
■ ARTÍCULO ORIGINAL

Aplicación de algoritmos de aprendizaje supervisado para identificación de factores sociodemográficos asociados a síntomas depresivos en adultos peruanos: modelo CHAID, 2022

Application of supervised learning algorithms to identify sociodemographic factors associated with depressive symptoms in Peruvian adults: CHAID model, 2022

Alberto Guevara Tirado ¹ 

¹Universidad Privada Norbert Wiener. Lima, Perú

Editor responsable: Raúl Real Delor. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay. 

Revisor: Julio Torales Benítez. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay. 

RESUMEN

Introducción: la sintomatología depresiva es altamente prevalente en la población peruana. El uso del algoritmo de árbol de decisiones podría beneficiar en hallar grupos especialmente vulnerables a padecer síntomas depresivos.

Objetivo: determinar los grupos especialmente vulnerables a tener síntomas depresivos según factores sociodemográficos mediante algoritmo de árbol de decisiones por aprendizaje automático.

Material y métodos: se aplicó un diseño observacional, descriptivo, retrospectivo y transversal. Los datos provinieron de la encuesta nacional demográfica y de salud. La población fue 32.062 adultos. La variable dependiente fue: presencia de síntomas depresivos, y como variables explicativas: grupo etario, lengua materna, grupo étnico, nivel educativo, edad de inicio de consumo de alcohol, consumo de alcohol, estado conyugal, sexo. Se utilizó el algoritmo de árbol de decisiones mediante detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado (CHAID).

Resultados: las variables significativas en el algoritmo fueron: sexo, tipo de lengua materna, estado conyugal, grupo etario, nivel educativo alcanzado, clasificando de forma correcta 75,80% de los casos de síntomas depresivos. Los nodos asociados principalmente a la presencia de síntomas depresivos fueron: nodo 2 (sexo femenino), nodo 6 (adultos desde 39 años), nodo 13 (educación hasta secundaria). Según sexo, en mujeres, las variables principalmente asociadas fueron los correspondientes al nodo 2 (adultos desde los 39 años), nodo 5 (educación hasta secundaria) y nodo 13 (lengua materna originaria). En hombres, los nodos asociados principalmente a síntomas depresivos fueron el nodo 2 (lengua materna originaria), nodo 6 (adultos desde los 39 años) y nodo 11 (nivel educativo alcanzado hasta secundaria).

Artículo recibido: 25 diciembre 2023 **Artículo aceptado:** 15 enero 2024

Autor correspondiente:

Dr. Alberto Guevara Tirado

Correo electrónico: albertoguevara1986@gmail.com

 Este es un artículo publicado en acceso abierto bajo una Licencia Creative Commons CC-BY 4.0

Conclusiones: el principal grupo sociodemográfico asociado al desarrollo de síntomas depresivos son el sexo femenino, desde los 39 años y cuya educación ha llegado a la etapa escolar. El uso de algoritmos de aprendizaje automático es útil para crear herramientas de cribado de poblaciones vulnerables a padecer síntomas depresivos.

Palabras claves: aprendizaje automático, depresión, epidemiología, salud mental, Perú

ABSTRACT

Introduction: Depressive symptoms are highly prevalent in the Peruvian population. The use of the decision tree algorithm could be beneficial in finding groups especially vulnerable to suffering from depressive symptoms.

Objective: To determine the groups especially vulnerable to having depressive symptoms according to sociodemographic factors using a machine learning decision tree algorithm.

Material and methods: An observational, descriptive, retrospective and cross-sectional design was applied. Data came from the National Demographic and Health Survey. The population was 32,062 adults and the dependent variable was the presence of depressive symptoms, and as explanatory variables: age group, mother tongue, ethnic group, educational level, age of onset of alcohol consumption, alcohol consumption, marital status, sex. The decision tree algorithm using automatic chi-square interaction detection (CHAID) was used.

Results: The significant variables in the algorithm were sex, type of mother tongue, marital status, age group, educational level achieved, correctly classifying 75.80% of the cases of depressive symptoms. The nodes mainly associated with the presence of depressive symptoms were: node 2 (female sex), node 6 (adults from 39 years old), and node 13 (education up to secondary school). According to sex, in women, the variables mainly associated were those corresponding to node 2 (adults from 39 years of age), node 5 (education up to secondary school) and node 13 (original mother tongue). In men, the nodes mainly associated with depressive symptoms were node 2 (native mother tongue), node 6 (adults from 39 years of age) and node 11 (educational level reached up to secondary school).

Conclusions: The main sociodemographic group associated with the development of depressive symptoms is the female sex, from the age of 39 and whose education has reached the school stage. The use of machine learning algorithms is useful to create screening tools for populations vulnerable to suffering from depressive symptoms.

Keywords: machine learning, depression, epidemiology, mental health, Peru

INTRODUCCIÓN

Los síntomas depresivos son manifestaciones físicas y psicológicas que deterioran la calidad de la vida de quienes la padecen ⁽¹⁾, siendo en muchos casos, expresiones de trastornos depresivos como la distimia, el trastorno depresivo mayor ⁽²⁾, entre otros, así como expresiones de trastornos mentales de mayor complejidad como la esquizofrenia, el trastorno bipolar, la psicosis ⁽³⁾. En el mundo, la depresión afecta a alrededor de 300 millones de personas, correspondiendo a aproximadamente 5% de la población mundial ⁽⁴⁾. En Latinoamérica, alrededor de 22% de la población padece de síntomas depresivos y/o de ansiedad ⁽⁵⁾. La prevalencia de síntomas depresivos en el Perú se ha estimado que se encuentra hasta en 14% en la población urbana y 13% en la población rural ⁽⁶⁾.

La aplicación de algoritmos supervisados de aprendizaje como el árbol de decisiones u otras herramientas del *machine learning* han sido utilizados con éxito en los últimos años como sistemas para producir modelos predictivos de problemas de salud en estudios extranjeros ⁽⁷⁾. La utilización de ambos puede ayudar a identificar grupos con características especialmente vulnerables a padecer diversos tipos de enfermedades y trastornos ⁽⁸⁾, así como síntomas depresivos, y a su vez, el modelado predictivo podría aplicarse con una periodicidad anual para determinar cambios en el perfil de vulnerabilidad en el campo de la salud mental de la población peruana. Por ello, el objetivo de esta investigación fue determinar los grupos especialmente vulnerables a tener síntomas depresivos según factores sociodemográficos mediante algoritmo de árbol de decisiones por aprendizaje automático.

MATERIAL Y MÉTODOS

Diseño y población de estudios

Se aplicó un estudio observacional, retrospectivo, descriptivo y transversal en una base a datos nacional de la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar Peruana (ENDES-2022). La ENDES es una encuesta poblacional de muestreo complejo, probabilístico, bietápico e independiente ⁽⁹⁾. La población seleccionada para el desarrollo de este estudio estuvo conformada por los adultos que tuvieron los criterios de inclusión: ser mayor de 18 años y de ambos sexos que hayan respondido el cuestionario de salud del paciente-9 (PHQ-9) para síntomas depresivos. Al ser un estudio proveniente de una fuente secundaria, no hubo criterios de exclusión. Debido a que se contó con el total de la población registrada en la base de datos secundaria, no se precisó del desarrollo de procedimientos de selección y cálculo de tamaño de la muestra y, por tanto, se estudió el total de la población la cual estuvo conformada por 32.062 adultos mayores de 18 años.

Variables y mediciones

La variable dependiente fue la presencia de síntomas depresivos, definido como la sintomatología del trastorno depresivo caracterizado por bajo estado de ánimo, tristeza, afectación del comportamiento, actividad física y del pensamiento. La determinación de la presencia de síntomas depresivos en la ENDES-2022 se realizó mediante la sumatoria de los puntajes del cuestionario PHQ-9 (*9-question Patient Health Questionnaire*), el cual evalúa al paciente según los síntomas depresivos acorde a los criterios del Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales de la Asociación Americana de Psiquiatría ⁽¹⁰⁾. Se asignó a cada pregunta una puntuación de 0 a 4 con el fin de obtener una sumatoria que determine la ausencia o presencia de síntomas depresivos de intensidad gradual (leve, moderada, moderada grave y severa), considerándose 0 a 4 puntos como ausencia, de 5 a 9 puntos como depresión leve, de 10 a 14 puntos depresión moderada, de 15 a 19 puntos depresión moderada grave, y de 20 a 27 puntos como depresión severa ⁽¹¹⁾. Finalmente fue dicotomizado para fines de la investigación en sin depresión/con depresión. El cuestionario evalúa la presencia de síntomas depresivos mas no diagnostica trastornos depresivos como el trastorno depresivo mayor el cual requiere la evaluación por el médico psiquiatra ⁽¹²⁾.

Las variables explicativas fueron: grupo de edad dividido en: de 18 a 38 años (adulto joven) y de 39 años en adelante (adulto intermedio y adulto mayor), tipo de lengua materna, dividido en castellano y lenguas originarias, grupo étnico, dividido en mestizo y no mestizo, nivel educativo, dividido en: hasta secundaria y técnico-universitario, edad de inicio de consumo de alcohol, dividido en hasta los 24 años y de 25 años en adelante, consumidor de alcohol, dicotomizado en si/no, estado civil, dicotomizado en sin pareja/con pareja, sexo, dicotomizado en masculino y femenino.

Análisis estadístico

Se utilizó el algoritmo de árbol de decisiones a través de la detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado (CHAID), el cual es un algoritmo rápido de árbol estadístico y multidireccional, que produce segmentos y perfiles respecto al resultado obtenido ⁽¹³⁾. Consigue la detección automática de interacciones entre variables mediante Ji-cuadrado ⁽¹⁴⁾. En cada paso, CHAID elige la variable predictora independiente que posee la interacción más fuerte con la variable dependiente ⁽¹⁵⁾. En el árbol de decisiones se elige los nodos principales según el mayor valor del Ji-cuadrado, descendiendo por cada nodo hasta el nodo terminal, para obtener las variables que poseen la mayor interacción con la variable dependiente. Esta medición fue realizada en el programa *SPSS statistics 25™* en la ruta: analizar-calcular-árbol ⁽¹⁶⁾.

Consideraciones éticas

La base de datos abiertos de libre acceso no incluyó datos personales, se obtuvo de una fuente secundaria (<https://www.datosabiertos.gob.pe/>) ⁽¹⁷⁾ proveniente de un organismo estatal (Instituto Nacional de Estadística e Informática), por lo que no hubo ningún dato que permitiera conocer la identidad de la unidad de análisis (los participantes de la encuesta), por lo que no se precisó de la autorización de un comité de ética.

RESULTADOS

Tras la aplicación del algoritmo de árbol de decisiones se encontró que las variables significativas para incluirse en el modelo correspondiente a la presencia de síntomas depresivos en mujeres peruanas fueron: grupo de edad, tipo de lengua materna, grupo étnico, nivel educativo alcanzado, edad de inicio de consumo de alcohol, consumo de bebidas alcohólicas, estado conyugal, siendo el grupo de edad la variable principal predictora. Asimismo, el modelo clasificó de forma correcta el 70,50% de casos de presencia de síntomas depresivos. En hombres, las variables incluidas en el algoritmo fueron: grupo de edad, estado conyugal, consumo de bebidas alcohólicas, nivel educativo alcanzado y tipo de lengua materna, observándose que el modelo clasificó de forma correcta el 83,10% de casos de síntomas depresivos. Asimismo, considerando el total de la población sin distinción de sexo, las variables incluidas en el algoritmo fueron: sexo, tipo de lengua materna, estado conyugal, grupo de edad, nivel educativo alcanzado, clasificando de forma correcta el 75,80% de los casos de síntomas depresivos (tabla 1).

Tabla 1. Resumen del modelo de árbol de decisiones para presencia de síntomas depresivos en la población peruana (n 32.062)

Mujeres-método CHAID (detector automático de interacción Chi-cuadrado)	
Total de población estudiada	18.241 mujeres
Variable dependiente	Presencia de síntomas depresivos
Variables independientes	Grupo de edad, tipo de lengua materna, grupo étnico, nivel educativo alcanzado, edad de inicio de consumo de alcohol, consumo de bebidas alcohólicas, estado conyugal
Variables independientes incluidas	Grupo de edad, estado conyugal, consumo de bebidas alcohólicas, nivel educativo alcanzado, tipo de lengua materna
Número de nodos	18

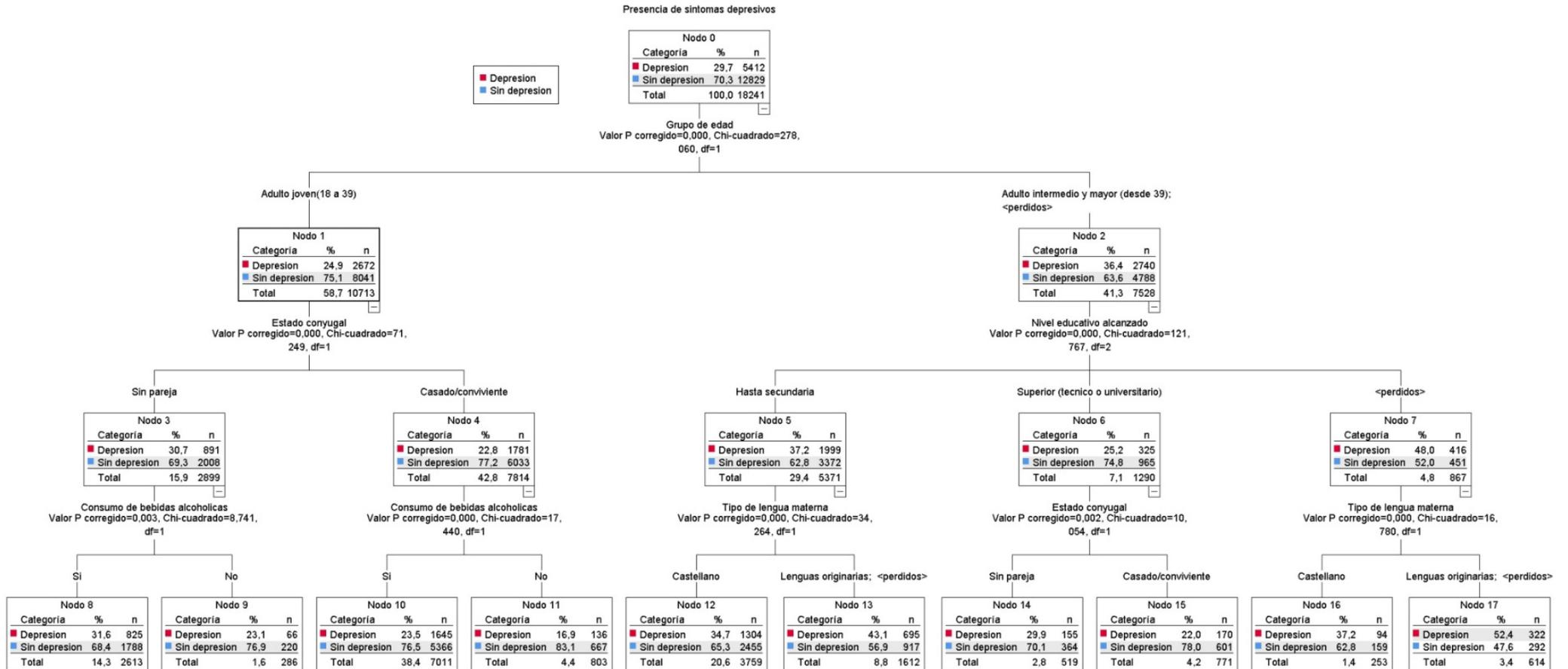
Tabla 1. Resumen del modelo de árbol de decisiones para presencia de síntomas depresivos en la población peruana (n 32.062). (Continuación)

Número de nodos terminales	10
Profundidad	3
Porcentaje	70,50%
Estimación de riesgo	0,29
Hombres-método CHAID (detector automático de interacción Chi-cuadrado)	
Total de población estudiada	13.821
Variable dependiente	Presencia de síntomas depresivos
Variables independientes	Grupo de edad, tipo de lengua materna, grupo étnico, nivel educativo alcanzado, edad de inicio de consumo de alcohol, consumo de bebidas alcohólicas, estado conyugal
Variables independientes incluidas	Tipo de lengua materna, estado conyugal, nivel educativo alcanzado, grupo de edad
Número de nodos	14
Número de nodos terminales	8
Profundidad	3
Porcentaje	83,10%
Estimación de riesgo	0,169
Ambos sexos-método CHAID (detector automático de interacción Chi-cuadrado)	
Total de población estudiada	32.062
Variable dependiente	Presencia de síntomas depresivos
Variables independientes	Grupo de edad, tipo de lengua materna, grupo étnico, nivel educativo alcanzado, edad de inicio de consumo de alcohol, consumo de bebidas alcohólicas, estado conyugal, sexo
Variables independientes incluidas	Sexo, tipo de lengua materna, estado conyugal, grupo de edad, nivel educativo alcanzado
Número de nodos	16
Número de nodos terminales	9
Profundidad	3
Porcentaje	75,80%
Estimación de riesgo	0,242

Se observó que las variables que están principalmente asociadas al desarrollo de síntomas depresivos en mujeres peruanas fueron los correspondientes a la secuencia del nodo 2 (adultos desde los 39 años), el nodo 5 (educación hasta secundaria) y el nodo 13 (lengua materna originaria). Otro grupo de interés fue el correspondiente a la secuencia correspondiente a los nodos 1 (adultas jóvenes), nodo 3 (sin pareja) y el nodo 8 (consumidoras de bebidas alcohólicas) (gráfico 1).

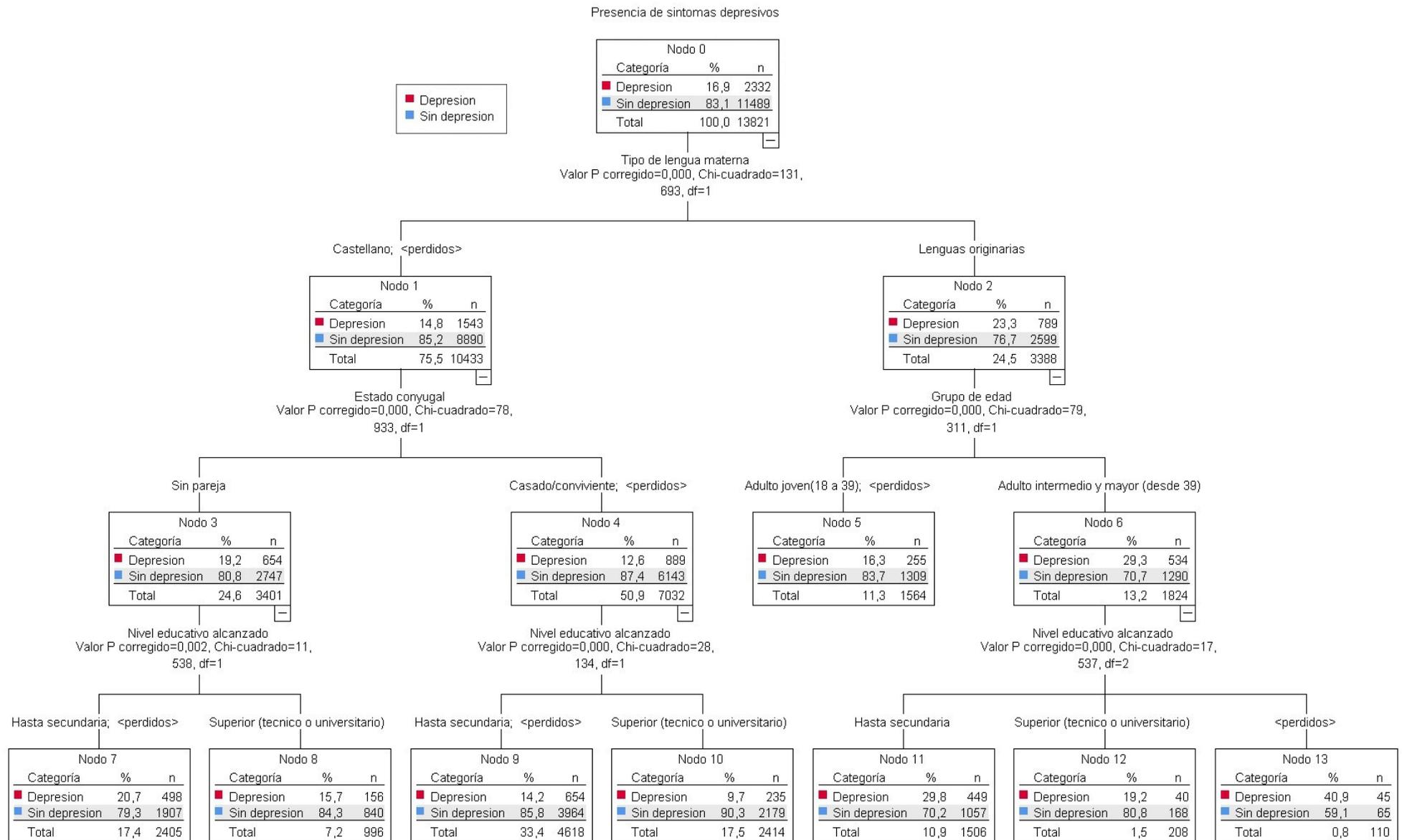
Gráfico 1.

Modelo de árbol de decisiones para principales variables sociodemográficas asociadas a síntomas depresivos en mujeres peruanas (n 18.241)



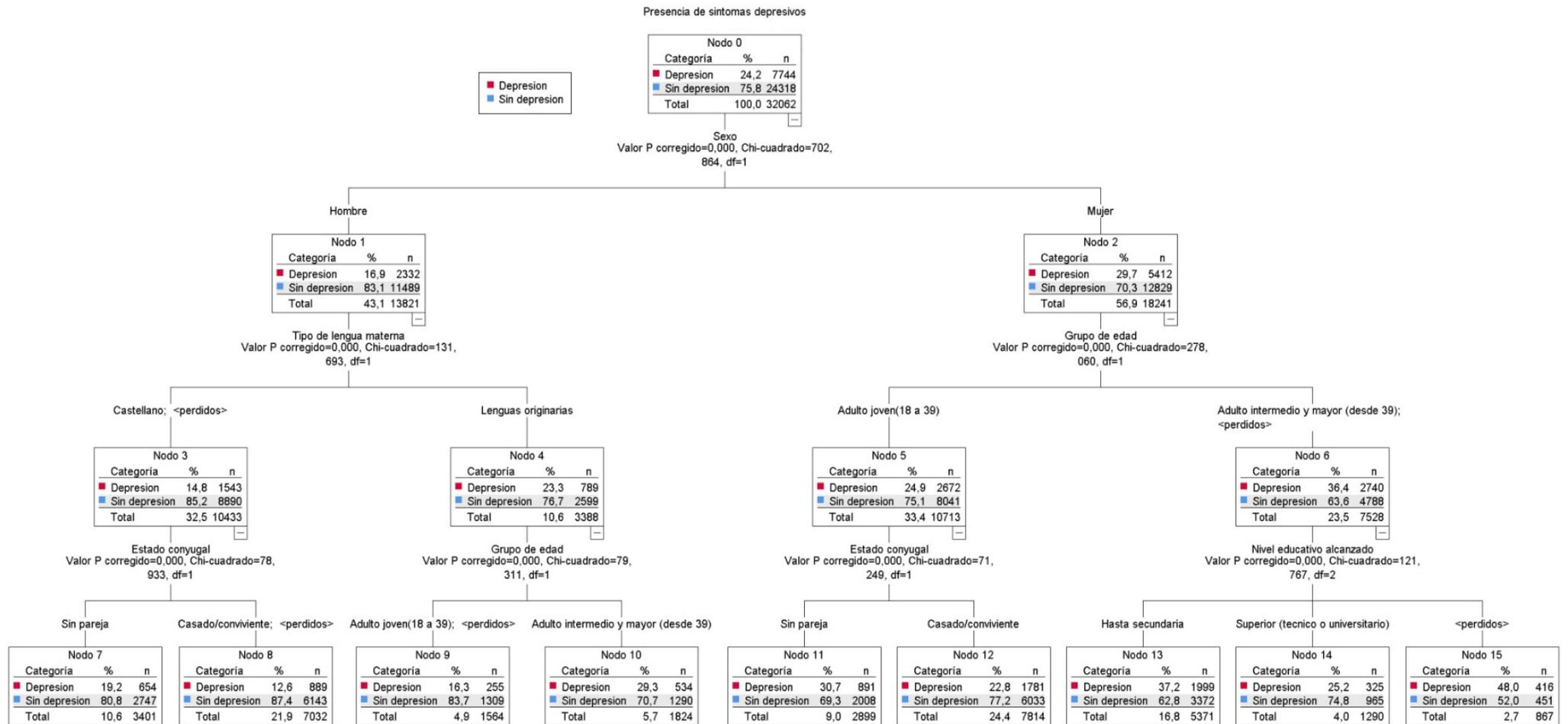
En hombres, la secuencia de nodos que se asociaron principalmente a la presencia de síntomas depresivos fueron el nodo 2 (lengua materna originaria), nodo 6 (adultos desde los 39 años) y el nodo 11 (nivel educativo alcanzado hasta secundaria) (gráfico 2).

Gráfico 2. Modelo de árbol de decisiones para principales variables sociodemográficas asociadas a síntomas depresivos en hombres peruanos (n 13.821)



En el total de la población peruana (incluyendo ambos sexos indistintamente) la secuencia de nodos que se asociaron principalmente a la presencia de síntomas depresivos fueron el nodo 2 (sexo femenino), nodo 6 (adultos desde los 39 años) y nodo 13 (nivel educativo alcanzado hasta secundaria) (gráfico 3).

Gráfico 3. Modelo de árbol de decisiones para principales variables sociodemográficas asociadas a síntomas depresivos en adultos peruanos de ambos sexos (n 32.062)



DISCUSIÓN

Si bien la depresión es un problema que aqueja a ambos sexos y que está en aumento en Perú⁽¹⁸⁾, según el algoritmo de árbol de decisiones, la población más susceptible a desarrollar síntomas depresivos en la población peruana fueron las mujeres desde los 39 años y que solo tuvieron estudios escolares hasta la secundaria. La edad como factor asociado al desarrollo de síntomas depresivos guarda relación con los aspectos biológicos del envejecimiento físico y mental⁽¹⁹⁾, así como por los efectos del estrés socioemocional y socioeconómico⁽²⁰⁾. El haber alcanzado como máximo nivel educativo la secundaria es un factor relacionado a la sintomatología depresiva debido a que el carecer de formación técnica o universitaria suponen una menor posibilidad de estar desempleados⁽²¹⁾ y, por tanto, tener menos problemas socioeconómicos que los predispongan al estrés físico y mental⁽²²⁾ que pueden preceder al desarrollo de depresión, habiéndose sugerido que el tener estudios universitarios podría ser un factor protector frente a la depresión⁽²³⁾.

Se observó que el pertenecer al sexo femenino estuvo más asociado a una mayor predisposición para desarrollar síntomas depresivos. Las mujeres inherentemente son más susceptibles a síntomas depresivos que los hombres debido a un conjunto de factores biológicos y sociales⁽²⁴⁾. Entre los biológicos, muestran mayor susceptibilidad debido a que enfrentan posibles trastornos relacionados a cambios adaptativos biológicos hormonales, como el trastorno disfórico premenstrual, la depresión posparto y la depresión y/o ansiedad posmenopáusica⁽²⁵⁾, así como la fluctuación de niveles de estrógenos que, cuando se reducen sus concentraciones séricas, provocan una disminución del neurotransmisor serotonina⁽²⁶⁾. Así mismo, por las diferencias relacionadas a los núcleos cerebrales sexualmente dimórficos en el hipotálamo⁽²⁷⁾, por lo que la mayor predisposición a padecer síntomas depresivos se extiende más allá de los cambios hormonales estrogénicos.

Asimismo, el que las mujeres con bajo nivel educativo y de edad mayor o igual a 39 años sean el grupo más susceptible a padecer depresión se explica por las dificultades relacionadas a la pobreza, ya que el Perú, como país en vías de desarrollo, con graves problemas de inflación, desempleo e inseguridad⁽²⁸⁾, mantener la estabilidad de un hogar puede ser más difícil cuando no hay miembros que puedan aportar económicamente. Esta situación empeora si la mujer no tiene estudios que le permitan obtener tener un empleo estable con salarios dignos, y que significa una mayor dificultad cuando se tiene una edad que la hace menos competitiva frente a personas más jóvenes. Estos problemas se ven agravados debido a, como muchos países en desarrollo, a estereotipos de género, con tratos preferenciales en educación, trabajo y prioridades sociales para los hombres, en detrimento de las mujeres⁽²⁹⁾.

Respecto a la problemática de sintomatología depresiva en hombres, se encontró similitudes comparando el árbol de decisiones del sexo femenino, diferenciándose en la prioridad de los nodos principales, ya que la principal variable asociada fue la lengua materna originaria, sumándose al perfil de este grupo la edad y el bajo nivel educativo. Ello concuerda con el hecho de que los hombres cuyas lenguas maternas son originarias residen en localidades con limitado o insuficiente acceso a la educación técnica o universitaria que les permitan mejores condiciones socioeconómicas para mantener una estabilidad familiar sólida⁽³⁰⁾, problemáticas que se agravan conforme avanza la edad de los afectados, predisponiéndolos a la angustia, ansiedad y la depresión.

Las limitaciones de esta investigación fueron el uso de una fuente secundaria como la ENDES. Sin embargo, las características de esta encuesta cuyo muestreo fue complejo, probabilístico,

bietápico e independiente, además del tamaño de la población estudiada (32.062), permiten considerar que los resultados pueden ser extrapolables a la población nacional. Asimismo, podría haber variables más relevantes desde el aspecto socioeconómico y demográfico, como los índices de pobreza, ingresos anuales, situación laboral actual, número de integrantes del hogar, entre otros, que no fueron incluidos al no formar parte de la encuesta de donde provinieron los datos.

En conclusión, el principal grupo sociodemográfico asociado al desarrollo de síntomas depresivos son el sexo femenino, desde los 39 años y cuya educación ha llegado a la etapa escolar. Asimismo, el uso de algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*) es de utilidad para crear herramientas de detección y cribado de poblaciones especialmente vulnerables a padecer síntomas depresivos. Es necesaria la atención hacia los grupos vulnerables mediante políticas gubernamentales orientadas a la mejora de la calidad de vida de las poblaciones afectadas, según las características que presenta cada grupo. La detección puede mejorar con la inclusión de más variables sociodemográficas en la Encuesta Nacional Demográfica y de Salud de forma anual para evaluar la evolución del modelo hacia otros grupos poblacionales potencialmente sensibles al desarrollo de síntomas depresivos. Asimismo, es necesario el desarrollo de modelos complejos mediante *data science*, *deep learning*, redes neuronales, entre otros, por parte de investigadores con conocimientos en programación, fomentados por el gobierno e instituciones relacionadas a problemáticas sociales y de salud mental.

Agradecimientos

Al Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) cuyos datos disponibles en su página web y de libre acceso permitieron el desarrollo de esta investigación.

Conflicto de intereses

El autor declara no tener ningún conflicto de intereses

Contribución de los autores

El autor es responsable por el contenido de esta investigación

Fuentes de financiamiento:

Este artículo ha sido financiado por el autor.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Harshfield EL, Pennells L, Schwartz JE, Willeit P, Kaptoge S, Bell S, et al. Association between depressive symptoms and incident cardiovascular diseases. JAMA [Internet]. 2020 [cited 2023 Dec 24];324(23):2396-2405. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33320224>. doi: <http://dx.doi.org/10.1001/jama.2020.23068>
2. Qin X, Hsieh ChR. Depression hurts, depression costs: The medical spending attributable to depression and depressive symptoms in China. In: Economic analysis of mental health in China. Applied economics and policy studies. Singapore: Springer; 2023. p. 45–78. doi: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-4209-1_3
3. Vázquez GH, Lolich M, Cabrera C, Jokic R, Kolar D, Tondo L, Baldessarini RJ. Mixed symptoms in major depressive and bipolar disorders: A systematic review. J Affect Disord. 2018; 225:756–60. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jad.2017.09.006>

4. Chand SP, Arif H. Depression [Internet]. In: StatPearls. Treasure Island: StaPearls Publishing; 2023 [cited 2023 Dec 24]. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK430847>
5. Bianchi J, Henao Á. Activación conductual y depresión: Conceptualización, evidencia y aplicaciones en Iberoamérica. *Ter Psicol* [Internet]. 2015 [citado 24 Dic 2023];33(2):69–80. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-48082015000200002. doi: <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-48082015000200002>
6. Martina M, Ara MA, Gutiérrez C, Nolberto V, Piscocoya J. Depresión y factores asociados en la población peruana adulta mayor según la ENDES 2014-2015. *An Fac Med* [Internet]. 2017 [citado 24 Dic 2023];78(4):393-7. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1025-55832017000400004. doi: <http://dx.doi.org/10.15381/anales.v78i4.14259>
7. Pedrero V, Reynaldos-Grandón K, Ureta-Achurra J, Cortez-Pinto E. Generalidades del Machine Learning y su aplicación en la gestión sanitaria en Servicios de Urgencia. *Rev méd Chile* [Internet]. 2021 [citado 24 Dic 2023];149(2):248–54. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-98872021000200248. doi: <http://dx.doi.org/10.4067/s0034-98872021000200248>
8. Reyes León P, Salgado Ramírez JC, Velázquez Rodríguez JL. Pre-diagnóstico de enfermedades crónicas mediante la aplicación de modelos de cómputo inteligente. *Comp y Sist* [Internet]. 2020 [citado 24 Dic 2023];24(3):1313–25. Disponible en: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-55462020000301313. doi: <https://doi.org/10.13053/cys-24-3-3492>
9. Martina Chávez M, Amemiya Hoshi I, Suguimoto Watanabe SP, Arroyo Aguilar RS, Zeladita-Huaman JA, Castillo Parra H. Depresión en adultos mayores en el Perú: distribución geoespacial y factores asociados según ENDES 2018 - 2020. *An Fac med* [Internet]. 2022 [citado 16 Sept 2023];83(3):180–7. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1025-55832022000300180. doi: <http://dx.doi.org/10.15381/anales.v83i3.23375>
10. Huarcaya-Victoria J, De-Lama-Morán R, Quiros M, Bazán J, López K, Lora D. Propiedades psicométricas del Patient Health Questionnaire (PHQ-9) en estudiantes de medicina en Lima, Perú. *Rev Neuropsiquiatr* [Internet]. 2020 [citado 16 Sept 2023];83(2):72–8. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-85972020000200072. doi: <http://dx.doi.org/10.20453/rnp.v83i2.3749>
11. Levis B, Benedetti A, Thombs BD. Accuracy of Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) for screening to detect major depression: individual participant data meta-analysis. *BMJ* [Internet]. 2019 [cited 2023 Sept 16];365: l1476. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30967483/>. doi: <http://dx.doi.org/10.1136/bmj.l1476>
12. Dajpratham P, Pukrittayakamee P, Atsariyasing W, Wannarit K, Boonhong J, Pongpirul K. The validity and reliability of the PHQ-9 in screening for post-stroke depression. *BMC Psychiatry* [Internet]. 2020 [cited 2023 Sept 16];20(1):291. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32517743/>. Doi: <http://dx.doi.org/10.1186/s12888-020-02699-6>
13. IBM. Documentación: Nodo CHAID [Internet]. 2021 [citado 25 Dic 2023]. Disponible en: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=nodes-chaid-node>
14. IBM. Documentación: Creación del modelo [Internet]. 2022 [citado 25 Dic 2023]. Disponible en: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-statistics/saas?topic=risk-creating-model>
15. Choi H-Y, Kim E-Y, Kim J. Prognostic factors in diabetes: Comparison of Chi-square automatic interaction detector (CHAID) decision tree technology and logistic regression. *Medicine (Baltimore)* [Internet]. 2022 [cited 2023 Dec 25];101(42):e31343. Available from:

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36281142/>

doi: <http://dx.doi.org/10.1097/MD.00000000000031343>

16. Ye F, Chen Z-H, Chen J, Liu F, Zhang Y, Fan Q-Y, et al. Chi-squared automatic interaction detection decision tree analysis of risk factors for infant anemia in Beijing, China. *Chin Med J (Engl)* [Internet]. 2016 [cited 2023 Dec 25];129(10):1193–9. Available from:

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27174328/>. doi: <http://dx.doi.org/10.4103/0366-6999.181955>

17. Plataforma Nacional de Datos Abiertos. Datos abiertos: Instrumento de tamizaje de depresión [Internet]. Miraflores: Secretaría de Gobierno Digital Presidencia del Consejo de Ministros. [citado 25 Dic 2023]. Disponible en: <https://www.datosabiertos.gob.pe/dataset/minsa-salud-mental/resource/f8bbb26d-f242-4cdc-9d69-5b7def241d02>

18. Huarcaya-Victoria J. Consideraciones sobre la salud mental en la pandemia de COVID-19. *Rev Peru Med Exp Salud Publica* [Internet]. 2020 [citado 25 Dic 2023];37(2):327–34. Disponible en: <https://www.scielo.org/article/rpmesp/2020.v37n2/327-334/es/>

19. Torres Mantilla JC, Torres Mantilla JD. Factores asociados al trastorno depresivo en adultos mayores peruanos. *Horiz Med* [Internet]. 2023 [citado 25 Dic 2023];23(3):e2220. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1727-558X2023000300006. doi: <http://dx.doi.org/10.24265/horizmed.2023.v23n3.05>

20. Zhou S, Gao L, Liu F, Tian W, Jin Y, Zheng Z-J. Socioeconomic status and depressive symptoms in older people with the mediation role of social support: A population-based longitudinal study. *Int J Methods Psychiatr Res* [Internet]. 2021 [cited 2023 Dec 25];30(4): e1894. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34591341/>. Doi: <http://dx.doi.org/10.1002/mpr.1894>

21. van Zon SKR, Reijneveld SA, Mendes de Leon CF, Bültmann U. The impact of low education and poor health on unemployment varies by work life stage. *Int J Public Health* [Internet]. 2017 [cited 2023 Dec 25];62(9):997–1006. Available from:

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5668328>. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s00038-017-0972-7>

22. McGee RE, Thompson NJ. Unemployment and depression among emerging adults in 12 states, behavioral risk factor surveillance system, 2010. *Prev Chronic Dis* [Internet]. 2015 [cited 2023 Dec 25]; 12: E38. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25789499/>.

doi: <http://dx.doi.org/10.5888/pcd12.140451>

23. Cohen AK, Nussbaum J, Weintraub MLR, Nichols ChR, Yen IH. Association of adult depression with educational attainment, aspirations, and expectations. *Prev Chronic Dis* [Internet]. 2020 [cited 2023 Dec 25];17: E94. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32857033/>. doi: <http://dx.doi.org/10.5888/pcd17.200098>

24. Albert PR. Why is depression more prevalent in women? *J Psychiatry Neurosci* [Internet]. 2015 [cited 2023 Dec 25];40(4):219–21. Available from:

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4478054/>.

doi: <http://dx.doi.org/10.1503/jpn.150205>

25. Venborg E, Osler M, Jørgensen TSH. The association between postpartum depression and perimenopausal depression: A nationwide register-based cohort study. *Maturitas* [Internet]. 2023 [cited 2023 Dec 25]; 169:10–5. Available from:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378512222002559>

26. Hernández-Hernández OT, Martínez-Mota L, Herrera-Pérez JJ, Jiménez-Rubio G. Role of estradiol in the expression of genes involved in serotonin neurotransmission: Implications for female depression. *Curr Neuropharmacol* [Internet]. 2019 [cited 2023 Dec 25];17(5):459–71. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29956632/>.

doi: <http://dx.doi.org/10.2174/1570159X16666180628165107>

27. Bao A-M, Swaab DF. The human hypothalamus in mood disorders: The HPA axis in the center. *IBRO Rep* [Internet]. 2018 [cited 2023 Dec 25]; 6:45–53. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31211281/>. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ibror.2018.11.008>
28. Merino Núñez M, Córdova Chirinos JW, Aguirre Pintado JM, García Yovera AJ, López Ñiquen KE. Nivel de percepción sobre la pobreza en el Perú, causas y efectos sociales. *Univ. soc. (Cienfuegos)* [Internet]. 2020 [citado 25 Dic 2023]; 12(6):46–53. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2218-36202020000600046
29. Paul R, Muhammad T, Rashmi R, Sharma P, Srivastava S, Zanwar PP. Depression by gender and associated factors among older adults in India: implications for age-friendly policies. *Sci Rep* [Internet]. 2023 [cited 2023 Dec 25]; 13(1): 17651. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37848598/>. doi:<http://dx.doi.org/10.1038/s41598-023-44762-8>
30. Cjuno J, Figueroa-Quiñones J, Marca-Dueñas GG, Carranza-Esteban RF. Producción científica sobre depresión en poblaciones quechua hablantes: Una revisión narrativa. *Ter Psicol* [Internet]. 2021 [citado 13 Enero 2024] ; 39(2):163–74. Disponible en: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-48082021000200163. doi: <http://dx.doi.org/10.4067/s0718-48082021000200163>