

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), marzo-abril 2026,
Volumen 10, Número 2.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i2

APORTES A LOS FACTORES DE RIESGO EN DIABETES MELLITUS EN MÉXICO 2023

**CONTRIBUTION TO RISK FACTORS FOR DIABETES
MELLITUS IN MEXICO 2023**

José Alfredo Zicatl García

Universidad Autónoma de Guerrero, México

Ramón Reyes Carreto

Universidad Autónoma de Guerrero, México

Aportes a los Factores de Riesgo en Diabetes Mellitus en México 2023

José Alfredo Zicatl García¹

alfredozicatl@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0004-6297-6532>

Facultad de Matemáticas

Universidad Autónoma de Guerrero

México

Ramón Reyes Carreto

rcarreto@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0003-4120-5718>

Facultad de Matemáticas

Universidad Autónoma de Guerrero

México

RESUMEN

Este estudio tiene como objetivo obtener un modelo de regresión logística para identificar los factores de riesgo que inciden en la aparición de Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2). Los datos se obtuvieron de la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2023 (ENSANUT 2023), levantada en México. El modelo se construyó utilizando el método de selección StepAIC, obteniéndose un modelo final con 12 variables independientes y una interacción. Para este modelo se obtuvo un pseudo R^2 de McFadden = 0,2695. La prueba de bondad de ajuste de Hosmer–Lemeshow evidenció un p – value = 0.176; dado que $0.05 < p$, se considera que el modelo presenta un buen ajuste. Además, la curva ROC, con un AUC = 0.856, indica que el modelo tiene una buena capacidad predictiva. Los resultados muestran que factores como la prediabetes (PreDM), la hipertensión arterial (HTA), la diabetes en la madre (DM.M) y la diabetes en los hermanos (DM.Hnos) son las variables con mayor influencia en la aparición de DM2. Esto confirma que tanto las condiciones de salud personales como los antecedentes familiares contribuyen significativamente al riesgo de desarrollar esta enfermedad.

Palabras clave: diabetes mellitus tipo 2; regresión logística binaria; factores de riesgo

¹ Autor principal

Correspondencia: alfredozicatl@gmail.com

Contribution to Risk Factors for Diabetes Mellitus in Mexico 2023

ABSTRACT

This study aims to obtain a logistic regression model to identify the risk factors that influence the onset of type 2 Diabetes Mellitus (DM2). The data were obtained from the 2023 National Health and Nutrition Survey (ENSANUT 2023), conducted in Mexico. The model was constructed using the StepAIC selection method, resulting in a final model with 12 independent variables and one interaction. For this model, a McFadden pseudo $R^2 = 0.269$ was obtained. The Hosmer–Lemeshow goodness-of-fit test showed a p – value = 0.176; given that $0.05 < p$, the model is considered to be a good fit. In addition, the ROC curve, with an AUC = 0.856, indicates that the model has good predictive power. The results show that factors such as prediabetes (PreDM), high blood pressure (HTA), diabetes in the mother (DM.M), and diabetes in siblings (DM.Hnos) are the variables with the greatest influence on the onset of DM2. This confirms that both personal health conditions and family history contribute significantly to the risk of developing this disease.

Keywords: type 2 diabetes mellitus; binary logistic regression; risk factors

*Artículo recibido 28 febrero 2026
Aceptado para publicación: 28 marzo 2026*



INTRODUCCIÓN

La Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) ha sido, desde hace años, objeto de estudio por parte de numerosos investigadores y organizaciones; sin embargo, los casos continúan en aumento año tras año. La Organización Mundial de la Salud (OMS, 2024) afirma que el número de personas que viven con diabetes pasó de 200 millones en 1990 a 830 millones en 2022. La prevalencia de esta enfermedad ha aumentado más rápidamente en los países de ingresos medianos y bajos que en los de ingreso alto.

En México de acuerdo con la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT, 2023) esta enfermedad es una de las principales causas de muerte en adultos mayores de 20 años y más, colocándole como la primera causa de muerte en las mujeres y la segunda en los hombres, esto derivado a varios factores dentro de los cuales destacan los hábitos alimenticios y de ejercicio. Además, se ha convertido en una de las cinco enfermedades con mayor impacto económico al sistema de salud.

Los modelos predictivos permiten detectar la DM2 o identificar a personas con mayor riesgo de desarrollarla, lo que facilita determinar el mejor tratamiento clínico para los pacientes (Joshi & Dhakal, 2021). Debido al incremento constante de casos, se requieren estudios basados en métodos estadísticos que ayuden a identificar los factores de riesgo y permitan predecir la presencia o ausencia de la enfermedad. Para ello, una herramienta eficaz son los modelos de regresión; en específico, el modelo de regresión logística, que permite conocer la relación entre una variable dependiente de naturaleza cualitativa y diversas variables independientes, que pueden ser cuantitativas o cualitativas (Berlanga & Vilà Baños, 2014).

En la literatura, los trabajos relacionados con el análisis de factores de riesgo para la DM2 se han abordado principalmente desde el aspecto descriptivo. El estudio realizado por Olaiz-Fernández, Rojas, Aguilar-Salinas, Rauda y Villalpando (2007) analiza la prevalencia de la Diabetes Mellitus en adultos mexicanos utilizando intervalos de confianza al 95 %. Los resultados muestran que la enfermedad es más frecuente en personas mayores de 60 años y en grupos con baja escolaridad o cuyos ingresos no superan los dos salarios mínimos. En muchos casos, estas condiciones sociales y económicas limitan su acceso al tratamiento.

El estudio de Sánchez Martínez, Vega Falcón y Gómez Martínez (2021) ajusta un modelo de regresión logística binaria para la predicción de la DM2 en pacientes adultos.

Para ello, consideraron una población de 628 pacientes de un consultorio médico en Matanzas, Cuba. Las variables independientes incluidas fueron la edad, el sexo, la hipertensión arterial alta (HTA) y la predisposición genética.



El modelo obtenido indica que las variables HTA y predisposición genética influyen directamente en el alto riesgo de padecer DM2, mientras que las variables edad y sexo no resultaron significativas, al presentar un p-valor mayor a 0.05.

El estudio de Liao-Li, Celaya-Padilla, Galván-Tejada, Galván-Tejada, Luna-García, Rosales y otros (2022) utiliza un conjunto de datos proporcionado por la Unidad de Investigación Médica en Bioquímica del Hospital de Especialidades “Bernardo Sepúlveda” del Centro Médico Nacional Siglo XXI del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS). Dichos datos incluyen 46 características relacionadas con posibles complicaciones derivadas de la diabetes, tales como edad, índice de masa corporal, niveles de creatinina, urea, glucosa, lípidos y colesterol en sangre. Para obtener el modelo de regresión logística, los autores consideraron inicialmente las 46 características. Después de aplicar métodos de selección hacia adelante y hacia atrás, obtuvieron un modelo con 32 variables, aunque la mayoría no resultó significativa. Por ello, implementaron posteriormente la prueba *t* de Student como criterio adicional de selección. Los resultados finales muestran un modelo con solo tres características significativas: creatinina, insulina y sexo.

El presente estudio tiene como objetivo identificar los factores de riesgo que influyen en la aparición de la enfermedad, utilizando los datos obtenidos en la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2023 (ENSANUT, 2023). Para ello, se realizó una depuración de la base de datos, seleccionando únicamente aquellas variables consideradas relevantes por estudios previamente publicados. Posteriormente, mediante el uso del software RStudio, se aplicó el método de selección de variables StepAIC con el propósito de obtener un modelo de regresión logística binaria que se ajuste adecuadamente a los datos. De esta manera, se busca comprobar si las características personales, los hábitos y los antecedentes Heredo-Familiares inciden directamente en el riesgo de padecer DM2.

METODOLOGÍA

Población y muestra de estudio

La población de estudio de la ENSANUT 2023 incluyó a personas residentes, tanto nacionales como extranjeras, que habitan en los hogares de México.

Para este estudio se consideraron únicamente los resultados del grupo de Adultos, hombres y mujeres, de 20 años o más. La muestra fue no probalística y transversal, con un total 6,772 cuestionarios completos.



Variables de estudio

La variable dependiente Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) corresponde a la respuesta a la pregunta: “¿Algún médico le ha dicho que tiene diabetes (o alta el azúcar en la sangre)?” Esta variable toma el valor de 1 si la persona respondió Sí, y 0 si su respuesta fue No.

Las variables independientes se tomaron de manera selectiva para obtener así solo aquellas que se consideran influyentes por la literatura ya publicada; para el presente estudio se identificaron un total de 14 variables independientes, las cuales se presentan a continuación.

La variable Edad es de tipo numérico. La variable Sexo es dicotómica: toma el valor de 1 si el encuestado es hombre y 0 si es mujer. De la misma manera, se incluyó la variable correspondiente a la pregunta: “¿Algún médico le ha dicho que tiene o tuvo prediabetes?” (PreDM). Su codificación toma el valor de 1 si la respuesta fue Sí, 0 si respondió No y 2 si indicó No sabe.

Las variables Colesterol Alto (CT) y Triglicéridos Altos (TG) son dicotómicas, donde 1 indica que a la persona Sí le han detectado la condición y 0 si respondió No. Además, se les preguntó si padecen Hipertensión Arterial (HTA). Esta variable se codifica de la siguiente manera: 1 si la persona respondió Sí, 2 si indicó que solo la presentó *durante el embarazo*, y 0 si su respuesta fue No.

Otras características consideradas corresponden a hábitos que pueden afectar la salud. La variable FUMA toma el valor de 1 si la persona fuma todos los días, 2 si fuma solo algunos días, 0 si no fuma actualmente y 3 si no respondió. Por otro lado, la variable TOMA evalúa los hábitos de consumo de alcohol y se codificó de la siguiente manera: 1 si la persona consume alcohol diariamente, 2 si lo hace semanalmente, 3 si su consumo es mensual, 4 si bebe con una frecuencia anual, 5 si no consumió alcohol en los últimos 12 meses, 0 si nunca ha consumido bebidas alcohólicas y 6 si no respondió.

Los antecedentes Heredo-Familiares corresponden a variables que contienen información sobre enfermedades que podrían padecer o haber padecido los padres o hermanos de la persona encuestada.

Respecto a los antecedentes conocidos del padre, se les cuestionó si este tiene o tuvo Diabetes Mellitus (DM.P) y si además padeció Hipertensión Arterial (HTA.P).

La misma información se solicitó respecto a la madre, clasificándose como Diabetes Mellitus Madre (DM.M) y Hipertensión Arterial Madre (HTA.M). Asimismo, para cualquiera de los hermanos se pidió responder si tienen o tuvieron Diabetes Mellitus (DM.Hnos) o Hipertensión Arterial (HTA.Hnos). Todas estas variables toman el valor de 1 si la persona respondió Sí, 0 si respondió No y 3 si indicó No sabe.

Análisis de datos

Inicialmente, se realizó un proceso de depuración sobre el total de 6,772 cuestionarios de la muestra de estudio, con el objetivo de eliminar aquellas respuestas incompletas. Tras esta depuración, se obtuvo una base de datos conformada por 6,102 observaciones completas. Posteriormente, para la aplicación del modelo de regresión logística binaria, se implementó un filtro adicional mediante el cual se excluyeron las respuestas de mujeres que reportaron DM2 únicamente durante el embarazo. Como resultado de estos filtros, se obtuvo una base final integrada por 6,080 observaciones completas.

Se empleó la función *sample()* de RStudio para seleccionar aleatoriamente el 80 % de las observaciones de la base de datos, conformando así el conjunto de entrenamiento (*train*), mientras que el 20 % restante se destinó a la evaluación del modelo (*test*). Esta estrategia garantiza que el desempeño del modelo se evalúe sobre datos no utilizados durante el proceso de entrenamiento.

Se utiliza la función *glm* (*Generalized Linear Model*) para definir el modelo inicial con todas las variables seleccionadas. Posteriormente, con el fin de identificar las variables significativas, se aplica el método de selección de variables *stepAIC()*, el cual determina automáticamente las variables más relevantes para el modelo utilizando el criterio de información de Akaike (AIC). El AIC estima la distancia relativa entre la verosimilitud verdadera y la verosimilitud ajustada del modelo, más una constante. Este criterio consiste en seleccionar el modelo que produzca el menor valor de AIC (Joshi & Dhakal, 2021).

Para evaluar el ajuste del modelo se calcularon medidas de tipo R^2 para modelos logísticos mediante la función *pR2()*. Asimismo, se aplicó la prueba de bondad de ajuste de Hosmer–Lemeshow, utilizando la función *hoslem.test()*, con el propósito de verificar si las probabilidades predichas por el modelo coinciden con las frecuencias observadas en los datos.

En conjunto, estos indicadores facilitan la validación del desempeño del modelo y su capacidad para ajustarse adecuadamente a la información disponible.

Las predicciones del modelo se obtuvieron utilizando el conjunto de datos prueba (*test*) mediante la función *predict()*. Posteriormente, se construyó la matriz de confusión, la cual compara las predicciones generadas con los valores reales de la variable respuesta; en ella, cada celda refleja el número de observaciones que fueron clasificadas correctamente o de manera errónea. Para evaluar el desempeño del modelo, se empleó la *curva ROC* (*Receiver Operating Characteristic*), una herramienta gráfica ampliamente utilizada para valorar la capacidad de discriminación en modelos de clasificación binaria.



Esta curva representa la relación entre la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) y la tasa de falsos positivos (1 – especificidad) para diferentes puntos de corte. En este estudio, la curva ROC se obtuvo mediante la función *roc()* del paquete *pROC* en RStudio.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Bajo el método *stepAIC()*, las variables HTA.P y FUMA resultaron no significativas para el modelo, por lo que se eliminaron; obteniéndose así un modelo con AIC = 2756,9, integrado por 12 variables independientes y una interacción significativa. En la Tabla 1 se presentan las estimaciones de los parámetros β_0, \dots, β_n del modelo logístico.

Tabla 1: Modelo de regresión logística para DM2

Variable	Coefficiente (β)	Error Estándar	p-valor
(Intercept)	-4.674574	-23.129	< 2e-16
PreDM1	1.215283	9.587	< 2e-16
PreDM2	-0.018828	-0.036	0.9715
Edad	0.041708	10.726	< 2e-16
Sexo1	0.036883	0.329	0.7419
HTA1	0.954333	7.197	6.14e-13
HTA2	-0.21874	-0.196	0.8449
CT1	0.505615	2.794	0.0052
TG1	0.345854	2.286	0.0223
TOMA1	-0.145759	-0.33	0.7417
TOMA2	-0.348969	-1.617	0.106
TOMA3	-0.462778	-2.291	0.022
TOMA4	-0.169678	-1.123	0.2613
TOMA5	0.279949	2.112	0.0347
TOMA6	-10.954362	-0.022	0.9825
DM.P1	0.509455	4.355	1.33e-05
DM.P2	0.39668	1.73	0.0836
DM.M1	0.801267	7.189	6.52e-13
DM.M2	-0.009086	-0.017	0.9864
HTA.M1	-0.247847	-2.177	0.0295
HTA.M2	-0.092416	-0.236	0.813
DM.Hnos1	0.916915	7.958	1.74e-15
DM.Hnos2	0.302779	0.718	0.4729
HTA.Hnos1	-0.17456	-1.447	0.1478
HTA.Hnos2	0.117508	0.407	0.6836
HTA1:CT1	-0.204775	-0.939	0.3475
HTA2:CT1	-11.472439	-0.036	0.9712

AIC del modelo: 2756.9 ; Deviance residual: 2702.9 (gl = 4837)

Para facilitar la interpretación de los efectos de cada variable sobre la probabilidad de desarrollar DM2, en la Tabla 2 se obtienen los odds ratio (razones de momios) mediante los $\exp(\beta)$. Estos valores, permiten expresar el cambio multiplicativo en los odds de presentar DM2 asociado a una unidad de incremento en la

variable correspondiente, por su parte los intervalos de confianza indican el rango de valores que podría tomar cada parámetro en la población, dados los datos observados.

Tabla 2: *Coefficientes del modelo logístico (con odds ratio e intervalos de confianza al 95 %)*

Variable	β (Estimate)	$\exp(\beta)$	IC 2.5%	IC 97.5%
(Intercept)	-4.674574	0.0093	-5.07878186	-4.28626267
PreDM1	1.215283	3.3713	0.96608915	1.46321661
PreDM2	-0.018828	0.9813	-1.16681963	0.93869171
Edad	0.041708	1.0426	0.03413334	0.04938293
Sexo1	0.036883	1.0376	-0.18344046	0.25582472
HTA1	0.954333	2.5969	0.69363290	1.21364172
HTA2	-0.21874	0.8037	-3.20749825	1.57183516
CT1	0.505615	1.6580	0.14690559	0.85667363
TG1	0.345854	1.4136	0.04833239	0.64163483
TOMA1	0.623435	1.8644	-1.09302460	0.66277969
TOMA2	-0.348969	0.7054	-0.77938948	0.06805010
TOMA3	-0.462778	0.6296	-0.86567102	-0.07261803
TOMA4	-0.169678	0.8440	-0.46665782	0.12590031
TOMA5	0.279949	1.3229	0.02106544	0.54094983
TOMA9	-10.954362	0.00001	NA	54.26030698
DM.P1	0.509455	1.6643	0.27897512	0.73775076
DM.P2	0.39668	1.4869	-0.06303253	0.83740478
DM.M1	0.801267	2.2289	0.58308774	1.02016946
DM.M2	-0.009086	0.9910	-1.08961311	1.01520013
HTA.M1	-0.247847	0.7805	-0.47209706	-0.02561934
HTA.M2	-0.092416	0.9118	-0.88315623	0.66216999
DM.Hnos1	0.916915	2.5016	0.69144722	1.14323766
DM.Hnos2	0.302779	1.3538	-0.54752014	1.11303813
HTA.Hnos1	-0.17456	0.8399	-0.41227215	0.06068810
HTA.Hnos2	0.117508	1.1247	-0.46128253	0.67191054
HTA1:CT1	-0.204775	0.8148	-0.63009134	0.22476368
HTA2:CT1	-11.472439	0.00001	NA	54.89764296

A partir de esta selección se construye el modelo sugerido expresado en términos de los los odds ratio.

Ajuste del modelo

El Pseudo R^2 de McFadden (0.2695) indica que el modelo realiza un buen ajuste, además de que logra explicar 18,5 % (Cox & Snell) de la proporción de variabilidad explicada relativa al modelo nulo. Con la prueba de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow, se obtuvo un $p - \text{value} = 0,176$ y como $(0,05 < p)$, se concluye que el modelo se ajusta adecuadamente. Con estas estimaciones se considera que el nivel de ajuste del modelo logístico es bueno.

Validación del modelo

Para validar el ajuste del modelo, se obtienen las predicciones usando el conjunto de datos de prueba (*test*) y se clasifican en la matriz de confusión.

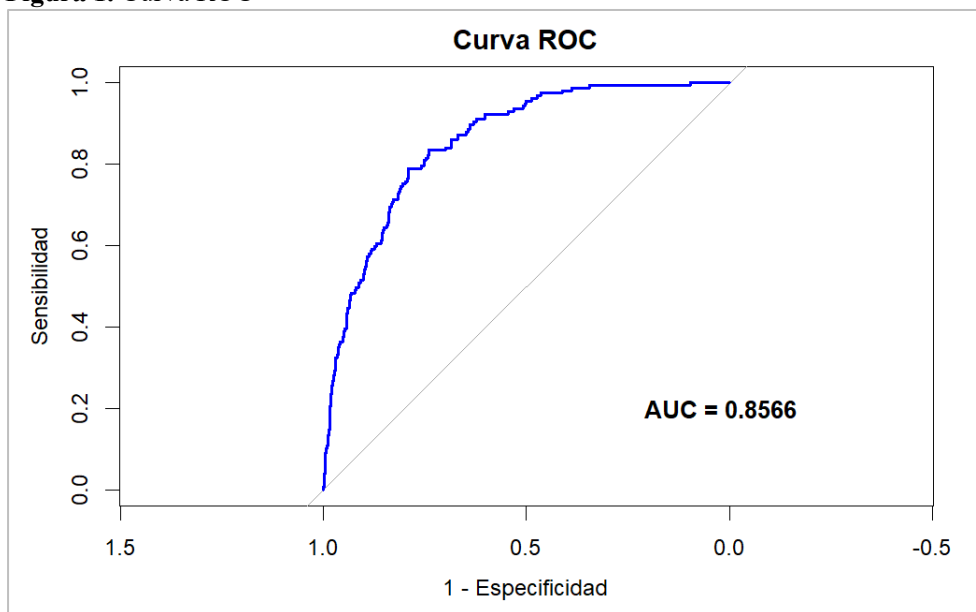


Tabla 3: Matriz de confusión del modelo logístico para la DM2

Real	Predicho	
	No tiene DM2	Tiene DM2
No tiene DM2	1035	24
Tiene DM2	41	116

La matriz de confusión muestra que el modelo clasificó correctamente 1035 casos negativos (personas sin DM2) y 116 casos positivos (personas con DM2). Sin embargo, se observan 24 falsos positivos (personas clasificadas con DM2 sin padecerla) y 41 falsos negativos (personas con DM2 clasificadas como sanas). Esto indica que en general el modelo tiene un buen desempeño.

Figura 1. Curva ROC



En la Figura 1 se observa que la curva ROC presenta una tendencia hacia la esquina superior izquierda del gráfico. Esto indica un buen desempeño del modelo, ya que refleja alta sensibilidad y especificidad de manera simultánea. Lo anterior se confirma con el elevado valor del AUC = 0,856 lo que permite concluir que, en general, el modelo tiene una buena capacidad para distinguir entre pacientes con DM2 y aquellos que no la padecen.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos muestran como la Prediabetes es uno de los factores que más influye en la aparición de la DM2 el valor del $\exp(\beta) = 3,3$ indica que las personas con Prediabetes tienen 3,3 veces más posibilidad de desarrollar DM2 que quienes no la tienen, esto muestra concordancia con el estudio de Coronado-Malagón, Gómez-Vargas, Espinoza-Peralta y Arce-Salinas (2009) quienes mencionan como el estado de metabolismo anormal de la glucosa conocido como Prediabetes es considerado como un factor de

riesgo para el desarrollo de la DM2, debido a su alta frecuencia en la población y a que, de manera independiente, se vincula con un aumento en la morbilidad y a la aparición de diversas complicaciones de salud. Por su parte Tabák, Herder, Rathmann, Brunner y Kivimäki (2012) indican que alrededor del 5-10 % de las personas con prediabetes se vuelven diabéticas cada año.

La edad es otro factor de riesgo relevante. De acuerdo con el modelo, el valor de $\exp(\beta) = 1,04$ para la variable edad, esto indica que, por cada año adicional, las probabilidades (odds) de desarrollar DM2 aumentan aproximadamente un 4 %. Esto muestra similitud con el estudio de Alcocer, Valle y Ceh (2016) quienes evidencian como el riesgo de padecer DM2 se incrementa conforme aumenta la edad mostrando una mayor prevalencia de la enfermedad en personas de 50-60 años de edad.

El modelo incluye la variable Sexo como predictiva, siguiendo que ser hombre reduce los odds de DM2 en aproximadamente 3 % lo que significa que las mujeres son más propensas a desarrollar DM2; esto se compara con lo que plantea el estudio de Castro, Peñate y Vilorio (2020) en el que se encontró que el 53 % de su población de estudio con DM2 correspondió, al sexo femenino. Sin embargo, es importante destacar que actualmente no existe una tendencia consistente en la frecuencia de la enfermedad según el sexo, aunque los datos sugieren una mayor predisposición en las mujeres (Alcocer et al., 2016).

La Hipertensión Arterial (HTA) se identificó como una de las variables más influyentes en la aparición de DM2. El valor de $\exp(\beta) = 2,5$ indica que la presencia de HTA incrementa aproximadamente 2.5 veces la posibilidad de desarrollar DM2. Esto muestra similitud con lo reportado por Martínez et al. (2022), quienes señalan que la coexistencia de ambas enfermedades es altamente frecuente desde el punto de vista epidemiológico, debido a que comparten mecanismos fisiopatológicos. Por su parte el modelo indica que padecer Colesterol alto (CT) aumenta los odds de DM2 en 65 % mientras que niveles altos de Triglicéridos (TG) incrementan los odds de DM2 en 41 %, esto coincide con los resultados de Solís (2012) quien reporta que los pacientes identificados como diabéticos ya presentaban previamente alteraciones en su estado de salud, como niveles elevados de Colesterol y Triglicéridos.

El modelo incorpora la variable consumo de alcohol como factor de riesgo mostrando como si la persona consume este tipo de bebidas aumenta los odds de padecer DM2 en un 86 %. Esto concuerda con lo señalado por López-González, González San Miguel, Arroyo Bote, Del Mar Rigo Vives, Riutord Sbert, Ramírez Manent y otros (2021), quienes evaluaron el consumo en unidades de bebida estándar (equivalentes a 10 g) y clasificaron como consumo excesivo superar semanalmente las 35 unidades en hombres y 20 en mujeres.



Sus resultados evidenciaron que el consumo excesivo de alcohol, en comparación con no beber, beber poco o moderadamente, incrementa el riesgo de desarrollar DM2 en ambas escalas de riesgo.

Los factores Heredo-Familiares incorporados en el modelo corresponden a Diabetes en padre (DM.P), Diabetes en madre (DM.M), Hipertensión en madre (HTA.M), Diabetes en hermanos (DM.Hnos) e Hipertensión en hermanos (HTA.Hnos), los cuales reflejan la influencia de los antecedentes familiares en la aparición de la enfermedad. Esto se compara con lo reportado por diversos autores que coinciden en que los antecedentes Heredo-Familiares representan un factor determinante en la aparición de la enfermedad. En este sentido, Peñafiel (2024) señala que las características genéticas heredadas de los padres a sus hijos en primero y segundo grado de consanguinidad tienen mayor probabilidad de desarrollar la enfermedad en el transcurso de su vida. Este estudio confirmó que, cuando el padre tiene/tuvo DM2, los odds de padecer la enfermedad aumentan en un 66 %; si la madre tiene/tuvo DM2, el valor de $\exp(\beta) = 2,22$ esto indica que los odds de presentar la enfermedad se duplican. La mayor probabilidad se observa en el caso de los hermanos, ya que, si uno de ellos padece DM2, la posibilidad de desarrollar la enfermedad se incrementa 2.5 veces más.

La interacción entre Hipertensión Arterial y Colesterol alto (HTA:CT) resultó significativa, aunque con un efecto menor en comparación con los coeficientes individuales de cada variable.

Esto explica que, cuando ambas condiciones se presentan simultáneamente, el aumento en el riesgo de padecer DM2 no es tan elevado.

CONCLUSIONES

La DM2 es una de las enfermedades que más afectan la salud de los mexicanos; esto se debe, en parte, a la gran cantidad de productos con altos contenidos de azúcar y grasas procesadas que se encuentran en el mercado de alimentos, lo que lleva a las personas a desarrollar DM2 desde edades tempranas. Este estudio logró obtener un modelo de regresión logística con 12 variables explicativas y una interacción que evidencia cómo influyen en la aparición de la DM2. Se mostró cómo las personas con prediabetes tienden a desarrollar completamente la enfermedad, lo que resalta la importancia de la detección temprana. Asimismo, padecer altos índices de Colesterol, Triglicéridos y Hipertensión arterial aumenta la posibilidad de padecer esta enfermedad, como lo hacen, por su parte, los antecedentes Heredo-Familiares, lo cual coincide con lo reportado en la literatura científica. En conjunto, estos resultados resaltan que la DM2 debe entenderse como el resultado de la interacción entre factores biológicos, conductuales y genéticos.



El modelo obtenido fue validado y mostró un buen ajuste, así como una adecuada capacidad predictiva, lo que indica que representa de buena manera la relación entre los factores estudiados y la aparición de la DM2. Sin embargo, para su aplicación práctica es necesario considerar las condiciones bajo las cuales fue construido, así como el tipo de variables incluidas y los supuestos de la regresión logística. Estos resultados constituyen una herramienta valiosa para investigaciones futuras; su utilización puede contribuir a identificar grupos de riesgo con mayor precisión y orientar soluciones preventivas en el ámbito de la salud pública.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Alcocer, B. S., Valle, A. R. C., & Ceh, J. G. G. (2016). Identificación de factores de riesgo de la diabetes mellitus tipo 2 en adultos de 30 a 60 años de edad en la comunidad de Isla Aguada, municipio de Ciudad del Carmen, Campeche. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 6(12), 476–490. Recuperado de: <https://www.ride.org.mx/index.php/RIDE/article/view/216>
- Berlanga-Silvente, V., & Vilà-Baños, R. (2014). Cómo obtener un modelo de regresión logística binaria con SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 7(2), 105–118. <https://doi.org/10.1344/reire2014.7.2727>
- Rivas-Castro, A., Leguísamo-Peñate, I. L., & Puello-Viloria, Y. P. (2020). Estilo de vida en pacientes con Diabetes Mellitus tipo II de una institución de salud en Santa Marta, Colombia, 2017. *Duazary: Revista internacional de Ciencias de la Salud*, 17(4), 55–64. <https://doi.org/10.21676/2389783X.3601>
- Coronado-Malagón, M., Gómez-Vargas, J. I., Espinoza-Peralta, D., & Arce-Salinas, A. (2009). Progresión de prediabetes a diabetes mellitus tipo 2 en mexicanos. Evaluación en una cohorte. *Gaceta Médica de México*, 145(4), 269–272. Recuperado de: https://www.anmm.org.mx/publicaciones/gaceta_medica_de_mexico/2009/vol_145_n4.pdf
- Instituto Nacional de Salud Pública. (2018). Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2018 (ENSANUT 2018). Recuperado de: <https://ensanut.insp.mx/encuestas/ensanut2018/index.php>
- Joshi, R. D., & Dhakal, C. K. (2021). Predicting type 2 diabetes using logistic regression and machine learning approaches. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(14), 7346. <https://doi.org/10.3390/ijerph18147346>



- Liao-Li, M. K., Celaya-Padilla, J. M., Galván-Tejada, C. E., Galván-Tejada, J. I., Luna-García, H., Rosales, H. G., & Cruz, M. (2022). Detección de nefropatía como complicación en pacientes diabéticos de tipo II mediante el uso de la regresión logística. *Research in Computing Science*, 151(6), 133–144. Recuperado de: https://rcs.cic.ipn.mx/2022_151_6/RCS_151_6_2022.pdf
- López-González, A. A., González San Miguel, H. M., Arroyo Bote, S., Del Mar Rigo Vives, M., Riutord Sbert, P., & Ramírez Manent, J. (2021). Relación entre el consumo de alcohol y el riesgo de diabetes tipo 2 en los trabajadores. *Prensa Médica Argentina*, 107(6), 299–306. Recuperado de: <https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/biblio-1359089>
- Olaiz-Fernández, G., Rojas, R., Aguilar-Salinas, C. A., Rauda, J., & Villalpando, S. (2007). Diabetes mellitus en adultos mexicanos: resultados de la Encuesta Nacional de Salud 2000. *Salud Pública de México*, 49 (Supl.3), s331–s337. Recuperado de: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0036-36342007000900004&lng=es
- Peñafiel, B. D. G. (2024). *Factores de riesgo asociados a diabetes mellitus tipo 2*. *Revista Científica de Salud y Desarrollo Humano*, 5(2), 101–115. <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i2.123>
- R Core Team. (2023). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.r-project.org/>
- Sánchez Martínez, B., Vega Falcón, V., & Gómez Martínez, N. (2021). Predicción de la diabetes mellitus tipo 2 en pacientes adultos mediante regresión logística binaria. *Dilemas contemporáneos: educación, política y valores*, 8(3), Art. 00051. <https://doi.org/10.46377/dilemas.v8i3.2675>
- Saltos Solís, M. S. (2012). Estilos de vida y factores de riesgo asociados a diabetes mellitus tipo 2. *Ciencia UNEMI*, 5(7), 8–19. <https://doi.org/10.29076/issn.2528-7737vol5iss7.2012pp8-19p>
- Tabák, A. G., Herder, C., Rathmann, W., Brunner, E. J., & Kivimäki, M. (2012). Prediabetes: a high-risk state for diabetes development. *The Lancet*, 379(9833), 2279–2290. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)60283-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60283-9)
- World Health Organization. (2024). Diabetes: Fact sheet. Recuperado de: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/diabetes>

