

ISSN: 2594-0937

REVISTA ELECTRÓNICA MENSUAL

Debates sobre *i*nnovación

DICIEMBRE
2019

VOLUMEN 3
NÚMERO 2

XVIII Congreso Latino Iberoamericano de Gestión Tecnológica
ALTEC 2019 Medellín



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA
METROPOLITANA
Unidad Xochimilco



MEGI
MAESTRÍA EN ECONOMÍA, GESTIÓN
Y POLÍTICAS DE INNOVACIÓN



LALICS

LATIN AMERICAN NETWORK FOR ECONOMICS OF LEARNING,
INNOVATION AND COMPETENCE BUILDING SYSTEMS

Factores influyentes en el valor percibido en una organización deportiva sin ánimo de lucro en la ciudad de Medellín mediante el uso de redes neuronales artificiales.

Julián Alberto Uribe Gómez

Instituto Tecnológico Metropolitano, Facultad de ciencias económicas y Administrativas, Colombia

julianuribe@itm.edu.co

PhD. Jorge Iván Brand Ortiz

Instituto Tecnológico Metropolitano, Facultad de ciencias económicas y Administrativas, Colombia

jorgebrand@itm.edu.co

Resumen

En el contexto de cualquier empresa, los administradores y responsables de la alta dirección centran sus esfuerzos en conocer el estado futuro de sus áreas de negocio, con el fin de minimizar los riesgos y tomar decisiones de forma más acertada. Es por esta razón que actualmente se han centrado los esfuerzos organizacionales en entender y dar valor a los datos generados al interior de la organización con el fin de encontrar soluciones más competitivas. Por esta razón se han aplicado diversos modelos estadísticos y computacionales para tratar estos datos y convertirlos en información valiosa para la organización.

El objetivo de esta investigación es proponer un modelo de red neuronal artificial para eficientemente entender cuáles son las variables que impactan en el valor percibido por los clubes adscritos de una organización deportiva sin ánimo de lucro en la ciudad de Medellín.

Esta investigación consta de una primera parte introductoria, donde se exploran los referentes conceptuales sobre el valor percibido y las redes neuronales artificiales (RNA), seguido, se plantea la metodología utilizada para la investigación, en un tercer momento se presenta el desarrollo por medio de las RNA, finalmente se obtienen los resultados obtenidos de la RNA que apuntan a que 3 de las 10 variables más importantes para diagnosticar el valor percibido son FIA1, FIA4 y CR3 pertenecientes a la categoría de la calidad de servicio, otras variables en menor medida se encuentran en las categorías expectativas y compromiso.

Se espera que los hallazgos presentados sirvan a administradores y personal encargado en mejorar el proceso de toma de decisiones.

Palabras clave

Perceptron multicapa, Modelos, Relacionamiento, Organizaciones deportivas

1. Introducción

El valor percibido es entendido como el resultado de la comparación entre los beneficios recibidos y el precio pagado por el servicio. El valor percibido por los clientes tiene un carácter subjetivo y desde la literatura se ha señalado que este cuenta con diversos componentes. Usualmente el valor percibido tiene relación con la actitud del cliente, lo cual determina su lealtad (Ruiz-Molina, 2009). Por otro lado, el valor percibido es un factor que puede incorporarse en el modelo SERVQUAL (Heno & Tavera, 2017) al igual que otros como confianza, compromiso y costo de cambio.

El modelo SERVQUAL ha sido ampliamente aplicado para evidenciar y medir la calidad del

servicio, mediante las expectativas y percepciones de los clientes (Matsumoto, 2014) en múltiples sectores, como telecomunicaciones (Henao & Tavera, 2017), comercios minorista (Ruiz-Molina, 2009) y turismo (El-Adly, 2018). Este modelo se basa principalmente en 5 dimensiones: Fiabilidad, Seguridad, Capacidad de respuesta, Empatía y Tangibilidad (Garza, Abreu, & Badii, 2008) en la tabla 1 se pueden ver las descripciones de cada dimensión.

El modelo SERVQUAL se publicó por primera vez en el año 1988 y es una técnica de investigación comercial, que permite realizar la medición de la calidad del servicio, conocer las expectativas de los clientes, y como ellos aprecian el servicio. Este modelo permite analizar aspectos cuantitativos y cualitativos de los clientes, proporcionando información sobre: opiniones sobre el servicio, comentarios, sugerencias y percepción, así como impresiones de los empleados. Este modelo es un instrumento de mejora y comparación con otras organizaciones (Matsumoto, 2014).

Tabla 1. Factores de la calidad del servicio

Dimensión	Definición
Fiabilidad	Capacidad para brindar el servicio deseado, confiable y consecuente.
Seguridad	Conocimiento de los empleados, cortesía y habilidad para transmitir confianza y seguridad.
Capacidad de respuesta	Disposición de dar un servicio rápido y ayudar a los clientes.
Empatía	Provisión de cuidado y atención personalizada a los clientes.
Tangibilidad	Apariencia de las instalaciones físicas, equipo, personal y materiales.

Fuente: (Parasuraman, Zeithaml, & Berry, 1985)

Las metodologías en la búsqueda de mejoras en la calidad de los procesos y servicios empresariales sumado a la importancia de los datos en la creciente economía y sociedad ha sido resumida bajo la siguiente declaración el “Big Data es el nuevo petróleo” según el director ejecutivo de IBM. Crecientes y recientes estudios han demostrado el impacto y el poder de los datos en la vida moderna (Iqbal, Doctor, More, Mahmud, & Yousuf, 2018) y empresarial. A partir de esto muchas herramientas de minería de datos han servido para analizar las bases generadas, estas técnicas supervisadas y no supervisadas han servido para análisis predictivo y análisis descriptivo. Uno de los focos del análisis descriptivo es la selección de factores de interés, el cual permite identificar factores o variables que tienen más influencia sobre algún evento, en este caso son los factores que influyen en mayor medida sobre el valor percibido por los clubes de una organización deportiva sin ánimo de lucro en la ciudad de Medellín.

Existen diversas técnicas para realizar un análisis descriptivo para la selección de los factores entre los que se encuentran los métodos probabilísticos, los evolutivos y las redes neuronales artificiales (de ahora en adelante RNA). La preferencia de las RNA sobre otro tipo de técnicas radica en que ellas constituyen una de las herramientas más poderosas para la clasificación de patrones, planeamiento, predicción control y optimización (Mejía & Toro, 2004) debido a sus propiedades de aprendizaje adaptativo no lineal y no paramétrico (Blanco, Pino-Mejías, Lara, & Rayo, 2013), por otro lado, constituyen un paradigma computacional que provee una gran variedad de modelos matemáticos no lineales, utilizado para estudiar un rango considerable de problemas estadísticos (Blanco et al., 2013), finalmente las RNA no están alejadas de los métodos estadísticos y probabilísticos, de hecho, puede ser consideradas como una técnica de regresión la cual está representada por una alta no linealidad entre las variables dependientes e independientes (Gem & Roper, 2009).

La justificación de las RNA y su preferencia como técnica de análisis de datos, radica en sus principios fundamentados en el concepto de neurona y cerebro humano, los cuales tienen varias características deseadas por cualquier sistema computacional, esta razón ha incrementado la investigación y el campo de aplicación sobre el funcionamiento de las RNA. Dichas redes aprenden de su entorno haciendo uso de la información disponible (Mejía & Toro, 2004), por lo tanto, ellas no son programadas, sino entrenadas, como resultado, ellas pueden entregar buenos resultados en el corto plazo (Kigami, 2001), principalmente, los atributos encontrados en este tipo de técnicas son las siguientes: aprendizaje desde la experiencia, generalización desde ejemplos, desarrollo de soluciones más rápido, eficiencia computacional y no linealidad.

Las RNA contienen varios algoritmos como son: Perceptron, propagación hacia atrás y hacia adelante, madaline, redes de base radial, entre otras. El perceptron multicapa es la RNA más comúnmente utilizada en casos de negocio (Blanco et al., 2013) y en una gran variedad de disciplinas como la contabilidad, las finanzas y la banca en general, para aspectos como clasificación y predicción. El perceptron multicapa pertenece a las redes neuronales supervisadas, esto quiere decir que es necesario proveer al modelo con algunas variables de entrada y una salida deseada (Serrano-Cinca, 1996)

2. Metodología

La investigación se basa en un análisis descriptivo y exploratorio, para la selección de factores a través de técnicas supervisadas y no supervisadas, donde a una muestra de 270 clubes pertenecientes a una organización deportiva sin ánimo de lucro en la ciudad de Medellín se les aplicó una encuesta estructurada tipo likert con valores desde 1 a 5, donde 1 es el valor más inferior y 5 es el más alto, la cual recoge, según la adaptación del modelo SERVQUAL (Fripp, 2019), datos de calificación cualitativa sobre los siguientes aspectos: Expectativas Calidad de servicio, Satisfacción, Valor percibido, Confianza, Compromiso y Lealtad.

En total se realizaron 74 preguntas, las cuales abarcan los aspectos antes mencionados, en 7 grandes grupos, tal como se indica en la tabla 2:

Tabla 2. Estructura de la encuesta aplicada a los clubes.

Variable	Aspecto a encuestar	Número de preguntas realizadas
Independiente	Expectativas	5
	Calidad del servicio	24
	Satisfacción	9
	Confianza	7
	Compromiso	8
	Lealtad	13
Dependiente	Valor percibido	8

Fuente: Elaboración propia.

Para el análisis de datos y la construcción del modelo de RNA se utilizan como insumos los softwares NETLOGO, STATGRAPHICS e IBM SPSS.

La red neuronal artificial perceptron multicapa con algoritmo de retropropagación no se considera una técnica estadística propiamente dicha, por lo tanto, la red se entrena con los datos de las variables independientes de entrada que se dispongan.

La ficha técnica de la investigación es la presentada en la tabla 3.

Tabla 3. Ficha técnica de investigación

Universo	Clubes perteneciente a la organización deportiva
Ámbito geográfico	Regional
Tamaño muestral	270 clubes
Diseño muestral	Encuesta personal al representante de cada club
Periodo de recogida de la información	Año 2018
Tipo de muestreo	No probabilístico voluntario
Técnicas de análisis	Análisis descriptivo y Redes neuronales artificiales

Fuente: Elaboración propia.

La metodología propuesta para el desarrollo de esta investigación es la presentada en la figura 1.

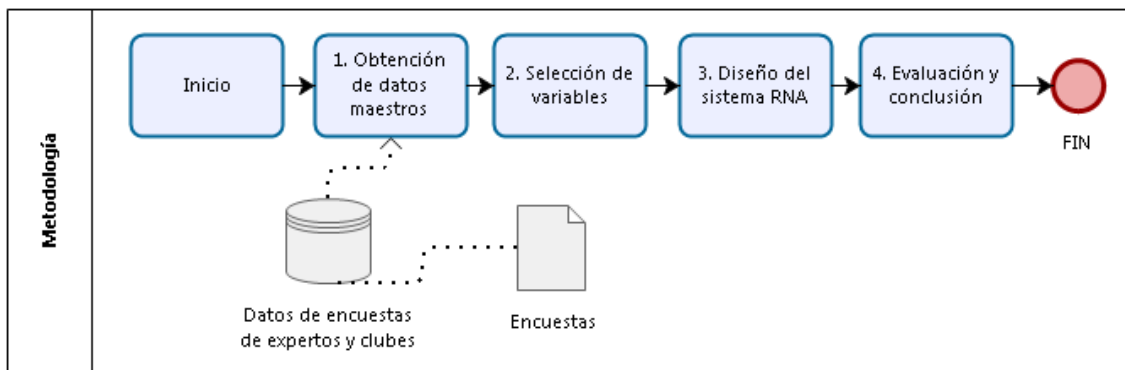


Figura 1. Metodología de investigación. Elaboración propia

3. Desarrollo

Las RNA son técnicas analíticas y matemáticas que han sido inspiradas en las redes neuronales de la biología, tal y como se muestra en su símil en la figura 2, su elemento y su unidad básica es la neurona o nodo, estas están organizadas por capas de entrada, ocultas y de salida. Una red neuronal es la red constituida por una simple unidad de procesamiento llamada nodo, cada nodo está vinculado a n-unidades de entrada a través de n-conexiones dirigidas. Cada nodo está caracterizado por un valor límite, una función de activación univariable y un vector de pesos (Leshno & Spector, 1996). Los modelos de redes neuronales aceptan gran cantidad de entradas, sumándolas de manera ponderada. Usualmente se aplican funciones no lineales para generar los resultados (Kuzey, Uyar, & Delen, 2014) y transmitirla a otra neurona dichos resultados como futuras entradas (Lao & Caridad, 2017).

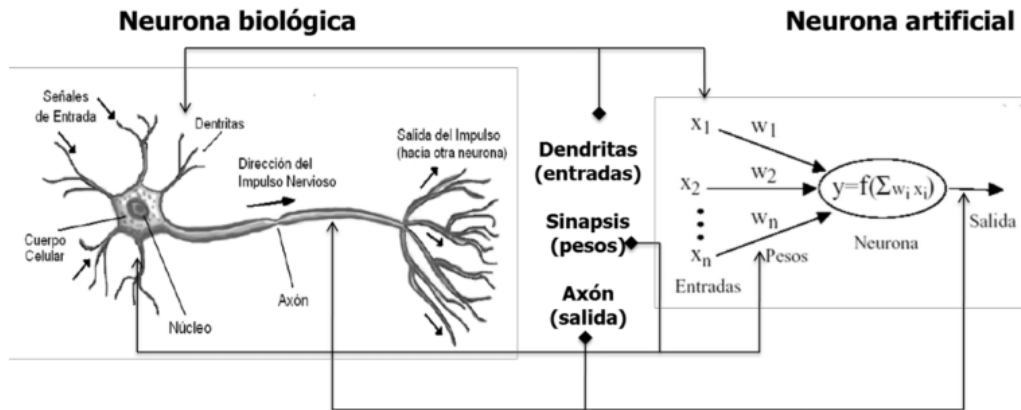


Figura 2. *Símil neurona biológica y artificial. Tomado de (Lao & Caridad, 2017)*

Así como las neuronas biológicas, uno de los principales atractivos de las redes neuronales es su posibilidad de aprender y ajustarse a las condiciones de las capas de entrada y salida, por lo tanto, a través de un algoritmo de aprendizaje, las redes neuronales artificiales ajustan su arquitectura y parámetros de manera que permite minimizar la función de error que indique el grado de ajuste de los datos (Lao & Caridad, 2017). El número de capas o nodos ocultos determina la complejidad del modelo final (Blanco et al., 2013).

Dentro de los modelos de RNA, el perceptron multicapa con el algoritmo de retropropagación del error es el modelo más popular para predicción y la selección de factores. El modelo generalmente consiste de tres capas (capa de entrada, capa oculta y capa de salida) (Geem & Roper, 2009), cada capa tiene una cantidad de neuronas asociadas y el objetivo es minimizar la función de error entre la salida deseada y la del modelo neuronal a partir de un conjunto de observaciones ya clasificadas (Lao & Caridad, 2017), en la figura 3 se puede ver la estructura general de este tipo de red neuronal.

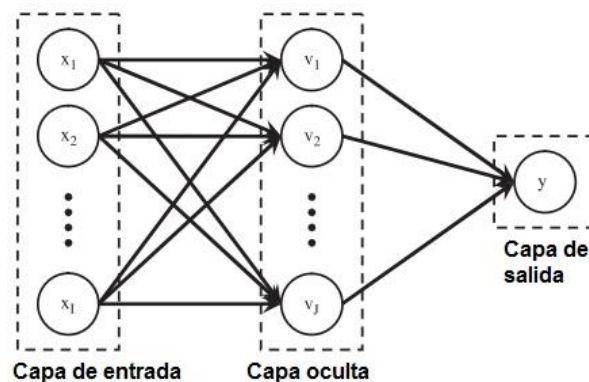


Figura 3. *Concepto red neuronal artificial. Adaptado de (Geem & Roper, 2009)*

La salida de la red neuronal que se encuentra en la capa final, y se encuentra asociada a la ecuación 1 presentada, esta debe considerar que cada neurona de la capa oculta y la capa de entrada aportan pesos ponderados y valores que se ajustan en el proceso de aprendizaje de la red, así mismo, la función de activación mediante por tangente hiperbólica es la presentada en la ecuación 2 (Arroyo, 2013).

$$y = f_h \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (ec. 1)$$

Donde:

y : son las neuronas de la capa de salida.

f_h : Es la función de activación de la red.

w_i : son los pesos sinápticos del proceso de aprendizaje y adaptación.

$$\varphi_v = \frac{e^v - e^{-\alpha v}}{e^v + e^{-\alpha v}} \quad (ec. 2)$$

Donde:

α : Es el parámetro de pendiente de la curva

v : Es la suma ponderada de la neurona

Para la construcción de la red neuronal artificial perceptron multicapa con algoritmo de retropropagación, se van a seleccionar 63 variables independientes pertenecientes a los grupos: Expectativas, Calidad del servicio, Satisfacción, Confianza, Compromiso y Lealtad, la respuesta es el grupo valor percibido, que consta de 8 variables. En la tabla 4 se pueden ver los parámetros y la información de inicio para la red.

Tabla 4. Construcción de la red neuronal

Información sobre la red neuronal		
Capa de entrada	Variables independientes factores	63
Capas ocultas	Número de capas ocultas	1
	Número de unidades de la capa oculta	16
	Función de activación de la red	Tangente Hiperbólica
Capa de salida	Variables dependientes	8
	Número de unidades	34
	Función de activación	Softmax
	Función de error	Entropía cruzada

Fuente: Elaboración propia.

La figura 4 presenta la red neuronal artificial perceptron multicapa, con sus tres capas de neuronas, en la capa de entrada se tienen las 63 variables independientes, la capa oculta, la cual mediante la función de activación ajusta los pesos en las neuronas. La primera capa de las neuronas de la red se propagan a través de las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado obtenido de las neuronas de salida con la salida que se desea obtener, es decir con los valores de calificación para el valor percibido por los clubes, y mediante la función de error, esto se transmite hacia atrás para que cada neurona reciba el error aproximado de participación.

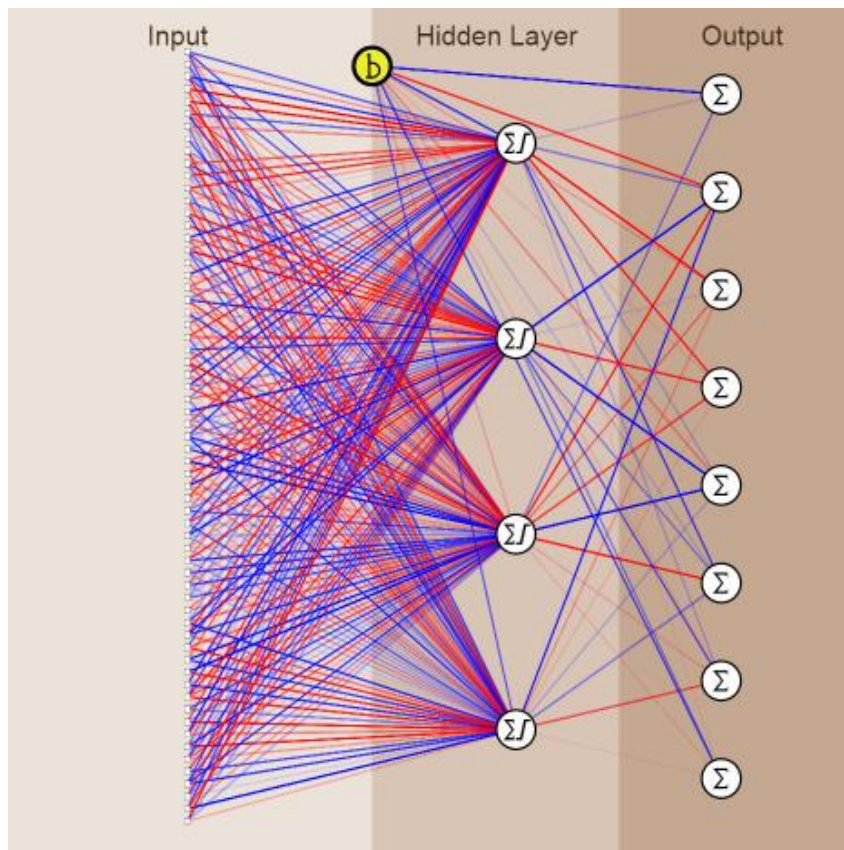


Figura 4. RNA Perceptron multicapa del valor percibido. Elaboración Propia

4. Resultados y análisis

Las curvas de operación características del receptor (Receiver-Operating Characteristic) son indicadores de precisión en la prueba dentro del perceptron multicapa y demás herramientas de optimización, clasificación y predicción. Las curvas ROC es un método muy popular para entender visualmente el desempeño (Hernández-Orallo, 2013), por otro lado, proporcionan un buen índice de la capacidad de prueba y seleccionar umbrales de decisión. Las curvas ROC fueron desarrolladas en el contexto de detección de señales electrónicas en los años 50 y se extendieron a campos como la psicología, medicina, psicofísica experimental (Dominguez & Gonzalez, 2002), radiología, estadística, bioinformática, aprendizaje de máquina y reconocimiento de patrones (Hernández-Orallo, 2013).

Dentro de las ventajas que tiene el uso de las curvas ROC se encuentra la representación simple y comprensible del fenómeno y proporciona una comparación visual entre las múltiples opciones sobre una escala común, sin embargo, la prueba no presenta el número de sujetos ni la medida del tamaño de la muestra, por otro lado, la obtención de las curvas COR debe obtenerse mediante programas de computación, los cuales no siempre están disponibles (Dominguez & Gonzalez, 2002).

Las curvas COR se interpretan mediante su área bajo la curva, esta área siempre debe ser mayor o

igual a 0,5, de este modo desde el valor 0,75 hasta 1 indican pruebas desde buenas a excelentes. Para cada variable en la capa de salida del valor percibido se pueden ver sus áreas bajo la curva y valores característicos para indicar cuales fueron las salidas más acertadas del perceptron multicapa, sus valores pueden observarse en las figuras 5 y 6.

Tabla 5. Código de variables y explicación de la salida del modelo valor percibido.

Código variables	Explicación desde el modelo con valor percibido
VP1	La Liga tiene un precio razonable en los servicios que ofrece en torneos y competencia
VP2	La Liga da una buena relación calidad-precio
VP3	La calidad de los torneos y competencias organizados por la Liga es buena, con respecto a los costos y gastos que le causa al Club
VP4	Vale la pena el esfuerzo en la participación de los torneos y competencias ofrecidos por la liga
VPS1	La participación en los torneos y competencias organizados por la Liga nos ayuda a sentirnos bien
VPS2	La participación en los torneos y competencias organizados por la Liga mejora la percepción que los demás tienen de mi club
VPS3	La participación en los torneos y competencias organizados por la Liga genera una buena impresión de los demás
VPS4	La participación en los torneos y competencias organizados por la Liga nos proporciona aprobación social

Fuente: Elaboración propia.

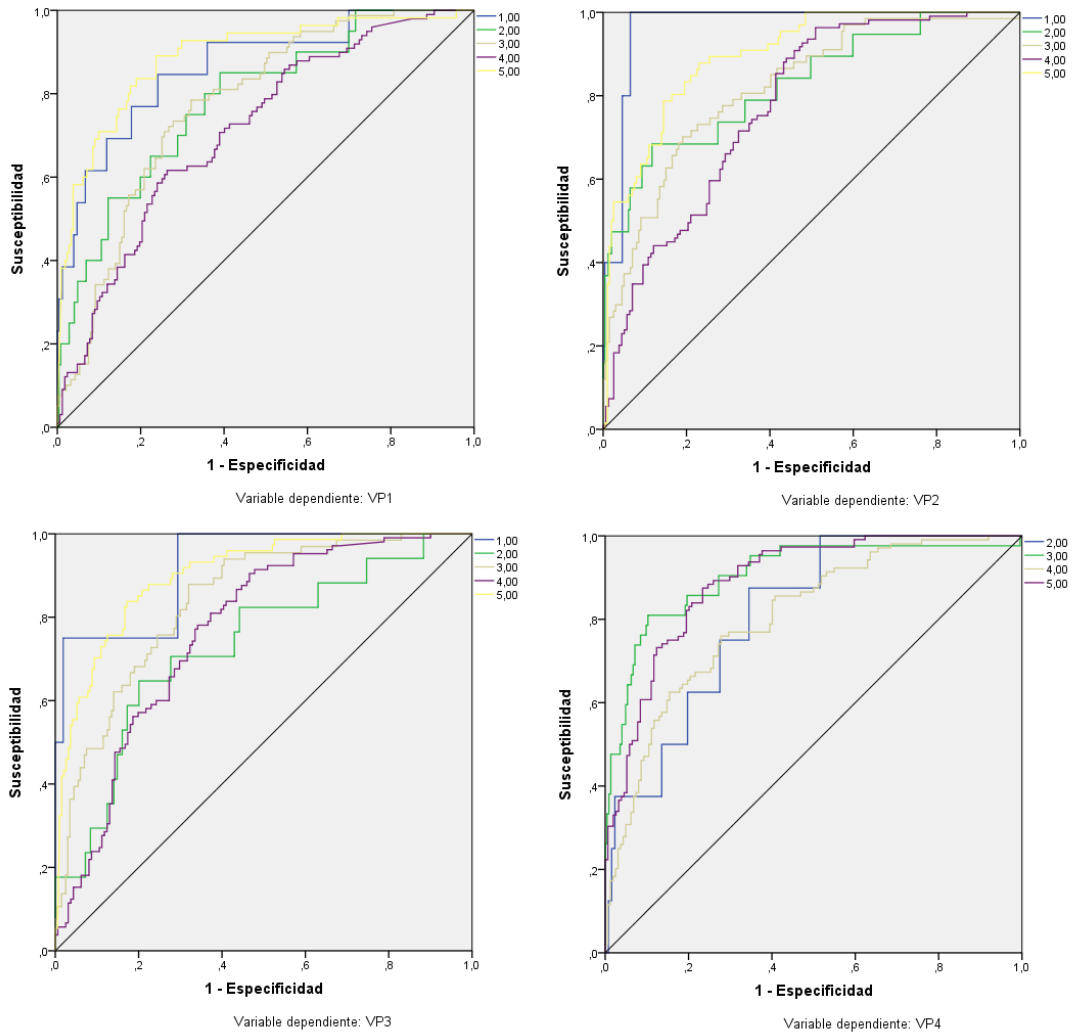


Figura 5. Curvas COR para el valor percibido. Elaboración propia

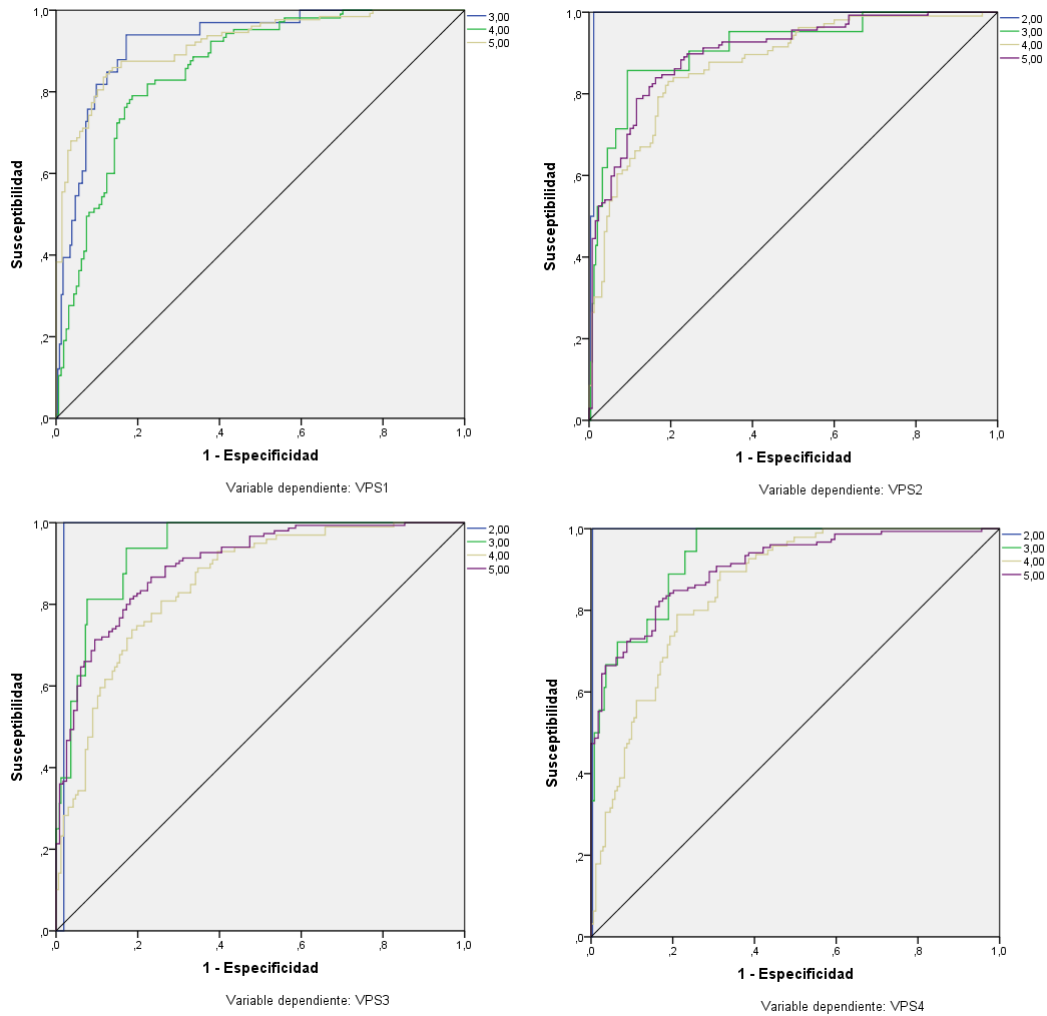


Figura 6. Curvas COR para el valor percibido. Elaboración propia

Los valores conseguidos a través de la evaluación del algoritmo de aprendizaje de la RNA y los valores del área bajo las curvas ROC se pueden representar en la tabla 6. En este caso, los valores de salida están marcados en gris, indicando que ha sido el valor más ajustado y con el error mínimo.

Tabla 6. Áreas bajo la curva COR para las calificaciones del valor percibido

Área debajo de la curva					
variable dependiente	Curva	Área	variable dependiente	Curva	Área
VP1	1	0,86	VPS1	1	sin valor
	2	0,79		2	sin valor
	3	0,78		3	0,921
	4	0,72		4	0,858
	5	0,89		5	0,919
VP2	1	0,97	VPS2	1	sin valor
	2	0,83		2	0,992

	3	0,82		3	0,913
	4	0,78		4	0,873
	5	0,9		5	0,901
VP3	1	0,92	VPS3	1	sin valor
	2	0,73		2	0,981
	3	0,84		3	0,937
	4	0,77		4	0,852
	5	0,9		5	0,898
VP4	2	0,81	VPS4	2	0,996
	3	0,91		3	0,934
	4	0,8		4	0,854
	5	0,89		5	0,907

Fuente: Elaboración propia.

Así mismo, el modelo creado de RNA, responde a la clasificación de factores e importancia de las variables sobre la influencia de las salidas de valor percibido en el modelo. Las diez variables más importantes para el modelo están subrayadas, tal como se ilustra en la tabla 7.

Adicional, la figura 7 presenta la clasificación en orden de importancia de las 63 variables independientes tenidas en cuenta para el modelo RNA.

Tabla 7. Importancia de las variables independientes en el modelo RNA

Importancia de las variables independientes			
Código variable	Explicación	Importancia	Importancia normalizada
FIA1	Cuando la Liga promete hacer algo en cierto tiempo para la organización de torneos y competencias, lo cumple	0,025	100,00%
FIA4	La Liga proporciona sus servicios en el momento en que promete hacerlo	0,022	89,50%
CR3	Los empleados de la Liga siempre están dispuestos a ayudar a los clubes	0,02	79,90%
EXP2	Disposición de dar un servicio rápido y ayudar a los clubes	0,02	79,50%
CMP3	El Club está muy comprometido con la relación que tiene con la Liga	0,019	78,00%
SAT4	El Club está satisfecho con el tiempo de respuesta de la Liga	0,019	77,80%
CMP5	El Club tiene sentimientos positivos frente la Liga	0,019	77,60%
SAT7	El Club está satisfecho con los esfuerzos que la Liga está haciendo con el Club	0,019	76,70%
CFZ3	El Club puede confiar en los empleados de la Liga para resolver los problemas	0,018	74,70%
EG4	Existen vínculos estrechos entre la Liga y la concepción de nuestro Club	0,018	74,30%
SAT5	El Club está seguro de que fue una buena decisión obtener servicios con la Liga	0,018	74,00%
EM4	Los empleados de la Liga entienden cuáles son las necesidades del Club	0,018	73,50%

CFZ7	El Club cree que la Liga es confiable	0,018	71,30%
LTD8	El Club trata de contratar la Liga para que le provea de todos los servicios que necesite	0.017	69.50%
CMP1	La Liga es la primera opción para el Club (en torneos y competencias)	0.017	69.50%

Fuente: Elaboración propia.

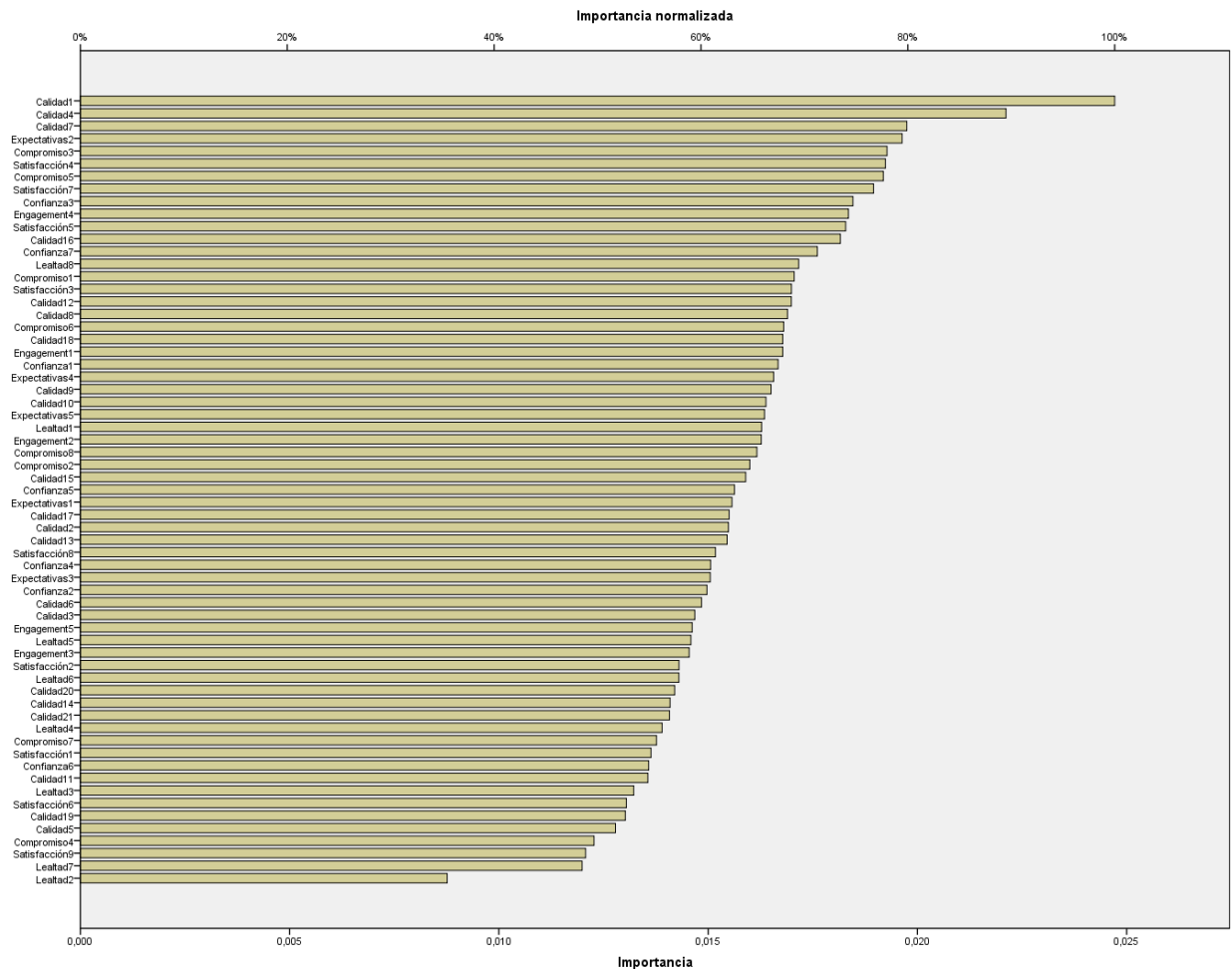


Figura 7. Importancia de las variables del diseño. Elaboración propia

5. Conclusiones y discusiones

El modelo de RNA propuesto resulta pertinente para explicar los factores que determinan el valor percibido en el caso de los clubes en una organización deportiva sin ánimo de lucro en la ciudad de Medellín. A través del estudio se logró mostrar que los clubes le dan mayor importancia a factores relacionados, en el orden de importancia, a la calidad de servicio, expectativas, compromiso, satisfacción, confianza y lealtad, lo que significa que el relacionamiento entre el proveedor de servicios y el cliente es más importante, en cuanto a su promesa de servicio en tiempos de atención y disposición de los colaboradores a brindar servicios con calidad y atención, y no tanto así para los elementos tangibles del negocio como instalaciones, pulcritud en los

colaboradores o materiales asociados al servicio.

El valor percibido y sus resultados explicados en las curvas COR indican que es importante trabajar y mejorar aspectos relacionados con la calidad-precio de su servicio, costos-gastos causados a los clubes y visibilidad de clubes hacia el exterior en la participación de torneos y competencias. Al interior de la organización se deben generar estrategias sobre la calidad del servicio, para que la percepción subjetiva de esta se balancee con el precio solicitado, sobre los costos y gastos causados al club, las estrategias estarían enfocadas en la intervención al interior de la organización mejorando, flexibilizando y optimizando procesos y tareas. Finalmente, si se producen estrategias de visibilidad y efectos de red sobre los clubes y diferentes medios, los clientes clubes percibirán una mayor difusión y por lo tanto, recomendarán al proveedor del servicio en términos positivos.

Sobre la herramienta utilizada es importante aclarar que dentro del método de aplicación de las redes neuronales, existe una desventajas y es el hecho que no hay un procedimiento único conocido que garantice que las soluciones globales encontradas, logren para el problema, encontrar una configuración de pesos sinápticos que minimice el criterio de error, por lo tanto uno de los múltiples mínimos locales posibles es obtenido a través de una de las muchas reglas propuestas en la literatura. Por otro lado, como bien se ha explicado las redes neuronales artificiales son una simplificación del proceso biológico y el modelo creado no captura la dinámica ni las propiedades espacio temporales, las cuales son importantes en el proceso biológico. No obstante, como ya se ha mencionado las redes neuronales artificiales pueden aproximar con exactitud diversos tipos de relaciones complejas (Lao & Caridad, 2017), pero con sus claras limitantes.

6. Referencias

- Arroyo, I. (2013). *Evaluación de dos técnicas de reconocimiento de patrones para su implementación en el simulador de pilotaje automatico de taller del STC metro de la ciudad de México*. Universidad tecnológica de la Mixteca.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356–364. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.051>
- Dominguez, E., & Gonzalez, R. (2002). *Análisis de las curvas Receiver Operating Characteristic: un método útil para evaluar procedimientos diagnósticos*. *Revista Cubana Endocrinología* (Vol. 13). Retrieved from http://bvs.sld.cu/revistas/end/vol13_2_02/end10202.pdf
- El-Adly, M. I. (2018). Modelling the relationship between hotel perceived value, customer satisfaction, and customer loyalty. *Journal of Retailing and Consumer Services*, (xxxx), 0–1. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2018.07.007>
- Fripp, G. (2019). Understanding the SERVQUAL Model - The Marketing Study Guide. Retrieved April 15, 2019, from <https://www.marketingstudyguide.com/understanding-the-servqual-model/>
- Garza, E., Abreu, J. L., & Badii, M. H. (2008). Mejoramiento de la calidad de servicios mediante el modelo de las discrepancias entre las expectativas de los clientes y las percepciones de la empresa. *International Journal of Good Conscience*, 3(1), 1–64. Retrieved from www.daenajournal.org
- Geem, Z. W., & Roper, W. E. (2009). Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *Energy Policy*, 37(10), 4049–4054. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.04.049>
- Henao, L., & Tavera, J. (2017). *Calidad de servicio, satisfacción y antecedentes de la lealtad hacia las empresas de telecomunicaciones en Colombia*. Ciudad de México. Retrieved from <http://congreso.investiga.fca.unam.mx/docs/xxii/docs/13.03.pdf>
- Hernández-Orallo, J. (2013). ROC curves for regression. *Pattern Recognition*, 46(12), 3395–3411. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.06.014>
- Iqbal, R., Doctor, F., More, B., Mahmud, S., & Yousuf, U. (2018). Big data analytics: Computational intelligence

- techniques and application areas. *Technological Forecasting and Social Change*, (December 2017), 0–1. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.03.024>
- Kigami, J. (2001). Mathematical Background (pp. 196–211). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511470943.008>
- Kuzey, C., Uyar, A., & Delen, D. (2014). The impact of multinationality on firm value: A comparative analysis of machine learning techniques. *Decision Support Systems*, 59(1), 127–142. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2013.11.001>
- Lao, O., & Caridad, M. (2017). Procedimiento para el pronóstico de la demanda mediante redes neuronales artificiales. *Ciencias Holguín*, 23(1), 1–18.
- Leshno, M., & Spector, Y. (1996). Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. *Neurocomputing*, 10(2), 125–147. [https://doi.org/10.1016/0925-2312\(94\)00060-3](https://doi.org/10.1016/0925-2312(94)00060-3)
- Matsumoto, R. (2014). Desarrollo del modelo Servqual para la medición de la calidad del servicio en la empresa de publicidad Ayuda Experto. *Revista Perspectivas*, (34), 181–209. Retrieved from http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1994-37332014000200005
- Mejía, D., & Toro, E. (2004). Pronóstico de ventas usando redes neuronales. *Scientia et Technica*, 10(26), 25–30.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1985). A *Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research*. Source: *The Journal of Marketing* (Vol. 49). Retrieved from [https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/2491773/mod_resource/content/1/Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research.pdf](https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/2491773/mod_resource/content/1/Conceptual%20Model%20of%20Service%20Quality%20and%20Its%20Implications%20for%20Future%20Research.pdf)
- Ruiz-Molina, M. (2009). Valor percibido, actitud y lealtad del cliente en el comercio minorista. *Universia Business Review*, 1698(5117), 112–117.
- Serrano-Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227–238. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(95\)00033-X](https://doi.org/10.1016/0167-9236(95)00033-X)