

CIENCIA DE REDES PARA EXPLORAR LA RELACIÓN ENTRE SALUD MENTAL Y FACTORES SOCIODEMOGRÁFICOS EN POBLACIÓN MEXICANA DURANTE CONFINAMIENTO POR COVID-19.

NETWORK SCIENCE TO EXPLORE THE RELATIONSHIP BETWEEN MENTAL HEALTH AND
SOCIODEMOGRAPHIC FACTORS IN MEXICAN POPULATION DURING COVID-19 CONFINEMENT.

Li Erandi Tepepa Flores*, **Erick Leonardo Mateos Salgado***, **José Esael Pineda Sánchez***, **Carmen
Lizzeth Gálvez Hernández***, **Irving Armando Cruz Albarrán****, **Luis Alberto Morales Hernández****.

Universidad Nacional Autónoma de México*, Universidad Autónoma de Querétaro**

Correspondencia: li_erandi@hotmail.com.

RESUMEN

La ciencia de redes utiliza métodos matemáticos que permiten mostrar las interconexiones entre conjuntos de variables, formando así una estructura de red. En este estudio, se exploró la estructura de la interacción entre variables de salud mental y sociodemográficas durante la pandemia por COVID-19 en población mexicana. Se creó un formato en línea con 13 variables, sociodemográficas y de salud mental. Fue contestado por 813 personas en total, 39.97% hombres ($\bar{x}=28.3 \pm 11.2$ años) y 60.02% mujeres ($\bar{x}=33.5 \pm 14.4$ años). Mediante Chi cuadrada, se obtuvieron diferencias significativas entre 20 pares de variables, posteriormente, se elaboró la estructura de red donde las variables “no tener hijos” y “conocer a alguien que haya fallecido por COVID-19”, fueron las variables más destacadas e influyentes en la estructura. Se propone el análisis matemático de redes

como un método eficaz para agrupar e identificar la interacción entre variables sociodemográficas y de salud mental.

Palabras clave: Análisis de redes, Salud mental, Pandemia, Psicología.

ABSTRACT

Network science uses mathematical methods to show the interconnections between sets of variables, thus forming a network structure. In this study, we explored the structure of the interaction between mental health and sociodemographic variables during the COVID-19 pandemic in a Mexican population. An online form was created with 13 sociodemographic and mental health variables. It was answered by 813 people in total, 39.97% men ($\bar{x}=28.3 \pm 11.2$ years) and 60.02% ($\bar{x}=33.5 \pm 14.4$ years). Using Chi-square, significant differences were obtained between 20 pairs of variables, subsequently, the network structure was elaborated where the variables “not having children” and “knowing someone who has died from COVID-19”, were the most prominent and influential variables in the structure. Mathematical network analysis is proposed as an effective method to cluster and identify the interaction between sociodemographic and mental health variables.

Keywords: Network analysis, Mental health, Pandemic, Psychology.

INTRODUCCIÓN

La encuesta nacional de salud y nutrición (ENSANUT), durante la pandemia por COVID-19 en México, recopiló información de variables sociodemográficas que se relacionan con la salud (Romero-Martínez, Barrientos-Gutiérrez, Cuevas-Nasu, et. al., 2022; Shamah-Levy, et al., 2021), se incluyeron preguntas relacionadas con el número de contagios, decesos, aplicación de vacunas, etc. Sin embargo, en la aplicación realizada

en el año 2020, no se contempló información asociada a factores de salud mental (Osorio-López y Tostado-Islas, 2022). La transición hacia la enfermedad mental implica la acumulación de diversos factores de riesgos menores, que combinados, aumentan paulatinamente la vulnerabilidad para la aparición de trastornos mentales (Arango, et al., 2018).

Se reporta que las personas que fueron afectadas por COVID-19, pueden tener una alta predisposición a padecer problemas de salud mental, tales como, ansiedad, depresión y estrés. Del mismo modo, se han identificado algunos factores sociodemográficos que se relacionan con las antes mencionadas variables. Estos resultados se obtuvieron mediante métodos de análisis que incluyeron desde análisis de correlaciones hasta análisis de aprendizaje de máquina o inteligencia artificial (Hossain et al., 2020).

Desde el campo de la ciencia de datos, se pueden extraer conocimientos y perspectivas de muchos datos, estructurados y no estructurados, con diversas técnicas como minería de datos, análisis de redes, algoritmos de aprendizaje automático, y Big Data (Subrahmanya, et al., 2022). El análisis matemático de redes puede aportar información sobre la relación del COVID-19, la salud mental y variables sociodemográficas, ya que con este método se busca identificar y describir patrones, considerando la estructura de las relaciones entre las variables estudiadas. Las redes muestran las interconexiones entre un conjunto de elementos o variables que se designan como vértices o nodos, mientras que la relación entre los vértices se establece mediante aristas o conexiones (Barabási, A.-L., Pósfai, M., 2016). De esta manera, se logra establecer la estructura de las relaciones entre las variables de interés, lo que permite identificar aquellos componentes que juegan un papel clave dentro de la red (Brandes y Erlebach, 2005; Jianxi Gao, Daqing Li y Shlomo Havlin, 2014).

La aplicación de este método matemático se ha extendido en varias áreas de las ciencias como la biología, la sociología o la neurociencia (Askar, Nozal Cañadas y Svendsen, 2021; Jianxi Gao, Daqing Li, Shlomo Havlin, 2014). Dentro del área de la psicología, se ha aplicado en estudios de reclutamiento, selección, liderazgo y rendimiento de los trabajadores (Brass, 2012); el estudio de las redes de apoyo y la atención y cuidado de la salud (Fernández-Peña, et al., 2022); psicometría para el análisis de respuestas y puntuaciones de pruebas e items (Borsboom, et al., 2021); descripción de redes en población escolar para evaluar la agresividad (Gilman, Carboni, Perry y Anderman, 2022); la neurociencia de redes, para esquematizar las interacciones de los sistemas cerebrales (Krendl y Betzel, 2022), entre otras.

Una ventaja del uso del análisis de redes, es que los vértices pueden representar variables categóricas o nominales y la relación entre los nodos no necesariamente tiene que tener un valor numérico, lo cual brinda mayor flexibilidad en el estudio de relaciones entre variables representadas en distintos niveles escalares. Por ello, consideramos que el análisis de redes es un método matemático confiable, práctico, novedoso y útil para conocer la relación entre variables sociodemográficas y variables asociadas al bienestar emocional, de utilidad al momento de tomar decisiones para generar propuestas de intervención.

Por lo anterior, el objetivo de este estudio fue explorar la pertinencia de un método matemático de análisis de redes, para explorar la estructura de la interacción entre variables de salud mental y sociodemográficas, recolectadas durante el periodo de confinamiento por COVID-19 en población mexicana.

MÉTODO

Este estudio tuvo un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental de tipo transversal, utilizando un muestreo no probabilístico por conveniencia. Se invitó a participar a personas mayores de 18 años. Se creó un formato en línea que incluyó 13 variables (Tabla 1), algunas variables fueron preguntas sociodemográficas y otras fueron inventarios o cuestionarios psicométricos completos (Beck, et al., 1988; Padrós-Blázquez, et al., 2020; Pineda-Sánchez, et al., 2013).

Tabla 1. Variables evaluadas en el formato en línea

V01	Sexo
V02	Durante la pandemia por COVID-19 ¿Ha permanecido en confinamiento?
V03	Durante la pandemia-confinamiento ¿compartió vivienda?
V04	Durante la pandemia ¿Cambió su ingreso (pago) económico?
V05	¿Tiene hijos?
V06	¿Padece alguna enfermedad crónico-degenerativa?
V07	¿Ha sido diagnosticado con COVID?
V08	Algún familiar ¿Ha sido diagnosticado con COVID-19?
V09	¿Conoce a alguien que haya fallecido a causa de COVID-19?
V10	Inventario de ansiedad de Beck
V11	Inventario de depresión de Beck
V12	Cuestionario de calidad de sueño
V13	¿Qué tipo de trabajo realizó durante la pandemia?

ANÁLISIS ESTADÍSTICOS

Por medio de la prueba Chi cuadrada se evaluó a cada par de variables. Las pruebas Chi cuadrada se realizaron con el software Jamovi versión 2.2.5, el nivel de significancia se estableció en $p < 0.05$. Solo las comparaciones con resultados significativos se incluyeron para el análisis de redes.

ANÁLISIS DE REDES

Para la construcción de la red, los vértices se formaron con las variables de estudio, para lo cual se hicieron categorías basadas en las posibles respuestas de cada variable. En las variables que tuvieron dos opciones de respuesta se formaron dos categorías. Con las preguntas con tres opciones de respuesta se formaron tres categorías. Finalmente, con las respuestas al cuestionario de calidad de sueño y los inventarios de Beck se hicieron 4 categorías basadas en el nivel de cada variable (Tabla 2). Las aristas se formaron entre las variables que tuvieron diferencias significativas con la prueba Chi Cuadrada, como en las tablas de contingencia se obtienen datos sobre los porcentajes totales de las categorías de ambas variables, se consideró este porcentaje para establecer el peso de cada arista.

Tabla 2. Descripción de las variables y sus categorías de respuesta.

Variable	Descripción
V01_H	Hombres
V01_M	Mujeres
V02_S	Durante la pandemia por COVID-19, permaneció en confinamiento
V02_O	Durante la pandemia por COVID-19, permaneció ocasionalmente en confinamiento
V02_N	Durante la pandemia por COVID-19, no permaneció en confinamiento
V03_S	Durante la pandemia compartió vivienda
V03_N	Durante la pandemia no compartió vivienda
V04_N	Hubo cambio en su ingreso económico
V04_N	No hubo cambio en su ingreso económico
V05_S	Tiene hijos
V05_N	No tiene hijos

V06_S	Tiene alguna enfermedad crónico degenerativa
V06_N	No tiene alguna enfermedad crónico degenerativa
V07_S	Ha sido diagnosticado con COVID19
V07_N	No ha sido diagnosticado con COVID19
V08_S	Tiene algún familiar con diagnóstico de COVID19
V08_N	No tiene algún familiar con diagnóstico de COVID19
V09_N	No conoce algún familiar que falleciera por causa del COVID19
V09_S	Conoce algún familiar que falleciera por causa del COVID19
V10_0	Ansiedad mínima
V10_1	Ansiedad leve
V10_2	Ansiedad moderada
V10_3	Ansiedad severa
V11_0	Depresión mínima
V11_1	Depresión leve
V11_2	Depresión moderada
V11_3	Depresión severa
V12_0	Mala calidad de sueño
V12_1	Regular calidad de sueño
V12_2	Buena calidad de sueño
V12_3	Muy buena calidad de sueño
V13_C	Trabajo en casa (home office)
V13_M	Trabajo de tipo mixto (en casa y presencial)
V13_P	Trabajo presencial

El análisis de la red consistió en identificar los vértices más destacados e influyentes de la red. Para lo cual se realizaron los siguientes análisis: Excentricidad, que permite identificar la distancia entre un vértice y el vértice que está más alejado de él.

Grado ponderado, es el número de aristas de un vértice, considerando el peso de cada arista.

Centralidad de vector propio, permite identificar los vértices que están conectados a muchos vértices que a su vez tienen muchas conexiones con otros vértices.

Algoritmo de Pagerank, por medio de un paseo aleatorio que recorre todos los vértices de la red, se calcula la frecuencia de ocupación de ese paseo aleatorio en cada vértice, de esta forma se clasifica la importancia de cada vértice de la red.

La representación de la red y los análisis se realizaron con el software Gephi versión 0.10.

RESULTADOS

Participó un total de 813 personas quienes respondieron la encuesta en línea, 39.97% hombres con edad promedio de 28.3 (\pm 11.2) años y 60.02% mujeres con edad promedio de 33.5 (\pm 14.4) años.

Con la prueba Chi cuadrada se realizaron un total de 78 comparaciones entre todas las variables, de las cuales hubo diferencias significativas solo en 20 pares (Tabla 3).

Tabla 3. Comparaciones con diferencias significativas

Variables comparadas	Chi cuadrado	Gl	p
V01-V05	24.4	1	<0.001
V02-V13	85.4	4	<0.001
V04-V09	4.8	1	0.028
V04-V11	10.3	3	0.016
V04-V12	12.6	3	0.006

V04-V13	30.1	2	<0.001
V05-V06	29.2	1	<0.001
V05-V10	9.9	3	0.02
V05-V11	21.4	3	<0.001
V05-V12	9.1	3	0.028
V05-V13	10	2	0.007
V06-V09	4.5	1	0.034
V07-V08	74.9	1	<0.001
V07-V10	10.2	3	0.017
V08-V09	20.4	1	<0.001
V09-V10	17.7	3	0.001
V09-V11	12.3	3	0.006
V10-V11	427	9	<0.001
V10-V12	218	9	<0.001
V11-V12	239.1	9	<0.001

La red que se formó con los datos se muestra en la figura 1. Se puede apreciar que todos los vértices de la red están conectados, ya que no hay vértices aislados. También, se destacan algunos vértices con las conexiones con las líneas más gruesas que indican mayor peso. En relación con los análisis realizados a la red, en la excentricidad se encontró que el 72% de los vértices tuvieron un valor de 3, el 28% fue de 4. Los vértices V05_N y V09_S tuvieron los valores más altos de grado ponderado, centralidad de vector propio y del Algoritmo de Pagerank. En la centralidad de vector propio, los vértices V11_0, V11_1 y V11_2 siguieron en importancia (Tabla 4). Los vértices V02_S, V02_O y V02_N coincidieron con el menor valor de vector propio, también V02_N tuvo el menor valor de grado ponderado y del Algoritmo Pagerank. Asimismo, en el Algoritmo Pagerank los vértices V01_H, V02_O, V06_S, V07_S y V11_3 coincidieron con los menores valores (Tabla 4).

Figura 1. Red de variables: ansiedad, depresión y sociodemográficas.

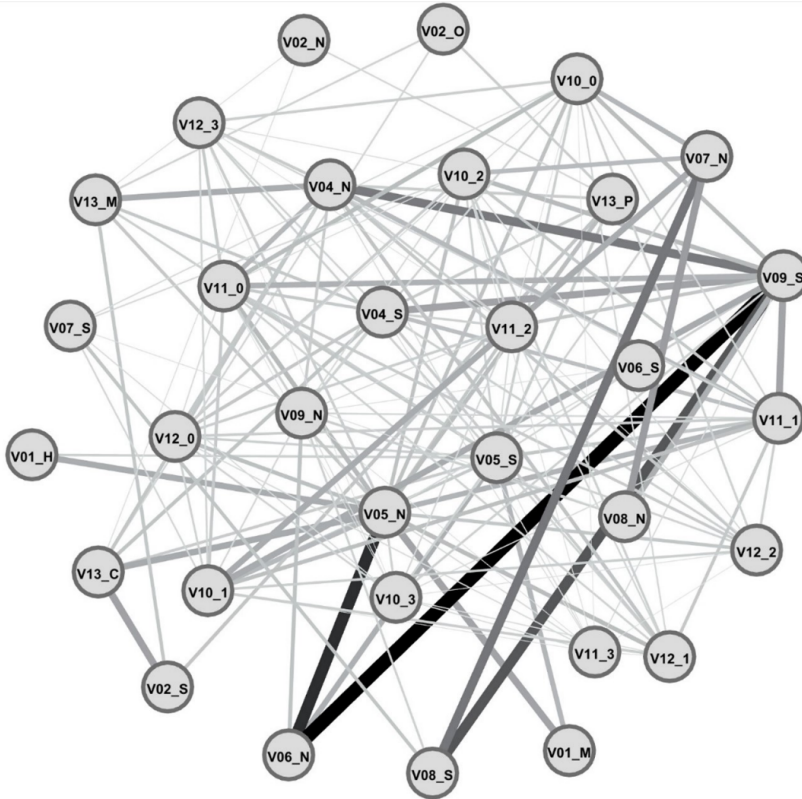


Tabla 4. Resultados del análisis de la red

Vértice	Excentricidad	Grado ponderado	Centralidad de vector propio	Algoritmo Pagerank
V01_H	4	40	0.16	0.01
V01_M	4	60	0.16	0.02
V02_N	4	8.2	0.08	0.01
V02_O	4	24.4	0.08	0.01
V02_S	4	67.6	0.08	0.02

V04_N	3	229.7	0.77	0.05
V04_S	3	170.4	0.77	0.04
V05_N	3	395.4	1.00	0.09
V05_S	3	204.6	1.00	0.05
V06_N	3	180.2	0.28	0.04
V06_S	3	19.7	0.28	0.01
V07_N	4	166.8	0.32	0.04
V07_S	4	33.3	0.32	0.01
V08_N	4	76.5	0.18	0.02
V08_S	4	123.4	0.18	0.03
V09_N	3	94	0.78	0.02
V09_S	3	405.9	0.78	0.09
V10_0	3	137.8	0.9	0.03
V10_1	3	180.3	0.9	0.04
V10_2	3	129.2	0.9	0.03
V10_3	3	52.9	0.9	0.02
V11_0	3	182.9	0.96	0.04
V11_1	3	205	0.96	0.05
V11_2	3	93	0.96	0.02
V11_3	3	19.6	0.9	0.01
V12_0	3	114.5	0.86	0.03
V12_1	3	113.3	0.86	0.03
V12_2	3	93.5	0.86	0.02
V12_3	3	78.7	0.79	0.02
V13_C	3	120.1	0.3	0.03
V13_M	3	92.1	0.3	0.03
V13_P	3	88	0.3	0.03

DISCUSIÓN

En el presente estudio, se utilizó la prueba Chi cuadrada para identificar las variables significativas y elaborar la estructura de la red. Se encontraron diferencias significativas en variables reportadas en otros estudios realizados durante la pandemia COVID-19, tales como, sexo, número de hijos, ingresos económicos, redes de apoyo, síntomas de ansiedad, depresión y problemas de sueño (Silveira Campos, L., et al., 2020; Sher, L., 2020; Deng, J. et al., 2021; Renaud-Charest, O., et al., 2021; Khanijahani, A., et al., 2021; Wildman J., 2021; Umucu, et al., 2022; Zavlis, et. al. 2022; Daly y Robinson, 2022).

Adicionalmente, la evaluación matemática de dicha estructura, formada por variables sociodemográficas y de la salud mental, aportó elementos para identificar los componentes más destacados de la red. La mayor parte de los vértices tuvieron un valor de excentricidad de 3, lo que nos indica que un vértice requiere de otros pocos vértices para relacionarse con la red y demuestra la consistencia de su estructura y la cohesión entre las distintas variables.

Al considerar los análisis de grado ponderado, centralidad del vector y Algoritmo de Pangerak, se logró identificar que las variables más destacadas e influyentes de la red fueron: “no tener hijos” y “conocer a alguien que haya fallecido por COVID-19”. Al respecto, cabe destacar que la calidad de la relación entre padres e hijos durante la pandemia se afectó, los padres reportaron un aumento de estrés, ansiedad asociada a la crianza y a factores externos como la incertidumbre económica (Brown, et al., 2020; Calvano, et al., 2022).

Por otro lado, Shah, et al. (2021) exponen que, durante la pandemia aumentaron los niveles de malestar emocional asociados a estrés, ansiedad y depresión, en personas divorciadas o solteras; así como en jóvenes adultos (Hawes, et al., 2022), aunque ellos no usaron análisis de redes para llegar a estas conclusiones. Sumado a lo anterior, en un estudio donde usaron una red de tipo dinámica se encontró, una interrelación entre ansiedad, estrés, depresión y el hecho de estar solo (Fried, Papanikolaou, y Epskamp, 2022), aunque en ese estudio no incluyeron las variables de tener hijos o conocer a alguien que falleció por COVID-19.

Por otro lado, las investigaciones reportan que recibir la mala noticia o enterarse del contagio o fallecimiento de una persona cercana por COVID-19, provocó conductas distintivas en las personas como distanciamiento del círculo cercano, miedo y ansiedad anticipatorias debido a la incertidumbre de un posible contagio, aumento de los niveles de estrés y crisis familiares (Grau-Abalo, y Infante-Pedreira, 2022; Galehdar, et al., 2020). Sin embargo, dichos estudios no toman en cuenta algunas variables sociodemográficas que puedan estar asociadas. En estudios que utilizaron análisis de redes combinados con otros métodos matemáticos, se reporta que durante la pandemia COVID-19, los síntomas de ansiedad tienen una conexión más clara con el factor de riesgo económico que con variables asociadas a la exposición viral (Zavlis, O., et. al. 2022).

En suma, las variables no tener hijos y conocer a alguien fallecido por COVID-19, identificadas en la estructura de la red, nos clarifican que están fuertemente asociadas con muchas más variables, de tipo sociodemográfico y de salud mental.

La segunda variable con mayor importancia fue la depresión de leve a moderada. Durante la pandemia por COVID-19 hubo un incremento en síntomas asociados con la depresión (Salari et al., 2020). Sin embargo, se considera una repuesta adaptativa de acuerdo con la naturaleza del evento, ya que, al paso del tiempo, dicha sintomatología tiende a disminuir y no se aprecia diferencias significativas con respecto a los niveles reportados anteriores a la pandemia (Daly, y Robinson, 2022). Por lo que la sintomatología en la mayoría de los casos no llega a depresión severa (Pérez-Cano, et al., 2020), aspecto que también retomó la estructura de la red, donde la depresión severa, no se encuentra dentro de las variables de mayor importancia en dicha red.

A lo largo del curso de la pandemia, se identificó que el confinamiento ocasionaba algunas consecuencias negativas en la salud emocional, generando cuadros de estrés, depresión y ansiedad, debido al aislamiento (Rodríguez-Fernández, et al., 2021). En este estudio se encontró que, en la estructura de la red, las condiciones de confinamiento, no son lo suficientemente influyentes si no se consideran otros aspectos como tener o no hijos, y conocer a alguien que falleció por COVID-19. Asimismo, las variables de género hombre, padecer una enfermedad crónica o haber sido diagnosticado por COVID-19, no son tan influyentes dentro de la red, como lo señala la revisión sistemática realizada por Rodríguez-Fernández, et al. (2021), donde encontraron que ser mujer y tener una enfermedad psiquiátrica anterior, más no una enfermedad crónica, están asociados con una pobre calidad de salud mental.

Las limitaciones de este estudio fueron el tamaño y representatividad de la muestra ya que para contestar la encuesta en línea se requirió del acceso a internet. Además, durante el periodo en el que se habilitó la encuesta ya

había información e incluso se iniciaba la aplicación de las vacunas para el COVID-19, pero en la encuesta no se incluyeron preguntas sobre la opinión sobre las vacunas (Kerr et al., 2021).

Se sugiere continuar con el análisis de estas dos variables identificadas dentro de la red, las cuales figuran como elementos de importancia en el comportamiento del resto de variables dentro de la red de salud mental y sociodemográfica.

CONCLUSIÓN

De acuerdo con los datos presentados en el presente reporte se concluye que, mediante el método de análisis matemático de redes, se pueden identificar variables relevantes al momento de comprender la relación entre múltiples variables en distintos niveles de medición. Dicho de otra manera, se propone el análisis matemático de redes como un método eficaz para agrupar variables dentro de una estructura y ponderar su importancia integrando factores psicosociales, sociodemográficos y de salud mental.

Finalmente, debemos recordar que la vulnerabilidad es una característica fundamental que describe la condición humana, imperativamente biológica, y las relaciona con las circunstancias contextuales, entre las que destacan las personales, las económicas, las sociales y las culturales, en que se desenvuelve el individuo en diferentes etapas de su vida.

La construcción de modelos explicativos que nos ayuden a comprender la relación entre los distintos factores, etapas y síntomas en la génesis de los problemas de salud mental, contribuye al diseño de estrategias de prevención y atención sanitarias adecuadas que promuevan la intervención efectiva para contextos específicos, de ahí la importancia, de contar con

métodos eficaces que nos ayuden a tomar decisiones al momento de destinar recursos e implementar estrategias de intervención, que se apoyen en el estudio de los factores de riesgo o de protección psicosociales en la era post-COVID-19, para atender a las poblaciones vulnerables y sus características.

REFERENCIAS

- Barabási, A.-L., Pósfai, M. (2016). *Network science*. Cambridge: Cambridge University Press. ISBN: 9781107076266 1107076269
- Beck, A. T., Steer, R. A., Brown, G. K., y Vázquez, C. (1988). BDI-II: Inventario de depresión de Beck-II.
- Borsboom, D., Deserno, M.K., Rhemtulla, M. *et al.* (2021). Network analysis of multivariate data in psychological science. *Nat Rev Methods Primers* 1, 58 <https://doi.org/10.1038/s43586-021-00055-w>
- Brandes U., Erlebach T. (2005). *Network analysis. Methodological foundations*. Germany: Springer.
- Brass, D. J. (2012). A social network perspective on organizational psychology. In S. W. J. Kozlowski (Ed.), *The Oxford handbook of organizational psychology*, Vol. 1, pp. 667–695). Oxford University Press
- Brown, S. M., Doom, J. R., Lechuga-Peña, S., Watamura, S. E., y Koppels, T. (2020). Stress and parenting during the global COVID-19 pandemic. *Child abuse & neglect*, 110(Pt 2), 104699. <https://doi.org/10.1016/j.chiabu.2020.104699>
- Calvano, C., Engelke, L., Di Bella, J., Kindermann, J., Renneberg, B., y Winter, S. M. (2022). Families in the COVID-19 pandemic: parental stress, parent mental health and the occurrence of adverse childhood experiences-results of a representative survey in Germany. *European child & adolescent psychiatry*, 31(7), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s00787-021-01739-0>
- Daly, M., y Robinson, E. (2022). Depression and anxiety during COVID-19. *Lancet (London, England)*, 399(10324), 518. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(22\)00187-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(22)00187-8)
- Deng J, Zhou F, Hou W, Silver Z, Wong CY, Chang O, et al. (2021). The prevalence of depression, anxiety, and sleep disturbances in COVID-19 patients: A meta-analysis. *Ann N Y Acad Sci*. 1486:90–111. doi: 10.1111/nyas.14506

- Fernández-Peña, R., Ovalle-Perandonos, M. A., Marqués-Sánchez, P., Ortego-Maté, C., y Serrano-Fuentes, N. (2022). The use of social network analysis in social support and care: a systematic scoping review protocol. *Systematic reviews*, 11(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s13643-021-01876-2>
- Fried, E. I., Papanikolaou, F., y Epskamp, S. (2022). Mental Health and Social Contact During the COVID-19 Pandemic: An Ecological Momentary Assessment Study. *Clinical Psychological Science*, 10(2), 340–354. <https://doi.org/10.1177/21677026211017839>.
- Galehdar, N., Kamran, A., Toulabi, T., y Heydari, H. (2020). Exploring nurses' experiences of psychological distress during care of patients with COVID-19: a qualitative study. *BMC psychiatry*, 20(1), 489. <https://doi.org/10.1186/s12888-020-02898-1>
- Gilman, R., Carboni, I., Perry, A., y Anderman, E. M. (2022). Social network analysis and its applications to school psychology: A tutorial. *School psychology (Washington, D.C.)*, 37(6), 424–433. <https://doi.org/10.1037/spq0000529>
- Grau-Abalo, J. A., y Infante-Pedreira, O. E. (2022). Families in Grief: Need for Psychological Care and Support for Those Who Lost Loved Ones to COVID-19. *MEDICC review*, 24(3-4), 61–67. <https://doi.org/10.37757/mr2022.v24.n3-4.2>
- Hawes, M. T., Szency, A. K., Klein, D. N., Hajcak, G., y Nelson, B. D. (2022). Increases in depression and anxiety symptoms in adolescents and young adults during the COVID-19 pandemic. *Psychological medicine*, 52(14), 3222–3230. <https://doi.org/10.1017/S0033291720005358>
- Hossain, M. M., Tasnim, S., Sultana, A., Faizah, F., et al., (2020). Epidemiology of mental health problems in COVID-19: a review. *F1000Research*, 9, 636. <https://doi.org/10.12688/f1000research.24457.1>
- Jianxi Gao, Daqing Li, Shlomo Havlin. (2014). From a single network to a network of networks. *National Science Review*, Volume 1, Issue 3, 346–356. <https://doi.org/10.1093/nsr/nwu020>

- Khanijahani, A., Iezadi, S., Gholipour, K., Azami-Aghdash, S., y Naghibi, D. (2021). A systematic review of racial/ethnic and socioeconomic disparities in COVID-19. *International journal for equity in health*, 20(1), 248. <https://doi.org/10.1186/s12939-021-01582-4>
- Kerr, J. R., Freeman, A. L. J., Marteau, T. M., van der Linden, S. (2021). Effect of information about COVID-19 vaccine effectiveness and side effects on behavioural intentions: two online experiments. *Vaccines* (Basel), 9(4), 379. <https://doi.org/10.3390/vaccines9040379>.
- Krendl, A. C., y Betzel, R. F. (2022). Social cognitive network neuroscience. *Social cognitive and affective neuroscience*, 17(5), 510–529. <https://doi.org/10.1093/scan/nsac020>
- Osorio-López, E. A., y Tostado-Islas, O. (2022). Los efectos de la pandemia Covid-19 en la población: apuntes y reflexiones sobre los resultados de la Ensanut 2020 sobre Covid-19. *Boletín sobre COVID-19*, Vol. 3, No. 26.
- Padrós-Blázquez, F., Montoya-Pérez, K.S., Bravo-Calderón, M.A., Martínez-Medina, M.P. (2020). Propiedades psicométricas del Inventario de Ansiedad de Beck (BAI, Beck Anxiety Inventory) en población general de México. *Ansiedad y Estrés*, Volume 26, Issues 2–3, 181-187. ISSN 1134-7937. <https://doi.org/10.1016/j.anyes.2020.08.002>.
- Pérez-Cano, H. J., Moreno-Murguía, M. B., Morales-López, O., Crow-Buchanan, O., English, J. A., Lozano-Alcázar, J., y Somilleda-Ventura, S. A. (2020). Anxiety, depression, and stress in response to the coronavirus disease-19 pandemic. Ansiedad, depression y estrés como respuesta a la pandemia de COVID-19. *Cirugía y cirujanos*, 88(5), 562–568. <https://doi.org/10.24875/CIRU.20000561>
- Pineda-Sánchez, J.E., Ortiz-Cruz, E.E., Ayala-Guerrero, F. y Domínguez-Trejo, B. (2013). Construcción y validación de una prueba mexicana para evaluar el sueño. Resultados preliminares. *Psicología y Salud*, Vol. 23, Núm. 1: 131-139.
- Renaud-Charest, O., Lui, L. M. W., Eskander, S., Ceban, F., Ho, R., Di Vincenzo, J. D., Rosenblat, J. D., Lee, Y., Subramaniapillai, M., y McIntyre, R. S. (2021). Onset and frequency of depression in post-COVID-19 syndrome: A systematic review. *Journal of*

psychiatric research, 144, 129–137. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2021.09.054>

- Romero-Martínez, M., Barrientos-Gutiérrez, T., Cuevas-Nasu, L., et al. (2022). Metodología de la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2022 y Planeación y diseño de la Ensanut Continua 2020-2024. *Salud Pública De México*, 64(5, sept-oct), 522-529. <https://doi.org/10.21149/14186>
- Rodríguez-Fernández, P., González-Santos, J., Santamaría-Peláez, M., Soto-Cámara, R., Sánchez-González, E., y González-Bernal, J. J. (2021). Psychological Effects of Home Confinement and Social Distancing Derived from COVID-19 in the General Population-A Systematic Review. *International journal of environmental research and public health*, 18(12), 6528. <https://doi.org/10.3390/ijerph18126528>
- Salari, N., Hosseini-Far, A., Jalali, R., Vaisi-Raygani, A., Rasoulpoor, S., Mohammadi, M., Rasoulpoor, S. y Khaledi-Paveh, B. (2020). Prevalence of stress, anxiety, depression among the general population during the COVID-19 pandemic: a systematic review and meta-analysis. *Global Health*, 16, 57. <https://doi.org/10.1186/s12992-020-00589->
- Shah, S. M. A., Mohammad, D., Qureshi, M. F. H., Abbas, M. Z., y Aleem, S. (2021). Prevalence, Psychological Responses and Associated Correlates of Depression, Anxiety and Stress in a Global Population, During the Coronavirus Disease (COVID-19) Pandemic. *Community mental health journal*, 57(1), 101–110. <https://doi.org/10.1007/s10597-020-00728-y>
- Shamah-Levy, T., Romero-Martínez, M., Barrientos-Gutiérrez, T., Cuevas-Nasu, L., et al. (2021). *Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2020 sobre Covid-19. Resultados nacionales*. Cuernavaca, México: Instituto Nacional de Salud Pública.
- Sher L. (2020). COVID-19, anxiety, sleep disturbances and suicide. *Sleep medicine*, 70, 124. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2020.04.019>
- Silveira Campos, L., Brigagão de Oliveira, M., y Peixoto Caldas, J. M. (2020). COVID 19: sexual vulnerabilities and gender perspectives

in Latin America. *Health care for women international*, 41(11-12), 1207–1209. <https://doi.org/10.1080/07399332.2020.1833884>

Subrahmanya, S. V. G., Shetty, D. K., Patil, V., Hameed, B. Z., Paul, R., Smriti, K., ... y Somani, B. K. (2022). The role of data science in healthcare advancements: applications, benefits, and future prospects. *Irish Journal of Medical Science* (1971-), 191(4), 1473-1483. <https://doi.org/10.1007/s11845-021-02730-z>

Umucu, E., Reyes, A., Nay, A., Elbogen, E., y Tsai, J. (2022). Associations between mental health and job loss among middle-and low-income veterans and civilians during the COVID-19 pandemic: An exploratory study. *Stress and Health*, 38(2), 410-416. <https://doi.org/10.1002/smi.3099>

Wildman J. (2021). COVID-19 and income inequality in OECD countries. *The European journal of health economics : HEPAC : health economics in prevention and care*, 22(3), 455–462. <https://doi.org/10.1007/s10198-021-01266-4>

Zavlis, O., et. al. (2022). How does the COVID-19 pandemic impact on population mental health? A network analysis of COVID influences on depression, anxiety and traumatic stress in the UK population. *Psychological Medicine* 52, 3825–3833. <https://doi.org/10.1017/S0033291721000635>

Envió a dictamen: 27 enero 2023

Reenvió: 18 mayo 2023

Aprobación: 31 de mayo 2023

Li Erandi Tepepa Flores. Licenciada en Psicología por la Facultad de Psicología de la UNAM, Bióloga por la Facultad de Estudios Superiores Iztacala, UNAM. Actualmente realiza sus estudios de maestría en Psicoterapia Cognitivo Conductual en el Centro de Psicoterapia Cognitiva, avalado por The Academy of Cognitive and Behavioral Therapies. Autora y coautora de artículos de investigación en revistas nacionales y ponentes en congresos nacionales. Gerente general. Centro de Atención y Evaluación Psicológica “Dr. Benjamín Domínguez” y asistente de Investigación en el Grupo de Investigación Clínica “Mente-Cuerpo”. Facultad de Psicología, UNAM. Líneas de investigación: Orientada en conocer la relación entre el estrés, la salud y los estados emocionales negativos como el dolor crónico, mediante la aplicación clínica de biomarcadores salivales (IL-6, oxitócica) y biomarcadores autonómicos (Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca, temperatura periférica de la piel). Correo electrónico: li_erandi@hotmail.com gerencia@caepsibdt.mx

Erik Leonardo Mateos Salgado. Doctor en psicología, adscrito a la Facultad de Psicología de la UNAM. Su línea de investigación se enfoca en el estudio de señales fisiológicas aplicadas en el área de psicofisiología. Correo electrónico: eriklms@comunidad.unam.mx

José Esael Pineda Sánchez. Doctor en Psicología. Fundador y director del Centro de Atención y Evaluación Psicológica “Dr. Benjamín Domínguez”. Experto en Psicología Clínica y de la Salud, especialista en Retroalimentación Biológica y Biofeedback avalado por la Biofeedback Federation of Europe y la American Psychological Association, y en el Manejo Psicológico del Dolor por la International Association for Study of Pain (IAPS). Coordinador en la Brigada Nacional de Atención Psicoemocional a distancia COVID-19. Colaborador del Laboratorio de

Neurociencias, del Centro de Intervención en Crisis y del Grupo Mente-Cuerpo de la Facultad de Psicología de la UNAM. Correo electrónico: esael.pineda@caepsibdt.mx

Carmen Lizette Gálvez Hernández. Doctora en Psicología adscrita a la Facultad de Psicología de la UNAM en el 2012. Desde hace 7 años trabaja en el *Instituto Nacional de Cancerología (INCan)*, a través de una *Cátedra-CONACyT*, donde dirige proyectos de investigación desde una perspectiva biopsicosocial de la Psicología de la Salud en pacientes con cáncer de mama, a quienes adicionalmente proporciona atención psicológica. Es nivel I en el SNI. Desde hace algunos años participa activamente como dictaminadora para instituciones, revistas y libros. Además de que es miembro del registro CONACyT de Evaluadores Acreditados. Actualmente es supervisor *in situ* de la maestría en medicina conductual de la Facultad de Psicología y profesora dentro del posgrado en ciencias médicas, odontológicas y de la salud de la UNAM, con sede en INCan. Cabe mencionar que su práctica docente ha sido ininterrumpida desde el 2006 en nivel licenciatura, y posgrado en Psicología y Medicina, en UNAM y universidades privadas.

Actualmente, colabora en distintos proyectos de investigación multidisciplinarios con médicos especialistas, nutriólogos, rehabilitadores físicos, etc., tanto dentro del INCan, como con colegas de otras instituciones educativas y de salud.

Ha trabajado desde el 2002 en distintos hospitales dentro del sistema público de salud, desempeñando actividades clínicas con pacientes con distintos diagnósticos de enfermedades crónicas. Ha publicado artículos relacionados con su trabajo en dolor músculo-esquelético y, actualmente, en cáncer de mama en revistas nacionales e internacionales. Ha escrito

capítulos y realizado 1 compilación en un libro relacionado con psicología de salud aplicada.

Dirige tesis de licenciatura y de maestría. Además, ha participado como revisora y jurado de otras tesis de licenciatura y maestría y doctorado. Finalmente, se destaca por haber hecho presencia con ponencias, posters y simposios consistentemente desde hace más de 10 años en eventos académicos nacionales como internacionales. Correo electrónico: lizettegalvezh@gmail.com

Irving Armando Cruz Albarrán. Doctor en Mecatrónica por la Universidad Autónoma de Querétaro, en 2019. Actualmente es profesor-investigador de la Facultad de Ingeniería de dicha institución. Es investigador nacional nivel 1 ante el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT. Sus intereses de investigación son el procesamiento de imágenes, termografía infrarroja aplicada al área de la salud, visión artificial y mecatrónica. Correo electrónico: irving.cruz@uaq.mx

Luis Alberto Morales Hernández. Doctor en ingeniería en la Universidad Autónoma de Querétaro (2009), Maestría en instrumentación y control Automático por la misma universidad (2005). Ha publicado y presentado más de 100 artículos científicos nacionales e internacionales. Ha dirigido tesis de doctorado, maestría y licenciatura, en las áreas de Mecatrónica, visión artificial y procesamiento de imágenes. Pertenece al Sistema nacional de investigadores del Conacyt, Nivel 1, así como, tiene la distinción de profesor con perfil deseable por la SEP, es miembro del Cuerpo Académico de Mecatrónica. Correo electrónico: luis.morales@uaq.mx