

# Aplicación de redes neuronales artificiales en el liderazgo asignado y el éxito académico en egresados de medicina

*Application of artificial neural networks in assigned leadership and academic success in medical graduates*

Efrén R. Ponce-Rosas<sup>1\*</sup>, Rocío Dávila-Mendoza<sup>1</sup>, Irma Jiménez-Galván<sup>1</sup>, Miguel A. Fernández-Ortega<sup>2</sup>, Armando Ortiz-Montalvo<sup>3</sup> y Guillermo Fajardo-Ortiz<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Subdivisión de Medicina Familiar, División de Estudios de Posgrado, Facultad de Medicina; <sup>2</sup>Centro de Investigación en Políticas, Población y Salud; <sup>3</sup>Secretaría de Educación Médica, Facultad de Medicina; <sup>4</sup>Subdivisión de Educación Continua, División de Estudios de Posgrado, Facultad de Medicina. Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México

## Resumen

**Objetivo:** Aplicar un modelo de análisis de redes neuronales artificiales (RNA) para identificar las variables que predicen el liderazgo asignado y el éxito académico en egresados de seis generaciones de la carrera de Medicina. **Método:** Estudio analítico, retrospectivo y comparativo. Participaron 1434 egresados. Se envió un cuestionario por correo electrónico que incluyó el consentimiento de participación voluntaria. Se realizó análisis estadístico multivariado mediante RNA del tipo perceptrón multicapa, árboles de decisión y análisis de impulsos. **Resultados:** Las RNA identificaron siete variables independientes que predijeron el éxito profesional y ocho para el liderazgo en los médicos egresados. Los árboles de decisión identificaron diferencias significativas en las variables desempeño profesional ( $p = 0.000$ ), edad ( $p = 0.005$ ) y actividades de educación continua ( $p = 0.034$ ) relacionadas con el éxito profesional, y para el liderazgo las variables sexo ( $p = 0.000$ ), promedio en el bachillerato ( $p = 0.042$ ), realizar práctica clínica en el servicio social ( $p = 0.002$ ) y actividades de educación continua ( $p = 0.011$ ). **Conclusiones:** Las RNA identificaron las principales variables independientes predictoras del éxito profesional y el liderazgo de los egresados. El estudio abre dos líneas de investigación poco estudiadas con las técnicas de RNA en el área de la medicina.

**Palabras clave:** Carrera de Medicina. Seguimiento de egresados. Liderazgo. Éxito académico. Redes neuronales artificiales.

## Abstract

**Objective:** To apply an artificial neural networks analysis (ANN) model to identify variables that predict assigned leadership and academic success in graduates of six generations of medical school. **Method:** Analytical, retrospective, comparative study. A total of 1434 graduates participated. A questionnaire was sent to them by e-mail including a voluntary participation consent. A multivariate statistical analysis using multi-layer perceptron ANN, decision trees and driver analysis was performed. **Results:** The ANN identified seven independent variables that predicted professional success and eight for leadership in medical graduates. The decision trees identified significant differences in the variables professional performance ( $p = 0.000$ ), age ( $p = 0.005$ ) and continuing education activities ( $p = 0.034$ ) related to professional success, and for leadership the variables gender ( $p = 0.000$ ), high school grades ( $p = 0.042$ ), performing clinical practice during the social service year ( $p = 0.002$ ) and continuing education activities ( $p = 0.011$ ). **Conclusions:** The ANN identified the main independent predictor variables of professional success and leadership of the graduates. This study opens up two new lines of research little studied with the techniques of in the area of medicine.

**Keywords:** Medical career. Graduate follow-up. Leadership. Academic success. Artificial neural networks.

### \*Correspondencia:

Efrén R. Ponce-Rosas

E-mail: ipr@unam.mx

0009-7411/© 2022 Academia Mexicana de Cirugía. Publicado por Permanyer. Este es un artículo open access bajo la licencia CC BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

Fecha de recepción: 14-06-2022

Fecha de aceptación: 29-07-2022

DOI: 10.24875/CIRU.22000318

Cir Cir. 2023;91(4):550-560

Contents available at PubMed

[www.cirugiaycirujanos.com](http://www.cirugiaycirujanos.com)

## Introducción

Para la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), y en particular la Facultad de Medicina, los estudios de seguimiento de egresados representan un área muy importante por la información que se obtiene de los alumnos que egresan de su plan de estudios y de su posible impacto en la práctica profesional, educativa y social del país. En el plan de estudios vigente de la Facultad de Medicina de la UNAM (Plan 2010) se contempla el seguimiento de egresados para obtener información acerca de las siguientes áreas generales: campo laboral, perfil profesional, ingreso al sistema nacional de residencias médicas y desempeño académico y profesional. El mismo plan de estudios contempla la necesidad de hacer estudios comparativos de sus egresados en su desempeño profesional. Técnicamente, los estudios de seguimiento no son sencillos de realizar por la gran dispersión geográfica de los egresados y las diferentes instituciones laborales, tipo de práctica pública o privada, administración y gerencia en medicina, entre otros factores de los egresados. Por estas razones, en este trabajo de seguimiento de egresados existe interés por estudiar dos áreas de importancia para la Facultad de Medicina: el liderazgo y el éxito académico. El abordaje para estudiar estos dos aspectos es de tipo predictivo, usando técnicas multivariadas que en los últimos años se han comenzado a utilizar en la investigación médica educativa: las redes neuronales artificiales (RNA).

Las RNA son sistemas de procesamiento de información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas<sup>1</sup>. El término «red neuronal» se aplica a una familia de modelos que se caracterizan por un gran espacio de parámetro y una estructura flexible, y proviene de los estudios sobre el funcionamiento del cerebro<sup>2</sup>.

Una red neuronal se define como un conjunto de elementos simples de procesamiento, llamados nodos o neuronas, que están conectados entre sí por conexiones que tienen un valor numérico modificable, llamado peso<sup>1</sup>. Dependiendo del modelo de relación que se presente pueden existir una o más capas o nodos que son ocultos o no visibles; estos se comunican unos con otros, por lo que las ponderaciones sinápticas (pesos) no pueden interpretarse fácilmente.

En la red neuronal de un conjunto de variables es importante comprender la arquitectura general de la red. Existen dos tipos principales: la red de perceptrón multicapa y la red de función de base radial. Ambas son funciones de predictores, denominados

también entradas o variables independientes, que minimizan el error de predicción de las variables de destino (variables dependientes o salidas).

A diferencia de la regresión lineal, que se caracteriza por un modelo y unos supuestos rígidos, las redes neuronales son flexibles, no plantean hipótesis *a priori* acerca del tipo de relaciones entre las variables independientes y dependiente, y además no exigen supuestos teóricos en la distribución de los datos. En lugar de lo anterior, la forma de las relaciones entre las variables se determina durante el proceso de aprendizaje de la propia red neuronal, es decir, aprenden de sí mismas.

En la figura 1 se muestra la arquitectura básica de una RNA. Las entradas son los predictores o variables independientes, y la capa de salida son todas y cada una de las categorías de respuesta de la variable dependiente. La capa oculta son los nodos o unidades no observables de las relaciones entre las variables, las cuales son formadas por las fuerzas o pesos de interconexión entre las neuronas (flechas en fig. 1), de las que se muestran como ejemplo algunas líneas intermitentes en color más claro que se interpretan con pesos menores, es decir, con bajo valor de predicción.

De esta forma, una red neuronal es un procesador distribuido en paralelo de forma masiva con una propensión natural a almacenar conocimiento experimental y convertirlo en disponible para su uso. Se asemeja al cerebro en dos aspectos: 1) el conocimiento se adquiere por la red mediante un proceso de aprendizaje; 2) las fuerzas de conexión interneuronal, conocidas como ponderaciones sinápticas, se utilizan para almacenar el conocimiento<sup>2</sup>.

En medicina y educación existen trabajos en los que las RNA se han aplicado como técnica de predicción multivariada; en medicina, destacan diversos escritos al respecto<sup>1,3-10</sup>, y en el caso de la educación se han usado principalmente para predecir el rendimiento de los estudiantes, el éxito académico y la selección de estudiantes de residencias médicas<sup>11-23</sup>. No se han encontrado trabajos en los que las RNA se hayan utilizado para predecir el liderazgo en estudiantes.

En el presente estudio se pretende aplicar la técnica de RNA, por lo que no se hace una revisión profunda de los conceptos respecto al liderazgo y el éxito de los egresados de la carrera de Medicina; se remite al lector, en su caso, a los trabajos sobre éxito y liderazgo consultados<sup>24-31</sup>. Al respecto, destaca el trabajo de Sánchez<sup>25</sup>, realizado en 2015, quien hace una revisión narrativa de la literatura acerca del liderazgo (complejo de definir y con múltiples definiciones en la literatura) y destaca las características del liderazgo como rasgo vs. proceso, o liderazgo asignado vs. emergente;

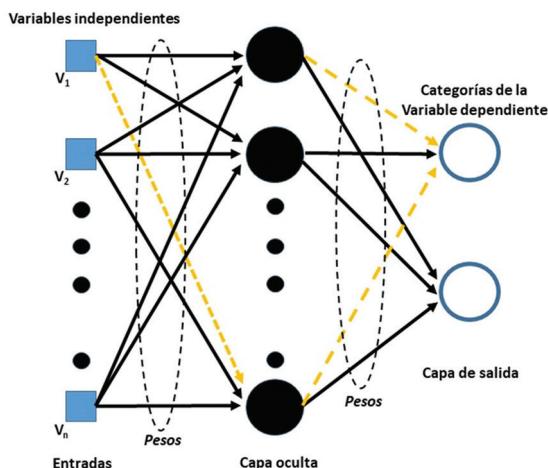


Figura 1. Arquitectura básica de una red neuronal artificial.

según este autor, el tipo de liderazgo que se consideró en el presente estudio es el liderazgo asignado. Por otro lado, Gatica et al.<sup>24</sup> analizaron las variables asociadas al éxito académico en estudiantes de licenciatura de la Facultad de Medicina de la UNAM.

El objetivo del presente estudio fue aplicar un modelo de análisis de RNA para identificar las variables que predicen el liderazgo asignado y el éxito académico en egresados de seis generaciones de la carrera de Medicina de la Facultad de Medicina de la UNAM.

## Método

Estudio multivariado, analítico, retrospectivo y comparativo. Participaron 1434 alumnos egresados de la carrera de Medicina, pertenecientes a las generaciones 2004 a 2009, de la Facultad de Medicina de la UNAM. Se elaboró un cuestionario con 62 variables, de las que se seleccionaron 29 variables independientes distribuidas en ocho áreas: demográficas, familiares, trayectoria educativa del alumno media y superior, reprobación de asignaturas, suspensión de estudios, opiniones sobre el plan de estudios de la carrera de Medicina, ingreso al posgrado de medicina en las especializaciones médicas, inserción laboral y desempeño profesional público o privado. Las variables dependientes fueron éxito académico (profesional) y actividades de liderazgo asignado.

## Definiciones operacionales

En el estudio se consideró el liderazgo asignado como haber sido consejero técnico estudiantil en la Facultad de Medicina, jefe o representante de grupo, o líder

estudiantil, en eventos académicos durante la carrera de Medicina. Asimismo, se consideró como éxito académico (profesional) el desempeñar puestos directivos o mandos medios, el reconocimiento profesional por sus pares y la satisfacción con los ingresos económicos percibidos después de haber egresado de la carrera de Medicina. El cuestionario fue validado en su contenido por ocho profesores de la Facultad de Medicina con experiencia docente mayor de 10 años cada uno.

Se consideró pertinente que para los estudios de seguimiento de egresados de la carrera de Medicina debían haber transcurrido al menos 5 años desde el egreso para evaluar el desarrollo profesional alcanzado con cierta estabilidad en su actividad profesional. Por esta razón, se eligieron las generaciones de egresados que concluyeron la carrera de Medicina en los años 2004 a 2009. De esta forma, la última generación (2009) tenía al menos 6.5 años de haber egresado.

## Método de recolección de la información

Se envió un correo electrónico a todos los egresados en el que se les invitaba a participar en el estudio en forma voluntaria y contestar un cuestionario en formato electrónico. Los correos electrónicos de los egresados fueron proporcionados por la Secretaría de Servicios Escolares de la Facultad de Medicina. La invitación incluyó el objetivo del estudio, su importancia académica y el consentimiento voluntario para que respondieran el cuestionario que se anexó. Se esperó un plazo de 2 a 10 meses (agosto de 2017 a abril de 2018) para obtener las respuestas. A los médicos egresados que no respondieron por vía electrónica y que tuvieron la disposición de participar, se les aplicó el cuestionario de forma presencial.

## Análisis estadístico

La información obtenida se almacenó en el programa estadístico SPSS v.25. Se realizó el análisis estadístico multivariado mediante las técnicas de minería de datos: RNA de tipo perceptrón multicapa, árboles de decisión (AD) y análisis de impulsores (AI). Mediante estas tres técnicas de análisis se determinaron las variables más importantes que en su interacción conjunta y sinérgica predijeran (RNA), clasificaron y compararon las categorías de respuesta (AD) y determinaron los coeficientes de desempeño (AI). Estas técnicas se aplicaron a las categorías de respuesta del liderazgo asignado en la licenciatura y el éxito académico durante el desempeño y la

práctica profesional de los egresados. Por su importancia técnica y metodológica<sup>2</sup> para reproducir el modelo de RNA utilizado, en la tabla 1 se describen los parámetros y especificaciones utilizados para calcular el modelo de red neuronal calculada.

## **Consideraciones éticas**

El proyecto fue aprobado por la Comisión de Investigación y Ética de la División de Investigación de la Facultad de Medicina de la UNAM, con número de registro 04-2013. A los 1434 alumnos egresados se les envió por correo electrónico el documento de consentimiento informado de participación voluntaria en el estudio, apegándose a las recomendaciones éticas de investigación en educación: *Ethical Standards of American Educational Research Association*<sup>32</sup>, *Code of Professional Responsibilities in Educational Measurement*, *National Council of Measurement in Education*<sup>33</sup>, *Code of Fair Testing Practices in Education*<sup>34</sup> y la Declaración Universal sobre Bioética y de Derechos Humanos<sup>35</sup>.

## **Resultados**

Se obtuvo información de 1434 egresados de la Facultad de Medicina de la UNAM, de seis generaciones (2004-2009). El lector puede acceder a dos trabajos previos realizados con los mismos alumnos egresados: el primero fue descriptivo<sup>36</sup>, en el que se describió el perfil general de los 1434 egresados, antecedentes escolares, aspectos laborales y satisfacción con la formación profesional; y en el otro trabajo se analizaron los fenómenos de reprobación de materias y trayectorias discontinuas por medio de análisis discriminante multivariado<sup>37</sup>.

En la tabla 2 se muestran los resultados obtenidos de error de entropía, pronósticos incorrectos y área bajo la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), obtenidos de la RNA calculada, tanto para el éxito académico como para el liderazgo asignado. En la misma tabla 2 se observa que el modelo 1 fue el mejor para el éxito profesional (error de entropía: 176.5 en la muestra de entrenamiento) y el modelo 6 para el liderazgo asignado (error de entropía: 527.5 en el mismo tipo de muestra).

Para identificar las variables independientes más importantes y su correlación con la variable dependiente éxito profesional se calcularon los coeficientes de desempeño del modelo de RNA elegido (número 1 en la tabla 2). Para dicho propósito se realizó un AI, en el cual se asigna un valor de las variables (en unidades z, estandarizadas) según su nivel de importancia y nivel de desempeño. En la tabla 3 se muestran

**Tabla 1. Parámetros y especificaciones del modelo de red neuronal calculada**

Parámetro	Especificaciones
Tipo de red neuronal	Perceptrón multicapa
Variables independientes (factores)	29 variables
Variables dependientes	Liderazgo asignado y éxito académico
Punto inicial del modelo	Aleatorio fijo
Número de modelos procesados y calculados	10 modelos (selección del modelo con menor error de entropía)
Particiones de la muestra	Entrenamiento 70%, prueba 30% y reserva 0%
Arquitectura	Selección automática
Capas ocultas	Una
Entrenamiento	Supervisado, en lote
Algoritmo de optimización	Gradiente conjugado escalado
Lambda inicial	0.0000005
Sigma inicial	0.00005

los coeficientes de desempeño de las variables independientes más importantes y bien evaluadas que predijeron el éxito académico (profesional) obtenidos en la figura 2 (cuadrante superior derecho).

Adicionalmente, se realizó un análisis de AD tipo CHAID (*Chi-Squared Automatic Interaction Detector*); esta técnica compara las categorías de todas las variables independientes y selecciona solo aquellas en las que encuentran diferencias significativas. En la figura 3 se muestra el AD con el análisis CHAID calculado para las variables independientes que mostraron diferencias estadísticamente significativas en el éxito académico de los egresados.

Las variables más importantes en las que se encontraron diferencias estadísticamente significativas relacionadas con el éxito académico fueron tener buen desempeño profesional ( $p = 0.000$ ), tener 34 años de edad o menos ( $p = 0.005$ ) y tomar una o más actividades de educación médica continua al año ( $p = 0.034$ ). La clasificación correcta de casos pronosticados según los observados en el AD fue del 100%.

De la misma forma, para identificar las variables independientes más importantes y su correlación con la variable dependiente liderazgo asignado, se calcularon los coeficientes de desempeño del modelo elegido (número 6 en la tabla 2). En la tabla 4 se muestran los

**Tabla 2.** Modelos calculados de redes neuronales artificiales y sus valores obtenidos de error de entropía, pronósticos incorrectos y áreas bajo la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Éxito académico (profesional)						
RNA	Error de entropía		Pronóstico incorrecto (%)		Área bajo la curva ROC* (%)	
Modelo	Entrenamiento	Prueba	Entrenamiento	Prueba	Puestos directivos y mejores ingresos	Reconocimiento profesional y gusto por el trabajo
M1	176.5	80.5	5.0	4.9	72.1	72.1
M2	193.0	78.1	5.0	4.8	65.8	65.8
M3	196.7	72.1	5.1	4.5	66.8	66.8
M4	195.4	74.8	5.1	4.5	66.3	66.3
M5	195.2	80.7	5.1	4.6	63.5	63.5
M6	200.0	68.0	5.4	3.9	68.2	68.2
M7	197.2	82.3	5.0	4.8	60.7	60.7
M8	183.5	83.6	4.9	5.1	68.6	68.6
M9	209.5	53.1	5.5	3.6	70.0	70.0
M10	180.0	87.5	4.9	5.1	68.8	68.8

Liderazgo asignado						
Modelo	Error de entropía		Pronóstico incorrecto (%)		Área bajo la curva ROC* (%)	
	Entrenamiento	Prueba	Entrenamiento	Prueba	Consejero técnico, líder, jefe de grupo	Ninguno
M1	565.5	236.5	28.4	25.9	67.4	67.4
M2	554.3	252.6	27.8	27.3	67.0	67.0
M3	559.1	237.1	26.2	28.1	68.6	68.6
M4	553.6	248.1	28.9	26.4	67.8	67.8
M5	577.2	216.0	29.5	25.0	69.7	69.7
M6	527.5	264.8	26.9	28.5	69.0	69.0
M7	549.6	261.8	28.1	27.6	65.8	65.8
M8	677.3	227.6	27.3	27.7	67.4	67.4
M9	561.3	239.6	27.6	27.1	68.2	68.2
M10	552.1	241.8	27.8	27.0	69.3	69.3

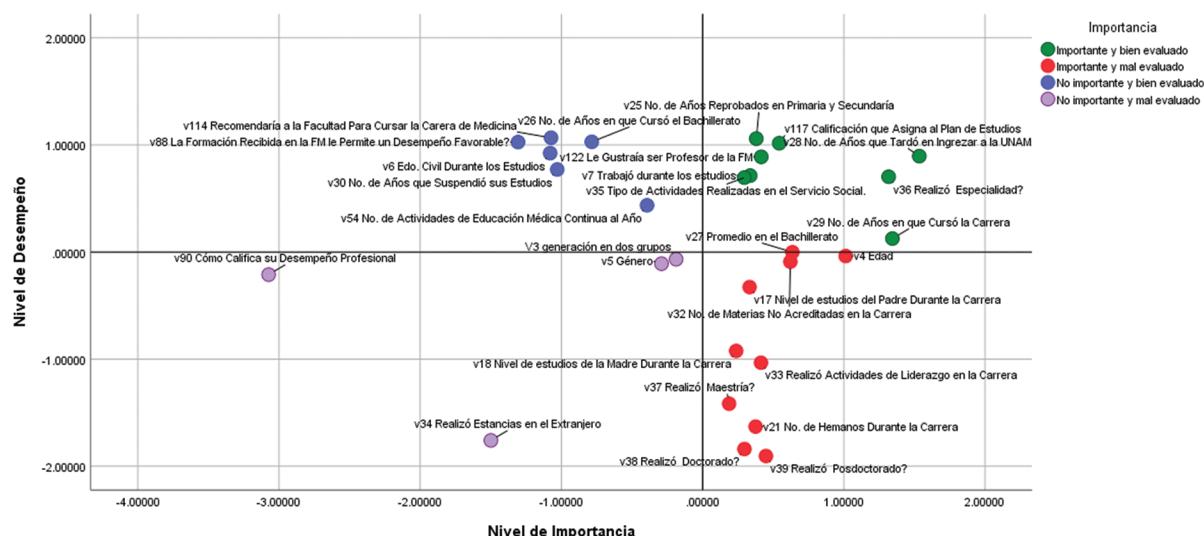
\*La curva ROC proporciona el índice de rendimiento del modelo de RNA.

RNA: red neuronal artificial.

coeficientes de desempeño de las variables independientes más importantes y bien evaluadas que predijeron el liderazgo asignado mostrado en la figura 4.

En la figura 5 se muestran el análisis CHAID y el AD calculado para las variables independientes que mostraron diferencias estadísticamente significativas en el liderazgo asignado de los egresados. Las variables más importantes en las que se encontraron diferencias estadísticamente significativas relacionadas con el

liderazgo asignado fueron el sexo ( $p = 0.000$ ); en las mujeres, realizar actividades con práctica clínica en el servicio social ( $p = 0.000$ ) y tener un promedio de 9 a 10 en el bachillerato ( $p = 0.042$ ), y en los hombres, realizar actividades con práctica clínica en el servicio social ( $p = 0.002$ ) y participar en una o más actividades de educación continua al año ( $p = 0.011$ ). En este análisis CHAID, la clasificación correcta de casos pronosticados según los observados en el AD fue del 71.9%.



**Figura 2.** Variables independientes según su nivel de importancia y desempeño para predecir el éxito profesional.

**Tabla 3. Coeficientes de desempeño de las variables predictoras del éxito académico**

<b>Coeficientes de desempeño (análisis de impulsores)</b>	<b>Variables independientes más importantes y bien evaluadas que predijeron el éxito académico</b>
0.98	¿Recomendaría la Facultad para cursar la carrera de Medicina?
0.97	Número de años en los que cursó el bachillerato
0.97	¿La formación recibida en la Facultad le permitió un desempeño profesional favorable?
0.93	Estado civil durante los estudios
0.92	¿Le gustaría ser profesor de la Facultad de Medicina?
0.88	Número de años en los que suspendió sus estudios en la carrera de Medicina
0.77	Número de actividades de educación médica continua al año

## Discusión

En el área de la medicina, la técnica de RNA se ha usado con diferentes propósitos: Montaño<sup>1</sup> las utilizó en su tesis doctoral para el análisis de supervivencia y conductas adictivas; Trujillano et al.<sup>3,6,7</sup> publicaron su uso fundamentalmente para predecir mediciones cuantitativas de pacientes en la práctica médica (mortalidad, supervivencia, diagnóstico, procesamiento de imágenes, electrocardiogramas, electroencefalogramas, dosis

óptimas de fármacos, medicina intensiva y mortalidad hospitalaria); Hernández y Lorente<sup>8</sup> y Ortiz et al.<sup>9</sup> usaron la técnica de RNA para el estudio predictivo de factores asociados al cáncer mamario; Palmer et al.<sup>10</sup>, para predecir el consumo de éxtasis; y Menacho<sup>38</sup> para predecir el rendimiento académico. Por su parte, Basogain<sup>39</sup> menciona diversas aplicaciones de las RNA en medicina (procesado de imágenes, diagnóstico médico, robótica y clasificación de datos provenientes de sensores). Estos trabajos referidos usaron las RNA para aspectos de la práctica médica, con un número de variables relativamente reducido y sobre todo de tipo cuantitativo en una escala continua o de razón.

Con el desarrollo de software libre y de propietario en el actual siglo, las RNA han incursionado en las ciencias sociales. En el área educativa, en particular en medicina, existen pocos trabajos reportados en los que se usen las RNA. Menacho<sup>38</sup> las utilizó para predecir el rendimiento académico de alumnos de medicina utilizando variables escolares. Otros autores también las han utilizado, principalmente para predecir el rendimiento y el desempeño escolares en diferentes áreas: Cataldi et al.<sup>11</sup> aplicaron las RNA para predecir el rendimiento académico en una muestra de 450 alumnos de licenciatura; Zacharis<sup>12</sup> estudió el desempeño académico de 265 alumnos universitarios de ingeniería mecánica; y Salgueiro et al.<sup>13</sup> presentaron los avances de su trabajo con RNA para predecir las aptitudes de alumnos universitarios. Al parecer, los estudios en los que se han usado las RNA tienen cierta preferencia para predecir el desempeño o rendimiento

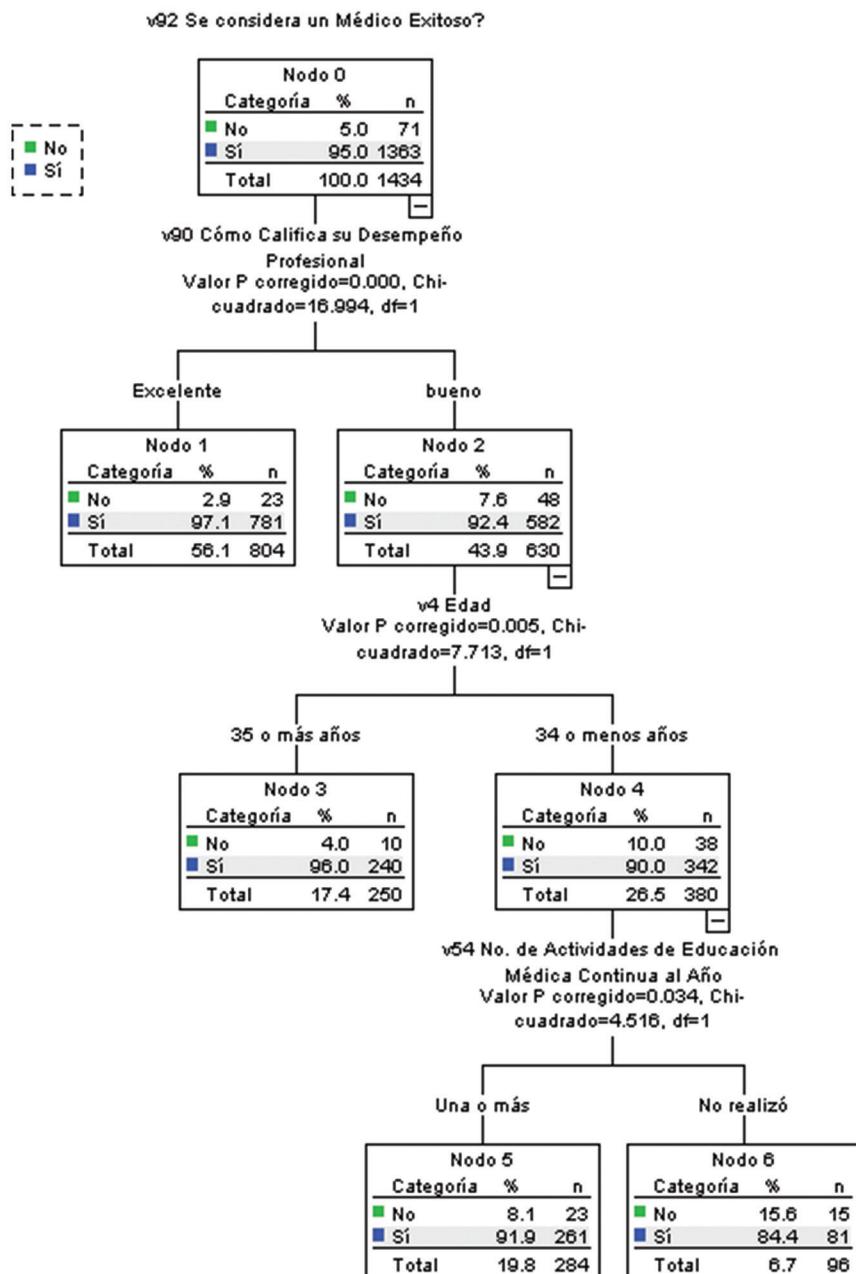
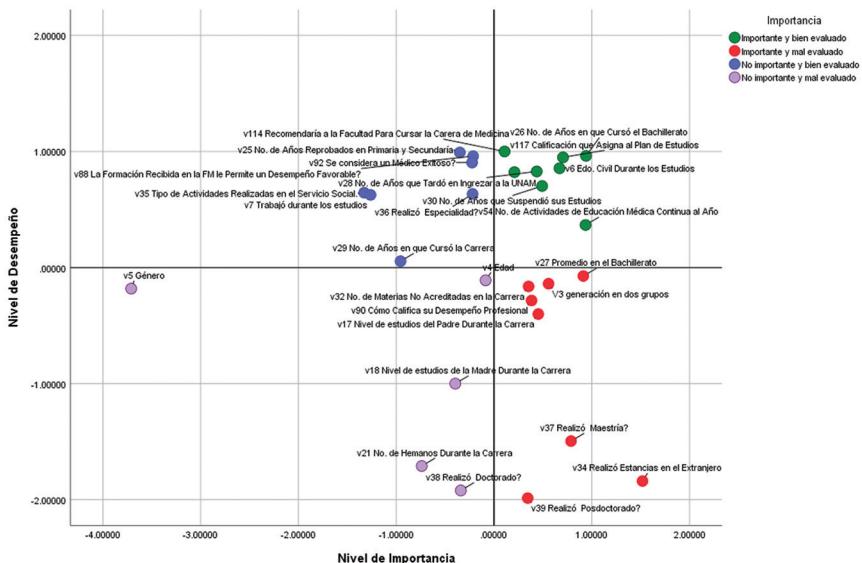


Figura 3. Árbol de decisión de las variables independientes que mostraron diferencias significativas asociadas al éxito profesional.

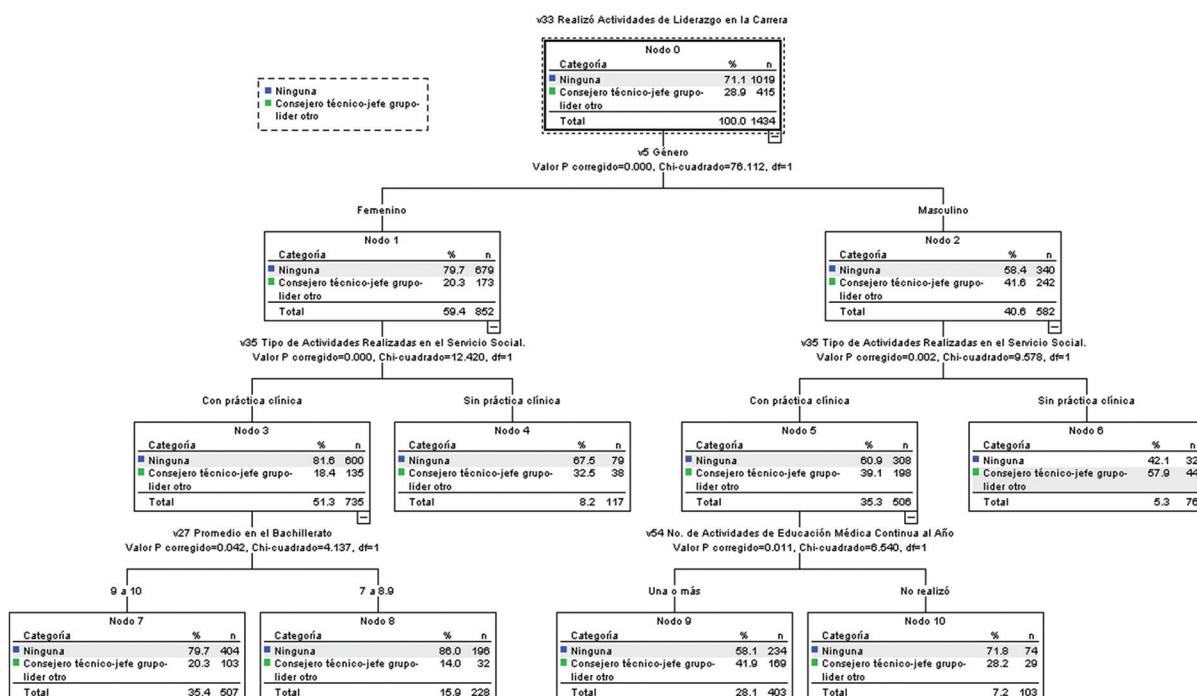
académico, como se manifiesta en las investigaciones de Ahmad y Shahzadi<sup>15</sup>, Bahadir<sup>16</sup> y Baashar et al.<sup>17</sup>. Es importante señalar que la mayoría de estos autores consideran como variables independientes de sus modelos de RNA principalmente las calificaciones obtenidas en las materias que cursaron los alumnos. En nuestro trabajo se estudiaron 29 variables distribuidas en ocho áreas, descritas en la sección Método.

En cuanto al éxito académico, Agdelen et al.<sup>14</sup> estudiaron a 154 alumnos de primer grado de ingeniería y

arquitectura de nivel universitario; en su modelo de RNA incluyeron 20 variables independientes (de tipo social, condiciones económicas y factores ambientales) y la variable dependiente fue clasificada en cinco niveles de éxito académico, sin especificar el nombre de dichas categorías predictivas. Estos autores usaron el modelo de RNA del tipo función de base radial; en nuestro trabajo se usó el de tipo perceptrón multicapa debido a que es supervisado y se obtuvo una mejor interpretación de los resultados. Los autores referidos<sup>14</sup>



**Figura 4.** Variables independientes según su nivel de importancia y desempeño para predecir el liderazgo asignado.



**Figura 5.** Árbol de decisión de las variables independientes que mostraron diferencias significativas asociadas al liderazgo asignado.

solo calcularon un modelo de RNA, pero con diferentes porcentajes de la muestra de entrenamiento y de prueba. En la presente investigación se calcularon 10 modelos aleatorios con los mismos valores (fijos) de porcentajes de entrenamiento (70%) y prueba (30%) como se ha mencionado en la sección Análisis estadístico. Los mismos autores<sup>14</sup> citan a Büyüköztürk y

Deryakulu (2002), Begik (1997), Parke y Welsh (1998) y Perçin (1998) como otros investigadores que estudiaron el éxito académico; sin embargo, no utilizaron la técnica de RNA, sino que recurrieron fundamentalmente a la regresión lineal.

López et al.<sup>19</sup> utilizaron las RNA en un estudio con 1614 alumnos universitarios de la carrera de Bioquímica.

**Tabla 4. Coeficientes de desempeño de las variables predictoras del liderazgo asignado**

Coeficientes de desempeño (análisis de impulsos)	Variables independientes más importantes y bien evaluadas que predijeron el liderazgo asignado
0.98	¿Recomendaría la Facultad para cursar la carrera de Medicina?
0.97	Número de años en los que cursó el bachillerato
0.97	Calificación que asigna al plan de estudios que cursó en la Facultad de Medicina
0.93	Estado civil durante los estudios
0.93	Años que tardó en ingresar a la UNAM
0.92	¿Le gustaría ser profesor de la Facultad de Medicina?
0.88	Número de años en los que suspendió sus estudios en la carrera de Medicina
0.77	Número de actividades de educación médica continua al año

en el que analizaron ocho variables independientes para predecir el rendimiento académico de los alumnos. Los autores usaron los dos tipos de RNA (perceptrón multicapa y función de base radial) con las mismas variables, y concluyeron que, aunque los dos tipos tuvieron buena capacidad predictiva, los ajustes ofrecidos por las redes de perceptrón multicapa fueron superiores a los obtenidos con las redes de función de base radial. Por otra parte, Borracci y Arribalzaga<sup>18</sup> utilizaron las RNA para la clasificación y la selección de candidatos a residencias médicas, y Porcel et al.<sup>20</sup> y Acosta y Pizarro<sup>23</sup> aplicaron las RNA para predecir el rendimiento académico.

Por lo que se refiere a liderazgo asignado en el área de la medicina, no se encontraron publicaciones en las que se hubieran utilizado las RNA. Los trabajos consultados se orientaron a la conceptualización, tipos, importancia, su enseñanza en la carrera de Medicina y otras características acerca de la formación de líderes en el campo de la medicina<sup>24,25,27-31</sup>.

En cuanto a las limitaciones del presente estudio, cabe señalar que los resultados obtenidos no se pueden generalizar, ya que la muestra de egresados no fue aleatoria y de carácter voluntario, aunque tuvo un tamaño grande (1434 médicos egresados de seis generaciones). Por otro lado, un sesgo inherente a la aplicación de encuestas retrospectivas es la posibilidad de obtener información que no es posible comprobar, por lo que se reconoce que existió. Otra

limitante fue la forma en que se definieron operativamente las dos variables dependientes (liderazgo asignado y éxito académico); los egresados emitieron sus respuestas de acuerdo a sucesos o hechos por medio de su opinión o percepción personal.

Acerca de las limitaciones de la técnica de RNA, los resultados dependen de los siguientes elementos: número y orden de las variables de entrada (independientes), punto inicial aleatorio del modelo y orden de las categorías que se introducen en las variables independientes. Otra limitante es que las RNA asignan valores de pseudoprobabilidades<sup>40</sup> a las variables que resultan predictoras de la variable dependiente, por lo que se debe complementar con métodos más robustos que sí lo realizan, como los AD<sup>41</sup> tipo CHAID (Figs. 3 y 5) y el AI<sup>42</sup>, para cuantificar el valor de los coeficientes de desempeño observados en las figuras 2 y 4.

Entre las fortalezas que se pueden señalar de este estudio se encuentra que se calcularon 10 modelos aleatorios de RNA y de ellos se seleccionó como el mejor modelo aquel que menor error de entropía obtuviera. El fundamento para esta decisión fue que la red calculada aprende de sí misma examinando los registros individuales (70% de la muestra en este trabajo), y posteriormente genera una predicción para cada registro y realiza ajustes a las ponderaciones cuando obtiene una predicción incorrecta<sup>40</sup>. Este proceso se repite muchas veces y la red sigue mejorando sus predicciones hasta haber alcanzado uno o varios criterios de parada considerando los valores del algoritmo de optimización lambda y sigma especificados en la tabla 1.

Para comprobar y verificar los resultados de los 10 modelos calculados y que sus valores obtenidos fueran consistentes, se seleccionó un número aleatorio fijo de inicio en el programa estadístico. Estos aspectos no han sido señalados en los artículos consultados y se consideran importantes y necesarios para verificar los resultados obtenidos de los modelos calculados y para que los lectores comprendan los parámetros usados en el estudio, cuyas características de diseño y arquitectura de la red neuronal se refieren en la sección Método y se especifican en la tabla 1.

Otra fortaleza es el tamaño de la muestra de estudio, que consideramos grande (1434 egresados). Esta característica incrementa la capacidad de predicción de la técnica de RNA, ya que se utilizó el 70% de la muestra para «entrenar» a la RNA y «aprender» a predecir las relaciones entre las variables independientes y dependiente. El análisis complementario de la importancia y el desempeño de las variables independientes (AI) permitió obtener los coeficientes de desempeño;

sus valores más altos identificaron claramente las principales variables independientes predictoras (siete variables para éxito y ocho para liderazgo).

Calcular 10 modelos de RNA permitió elegir el que menor error de entropía tuviera, lo cual se refleja en las curvas ROC, en las que se explica el rendimiento esperado de un clasificador según las áreas bajo la curva y se sitúa siempre entre 0 y 1; cuanto más alto es el valor, mejor es el clasificador y mayor es el porcentaje de individuos correctamente clasificados (Tabla 2).

Otra fortaleza es haber complementado a las RNA con el análisis de AD<sup>41</sup> tipo CHAID para identificar variables anidadas significativas, y el AI<sup>42</sup> para determinar los coeficientes de desempeño. Estas técnicas permitieron comprender e interpretar mejor los resultados de las RNA.

Finalmente, una fortaleza adicional es haber seguido los lineamientos generales que indica la Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior<sup>43</sup> en cuanto al tiempo de espera de los alumnos que egresaron de la carrera (al menos 5 años) para realizar estudios de seguimiento.

## Conclusiones

Este trabajo responde a los lineamientos generales del plan de estudios vigente de la Facultad de Medicina de la UNAM, relacionados con la importancia de hacer investigaciones de seguimiento de sus egresados para fortalecer y hacer adecuaciones en su currículo<sup>44</sup>.

Las RNA identificaron las principales variables que predijeron el éxito académico y el liderazgo asignado de los egresados de la carrera de Medicina. La técnica de RNA es sencilla y bondadosa desde el punto de vista de la estadística, ya que no requiere los supuestos teóricos robustos del análisis de regresión lineal; sin embargo, para su uso es conveniente tener capacitación teórica en el tema de redes neuronales. Asimismo, debe complementarse el análisis de RNA con otras técnicas estadísticas, como el AI para medir los coeficientes de desempeño y los AD (variables independientes significativas «anidadas») para identificar con mayor detalle y profundidad el peso específico y de significancia estadística de las variables predictoras.

En este estudio, aplicando la técnica de RNA del tipo perceptrón multicapa, se identificaron las principales variables independientes predictoras (siete variables para éxito y ocho para liderazgo); además, se incursiona en dos líneas de investigación poco estudiadas con las técnicas de RNA en el área de la medicina.

## Agradecimientos

Los autores agradecen a Omar Rodríguez Mendoza por el apoyo en la traducción al inglés del resumen.

## Financiamiento

Los autores declaran que el proyecto fue evaluado y registrado en la División de Investigación de la Facultad de Medicina con número de registro 041/2013, que otorgó el financiamiento correspondiente designado para apoyar el proyecto de investigación.

## Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

## Responsabilidades éticas

**Protección de personas y animales.** Los autores declaran que para esta investigación no se han realizado experimentos en seres humanos ni en animales.

**Confidencialidad de los datos.** Los autores declaran que en este artículo no aparecen datos de pacientes.

**Derecho a la privacidad y consentimiento informado.** Los autores han obtenido la aprobación del Comité de Ética para el análisis y publicación de datos clínicos obtenidos de forma rutinaria. El consentimiento informado de los pacientes no fue requerido por tratarse de un estudio observacional retrospectivo.

## Bibliografía

- Montaño Moreno JJ. Redes neuronales artificiales aplicadas al análisis de datos. Tesis Doctoral. Facultad de Psicología, Universitat de les Illes Balears, Palma de Mallorca, España. (Consultado el 14 de enero de 2022.) Disponible en: <https://ibdigital.uib.es/greenstone/sites/localsite/collect/tesisUIB/index/assoc/TDX-0713.dir/TDX-0713104-100204.pdf>
- IBM SPSS Neural Networks 26. International Business Machines (IBM® Corporation), 2019. (Consultado el 10 de enero de 2022.) Disponible en: [https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB\\_26.0.0/pdf/en/IBM\\_SPSS\\_Neural\\_Network.pdf](https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB_26.0.0/pdf/en/IBM_SPSS_Neural_Network.pdf)
- Trujillano J, March J, Sorribas A. Aproximación metodológica al uso de redes neuronales artificiales para la predicción de resultados en medicina. *Med Clin (Barc)*. 2004;122(Supl 1):59-67.
- Delgado A. Aplicación de las redes neuronales en medicina. *Rev Fac Med (Colombia)*. 1999;47:221-3.
- Sáenz BN, Ballesteros MA. Redes neuronales: concepto, aplicaciones y utilidad en medicina. *Aten Primaria*. 2002;30:119-20.
- Trujillano CJ, Badía CM, March LJ, Rodríguez PA, Servia GL, Sorribas TA. Redes neuronales artificiales en medicina intensiva. Ejemplo de aplicación con las variables del MPM II. *Med Intensiva*. 2005;29: 13-20.
- Trujillano J, March J, Badía M, Rodríguez A, Sorribas A. Aplicación de las redes neuronales artificiales para la estratificación de riesgo de mortalidad hospitalaria. *Gac Sanit*. 2003;17:504-11.
- Hernández ME, Lorente SR. Minería de datos aplicada a la detección de cáncer de mama. Universidad Carlos III, Madrid, España. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: <https://docplayer.es/2001698-Mineria-de-datos-aplicada-a-la-deteccion-de-cancer-de-mama.html>

9. Ortiz MJA, Celaya PJM, Martínez BMR, Solís SLO, Castañeda MR, Garza VI, et al. Detección de cáncer de mama usando técnicas avanzadas de minería de datos con redes neuronales. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: [https://inis.iaea.org/collection/NCLCollectionStore/\\_Public/48/016/48016648.pdf](https://inis.iaea.org/collection/NCLCollectionStore/_Public/48/016/48016648.pdf)
10. Palmer PA, Montaño MJJ, Calafat FA. Predicción del consumo de éxtasis a partir de redes neuronales artificiales. Adicciones. 2000;12:29-41.
11. Cataldi Z, Salgueiro F, Lage FJ. Predicción del rendimiento de los estudiantes y diagnóstico usando redes neuronales. XIII Jornadas de Enseñanza Universitaria de la Informática. Universidad de Zaragoza, Teruel, julio de 2007. p. 187-194. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: <http://bioinfo.uib.es/~joemiro/aenui/procJenu/Jen2007/capred.pdf>
12. Zacharis NZ. Predicting student academic performance in blended learning using artificial neural networks. International Journal of Artificial Intelligence and Applications (IJAIA). 2016;7:17-29.
13. Salgueiro F, Costa G, Cánepa S, Lage F, Kraus G, Figueroa N, et al. Redes neuronales para predecir la aptitud del alumno y sugerir acciones. (Consultado el 6 de mayo de 2022.) Disponible en: <https://core.ac.uk/download/pdf/296346944.pdf>.
14. Agdeben Z, Haydar A, Kanani A. Analyzing the factors affecting the success in university entrance examination through the use of artificial neural networks. (Consultado el 4 de mayo de 2022.) Disponible en: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.896.6733&rep=rep1&type=pdf>
15. Ahmad ZZ, Shahzadi E. Prediction of students' academic performance using artificial neural network. Bull Educ Res. 2018;40:157-64.
16. Bahadir E. Prediction of prospective mathematics teacher's academic success in entering graduate education by using back-propagation neural network. Journal of Education and Training Studies. 2016;4:113-22.
17. Baashar Y, Alkawsi G, Mustafa A, Ahmed AA, Alsariera YA, Qasemi Ali A, et al. Toward predicting student's academic performance using artificial neural networks (ANNs). (Consultado el 4 de mayo de 2022.) Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/358137409\\_Toward\\_Predicting\\_Student's\\_Academic\\_Performance\\_Using\\_Artificial\\_Neural\\_Networks\\_ANNs](https://www.researchgate.net/publication/358137409_Toward_Predicting_Student's_Academic_Performance_Using_Artificial_Neural_Networks_ANNs)
18. Borracci RA, Arribalzaga EB. Aplicación de análisis de conglomerados y redes neuronales artificiales para la clasificación y selección de candidatos a residencias médicas. Educ Med. 2005;8:22-30.
19. López MV, Longoni MG, Porcel EA. Modelos estadísticos y conexionistas para predecir el rendimiento académico de alumnos universitarios. Investigación Operativa. 2012;20:135-57.
20. Porcel EA, López MV, Dapoz GN. Predicción del rendimiento académico de alumnos de primer año de universidad mediante redes neuronales. Investigación Operativa. 2011;19:97-111.
21. Borracci RA, Pittaluga RD, Álvarez RJE, Arribalzaga EB, Ricardo L, Poveda CRL, et al. Factores asociados con el éxito académico de los estudiantes de medicina de la Universidad de Buenos Aires. Medicina (Buenos Aires). 2014;74:451-6.
22. Acosta PR, Pizarro SPA. Predicción del rendimiento académico en la educación superior usando minería de datos y su comparación con técnicas estadísticas. (Consultado el 28 de abril de 2022.) Disponible en: <http://cyberesis.uni.edu.pe/handle/uni/3665>.
23. Longoni MG, Porcel EA, López MV, Dapoz GN. Modelos de redes neuronales perceptrón multicapa y de base radial para la predicción del rendimiento académico de alumnos universitarios. (Consultado el 28 de abril de 2022.) Disponible en: [http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/19333/Documento\\_completo.pdf?sequence=1](http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/19333/Documento_completo.pdf?sequence=1)
24. Gatica LF, Méndez RI, Sánchez MM, Martínez GA. Variables asociadas al éxito académico en estudiantes de la licenciatura en medicina de la UNAM. Rev Fac Med (UNAM). 2010;53:9-18.
25. Sánchez MM. Liderazgo en medicina: ¿debemos enseñarlo y evaluarlo? Inv Ed Med. 2015;4:99-107.
26. Olivares OSL, Garza CA, López CMV, Suárez RAI. Evaluación del liderazgo organizacional y directivo en las escuelas de medicina de México. Innovación Educativa. 2016;16:131-49.
27. Castañeda SO. El papel del liderazgo en la gestión médica. Aten Fam. 2015;22:1.
28. Frenk J, Chen L, Bhutta ZA, Cohen J, Crisp N, Evans T, et al. Profesionales de la salud para el nuevo siglo: transformando la educación para fortalecer los sistemas de salud en un mundo interdependiente. Rev Peru Med Exp Salud Pública. 2011;28:337-41.
29. Martínez OG, Santos GJ, Leal BE, Hernández AAL. Liderazgo transformacional en estudiantes de ciencias de la salud. Educación Médica Superior. 2020;34:e1920.
30. Sánchez DI. La carrera académica del profesor clínico de medicina. Rev Med Chile. 2009;137:1113-6.
31. Pareja FRJA, López NJA, Homrani ME, Lorenzo MR. El liderazgo en los estudiantes universitarios: una fructífera línea de investigación. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: <https://raco.cat/index.php/Educar/article/view/252994>.
32. Ethical Standards of American Educational Research Association (AERA). February 2011. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: [https://www.aera.net/Portals/38/docs/About\\_AERA/CodeOfEthics\(1\).pdf](https://www.aera.net/Portals/38/docs/About_AERA/CodeOfEthics(1).pdf).
33. Code of Professional Responsibilities in Educational Measurement. National Council of Measurement in Education. January 2003. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: [https://connect.springerpub.com/binary/sgrworks/faafad6cafa2a267/443c7b9d4b4473f0db5956924198feb-4271637cbfd040356c5730c52cc9cdcd/9780826194893\\_ap04.pdf](https://connect.springerpub.com/binary/sgrworks/faafad6cafa2a267/443c7b9d4b4473f0db5956924198feb-4271637cbfd040356c5730c52cc9cdcd/9780826194893_ap04.pdf).
34. Code of Fair Testing Practices in Education. Joint Committee on Testing Practices. 2004. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: <https://www.apa.org/science/programs/testing/fair-testing.pdf>.
35. Declaración Universal sobre Bioética y de Derechos Humanos. Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura. 2005. (Consultado el 20 de abril de 2022.) Disponible en: <http://www.bioeticamexico.salud.gob.mx/descargas/pdf/subtemas/bioeticayderechoshumanos.pdf>.
36. Fernández OMA, Ponce RER, Ortiz MA, Fajardo OG, Jiménez GI. Caracterización de seis generaciones de egresados de medicina. Cir Cir. 2020;88:269-73.
37. Fernández OMA, Ponce RER, Ortiz MA, Fajardo OG, Dávila MR. Course failure and discontinuous academic trajectories in six medical school graduating classes. Am J Educ Res. 2020;8:187-93.
38. Menacho CCH. Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos. Anales Científicos. 2017;(1):26-33.
39. Basogain OX. Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones. (Consultado el 31 de mayo de 2022.) Disponible en: [https://ocw.ehu.eus/pluginfile.php/40137/mod\\_resource/content/1/redes\\_neuro/contenidos/pdf/libro-del-curso.pdf](https://ocw.ehu.eus/pluginfile.php/40137/mod_resource/content/1/redes_neuro/contenidos/pdf/libro-del-curso.pdf).
40. IBM. SPSS Modeler. El modelo de redes neuronales. (Consultado el 3 de junio de 2022.) Disponible en: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=networks-neural-model>
41. IBM SPSS. Árboles de decisión. (Consultado el 22 de mayo de 2022.) Disponible en: [https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB\\_26.0.0/pdf/es/IBM\\_SPSS\\_Decision\\_Trees.pdf](https://www.ibm.com/docs/en/SSLVMB_26.0.0/pdf/es/IBM_SPSS_Decision_Trees.pdf).
42. Driver analysis. Research software. (Consultado el 25 de mayo de 2022.) Disponible en: <https://www.displayr.com/wp-content/uploads/2020/08/How-to-do-Driver-Analysis-080620.pdf>.
43. Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior (ANUIES). México. (Consultado el 3 de junio de 2022.) Disponible en: <https://es.scribd.com/document/146786055/Esquema-Basico-para-Estudios-de-Egresados-en-Educacion-Superior>.
44. Graue WE. Facultad de Medicina. Universidad Nacional Autónoma de México. Informe 2012-2015 (periodo 2008-2015). (Consultado el 17 de mayo de 2022.) Disponible en: [http://www.facmed.unam.mx/\\_documentos/informe/2015/inf\\_2k12\\_2k15.pdf](http://www.facmed.unam.mx/_documentos/informe/2015/inf_2k12_2k15.pdf).