

Identification of depressive symptomatology in people with type II diabetes

Identificación de sintomatología depresiva en personas con diabetes tipo II

José F. Mora-Romo^a, Rafael A. Samaniego-Garay^b, Isauro García-Alonzo^c y Mayra A. Chávez-Martínez^d

Abstract:

The aim of this work is the identification of depressive symptomatology in people with type II diabetes. Among the literature, associations have been found between both, even considering depression as a possible risk identifier for developing Diabetes Mellitus. Due to this need to identify factors that affect depressive symptomatology in the population with diabetes, we sought to develop a classification model to determine which factors affect the aggravation of this psychological problem, and subsequently confirm these results using logistic regression models and cross-validation. A non-experimental cross-sectional research design was used. Using a non-probabilistic sampling by convenience, we worked with 200 people and found various factors that influenced depressive symptomatology in people with diabetes, according to the degree of depression, with negative attitudes towards oneself being a decisive factor in establishing the type of diagnosis. In this sense, for "Normal" depressive symptomatology, the most important factor was Impairment of performance; for "Mild" symptomatology, somatic alterations were observed; for "Moderate" symptomatology, sleep disturbances; and for "Severe" depressive symptomatology, the most notable somatic alterations were observed. It is argued the need to establish filters between "Normal" depressive symptomatology and those that could be an obstacle to achieve good adherence to treatment, considering contextual and biological aspects, the last in terms of brain activation.

Keywords:

Depression, Diabetes Mellitus, Health Psychology

Resumen:

El presente trabajo busca identificar la sintomatología depresiva en personas con Diabetes tipo II. Entre la literatura, se ha encontrado asociaciones entre ambas, llegando incluso a considerarse a la depresión como un posible identificador de riesgo para desarrollar Diabetes Mellitus. Debido a esta necesidad de identificar factores que inciden sobre la sintomatología depresiva en la población con diabetes, se buscó elaborar un modelo de clasificación para conocer qué factores inciden en el agravamiento de este problema psicológico, y posteriormente confirmar estos resultados mediante modelos de regresión logística y validación cruzada. Se utilizó un diseño de investigación no experimental de tipo transversal. Mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, se trabajó con 200 personas encontrándose diversos factores que incidían sobre la sintomatología depresiva en personas con diabetes, según el grado de depresión, siendo las actitudes negativas hacia sí mismos un factor decisivo para establecer el tipo de diagnóstico. En este sentido, para la sintomatología depresiva "Normal", el factor más importante fue el Deterioro del rendimiento; para la sintomatología "Leve" se observó las Alteraciones somáticas; para la sintomatología "Moderada", las alteraciones del sueño; y para la sintomatología depresiva "Grave", se observaron las Alteraciones somáticas más notables. Se argumenta la necesidad de establecer filtros entre la sintomatología depresiva "Normal" y aquellas que pudieran resultar como un obstáculo para lograr una buena adherencia al tratamiento, considerando aspectos tanto contextuales como biológicos en términos de activación cerebral.

Palabras Clave:

Depresión, Diabetes Mellitus, Psicología de la Salud

^a Corresponding author, Universidad Autónoma de Zacatecas, <https://orcid.org/0000-0002-6201-4622>, Email: j_fmora@hotmail.com

^b Universidad Autónoma de Zacatecas, <https://orcid.org/0000-0002-7877-0959>, Email: psicsalud@gmail.com

^c Universidad Autónoma de Zacatecas, <https://orcid.org/0000-0003-2528-3783>, Email: isauro.g@uaz.edu.mx

^d Universidad Autónoma de Coahuila, <https://orcid.org/0000-0003-2427-130X>, Email: mayrachavezmartinez@uadec.edu.mx

INTRODUCCIÓN

En el mundo, el 60% de defunciones son causadas por enfermedades no transmisibles (Secretaría de la Salud, 2018) siendo en América un 76% (Secretaría de Salud, 2018). En México, la Diabetes Mellitus Tipo 2 (DMT2) fue la segunda causa de defunción en el 2017 (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2018) y en el 2020 se reportó una tasa anual de defunción de 8.2 por cada 10,000 habitantes y un exceso de mortalidad atribuida a la DMT2 del 35.6% atribuible al mal manejo de la enfermedad provocada por la pandemia del SARS-CoV-2 (INEGI, 2020). Además, es de las causas principales del aumento de años de vida ajustados por discapacidad, ya que personas con DMT2 presentan un incremento del 67% del riesgo de desarrollar alguna discapacidad (Subsecretaría de Integración y Desarrollo del Sector Salud, 2015; Tabesh et al., 2018)

La comorbilidad entre la DMT2 y la depresión se ha estudiado ampliamente (véase, Serrano et al., 2012; Castillo-Quan et al., 2010; Pineda et al., 2004; Mezuk et al., 2008; Wang et al., 2016; Graham et al., 2021). Esto se debe a que esta enfermedad por sí sola supone una gran carga para los sistemas sanitarios. En esta situación, puede llegar a ser habitual la manifestación de sentimientos de frustración y rechazo (Serrano et al., 2012) o de irritabilidad y aislamiento social (Pineda et al., 2004), lo que llevará a una mala adherencia al tratamiento, así como al desarrollo de complicaciones de la enfermedad como el acentuamiento de la resistencia a la insulina ya que se ha reportado que la depresión favorece la activación del eje hipotálamo-hipofisario-suprarrenal y el sistema simpático-adrenal, lo que contribuiría a este riesgo (Mezuk et al., 2008). Dentro de la población norteamericana, la prevalencia de la depresión se ha estimado en un 10,6% en personas con DMT2, siendo esta 1,56 veces superior a la población general (Wang et al., 2016).

Otras complicaciones diabéticas que se han asociado a la presencia de depresión han sido "la retinopatía diabética, la nefropatía, la neuropatía, las complicaciones macrovasculares y la disfunción sexual" (Castillo-Quan et al., 2010, p. 349).

Aunque se ha considerado que la influencia entre ambas variables puede ser bidireccional (Graham et al., 2021), estos autores argumentan que la presencia de sintomatología depresiva puede ser utilizada para identificar a los individuos con alto riesgo de desarrollar DMT2.

En este sentido, Alzoubi et al. (2018) argumentan la importancia de la implementación de servicios de evaluación psicológica en los servicios de atención primaria de salud ya que, incluso en periodos de 4 años de seguimiento, se han observado mayores niveles en las analíticas de hemoglobina glucosilada (HbA1c) en las personas con diabetes que presentan depresión que en los

pacientes sin depresión, esto posiblemente relacionado con la disminución de las conductas de autocuidado que deben seguir las personas con diabetes como son las dietas saludables, la actividad física y la toma de medicamentos.

La importancia de incorporar servicios psicológicos no solo se reflejaría en un mejor control de la enfermedad, sino que también afectaría positivamente a la calidad de vida de las personas con diabetes al proporcionar intervenciones que se dirigen tanto a la depresión como al malestar relacionado con la diabetes (Li et al., 2017). En cuanto a la metodología utilizada, trabajos como el de Khalil y Al-Jumaily (2017), ofrecen una perspectiva prometedora para la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático (Machine Learning) en la investigación en psicología de la salud donde, al investigar la relación entre la depresión y la DMT2 tipo 2, refieren que este tipo de análisis puede aportar un gran beneficio al permitir una inspección exhaustiva sobre los requerimientos de las personas en cuanto a los servicios de salud que necesitan, tanto desde un enfoque paliativo como preventivo.

Con esto en mente, el objetivo de esta investigación fue desarrollar un modelo de clasificación para determinar los factores que influyen en la sintomatología depresiva en personas con diabetes mellitus tipo 2. Para ello, se realizaron modelos de clasificación por medio de modelos de árboles de decisión utilizando el algoritmo CHAID, y luego se realizaron modelos de regresión logística para confirmar los resultados mediante validación cruzada de k-folds.

MÉTODO

Diseño de investigación: Se utilizó un diseño de investigación no experimental ya que no hubo control directo sobre las variables independientes (Kerlinger y Lee, 2002), y transversal porque la recolección de información se hizo en un solo momento (González, 2017).

Participantes: Se usó un muestreo no probabilístico por conveniencia, donde participaron 200 personas que acudían a los servicios de salud institucionalizados, de los cuales 87 eran hombres y 113 mujeres. 146 eran casados, 17 solteros y 37 divorciados, de la zona norte de México, la mayoría de los cuales, al momento del estudio, habían sido diagnosticados entre 37 y 48 meses atrás. De estas 200 personas, 44.3% tenía alguna complicación diabética como glaucoma, neuropatía, hipertensión y problemas renales, entre otros.

Instrumento: Se utilizó la escala de depresión de Beck (Beck y Lester, 1973), en su versión estandarizada para la población mexicana (Jurado et al., 1998) para medir el grado de sintomatología depresiva en personas con Diabetes Mellitus tipo II. Esta escala tiene tres factores: (1) Actitudes negativas hacia sí mismo, definidas por el

pesimismo, la ideación suicida, el sentimiento de fracaso, la autoculpabilidad y el asco personal, (2) Deterioro del rendimiento, definido como inhibición y fatiga ante el trabajo, y (3) Alteraciones somáticas, entendidas como anorexia, pérdida de peso y problemas de sueño, entre otros. En el presente estudio, la escala en su conjunto obtuvo un coeficiente de Cronbach de .854.

Procedimiento: Se visitaron los centros de salud del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) y el Instituto de Seguridad y Servicios Sociales para los Trabajadores del Estado (ISSSTE) con el previo consentimiento y aprobación de sus directores para aplicar los instrumentos de medición. A cada participante se le leyó una carta de consentimiento para participar en la investigación y, una vez que aceptaron los términos, se les dieron instrucciones para el llenado de las escalas. Esto llevó entre 10 y 15 minutos por participante.

Análisis de los datos: Para el estudio se realizaron modelos de clasificación mediante modelos de árboles de decisión a través del algoritmo "CHAID exhaustivo" y modelos de regresión logística. Debido a la baja prevalencia de la sintomatología depresiva mayor (considérese que el riesgo de trastorno depresivo mayor es de alrededor del 5% en la población general [De la Fuente y Heinze, 2014]), que en nuestro estudio fue del 3%, y para evitar el sobreajuste en el modelo de regresión, se decidió realizar varias etapas de análisis de datos.

En primer lugar, se realizó el modelo de clasificación mediante árboles de decisión como análisis exploratorio para determinar las variables más importantes para predecir la sintomatología depresiva. Se eligió el algoritmo CHAID exhaustivo porque permite la clasificación de categorías multinomiales, mientras que otras opciones algorítmicas, como el CART, sólo trabajan con categorías binomiales; por tanto, es adecuado para la clasificación de la sintomatología Normal, Leve, Moderada y Grave. El algoritmo exhaustivo CHAID (Chi-Square Automatic Interaction Detection) utiliza la prueba de Chi-Cuadrado para establecer las divisiones entre los nodos y sus variables predictoras, corrigiendo las comparaciones múltiples realizadas en el proceso de análisis mediante valores p ajustados por Bonferroni ($<.05$) (Horner, 2010).

Sin embargo, dado que la capacidad discriminativa del algoritmo CHAID exhaustivo es limitada, se decidió realizar una segunda etapa de análisis confirmatorio. Para ello, se realizaron modelos de regresión logística. Una vez eliminadas las variables independientes no significativas, se volvió a realizar el primer análisis, dando como resultado un modelo de clasificación más parsimonioso.

Cabe señalar que, siguiendo los principios del aprendizaje automático, el conjunto de datos de esta investigación se segmentó aleatoriamente en un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba, donde el 80% del conjunto de datos original se destinó al conjunto de

entrenamiento y el 20% restante al conjunto de prueba. El conjunto de entrenamiento se utilizó para el algoritmo de aprendizaje, es decir, para que el algoritmo detectara las variables independientes que coincidían con los tipos de sintomatología depresiva; mientras que el conjunto de prueba se utilizó para evaluar el número de errores cometidos por el modelo de clasificación. Para ello, en el conjunto de prueba se administran las variables independientes sin las variables dependientes, siendo el algoritmo el encargado de establecerlas; es decir, el algoritmo trata de establecer la categoría adecuada (el tipo de sintomatología depresiva, para nuestro caso) a partir de las características de las variables independientes (Mohri et al., 2018), para luego proceder a evaluar la precisión de dichas clasificaciones en una matriz de confusión.

El modelo de clasificación en árbol de decisión se desarrolló con el software IBM Modeler versión 18, mientras que los modelos de regresión logística se realizaron con el programa RStudio Desktop 1.4.1103.

ASPECTOS ÉTICOS

Se consideró el artículo 60 del Código de Ética del Psicólogo (2007), que establece que, al realizar una investigación, el psicólogo se abstiene de sacar conclusiones que no se deriven directa, objetiva y claramente de los resultados obtenidos. Además, con base en el artículo 138, se informó a los participantes sobre los usos académicos previsibles de la información generada por su participación.

Asimismo, con base en el código de conducta ética de la Asociación Americana de Psicología (2017), se informó a los participantes sobre el objetivo de la investigación, la duración de la aplicación de los instrumentos y los procedimientos relacionados; así como su derecho a no participar y a abandonar la aplicación en el momento que lo consideraran oportuno y a quién acudir en caso de que surgieran dudas durante la aplicación de los instrumentos.

RESULTADOS

Resultados descriptivos

Los resultados de las características sociodemográficas recogidas muestran que, en general, la población tiene una edad media de 57 años, de los cuales 77 son hombres y 104 mujeres, la mayoría son casados (70%), con estudios de bachillerato (25%), ama de casa (34%), residentes en Saltillo (79.5%), con un tiempo de diagnóstico de 49 meses o más (54.5%) que no presentan complicaciones diabéticas (46.5%).

La mayoría no reporta la necesidad de un cuidador (76%), mientras que los que requieren de un cuidador son apoyados por familiares (10%). El 84% de los participantes se somete a revisiones médicas mensuales a través de servicios de salud como el IMSS (66.5%) y el ISSSTE (12.5%).

Análisis exploratorio de clasificación

El modelo de árbol de decisión se realizó con las variables sociodemográficas, los 21 ítems de la escala de depresión de Beck, así como las puntuaciones de las tres dimensiones de la escala. Se buscaba determinar si alguna de estas variables influía en el tipo de sintomatología depresiva (Normal, Leve, Moderada o Grave).

En este primer análisis se obtuvieron siete variables predictoras, que se muestran en la Tabla 1:

Tabla 1
Importancia de las variables

Variable predictora	Significancia
Actitudes negativas hacia sí mismo	0.46
Alteraciones somáticas	0.24
Deterioro del rendimiento	0.18
Interés por los demás (BDI 12)	0.07
Satisfacción (BDI 4)	0.03
Alteraciones del sueño (BDI 16)	0.01
Alteraciones del apetito (BDI 18)	0.01

Debido a la longitud de este primer árbol de clasificación, no profundizaremos en sus detalles y, en cambio, informaremos de su rendimiento de clasificación.

Con siete variables predictoras, el modelo fue capaz de realizar un 93.12% de clasificaciones correctas con el conjunto de datos de entrenamiento y un 90% de predicciones correctas con el conjunto de pruebas, lo que nos da información sobre una buena capacidad de predicción. A continuación se muestran las matrices de confusión del conjunto de entrenamiento (Tabla 2) y del conjunto de prueba (Tabla 3):

Tabla 2
Matriz de confusión del conjunto de entrenamiento

	Normal	Medio	Moderado	Grave
Normal	55%	1.25%		
Leve	1.25%	21.87%	2.5%	
Moderada		1.25%	14.37%	
Grave			0.62%	1.87%

Tabla 3
Matriz de confusión del conjunto de prueba

	Normal	Leve	Moderada	Grave
Normal	67.5%	2.5%		
Leve		17.5%	2.5%	
Moderada			5%	
Grave			5%	

Análisis confirmatorio

Se realizaron modelos de regresión logística para confirmar la influencia de las variables obtenidas del modelo de clasificación. El primer modelo (Tabla 4) muestra tres parámetros de ajuste del modelo (AIC = 96.77, BIC = 123.81, LogLik = -39.38), así como la versión estandarizada de Nagelkerke del $R^2 = 0.89$, lo que implica un elevado coeficiente de determinación.

Como se puede observar, hay variables que no representan una influencia significativa, por lo que se realizó una eliminación hacia atrás retirando aquellas variables con valores p más altos en orden descendente, obteniendo un modelo final de cuatro variables predictoras (Tabla 5).

Al eliminar las variables Interés por los demás, Alteración del apetito y Satisfacción, no sólo se obtuvo un modelo de regresión más parsimonioso, sino que los estadísticos de ajuste mejoraron (AIC= 94.58 y BIC=112.61) con una ligera excepción de LogLik y R^2 de Nagelkerke. Sin embargo, como se verá más adelante, esto no supuso una disminución del rendimiento del modelo de clasificación ni en la validación cruzada.

En cuanto a la mayor influencia, se observa que por cada punto adicional obtenido en el factor de Actitudes negativas hacia uno mismo, los participantes tendrían 1.55 veces más probabilidad de presentar mayor sintomatología depresiva. Luego, cada punto obtenido en el factor Alteraciones Somáticas representa que se obtendrá 1.26 veces más probabilidad de desarrollo de sintomatología depresiva. Posteriormente, la sintomatología depresiva tiene 1.13 veces más probabilidad de presentarse por cada punto obtenido en Alteraciones del rendimiento; y finalmente, se observó que las alteraciones del sueño aumentan la probabilidad en 1.1 veces.

Con esto, el modelo sugiere que el factor con mayor importancia en la predicción de la sintomatología depresiva es Actitudes negativas hacia uno mismo, seguido de Alteraciones somáticas, Deterioro del rendimiento y finalmente Alteraciones del sueño.

Para verificar esto, se realizó una validación cruzada con 10 iteraciones (k-folds cross-validation) con ambos modelos (Tabla 6) donde se verificó que en el modelo final los parámetros RMSE y MAE disminuyeron, mientras que el R^2 aumentó ligeramente.

Tabla 6
Validación cruzada con 10-iteraciones

Modelo inicial		Modelo final			
RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE
.343	.863	.274	.335	.870	.269

Modelo de clasificación final

Para este nuevo modelo de clasificación, se utilizaron las variables mencionadas en la tabla 7.

Tabla 7
Importancia de las variables

Variable predictora	Importancia de la variable
Actitudes negativas hacia sí mismo (NATO)	0.52
Alteraciones somáticas (SA)	0.30
Deterioro del rendimiento (PI)	0.18
Alteraciones del sueño (BDI 16)	0.07

Como se puede observar en la Figura 1, la primera división se refiere a la sintomatología Normal (nodo 1) que supone que puede ser predicha por puntuaciones ≤ 2 en el factor NATO ($X^2 = 156.5$). El nodo 5 nos muestra que este tipo de puntuaciones, en conjunción con las puntuaciones ≤ 2 en PI y los informes sobre alteraciones del sueño, pueden aumentar la sintomatología depresiva, llegando a la sintomatología Leve.

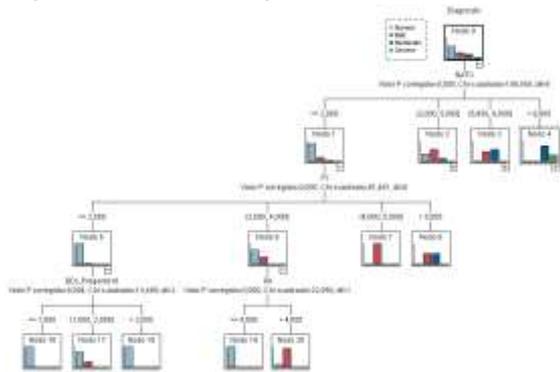


Figura 1 Desglose de la sintomatología depresiva Normal

Los nodos 6, 7 y 8 muestran que a medida que se informa un mayor PI, la sintomatología aumenta, llegando incluso a síntomas Moderados (véase el nodo 8). Por su parte, las SA influye en el reporte de sintomatología Normal para aumentar a sintomatología Moderada (nodo 20; $X^2 = 22.95$).

En cuanto a la sintomatología leve (nodo 2), se observa que las puntuaciones entre 2-5 en NATO influyen en que más personas se sitúen en esta categoría (Figura 2).

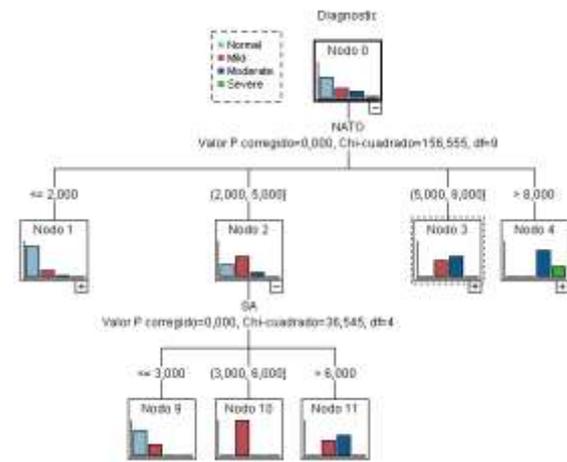


Figura 2 Desglose de la sintomatología Leve

Lo que determinará este tipo de síntomas será la SA ($X^2 = 36.54$), mostrando cómo, junto a una mayor puntuación en este factor, se puede pasar de experimentar una sintomatología Normal (nodo 9), Leve (nodo 10) a Moderada (nodo 11).

Pasando ahora al nodo 3 (Figura 3) con una mayor prevalencia de sintomatología moderada, se observa cómo las alteraciones del Sueño influyen en la presencia de estos síntomas ($X^2=8.905$) ya que sólo una puntuación >1 es suficiente para ello.

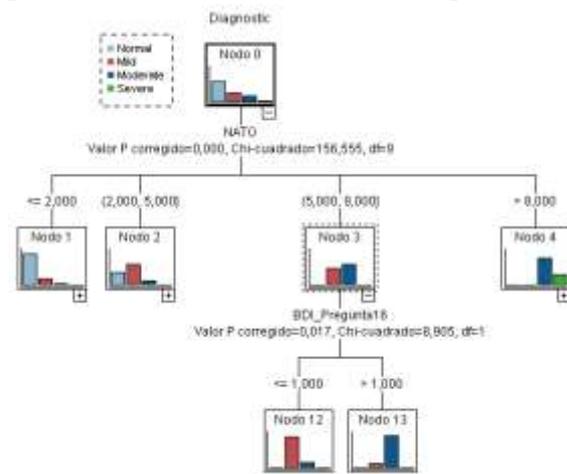


Figura 3 Desglose de la sintomatología Moderada

Finalmente, el nodo 4 muestra que las puntuaciones altas (>8) en el factor SA ($X^2=8,905$) son determinantes para el diagnóstico de sintomatología depresiva grave en la muestra estudiada (figura 4).

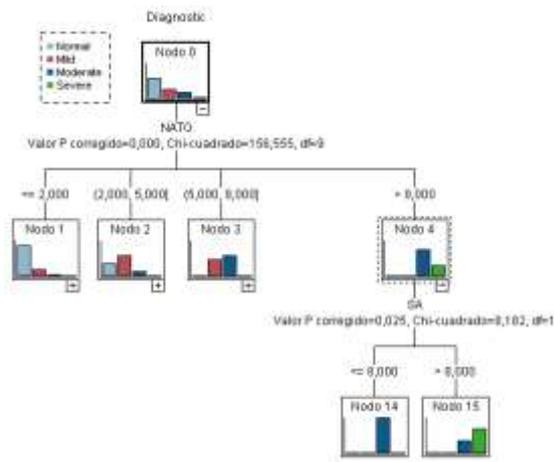


Figura 4 Desglose de la sintomatología Severa

En cuanto al rendimiento del modelo final de clasificación, con cuatro variables predictoras, el modelo fue capaz de realizar un 90,62% de clasificaciones correctas con el conjunto de datos de entrenamiento y un 92,5% de predicciones correctas con el conjunto de prueba, lo que nos proporciona información sobre una mejor capacidad predictiva respecto al modelo inicial con un aumento de la precisión del 2,5% y con una configuración más parsimoniosa al contar con sólo cuatro de las siete variables iniciales. A continuación se muestran las matrices de confusión tanto para el conjunto de entrenamiento (Tabla 8) como para el conjunto de prueba (Tabla 9):

Tabla 8

Matriz de confusión del conjunto de entrenamiento

	Normal	Leve	Moderada	Grave
Normal	55.62%	.625%		
Leve	3.75%	19.3%	2.5%	
Moderada		1.25%	13.12%	1.25%
Grave				2.5%

Tabla 9

Matriz de confusión del conjunto de prueba

	Normal	Leve	Moderada	Grave
Normal	67.5%	2.5%		
Leve	2.5%	15%	2.5%	
Moderada			5%	
Grave				5%

DISCUSIÓN

En el presente trabajo hemos pretendido elaborar un modelo de clasificación para la identificación de la sintomatología depresiva en personas con Diabetes Mellitus tipo 2 mediante un modelo de árboles de decisión. Este enfoque de estudio nos ha permitido conocer no sólo qué variables influyen en la sintomatología depresiva, como hubiera sido el caso de un modelo de regresión, sino conocer de forma más

exhaustiva cómo estas variables interactúan entre sí con la sintomatología depresiva, lo que nos permite realizar un mejor diagnóstico y seguimiento de este problema en beneficio del pronóstico de la enfermedad de la DMT2 (Owens-Gary et al., 2019). En estos casos, en los que aspectos como los pensamientos, actitudes y creencias negativas interfieren en las conductas de autocuidado para mejorar el control de la enfermedad, se ha encontrado que las intervenciones cognitivo-conductuales son adecuadas para superarlas (Li et al., 2017), señalando la relevancia de la implementación de la psicológica en los sistemas de atención para la salud. La identificación de los factores promotores de la sintomatología depresiva que encontramos coincide con los resultados de Asuzu et al. (2018), quienes argumentan la importancia de orientar los servicios psicológicos no sólo al trastorno como tal, sino al manejo de la sintomatología depresiva para evitar llegar a un agravamiento del padecimiento, tanto físico como psicológico. Por ejemplo, observamos cómo, el factor de Actitudes negativas hacia uno mismo, fue el más importante para establecer el diagnóstico de depresión. Esto puede deberse a aspectos como la inactividad física, la mala percepción del cuerpo debido a la obesidad (comorbilidad común a la DMT2), la incapacidad de realizar el trabajo y las actividades cotidianas como lo hacían antes de la enfermedad y la evaluación que se hace de la propia salud (Diderichsen y Andersen, 2019).

En cuanto a la sintomatología depresiva Normal, aspectos como las alteraciones somáticas y las alteraciones del sueño, tienen incidencia para el agravamiento sintomatológico, llegando a la sintomatología Leve cuando las personas con DMT2 reportan deterioro del rendimiento.

En cuanto a la sintomatología leve, se observó que factores como las alteraciones somáticas en grado medio (≤ 6 puntos en la escala de Beck) podrían llevar a incrementar la sintomatología hasta un grado moderado. Esto plantea la importancia de trabajar en la prevención de comorbilidades diabéticas que afecten a aspectos funcionales de los pacientes, como el deterioro visual o la fatiga.

Se observó que la sintomatología moderada estaba influenciada por el reporte de alteraciones del sueño mediante el reactivo de la escala, lo que pone de manifiesto la necesidad de estrategias adecuadas dirigidas a la higiene del sueño, ya que esto influiría en la reducción de síntomas como la fatiga en esta población.

Y por último, se observó que la sintomatología depresiva Grave está influenciada por alteraciones somáticas con gran repercusión en el paciente (puntuaciones >8 en la escala de depresión de Beck), por lo que, aunque anteriormente, al hablar de sintomatología leve, se mencionaba la importancia de prevenir las

comorbilidades diabéticas, estas puntuaciones podrían indicar que ahora se trata de reducir o tratar directamente estas comorbilidades.

Este análisis exhaustivo de los datos cobra relevancia al señalar los resultados reportados por Graham et al., (2020), donde los síntomas depresivos se asocian a un mayor riesgo de DMT2. De ahí la necesidad de establecer filtros entre la sintomatología depresiva "Normal" y aquella que podría resultar como un obstáculo para lograr una buena adherencia al tratamiento, tanto considerando aspectos contextuales (Khan, 2019) como biológicos en términos de activación cerebral (Wang et al., 2020).

A su vez, los supuestos de Machine Learning nos han permitido probar el modelo diseñado mediante el uso de conjuntos de entrenamiento y de prueba. Esto es relevante porque una vez establecida la estructura del modelo de clasificación mediante los datos de entrenamiento, se pone a prueba mediante "nuevos datos" donde el algoritmo utilizado se encarga de establecer el diagnóstico mediante las variables independientes seleccionadas (en nuestro caso, el tipo de sintomatología mediante los factores de la escala de depresión de Beck). Esto es una ventaja ya que, además de la validación estadística de los parámetros de ajuste del modelo, los valores p y la validación cruzada (ver Tabla 5 y Tabla 6), nos permite validar nuestro modelo a través del parámetro de precisión mediante las matrices de confusión (ver Tabla 8 y Tabla 9).

REFERENCIAS

- Alzoubi, A., Abunaser, R., Khassawneh, A., Alfaqih, M., Khasawneh, A. y Abdo, N. (2018). The bidirectional relationship between diabetes and depression: a literature review. *Korean Journal of Family Medicine*, 39(3), 137-146. <https://dx.doi.org/10.4082%2Fkjfm.2018.39.3.137>.
- American Psychological Association. (2017). *Ethical principles of psychologist and code of conduct*. Recuperado de: <https://www.apa.org/ethics/code/ethics-code-2017.pdf>.
- Asuzu, C., Walker, R., Strom, J. y Egede, L., (2017). Pathways for the relationship between diabetes distress depression, fatalism and glycemic control in adults with type 2 diabetes. *Journal of Diabetes and its Complications*, 31(1), 169-174. <https://dx.doi.org/10.1016%2Fj.jdiacomp.2016.09.013>.
- Beck, A. y Lester, D. (1973). Components of depression in attempted suicides. *The Journal of Psychology: Interdisciplinary and Applied*, 85, 257-260.
- Castillo-Quan, J., Barrera-Buenfil, D., Pérez-Osorio, J. y Álvarez-Cervera, F. (2010). Depresión y diabetes: de la epidemiología a la neurobiología. *Revista de Neurología*, 51(6), 347-359.
- De la Fuente, J. y Heinze, G. (2014). *Salud mental y medicina psicológica*. McGraw Hill.
- Diderichsen, F. y Andersen, I. (2019). The syndemics of diabetes and depression in Brazil – An epidemiological analysis. *SSM – Population Health*, 7. <https://dx.doi.org/10.1016%2Fj.ssmph.2018.11.002>.
- González, F., Escoto, M. y Chávez, J. (2017). *Estadística aplicada en psicología y ciencias de la salud*. Manual Moderno.
- Graham, E., Deschenes, S., Khalil, M., Danna, S., Filion, K. y Schmitz, N. (2020). Measures of depression and risk of type 2 diabetes: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 265, 224-232. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.01.053>.
- Graham, E., Deschenes, S., Rosella, L. y Schmitz, N. (2021). Measures of depression and incident type 2 diabetes in a community sample. *Annals of Epidemiology*, 55, 4-9. <https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2020.11.010>.
- Horner, S., Fireman, G. y Wang, E. (2010). The relation of student behavior, peer status, race, and gender to decisions about school discipline using CHAID decision trees and regression modeling. *Journal of School Psychology*, 48, 135-161.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2018). *Características de las defunciones registradas en México durante 2017*. <https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2018/EstSociodemo/DEFUNCIONES2017.pdf>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2020). *Características de las defunciones registradas en México durante enero a agosto de 2020*. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2021/EstSociodemo/DefuncionesRegistradas2020_Pnles.pdf.
- Jurado, S., Villegas, M., Méndez, L., Rodríguez, F., Loperena, V. y Varela, R. (1998). La estandarización del inventario de depresión de Beck para los residentes de la ciudad de México. *Salud Mental*, 21(3), 26-31.
- Kerlinger, F. y Lee, H. (2002). *Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en ciencias sociales*. McGraw-Hill.
- Khan, Z. (2019). Prevalence of Depression and Associated Factors among Diabetic Patients in an

- Outpatient Diabetes Clinic. *Psychiatry Journal*, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/2083196>.
- Li, C., Xu., D., Hu, M., Tan, Y., Zhang, P., Li, G. y Chen, L. (2017). A systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials of cognitive behavior therapy for patients with diabetes and depression. *Journal of Psychosomatic Research*, 95, 44-54. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2017.02.006>.
- Mezuk, B., Albrecht, S., Eaton, W. y Hill, S. (2008). Depression and Type 2 Diabetes Over the Lifespan: a meta-analysis. *Diabetes Care*, 31(12), 2383-2390. <https://doi.org/10.2337/dc08-0985>.
- Mohri, M., Rostamizadeh, A. y Talwalkar, A. (2018). *Foundations of machine learning*. The MIT Press.
- Owens-Gary, M., Zhang, X., Jawanda, S., McKeever, K., Allweiss, P. y Smith, B. (2018). The Importance of Addressing Depression and Diabetes Distress in Adults with Type 2 Diabetes. *Journal of General Internal Medicine*, 34, 320-323. <https://doi.org/10.1007/s11606-018-4705-2>.
- Pineda, N., Bermúdez, V., Cano, C., Mengual, E., Romero, J., Medina, M., Leal, E., Rojas, J. y Toledo, A. (2004). Niveles de Depresión y Sintomatología característica en pacientes adultos con Diabetes Mellitus tipo 2. *Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, 23(1). http://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S0798-02642004000100013&script=sci_arttext.
- Secretaría de Salud (2018). *Transición epidemiológica*. http://187.191.75.115/gobmx/salud/documentos/transicion/transicion_epidemiologica_2018.pdf.
- Serrano, C., Zamora, K., Navarro, M. y Villarreal, E. (2012). Comorbilidad entre depresión y diabetes mellitus. *Medicina Interna de México* 28(4), 325-328. <https://www.medigraphic.com/pdfs/medintmex/mim-2012/mim124d.pdf>.
- Sociedad Mexicana de Psicología. (2007). *Código ético del psicólogo*. México, D.F: Trillas.
- Subsecretaría de Integración y Desarrollo del Sector Salud (2015). *Informe sobre la salud de los mexicanos 2015: Diagnóstico general de la salud poblacional*. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/64176/INFORME_LA_SALUD_DE_LOS_MEXICANOS_2015_S.pdf.
- Tabesh, M., Shaw, J., Zimmet, P., Söderberg, S., Koye, D., Kowlessur, S., Timol, M., Joonas, N., Sorefan, A., Gayan, P., Alberti, K., Toumlehto, J. y Magliano, D. (2018). Association between type 2 diabetes mellitus and disability: what is the contribution of diabetes risk factors and diabetes complications? *Journal of Diabetes*, 10(9), 744-752. <https://doi.org/10.1111/1753-0407.12659>.
- Wang, D., Wang, H., Gao, H., Zhang, H., Zhang, H., Wang, Q. y Sun, Z. (2020). P2X7 receptor mediates NLRP3 inflammasome activation in depression and diabetes. *Cell & Bioscience*, 10(28). <https://doi.org/10.1186/s13578-020-00388-1>.
- Wang, Y., Lopez, J., Bolge, S., Zhu, V. y Stang, P. (2016). Depression among people with type 2 diabetes mellitus, US National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES), 2005–2012. *BMC Psychiatry*, 16(88). <https://doi.org/10.1186/s12888-016-0800-2>.

Tabla 4

Primer modelo de regresión logística

	AIC	BIC	LogLik	Nagelkerke R ²	B	E.S.	Wald	Odd Rattio
Modelo	96.77	123.81	-39.38	0.8905				
Interceptar					1.59**	0.26		4.93
Satisfacción					.05	.033	2.46	1.05
Interés por los demás					.02	.033	0.46	1.02
Apetito					.03	.033	1.21	1.03
Alteraciones del sueño					.1**	.034	8.23**	1.1
Actitudes negativas hacia uno mismo					.43***	.035	148.81***	1.54
Deterioro del desempeño					.08	.45	3.33	1.08
Alteraciones somáticas					.2***	.45	20.68**	1.23

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < .001$

Tabla 5

Modelo final de regresión logística

	AIC	BIC	LogLik	Nagelkerke R ²	B	E.S.	Wald	Odd Rattio
Modelo	94.58	112.61	-41.29	.8875				
Interceptar					1.59**	0.026		4.93
Dormir					0.09**	0.034	8.08**	1.1
Actitudes negativas hacia uno mismo					0.43***	0.035	151.61***	1.55
Deterioro del desempeño					0.12**	0.038	10.62**	1.13
Alteraciones somáticas					0.23***	0.4	33.13***	1.26

* $p < .05$ ** $p < .01$ *** $p < .001$