

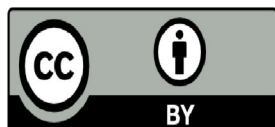
Pablo Ezequiel Flores Kanter

# La situación de Pandemia por Covid-19 y su impacto en la Formación de Memorias Episódicas: Diferenciación en la Estructura de la Red Mnésica entre Jóvenes y Adultos mayores

2023

*Instituto: Ciencias de la Salud*

*Carrera: Maestría en Neurociencias*



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons.  
Atribución 4.0  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

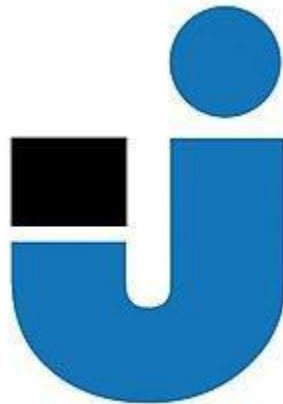
Documento descargado de RID - UNAJ Repositorio Institucional Digital de la Universidad  
Nacional Arturo Jauretche

Cita recomendada:

Flores Kanter P. E. (2023). *La situación de Pandemia por Covid-19 y su impacto en la Formación de Memorias  
Episódicas: Diferenciación en la Estructura de la Red Mnésica entre Jóvenes y Adultos mayores* [tesis de  
maestría, Universidad Nacional Arturo Jauretche]

Disponible en RID - UNAJ Repositorio Institucional Digital UNAJ

<https://biblioteca.unaj.edu.ar/rid-unaj-repositorio-institucional-digital-unaj>



Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

**LA SITUACIÓN DE PANDEMIA POR COVID-19 Y SU IMPACTO EN LA  
FORMACIÓN DE MEMORIAS EPISÓDICAS: DIFERENCIACIÓN EN LA  
ESTRUCTURA DE LA RED MNÉSICA ENTRE JÓVENES Y ADULTOS MAYORES.**

Tesis presentada para optar al título de Magíster en Neurociencias.

**Autor:**

**Lic. Pablo Ezequiel Flores Kanter**

**Directora de Tesis: Dra. Cecilia Forcato.**

**Lugar de Trabajo: Laboratorio de Sueño y Memoria; Departamento de Ciencias de la  
Vida; Instituto Tecnológico de Buenos Aires (ITBA).**

# **La situación de Pandemia por Covid-19 y su impacto en la Formación de Memorias Episódicas: Diferenciación en la Estructura de la Red Mnésica entre Jóvenes y Adultos mayores.**

## **Resumen**

La memoria responde a un proceso dinámico, viéndose involucrados distintos factores que pueden tener un efecto en las fases de formación de la memoria. Además de la edad, las variables emocionales (por ejemplo, la ansiedad, la depresión y el estrés) pueden tener un impacto sobre la formación de la memoria en sus diferentes fases. La situación de pandemia por COVID-19 ha sido caracterizada como un estresor y se han documentado antecedentes del impacto de la pandemia sobre los niveles de estrés, ansiedad y depresión en la población. En particular, los jóvenes resultaron ser los más afectados. Esto ha dado lugar a que Bonilla et al. (2022) planteasen como hipótesis que las personas jóvenes tendrían un mayor deterioro en la memoria episódica en comparación con grupos etarios menos afectados por la pandemia, como lo fueron los adultos mayores. Estos autores evidenciaron durante la pandemia de COVID-19, un desempeño menor en adultos jóvenes en la fase de codificación de una memoria episódica aversiva en comparación con adultos mayores. En el presente trabajo se buscó profundizar los análisis de Bonilla et al. (2022), reanalizando los datos obtenidos en dicho estudio a través del análisis de redes mediante modelamiento de grafos. Estas medidas pueden revelar propiedades emergentes del sistema visibles solamente cuando se considera la red en su totalidad. Así, este trabajo de tesis tuvo por objetivo (a) comparar la estructura de la red mnésica entre adultos jóvenes y mayores; y (b) verificar si el análisis mediante redes proporciona resultados adicionales difíciles de detectar con los métodos convencionales. Los resultados muestran que las estructuras de las redes semánticas evidencian un deterioro en la narrativa en adultos mayores sanos, propia del envejecimiento. Estos datos complementan los resultados iniciales descritos en Bonilla et al. (2022) y dan cuenta de la aplicabilidad y pertinencia del modelamiento de redes para el análisis de memorias episódicas en lenguaje natural.

*Palabras Claves:* Redes Semánticas; Distancia; Conectividad; Modularidad; Codificación; Consolidación; Recuerdo.

## **Lockdown consequences on different age ranges on episodic memory: Structural differences between young and old adults by graph analysis**

### **Abstract:**

Memory is a dynamic process that can be modulated by different factors. In addition to age, emotional variables (e.g., anxiety, depression, and stress) impact memory formation. During COVID-19 pandemic these emotional variables increased, being young adults the most affected. This has given rise to Bonilla et al. (2022) hypothesizing that young adults would present a greater deterioration in episodic memory compared to older adults, being the latter less affected by the pandemic. These authors evidenced during the COVID-19 pandemic a lower performance in young adults in aversive episodic memory encoding compared to older adults. In the present study, we deepened the analyzes of Bonilla et al. (2022), reanalyzing the data obtained through network analysis using graph modeling. These measurements may reveal emergent system properties only visible when the network is considered as a whole. Thus, this work aimed to (a) compare the structure of the memory network between young and older adults; and (b) compare the network analysis with the conventional analysis used to reveal episodic memory deficits. The results showed that the structures of the semantic networks presented a deterioration in the narrative in healthy older adults, typical of aging. These data complement the initial results described in Bonilla et al. (2022) and report the applicability and relevance of network modeling for the analysis of episodic memories in natural language.

*Keywords:* Semantic Networks; Distance; Connectivity; Modularity; Encoding; Consolidation; Recall.

## Introducción

La formación de la memoria responde a un proceso dinámico que involucra diferentes etapas denominadas frecuentemente como fases de codificación, consolidación y recuperación (Dudai et al., 2015; Feld & Diekelmann, 2015). Se ven involucrados además distintos factores que pueden tener un efecto en la formación de la memoria, tales como la edad (Pudas et al., 2014), la ansiedad, la depresión, y el estrés (Leon et al., 2022).

La situación de pandemia por COVID-19 ha sido caracterizada como un estresor y se han documentado antecedentes del impacto de la pandemia sobre los niveles de estrés, ansiedad y depresión siendo los jóvenes los más afectados (Belot et al., 2021). Esto ha dado lugar a que Bonilla et al. (2022) planteasen como hipótesis que, siendo los jóvenes los que más estrés, depresión y ansiedad han experimentado en la pandemia, presentarían un mayor deterioro en la memoria episódica en comparación con grupos etarios menos afectados por la pandemia, como los adultos mayores<sup>1</sup>. Estos autores evidenciaron un desempeño menor en adultos jóvenes en la fase de codificación de una memoria episódica en comparación con adultos mayores.

Sin embargo, Bonilla et al. (2022) aplicaron un procedimiento de análisis que contempló solo características individuales-parciales de la memoria episódica (i.e. cantidad de detalles correctos recordados) pero no la estructura del recuerdo como un todo. Un abordaje útil para analizar propiedades globales del recuerdo es el análisis de redes mediante el modelamiento de grafos. En el presente trabajo buscamos complementar los análisis de Bonilla et al. (2022), reanalizando los datos obtenidos en dicho estudio. El objetivo de la presente tesis fue comparar la estructura de la red mnésica entre adultos jóvenes y mayores, y, por otro lado, verificar si el análisis mediante redes proporciona resultados adicionales, difícil de ser detectados por el abordaje analítico convencional (Bonilla et al., 2022).

Para alcanzar estos objetivos, a continuación se desarrollarán los tópicos en el siguiente orden: en primer lugar, se delimitarán conceptualmente las variables clave de este trabajo. Aquí se definirá el constructo de memoria episódica y el abordaje de redes que serán implementadas como abordaje de análisis de datos. En segundo lugar, se presentarán algunos antecedentes que

---

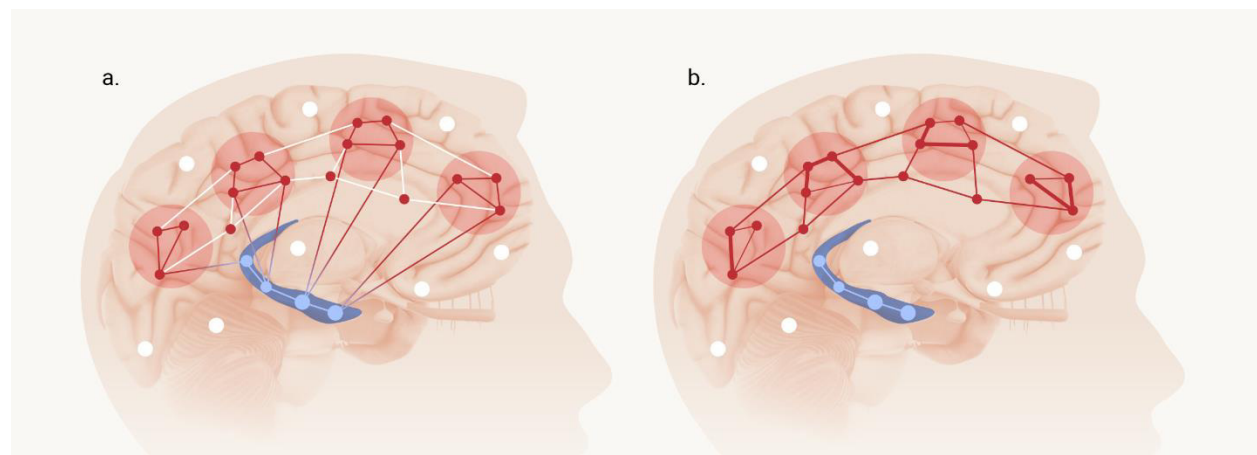
<sup>1</sup> En este trabajo se utiliza el término adultos mayores para referir a un grupo etario conformado por personas mayores de 60 años. Similarmente, se utiliza de manera intercambiada los términos personas jóvenes, jóvenes y adultos jóvenes, para referir a un grupo etario conformado por personas de entre 15 y 20 años.

posibilitarán la delimitación de hipótesis para el presente trabajo. Finalmente se desarrollarán los procedimientos empíricos y resultados alcanzados, así como las conclusiones derivadas de estos.

### **Definición de Términos Claves: Memoria Episódica: Taxonomía y Proceso de Formación de Memorias.**

Las taxonomías convencionales de los sistemas de memoria a largo plazo distinguen entre memorias declarativas, que requieren un esfuerzo consciente explícito para su recuperación, y memorias no declarativas las cuales no requieren de dicho mecanismo consciente para su recuperación (Dudai et al., 2015). Dentro de las memorias declarativas se encuentran las memorias episódicas, que serán foco del presente trabajo. Las memorias episódicas pueden definirse como una reconstrucción mental multisensorial de un evento pasado, personalmente experimentado, en un tiempo y espacio particular (Barry & Maguire, 2019).

La formación de una memoria no es instantánea, sino que sigue una determinada dinámica temporal. Así, la formación de una memoria (y por extensión la memoria episódica) puede ser dividida en tres fases principales: (a) la codificación/adquisición, (b) la consolidación, y (c) la evocación (Feld & Diekelmann, 2015). La codificación es el proceso de asimilación de la información durante el aprendizaje o la vivencia de un evento específico. Por su parte, la consolidación refiere a un estadio posterior a la codificación, y resulta necesaria para transformar las trazas-engramas lábiles en representaciones duraderas. La consolidación cumple un rol fundamental, dado que involucra mecanismos que transforman una representación recientemente codificada (es decir, engrama), la cual se caracteriza por ser lábil y proclive a decaer, en una memoria a largo plazo más estable (Klinzing et al., 2019; véase figura 1). Finalmente, la evocación se refiere al proceso de recuperación de información almacenada.



**Figura 1.** Esquemática de la consolidación de la memoria a nivel cerebral. Adaptado de Klinzing et al. (2019).

La figura 1 esquematiza dos fases diferenciales en la consolidación de la memoria y las áreas cerebrales involucradas (Klinzing et al., 2019). En (a) la representación de una experiencia recientemente codificada se distribuye a través regiones cerebrales neocorticales (nodos e interconexiones graficadas en rojo) y el hipocampo (nodos e interconexiones graficadas en azul). En (b) se representa una memoria totalmente consolidada, en un estadio posterior del proceso de consolidación, la cual es sustentada principalmente por áreas cerebrales neocorticales perdiendo completamente su dependencia del hipocampo. Mientras que el hipocampo contiene las características episódicas de la experiencia, las memorias contenidas en las regiones cerebrales neocorticales se caracterizan por ser más generales y esquemáticas, estando bien integradas en redes de conocimiento preexistentes (es decir, engramas previos) e independizadas del contexto episódico en las que se originaron. Todo esto es coincidente con el concepto de *consolidación sistémica* que refiere a la reorganización posterior a la codificación y dependiente del tiempo de las representaciones de memorias a largo plazo a través de diferentes circuitos cerebrales (Dudai et al., 2015).

Más allá de lo anterior, es importante tener en cuenta que si bien existe un fuerte consenso acerca del rol del hipocampo en la fase de codificación, su papel en la fase de evocación de la memoria continúa siendo tópico de debate. En este sentido, las teorías actualmente vigentes acerca del rol del hipocampo en la recuperación de la memoria van desde considerar al hipocampo como

innecesario hasta considerarlo totalmente necesario, pasando por teorías que integran ambas posibilidades (Barry & Maguire, 2019; Dudai et al., 2015).

## **Memoria Episódica y Factores Relacionados: Evidencia Empírica Respecto al Rol de la Edad y las Variables Emocionales.**

En la presente investigación el interés está centrado en los efectos que la edad y las variables emocionales tienen sobre la formación de memorias episódicas. Respecto a la edad, la formación de memorias se ve alterada como consecuencia del envejecimiento normal, encontrándose la memoria episódica entre las clases de memoria más afectadas (Pudas et al., 2014). Si bien este déficit es dependiente de la edad y puede ser apreciado en todas las fases del proceso memoria (es decir, codificación, consolidación, evocación), la fase de codificación ha mostrado ser una de las fases más deteriorada en la vejez (Tassone et al., 2020). Se han propuesto dos regiones cerebrales candidatas para dar cuenta de los cambios cognitivos dependiente de la edad: el hipocampo y la corteza prefrontal (Pudas et al., 2014). Ambas áreas cerebrales son fundamentales para la formación de memorias episódicas. Por su parte, estudios basados en análisis de redes<sup>2</sup> también han dado cuenta de este declive cognitivo dependiente de la edad. Así, en general se ha evidenciado que los conceptos en las redes semánticas en los adultos mayores son más modulares (conjunto de palabras -nodos- dispersos y menos conectados) y más segregados (mucha separación entre los pares de palabras -nodos-) en comparación con los adultos jóvenes (Cosgrove et al., 2021; Dubossarsky et al., 2017; Siew et al., 2019; Wulff et al., 2018). Este declive en los adultos mayores puede estar relacionado con la estructura de la red mnésica, de manera que una estructura de red menos eficiente podría contribuir a las dificultades evidenciadas en la recuperación (Cosgrove et al., 2021).

Considerando las variables emocionales, desde diversas ramas del conocimiento se ha evidenciado que factores como la depresión, la ansiedad, y el estrés tienen un efecto modulador en la codificación, consolidación y evocación de las memorias (Flores-Kanter et al., 2019; Forgas,

---

<sup>2</sup> En el siguiente subapartado se definen los conceptos claves de este abordaje.



2017; Leon et al., 2022). Esta fue una de las razones por las que la situación de pandemia por el COVID-19 ha suscitado un fuerte interés por parte de la comunidad científica. En particular, investigaciones recientes se han ocupado de indagar cómo el contexto de pandemia, caracterizado como un evento estresante asociado con altos niveles de ansiedad y depresión, modula la formación de memorias (Leon et al., 2022; Urreta Benítez et al., 2021). En particular, interesa describir aquí la reciente investigación desarrollada por Bonilla et al. (2022). En el mencionado estudio, se partió de la hipótesis de que, dado que los jóvenes habían manifestado mayores niveles de ansiedad y depresión durante la pandemia, este grupo etario tendría afectada su capacidad para formar memorias episódicas perdiéndose así la diferencia en la performance en tareas episódicas que comúnmente se observa entre adultos jóvenes y mayores. Para ello, el procedimiento en Bonilla et al. (2022) se dividió en dos partes. En el día 1 los participantes completaron los cuestionarios (i.e. sociodemográfico y escalas de estado de ánimo). A continuación, vieron un vídeo con contenido aversivo y finalmente realizaron un recuerdo libre del mismo (evaluación a corto plazo, para determinar el nivel de aprendizaje alcanzado). Luego de una semana (día 7) los participantes realizaron la última sesión. Primero realizaron una tarea de reconocimiento y después el recuerdo libre (evaluación a largo plazo). Por último, los participantes realizaron la tarea de orden cronológico y finalizaron el estudio. En la tarea de recuerdo libre se solicitó a los participantes que recordaran libremente, con el mayor detalle posible, los acontecimientos que habían visto en el vídeo. Bonilla et al. (2022) encontraron evidencia de un peor desempeño en la fase de codificación en el grupo de personas jóvenes. En otras palabras, los adultos mayores partieron de un nivel más elevado de aprendizaje (mayor número de detalles en comparación al grupo de jóvenes, mayor codificación). Aquí nuestro objetivo fue reanalizar los datos generados a partir de la tarea de recuerdo libre, pero desde un abordaje estadístico diferente, el modelamiento matemático de redes.

### *Modelamiento de la Memoria a partir de Grafos: El Abordaje de Redes.*

La ciencia de redes se basa en la teoría matemática de grafos y provee una serie de métodos cuantitativos muy potentes para investigar sistemas complejos (Siew et al., 2019). Los sistemas complejos se componen de múltiples componentes que interactúan, generando un comportamiento

complejo a partir de las características de dicha interacción. La memoria puede ser caracterizada como un sistema complejo que puede ser abordada a partir de los métodos derivados de la ciencia de redes. El análisis a partir de estos métodos no refiere a una forma alternativa de llegar a los mismos resultados que con otros métodos de análisis; por el contrario, la aplicación de la ciencia de redes puede abordar preguntas relevantes acerca de los sistemas cognitivos de una manera única, así como otorgar nuevos resultados sobre los procesos que ocurren dentro de estos sistemas.

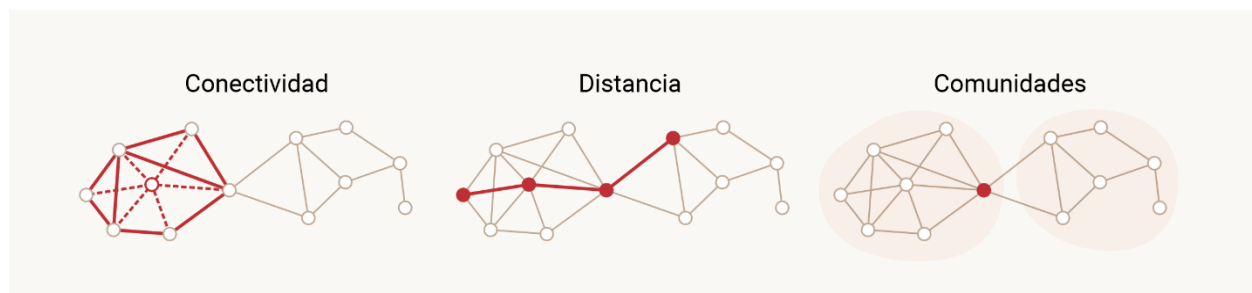
Un diagrama de red consiste en una serie de puntos que representan nodos y una serie de líneas que representan conexiones. En términos más generales, un gráfico  $G(V, E)$  es un par ordenado que consiste en una serie finita de vértices ( $V$ ; es decir, nodos) y una serie finita de aristas ( $E$ ; es decir, conexiones, *paths* o senderos) (Patrignani, 2006). Gran parte de la riqueza teórica del análisis de redes consiste en caracterizar globalmente las estructuras de las redes (por ejemplo, *small-worldness*) y las posiciones de los nodos (por ejemplo, centralidad) (Borgatti & Halgin, 2011). Aquí nos interesa centrar el desarrollo de la ciencia redes y su aplicabilidad en el estudio de constructos cognitivos, en particular la memoria. Para estos fines, el abordaje de la memoria como una red semántica resulta pertinente (Kenett & Faust, 2019).

El requerimiento mínimo para representar un sistema cognitivo como una red es poder identificar los nodos y las aristas. En una red semántica los nodos representan palabras y las aristas dan cuenta de la relación semántica entre dichas palabras (por ejemplo, coocurrencia) (Christensen & Kenett, 2021; Siew et al., 2019). Una vez modelada la red, existen medidas matemáticas bien establecidas que permiten su caracterización. Aquí nos centraremos en la escala macroscópica de la estructura de la red, esto es, medidas que resumen característica de la estructura de la red en su totalidad (en oposición a las medidas a nivel de los nodos, por ejemplo, medidas de centralidad)<sup>3</sup>. Estas medidas pueden revelar propiedades emergentes del sistema visibles solamente cuando se considera la red en su totalidad. Entre éstas se encuentran medidas de eficiencia de la red que se consideran muy útiles para el estudio de la memoria (Ovando-Tellez et al., 2022; véase figura 2 y figura 3). Por ejemplo, las medidas denominadas como el promedio del largo de los senderos más cortos (es decir, *average shortest path length* -ASPL-: distancia promedio o extensión de la red) y el promedio del coeficiente de clúster (es decir, *average clustering coefficient* -CC-: medida de

---

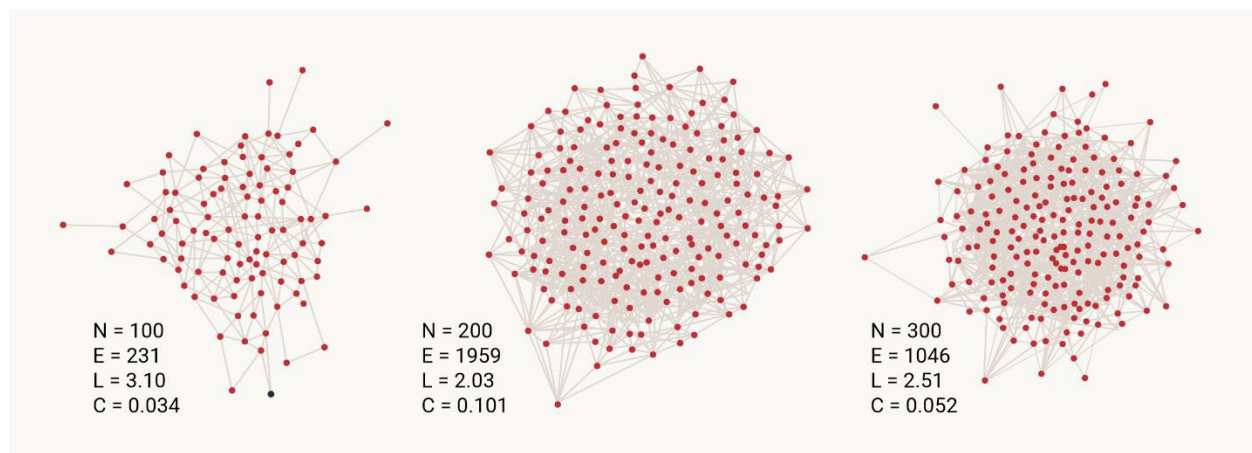
<sup>3</sup> Se recomienda la lectura del trabajo de Siew et al. (2019) en donde se encuentra un desarrollo pormenorizado de las diferentes medidas disponibles para la caracterización de las redes, tanto a un nivel de microescala como de macro escala.

conectividad general de la red), pueden ser utilizadas para estimar si la información dentro del sistema fluye de manera eficiente (es decir, el intercambio de información entre los nodos es rápido). Por su parte, el coeficiente de modularidad (*modularity* -Q-: medida del nivel de segregación de la red) sirve para analizar la existencia de subgrupos de nodos dentro de una misma red. Esto último puede servir para verificar si en una memoria particular se narra una historia fluida o se fragmenta en subcomponentes.



**Figura 2.** Ejemplo de las principales medidas macroscópicas de redes. Adaptado de Kennet y Faust (2019).

En las figuras 2 y 3 se ejemplifican los principales parámetros que pueden estimarse de una red. Por un lado, en la figura 3 se muestran las medidas de: a- conectividad: El coeficiente de conectividad de una red mide el grado en que dos vecinos de un nodo en una red serán a su vez vecinos (es decir, un vecino es un nodo  $i$  que está conectado a través de una arista con el nodo  $j$ ); b- distancia: la longitud media del camino más corto de una red mide el número medio de pasos necesarios entre dos nodos cualesquiera de la red; c- comunidades: La medida de modularidad de la red mide hasta qué punto la red puede dividirse en subcomunidades más pequeñas. En la figura 3, la red de la izquierda da cuenta de un mayor esparcimiento y menor conexión entre sus componentes. La red del medio es la que presenta menor extensión y mayor conectividad entre sus componentes ( $N$  = número de nodos;  $E$  = número de aristas;  $L$  = longitud media del trayecto más corto;  $C$  = coeficiente de agrupamiento promedio).



**Figura 3.** Comparación de diversas estructuras de redes. Adaptado de Siew et al. (2019).

Por último, es relevante mencionar que este trabajo se centrará en el estudio de memorias a partir de recuerdos registrados en el lenguaje natural de los participantes. Lo anterior marca una diferencia importante respecto a los antecedentes, dado que el modelamiento de redes se ha aplicado por lo general a partir de pruebas de asociación de palabras. El uso de narrativas en contraposición al análisis a partir de listas de palabras (así como otros paradigmas similares de relación semántica) está dado por el objetivo de buscar mayor validez ecológica en las metodologías empleadas (Baddeley, 2022; Jackson et al., 2022). Esto último está íntimamente relacionado con lo que se define como *redes semánticas naturales* (Torres & Garza, 2014), que en comparación con otras aproximaciones tiene la ventaja de basarse en definiciones conceptuales obtenidas de las propias personas.

## El Presente Trabajo

Si bien el abordaje aplicado en Bonilla et al. (2022) permite avanzar en la comprensión del efecto modulador de los factores emocionales en la formación de memorias episódicas, los datos obtenidos se basan en un análisis de contenido del recuerdo libre basado en criterios (Vrij, 2005). En términos generales, el método consiste en verificar en el reporte del recuerdo la presencia/ausencia de ciertos indicadores previamente estipulados. Más allá de sus ventajas, este

método no permite analizar la memoria recuperada como un todo, ni obtener por tanto indicadores más globales en función de la interacción de todos los componentes de ese recuerdo. Por el contrario, las medidas obtenidas a partir de los abordajes de redes pueden revelar propiedades emergentes del sistema visibles solamente cuando se considera la red en su totalidad. Aquí reanalizaremos los reportes de los participantes mediante la aplicación de técnicas de análisis de redes.

Los antecedentes descritos con anterioridad muestran evidencia de que las palabras en las redes mnésicas en los adultos mayores son más modulares y más segregados en comparación con los adultos jóvenes. A partir de estos resultados se ha propuesto que una estructura de red menos eficiente podría contribuir a las dificultades evidenciadas en la recuperación (Cosgrove et al., 2021; Dubossarsky et al., 2017; Siew et al., 2019; Wulff et al., 2018). Dado los efectos de la situación de pandemia por COVID-19 en variables emocionales así como en la capacidad de codificar memorias episódicas en adultos jóvenes (Bonilla et al., 2022), aquí esperamos identificar parámetros de la red mnésica que den cuenta de una estructura menos eficiente en jóvenes. En otras palabras, esperamos que las diferencias detectadas en las redes mnésicas entre adultos mayores y adultos jóvenes (es decir, eficiencia de la red en adultos mayores < eficiencia de la red en jóvenes) se revertirá (menor eficiencia de la red en jóvenes) o no se apreciarán diferencias entre ambos grupos etarios.

## **Método**

### *Participantes y Procedimiento de Selección de la Muestra*

En el estudio del cual se tomaron los datos del presente trabajo (Bonilla et al. 2022) participaron 84 residentes del Área Metropolitana de Buenos Aires, Argentina. Fueron reclutados a través de anuncios en las redes sociales. Antes de su participación, los voluntarios adultos mayores y tutor legal de los adultos jóvenes firmaron un consentimiento informado aprobado por el Comité de Ética de Investigación Biomédica Alberto Taquini. Los participantes declararon no estar enferma/o

durante el experimento, tener algún trastorno psiquiátrico, algún antecedente de enfermedades neurológicas, tomar medicación en el momento de los experimentos ni sufrir trastornos del sueño. Los datos fueron recolectados en el contexto de pandemia, entre los meses de junio y septiembre del año 2020.

Los participantes se dividieron en 2 grupos según su edad: adultos jóvenes ( $n = 42$ ; 14 a 20 años, Media = 16.93, Desviación Estándar = 1.85; sexo femenino = 81%) y adultos mayores sanos<sup>4</sup> ( $n = 42$ ; 65 a 80 años, Media = 71.38, Desviación Estándar = 4.78; sexo femenino = 57%).

### *Procedimiento de Análisis de Datos*

El registro en audio de los recuerdos libres fue primeramente transcrito. Es este texto el que se usó como input en los análisis que a continuación se describe. El procedimiento de análisis de datos aplicado aquí se basó en el pipeline descrito por Christensen y Kenett<sup>5</sup> (2021, ver figura 4).



**Figura 4.** Pipeline general para el análisis de texto basado en redes semánticas. Adaptado de Christensen y Kenett (2021).

<sup>4</sup> Los adultos mayores obtuvieron un rendimiento normal en pruebas neurocognitivas que fueron aplicadas previo a la inclusión en el estudio (ver material suplementario en Bonilla et al., 2022).

<sup>5</sup> Con fines de garantizar la reproducibilidad de los análisis llevados a cabo, como material suplementario se pone a disposición todos los códigos y sintaxis aplicados en R.

Para (1) el *preprocesado del texto* se aplicaron los siguientes procedimientos y algoritmos. Estos algoritmos sirvieron para la tarea inicial de limpiado del texto (Kwartler, 2017), e incluyó la disposición de las palabras en minúscula, eliminación de puntuaciones, quitar los espacios de más en blanco, eliminar números, eliminar las denominadas *stopwords*<sup>6</sup>, y reducir la densidad (*sparse matrix*) de la matriz<sup>7</sup>. Para estas tareas se utilizaron los paquetes de R *base* (R Core Team, 2021) y *tm* (Feinerer et al., 2008).

En (2) la *estimación de la red semántica* se utilizaron los siguientes algoritmos. La estimación de la red semántica fue realizada usando métodos de redes basadas en correlaciones (*Correlation-based Network methods*). Estos métodos construyen una red semántica basada en la co-ocurrencia de respuestas en la matriz de respuestas. Utilizando la matriz de respuestas binarias, estos métodos calculan una medida de asociación entre cada par de respuestas, dando como resultado una matriz de asociación. Aquí aplicamos el método denominado *Triangulated Maximally Filtered Graph* (TMFG), y la medida de asociación denominada *cosine similarity* para evitar las asociaciones negativas entre los nodos de la red (dado que es una medida que otorga valores entre 0 y 1) (Christensen et al., 2018; Massara et al., 2016).

En el paso final (3), para el *cómputo de los estadísticos y la comparación de los grupos*, se obtuvieron las medidas globales de la red: ASPL, CC, y Q; ya descritas con anterioridad. Aquí se aplicaron también algoritmos para poder comparar estas medidas entre jóvenes y adultos mayores. Específicamente, el algoritmo empleado fue el método de *Bootstrap* (Christensen & Kenett, 2021). Este algoritmo aplica, para cada muestra repetida, el método de estimación de la red y, a continuación, se calculan las medidas globales de la red -ASPL, CC y Q-. Este proceso se repite de forma iterativa (1000 veces). Estas redes *Bootstrap* forman distribuciones de muestreo de las medidas globales de la red, pero basadas únicamente en los datos empíricos. Estas distribuciones de muestreo se pueden comparar estadísticamente con una prueba t si sólo se comparan dos grupos, tal es el caso del presente trabajo. Además, aquí aplicamos un análisis de covarianza (ANCOVA) con el número de aristas como covariable para estimar si las medidas de red global son diferentes entre las redes de cada grupo. La inclusión de aristas como covariable controla estadísticamente

---

<sup>6</sup> Las *stopwords* son palabras comunes en una lengua en particular que a menudo no aportan ninguna información adicional al texto.

<sup>7</sup> Esto permite trabajar con una matriz de respuestas más reducida en la cual se han removido los términos que incluyen una cantidad determinada de ceros.

un factor de confusión que afecta a la comparación de las medidas de red entre grupos. El modelo lineal aplicado contempla tanto la covariable de las aristas como la variable tiempo (días 1 y 2 del protocolo), quedando entonces definida como:

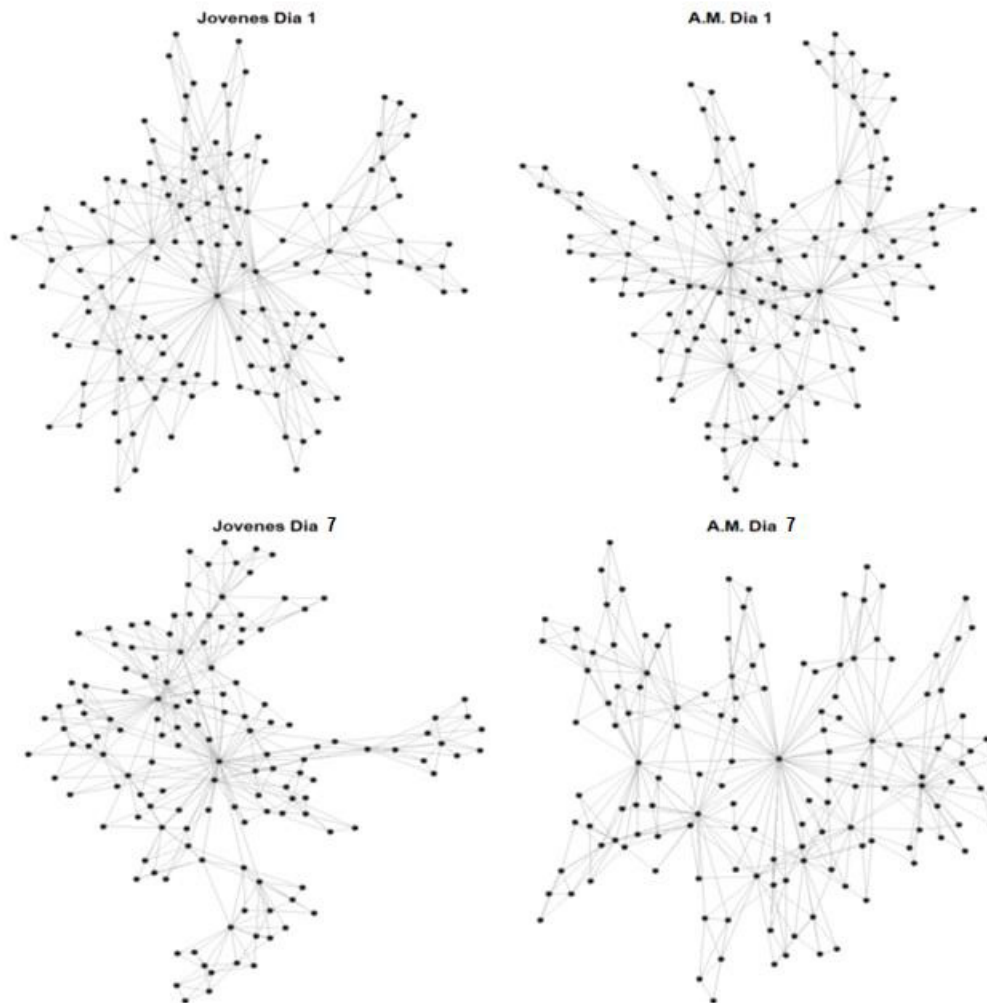
***Modelo: Medida de Red ~ Aristas + Condiciones (Grupo) × Tiempo (Día)***

Finalmente, se obtuvieron también medidas del tamaño del efecto, específicamente la *d* de Cohen. El criterio para su interpretación es el siguiente, tamaños del efecto (*d*): pequeño (.20), medio (.50) y grande (.80) (Cohen, 2013). Para los pasos 2 y 3 se utilizó el paquete de R *SemNeT* (Christensen & Kenett, 2021).

## **Resultados**

En primer lugar, se muestran las redes semánticas resultantes de la estimación en cada uno de los grupos. Se obtuvieron dos redes por grupo dado que la recuperación se ha realizado tanto en el día 1 como el día 7 del protocolo.





**Figura 5.** Redes Semánticas estimadas por grupo y día de recuperación. A.M = Adultos Mayores.

Luego se aplicó el método de *Bootstrap* con el objetivo de verificar si los grupos diferían en las medidas globales de las redes semánticas estimadas. Como puede apreciarse a continuación (tabla 1 y 2, figuras 6-8), en general los jóvenes presentan una estructura de red globalmente más eficiente (en términos de conectividad, distancia y modularidad) en comparación con el grupo de adultos mayores.

Tabla 1.

*Comparación en las medidas globales de la red semántica entre adultos jóvenes y mayores:  
Medias Ajustadas.*

Grupo	ASPL		CC		Q	
	Día		Día		Día	
	1	7	1	7	1	7
Jóvenes	3.970	3.922	.709	.710	.694	.690
A.M	4.078	4.089	.705	.705	.702	.703

*Nota.* A.M = Adultos Mayores.

Tabla 2.

*Comparación en las medidas globales de la red semántica entre adultos jóvenes y mayores:  
Comparaciones múltiples mediante el método Tukey HSD.*

ASPL						
Condición:Día	Diferencias	Intervalo de Confianza 95%		p ajustado	d	
		L. Inferior	L. Superior			
<b>A.M:1-jóvenes:1</b>	<b>.108</b>	<b>.068</b>	<b>.148</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.284</b>	
<b>jóvenes:7-jóvenes:1</b>	<b>-.049</b>	<b>-.088</b>	<b>-.009</b>	<b>.009</b>	<b>.162</b>	
A.M:7-A.M:1	.010	-.029	.050	.911	.046	
<b>A.M:7-jóvenes:7</b>	<b>.167</b>	<b>.127</b>	<b>.207</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.475</b>	

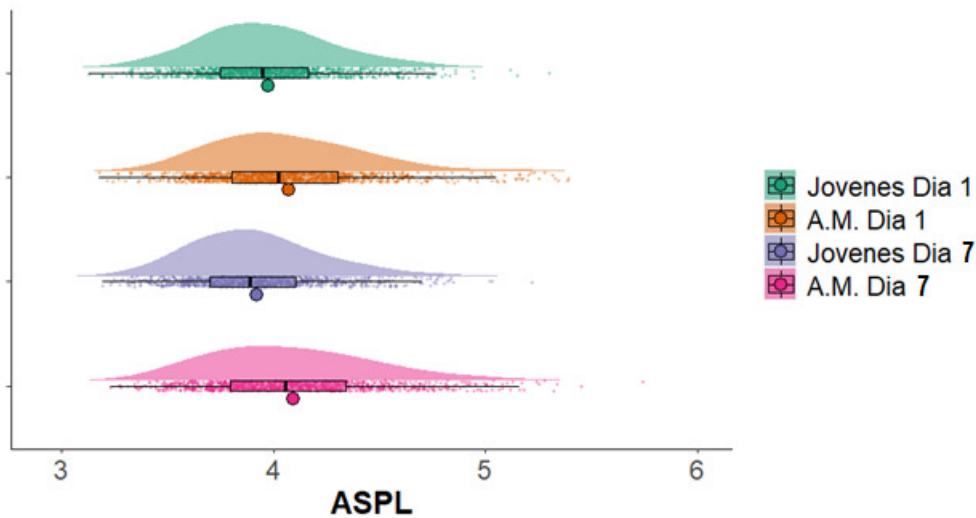
  

CC						
Condición:Día	Diferencias	Intervalo de Confianza 95%		p ajustado	d	
		L. Inferior	L. Superior			
<b>A.M:1-jóvenes:1</b>	<b>-.003</b>	<b>-.004</b>	<b>-.002</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.363</b>	
<b>jóvenes:7-jóvenes:1</b>	<b>.002</b>	<b>.001</b>	<b>.003</b>	<b>.001</b>	<b>.175</b>	
A.M:7-A.M:1	.000	-.001	.001	.903	.032	
<b>A.M:7-jóvenes:7</b>	<b>-.005</b>	<b>-.006</b>	<b>-.004</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.562</b>	

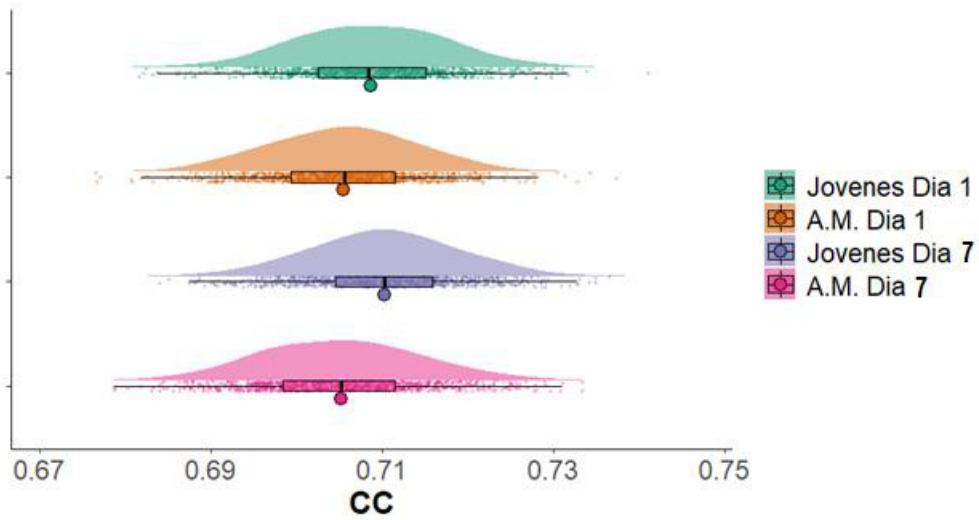
Q

Condición:Día	Diferencias	Intervalo de Confianza 95%		p ajustado	d
		L. Inferior	L. Superior		
<b>A.M:1-jóvenes:1</b>	<b>.008</b>	<b>.006</b>	<b>.009</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.390</b>
<b>jóvenes:7-jóvenes:1</b>	<b>-.004</b>	<b>-.006</b>	<b>-.002</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.238</b>
A.M:7-A.M:1	.001	-.001	.003	.382	.102
<b>A.M:7-jóvenes:7</b>	<b>.013</b>	<b>.011</b>	<b>.015</b>	<b>&lt; .001</b>	<b>.716</b>

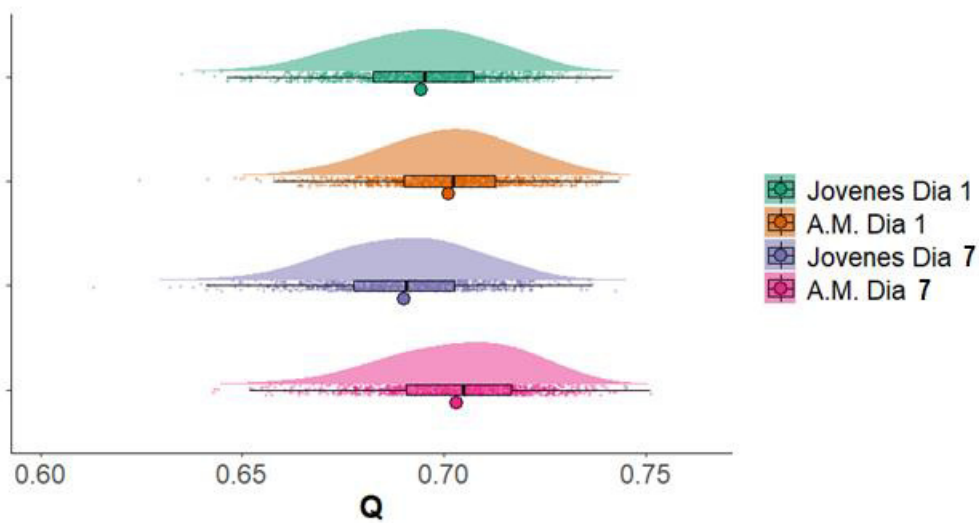
Nota: A.M = Adultos Mayores. Las diferencias estadísticamente significativas se han remarcado con negrita.



**Figura 6.** Resultados del Bootstrap: Distancia (ASPL). A.M = Adultos Mayores. Diagrama de Violín con la distribución de las puntuaciones obtenidas a partir del análisis de *Bootstrap*. Se superpone un Boxplot donde la media de las puntuaciones se representa con un círculo.



**Figura 7.** Resultados del Bootstrap: Conectividad (CC). A.M = Adultos Mayores. Diagrama de Violín con la distribución de las puntuaciones obtenidas a partir del análisis de *Bootstrap*. Se superpone un Boxplot donde la media de las puntuaciones se representa con un círculo.



**Figura 8.** Resultados del Bootstrap: Modularidad (Q). A.M = Adultos Mayores. Diagrama de Violín con la distribución de las puntuaciones obtenidas a partir del análisis de *Bootstrap*. Se superpone un Boxplot donde la media de las puntuaciones se representa con un círculo.

Más específicamente, el grupo de adultos mayores presentó una red semántica donde sus componentes en promedio se encontraron más distantes (ASPL en adultos mayores > ASPL en jóvenes, tanto en día 1 como en día 7) y menos conectados (CC en adultos mayores < CC en jóvenes, tanto en día 1 como en día 7). En el caso del grupo de adultos mayores, las redes estimadas dieron cuenta también de una mayor modularidad en su estructura (Q en adultos mayores > Q en jóvenes, tanto en día 1 como en día 7). Sumado a lo anterior, el grupo de jóvenes mostró una mejora en la eficiencia de la red entre el día 1 y 7, no apreciándose esto en el caso del grupo de adultos mayores. En el caso de los adultos mayores los valores globales de la red se mantienen estables entre el día 1 y 7.

## **Discusión**

En este trabajo de tesis propusimos dos objetivos principales: (a) comparar la estructura de la red mnésica entre jóvenes y adultos mayores; y (b) verificar si el análisis mediante redes proporciona resultados adicionales difícil de ser detectados por el abordaje analítico aplicado en Bonilla et al. (2022).

*Comparación de la estructura de la red mnésica entre adultos jóvenes y mayores.*

Contrario a la hipótesis propuesta en el presente trabajo, los resultados que obtuvimos evidencian una estructura de red que sigue siendo menos eficiente en el grupo de personas mayores. Más concretamente, en comparación a las personas jóvenes, las personas mayores muestran valores de ASPL (distancia) más altos, de CC (conectividad) más bajos y de Q

(comunidades-modularidad) más altos. En este sentido, los resultados son similares a los hallazgos de antecedentes previos, en donde por lo general se ha evidenciado que los conceptos en las redes semánticas en los adultos mayores son más modulares (conjunto de nodos dispersos y menos conectados) y más segregados (mucho separación entre los pares de nodos) en comparación con los adultos jóvenes (Cosgrove et al., 2021; Dubossarsky et al., 2017; Siew et al., 2019; Wulff et al., 2018). Complementando estos resultados con lo obtenido por Bonilla et al. (2022) podemos afirmar que si bien el número de detalles se ve reducido significativamente en adultos jóvenes por el contexto de pandemia, la red semántica resultante se encontraría conservada. En este sentido, los adultos mayores estarían mostrando en las redes resultantes el declive natural propio de la edad. Así, el declive o bajo desempeño en la tarea de recuperación en adultos mayores puede estar relacionado con la estructura semántica, de manera que una estructura de red menos eficiente podría contribuir a las dificultades evidenciadas en la recuperación (Cosgrove et al., 2021).

#### *El análisis mediante redes como herramienta diferencial para el análisis de datos.*

Respecto a este segundo objetivo propuesto, consideramos que efectivamente pudo mostrarse las ventajas que tienen los algoritmos de modelamiento de redes aquí aplicados. En particular, el pipeline seguido posibilita estimar redes semánticas a partir de narrativas tomadas de los propios participantes (Jackson et al., 2022). A su vez, el método es muy potente en el sentido de que posibilita la comparación entre grupos aplicando herramientas de *Bootstrap* (Christensen & Kenett, 2021). La consideración de las medidas globales de las redes semánticas en su conjunto ha permitido complementar los datos previamente obtenidos en Bonilla et al. (2020). Con todo, la utilización de este método de análisis es sumamente recomendado cuando se plantea como objetivo el análisis de recuerdos en el lenguaje natural de los participantes.

#### *Limitaciones y Futuras Líneas de Investigación.*

El presente trabajo presenta una serie de limitaciones que merecen ser destacadas. Entre éstas: 1- a priori, no se tenía una noción poblacional para cada grupo de estudio (jóvenes y adultos mayores) de cuáles son los atributos de la red mnésica esperables en contexto de estrés vs contextos sin estrés. 2- El tamaño muestral no permitió aquí hacer una separación contemplando variables sociodemográficas importantes, en particular el sexo de las personas que participaron del estudio. Cabe preguntarse en este sentido si los efectos esperables en la estructura de la red son consistentes entre hombres y mujeres. En este sentido, no hemos podido aquí controlar el efecto del sexo sobre los contenidos mnésicos memorados. 3- Tampoco pudo separarse el efecto de los niveles de depresión y ansiedad, de aquellos efectos esperables por la edad de los sujetos. Por ejemplo, una pregunta pertinente es si, independientemente de la edad de las personas participantes, las personas con mayores niveles de estrés, ansiedad y depresión presentan una red resultante menos eficiente en comparación con personas con niveles más bajos en estas variables emocionales. Respecto a esto último, si bien Bonilla et al. (2022) muestran que las personas jóvenes perciben mayor depresión y ansiedad que las personas mayores, los niveles percibidos en estas variables se encuentran dentro de un rango similar (por ejemplo, los niveles de depresión percibidos en ambos casos son bajos según los criterios de interpretación de la escala aplicada). Sumado a esto último, los baremos aplicados por Bonilla et al. (2022) han sido desarrollados en función de muestras muy específicas y de varios años previos. Es importante entonces en futuros trabajos considerar esta limitación y evaluar los niveles de depresión y ansiedad según estándares más actualizados. Resulta relevante que futuros trabajos consideren además el efecto diferencial en la formación de memorias episódicas de los distintos factores implicados en la depresión (por ejemplo, dificultades de sueño, trastornos alimenticios vs tristeza, irritabilidad vs ideaciones suicidas, desesperanza) y la ansiedad (por ejemplo., preocupación, irritabilidad, nerviosismo) (Fried et al., 2022; Heinrich et al., 2020). Por último, con el fin de poder verificar la influencia de variables emocionales sobre la memoria episódica, sería relevante que futuros estudios complejizaran el diseño en el cual se basó el presente trabajo. Por ejemplo, si bien en el diseño aplicado en Bonilla et al. (2022) se aplican medidas repetidas, es importante que futuros trabajos evalúen el efecto de las variables emocionales sobre la memoria episódica considerando un rango temporal mayor con mayor cantidad de mediciones. Otro diseño pertinente sería el poder comparar la memoria episódica, dentro de los mismos grupos de jóvenes y adultos mayores, entre participantes con depresión/ansiedad y sin depresión/ansiedad.

## *Conclusiones.*

Aquí hemos mostrado la aplicabilidad de un abordaje de redes para el estudio de la memoria episódica. Considerar las propiedades globales de la red puede dar lugar a interpretaciones y preguntas complementarias y diferenciales de lo que puede obtenerse con otros métodos (por ejemplo, conteo de palabras). Si bien este tipo de estrategias de análisis se han venido usando el último tiempo, no hemos visto que se aplicaran para realizar modelamiento de redes a partir de narrativas-recuerdos en el lenguaje natural de los participantes. Aquí se ha hecho entonces extensivo su uso. Los algoritmos que hemos utilizado pueden considerarse como una alternativa a metodologías similares que se han propuesto en otros campos. Contar con estas herramientas resulta importante, dada su potencial aplicabilidad para la detección temprana de patologías asociadas a déficit en la memoria episódica (para un abordaje similar en el contexto de los análisis de sueños, se sugiere la lectura de Mota et al., 2015; 2020).

## **Referencias**

- Baddeley, A. D. (2022). Is the study of memory unduly preoccupied with its sins? *Memory*, 30(1), 55–59. <https://doi.org/10.1080/09658211.2021.1896739>
- Barry, D. N., & Maguire, E. A. (2019). Remote Memory and the Hippocampus: A Constructive Critique. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(2), 128–142. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2018.11.005>
- Belot, M., Choi, S., Tripodi, E., Broek-Altenburg, E. V. D., Jamison, J. C., & Papageorge, N. W. (2021). Unequal consequences of Covid 19: representative evidence from six countries. *Review of Economics of the Household*, 19(3), 769- 783. doi: 10.1007/s11150-021-09560-z
- Bonilla M, Vidal V, Vázquez Chenlo LA, Leon CS, Urreta Benitez FA, Luis I Brusco, Flores-Kanter PE, García Bauza C & Forcato C. (2022) Differential Effects of the COVID-19



- Pandemic Situation between Young and Older Adults Over Recall and Recognition. SSRN Preprints. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=4206859](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4206859)
- Borgatti, S. P., & Halgin, D. S. (2011). On Network Theory. *Organization Science*, 22(5), 1168–1181. <https://doi.org/10.1287/orsc.1100.0641>
- Christensen, A. P., & Kenett, Y. N. (2021). Semantic network analysis (SemNA): A tutorial on preprocessing, estimating, and analyzing semantic networks. *Psychological Methods*. <https://doi.org/10.1037/met0000463>
- Christensen, A. P., Kenett, Y. N., Aste, T., Silvia, P. J., & Kwapil, T. R. (2018). Network structure of the Wisconsin Schizotypy Scales–Short Forms: Examining psychometric network filtering approaches. *Behavior Research Methods*, 50(6), 2531–2550. <https://doi.org/10.3758/s13428-018-1032-9>
- Clark, L. A., & Watson, D. (2019). Constructing validity: New developments in creating objective measuring instruments. *Psychological Assessment*, 31(12), 1412–1427. <https://doi.org/10.1037/pas0000626>
- Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (0 ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Cosgrove, A. L., Kenett, Y. N., Beaty, R. E., & Diaz, M. T. (2021). Quantifying flexibility in thought: The resiliency of semantic networks differs across the lifespan. *Cognition*, 211, 104631. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2021.104631>
- Dubossarsky, H., De Deyne, S., & Hills, T. T. (2017). Quantifying the structure of free association networks across the life span. *Developmental Psychology*, 53(8), 1560–1570. <https://doi.org/10.1037/dev0000347>
- Dudai, Y., Karni, A., & Born, J. (2015). The Consolidation and Transformation of Memory. *Neuron*, 88(1), 20–32. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2015.09.004>
- Feinerer, I., Hornik, K., & Meyer, D. (2008). Text Mining Infrastructure in R. *Journal of Statistical Software*, 25(5). <https://doi.org/10.18637/jss.v025.i05>

- Feld, G. B., & Diekelmann, S. (2015). Sleep smart—optimizing sleep for declarative learning and memory. *Frontiers in Psychology, 6*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00622>
- Flake, J. K., Pek, J., & Hehman, E. (2017). Construct Validation in Social and Personality Research: Current Practice and Recommendations. *Social Psychological and Personality Science, 8*(4), 370–378. <https://doi.org/10.1177/1948550617693063>
- Flores-Kanter, P. E., García-Batista, Z. E., Moretti, L. S., & Medrano, L. A. (2019). Towards an Explanatory Model of Suicidal Ideation: The Effects of Cognitive Emotional Regulation Strategies, Affectivity and Hopelessness. *The Spanish Journal of Psychology, 22*, E43. <https://doi.org/10.1017/sjp.2019.45>
- Forgas, J. P. (2017). Mood Effects on Cognition: Affective Influences on the Content and Process of Information Processing and Behavior. In *Emotions and Affect in Human Factors and Human-Computer Interaction* (pp. 89–122). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-801851-4.00003-3>
- Fried, E. I., Flake, J. K., & Robinaugh, D. J. (2022). Revisiting the theoretical and methodological foundations of depression measurement. *Nature Reviews Psychology, 1*(6), 358–368. <https://doi.org/10.1038/s44159-022-00050-2>
- Heinrich, M., Zagorscak, P., Eid, M., & Knaevelsrud, C. (2020). Giving G a Meaning: An Application of the Bifactor-(S-1) Approach to Realize a More Symptom-Oriented Modeling of the Beck Depression Inventory–II. *Assessment, 27*(7), 1429–1447. <https://doi.org/10.1177/1073191118803738>
- Jackson, J. C., Watts, J., List, J.-M., Puryear, C., Drabble, R., & Lindquist, K. A. (2022). From Text to Thought: How Analyzing Language Can Advance Psychological Science. *Perspectives on Psychological Science, 17*(3), 805–826. <https://doi.org/10.1177/17456916211004899>
- Kenett, Y. N., & Faust, M. (2019). A Semantic Network Cartography of the Creative Mind. *Trends in Cognitive Sciences, 23*(4), 271–274. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2019.01.007>

- Klinzing, J. G., Niethard, N., & Born, J. (2019). Mechanisms of systems memory consolidation during sleep. *Nature Neuroscience*, 22(10), 1598–1610. <https://doi.org/10.1038/s41593-019-0467-3>
- Kwartler, T. (2017). *Text mining in practice with R*. John Wiley & Sons.
- Leon, C. S., Bonilla, M., Urreta Benítez, F. A., Brusco, L. I., Wang, J., & Forcato, C. (2022). Impairment of aversive episodic memories during Covid-19 pandemic: The impact of emotional context on memory processes. *Neurobiology of Learning and Memory*, 187, 107575. <https://doi.org/10.1016/j.nlm.2021.107575>
- Massara, G. P., Di Matteo, T., & Aste, T. (2016). Network Filtering for Big Data: Triangulated Maximally Filtered Graph. *Journal of Complex Networks*, cnw015. <https://doi.org/10.1093/comnet/cnw015>
- Mota, N. B., Furtado, R., Maia, P. P. C., Copelli, M., & Ribeiro, S. (2015). Graph analysis of dream reports is especially informative about psychosis. *Scientific Reports*, 4(1), 3691. <https://doi.org/10.1038/srep03691>
- Mota, N. B., Weissheimer, J., Ribeiro, M., de Paiva, M., Avilla-Souza, J., Simabucuru, G., Chaves, M. F., Cecchi, L., Cirne, J., Cecchi, G., Rodrigues, C., Copelli, M., & Ribeiro, S. (2020). Dreaming during the Covid-19 pandemic: Computational assessment of dream reports reveals mental suffering related to fear of contagion. *PLOS ONE*, 15(11), e0242903. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242903>
- Ovando-Tellez, M., Kenett, Y. N., Benedek, M., Bernard, M., Belo, J., Beranger, B., Bieth, T., & Volle, E. (2022). Brain connectivity–based prediction of real-life creativity is mediated by semantic memory structure. *Science Advances*, 8(5), eab14294. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abl4294>
- Patrignani, M. (2006). On Extending a Partial Straight-Line Drawing. In P. Healy & N. S. Nikolov (Eds.), *Graph Drawing* (Vol. 3843, pp. 380–385). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/11618058\\_34](https://doi.org/10.1007/11618058_34)

- Pudas, S., Persson, J., Nilsson, L.-G., & Nyberg, L. (2014). Midlife memory ability accounts for brain activity differences in healthy aging. *Neurobiology of Aging*, *35*(11), 2495–2503. <https://doi.org/10.1016/j.neurobiolaging.2014.05.022>
- R Core Team (2021). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Siew, C. S. Q., Wulff, D. U., Beckage, N. M., Kenett, Y. N., & Meštrović, A. (2019). Cognitive Network Science: A Review of Research on Cognition through the Lens of Network Representations, Processes, and Dynamics. *Complexity*, *2019*, 1–24. <https://doi.org/10.1155/2019/2108423>
- Tassone, L. M., Urreta Benítez, F. A., Rochon, D., Martínez, P. B., Bonilla, M., Leon, C. S., Muchnik, C., Solis, P., Medel, N., Kochen, S., Brusco, L. I., Moyano, M. D., & Forcato, C. (2020). Memory reconsolidation as a tool to endure encoding deficits in elderly. *PLOS ONE*, *15*(8), e0237361. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237361>
- Torres, F., & Garza, S. E. (2014). Similarity for Natural Semantic Networks. In A. J. M. Traina, C. Traina, & R. L. F. Cordeiro (Eds.), *Similarity Search and Applications* (Vol. 8821, pp. 195–200). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-11988-5\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-11988-5_18)
- Urreta Benítez, F. A., Leon, C. S., Bonilla, M., Flores-Kanter, P. E., & Forcato, C. (2021). Identification Performance During Quarantine by COVID-19 Pandemic: Influence of Emotional Variables and Sleep Quality. *Frontiers in Psychology*, *12*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.691583>
- Vrij, A. (2005). Criteria-Based Content Analysis: A Qualitative Review of the First 37 Studies. *Psychology, Public Policy, and Law*, *11*(1), 3–41. <https://doi.org/10.1037/1076-8971.11.1.3>
- Wulff, D. U., Hills, T., & Mata, R. (2018). *Structural differences in the semantic networks of younger and older adults* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/s73dp>

## Material Suplementario

*Material Suplementario: Paquetes, Algoritmos y Sintaxis empleados en R.*

Aquí presento de manera parcial la información necesaria para la reproducibilidad de los resultados presentados en este trabajo. Puede accederse a la totalidad de los materiales necesarios para estos fines a través del siguiente link: <https://osf.io/zqbk8/>

---

title: "Scripts for Master en Neurociencias"

author: "Flores-Kanter PE"

output:

pdf\_document:

toc: yes

html\_document:

code\_folding: show

theme: paper

highlight: pygments

toc: yes

---

```
```{r}
```

```
if(!"devtools" %in% row.names(installed.packages())){
```

```
  install.packages("devtools")
```

```
}
```

```

devtools::install_github("AlexChristensen/SemNeT")

library(stringi)

library(stringr)

library(qdap)

library(NLP)

library(tm)

library(SemNeT)

library(NetworkToolbox)

library(tidyverse)

...

#Data Processing Script

```{r}

text.df<-read.csv("txt.csv", sep = ";", header = TRUE) #Cambiar bases de acuerdo a los objetivos.

grp<-read.csv("group.csv", sep = ";", header = TRUE) #Cambiar bases de acuerdo a los objetivos.

#The first function is a wrapper for the base R tolower function.

# Return NA instead of tolower error

tryTolower <- function(x){

# return NA when there is an error

y = NA

# tryCatch error

try_error = tryCatch(tolower(x), error = function(e) e)

# if not an error

if (!inherits(try_error, 'error'))

```

```
y = tolower(x)
```

```
return(y)
```

```
}
```

#Next you will define our stopwords.

```
custom.stopwords <- stopwords('spanish')
```

#Next you will include the new tryTolower function as part of a larger preprocessing function.

Here you create a function called clean.corpus.

```
clean.corpus<-function(corpus){
```

```
  corpus <- tm_map(corpus,
```

```
  content_transformer(tryTolower))
```

```
  corpus <- tm_map(corpus, removeWords,
```

```
  custom.stopwords)
```

```
  corpus <- tm_map(corpus, removePunctuation)
```

```
  corpus <- tm_map(corpus, stripWhitespace)
```

```
  corpus <- tm_map(corpus, removeNumbers)
```

```
  return(corpus)
```

```
}
```

#Before applying these cleaning functions, you need to define the tweets object as your corpus or collection of natural language documents. Additionally you are preserving the metadata about each document.

```
tweets<-data.frame(doc_id=seq(1:nrow(text.df)),text=text.df$Text)
```

```
corpus <- VCorpus(DataframeSource(tweets))
```

#With all the preprocessing transformation functions organized you must now apply them to the DeltaAssist corpus.

```
corpus<-clean.corpus(corpus)
```

#Frequent Terms and Associations

#First, you create a new object called tdm, which is a list object used by the tm package.

```
tdm<-TermDocumentMatrix(corpus,control=list(weighting=weightTf))
```

```
tdm.tweets.m<-as.matrix(tdm)
```

## EGAnet (Golino)

```
corpus.stem <- tm_map(corpus, stemDocument)
```

```
dtm <- DocumentTermMatrix(corpus.stem)
```

```
dtm.sparsity.rm <- removeSparseTerms(dtm, 0.90)
```

```
dtm.data <- as.data.frame(as.matrix(dtm.sparsity.rm))
```

```
head(dtm.data)
```

```
colnames(dtm.data)
```

##SemNet (Christensen)

```
Abinar <- binarize(dtm.data)
```

## Change column names (variable names)

```
colnames(grp) <- c("conditions", "times")
```

# Attach 'Group' variable to the binary response matrix

```
behav <- cbind(grp, Abinar)
```

```
#write.csv(behav, "binaryResponse.csv", row.names = FALSE)
```

# Create groups response matrices

```
jóvenest1 <-behav %>%
```



```
filter(conditions=="jóvenes" & times==1) %>%
```

```
select(-c("conditions","times"))
```

```
jóvenest2 <-behav %>%
```

```
filter(conditions=="jóvenes" & times==2) %>%
```

```
select(-c("conditions","times"))
```

```
adultos mayorest1 <-behav %>%
```

```
filter(conditions=="adultos mayores" & times==1) %>%
```

```
select(-c("conditions","times"))
```

```
adultos mayorest2 <-behav %>%
```

```
filter(conditions=="adultos mayores" & times==2) %>%
```

```
select(-c("conditions","times"))
```

```
```
```

```
#Data Analysis Script
```

```
```{r}
```

```
#-----#
```

```
# 2.1.2. Network estimation #
```

```
#-----#
```

```
## TMFG
```

```
### Finalize matrices so that each response has been given by at least two participants
```

```
final.jt1 <- finalize(jóvenest1, minCase = 2)
```

```
final.jt2 <- finalize(jóvenest2, minCase = 2)
```

```
final.vt1 <- finalize(adultos mayorest1, minCase = 2)
```

```
final.vt2 <- finalize(adultos mayorest2, minCase = 2)

### Equate the responses across the networks

eq <- equate(final.jt1, final.jt2, final.vt1, final.vt2)

equate.jt1 <- eq$final.jt1

equate.jt2 <- eq$final.jt2

equate.vt1 <- eq$final.vt1

equate.vt2 <- eq$final.vt2

### Compute cosine similarity for equated binary response matrices

cosine.jt1 <- similarity(equate.jt1, method = "cosine")

cosine.jt2 <- similarity(equate.jt2, method = "cosine")

cosine.vt1 <- similarity(equate.vt1, method = "cosine")

cosine.vt2 <- similarity(equate.vt2, method = "cosine")

### Estimate networks

net.jt1 <- TMFG(cosine.jt1)

net.jt2 <- TMFG(cosine.jt2)

net.vt1 <- TMFG(cosine.vt1)

net.vt2 <- TMFG(cosine.vt2)

## Visualize networks

netjt1_binar <- binarize(net.jt1$A)

netjt2_binar <- binarize(net.jt2$A)

netvt1_binar <- binarize(net.vt1$A)
```

```

netvt2_binar <- binarize(net.vt2$A)

compare_nets(netjt1_binar,netvt1_binar, netjt2_binar,netvt2_binar,
title = list(
  "Jóvenes/Time 1", "Adultos mayores/Time 1",
  "Jóvenes/Time 2", "Adultos mayores/Time 2"
)
)

#####

## 3.2. Global Network Measures ##

#####

# Compute network measures

semnetmeas(netjt1_binar, meas = c("ASPL", "CC", "Q"), weighted = FALSE)
semnetmeas(netjt2_binar, meas = c("ASPL", "CC", "Q"), weighted = FALSE)
semnetmeas(netvt1_binar, meas = c("ASPL", "CC", "Q"), weighted = FALSE)
semnetmeas(netvt2_binar, meas = c("ASPL", "CC", "Q"), weighted = FALSE)

#####

## 3.3. Statistical Tests ##

#####

#-----#

# 3.3.2. Bootstrapped case-wise networks #

#-----#

```

```

## Perform bootstrap networks

boot <- bootSemNeT(jóvenest1,adultos mayorest1,jóvenest2,adultos mayorest2,
type = "case", method = "TMFG", sim = "cosine",
cores = 7, iter = 1000)

## Compute tests

results <- test.bootSemNeT(
boot,
test = "ANCOVA",
formula = "y ~ conditions*times",
groups = grp
)

# ASPL
AsplANCOVA<- results$fullResults$Case$ASPL$ANCOVA
results$fullResults$Case$ASPL$adjustedMeans
results$fullResults$Case$ASPL$HSD

# CC
CCANCOVA<-results$fullResults$Case$CC$ANCOVA
results$fullResults$Case$CC$adjustedMeans
results$fullResults$Case$CC$HSD

# Q
QANCOVA<-results$fullResults$Case$Q$ANCOVA
results$fullResults$Case$Q$adjustedMeans
results$fullResults$Case$Q$HSD

```

```
## Plot bootstrap

plot(
  boot,
  groups = c(
    "Jóvenes/Time 1", "Adultos mayores/Time 1",
    "Jóvenes/Time 2", "Adultos mayores/Time 2"
  )
)

```