



Calidad de vida y variables sociodemográficas como variables explicativas de obesidad

Quality of life and sociodemographic variables, as explanatory variables of obesity

Qualidade de vida e variáveis sóciodemográfico, como variáveis explicativas da obesidade

Gerardo Leija-Alva¹

CICS-Universidad Santo Tomás, Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México - México

 <https://orcid.org/0000-0003-4915-3000>

Felipe de Jesús Díaz-Reséndiz

Universidad de Guadalajara, Guadalajara – Estado de Jalisco, México

 <https://orcid.org/0000-0003-2278-876X>

Víctor Aguilera-Sosa

CICS-Universidad Santo Tomás, Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México - México

 <https://orcid.org/0000-0002-0636-5567>

vaguilera@ipn.mx (correspondencia)

DOI: <https://doi.org/10.35622/j.rep.2024.01.001>

Recibido: 31/09/2023 – Aceptado: 25/01/2024 – Publicado: 10/02/2024

PALABRAS CLAVE

calidad de vida,
sociodemográficos,
redes neuronales
artificiales, obesidad.

RESUMEN. Objetivo: Identificar las variables relacionadas con la calidad de vida y sociodemográficas que podrían explicar el porcentaje de grasa, así como las lipoproteínas de baja densidad, lipoproteínas de muy baja densidad, el colesterol total y los triglicéridos, todas asociadas a la obesidad. **Métodos:** Se llevó a cabo un estudio cuantitativo no experimental de conveniencia y explicativo. Los participantes incluyeron a 320 adultos con diferentes niveles de índice de masa corporal, de ambos sexos, que eran pacientes de la Escuela Superior de Medicina del Instituto Politécnico Nacional de 2018 a 2020. Se evaluó y midió la calidad de vida, lipoproteínas, colesterol y porcentaje de grasa. Se utilizaron regresiones lineales, regresiones categóricas, ecuaciones estructurales y redes neuronales artificiales. **Resultados:** En la red neuronal artificial, las variables con mayor peso sináptico fueron el estado civil, la ocupación y la edad; y en cuanto a la calidad de vida, la función cognitiva, la dependencia médica y el desempeño físico. En los modelos lineales, los factores explicativos incluyeron preocupaciones, aislamiento, percepción corporal, actitud ante el tratamiento, tiempo libre, género y estado civil. **Conclusión:** La percepción corporal, la edad, la dependencia médica, el estado civil y las preocupaciones fueron las variables de entrada que explicaron el porcentaje de grasa y los lípidos en sangre relacionados con la obesidad.

¹ Maestro en Psicología por el Instituto Politécnico Nacional Centro Interdisciplinario de Ciencias de la Salud, México.



KEYWORDS

quality of life,
sociodemographic,
artificial neural networks,
obesity.

ABSTRACT. Objective: To identify variables related to quality of life and sociodemographics that could explain the percentage of body fat, as well as low-density lipoproteins, very low-density lipoproteins, total cholesterol, and triglycerides, all associated with obesity. **Methods:** This was a quantitative, non-experimental, convenience, and explanatory study. Participants included 320 adults with different body mass index levels, of both sexes, who were patients at the Higher School of Medicine of the National Polytechnic Institute from 2018 to 2020. We assessed and measured quality of life, lipoproteins, cholesterol, and body fat percentage. Linear regressions, categorical regressions, structural equations, and artificial neural networks were employed. **Results:** In the artificial neural network, the variables with the highest synaptic weight were marital status, occupation, and age; and in terms of quality of life, cognitive function, medical dependence, and physical performance. In linear models, explanatory factors included concerns, isolation, body perception, attitude towards treatment, leisure time, gender, and marital status. **Conclusion:** Body perception, age, medical dependence, marital status, and concerns were the input variables that explained the percentage of body fat and blood lipids related to obesity.

PALAVRAS-CHAVE

qualidade de vida,
sociodemográficas, redes
neurais artificiais,
obesidade.

RESUMO. Objetivo: Identificar variáveis relacionadas à qualidade de vida e sociodemográficas que poderiam explicar o percentual de gordura corporal, assim como lipoproteínas de baixa densidade, lipoproteínas de muito baixa densidade, colesterol total e triglicéridos, todos associados à obesidade. **Métodos:** Este foi um estudo quantitativo, não experimental, de conveniência e explicativo. Os participantes incluíram 320 adultos com diferentes níveis de índice de massa corporal, de ambos os sexos, que eram pacientes da Escola Superior de Medicina do Instituto Politécnico Nacional de 2018 a 2020. Avaliamos e medimos qualidade de vida, lipoproteínas, colesterol e percentual de gordura corporal. Foram utilizadas regressões lineares, regressões categóricas, equações estruturais e redes neurais artificiais. **Resultados:** Na rede neural artificial, as variáveis com maior peso sináptico foram estado civil, ocupação e idade; e em termos de qualidade de vida, função cognitiva, dependência médica e desempenho físico. Nos modelos lineares, os fatores explicativos incluíram preocupações, isolamento, percepção corporal, atitude em relação ao tratamento, tempo de lazer, gênero e estado civil. **Conclusão:** A percepção corporal, idade, dependência médica, estado civil e preocupações foram as variáveis de entrada que explicaram o percentual de gordura corporal e os lipídios sanguíneos relacionados à obesidade.

1. INTRODUCCIÓN

La obesidad (OB) es definida como la acumulación excesiva de grasa, que puede ser perjudicial para la salud, y la calidad de vida (CL) (Organización Mundial de Salud, 2023). Desgraciadamente, México tiene una de las prevalencias más altas en el mundo, según datos de Campos-Nonato et al. (2023), el 35% de la población general, lo que puede condicionar a padecer comorbilidades, como diabetes mellitus (DM), hipertensión (HT), aterosclerosis, algunos tipos de cáncer y dislipidemia (Lobstein Tim, 2023; Morigny et al., 2021). Asociado a lo anterior, hay una relación, entre el grado de OB, como variable independiente, que explica positivamente a las lipoproteínas de baja densidad (LDL) y triglicéridos, e inverso para lipoproteínas de alta densidad HDL (Marín-Soto et al., 2019; Morigny et al., 2021; Pérez-Vielma et al., 2021a). Por otra parte, cuando se ha evaluado el food craving, que es un impulso irresistible por comer un determinado alimento (FC), en paralelo con lípidos en sangre y la expresión del gen DRD2, se ha confirmado alta relación, tanto en el FC, la expresión de este gen, y el elevado índice aterogénico de riesgo (≥ 4.51), como lo confirman los estudios de Platzer et al. (2020), y el de Pérez-Vielma et al. (2021b), la primera encontró correlación negativa entre FC y los niveles de grelina, y la segunda encontró que el FC es predictor tanto del índice aterogénico y de la modulación de génica de los genes CART y DRD2, ambos trabajos en sujetos con OB.

Al comparar por géneros, el estado de salud, la composición corporal, glucosa en sangre, insulina en ayunas, perfiles de lípidos, función hepática-renal, biomarcadores inflamatorios, presión arterial, microbiota fecal

(mediante secuenciación del gen 16S rRNA), se identificaron diferencias en la composición del microbiota por familia, género, y nivel de índice de masa corporal (IMC) y elevados niveles de LDL, y bajos de HDL (Somnuk et al., 2023). Aunado a lo anterior, la calidad de vida (CV) se ve afectada, tanto en el estado físico, cognitivo-emocional, laboral-social, y económico (Organización Mundial de Salud, 1998). Al realizar mediciones longitudinales de CV, estado de salud, y pérdida de peso en pacientes sometidos a tratamiento para el manejo y control del IMC, se encontró que la pérdida fue de 12% en promedio, sumado a la recuperación en la función física, y en autoestima (Kolotkin et al., 2001).

En un trabajo en pacientes con OB mórbida sometidos a cirugía bariátrica, se hallaron cambios en la CV posterior al tratamiento quirúrgico, concretamente en la capacidad para “sentirse más feliz”, mayor satisfacción con imagen corporal, progreso en autoestima, motivación a hacer más ejercicio, menor ansiedad, vergüenza, pensamientos negativos, y FC (Ahmed & Ezzat, 2019).

La CV en OB se ve reducida en el área física, mental, sexual, económico, y social; comorbilidades, como artropatías, síndrome metabólico, hipertensión arterial, hígado graso, arteriosclerosis, y por consecuente, en la CV percibida. De hecho, cuando se ha comparado la CV en sujetos con SP, estos presentaron mayor puntuación en las dimensiones de salud mental, rol físico, vitalidad, salud, y rol emocional, a diferencia de los obesos (Monereo-Megias et al., 2000; Arzate-Hernández, 2022).

Cuando se cruzan datos epidemiológicos, usando *machine learning*, y regresión lineal, para buscar las relaciones entre la OB, el código postal, variables sociodemográficas (SD), tipo de atención médica, y medio ambiente, en todos los condados de EE. UU, encontraron que las variables SD explicaban el 44,9% de la variación en la prevalencia de OB. Estas variables fueron, atención médica, el ingreso familiar medio, y el nivel de educación universitaria (Scheinker et al., 2019). En otros trabajos, también encontraron que las variables SD, tales como, el nivel socioeconómico, la raza/etnia, el sexo, el género explican tanto el grado de IMC, como de CV (Fastenau et al., 2019; Anekwe et al., 2020).

Y es que, cuando se indaga el rol explicativo que tiene la calidad de vida y la conducta de salud, en combinación, con la posición socioeconómica, y el estrés, con respecto a las diferencias raciales y étnicas, es la CV en correlación con el estrés, los principales factores que mejor explica la diferencia en el nivel de IMC, entre blancos, hispanos, y afroamericanos (Cuevas et al., 2020; Saghafi-Asl et al., 2020).

El uso de las redes neuronales artificiales (RNA), ha aumentado en el área de la salud como método explicativo, dada su capacidad predictiva para cada variable independiente por separado, por ejemplo, en una investigación en México, se usaron para predecir el nivel del daño neuropsicológico a partir del porcentaje grasa, y conductas de salud en pacientes con diferentes grados de OB. Los pesos sinápticos más altos, se encontraron en la prueba de Errores Stroop, y en Aciertos (BANFE-2). Los investigadores concluyeron, que la RNA fue un método potente para el análisis simultáneo de diversas variables de entrada, que incluyeron a variables neuropsicológicas, y variables de estilo de vida saludable (Méndez-Peña et al., 2022).

En otra investigación que tuvo como objetivo, evaluar el impacto del peso corporal, el nivel educativo, y glucosa en sangre, como factores de riesgo para infección tuberculosa latente, con RNA, cargada con los datos de la NHANES, hallaron una precisión predictiva entre el 75 al 80%, y con un nivel de sensibilidad que osciló entre el 85%-94% (Badawi et al., 2021).

En otro trabajo, explicaron el nivel de IMC, ansiedad por subir de peso, y ansiedad rasgo, encontraron que el nivel de IMC, y la baja CV, explicaban un porcentaje medio alto de la varianza (Parra et al., 2021). Con respecto a análisis realizados con regresiones categóricas (RC) para identificar el peso que tienen la CV y las variables SD, en los lípidos, OB, porcentaje grasa, no hay literatura científica, aunque sí en otras áreas, (Guerra et al., 2019).

Aunque hay literatura científica diversa que indaga la relación entre las variables relacionadas con la OB, y la CV, falta información que ayude a comprender y explicar, el peso que tienen las variables SD, y la propia CV, en las variables metabólicas, en este caso el de los lípidos en sangre, y el porcentaje de grasa.

Por lo anterior, el objetivo de esta investigación fue identificar las variables de calidad de vida, y variables sociodemográficas, que explican al porcentaje de grasa, lipoproteínas de baja densidad, lipoproteínas de muy baja densidad, colesterol total, y triglicéridos. Con base en el planteamiento del problema, hipotetizamos que los factores relacionados con la CV, tendrán mayor peso explicativo que las variables SD, en los análisis ejecutados.

2. MÉTODO

Diseño

Se trató de un estudio cuantitativo, a conveniencia, no experimental, explicativo (mediante regresiones lineales, categóricas, Redes Neuronales Artificiales, y ecuaciones estructurales) (Vallejo, 2002).

Sujetos de estudio

Se trató de $n=320$ (muestreo por conveniencia), de adultos de ambos sexos asistentes a la Escuela Superior de Medicina, del 2018-2020, para manejo del sobrepeso (SP) y OB. Rango IMC =30-39.9, \bar{x} de colesterol total=167 (DS=35.95), \bar{x} de LDL=106.9 (DS=29.76), \bar{x} de % de grasa=42.13 (DS=3.88), todos los parámetros metabólicos, y antropometría se ubicaron por encima de la norma de control clínico (Szczygielska, 2003). A continuación, mostramos los resultados de las frecuencias de las variables sociodemográficas (Tabla 1).

Tabla 1

Sociodemográficos

Categorías		Frecuencia	Porcentaje	Acumulado
Sexo	<i>mujeres</i>	89	87.3	87.3
	<i>Hombres</i>	13	12.7	100.0
Estado civil	<i>soltero</i>	22	21.6	44.9
	<i>casado</i>	23	22.5	91.8
	<i>divorciado</i>	1	1.0	93.9
	<i>viuda</i>	2	2.0	98.0
	<i>otro</i>	1	1.0	100.0

Actividad	<i>Trabaja</i>	10	55.4	47.1
	<i>Casa</i>	23	25.6	69.6
	<i>Estudia</i>	22	19.0	91.2
Nivel educativo	<i>Básica</i>	9	8.8	8.8
	<i>Medio superior</i>	14	13.7	22.5
	<i>Licenciatura</i>	50	49.0	71.6
	<i>Posgrado</i>	29	28.4	100.0

Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron a todos los usuarios de ambos sexos, adultos, con OB (IMC ≥ 30), con control médico, y que firmaran el consentimiento informado, y que asistieran a todas las mediciones. Fueron excluidos los participantes que no terminaron de responder los instrumentos y mediciones.

Mediciones

Se evaluó índice de masa corporal (IMC) mediante la báscula de bioimpedancia *InBody 270* adoptando los rangos establecidos por la OMS, [IMC, ≥ 30 (30-39,9) kg/m²], y de % de grasa para OB: Hombres $\geq 25\%$, mujeres $\geq 32\%$

Procedimiento

Los participantes asistieron de lunes-viernes de 7:00-10:00 horas en el laboratorio de Biología Molecular para la toma de muestras de sangre (ayuno 12 horas), se obtuvieron (4 ml.) de vena antecubital, para química sanguínea de 6 elementos (Colesterol total 125-200 mg/dL., LDL menos de 100 mg/dL., y HDL 50 mg/dL, o mayor, triglicéridos límite alto de 150-199 mg/dL; VLDL entre 2 y 30 mg/dL (de 0.1 a 1.7 mmol/l) (Arnett et al., 2019a). Posteriormente contestaron el instrumento Inventario de Calidad de Vida y Salud (InCaViSa).

Instrumento

El InCaViSa está validado en población mexicana (Riveros et al., 2009), evalúa CV con doce factores, 68.76% de la varianza explicada; $\alpha=68-93$; 53 reactivos Likert: nunca (0%), casi nunca (20%), pocas veces (40%), frecuentemente (60%), casi siempre (80%), siempre (100%). Factores: Preocupaciones, Desempeño Físico, Aislamiento, Percepción Corporal, Funciones Cognitivas, Actitud Ante el Tratamiento, Tiempo Libre, Vida Cotidiana, Familia, Redes Sociales, Dependencia Médica, Relación con el Médico.

Fue probado mediante análisis multivariados, y *alpha* de Cronbach para las dimensiones evaluadas, y mediante test-retest, obteniendo una confiabilidad del .89. Es válido para evaluar el estado de la CV en adolescentes y adultos, y para medir el efecto de las intervenciones dirigidas a mejorarla. Los resultados de las escalas son indicativos de necesidades psicológicas específicas que deben interpretarse, primero para cada área, y posteriormente de forma combinada.

Consideraciones bioéticas

Nos apegamos a las normas éticas de la Declaración de Helsinki, y del artículo 17 del Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigación para la Salud, en la categoría II, con riesgo mínimo, estudios que emplean riesgo de datos a través de procedimientos comunes en exámenes físicos/psicológicos, diagnósticos/tratamientos rutinarios (Asociación Médica Mundial, 1964; Ley Federal De Protección De Datos Personales En Posesión De Los Particulares, 2010; Reglamento de La Ley General de Salud En Materia de Investigación Para La Salud, 1984).

Para el análisis, usamos redes neuronales artificiales, regresiones lineales, y categóricas, ecuaciones estructurales, en sujetos con OB. La Red Neuronal Artificial, se trató de un perceptrón multicapa, las capas de entrada, fueron las escalas del InCaViSa, y las variables SD; el número de unidades fue=128, y método de cambio de escala para las covariables. Usamos una metodología para datos estandarizados, de 15 unidades; la función de activación tangente hiperbólica, el método de cambio de escala para las dependientes fue con corregidos normalizados, y, por último, el método de validez, por función del error (suma de cuadrados). Las variables dependientes-capas de salida fueron, el porcentaje de grasa, LDL, VLDL, HDL, colesterol total, y triglicéridos.

Procesamiento de datos

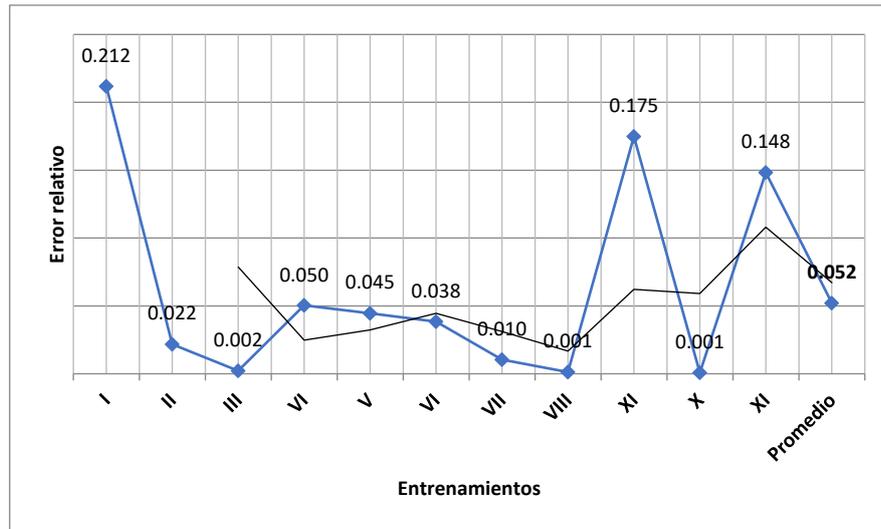
Frecuencias, medias y desviaciones estándar, RNA, RC, RL, y EC; y para validar el error relativo de las RNA, series de tiempo con suavizamiento exponencial. Se emplearon los softwares: *RStudio 2023*, *Posit Software*, *PBC*, e *IBM SPSS Statistics (AMOS)*.

3. RESULTADOS

Las series de tiempo del aprendizaje de la RNA se ubicaron por debajo de 0, obteniendo una $\bar{x}=0.0052$ de tiempo de aprendizaje, y pronosticando un crecimiento, cercano a 0.6 en la prueba 14 (con el método de suavizamiento exponencial); ello nos permitió validar las 11 pruebas. Para la validación de la red, mostramos el error relativo del error cuadrático, se muestra la \bar{x} de todas las pruebas, que demuestra que este fue muy bajo (Figura 2).

Figura 1

Error relativo de la RNA

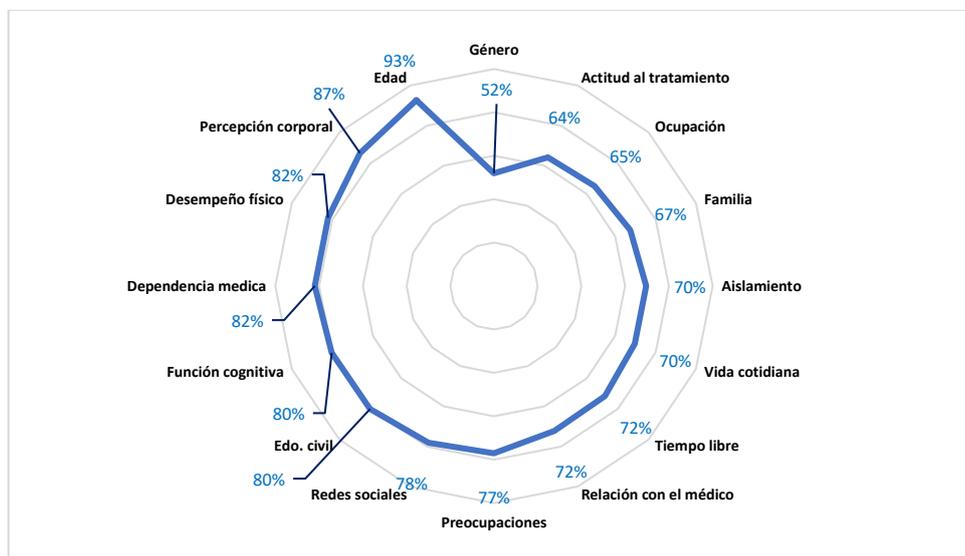


Nota. En la serie de tiempo, el suavizamiento exponencial del error, en las pruebas se aleja de 1, solamente en las pruebas IX, y XI se ubica cercano al 0.2.

A continuación, se presentan los resultados de los pesos sinápticos de las variables de entrada, que se unieron a las variables de salida mediante los pesos sinápticos, mostrados en forma porcentual para cada una de ellas.

Figura 2

Promedios de pesos sinápticos de variables de entrada de la RNA.



Nota. En el gráfico se presentan los pesos sinápticos de las variables de entrada, en forma descendiente, ubicando a la edad con el mayor peso, y al género con el menor.

Las variables de entrada que obtuvieron pesos sinápticos medio altos y altos > 68%, fueron las siguientes: Estado civil (neurona excitadora, para viuda y casada, e inhibitoria para divorciado, soltero y unión libre), y edad (neurona inhibitoria); y los factores de InCaViSa, familia (neurona excitadora), vida cotidiana (neurona

excitadora), redes sociales (neurona excitadora), percepción corporal (neurona inhibitoria), tiempo libre (neurona inhibitoria), función cognitiva (neurona inhibitoria), aislamiento (neurona excitadora), preocupaciones (neurona excitadora), actitud ante el tratamiento (neurona excitadora), desempeño físico (neurona inhibitoria). Posteriormente corrimos un modelo de RC, con las mismas variables independientes, y variables dependientes, como se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2

Regresión categórica

<i>R</i> múltiple	<i>R</i> ²	<i>R</i> ² ajustado	Error	<i>F</i>	<i>p</i>
0.93	0.86	0.8	0.13	13.82	0.001

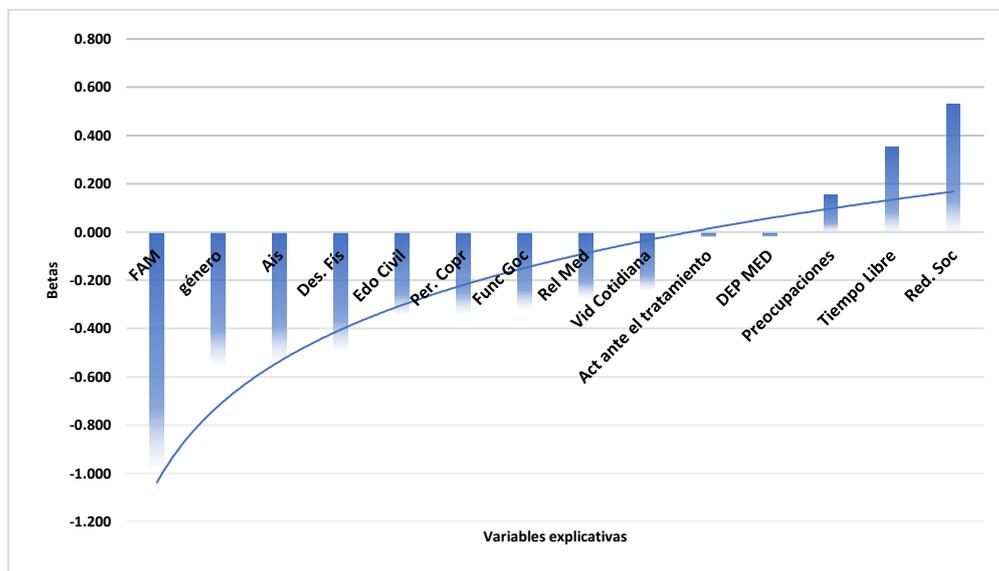
Nota. Varianza explicada del 86%, para lípidos en sangre, y porcentaje de grasa.

En la RC encontramos que dos variables obtuvieron $p < 0.05$, estas fueron familia, y redes sociales. Con respecto a la correlación con % de grasa, familia tuvo una $R = 36$, y redes sociales $= 37$.

En la figura 3, se exponen las betas, observándose que redes sociales, tiempo libre, y preocupaciones, tienen betas positivas, las demás variables, betas negativas, lo que puede explicar que, a mayor porcentaje de grasa, menor puntaje en actitud ante el tratamiento, por ejemplo, dependencia al médico, vida cotidiana, o relación con el médico (Figura 3).

Figura 3

Betas de variables independientes



Nota. Las inclinaciones positivas de las betas que explicativas con mayor porcentaje son, redes sociales, tiempo libre, y preocupaciones; y para las negativas, familia, el género, el aislamiento, desempeño físico, estado civil, y percepción corporal.

Subsecuentemente describimos los resultados de la RL, mismas variables independientes y dependientes; se encontró un modelo con una $R^2= 0.08$, de las variables dependencia médica y redes sociales, que explican al porcentaje de grasa. No encontramos ningún modelo para lípidos.

Tabla 3

Regresión lineal

<i>R</i> múltiple	R^2	Error	Cambio en R^2	<i>F</i>	<i>p</i>
.29	0.08	3.72	0.04	7.54	0.007

Nota. La dependencia médica y redes sociales, explican al porcentaje de grasa menor al 10% de la varianza explicada.

Destacamos que, para la RL, encontramos que el porcentaje de varianza explicada es bajo, solamente se hallaron dos variables explicativas, la dependencia médica y las redes sociales, la primera con beta negativa, y la segunda con beta positiva.

Posteriormente llevamos a cabo el análisis con la ES, mostramos en la tabla siguiente los resultados, y su representación con el dendrograma, en la Figura 4; como se puede observar, en el análisis de Bondad de ajuste y los criterios de referencia, encontramos, que las variables que tuvieron mayor peso sobre las variables dependientes, fueron, preocupaciones, desempeño físico, aislamiento, género, y dependencia médica ($R^2=.28$), similar a la de la regresión lineal en el tamaño de la varianza explicada (baja). Sin embargo, estos datos pueden ayudar a suponer que el exceso de grasa corporal impacta sobre la preocupación por la salud, disminuye el desempeño físico, aumenta el aislamiento y la dependencia médica.

Tabla 4

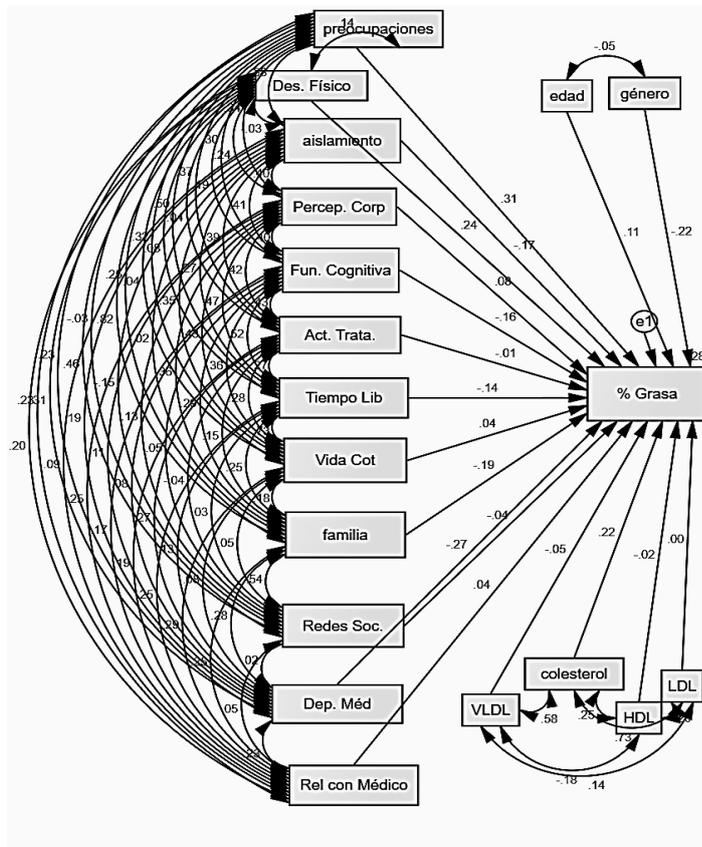
Bondad de ajuste y criterios de referencia

Estadístico	Abreviatura	Criterio	Resultados
Ajuste absoluto			
Chi-cuadrado	c2	Significación	0.0001
> 0,05			
Razón Chi-cuadrado / c2/gl		Menor que 3 grados de libertad	3.44
Ajuste comparativo			
Índice de bondad de ajuste comparativo		CFI	0.87
³ 0,95			
Índice de Tucker-Lewis		TLI	0.68
³ 0,95			
Índice de ajuste normalizado		NFI	0.83
³ 0,95			
Ajuste parsimonio			
Corregido por parsimonia		PNFI	0.35
Próximo a 1			
Otros			
Raíz del residuo cuadrático promedio		RMSEA	0.096
< 0,08			

Nota. La p de la Chi cuadrada es significativa, sin embargo, el error cuadrático medio no lo es, dado que se ubica por arriba del 0.08 esperado. Para el Índice de ajuste comparativo se recomienda valores superiores a 0.95, el resultado obtenido es menor, por lo que se asume que el índice no es el óptimo, y por lo tanto, el modelo no alcanza a explicar la relación entre las variables, o al menos con un nivel medio alto o alto.

Figura 4

Dendeograma



Nota. Obsérvese que dependencia médica, tiempo libre, función cognitiva, y género tienen correlaciones negativas; colesterol, edad, preocupaciones, percepción corporal, y desempeño físico, positivas.

4. DISCUSIÓN

El objetivo de esta investigación fue identificar las variables de calidad de vida, y variables sociodemográficas, que explican al porcentaje de grasa, lipoproteínas de baja densidad, lipoproteínas de muy baja densidad, colesterol total, y triglicéridos. Con respecto a la red neuronal artificial, esta aprendió en 11 entrenamientos, y 12 variables predictoras del porcentaje de grasa y lípidos, tuvieron pesos sinápticos por arriba de 69%, consistente con lo encontrado por Arnett (2019b), destacando el peso de la edad, la percepción corporal, el desempeño físico, la dependencia médica, la función cognitiva, el estado civil, las redes sociales, preocupaciones, y la relación con el médico.

En el análisis de regresión lineal, solamente se encontró un modelo, que explica al porcentaje de grasa con una $R^2 = 0.085$, con dependencia médica y redes sociales como variables predictoras. No encontramos ningún modelo para lípidos, contrario a lo encontrado por Parra et al. (2021). En la regresión categórica, familia, y redes sociales ambas tuvieron una $R^2 = .86$, beta negativa, la primera variable, y positiva, la segunda; un segundo modelo para colesterol total $R^2 = .55$, con aislamiento como variable predictora. Un tercer modelo para LDL $R^2 = 0.50$, con edad como variable predictora, y, por último, un modelo para VLDL $R^2 = 0.55$, preocupaciones, y género como variables determinantes.

En el resultado de la Bondad de ajuste y criterios de referencia, de la ecuación estructural, identificamos, que las variables que tuvieron mayor peso sobre las variables dependientes, fueron: preocupaciones, desempeño físico, aislamiento, género, y dependencia médica ($R^2=.28$), sin embargo, al igual que la RL, el tamaño de la varianza explicada fue baja.

Nuestro estudio es concordante con el de Méndez-Peña (2022), que utilizó un Modelo RNA, cuyas variables de entrada fueron las funciones ejecutivas, y los estilos de vida saludables (CV), como predictores de la grasa corporal, similar a los trabajos de (Meza y Moral (2013), y Rithanasophon (2023), quienes trabajaron con IMC variables SD, funciones del Yo, CV, y variables ambientales, como la transitabilidad.

Nuestro estudio difiere de otros, en la importancia que tienen las variables SD, principalmente el género, el estado civil, y la ocupación; y aunque las segundas en el RNA, y en la RC, juegan un papel importante, hay otras variables relacionadas con la CV, que explican al fenómeno de la OB, por ejemplo, el estudio de Biermayr-Jenzano (2020), cuya tesis principal va dirigida a las diferencias en los roles de género en la OB, siendo el género femenino, el que mayor lo padece, influenciado por factores culturales y de creencias. En nuestro estudio encontramos que la percepción del cuerpo, y las escalas relacionadas con el tratamiento médico, tanto dependencia médica, como relación con el médico, y las variables enmarcadas en los hábitos y estilos de vida, como son el desempeño físico, las redes sociales, y tiempo libre, podrían influenciar de forma negativa la acumulación de lípidos en sangre, y el porcentaje de grasa, que condicionan a padecer mayores niveles de IMC y OB. Tal y como afirma Williams et al. (2021), tanto los hábitos y conductas saludables a edad temprana, son un factor protector contra el SP y OB, durante la infancia o incluso a posteriori. Con respecto a la importancia que tiene la edad como variable explicativa, la incidencia de la OB va aumentando por grupo etario, teniendo sus picos en los grupos entre los 35 y los 55 (Campos-Nonato, 2023).

El valor predictivo resultado de las once pruebas, que decidimos correr, con niveles de error bajos en las series de tiempo, abre la posibilidad para el uso recurrente en el área de salud, y en especial en el área del estudio de la OB y CV (Estrada et al., 2020; Moral, 2013).

Con el desarrollo de la inteligencia artificial, es posible realizar seguimiento eficaz de las enfermedades crónicas, como la OB; apoyado del Big data, machine learning, y en específico, con las redes neuronales artificiales, se pueden construir modelos de políticas de salud, para prevenir SP y OB, a corto, mediano, y largo plazo (Ren et al., 2021).

5. CONCLUSIONES

Esta revisión, enfocada en analizar la trascendencia de la salud mental y vínculos emocionales en docentes, trabajadores y administrativos universitarios a nivel de Iberoamérica ha permitido la identificación de aspectos relativos al estrés laboral en los entornos académicos que afectan a los colaboradores en su psiquis, pero también en su salud física y emocional. Estos factores suelen ser generalmente de tipo psicosocial, es decir aquellos que se relacionan directamente con el entorno de trabajo, contexto social, contenidos y tareas.

Es así que la salud mental, dentro de los entornos laborales universitarios, es una temática que se ha profundizado por su importancia durante los últimos años. La mayoría de investigaciones coinciden en que el estrés laboral de docentes, administrativos y trabajadores dentro de las instituciones de educación superior, se encuentran sujetas a las características de funcionamiento y políticas laborales de las mismas, pues dependen de ellas, de sus condiciones públicas o privadas, los beneficios salariales, entre otros aspectos. En definitiva, el

nivel de las condiciones que se le ofrecen al trabajador, será el factor predictor de un acertado o paupérrimo rendimiento.

Ahora bien, desde el análisis de los vínculos emociones y su trascendencia en la salud mental de los docentes, trabajadores y administrativos universitarios, las investigaciones demuestran que, debido a la insatisfacción laboral, o al mal clima organizacional, las relaciones sociales de los colaboradores se ven afectadas, demostrando desconfianza entre pares, falta de comunicación y hostilidad. Así mismo, las relaciones familiares se ven afectadas por el estrés que enfrenta el individuo en cuanto desarrolla comportamientos que le impiden un adecuado funcionamiento socio-familiar. En relación a este tema, son pocos los docentes que buscan, tienen acceso o reciben apoyo psicológico oportunamente.

Es por lo expuesto que se precisan desarrollar programas de prevención e intervención en los entornos académicos universitarios para el abordaje de la salud mental en docentes, trabajadores y administrativos, no sin antes mencionar que cada institución posee determinadas particularidades, por lo que la especificidad de estas planificaciones debe ser adecuadamente pensado, de manera que se atiendan las necesidades y realidades de los colaboradores.

Conflicto de intereses / Competing interests:

Los autores declaran que el presente proyecto no representó conflicto de intereses de ninguna parte.

Rol de los autores / Authors Roles:

Gerardo Leija-Alva: Conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, metodología, recursos, software, supervisión, validación, visualización, administración del proyecto, escritura-preparación del borrador original, escritura -revisar & edición.

Felipe de Jesús Díaz-Reséndiz: Conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, administración del proyecto, escritura -preparación del borrador original, escritura-revisar & edición.

Víctor Aguilera-Sosa: Conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, administración del proyecto, escritura -preparación del borrador original, escritura-revisar & edición.

Aspectos éticos/legales:

Los autores declaran no haber incurrido en aspectos antiéticos, ni haber omitido aspectos legales en la realización de la investigación.

Fuentes de financiamiento / Funding:

Las fuentes de financiación que dieron lugar a la investigación son de carácter personal y motivación profesional.

REFERENCIAS

- Ahmed, H. O., & Ezzat, R. F. (2019). Quality of life of obese patients after treatment with the insertion of intra-gastric balloon versus Atkins diet in Sulaimani Governorate, Kurdistan Region, Iraq. *Annals of Medicine and Surgery*, 37, 42–46. <https://doi.org/10.1016/j.amsu.2018.11.014>
- Anekwe, C. V., Jarrell, A. R., Townsend, M. J., Gaudier, G. I., Hiserodt, J. M., & Stanford, F. C. (2020). Socioeconomics of Obesity. *Current Obesity Reports*, 9(3), 272–279. <https://doi.org/10.1007/s13679-020-00398-7>
- Arnett, D. K., Blumenthal, R. S., Albert, M. A., Buroker, A. B., Goldberger, Z. D., Hahn, E. J., Himmelfarb, C. D., Khera, A., Lloyd-Jones, D., McEvoy, J. W., Michos, E. D., Miedema, M. D., Muñoz, D., Smith, S. C.,

- Virani, S. S., Williams, K. A., Yeboah, J., & Ziaeian, B. (2019a). 2019 ACC/AHA Guideline on the Primary Prevention of Cardiovascular Disease: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines. *Circulation*, *140*(11). <https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000678>
- Arnett, D. K., Blumenthal, R. S., Albert, M. A., Buroker, A. B., Goldberger, Z. D., Hahn, E. J., Himmelfarb, C. D., Khera, A., Lloyd-Jones, D., McEvoy, J. W., Michos, E. D., Miedema, M. D., Muñoz, D., Smith, S. C., Virani, S. S., Williams, K. A., Yeboah, J., & Ziaeian, B. (2019b). 2019 ACC/AHA Guideline on the Primary Prevention of Cardiovascular Disease: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines. *Circulation*, *140*(11). <https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000678>
- Arzate Hernández, G. (2022). Calidad de vida relacionada con la salud en adultos con normopeso, sobrepeso y obesidad. *Revista Mexicana de Trastornos Alimentarios/Mexican Journal of Eating Disorders*, *10*(4), 397–405. <https://doi.org/10.22201/fesi.20071523e.2020.4.583>
- Asociación Médica Mundial. (1964). *Declaración De Helsinki. Principios éticos para las investigaciones médicas en seres humanos*. <https://acortar.link/Omxyu>
- Badawi, A., Liu, C. J., Rehim, A. A., & Gupta, A. (2021). Artificial neural network to predict the effect of obesity on the risk of tuberculosis infection. *Journal of public health research*, *10* (1), 1985. [Doi.org/10.4081/jphr.2021.1985](https://doi.org/10.4081/jphr.2021.1985)
- Biermayr-Jenzano P. (2020). Obesidad y género: Enfoque de género y salud alimentaria nutricional en América Latina. *LAC Working Paper 8. Washington, DC: International Food Policy Research Institute*. [Doi.org/10.2499/p15738coll2.134021](https://doi.org/10.2499/p15738coll2.134021)
- Campos-Nonato, I., Galván-Valencia, Ó., Hernández-Barrera, L., Oviedo-Solis, C., & Barquera, S. (2023). Prevalencia de obesidad y factores de riesgo asociados en adultos mexicanos: resultados de la Ensanut 2022. *Salud Pública de México*, *65*, s238–s247. <https://doi.org/10.21149/14809>
- Cámara de Diputados del Honorable Congreso de la Unión (2010). *Ley Federal de protección de datos personales en posesión de los particulares. Nueva Ley DOF 05-07-2010*. <https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/LFPDPPP.pdf>
- Cuevas, A. G., Chen, R., Slopen, N., Thurber, K. A., Wilson, N., Economos, C., & Williams, D. R. (2020). Assessing the Role of Health Behaviors, Socioeconomic Status, and Cumulative Stress for Racial/Ethnic Disparities in Obesity. *Obesity*, *28*(1), 161–170. <https://doi.org/10.1002/oby.22648>
- Estrada, E., Veytia López, M., Pérez-Gallardo, L., Guadarrama, R., & Gaona, L. (2020). Relación de la grasa corporal con la alimentación emocional y calidad de la dieta en universitarios de México. *Archivos Latinoamericanos de Nutrición*, *70*(3), 164–173. <https://doi.org/10.37527/2020.70.3.002>
- Fastenau, J., Kolotkin, R. L., Fujioka, K., Alba, M., Canovatchel, W., & Traina, S. (2019). A call to action to inform patient-centred approaches to obesity management: Development of a disease-illness model. *Clinical Obesity*, *9*(3). <https://doi.org/10.1111/cob.12309>

- Fruh, S., Williams, S., Hayes, K., Hauff, C., Hudson, G. M., Sittig, S., Graves, R. J., Hall, H., & Barinas, J. (2021). A practical approach to obesity prevention: Healthy home habits. *Journal of the American Association of Nurse Practitioners*, 33(11), 1055–1065. Doi.org/10.1097/JXX.0000000000000556
- Guerra, Walkiria; Herrera, Magaly; Fernandez, Lucía; Rodriguez Alvarez, Noslen. (2019). ISSN 2079-3480. Categorical regression model for the analysis and interpretation of statistical power. *Cuban Journal of Agricultural Science*, 53(1), 13–20. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S2079-34802019000100013&lng=es&nrm=iso&tlng=en
- Kolotkin, R. L., Meter, K., & Williams, G. R. (2001). Quality of life and obesity. *Obesity Reviews*, 2(4), 219–229. <https://doi.org/10.1046/j.1467-789X.2001.00040.x>
- World Obesity Federation (2023). *World Obesity Atlas 2023*. <https://www.worldobesity.org/resources/resource-library/world-obesity-atlas-2023>
- Marín-Soto MD, Méndez-Peña B., Murillo-Tovar MM, Ocadiz-Parra I, Aguilera-Sosa VR (2019). Food craving: el enemigo oculto en la obesidad. *Rev Mex Enf.*, 7(2), 66–70. <https://doi:10.24875/ENF.19000084>
- Méndez-Peña BI, Murillo-Tovar MM, Leija-Alva G., Montufar Burgos II, Serena-Alvarado A, Durán-Arciniega RS, Pérez-Vielma NM, Aguilera-Sosa VR (2022). Artificial neural networks model: Neuropsychological variables and their relationship with body fat percentage in adults. *Mexican Journal of Eating Disorders*, 12(1), 61–70. <https://doi.org/10.22201/fesi.20071523e.2022.1.718>
- Meza C., & Moral J. (2013). Modelos Recursivos de Índice de Masa Corporal con Variables Sociodemográficas, Funciones del Yo y Alteración Alimentaria en Mujeres Mexicanas. *Psykhé (Santiago)*, 22(1), 55-6. <https://doi.org/10.7764/psykhe.22.1.593>
- Monereo MS., Pavón De Paz I, Molina BB., Vega PB., Alameda HC., López De La Torre CM. (2000). Health related quality of life (HRQoL) and obesity. *Endocrinología y Nutrición*, 47(3), 81–88. <https://acortar.link/knyVYW>
- Moral de la Rubia J, Meza PC (2013). Atribución Causal de Sobrepeso/Obesidad y su Relación con el IMC y Alteración Alimentaria. *Revista Mexicana de Trastornos Alimentarios*, 4(2), 89–101. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-15232013000200003
- Morigny, P., Boucher, J., Arner, P., & Langin, D. (2021). Lipid and glucose metabolism in white adipocytes: pathways, dysfunction and therapeutics. *Nature Reviews Endocrinology*, 17(5), 276–295. <https://doi.org/10.1038/s41574-021-00471-8>
- Parra, D. I., López Romero, L. A., & Vera Cala, L. M. (2021). Calidad de vida relacionada con la salud en personas con hipertensión y diabetes mellitus. *Enfermería Global*, 20(2), 316–344. <https://doi.org/10.6018/eglobal.423431>
- Pérez-Vielma, N. M., Miliar-García, Á., Gómez-López, M., Marín-Soto, M. D., Leija-Alva, G., & Aguilera-Sosa, V. R. (2021b). Food Craving in Obese Subjects: Its Correlation with Atherogenic Index and Feeding Behavior-Related Gene Expression. *Acta de Investigación Psicológica*, 11(3), 5–16. Doi.org/10.22201/fpsi.20074719e.2021.3.388

- Platzer, M., Fellendorf, F. T., Bengesser, S. A., Birner, A., Dalkner, N., Hamm, C., Lenger, M., Maget, A., Pilz, R., Queissner, R., Reininghaus, B., Reiter, A., Mangge, H., Zelzer, S., Kapfhammer, H.-P., & Reininghaus, E. Z. (2020). The Relationship Between Food Craving, Appetite-Related Hormones and Clinical Parameters in Bipolar Disorder. *Nutrients*, *13*(1), 76. <https://doi.org/10.3390/nu13010076>
- Ren, L., Wu, X., & Zhao, K. (2021). Obesity Mass Monitoring in Medical Big Data Based on High-Order Simulated Annealing Neural Network Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2021*, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2021/8336887>
- Rithanasophon, T., Thitisiriwech, K., Kantavat, P., Kijirikul, B., Iwahori, Y., Fukui, S., Nakamura, K., & Hayashi, Y. (2023). Quality of Life Prediction on Walking Scenes Using Deep Neural Networks and Performance Improvement Using Knowledge Distillation. *Electronics*, *12*(13), 2907. <https://doi.org/10.3390/electronics12132907>
- Riveros A; Sánchez-Sosa J.J.; Groves, Mark Andrew (2009). *Inventario de Calidad de Vida*. Manual Moderno. <https://www.manualmodernodistribuidoraelefant.com/incavisa-inventario-de-calidad--de-vida-y-salud-riveros-prueba-completa-591-p.asp>
- Saghafi-Asl, M., Aliasgharzadeh, S., & Asghari-Jafarabadi, M. (2020). Factors influencing weight management behavior among college students: An application of the Health Belief Model. *PLOS ONE*, *15*(2), e0228058. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228058>
- Scheinker, D., Valencia, A., & Rodriguez, F. (2019). Identification of Factors Associated With Variation in US County-Level Obesity Prevalence Rates Using Epidemiologic vs Machine Learning Models. *JAMA Network Open*, *2*(4), e192884. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.2884>
- Somnuk, S., Komindr, S., Monkhai, S., Poolsawat, T., Nakphaichit, M., & Wanikorn, B. (2023). Metabolic and inflammatory profiles, gut microbiota and lifestyle factors in overweight and normal weight young thai adults. *PLOS ONE*, *18*(7), e0288286. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0288286>
- Szczygielska, A., Widomska, S., Jaraszkiwicz, M., Knera, P., & Muc, K. (2003). Blood lipids profile in obese or overweight patients. *Annales Universitatis Mariae Curie-Sklodowska. Sectio D: Medicina*, *58*(2), 343–349. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/15323217/>
- Vallejo M. (2002). El diseño de investigación: una breve revisión metodológica. *Archivos de cardiología de México*, *72*(1), 08-12. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-99402002000100002&lng=es&tlng=es
- World Health Organization (1998). WHOQOL User Manual. *Division of Mental Health And Prevention Of Substance Abuse World Health Organization*. https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/77932/WHO_HIS_HSI_Rev.2012.03_eng.pdf?sequence=1