



Síntomas Puente en el Addenbrooke's Cognitive Examination III en Adultos Mayores: Un Enfoque desde el Análisis de Redes

Bridge Symptoms on Addenbrooke's Cognitive Examination III in Older Adults: A Network Analysis Approach

Marcelo Ávalos-Tejeda¹ <https://orcid.org/0000-0002-8140-2639>

Carlos Calderón-Carvajal^{1*} <https://orcid.org/0000-0002-9237-3749>

Miguel Ramos-Henderson² <https://orcid.org/0000-0003-1045-6872>

¹ Universidad Católica del Norte, Escuela de Psicología, Antofagasta, Chile. E-mail: mavalos@ucn.cl; ccalderon@ucn.cl

² Universidad Santo Tomás, Centro de Investigación e Innovación en Gerontología Aplicada, Antofagasta, Chile. E-mail: miguelramoshe@santotomas.cl

*Autor de correspondencia

RESUMEN

Antecedentes: en años recientes, la psicometría de redes surge de la aplicación de la teoría de redes al análisis de instrumentos psicológicos, la cual deriva del enfoque de redes aplicado a la psicopatología. Uno de los aportes de este último es la comprensión de la comorbilidad y el contagio entre síndromes como la acción de síntomas compartidos entre estos: los *síntomas puente*. Objetivo: ilustrar la identificación de los *síntomas puente* analizando las dimensiones orientación y memoria del test Addenbrooke's Cognitive Examination III en una muestra de adultos mayores. Identificar síntomas que actúen como factores clave que conectan diferentes áreas cognitivas, podría llevar a diseñar intervenciones más dirigidas y personalizadas para enlentecer su progresión. Método: se utiliza el lenguaje R para estimar la red como un modelo de ising. Resultados: en una muestra de 1.164 adultos mayores identificamos cinco nodos puente entre ambas dimensiones de acuerdo con la fuerza del puente: dos pertenecen a orientación (año y mes) y tres a memoria (gobierno militar, Copiapó 3 y presidente actual). Conclusiones: el avance del deterioro cognitivo desde el área de la memoria hacia la de orientación se daría principalmente desde problemas para recuperar información espacial general y temporal de mediano y largo plazo hacia dificultades para situarse temporalmente en términos globales (año y mes).

Palabras clave: psicometría, psicopatología, red, deterioro cognitivo.

ABSTRACT

Background: in recent years, network psychometrics has emerged from the application of network theory to the analysis of psychological instruments, which derives from the network approach to psychopathology. One of the contributions of the latter is the understanding of comorbidity and contagion between syndromes as the action of shared symptoms between them: the *bridge symptoms*. Objective: to illustrate the identification of *bridge symptoms* by analyzing the orientation and memory dimensions of the Addenbrooke's Cognitive Examination III test in a sample of older adults. Identifying symptoms that act as key factors connecting different cognitive areas could lead to the design of more targeted and personalized interventions to slow down their progression. Method: the R language is used to estimate the network as an ising model. Results: in a sample of 1,164 older adults, we identified five bridge nodes between both dimensions according to the strength of the bridge: two belong to orientation (year and month) and three to memory (military government, Copiapo 3, and current president). Conclusions: the progression of cognitive deterioration from the memory area to the orientation area would occur mainly from problems in recovering general spatial and temporal information in the medium and long term to difficulties in locating oneself in global temporal terms (year and month).

Keywords: psychometrics, psychopathology, network, cognitive impairment.

Recibido: 20 de noviembre de 2024 – Aceptado: 15 de septiembre de 2025



©2025
Terapia
Psicológica

Introducción

El modelo tradicionalmente utilizado para el desarrollo y análisis de instrumentos de evaluación en psicología ha sido el modelo reflexivo de variable latente (MRVL), también llamado factor común. Este modelo asume la existencia de una variable no observada (latente) que explica el comportamiento de un conjunto de variables observables o ítems. La relación entre variable latente e ítems suele expresarse a través de una función de regresión, la cual puede ser lineal para el caso de la Teoría Clásica de los Test, o logística para el caso de la Teoría de Respuesta a los Ítems (Muñiz, 2018).

En el MRVL, la varianza común (las relaciones existentes entre las variables observadas o ítems) es explicada a través del factor común. La varianza restante (la varianza única), solo es función de los ítems y son independientes del resto de los ítems o de otros factores. Este modelo asume la unidimensionalidad de los ítems o variables observadas, ya que estos sólo dependen del factor común. En la práctica este supuesto rara vez es confirmado, particularmente en psicopatología, donde un síntoma puede presentarse en más de un síndrome, o puede existir una interacción o influencia entre síntomas (Borsboom et al., 2011).

En años recientes, la psicometría de redes surge como una alternativa al MRVL. Este enfoque consiste en la aplicación de la teoría de redes al análisis de instrumentos de evaluación psicológicos, donde la covariación de los ítems ya no es explicada por la existencia de un factor latente común, sino por un sistema complejo en donde los ítems mantienen mutua influencia entre sí (Epskamp, Maris, et al., 2018; Marsman et al., 2018). Esta perspectiva tiene claros paralelismos con el enfoque de redes aplicado a la psicopatología (Borsboom, 2017). Desde esta perspectiva, el contagio o comorbilidad entre síndromes se debe a la existencia de síntomas compartidos entre sí y se les denomina *síntomas puente* (Cramer et al., 2010). Este enfoque ha sido objeto de revisiones recientes (Blanken et al., 2018; Briganti et al., 2024). Si bien diversos autores han acercado el análisis de redes en psicología y psicopatología a los lectores de habla hispana (Álvarez-Díaz et al., 2022; Blanco et al., 2019; Fonseca-Pedrero, 2017; 2018; Ruiz-Ruano García y López Puga, 2020), no ha ocurrido lo mismo con los *síntomas puente*. El presente artículo busca acercar esta perspectiva a lectores interesados en ella introduciendo el concepto de *síntoma puente* e ilustrar la identificación de éstos a partir de técnicas analíticas existentes implementadas en una herramienta informática. Para este último objetivo utilizaremos datos de una muestra de 1.164 adultos mayores de 60 años publicados en un estudio previo (Calderón et al., 2021), centrándonos en dos dimensiones del test Addenbrooke's Cognitive Examination III (ACE-III). Identificar síntomas que actúen como factores clave que conectan diferentes áreas cognitivas en esta población, podría llevar a diseñar intervenciones más dirigidas y personalizadas para enlentecer su progresión.

Síndromes, redes y comorbilidad

La búsqueda de una causa común a un conjunto de síntomas manifiestos es importante para la medicina general, por lo que su aplicación en psicopatología resulta natural. A diferencia de lo que ocurre en las enfermedades físicas, la existencia de un mecanismo etiológico central para los trastornos mentales no parece ser la regla, sino la excepción (Borsboom, 2017). Sistemas diagnósticos ampliamente utilizados, como el DSM, han sido criticados por definir síndromes y cuadros clínicos utilizando criterios de inclusión, exclusión y de duración arbitrarios, sin presentar una etiología que los justifique o haga comprensibles (Fonseca-Pedrero, 2017).

Si no existe una causa común para un conjunto de síntomas, tampoco es posible un tratamiento para éste, por lo que se requiere otro marco que provea un mecanismo explicativo y una estrategia de intervención. El enfoque de redes en psicopatología provee este marco al prescindir de un factor latente común y plantear que los síntomas se causarían unos a otros (Borsboom, 2017). De esta manera, un conjunto de síntomas relacionados entre sí (un síndrome) se entienden como una red, donde los síntomas son los nodos y sus interacciones causales son las conexiones entre tales nodos (Borsboom, 2017). Como corolario, la comorbilidad sería una característica intrínseca de los desórdenes mentales. Ésta se presentaría no sólo entre síntomas de un mismo síndrome, sino también entre síntomas que, teniendo relación entre sí, pertenecen a síndromes distintos, así como síntomas que son compartidos por diferentes síndromes (Borsboom et al., 2011). Ambos tipos son denominados *síntomas puente* y su papel en la comorbilidad es un área clave de investigación en redes psicopatológicas (Blanken et al., 2018).

Desde la perspectiva de redes, un síntoma puede activarse debido a estímulos externos (del entorno físico o social) o internos (biológicos o psíquicos). Estos activarían los estímulos con los que tienen una relación más fuerte o cercana, los que a su vez activarán otros, configurando la red completa del síndrome (Borsboom, 2017). La rapidez y persistencia de la activación de un síndrome dependerá de la intensidad de la activación de los *síntomas puente* y de la fuerza de la relación entre estos (o de los estímulos internos o externos que los activan) (Borsboom, 2017).

Esta es una diferencia importante con el MRVL, que no permite que existan cargas cruzadas¹ ni relaciones directas entre ítems. La Figura 1 presenta las diferencias entre el modelo de redes (1A) y el MRVL (1B) considerando dos síndromes, cada uno con tres síntomas. En el modelo de redes los síndromes son comunidades de síntomas². Estas comunidades pueden relacionarse directamente entre sí por medio de *síntomas puente*.

¹ Cuando una variable observada presenta un peso significativo en más de un factor.

² Subconjunto de nodos densamente conectados entre sí y débilmente con otros, como una subred dentro de una red más amplia.

En el MRVL los dos síndromes son factores no observables independientes entre sí (círculos en la Figura 1B), que tienen un efecto sobre los síntomas (cuadrados), los cuales no se relacionan directamente entre sí, ni siquiera en caso de pertenecer a un mismo síndrome, mucho menos si pertenecen a distintos. Así, en el MRVL no hay lugar para los *síntomas puente*. En el MRVL, una situación análoga sería la existencia de errores correlacionados entre síntomas, pero éstos suponen que la relación entre síntomas se da por aspectos que no son explicados por los factores a los que pertenecen. Los errores correlacionados requieren una explicación ad-hoc, no considerada previamente en la definición del modelo. Si bien es una práctica común, es fuertemente criticada ya que mejora el ajuste estadístico del modelo a costa de disminuir su validez y reproducibilidad (Hermida, 2015). Esto contrasta con el modelo de redes en psicopatología, donde la relación directa entre ítems no sólo se permite, sino que es parte constitutiva del mismo.

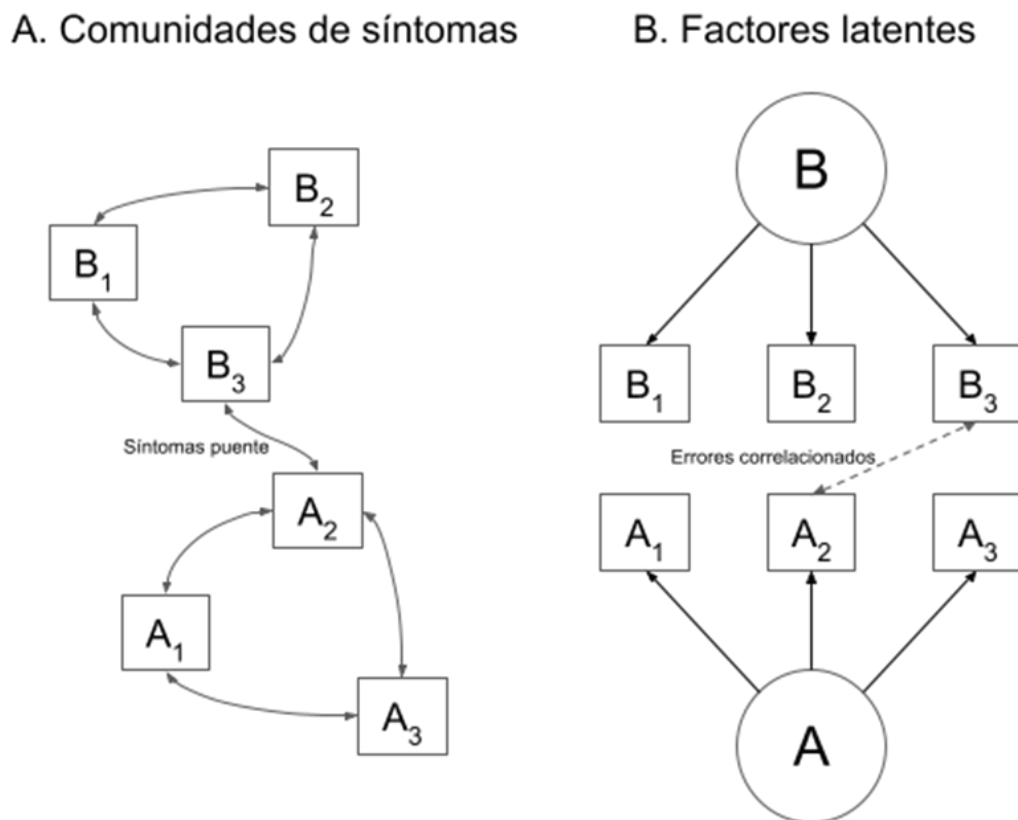


Figura 1. Síntomas en el modelo de redes (A) y de factor común (B)

Redes psicopatológicas y psicométricas

Una red es un sistema complejo de relaciones entre objetos. En ella pueden existir subconjuntos de nodos densamente conectados entre sí y débilmente con otros, en lo que se denomina estructura de comunidades (Girvan y Newman, 2002). Dentro del espacio de síntomas posibles, cada síndrome sería homólogo a una comunidad (Borsboom et al., 2011).

En un instrumento multidimensional, cada dimensión es análoga a una comunidad (Briganti et al., 2024; Golino y Epskamp, 2017). En la tabla siguiente se resume este paralelismo entre los términos de la psicopatología, la psicometría y la teoría de redes.

Las redes suelen visualizarse a través de un *grafo*, en el cual se representan los dos elementos básicos de toda red: nodo (o vértice) y arista. El nodo representa a un objeto de alguna clase, como un síntoma en la perspectiva de redes en psicopatología o un ítem en psicometría de redes. La arista es la línea que une dos nodos y representa la relación entre éstos (las flechas bidireccionales en la Figura 1A). Las aristas pueden ser dirigidas (uno de los nodos tiene un efecto sobre el otro) o no dirigidas (ambos nodos están relacionados, pero no hay una dirección de tal relación) y también ponderadas (indicando la intensidad de la conexión) o no ponderadas (indicando sólo la presencia o ausencia de la conexión) (Fonseca-Pedrero, 2017; 2018). En la práctica, cuando se analiza una red psicométrica, los nodos son las variables analizadas y las aristas una medida de asociación o distancia entre ellos calculada a partir de los datos (McNally, 2021). Por ejemplo, supongamos que en la Figura 1A los nodos B₁, B₂ y B₃ representan los síntomas de *irritabilidad*, *preocupación crónica* y *dificultad para dormir*, respectivamente. Asimismo, supongamos que para un grupo de participantes estos síntomas fueron registrados como una variable dicotómica: presencia vs. ausencia del síntoma. Las correlaciones entre estos datos se utilizarían como valores de las aristas que conectan los nodos. De este modo, se conformaría una red con aristas ponderadas no dirigidas.

Tabla 1. Conceptos en psicopatología, psicometría y teoría de redes

Disciplina	Concepto o término		
<i>Psicopatología</i>	Síntomas	<i>se agrupan en</i>	Síndromes
<i>Psicometría (TCT y TRI)</i>	Ítems	<i>pertenecen a</i>	Dimensiones
<i>Redes</i>	Nodos	<i>se organizan en</i>	Comunidades

El núcleo del análisis de redes psicométricas se organiza en tres etapas: estimación de la estructura, descripción y análisis de estabilidad de la red. Cada una tiene como objetivo identificar la estructura de la red, caracterizarla y valorar la robustez de los hallazgos, respectivamente (Borsboom et al., 2021). A partir de este punto, el análisis dependerá del propósito de la investigación. En nuestro caso nos centraremos en la identificación de los nodos puente, para lo cual se requiere primero conocer las comunidades que tales puentes conectan. Estas comunidades pueden estar definidas a priori, como las subescalas de un test en el análisis factorial confirmatorio, o inferirse a partir de los datos, como en un análisis factorial exploratorio (Golino y Epskamp, 2017).

Nodos puente: identificación e implicancias prácticas

Jones et al. (2021) proponen cuatro índices estadísticos para identificar los nodos puente en una red. En el presente trabajo sólo ejemplificamos dos de ellos: *fuerza e influencia esperada*, ya que según estos autores tienen mayor aplicabilidad en redes psicométricas.

La ***fuerza del puente*** indica la conectividad total de un síntoma con los demás. Es la suma del valor absoluto de los pesos de las aristas que conectan a un síntoma con todos los síntomas que no pertenecen a su mismo síndrome.

$$fuerza\ del\ puente = \sum_{b \in (N(a) - C)} |w_{ab}|$$

donde a es el síntoma del cual se evalúa su fuerza como puente, w_{ab} el peso de la arista entre el síntoma a y un síntoma b , C es el síndrome al que pertenece a y $N(a)$ el conjunto de síntomas adyacentes a a . Así, la sumatoria se realiza para los síntomas adyacentes a a (aquellos con los que comparte una arista), pero que no pertenecen a su síndrome, representados por el término $b \in (N(a) - C)$. El peso de una arista puede entenderse de manera análoga al peso de un ítem en un análisis factorial. Sin embargo, mientras la arista representa la fuerza de la relación entre dos variables observables, el peso factorial refleja la relación entre una variable latente y una observable. Teniendo en cuenta esas diferencias, la fuerza del puente podría homologarse al autovalor del factor, pero considerando que la fuerza se calcula en una variable observada y el autovalor en un factor latente.

La ***influencia esperada del puente*** también indica la conectividad de un síntoma con los demás, pero a diferencia de la fuerza no suma los valores absolutos, sino que considera su valencia. Este estadístico es útil (y distinto de *fuerza*) en redes donde existen aristas positivas y negativas.

$$influencia\ esperada\ del\ puente = \sum_{b \in (N(a) - C)} w_{ab}$$

La influencia esperada puede compararse con el efecto total de una variable independiente sobre una dependiente en un análisis de mediación. Sin embargo, mientras que el efecto total corresponde a la suma de los pesos de todas las vías a través de las cuales la variable independiente incide en la dependiente, la influencia esperada se refiere a la suma de los efectos que un *síntoma puente* ejerce sobre todos los síntomas adyacentes que pertenecen a otros síndromes.

La Figura 2 ejemplifica ambos índices en dos redes hipotéticas que sólo se diferencian en la valencia de la arista entre A_2 y B_2 , positiva en la Figura 2A y negativa en 2B. La fuerza

del puente es igual entre ambas, ya que se suman los valores absolutos, pero la influencia es igual a la fuerza en la Figura 2A y es cero en la Figura 2B, ya que se mantiene el signo de la arista en su cálculo. En este ejemplo, la *intensidad* de la relación (*fuerza*) entre el síntoma A₂ y el síndrome B es idéntica en ambas redes, pero el *efecto* (*influencia esperada*) del síntoma A₂ sobre el síndrome B es positivo en el primer caso, pero nulo en el segundo. Así, teniendo en ambas redes el síntoma A₂ una relación de igual intensidad con el síndrome B, en la primera éste logra activar el síntoma A₂, pero en la segunda no tiene efecto sobre él.

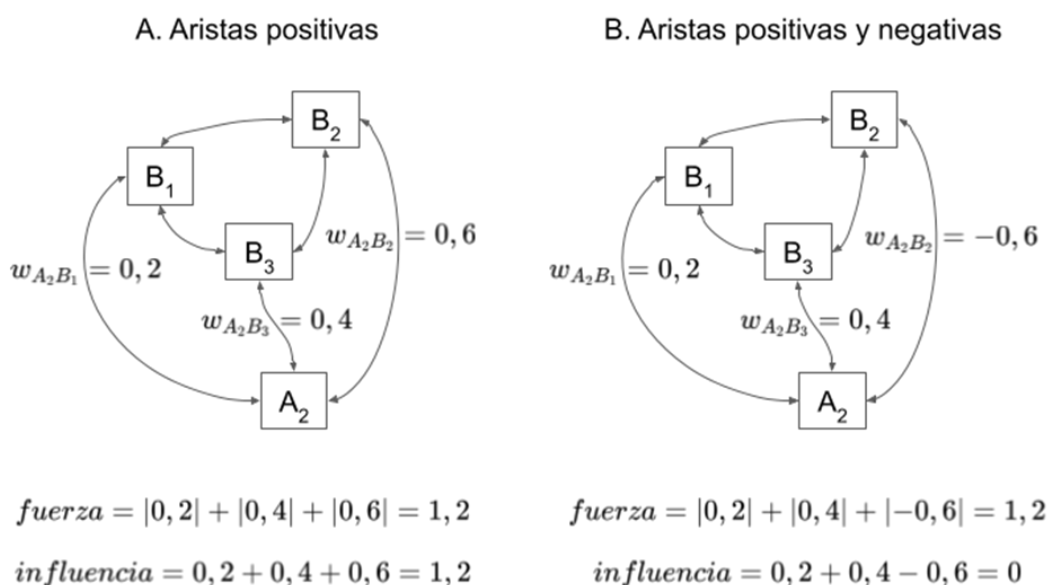


Figura 2. Fuerza e influencia esperada del síntoma A₂ sobre el síndrome B

Es importante hacer notar que el cálculo de estos índices nos permite identificar los síntomas más “comórbidos” de una red no de una manera cierta, sino relativa. Los índices de conectividad se calculan en todos los síntomas para identificar aquellos con mayores valores, pero no se ha definido un punto de corte estándar para diferenciar entre un *síntoma puente* de uno que no lo es.

Desde la perspectiva de redes el tratamiento de los trastornos mentales implica intervenir sobre uno o más síntomas, desactivándolos, inhibiendo sus interacciones o eliminando eventos externos que pueden desencadenar la activación en cadena de éstos (p.e., Blanken et al, 2019). Los *síntomas puente*, al igual que los síntomas centrales, se consideran objetivos de tratamiento importantes porque su desactivación podría prevenir el desarrollo de comorbilidad entre trastornos mentales (Jones et al, 2021). Una investigación en esta línea es la de Domínguez et al. (2025). Estos autores utilizaron un análisis de red multicapa para examinar las relaciones entre la salud mental, la cognición y las medidas cerebrales estructurales en pacientes con lesión cerebral traumática leve (LCTL) en la fase crónica. Se identificaron cuatro nodos puente (según fuerza) entre las capas afectiva, cognitiva y cerebral de la red estimada: (1) gravedad del insomnio, (2) memoria verbal inmediata, (3)

somatización y (4) velocidad de procesamiento. Estos resultados pueden servir para futuros estudios orientados al desarrollo de tratamientos más personalizados, eficientes y eficaces para aliviar los síntomas de salud mental y los déficits cognitivos en pacientes con LCTL. De la misma manera, en la evaluación del deterioro cognitivo y/o del deterioro cognitivo leve (DCL), como es nuestro caso, identificar nodos puente podría revelar qué síntomas actúan como factores clave que conectan estas diferentes áreas en el DCL y permitir diseñar intervenciones más dirigidas. Por otro lado, el análisis de redes podría ayudar a identificar diferentes patrones de interconexión en distintas subpoblaciones con DCL, lo que podría llevar a enfoques terapéuticos diferenciados. A pesar del potencial de los *síntomas puentes* como objetivo de intervención en el ámbito clínico, la evidencia no logra ser concluyente acerca capacidad de las redes psicométricas en la identificación de *síntomas puentes* en datos transversales (Castro et al., 2019). Ello puede deberse a que estos datos tienen limitaciones para inferir relaciones dinámicas o causales (Briganti et al., 2024; McNally, 2021), haciendo necesario la implementación de diseños experimentales o la obtención de series de tiempo para el adecuado contraste de efectos directos entre variables (Marsman et al, 2018; Scheffer et al, 2024).

Robustez de las estimaciones

La robustez y estabilidad de las estimaciones de red son aspectos cruciales para abordar las preocupaciones sobre la replicabilidad en la investigación con redes psicopatológicas (Borsboom et al., 2017; McNally, 2021). Epskamp et al (2018) sugieren utilizar bootstrap para evaluar la precisión de las estimaciones de la red y la estabilidad de los índices de centralidad. Según estos autores, el bootstrap no paramétrico (remuestreo de casos con reposición) puede utilizarse para evaluar exactitud de la estimación, evaluando la variabilidad muestral de los valores de las aristas, así como para contrastar si los valores de las aristas y los índices de centralidad difieren significativamente entre aristas y nodos. Por otro lado, proponen evaluar la estabilidad de los índices de centralidad realizando bootstrap de subconjuntos progresivamente más pequeños (*case-dropping subset bootstrap*) para determinar en qué grado el orden relativo de los índices de centralidad se mantiene en las distintas submuestras bootstrap. Para esto proponen el cálculo del coeficiente de estabilidad de la correlación (*correlation stability coefficient: CS-C*), que indica la proporción máxima de casos que pueden ser eliminados de la muestra sin que la correlación entre el índice de centralidad de la muestra original y de la muestra reducida baje, con un 95% de confianza, de un valor especificado (0,7 es el sugerido por los autores). El CS-C no debe ser inferior a 0,25 y preferiblemente superior a 0,5.

El presente estudio

El objetivo de este artículo es introducir el concepto de *síntoma puente* y las técnicas analíticas actuales utilizadas para su identificación. Además, ilustra su implementación en

una herramienta informática, utilizando datos de dos dimensiones del test ACE-III publicados en un estudio previo (Calderón et al., 2021).

Calderón et al. (2021) identificaron un patrón en el deterioro cognitivo que comienza con un declive en la dimensión de memoria, seguida por orientación y lenguaje y finalizando con habilidades visoespaciales. Esto es consistente con el patrón de degeneración neurológica y el deterioro de las funciones cognitivas asociadas hallado en el Alzheimer (Calderón et al., 2025). Por su parte, Sousa et al (2015) hallan que la disminución en orientación es predicha por rendimientos más pobres en pruebas de memoria episódica inmediata y demorada. Identificar los *síntomas puente* entre memoria y orientación equivaldría a conocer las vías por las que el deterioro cognitivo avanza desde las dificultades en la memoria hacia la pérdida de la orientación.

Calderón et al. (2021) proporcionan tablas suplementarias con la estimación de los parámetros a (discriminación) y b (dificultad) de cada ítem. Al ordenar los ítems de las dimensiones de memoria y orientación según su dificultad (Tabla 2) se observa que los ítems de memoria tienden a situarse al inicio del continuo indemnidad-deterioro y los de orientación al final, pero ese orden no es estricto. Los 13 primeros ítems corresponden a memoria, seguidos por dos de orientación (*Año - Yea* y *Estación - Sea*), uno de memoria (*Copiapó, tercera oportunidad - Co3*), uno de orientación (*Mes - Mon*) y dos de memoria (*Presidente actual - APr* y *Gobierno militar - MiG*), para continuar con ítems de orientación de ahí en adelante.

Realizando un nuevo análisis de esos datos, Calderón et al. (2025) explican la aparición de este patrón argumentando que el deterioro cognitivo comienza en las regiones temporales mediales y luego se extiende a otras áreas. Estas regiones están íntimamente relacionadas con la recuperación de recuerdos, lo cual sustenta su papel central en la memoria episódica (Scoville y Milner, 1957). Dado que las regiones cerebrales temporales mediales involucradas en la memoria episódica también participan en la orientación temporal, se espera que la pérdida de memoria episódica se asocie con un menor rendimiento en tareas que requieran orientación temporal. Por lo tanto, esperamos que los ítems que evalúan memoria episódica serán identificados como *síntomas puentes*, que conecten la dimensión de memoria con la de orientación.

Tabla 2. Ítems de las dimensiones *Orientación* y *Memoria* del ACE-III

Ítem	Nombre	b	Subescala
Imperial ⁺⁺	Im2	0,475	M
Miguel ⁺⁺	Mi2	0,279	M
Caldera ⁺⁺	Ca2	0,059	M
Avenida ⁺⁺	Av2	0,047	M
Número 68 ⁺⁺	N68.2	0,005	M
González ⁺⁺	Go2	-0,023	M
Presidente de Estados Unidos	UPr	-0,309	M
Copiapó ⁺⁺	Co2	-0,443	M
Caldera ^{xxx}	Ca3	-0,817	M
Miguel González ⁺⁺	MG3	-0,866	M
Presidente de Estados Unidos asesinado	MUP	-0,875	M
Número 68 ^{xxx}	N68.3	-0,877	M
Avenida Imperial ⁺⁺	AI3	-0,970	M
Año	Yea	-0,993	O
Estación	Sea	-1,237	O
Copiapó ^{xxx}	Co3	-1,270	M
Mes	Mon	-1,307	O
Presidente actual	APr	-1,367	M
Gobierno militar	MiG	-1,429	M
Día	Day	-1,481	O
Calle	Str	-1,651	O
Número	Num	-1,838	O
Ciudad	Cit	-2,034	O
País	Cou	-2,420	O

Nota: Se presentan los ítems de cada dimensión y el nombre de éstos en el conjunto de datos. Sólo se incluyen los ítems que Calderón et al (2021) sugieren mantener.

⁺⁺: Segunda oportunidad; ^{xxx}: Tercera oportunidad; O: Subescala orientación; M: Subescala memoria.

Método

Procedimiento

En este estudio utilizamos los datos publicados por Calderón et al. (2021), quienes aplicaron la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) para evaluar las propiedades psicométricas del test ACE-III en una muestra de adultos mayores. Los participantes fueron reclutados en los Centros de Salud Familiar y asociaciones de personas mayores de Antofagasta, Chile.

Los criterios de inclusión fueron la capacidad de leer y escribir en español y ausencia de deterioro de la conciencia. El comité de ética científica de la Universidad Católica del Norte aprobó los procedimientos del estudio.

Participantes

En el estudio participaron 1.164 adultos mayores de 60 años (73,5% mujeres), con una edad media de 72,2 años ($DE=8,6$). Del total de personas, 1.101 eran cognitivamente sanas, mientras que 63 presentaban diagnóstico de demencia, registrado en la ficha clínica por un médico especialista. Los criterios de exclusión para el grupo sin diagnóstico de demencia consideraron cualquier diagnóstico médico que pudiera afectar el rendimiento cognitivo. Para el grupo con diagnóstico, los criterios de exclusión fueron un diagnóstico de demencia registrado de manera inadecuada en las historias clínicas o un diagnóstico no confirmado por un médico especialista. Todos los participantes, tanto del grupo con diagnóstico como del grupo sin diagnóstico de demencia, dieron su consentimiento informado antes del inicio del estudio.

Instrumentos

El ACE-III es un instrumento de cribado cognitivo diseñado para la detección de disfunción cognitiva en pacientes con demencia y otras patologías neurológicas y psiquiátricas. Está compuesto por 81 ítems que evalúan cinco dominios cognitivos: Orientación-atención, Memoria, Fluencias verbales, Lenguaje y Habilidades visoespaciales. Ha mostrado consistentemente una alta sensibilidad y especificidad para detectar la disfunción cognitiva en la demencia. Diversos estudios sugieren que supera muchas de las limitaciones del instrumento original (ACE) y presenta niveles de sensibilidad y especificidad superiores a otras pruebas de cribado como el MMSE, ACE-R, MoCA y RUDAS (Bruno et al., 2020; Véliz García et al., 2020). Para el presente estudio utilizamos los ocho ítems que Calderón et al. (2021) recomiendan para la evaluación de orientación y los 16 ítems que recomiendan para evaluar memoria de la versión chilena/argentina. A las respuestas se les asignó un punto cuando eran correctas y cero en caso contrario. Los datos completos están disponibles en el artículo de Calderón et al. (2021).

Análisis estadístico

Los análisis se realizaron con el lenguaje estadístico R (R Core Team, 2024). Debido a que la totalidad de los ítems son dicotómicos, se estimó la red con el método propuesto por van Borkulo et al (2014), implementado en la librería IsingFit (van Borkulo y Constantin, 2023). Se utilizaron las librerías qgraph (Epskamp et al., 2023) para graficar la red y la librería networktools (P. Jones, 2021) para calcular la conectividad de puente. Por último, se utilizó la librería bootnet (Epskamp y Fried, 2024) para evaluar la estabilidad de las

estimaciones. Estas librerías son comúnmente utilizadas para el análisis de redes psicométricas en el entorno R (ver Tabla 2 en Borsboom et al., 2021).

En el material complementario (Ávalos-Tejeda, 2025) se incluyen: el *ace3.oym.csv* que contiene los datos y el *tutorialPuentes.R* donde se encuentran los comandos para replicar detalladamente los análisis.

Resultados

La red fue estimada utilizando la totalidad de la muestra ($n = 1.164$). Se estimó la red utilizando las opciones predeterminadas de la función *IsingFit* contenida en la librería *IsingFit*, la cual seleccionó 122 aristas de 276 posibles ($122/276 = 44,2\%$). De ellas, 18 son entre síntomas de orientación ($18/28 = 64,3\%$), 68 entre síntomas de memoria ($68/120 = 56,7\%$) y 36 entre síntomas de ambas dimensiones ($36/128 = 28,1\%$). Todas las aristas resultaron positivas, con valores entre 0,039 (N68.3–UPr) y 3,773 (N68.2–N68.3) y una media de 0,599 (tabla suplementaria 1). La *fuerza* de los síntomas varió entre 3,822 (Mi2) y 9,011 (N68.2), con una media de 6,086 (tabla suplementaria 2).

La Figura 3 presenta la red completa, utilizando el color de cada síntoma para diferenciar las dos comunidades. Se aprecia que los síntomas “mes” (Mon) y “estación” (Sea) de la dimensión de orientación se encuentran cercanos a los síntomas “gobierno militar” (MiG) y “presidente actual” (APr) de la dimensión de memoria. Además, “presidente actual” se sitúa dentro de la comunidad de orientación. Sin embargo, la representación visual de la red puede ser engañosa (Jones et al., 2018). Por ejemplo, “mes” (Mon) se encuentra más cerca de “presidente actual” (APr) que a “estación” (Sea). Esto puede inducir a pensar equivocadamente que la relación entre Mon y APr es fuerte. Pero, si observamos el grosor de la línea que los une en la Figura 3, concluiremos que la relación de fuerza entre Mon y Sea es más intensa.

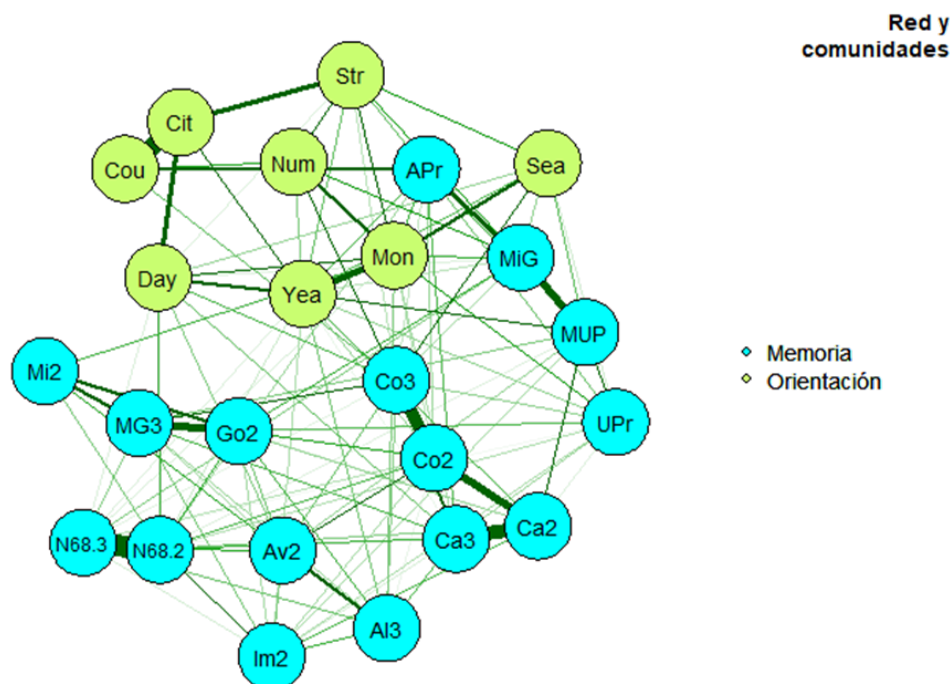


Figura 3. Red estimada de ítems de las dimensiones orientación y memoria del ACE-III

Para ayudarnos a identificar los *síntomas puente* calculamos dos índices de conectividad puente (Figura 4): fuerza (bridge strength) e influencia esperada a un paso (bridge expected influence 1-step). Dado que todas las aristas de la red son positivas ambos índices coinciden, por lo que centraremos el análisis sólo en la fuerza del puente. Observamos que los síntomas que puntúan más alto son “año” (Yea), “mes” (Mon), “Copiapó (tercera oportunidad)” (Co3), “gobierno militar” (MiG) y “presidente actual” (APr). Año y mes pertenecen a la subescala orientación, mientras que gobierno militar, Copiapó (tercera oportunidad) y presidente actual pertenecen a la subescala de memoria.

Identificar como puentes a los cinco síntomas con mayor conectividad no deja de ser arbitrario. Jones et al. (2021) no proponen explícitamente un punto de corte ni una estrategia para diferenciar entre nodos puente y no puente. A pesar de ello, en el material suplementario que acompaña su artículo designan como nodo puente a aquellos que están entre el 20% de los valores más altos en cada uno de los índices de conectividad de puente. En el presente artículo seguimos ese criterio.

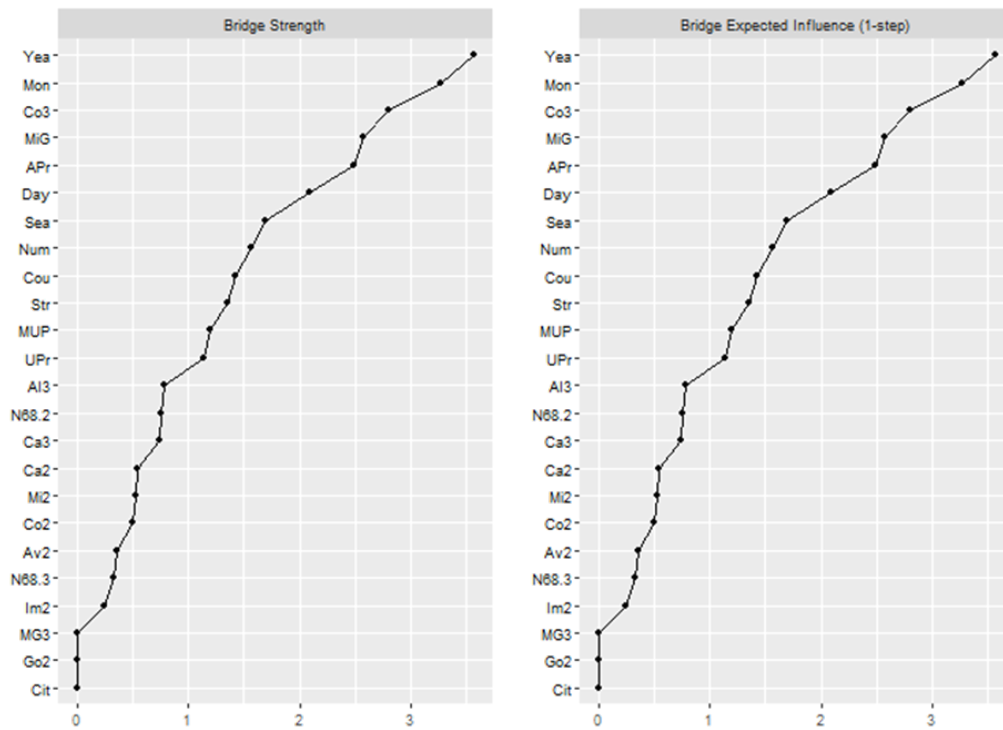


Figura 4. Índices de conectividad de puente

La Figura 4 es útil para identificar los síntomas puente, pero no su posición en la red ni los síntomas con los que se conectan. Podemos, en cambio, graficar la red representando los síntomas puente con una forma diferente para facilitar su identificación en ella. En la Figura 5 se utilizan cuadrados para representar estos síntomas.

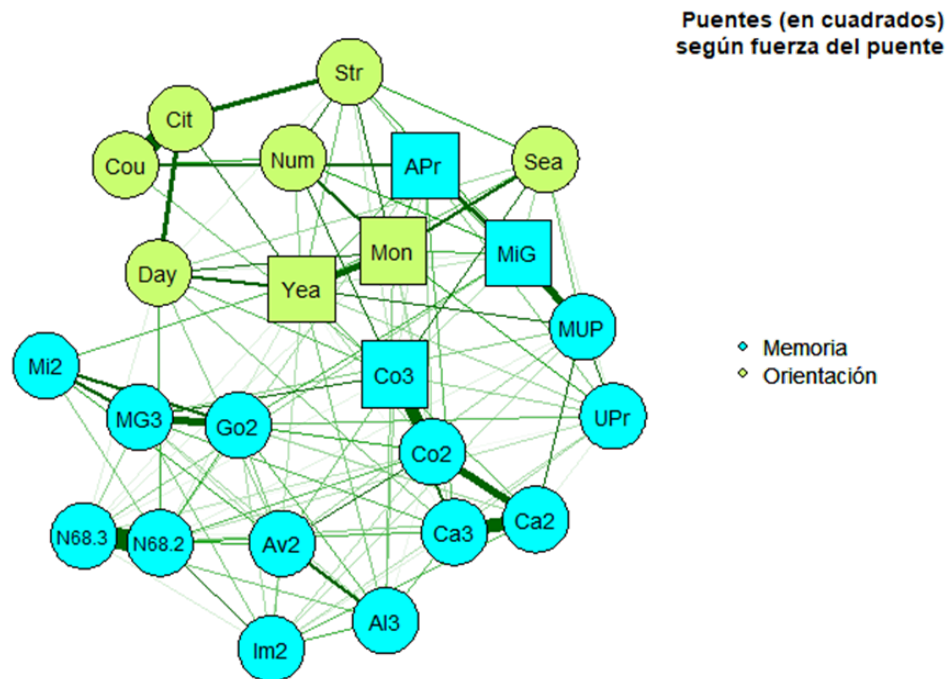


Figura 5. Síntomas puente entre las dimensiones orientación y memoria según fuerza

Los valores obtenidos en la fuerza del puente corresponden a una estimación del valor poblacional verdadero y que está sujeto a la incertidumbre propia de toda estimación. Epskamp, Borsboom, et al. (2018) recomiendan evaluar la exactitud de la estimación mediante intervalos bootstrap. Intervalos amplios son indicación de que los índices no diferirían sustancialmente entre los nodos, por lo que se debe ser cauto al interpretar el orden o jerarquía de éstos. En la Figura 6 observamos que los síntomas con mayor fuerza e influencia esperada tienden a presentar también los intervalos más amplios. Si bien podemos confiar en que los síntomas puente identificados estarán entre los más altos, no podemos asegurar que ocuparán siempre las cinco primeras posiciones.

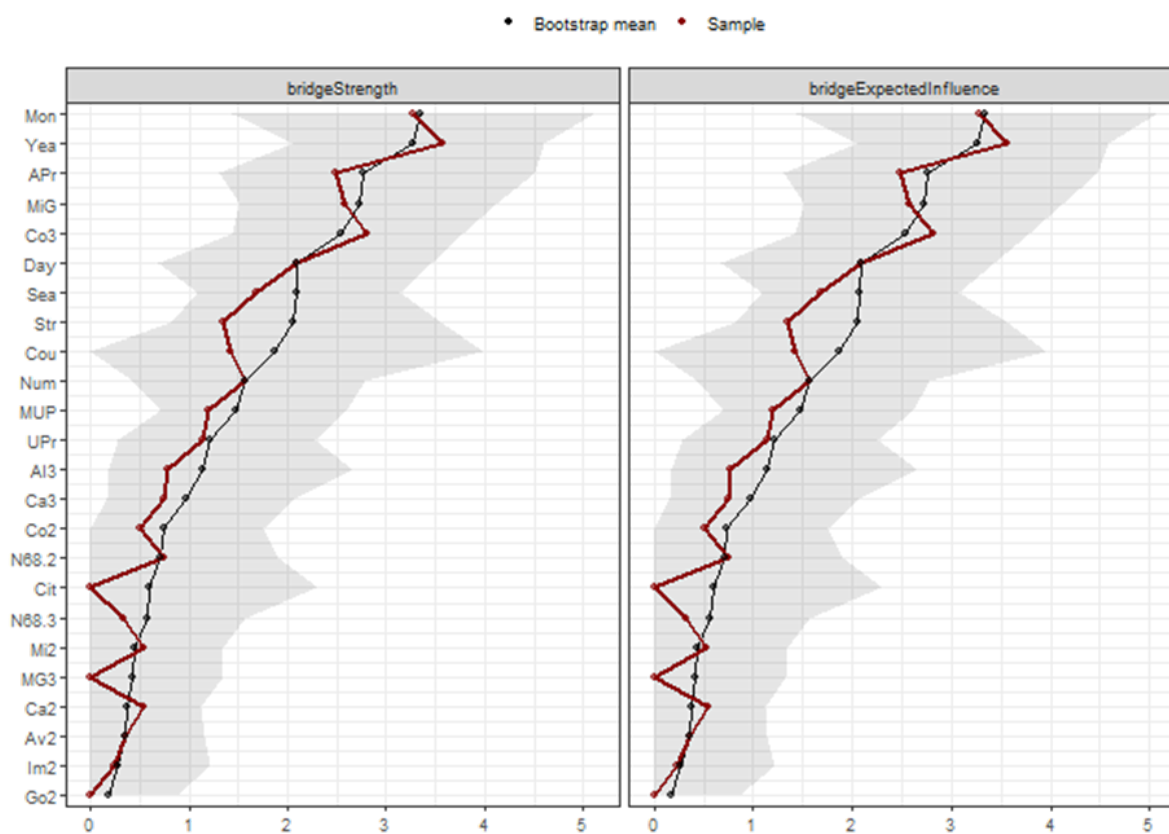


Figura 6. Intervalos bootstrap de los índices de conectividad de puente

La inspección visual es útil para identificar patrones o tendencias, pero algunos investigadores o analistas preferirán un contraste de diferencias. El paquete `bootnet` incluye la función `differenceTest()` para tal efecto, pero tiene el inconveniente de estar diseñada para comparar sólo dos nodos o aristas (p.e. contrastar la diferencia de fuerza entre “año” y “mes” o contrastar la diferencia entre las aristas “año-mes” y “gobierno militar-presidente actual”, respectivamente). Como alternativa es posible presentar todas las diferencias en una matriz gráfica. La Figura 7 marca en negro las diferencias significativas (al 95% de confianza) en fuerza del puente entre los nodos indicados en filas y columnas. En gris se indican las diferencias no significativas, y en la diagonal, en fondo blanco, los valores

de fuerza de cada nodo. Si leemos la primera fila de izquierda a derecha, apreciamos que “Año” (Yea) presenta diferencias significativas con “González (segunda oportunidad)” (Go2) hasta “Presidente de Estados Unidos asesinado” (MUP), y con “Número” (Num). También apreciamos que no presenta diferencias significativas con “País” (Cou), “Calle” (Str) y desde “estación” (Sea) hasta “mes” (Mon). Debemos interpretar estos contrastes con cautela, ya que no están corregidos para contrarrestar el problema de las comparaciones múltiples. Una alternativa sencilla de implementar es aplicar la corrección de Bonferroni directamente sobre el valor alfa especificado, pero incluso en redes pequeñas (p.e. de entre cinco y 10 nodos) obligará a aumentar considerablemente el número de replicaciones bootstrap. En nuestro caso, el número de comparaciones es $24 * (24 - 1)/2 = 276$, por lo que el alfa corregido sería $\alpha_c = 0,05/276 \approx 0,0002$; lo que obligaría a realizar al menos 10.000 replicaciones bootstrap, siendo recomendable 100.000.

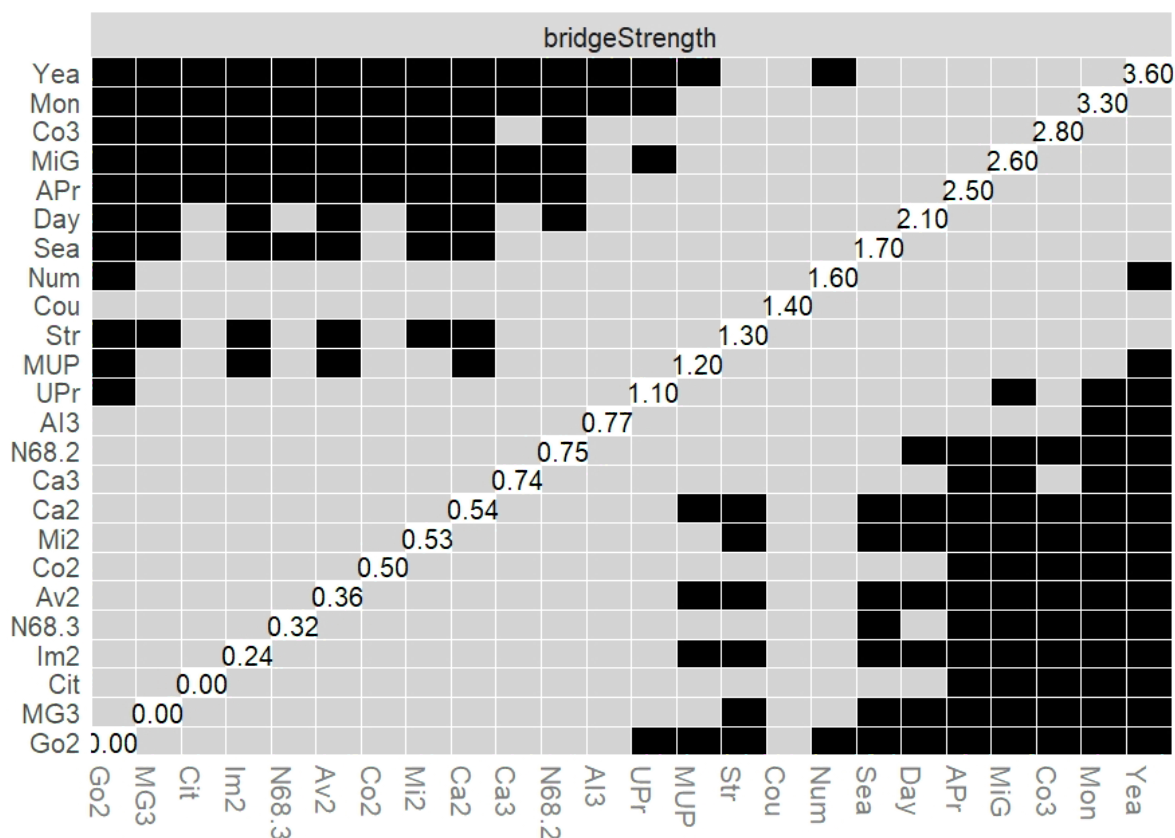


Figura 7. Matriz de contrastes bootstrap para fuerza del puente

Para evaluar la estabilidad de los índices de centralidad calculamos el coeficiente de estabilidad de la correlación (*correlation stability coefficient*: CS-C)(Epskamp, Borsboom, et al., 2018), alcanzando 0,516 en ambos índices de centralidad de puente³, por encima tanto del 0,25 sugerido como mínimo como del 0,5 sugerido como deseable por los autores. Esto

³ Este valor puede cambiar al repetirse el procedimiento ya que se obtiene por medio de replicaciones bootstrap.

nos indica que el orden relativo tanto de la fuerza como de la influencia esperada de los síntomas puede interpretarse con confianza, aunque no se puede asegurar que se mantenga si utilizamos otra muestra para estimar la red. La Figura 8 grafica la disminución de la correlación a medida que disminuye el porcentaje de casos muestreados. Nótese que un CS-C de 0,516 quiere decir que el porcentaje de casos muestreados puede disminuir hasta $100 - 51,6 = 48,4\%$ para que el valor de la correlación entre el índice de la muestra original y de la muestra reducida se mantenga sobre 0,7 (con un 95% de confianza).

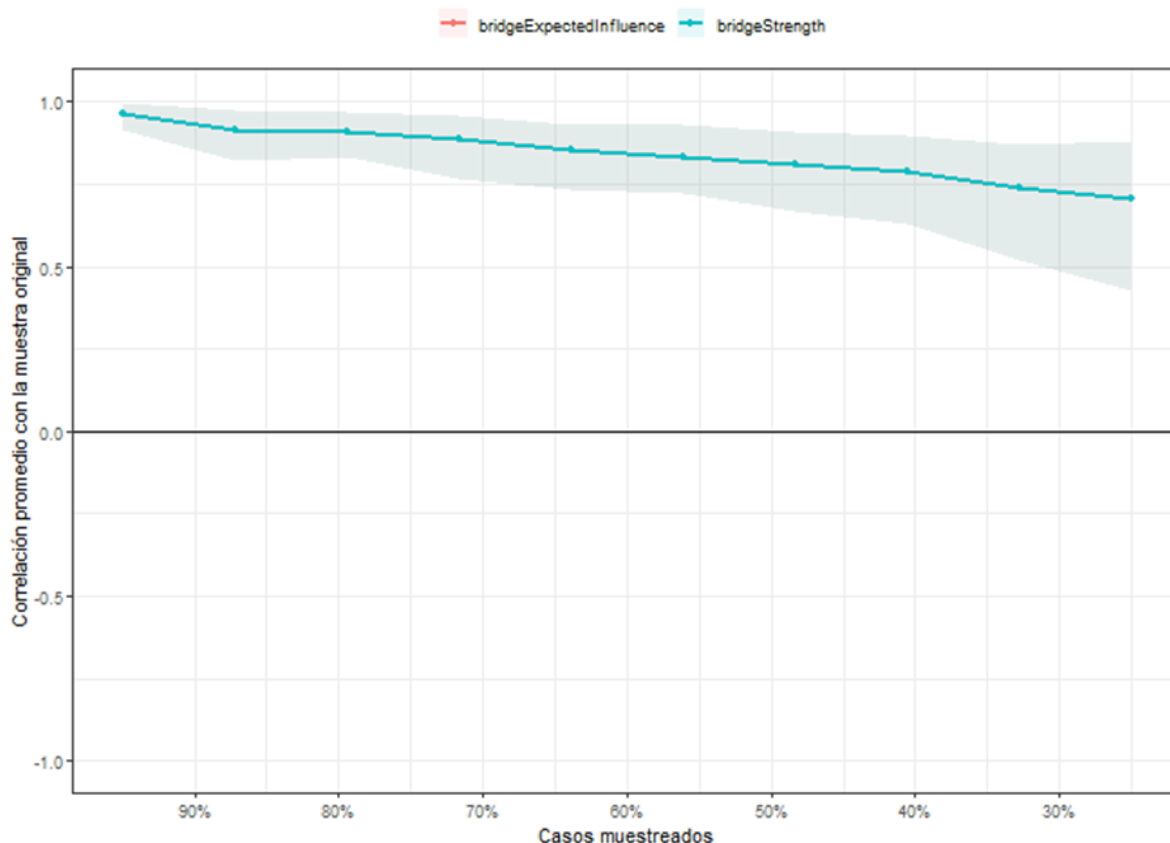


Figura 8. Intervalos bootstrap de la correlación entre el índice de centralidad de la muestra original y de la muestra reducida

En nuestro caso todas las aristas estimadas resultan positivas, por lo que los resultados son idénticos para la fuerza y la influencia esperada. Esto no necesariamente ocurrirá en todas las redes estimadas, pudiendo ocurrir que, en una misma red, los nodos identificados como puentes varíen según el indicador utilizado. Esto pone de manifiesto la importancia de elegir un indicador según el objetivo que se persigue al identificar los nodos puente. Es importante destacar que los valores de los índices dependen en parte del valor de las aristas y en parte de la cantidad de aristas de la red, por lo que no se puede decir que un valor es bajo o alto en términos absolutos. Si bien es posible comparar los valores obtenidos en muestras o grupos distintos, ello no ha sido abordado aquí porque escapa al objetivo del presente artículo y lo extendería excesivamente. Los lectores interesados en estos procedimientos pueden consultar

el artículo de Van Borkulo et al. (2023).

Discusión

El enfoque de redes en psicopatología se ha usado en distintos trastornos, y ha demostrado ser útil para descubrir relaciones entre síntomas, así como entre síntomas y factores externos al síndrome, que no suelen identificarse con los enfoques tradicionales (Contreras et al., 2019). Una de sus principales contribuciones es ofrecer una nueva forma de entender la comorbilidad entre síndromes, resaltando el rol que cumplen los *síntomas puente* en este proceso (Borsboom, 2017). La identificación de *síntomas puente* e intervenir en ellos puede ayudar a prevenir la aparición de síntomas comórbidos, frenar o ralentizar el deterioro, e incluso evitar que se extienda la enfermedad (Jones et al., 2021). La identificación de objetivos de intervención basados en la estructura de red es un área activa de investigación (Blanken et al., 2018, 2019, 2020). En el presente artículo hemos descrito el concepto de *síntoma puente* y hemos ejemplificado su identificación entre las dimensiones memoria y orientación del test ACE-III en una muestra de adultos mayores.

En la presente investigación identificamos cinco *síntomas puente* entre memoria y orientación. En la primera, gobierno militar, Copiapó 3 y presidente actual; en la segunda, año y mes. Este resultado sugiere que el deterioro cognitivo progresa desde dificultades en la recuperación de información espacial general y temporal de mediano y largo plazo hacia problemas para situarse temporalmente en términos globales (Calderón et al., 2021, 2025). Esta evidencia es particularmente valiosa porque en la población de adultos mayores cognitivamente sana, la presencia de un solo error en la identificación de algún estímulo (v.g., fecha, día de la semana, año o mes), aumenta el riesgo de desarrollo de demencia tras 10 años de seguimiento (razón de riesgo [HR] 1.44 [1.18–1.77]). Este riesgo se incrementa cuando se cometen más errores en la orientación temporal (Dumurgier et al., 2016). La identificación de estos *síntomas puente* concuerda con aspectos neuroanatómicos y aspectos clínicos del deterioro cognitivo en personas mayores. Existe una relación probada entre atrofia del lóbulo temporal medial, reducción de metabolismo cerebral y menor rendimiento de la memoria episódica, y el subsecuente deterioro de la orientación temporal en personas que presentan deterioro cognitivo leve y que luego progresan a demencia (Sekiguchi et al., 2024; Sousa et al., 2015).

Los *síntomas puente* presentan fuertes relaciones entre sí, pero también se relacionan con otros síntomas que no han sido clasificados como puentes. Estudios con poblaciones clínicas de personas mayores, han encontrado que el daño en la corteza orbitofrontal de pacientes con enfermedad de Alzheimer está asociado al deterioro de la orientación temporal (Joray et al., 2004) y a su vez, con alteraciones disejecutivas en pacientes con enfermedad de Parkinson (Cammisuli y Crowe, 2018). Igualmente, aspectos de la orientación como la

percepción del tiempo, se encuentran asociados a procesos cognitivos como la memoria de trabajo y flexibilidad cognitiva (Witowska y Zajenkowski, 2021).

Identificar *síntomas puente* resulta útil para comprender la dinámica de una red en términos de la activación o inhibición de comunidades de síntomas dentro de ésta que es producida por la actividad de otras comunidades. Además, debido al rol central de los *síntomas puente* en esta dinámica, estos constituyen objetivos prioritarios de intervención (Borsboom, 2017). Por ejemplo, en un modelo de deterioro como el presente, fomentar tareas que fortalezcan las funciones cognitivas subyacentes a los *síntomas puente* podría disminuir o enlentecer el avance del deterioro entre una y otra área. En un modelo de comorbilidad, intervenir sobre los *síntomas puente* podría evitar que se active un síntoma usualmente comórbido, lo que mejora el pronóstico del paciente. En un modelo de contagio, inhibir o bloquear un *síntoma puente* podría evitar la diseminación de una enfermedad.

La aplicación del enfoque de redes a la psicopatología es relativamente reciente, ganando rápidamente adeptos debido a lo novedoso de su enfoque y a la disponibilidad de software para aplicarlo. Una de sus fortalezas es que prescinde de la necesidad de una causa común para los síntomas que componen un síndrome y, en su lugar, es la mutua influencia de los síntomas lo que explica su covariación. Esto resulta en un enfoque más realista en muchos casos, existiendo mayor consistencia entre el modelo estadístico y el etiológico (Borsboom y Cramer, 2013).

Sin embargo, su rápido desarrollo no ha estado exento de críticas. Contreras et al. (2019) plantean dudas sobre la utilidad clínica del análisis de redes, en parte por lo diverso de los resultados obtenidos para el mismo síndrome evaluado en distintas muestras, por el tipo de datos utilizados y por la idoneidad de los procedimientos analíticos realizados.

Una limitación, que el presente trabajo comparte, es realizar la estimación de la red en datos transversales. Éstos no permiten identificar la dinámica del contagio dado que sólo contienen información de un momento en el tiempo. Para evitarlo se requieren datos de panel o series de tiempo individuales, junto con estrategias de análisis que se ajusten a tales datos (Epskamp, 2020).

Además, debemos considerar que, al igual que todo análisis de datos transversales, el análisis de redes no está libre de caer en la falacia ecológica: suponer que lo que es cierto en una muestra lo es para todos los individuos que la componen, lo que limita su utilidad clínica.

Se han desarrollado herramientas para subsanar estas dificultades. Por ejemplo, el análisis de redes dinámicas intraindividuales (David et al., 2018) resulta una estrategia prometedora para el diagnóstico que, si se combina con el método de muestreo experiencial (Larson y Csikszentmihalyi, 2014), puede obtener una estimación confiable de una red personal. Esta estrategia de muestreo permite obtener registros varias veces al día. Esto la

hace especialmente útil para estudiar fenómenos de alta variabilidad temporal. Por lo tanto, se puede implementar mediante aplicaciones móviles, ampliamente disponibles en la actualidad. Aunque existen desafíos respecto a la confiabilidad de los registros, sigue siendo una opción viable si se toman los resguardos adecuados (van Berkel et al., 2017).

Por otro lado, la implementación actual de las redes dinámicas ha sido restrictiva, usando a menudo sólo variables específicas y un modelo particular, a pesar de que la teoría de redes no impone tales restricciones. Es de esperar que a futuro investigadores y clínicos no se restrinjan a un solo modelo estadístico ni a un tipo de dato en particular, sino considerar al paciente y su contexto para plantear sus objetivos y luego elegir el tipo de datos y el modelo más adecuado para ese propósito (Bringmann, 2024).

Otra limitación del estudio es la utilización de datos ya publicados en lugar de diseñar la recolección de datos para contrastar la hipótesis planteada. Nuestra hipótesis de que los ítems que evalúan memoria episódica serán identificados como puentes entre las dimensiones de memoria y orientación se apoya sobre la literatura existente, pero también sobre un estudio previo de los mismos datos que aquí se analizan. A pesar de esto, nuestro estudio representa un esfuerzo pionero en la aplicación de la psicometría de redes para identificar *síntomas puente* en el deterioro cognitivo, ofreciendo una nueva perspectiva sobre la progresión del declive entre las dimensiones de memoria y orientación del ACE-III.

El enfoque de redes en psicopatología y psicometría es un campo novedoso y en rápido crecimiento, pero la literatura en castellano es aún escasa y de carácter más bien general e introductorio. En el presente trabajo hemos abordado un aspecto específico, los *síntomas puente*, en mayor detalle que la literatura existente en nuestro idioma, a través de un caso práctico y con datos públicamente disponibles. Además, los procedimientos ejemplificados aquí pueden aplicarse a los índices de centralidad tradicionales, a otros índices de centralidad de puente y a las aristas, por lo que el lector podrá utilizarlos en una variedad de escenarios. Con esto esperamos contribuir a la divulgación de este enfoque en habla hispana.

Principales conclusiones y aportes

Se describe el concepto de *síntoma puente* ejemplificando su identificación entre las dimensiones memoria y orientación del test ACE-III en una muestra de adultos mayores, acercando al lector de habla hispana a esta novedosa herramienta.

Identificamos cinco *síntomas puente* (según fuerza del puente) entre ambas dimensiones: año, mes (orientación), gobierno militar, Copiapó 3 y presidente actual (memoria). Esto indicaría que el avance del deterioro cognitivo desde el área de la memoria hacia la de orientación se daría principalmente desde problemas para recuperar información

espacial general y temporal de mediano y largo plazo hacia dificultades para situarse temporalmente en términos globales.

Los archivos de datos (CSV) y el script de procesamiento y análisis en R asociados a este artículo se encuentran disponibles públicamente en el siguiente repositorio: https://codeberg.org/marceloavalostejeda/ACE3_bridges_paper

Referencias

- Álvarez-Díaz, M., Gallego-Acedo, C., Fernández-Alonso, R., Muñiz, J. y Fonseca-Pedrero, E. (2022). Análisis de redes: Una alternativa a los enfoques clásicos de evaluación de los sistemas educativos. *Educational Psychology*, 28(2), 165–173. <https://doi.org/10.5093/psed2021a16>
- Ávalos-Tejeda, M. (2025). *ACE3_bridges_paper* [Repositorio de código fuente]. Codeberg. https://codeberg.org/marceloavalostejeda/ACE3_bridges_paper
- Blanco, I., Contreras, A., Valiente, C., Espinosa, R., Nieto, I. y Vázquez, C. (2019). El análisis de redes en psicopatología: Conceptos y metodología. *Psicología Conductual*, 27(1), 87–106.
- Blanken, T. F., Borsboom, D., Penninx, B. W. y Van Someren, E. J. (2020). Network outcome analysis identifies difficulty initiating sleep as a primary target for prevention of depression: A 6-year prospective study. *Sleep*, 43(5). <https://doi.org/10.1093/sleep/zsz288>
- Blanken, T. F., Deserno, M. K., Dalege, J., Borsboom, D., Blanken, P., Kerkhof, G. A. y Cramer, A. O. J. (2018). The role of stabilizing and communicating symptoms given overlapping communities in psychopathology networks. *Scientific Reports*, 8(1), 5854. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24224-2>
- Blanken, T. F., Van Der Zweerde, T., Van Straten, A., Van Someren, E. J. W., Borsboom, D. y Lancee, J. (2019). Introducing network intervention analysis to investigate sequential, symptom-specific treatment effects: A demonstration in co-occurring insomnia and depression. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 88(1), 52–54. <https://doi.org/10.1159/000495045>
- Borsboom, D. (2017). A network theory of mental disorders. *World Psychiatry*, 16(1), 5–13. <https://doi.org/10.1002/wps.20375>
- Borsboom, D., Deserno, M. K., Rhemtulla, M., Epskamp, S., Fried, E. I., McNally, R. J., Robinaugh, D. J., Perugini, M., Dalege, J., Costantini, G., Isvoranu, A.-M., Wysocki, A. C., van Borkulo, C. D., van Bork, R. y Waldorp, L. J. (2021). Network analysis of multivariate data in psychological science. *Nature Reviews Methods Primers*, 1(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s43586-021-00055-w>

- Borsboom, D. y Cramer, A. O. J. (2013). Network analysis: An integrative approach to the structure of psychopathology. *Annual Review of Clinical Psychology*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050212-185608>
- Borsboom, D., Cramer, A. O. J., Schmittmann, V. D., Epskamp, S. y Waldorp, L. J. (2011). The small world of psychopathology. *PLOS ONE*, 6(11), e27407. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0027407>
- 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., Epskamp, S., Borsboom, D., Hoekstra, R. H. A., Golino, H. F., Christensen, A. P., Morvan, Y., Ebrahimi, O. V., Costantini, G., Heeren, A., Ron, J. de, Bringmann, L. F., Huth, K., Haslbeck, J. M. B., Isvoranu, A., Marsman, M., Blanken, T., Gilbert, A., Henry, T. R., Fried, E. I. y McNally, R. J. (2024). Network analysis: An overview for mental health research. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, 33(4), e2034. <https://doi.org/10.1002/mpr.2034>
- 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>
- Bruno, D., Slachevsky, A., Fiorentino, N., Rueda, D. S., Bruno, G., Tagle, A. R., Olavarria, L., Flores, P., Lillo, P., Roca, M. y Torralva, T. (2020). Validación argentino-chilena de la versión en español del test Addenbrooke’s Cognitive Examination III para el diagnóstico de demencia. *Neurología*, 35(2), Article 2. <https://doi.org/10.1016/j.nrl.2017.06.004>
- Calderón, C., Beyle, C., Véliz-García, O. y Bekios-Calfa, J. (2021). Psychometric properties of Addenbrooke’s Cognitive Examination III (ACE-III): An item response theory approach. *PLOS ONE*, 16(5), e0251137. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0251137>
- Calderón, C., Palominos, D., Véliz-García, Ó., Ramos-Henderson, M., Bekios-Canales, N., Beyle, C., Ávalos-Tejeda, M. y Domic-Siede, M. (2025). Using a nonparametric item response theory model to identify patterns of cognitive decline: The Mokken scale analysis. *Journal of Neuropsychology*, 19(1), 1–14. <https://doi.org/10.1111/jnp.12381>
- Cammisuli, D. M. y Crowe, S. (2018). Spatial disorientation and executive dysfunction in elderly nondemented patients with Parkinson’s disease. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, 14, 2531–2539. <https://doi.org/10.2147/NDT.S173820>
- Castro, D., Ferreira, F., de Castro, I., Rodrigues, A. R., Correia, M., Ribeiro, J. y Ferreira, T. B. (2019). The differential role of central and bridge symptoms in deactivating psychopathological networks. *Frontiers in Psychology*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02448>

- Contreras, A., Nieto, I., Valiente, C., Espinosa, R. y Vazquez, C. (2019). The study of psychopathology from the network analysis perspective: A systematic review. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 88(2), 71–83. <https://doi.org/10.1159/000497425>
- Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., Maas, H. L. J. van der y Borsboom, D. (2010). Comorbidity: A network perspective. *Behavioral and Brain Sciences*, 33(2–3), 137–150. <https://doi.org/10.1017/S0140525X09991567>
- David, S. J., Marshall, A. J., Evanovich, E. K. y Mumma, G. H. (2018). Intraindividual dynamic network analysis – implications for clinical assessment. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, 40(2), 235–248. <https://doi.org/10.1007/s10862-017-9632-8>
- Dumurgier, J., Dartigues, J.-F., Gabelle, A., Paquet, C., Prevot, M., Hugon, J. y Tzourio, C. (2016). Time orientation and 10 years risk of dementia in elderly adults: The three-city study. *Journal of Alzheimer's Disease*, 53(4), 1411–1418. <https://doi.org/10.3233/JAD-160295>
- Domínguez D., J. F., Singh, M., Firman-Sadler, L., Guarnera, J., Simpson-Kent, I. L., Imms, P., Irimia, A., Caeyenberghs, K. y TRACK-TBI Investigators. (2025). *Bridging mental health, cognition and the brain in mild traumatic brain injury: A multilayer network analysis of the TRACK-TBI study* [Preprint]. medRxiv. <https://doi.org/10.1101/2025.02.16.25322263>
- Epskamp, S. (2020). Psychometric network models from time-series and panel data. *Psychometrika*, 85(1), Article 1. <https://doi.org/10.1007/s11336-020-09697-3>
- Epskamp, S., Borsboom, D. y Fried, E. I. (2018). Estimating psychological networks and their accuracy: A tutorial paper. *Behavior Research Methods*, 50(1), 195–212. <https://doi.org/10.3758/s13428-017-0862-1>
- Epskamp, S., Costantini, G., Haslbeck, J., Isvoranu, A., Cramer, A. O. J., Waldorp, L. J., Schmittmann, V. D. y Borsboom, D. (2023). qgraph: Graph plotting methods, psychometric data visualization and graphical model estimation (Versión 1.9.8) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/qgraph/index.html>
- Epskamp, S. y Fried, E. I. (2024). bootnet: Bootstrap methods for various network estimation routines (Versión 1.6) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/bootnet/index.html>
- Epskamp, S., Maris, G., Waldorp, L. J. y Borsboom, D. (2018). Network psychometrics. En P. Irwing, T. Booth y D. J. Hughes (Eds.), *The Wiley Handbook of Psychometric Testing* (pp. 953–986). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118489772.ch30>
- Fonseca-Pedrero, E. (2017). Análisis de redes: ¿una nueva forma de comprender la psicopatología? *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. *Papeles del Psicólogo*, 39(1), 1–12. <https://doi.org/10.23923/pap.psicol2018.2852>

- Girvan, M. y Newman, M. E. J. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(12), 7821–7826. <https://doi.org/10.1073/pnas.122653799>
- 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), e0174035. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174035>
- Hermida, R. (2015). The problem of allowing correlated errors in structural equation modeling: Concerns and considerations. *Computational Methods in Social Sciences*, 3(1), 05–17.
- Jones, P. (2021). *networktools: Tools for identifying important nodes in networks* (Versión 1.4.0) [Software]. <https://CRAN.R-project.org/package=networktools>
- Jones, P. J., Ma, R. y McNally, R. J. (2021). Bridge centrality: A network approach to understanding comorbidity. *Multivariate Behavioral Research*, 56(2), 353–367. <https://doi.org/10.1080/00273171.2019.1614898>
- Jones, P. J., Mair, P. y McNally, R. J. (2018). Visualizing psychological networks: A tutorial in R. *Frontiers in Psychology*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.01742>
- Joray, S., Herrmann, F., Mulligan, R. y Schnider, A. (2004). Mechanism of disorientation in Alzheimer's disease. *European Neurology*, 52(4), 193–197. <https://doi.org/10.1159/000082034>
- Larson, R. y Csikszentmihalyi, M. (2014). The experience sampling method. En M. Csikszentmihalyi (Ed.), *Flow and the Foundations of Positive Psychology: The Collected Works of Mihaly Csikszentmihalyi* (pp. 21–34). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-017-9088-8_2
- Marsman, M., Borsboom, D., Kruis, J., Epskamp, S., Bork, R. van, Waldorp, L. J., Maas, H. L. J. van der y Maris, G. (2018). An introduction to network psychometrics: Relating 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. (2021). Network analysis of psychopathology: Controversies and challenges. *Annual Review of Clinical Psychology*, 17(1), Article 1. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-081219-092850>
- Muñiz, J. (2018). *Introducción a la psicometría*. Pirámide.
- R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Ruiz-Ruano García, A. M. y López Puga, J. (2020). Modelos gráficos y redes en psicología. *Revista de Historia de la Psicología*, 41(4), 24–33. <https://doi.org/10.5093/rhp2020a18>
- Scheffer, M., Bockting, C. L., Borsboom, D., Cools, R., Delecroix, C., Hartmann, J. A., Kendler, K. S., van de Leemput, I., van der Maas, H. L. J., van Nes, E., Mattson, M., McGorry, P. D. y Nelson, B. (2024). A dynamical systems view of psychiatric

- disorders—practical implications: A review. *JAMA Psychiatry*, 81(6), 624–630. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2024.0228>
- Scoville, W. B. y Milner, B. (1957). Loss of recent memory after bilateral hippocampal lesions. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 20(1), 11–21. <https://doi.org/10.1136/jnnp.20.1.11>
- Sekiguchi, T., Sugimoto, H., Tokunaga, S. y Otake-Matsuura, M. (2024). Time-orientations of older adults in group conversations and their association with memory functioning. *Current Psychology*, 43(7), 5854–5867. <https://doi.org/10.1007/s12144-023-04545-w>
- Sousa, A., Gomar, J. J., Goldberg, T. E. y Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. (2015). Neural and behavioral substrates of disorientation in mild cognitive impairment and Alzheimer's disease. *Alzheimer's & Dementia: Translational Research & Clinical Interventions*, 1(1), 37–45. <https://doi.org/10.1016/j.trci.2015.04.002>
- van Berkel, N., Ferreira, D. y Kostakos, V. (2017). The experience sampling method on mobile devices. *ACM Computing Surveys*, 50(6), 1–40. <https://doi.org/10.1145/3123988>
- van Borkulo, C. D., Borsboom, D., Epskamp, S., Blanken, T. F., Boschloo, L., Schoevers, R. A. y Waldorp, L. J. (2014). A new method for constructing networks from binary data. *Scientific Reports*, 4(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/srep05918>
- van Borkulo, C. D., Constantin, S. E., Robitzsch, A. y Constantin, M.A. (2023). *IsingFit: Fitting Ising models using the elasso method* (Versión 0.4) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/IsingFit/index.html>
- van Borkulo, C. D., van Bork, R., Boschloo, L., Kossakowski, J. J., Tio, P., Schoevers, R. A., Borsboom, D. y Waldorp, L. J. (2023). Comparing network structures on three aspects: A permutation test. *Psychological Methods*, 28(6), 1273–1285. <https://doi.org/10.1037/met0000476>
- Véliz García, Ó., Calderón Carvajal, C. y Beyle Sandoval, C. (2020). Psychometric properties of the Addenbrooke's Cognitive Examination III (ACE-III) for the detection of dementia. *Revista médica de Chile*, 148(9), Article 9. <https://doi.org/10.4067/S0034-98872020000901279>
- Witowska, J. y Zajenkowski, M. (2021). Cognitive consequences of timeframe bias. On the link between working memory, cognitive switching, and time perspective. *Current Psychology*, 40(7), 3532–3545. <https://doi.org/10.1007/s12144-019-00302-0>

Para citar en APA 7

Ávalos-Tejeda, M., Calderón-Carvajal, C. y Ramos-Henderson, M. (2025). Síntomas Puente en el Addenbrooke's Cognitive Examination III en Adultos Mayores: Un Enfoque desde el Análisis de Redes. *Terapia Psicológica (En línea)*, 43(3), 417-441. <https://doi.org/10.4067/S0718-48082025000300417>



© 2025 Terapia Psicológica