafíos y controversias en el Análisis de Redes

La investigación del análisis de redes en Psicología se encuentra en estos momentos en su infancia, por lo que es necesario seguir trabajando en la construcción de modelos sólidos y refutables, e incorporar nuevas evidencias científicas (Borsboom, 2017). Obviamente, el modelo de redes no está exento de ciertas limitaciones, y algunos autores han realizado algunas reflexiones cautelares (e.g., Neal et al., 2022). Con ello pretenden no dejar pasar por alto algunas de las principales críticas asociadas a estos modelos y métodos. Aquí se comentan brevemente algunas de ellas, relativas a la selección del modelo, al diseño del estudio, a la fiabilidad de la estimación y a la interpretación de las medidas, así como otras de calado más conceptual.

Primero, se debe distinguir aquellos campos científicos que permiten un análisis bajo esta perspectiva respecto a los que no. No partimos de cero, en la literatura ya existen numerosos métodos multivariantes adecuados para responder a determinadas preguntas de investigación, tales como los modelos de ecuaciones estructurales. Por tanto, los análisis psicométricos de redes deben utilizarse en aquellos casos en los que se ajusten mejor que otros métodos a los problemas planteados.

Segundo, hasta la fecha, la mayoría de los estudios publicados en análisis de redes utilizan diseños transversales y nomotéticos, por ello, habría que ser cauteloso, incluso abstenerse de hacer inferencias sobre causalidad cuando se utilicen este tipo de datos. No cabe duda de que una de las líneas futuras más prometedoras en el análisis de redes son los modelos de redes ideográficas de medidas repetidas (Mansueto et al., 2023). El modelaje de redes psicológicas personalizadas tiene claras implicaciones para la investigación y la práctica clínica (Epskamp et al., 2018).

Tercero, la correcta interpretación de una red psicológica no debe centrarse únicamente en su inspección visual. Un problema a evitar en las redes psicológicas es precisa-

mente la sobreinterpretación a la hora de su visualización (Jones, et al., 2018). Este aspecto se refiere especialmente al diseño y a la colocación de nodos en el grafo, por ejemplo, cuando los nodos de la red se agrupan en un clúster o un nodo está en el centro de la red y otros en la periferia. Nótese que la ubicación del nodo dentro de una red es solo una de las muchas formas igualmente «correctas» de situar los nodos en la red, es decir, con la misma muestra la colocación de los nodos en la red, en una nueva estimación, podría ser diferente. Algo parecido, mutatis mutandis, a lo que ocurre, por ejemplo, con la ubicación de los factores en el Análisis Factorial. Por ello, hay que ser cauteloso a la hora de realizar una interpretación visual de los nodos y su posición en la red. Para una adecuada interpretación de la red psicológica existen diferentes procedimientos, por ejemplo, el análisis de las comunalidades² (Golino y Epskamp, 2017), o la predictibilidad (Haslbeck y Fried, 2017).

Cuarto, existe un amplio debate sobre la replicabilidad de las redes psicométricas estimadas. Algunos autores afirman que se están utilizando métodos que producen estimaciones poco fiables (Forbes et al., 2017; Neal et al., 2022), mientras que otros opinan justo lo contrario (Borsboom et al., 2017; de Ron et al., 2022). Dado el estado de la cuestión, se aconseja actuar con cierta cautela a la hora de extraer conclusiones para la investigación o la práctica clínica antes de que los resultados se hayan replicado rigurosamente. También se deben considerar otros factores como el sesgo de Berkson. Según trabajos previos parece ser que, por el momento, las dudas sobre la replicabilidad de los resultados se han resuelto de forma tranquilizadora (de Ron et al., 2022). No cabe duda de que se debería seguir estudiando la replicabilidad y reproducibilidad de las redes psicológicas estimadas y analizar la necesidad de incorporar el error de medición.

Quinto, la mayoría de las métricas de centralidad utilizadas en el campo de la Psicología se desarrollaron originalmente en el análisis de redes sociales con sus consabidas peculiaridades (e.g., actores sociales, redes no ponderadas). Igualmente, aún no existen directrices claras para interpretar los índices de centralidad en las redes psicométricas (Hallquist et al., 2021).

² Véase: <http://psych-networks.com/r-tutorial-identify-communities-items-networks/>

Se recomienda, por lo tanto, implementar alternativas más apropiadas que los índices de centralidad, así como avanzar en el desarrollo de nuevas medidas de inferencia e indicadores de ajuste.

Finalmente, desde un punto de vista conceptual, el análisis de redes con su impresionante y elegante tecnología podría ir en detrimento de análisis cualitativos narrativos y clasificaciones prototípicas más que políticas (Fonseca-Pedrero, 2018, Pérez Álvarez, 2018). Las redes psicológicas suponen y, a la vez, tienden a homogeneizar los síntomas, rasgos, etc., cuando estos podrían ser cualitativamente distintos, aspecto que requiere de un análisis fenomenológico de sus diferencias cualitativas. Por lo tanto, no se debe olvidar nunca que la metodología es la herramienta que nos permite exprimir y potenciar la información que se extrae de los datos, no se debe confundir el fin con los medios, el método debe estar al servicio de los temas sustantivos y problemas de la psicología y no a la inversa. Como le gustaba recordar a nuestro maestro José Luis Pinillos, los datos sin conceptos son ciegos y los conceptos sin datos vacíos.

Recapitulación

El propósito de este trabajo fue realizar una introducción al análisis psicométrico de redes. Se ha tratado de presentar, de forma sencilla, este fértil acercamiento a los investigadores y profesionales de la Psicología, esperando que les sirva de motivación para seguir profundizando en el tema. El análisis de redes ha emergido con la meta de dar respuesta a ciertos problemas de los que adolecen algunas áreas de la Psicología actual como pudiera ser la superación de la noción de causa latente subyacente a los trastornos de la salud mental. El modelo de redes y su aplicación psicométrica, el análisis de redes, representan un avance en el abordaje, comprensión y medición de los fenómenos psicológicos. Su correcto uso y su utilidad depende del objetivo de estudio y de los intereses del clínico o el investigador.

El modelo de redes constituye un enfoque prometedor en la forma de conceptualizar los fenómenos psicológicos, por ejemplo, entendiéndolos como sistemas dinámicos complejos. Es esencial para la Psicología incorporar diferentes ópticas y perspectivas

que ayuden a repensar, en cierto modo, el comportamiento humano, en sentido amplio. No cabe duda de que la comprensión y estudio de la conducta humana es una labor compleja, donde operan una infinita cantidad de variables procedentes de múltiples niveles de análisis: biológico, psicológico y social (Fonseca-Pedrero et al., 2023; Piazza et al., 2024). En cualquier caso, el modelo de redes pretende ayudar a cambiar el actual abordaje epistemológico y metodológico de la psicología. Se presenta como un nuevo enfoque a partir de la cual observar, medir, analizar, comprender e intervenir en los fenómenos psicológicos. Obviamente el análisis de redes no se debe ver como algo incompatible a los grandes modelos psicométricos (Muñiz, 2010, 2018), sino como un enfoque complementario con otros acercamientos teóricos y metodológicos (Epskamp et al., 2017; Marsman et al., 2018).

Muchas líneas de investigación interesantes se abrirán paso en los próximos años (Borsboom, 2022). Primero, sería interesante desplazarse hacia modelos de redes multinivel que permitan integrar múltiples niveles de análisis. A este respecto, también se tiene que explorar la forma en que las variables externas a la propia red (por ejemplo, variables biológicas o sociales) afectan a la estructura y la dinámica de la red. Segundo, como se ha mencionado anteriormente, sería conveniente analizar el comportamiento humano desde una perspectiva dinámica (longitudinal), personalizada (ideográfica) y contextual (ser-en-el-mundo). La conducta humana es compleja por naturaleza, por lo que su comprensión requiere de modelos más sofisticados que vayan más allá de una visión lineal, estática y unicausal que permitan analizar y entender todo el abanico de comportamientos que conforman la diversidad humana. La evaluación ambulatoria podría ayudar a este fin (Elosua et al., 2023; Fonseca-Pedrero et al., 2022). Tercero, se debe seguir trabajando en la incorporación de avances psicométricos, como pudieran ser, el desarrollo de nuevos índices de inferencia, métodos de estimación o el establecimiento de *guidelines* y estándares (Burger et al., 2023). Cuarto, sería interesante hacer programas libres más amigables que pudieran ser utilizados por los profesionales de la Psicología en su quehacer diario. Quinto, en el horizonte también se encuentra la modelización dinámica de redes computacionales que permitan refutar teorías. Todas estas propuestas facilitarían su implementación tanto en la investigación como en la

práctica clínica. Futuros estudios determinarán la verdadera utilidad y calado del análisis de redes en Psicología, queda mucho por hacer, pero, como reza el clásico, todas las grandes caminatas empiezan por un pequeño paso.

Referencias

- Al-Halabí, S. y Fonseca-Pedrero, E. (2024). Editorial for Special Issue on Understanding and Prevention of Suicidal Behavior: Humanizing Care and Integrating Social Determinants. *Psicothema*, 36(4), 309–318. <https://doi.org/10.7334/psicothema2024.341>
- Álvarez-Díaz, M., Gallego-Acedo, C., Fernández-Alonso, R., Muñoz, J. y Fonseca-Pedrero, E. (2022). Análisis de Redes: una Alternativa a los Enfoques Clásicos de Evaluación de los Sistemas Educativos [Network analysis: An alternative to classic approaches for education systems evaluation]. *Psicología Educativa*, 28, 165–173. <https://doi.org/10.5093/psed2021a16>
- Antypa, N., Kivelä, L. M. M., Fried, E. I. y Van Der Does, W. (2024). Psychological Medicine Examining Contemporaneous and Temporal Associations of Real-Time Suicidal Ideation using Network Analysis. *Psychological Medicine*, 54(12), 3357–3365. <https://doi.org/10.1017/S003329172400151X>
- American Psychiatric Association. (2022) . *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders* (5ª ed., rev.) . Autor.
- Borgatti, S. P., Mehra, A., Brass, D. J. y Labianca, G. (2009) . *Network Analysis in the Social Sciences*. *Science*, 323, 892–896. <https://doi.org/10.1126/science.1165821>
- Borsboom, D. (2017). A Network Theory of Mental Disorders. *World Psychiatry*, 16, 5–13. <https://doi.org/10.1002/wps.20375>
- Borsboom, D. (2022). Possible Futures for Network Psychometrics. *Psychometrika*, 87(1), 253–265. <https://doi.org/10.1007/S11336-022-09851-Z>
- Borsboom, D. y Cramer, A. O. J. (2013). Network analysis: An Integrative Approach to the Structure of Psychopathology. *Annual Review of Clinical Psychology*, 9, 91–121. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050212-185608>
- Borsboom, D., Fried, E. I., Epskamp, S., Waldorp, L. J., van Borkulo, C. D., van der Maas, H. L. J. y Cramer, A. O. J. (2017). False alarm? A Comprehensive Reanalysis of "Evidence that Psychopathology Symptom Networks have Limited Replicability" by Forbes, Wright, Markon, and Krueger (2017). *Journal of Abnormal Psychology*, 126(7), 989–999. <https://doi.org/10.1037/abn0000306>
- Briganti, G., Scutari, M. y McNally, R. J. (2022). A Tutorial on Bayesian Networks for Psychopathology Researchers. *Psychological Methods*, 28(4), 947–961. <https://doi.org/10.1037/met0000479>
- Bringmann L. F. (2024). The Future of Dynamic Networks in Research and Clinical Practice. *World Psychiatry*, 23(2), 288–289. <https://doi.org/10.1002/wps.21209>
- Bringmann, L. F., Elmer, T., Epskamp, S., Krause, R. W., Schoch, D., Wichers, M., Wigman, J. T. W. y Snippe, E. (2019). What do centrality measures measure in psychological networks? *Journal of Abnormal Psychology*, 128(8), 892–903. <https://doi.org/10.1037/ABN0000446>
- Burger, J., Isvoranu, A. M., Lunansky, G., Haslbeck, J. M. B., Epskamp, S., Hoekstra, R. H. A., Fried, E. I., Borsboom, D. y Blanken, T. F. (2023). Reporting Standards for Psychological Network Analyses in Cross-Sectional Data. *Psychological Methods*,

- 28(4), 806–824.
<https://doi.org/10.1037/MET0000471>
- Costantini, G., Epskamp, S., Borsboom, D., Perugini, M., Möttus, R., Waldorp, L. J. y Cramer, A. O. J. (2015). State of the aRt Personality Research: A Tutorial on Network Analysis of Personality Data in R. *Journal of Research in Personality*, 54, 13–29. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2014.07.003>
- Costantini, G., Richetin, J., Preti, E., Casini, E., Epskamp, S. y Perugini, M. (2019). Stability and Variability of Personality Networks. A Tutorial on Recent Developments in Network Psychometrics. *Personality and Individual Differences*, 136, 68–78. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2017.06.011>
- De Ron, J., Robinaugh, D. J., Fried, E. I., Pedrelli, P., Jain, F. A., Mischoulon, D. y Epskamp, S. (2022). Quantifying and Addressing the Impact of Measurement Error in Network Models. *Behaviour Research and Therapy*, 157, Artículo 104163. <https://doi.org/10.1016/J.BRAT.2022.104163>
- Elosua, P., Aguado, D., Fonseca-Pedrero, E., Abad, F. J. y Santamaría, P. (2023). New Trends in Digital Technology-Based Psychological and Educational Assessment. *Psicothema*, 35(1), 50–57. <https://doi.org/10.7334/psicothema2022.241>
- Epskamp, S., Borsboom, D. y Fried, E. I. (2018). Estimating Psychological Networks and their Accuracy: A Tutorial Paper. *Behavior Research Methods*, 50, 195–212. 1–18. <https://doi.org/10.3758/s13428-017-0862-1>
- Epskamp, S. y Fried, E. (2018). A Tutorial on Regularized Partial Correlation Networks. *Psychological Methods*, 23, 617–634. <https://doi.org/10.1037/met0000167>
- Epskamp, S., Kruis, J. y Marsman, M. (2017). Estimating Psychopathological Networks: Be Careful what you Wish for. *PLoS ONE*, 12(6), Artículo e0179891. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0179891>
- Epskamp, S., Rhemtulla, M. y Borsboom, D. (2017). Generalized Network Psychometrics: Combining Network and Latent Variable Models. *Psychometrika*, 82(4), 904–927. <https://doi.org/10.1007/s11336-017-9557-x>
- Epskamp, S., van Borkulo, C. D., van der Veen, D. C., Servaas, M. N., Isvoranu, A. M., Riese, H. y Cramer, A. O. J. (2018). Personalized Network Modeling in Psychopathology: The Importance of Contemporaneous and Temporal Connections. *Clinical Psychological Science*, 6(3), 416–427. <https://doi.org/10.1177/2167702617744325>
- Fonseca-Pedrero, E. (2017). Análisis de redes: ¿una nueva forma de comprender la Psicopatología? [Network Analysis: A New Way of Understanding Psychopathology?]. *Revista de Psiquiatría y Salud Mental*, 10(4), 206–215. <https://doi.org/10.1016/j.rpsm.2017.06.004>
- Fonseca-Pedrero, E. (2018). Análisis de redes en Psicología [Network Analysis in Psychology]. *Papeles del Psicólogo*, 39, 1–12. <https://doi.org/10.23923/pap.psicol2018.2852>
- Fonseca-Pedrero, E. y Al-Halabí, S. (2024). Sobre la conducta suicida y las conductas adictivas [On suicidal Behaviour and Addictive Behaviours]. *Adicciones*, 36(2), 121–128. <https://doi.org/10.20882/adicciones.2074>
- Fonseca-Pedrero, E., Díez-Gómez, A., de la Barrera, U., Sebastian-Enesco, C., Ortuño-Sierra, J., Montoya-Castilla, I., Lucas-Molina, B., Inchausti, F. y Pérez-Albéniz, A. (2024). Suicidal Behaviour in Adolescents: A Network Analysis. *Spanish Journal of Psychiatry and Mental Health*, 17(1), 3–10. <https://doi.org/10.1016/J.RPSM.2020.04.007>
- Fonseca-Pedrero, E., Pérez-Albéniz, A., Díez-Gómez, A., Al-Halabí, S., Lucas-Molina, B. y Calvo, P. (2023). Profesionales de la Psicología en Contextos Educativos: Una Necesidad Ineludible [Psychology Professionals in Educational Contexts: An

- Unavoidable Necessity]. *Papeles del Psicólogo*, 44(3), 112–124. <https://doi.org/10.23923/pap.psicol.3018>
- Fonseca-Pedrero, E., Ródenas-Perea, G., Pérez-Albéniz, A., Al-Halabí, S., Pérez, M. y Muñiz, J. (2022). La hora de la evaluación ambulatoria [The Time of Ambulatory Assessment]. *Papeles del Psicólogo*, 43, 21–28. <https://doi.org/10.23923/pap.psicol.2983>
- Forbes, M. K., Wright, A. G. C., Markon, K. E. y Krueger, R. F. (2017). Evidence that Psychopathology Symptom Networks have Limited Replicability. *Journal of Abnormal Psychology*, 126(7), 969–988. <https://doi.org/10.1037/abn0000276>
- Golino, H. F. y Epskamp, S. (2017). Exploratory Graph Analysis: A New Approach for Estimating the Number of Dimensions in Psychological Research. *PLoS ONE*, 12(6), Artículo e0174035. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174035>
- Goyal, S. (2023). *Networks: An Economics Approach*. MIT Press.
- Hallquist, M. N., Wright, A. G. C. y Molenaar, P. C. M. (2021). Problems with Centrality Measures in Psychopathology Symptom Networks: Why Network Psychometrics Cannot Escape Psychometric Theory. *Multivariate Behavioral Research*, 56(2), 199–223. <https://doi.org/10.1080/00273171.2019.1640103>
- Haslbeck, J. M. B., Borsboom, D. y Waldorp, L. J. (2021). Moderated Network Models. *Multivariate Behavioral Research*, 56(2), 256–287. <https://doi.org/10.1080/00273171.2019.1677207>
- Haslbeck, J. M. B. y Fried, E. I. (2017). How Predictable are Symptoms in Psychopathological Networks? A Reanalysis of 18 Published Datasets. *Psychological medicine*, 47(16), 2767–2776. <https://doi.org/10.1017/S0033291717001258>
- Hevey, D. (2018). Network Analysis: a Brief Overview and Tutorial. *Health Psychology and Behavioral Medicine*, 6(1), 301–328. <https://doi.org/10.1080/21642850.2018.1521283>
- Hoekstra, R. H. A., Epskamp, S., Nierenberg, A. A., Borsboom, D. y McNally, R. J. (2024). Testing Similarity in Longitudinal Networks: The Individual Network Invariance Test. *Psychological Methods*. <https://doi.org/10.1037/met0000638>
- Huth, K. B. S., de Ron, J., Goudriaan, A. E., Luijckes, J., Mohammadi, R., van Holst, R. J., Wagenmakers, E. J. y Marsman, M. (2023). Bayesian Analysis of Cross-Sectional Networks: A Tutorial in R and JASP. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 6(4). <https://doi.org/10.1177/25152459231193334>
- Isvoranu, A., Epskamp, S., Waldorp, L. y Borsboom, D. (2022). *Network Psychometrics with R A Guide for Behavioral and Social Scientists*. Routledge.
- Isvoranu, A. M., Abidin, E., Chong, S. A., Vaingankar, J., Borsboom, D. y Subramaniam, M. (2021). Extended Network Analysis: From Psychopathology to Chronic Illness. *BMC Psychiatry*, 21(1), Artículo 119. <https://doi.org/10.1186/s12888-021-03128-y>
- Jackson, M. O. (2008). *Social and Economic Networks*. Princeton University Press.
- Jones, P. J., Mair, P. y McNally, R. J. (2018). Visualizing Psychological Networks: A Tutorial in R. *Frontiers in Psychology*, 9, Artículo 1742. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.01742>
- Kan, K. J., De Jonge, H., Van Der Maas, H. L. J., Levine, S. Z. y Epskamp, S. (2020). How to Compare Psychometric Factor and Network Models. *Journal of Intelligence*, 8(4), 1–10. <https://doi.org/10.3390/JINTELLIGENCE8040035>

- Mansueto, A. C., Wiers, R. W., van Weert, J. C. M., Schouten, B. C. y Epskamp, S. (2023). Investigating the Feasibility of Idiographic Network Models. *Psychological Methods*, 28(5), 1052–1068. <https://doi.org/10.1037/MET0000466>
- Marsman, M., Borsboom, D., Kruis, J., Epskamp, S., van Bork, R., Waldorp, L. J., Maas, H. L. J. van der y Maris, G. (2018). An Introduction to Network Psychometrics: Relating Ising Network Models to Item Response Theory Models. *Multivariate Behavioral Research*, 53(1), 15–35. <https://doi.org/10.1080/00273171.2017.1379379>
- McNally, R. J. (2016). Can Network Analysis Transform Psychopathology? *Behaviour Research and Therapy*, 86, 95–104. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2016.06.006>
- McNally, R. J. (2021). Network Analysis of Psychopathology: Controversies and Challenges. *Annual Review of Clinical Psychology*, 17, 31–53. <https://doi.org/10.1146/ANNUREV-CLINPSY-081219-092850>
- Muñiz, J. (2010). Las teorías de los test: teoría clásica y teoría de respuesta a los ítems [Test Theories: Classical Theory and Item Response Theory]. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 57–66.
- Muñiz, J. (2018). *Introducción a la Psicometría* [Introduction to Psychometrics]. Pirámide.
- Neal, Z. P., Forbes, M. K., Neal, J. W., Brusco, M. J., Krueger, R., Markon, K., Steinley, D., Wasserman, S. y Wright, A. G. C. (2022). Critiques of Network Analysis of Multivariate Data in Psychological Science. *Nature Reviews Methods Primers* 2, Artículo 90. <https://doi.org/10.1038/s43586-022-00177-9>
- Newman, M. E. J. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford University Press.
- Piazza, G. G., Allegrini, A. G., Eley, T. C., Epskamp, S., Fried, E., Isvoranu, A. M., Roiser, J. P. y Pingault, J. B. (2024). Polygenic Scores and Networks of Psychopathology Symptoms. *JAMA Psychiatry*, 81(9), 902–910. <https://doi.org/10.1001/JAMAPSYCHIATRY.2024.1403>
- Pérez-Álvarez M. (2018). La psicoterapia como ciencia humana, más que tecnológica [Psychotherapy as a Human Science, more than Technological one]. *Papeles del Psicólogo*, 40(1), 1–14. <https://doi.org/10.23923/pap.psicol2019.2877>
- Robinaugh, D. J., Hoekstra, R. H. A., Toner, E. R. y Borsboom, D. (2020). The Network Approach to Psychopathology: A Review of the Literature 2008–2018 and an Agenda for Future Research. *Psychological Medicine*, 50(3), 353–366. <https://doi.org/10.1017/S0033291719003404>
- Scheffer, M., EBohlius, J. E., Borsboom, D., Buchman, T. G., Gijzel, S. M. W., Goulson, D., Kammenga, J. E., Kemp, B., van de Leemput, I. A., Levin, S., Martin, C. M., Melis, R. J. F., van Nes, E. H., Romero, L. M., & Olde Rikkert, M. G. M. (2018). Quantifying Resilience of Humans and Other Animals. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(47), 11883–11890. <https://doi.org/10.1073/PNAS.1810630115>
- Schmittmann, V. D., Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., Epskamp, S., Kievit, R. A., y Borsboom, D. (2013). Deconstructing the Construct: A Network Perspective on Psychological Phenomena. *New Ideas in Psychology*, 31(1), 43–53. <https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2011.02.007>
- Van Borkulo, C. D. (2018). *Network Comparison Test: Permutation-Based Test of Differences in Strength of Networks*. Retrieved from [github.com/cvborkulo/ NetworkComparisonTest](https://github.com/cvborkulo/NetworkComparisonTest)
- Vega-Redondo, F. (2007). *Complex Social Networks*. Cambridge University Press.