



**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**ESCUELA DE POSGRADO**

**PROGRAMA ACADÉMICO DE DOCTORADO EN  
EDUCACIÓN**

Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-Bagua

**TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:**

Doctor en Educación

**AUTOR:**

Incio Flores, Fernando Alain (ORCID: 0000-0003-3286-7787)

**ASESOR:**

Dr. Montenegro Camacho, Luis (ORCID: 0000-0002-8696-5203)

**LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:**

Innovaciones pedagógicas

**CHICLAYO – PERÚ**

**2021**

## **Dedicatoria**

Esta investigación está dedicada en primer lugar a Dios, en segundo lugar a mis padres Juana y Fernando, a mi esposa Dulce, a nuestra hija Dulce Fernanda, y en tercer lugar a la comunidad académica en el campo de la educación.

## **Agradecimiento**

A la Universidad Cesar vallejo por su constante motivación, a mi asesor el Dr. Luis Montenegro por sus conocimientos, y de manera especial a mis estudiantes motivo de superación.

## Índice de contenidos

Carátula .....	i
Dedicatoria.....	ii
Agradecimiento .....	iii
Índice de contenidos .....	iv
Índice de tablas.....	v
Índice figuras.....	vi
Resumen .....	vii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. MARCO TEÓRICO .....	4
III. METODOLOGÍA.....	15
3.1 Tipo y diseño de investigación .....	15
3.2 Variables y Operacionalización .....	16
3.3 Población, muestra y muestreo.....	16
3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos .....	17
3.5 Procedimientos .....	18
3.6 Método de análisis de datos .....	18
3.7 Aspectos éticos.....	19
IV. RESULTADOS .....	20
V. DISCUSIÓN.....	30
VI. CONCLUSIONES .....	37
VII. RECOMENDACIONES.....	39
VIII. PROPUESTA .....	40
REFERENCIAS .....	42
ANEXOS	

## Índice de tablas

Tabla 1. <i>Estudiantes matriculados en la UNIFSLB</i> .....	17
Tabla 2. <i>Características de la RNA</i> .....	20
Tabla 3. <i>Predicción de promedios finales de la RNA implementada</i> .....	23
Tabla 4. <i>Proyección de resultados académicos de la RNA</i> .....	27
Tabla 5. <i>Características del Modelo de RNA propuesto</i> .....	40

## Índice figuras

Figura 1. <i>Arquitectura típica de una red neuronal</i> .....	7
Figura 2. <i>Modelo no lineal de una neurona</i> .....	8
Figura 3. <i>Perceptrón simple</i> .....	9
Figura 4. <i>Neurona lineal de Adaline</i> .....	10
Figura 5. <i>Perceptrón con dos capas ocultas</i> .....	11
Figura 6. <i>Estructura de la RNA</i> .....	21
Figura 7. <i>Coeficiente de correlación</i> .....	21
Figura 8. <i>Error cuadrático medio</i> .....	22
Figura 9. <i>Simulación gráfica de los promedios finales reales y los promedios obtenidos de la RNA</i> .....	28
Figura 10. <i>Simulación gráfica de los promedios finales reales, predicción y proyección de la RNA</i> .....	29

## Resumen

Esta investigación ha tenido como objetivo diseñar e implementar un modelo de red neuronal artificial que permita proyectar los resultados académicos de los estudiantes del curso de Matemática I de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua, presenta un enfoque cuantitativo, de tipo predictiva y proyectiva, no experimental. Las variables de entrada de la red neuronal artificial son 42 ítems que responden a determinantes personales, sociales e institucionales que influyen en el rendimiento académico, el coeficiente de confiabilidad obtenido mediante la prueba Kuder-Richardson ( $KR_{20}$ ) fue de 0.82, la validación del instrumento se realizó con el criterio de juicio de expertos. Se utilizó la metodología CRISP-DM para la construcción del modelo neuronal el cual posee tres capas ocultas y una capa de salida, el coeficiente de correlación obtenido para el entrenamiento, la validación y la prueba de 0.91532, 0.90989 y 0.93612 respectivamente, consecuentemente la red neuronal logró una efectividad en la predicción exacta del promedio redondeado al entero más cercano del 65.24%, mientras que la efectividad en la predicción considerando el entero más cercano con una diferencia de  $\pm 1$  punto en el promedio es del 89.92%, lo cual garantiza una proyección confiable de los resultados académicos de los estudiantes.

**Palabras clave:** Inteligencia artificial, rendimiento académico, predicción, proyección.

## Abstract

This research has aimed to design and implement an artificial neural network model that allows projecting the academic results of the students of the Mathematics I course of the Fabiola Salazar Leguia de Bagua National Intercultural University, it presents a quantitative, predictive and projective approach, not experimental. The input variables of the artificial neural network are 42 items that respond to personal, social and institutional determinants that influence academic performance, the reliability coefficient obtained through the Kuder-Richardson test (KR20) was 0.82, the validation of the instrument It was carried out with the criterion of expert judgment. The CRISP-DM methodology was used for the construction of the neural model which has three hidden layers and an output layer, the correlation coefficient obtained for training, validation and the test of 0.91532, 0.90989 and 0.93612 respectively, consequently the network neuronal achieved an effectiveness in the exact prediction of the average rounded to the nearest integer of 65.24%, while the effectiveness in the prediction considering the closest integer with a point difference in the average is 89.92%, which guarantees a reliable projection. of the academic results of the students.

**Keywords:** Artificial intelligence, academic performance, prediction, projection.

## I. INTRODUCCIÓN

El pronóstico, la predicción y la proyección son prácticas inherentes en el ser humano desde tiempos muy remotos, el agricultor observando el clima del día puede inferir si va a llover, el comerciante teniendo en cuenta el estado financiero y la necesidad de la gente puede intuir que tanto de mercadería puede vender, los candidatos en política observando las encuestas pueden tener un panorama a futuro si tienen oportunidad de lograr su objetivo.

Dentro de los múltiples métodos de predicción y proyección se tiene a los modelos estadísticos de regresión, pero en ellos existen cierta dificultad, para que sean aplicados deben cumplirse ciertas condiciones de independencia, linealidad, normalidad de los residuos, normalidad e igualdad de varianza, tamaño muestral suficiente (Cohen et al., 2013; Maxwell et al., 2017), por tal motivo en esta investigación hemos acudido a las redes neuronales artificiales como una alternativa para efectos de predicción, las cuales han sido conceptualizadas como técnicas estadística no paramétricas al estar libres del cumplimiento de los parámetros estadísticos anteriormente mencionados (Sarle, 1994).

La Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua (UNIFSLB) alberga en sus aulas estudiantes originarios y mestizos; durante los semestres académicos 2018 I, y 2019 I, 2019 II y 2020-I, 2020 II, 2021 I en el que se dictó el curso de Matemática I perteneciente al primer ciclo a los ingresantes de las tres carreras profesionales: Ingeniería Civil, Negocios Globales y Biotecnología, se ha evidenciado resultados desalentadores en los promedios finales; de acuerdo a la base de datos obtenida de la unidad de registro y archivos académicos de la UNIFSLB se puede observar que del total de alumnos que aparecen con promedio final en este curso en los semestres referidos, el 60% tiene un promedio menor o igual a 12, lo cual es muy preocupante considerando que estas carreras profesionales en su plan de estudios tienen cursos de especialidad con sustento en la matemática.

En la actualidad, uno de los desafíos que afronta la universidad es brindar una educación basada en competencias, de tal manera que el estudiante tenga la facultad de combinar conocimientos, habilidades y actitudes para dar solución a una situación problemática en un tiempo determinado. Diversos estudios (Acevedo y Rocha, 2011; Edel, 2003a, 2003b; Torres y Rodríguez, 2006) señalan que el logro

de estas competencias se miden mediante los estándares de aprendizajes, en este sentido el rendimiento académico es el sistema que mide el logro de las competencias en los estudiantes mediante la intervención de métodos cuantitativos y cualitativos. En esta investigación entiéndase como rendimiento académico a la evaluación de las competencias expresado en notas mediante la escala vigesimal las cuales se han sido proporcionadas por la unidad de registros y archivos académicos de la UNIFSLB. Diversos estudios han mostrado preocupación por conocer cuáles son los factores que intervienen en el logro de competencias de los estudiantes en todos los niveles de educación, “existen diversos aspectos que se asocian al rendimiento académico, entre los que intervienen son componentes tanto internos como externos al individuo. Pueden ser de orden social, cognitivo y emocional, clasificados en tres categorías: determinantes personales, determinantes sociales y determinantes institucionales” (Garbanzo, 2007, p. 47).

La pregunta formulada en esta investigación es la siguiente: ¿En qué medida la implementación de un modelo de red neuronal artificial puede proyectar el rendimiento académico de los alumnos del curso de matemática I de la UNIFSLB?

Esta investigación basada en redes neuronales artificiales para proyectar resultados académicos tiene una justificación teórico, práctico y metodológico. En el aspecto teórico aporta conocimiento existente en el área de la inteligencia artificial para realizar investigaciones en educación, de esta manera se fomentan investigaciones multidisciplinarias que afiancen y enriquezcan el sistema educativo. En el aspecto práctico, brindan al docente los posibles resultados académicos finales de los estudiantes sin necesidad de haber culminado el curso, de esta manera el docente puede utilizar estrategias pedagógicas, instrumentos y herramientas adecuadas a tiempo durante el proceso enseñanza-aprendizaje en bien de la población estudiantil. En el aspecto metodológico, incorpora la metodología CRISP-DM muy poco usada en investigaciones dentro del campo de la educación.

El objetivo general de esta investigación es construir un modelo de red neuronal artificial que permita proyectar el rendimiento académico de los estudiantes del curso de Matemática I de la UNIFSLB, para lograr este objetivo he planteado los siguientes objetivos específicos: identificar los factores que influyen en el rendimiento académico, recolectar los datos, diseñar la arquitectura de la red

neuronal, implementar el modelo neuronal artificial y validar el modelo implementado evaluando su capacidad de predicción.

La hipótesis de investigación planteada es que el rendimiento académico de los alumnos del curso de Matemática I de la UNIFSLB se puede proyectar mediante un modelo de red neuronal artificial.

## II. MARCO TEÓRICO

En el contexto internacional, diversos autores han realizado valiosos aportes en educación utilizando redes neuronales artificiales. En Turquía, Çetinkaya y Baykan (2020) realizaron una investigación titulada “Predicción del talento de programación de estudiantes de secundaria utilizando redes neuronales artificiales”, la investigación involucra a estudiantes del quinto al séptimo grado de la institución educativa “Konya Science Center” en Turquía durante el año 2018 y 2019 con un total de 200 estudiantes, el objetivo de la investigación fue proyectar las habilidades en programación de los estudiantes de esta escuela utilizando algoritmos de RNA. Para la recolección de datos históricos se utilizaron encuestas y para recolectar datos actuales los estudiantes fueron matriculados en cursos de programación en Code.org, la RNA fue implementada en Matlab, el entrenamiento se realizó utilizando tres algoritmos: a) el gradiente conjugado escalado, b) Levenberg Marquardt y c) la regularización bayesiana; los índices para determinar la eficacia de la predicción es el coeficiente de correlación y el error cuadrático medio. Se concluyó que es posible proyectar las habilidades en programación de los estudiantes antes mencionados, obteniéndose resultados más efectivos en la predicción al utilizar el algoritmo de regularización bayesiano.

En la República de Cuba, Álvarez et al. (2016) realizaron una investigación titulada “Predicción de resultados académicos de estudiantes de informática mediante el uso de redes neuronales artificiales” con el objetivo de proyectar el rendimiento académico de los estudiantes haciendo uso de las RNA, la investigación estuvo dirigida a las asignaturas: “Estructuras de Datos I y Estructura de Datos II” que forma parte del plan de estudios de la carrera profesional de Ingeniería Informática del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría. Los investigadores diseñaron la RNA con tres capas, asignando 21 neuronas en la capa de entrada, 11 neuronas en la capa oculta y 2 neuronas en la capa de salida; para el entrenamiento de la RNA utilizaron el algoritmo de retropropagación (backpropagation) y para la proyección se utilizó el algoritmo del gradiente conjugado, finalmente se realizaron pruebas y comprobaciones estadísticas de los resultados obtenidos. Concluyeron que la red neuronal implementada logró una efectividad de predicción del 78% en la asignatura Estructuras de Datos I y 75% de predicción en la asignatura Estructuras de Datos II.

En Chile, Zambrano et al. (2011) realizaron una investigación titulada “Análisis de rendimiento académico estudiantil usando data Warehouse y redes neuronales” con el objetivo de analizar el rendimiento académico de los estudiantes de la carrera de Ingeniería Civil de la Universidad de Atacama correspondiente al curso de Computación e Informática, en la metodología de esta investigación encontramos: a) la implementación de Data Warehouse (DW), la cual contempla el análisis, los indicadores de gestión, la representación de datos reales, y la implementación de un modelo conceptual, lógico y físico, b) la implementación de la arquitectura de la red neuronal artificial utilizando los algoritmos del Matlab, para verificar la eficacia de la RNA implementada se utilizó el error cuadrático medio, el error residual estándar y el índice de adecuación. En la investigación se concluyó que la implementación del DW y la RNA permite realizar un análisis eficiente del rendimiento académico y predecir el número de asignaturas aprobadas conociendo solamente la información histórica.

En el contexto nacional, Vega (2019) realizó una investigación titulada “Modelo de pronóstico de rendimiento académico de alumnos en los cursos del programa de estudios básicos de la Universidad Ricardo Palma usando algoritmos de Machine Learning” con el objetivo de proyectar el éxito o el fracaso en la materia al culminar el curso utilizando técnicas de Machine Learning, para lo cual utilizó algoritmos de RNA y el algoritmo de Boosting, la población estuvo constituida por 574283 calificaciones pertenecientes a 9118 estudiantes matriculados desde el periodo 2015-I hasta el periodo 2019-0, el 70% de la población se utilizó para el entrenamiento del modelo y el 30% de la población se empleó para la validación y prueba. Se concluyó que es posible aplicar técnicas de Machine Learning para proyectar el rendimiento académico de los estudiantes y tanto los algoritmos de redes neuronales y el algoritmo de Boosting dan resultados eficaces de predicción.

En la Universidad Nacional del Callao, Zevallos (2017) realizó su investigación titulada “Predicción del rendimiento académico mediante redes neuronales” con el objetivo de proyectar el rendimiento académico de los estudiantes de nivel primario de los colegios del distrito de Ventanilla. La población estuvo constituida por tres instituciones educativas: I.E. 5091 Hijos de Grau, I.E.P. Héroes del pacífico, y la I.E. 5052 Virgen de la Merced, en tal sentido mediante encuestas recolectó datos que involucren factores individuales, familiares y de la

institución educativa que puedan influenciar en el rendimiento académico de los estudiantes. En la investigación concluyó que la RNA implementada y entrenada con el algoritmo Resilient Backpropagation logró un 84% de efectividad en la proyección.

En la Universidad Nacional Agraria la Molina (UNALM) , Menacho (2017) en su investigación “Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos” empleó técnicas de minerías de datos, RNA, redes bayesianas y árboles de decisión con el objetivo de proyectar el rendimiento académico (aprobado o desaprobado) de los estudiantes matriculados en el curso de estadística General en la UNALM, la muestra estuvo constituida por 914 estudiantes matriculados durante los semestres 2013 II y 2014 I. La investigación concluyó que la RNA implementada con el algoritmo de Navie de Bayes permite proyectar el rendimiento académico de los estudiantes con un 71% de efectividad.

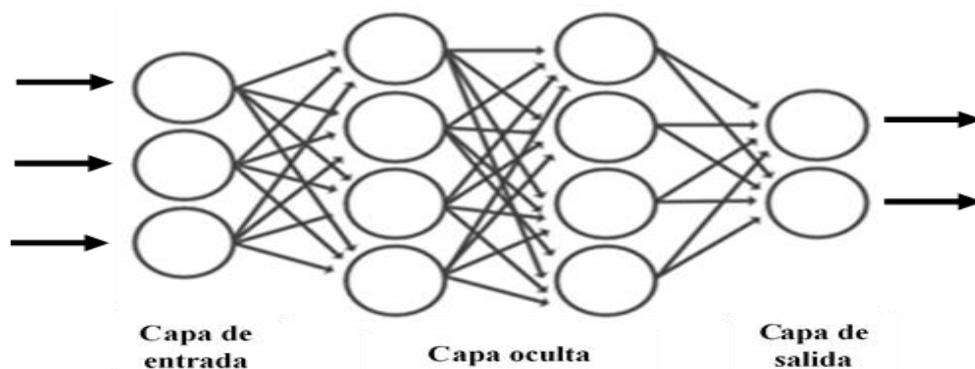
En la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua Incio et al. (2021) realizó una investigación para predecir el rendimiento académico de los estudiantes de Física de la escuela profesional de Ingeniería Civil en el cual logró implementar un modelo de RNA con gran efectividad en la predicción. La RNA fue implementada en Matlab, el entrenamiento se realizó utilizando dos algoritmos: a) el gradiente conjugado escalado, b) Levenberg Marquardt; los índices para determinar la eficacia de la predicción es el coeficiente de correlación y el error cuadrático medio, Incio et al. lograron un porcentaje de predicción del 70% con el algoritmo el gradiente conjugado escalado y con el algoritmo Levenberg-Marquardt lograron un porcentaje de predicción 86%.

En el contexto local no se encontró investigaciones que involucren redes neuronales y rendimiento académico, sin embargo en la universidad Señor de Sipán, en su trabajo de tesis Piscoya (2017) titulado “Aplicación de técnicas de minería de datos para proyectar la deserción estudiantil en la educación básica regular en la Región de Lambayeque” utilizó técnicas de minería de datos con el objetivo de proyectar la deserción estudiantil de los estudiantes de educación básica regular de nivel primario y secundario pertenecientes a la UGEL Chiclayo. El tipo de investigación realizada es tecnológica con diseño cuasi experimental, para la toma información se recolectaron datos históricos comprendidos desde el año 2006 hasta el año 2015. Se concluyó en la investigación que es posible predecir

la deserción estudiantil de los estudiantes de nivel primario y secundario, las redes neuronales implementadas mediante técnicas de minerías de datos lograron una efectividad del 91% y 96% de efectividad. En general, diversos investigadores destacan la importancia de las redes neuronales artificiales en la predicción como una posibilidad de dar solución a problemas de deserción estudiantil y rendimiento académico (Cukurova et al., 2020; Cukurova, Kent, et al., 2019; Cukurova, Luckin, et al., 2019; Luckin y Cukurova, 2019).

El cerebro humano se ha caracterizado por adquirir conocimiento a través de su experiencia diaria en diferentes situaciones de la vida, puede en base a conocimientos adquiridos inferir posibles resultados con cierta incertidumbre, “una red neuronal es un modelo de computación cuya estructura de capas se asemeja a la estructura interconectada de las neuronas en el cerebro, con capas de nodos conectados” (MathWorks, s. f., párr. 1), cuya función es aprender mediante el entrenamiento y procesamiento de datos de tal manera que puedan reconocer patrones de voz, imágenes, aproximar funciones , proyectar o predecir eventos , entre otros , tal como lo afirma (Kaviani y Sohn, 2020; Lobo et al., 2018; Piotrowski et al., 2020). Una red neuronal artificial es un modelo matemático que trata de emular el comportamiento de las neuronas del cerebro humano desarrollando un aprendizaje mediante experiencias. Una red neuronal es un modelo matemático computacional compuesto de unidades procesadoras cuya estructura se asemeja a las neuronas del cerebro humano interconectadas unas con otras, capaz de reconocer patrones, clasificar datos y pronosticar eventos futuros con precisión y exactitud. En la figura 1 se puede ver la arquitectura de una red neuronal con una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida.

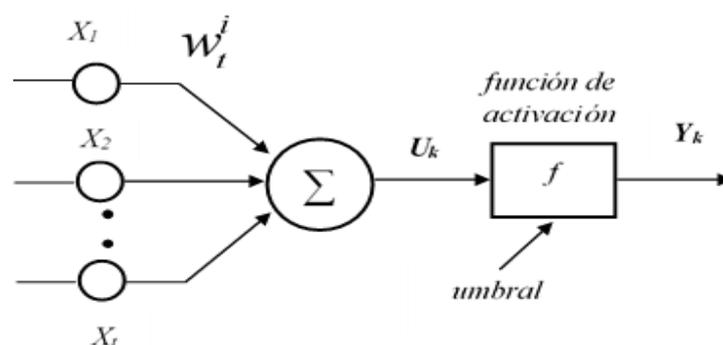
Figura 1. *Arquitectura típica de una red neuronal*



Nota. Elaboración propia

La estructura de una red neuronal visto de una manera compleja consta de cuatro elementos fundamentales, Poznyak et al. (2001) refieren que la estructura interna de la red está determinada por los pesos o sinapsis, estas conexiones pueden ser excitadoras o inhibitoras; un sumador, encargado de ponderar la suma de todas las entradas multiplicadas por las sinapsis; una función de activación no lineal y un umbral de exterior. Para comprender el modelo de una neurona artificial es necesario comprender la estructura de las neuronas biológicas las cuales se interconectan entre sí de forma paralela. Las neuronas biológicas son pequeñas células que habitan en nuestro sistema nervioso encargado de activar o inhibir la actividad eléctrica en el cerebro, la estructura de la neurona está constituida por las dendritas, el axón y el soma que cumplen la función de canal de entrada, canal de salida y el procesador respectivamente (Estela et al., 2021; Van y Glasser, 2018). Partiendo de la estructura de una neurona biológica, podemos comprender la estructura de una neurona artificial, Rumelhart y McClelland (1986, como se citó en Elman, 1991) define a una neurona artificial como un dispositivo que a partir de un conjunto de datos de entrada puede generar una salida, cada neurona artificial consta de un conjunto de entradas ( $X_1, X_2, \dots, X_t$ ) y de pesos sinápticos ( $w_t^i$ ), una función de propagación ( $U_k$ ) que realiza la suma ponderada del producto escalar del vector de entrada y el vector de pesos sinápticos, una función de activación y de salida las cuales se implementan de acuerdo a las características del problema. La figura 2 muestra el modelo no lineal de una neurona, las señales de entrada ingresan a la neurona, de esta manera se realiza la suma ponderada del producto escalar del vector de entrada y el vector de pesos sinápticos siendo afectados por la función de activación.

Figura 2. Modelo no lineal de una neurona

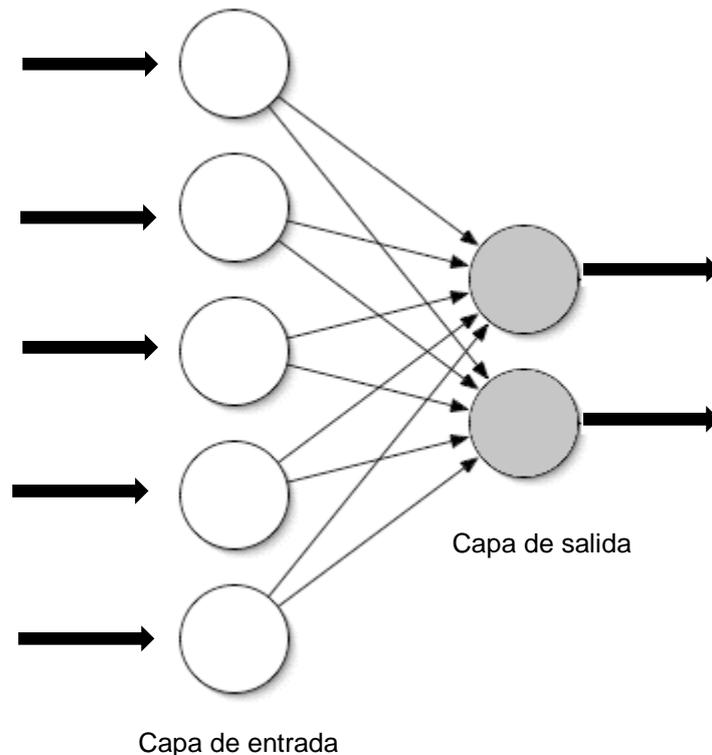


Nota. Elaboración propia

Conocer los distintos tipos de RNA permite al investigador obtener mejores resultados en su investigación dependiendo del número de capas y de neuronas con las que se elija trabajar de tal manera que la red ayude a resolver problemas de alta complejidad con gran precisión. Las redes neuronales artificiales de acuerdo a su estructura en el número de capas más comunes son: Perceptrón simple, Adaline, Perceptrón multicapa, redes de Feedforward, redes de Elman, redes de Hopfield.

El *Perceptrón simple* fue desarrollado en 1962 por Rosenblatt, la arquitectura de la red está formada por una capa de entrada y una capa de salida provistas de cierto número de neuronas: “n” y “m” neuronas en cada capa respectivamente. El algoritmo en un Perceptrón simple es el siguiente:  $y_i = f(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i)$  , donde  $i = 1, \dots, m$  ,  $x_j$  son las entradas (variable discreta),  $y_i$  la salida,  $w_{ij}$  los pesos sinápticos,  $f$  es la función de activación (función escalón) en la capa de salida y  $\theta_i$  el error. La figura 3 muestra la estructura de un Perceptrón simple con cinco neuronas en la capa de entrada y dos neuronas en la capa de salida.

Figura 3. *Perceptrón simple*



Nota. Elaboración propia

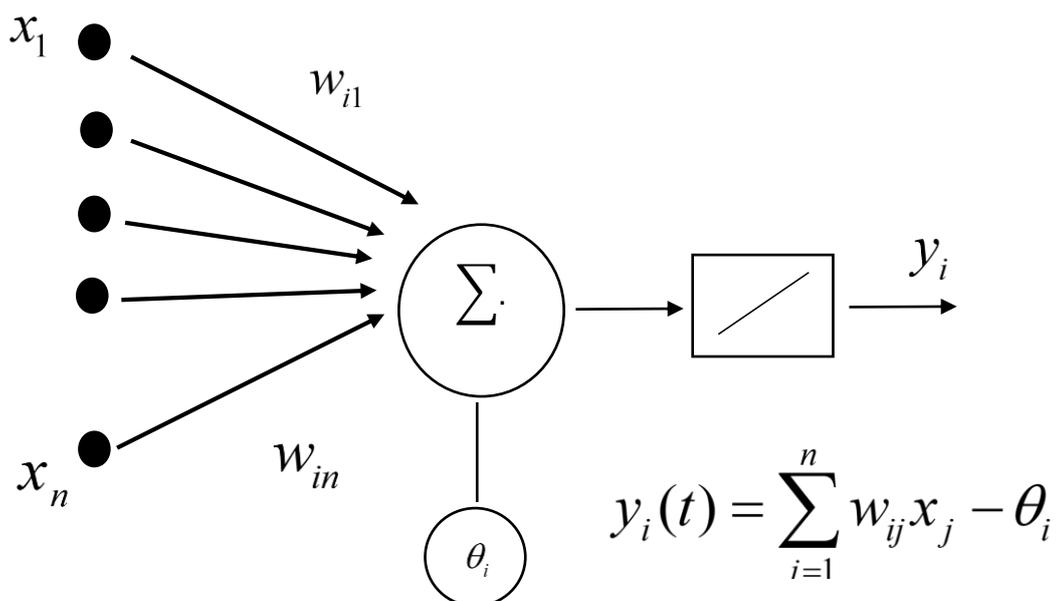
El algoritmo del Perceptrón simple permite determinar los pesos sinápticos automáticamente, razón por la cual esta red puede utilizarse como clasificador, en caso los patrones sean linealmente separables se obtendrán resultados perfectos, caso contrario el algoritmo no convergerá hacia un error nulo, esta red neuronal no puede categorizar elementos no lineales por lo que le genera grandes limitaciones en su funcionamiento, puesto que solo es capaz de representar funciones linealmente separables (Bao et al., 2021; Chen et al., 2021; Sang, 2021).

*Adaline* fue desarrollada en el año 1960 por Widrow y Hoff en la Universidad de Stanford, en este modelo de red neuronal las entradas pueden ser continuas, utiliza como regla de aprendizaje la famosa Least Mean Square (LMS) o también llamada regla de los mínimos cuadrados fundamentada como un problema de optimización de una función de coste la cual en base a los pesos sinápticos va midiendo el rendimiento de la red. La ecuación de Adaline es la siguiente:

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i, \text{ donde } i = 1, \dots, m, x_j \text{ son las entradas (variable continua), } y_i \text{ la salida, } w_{ij} \text{ los pesos sinápticos y } \theta_i \text{ el error.}$$

El método de optimización que utiliza Adaline para alcanzar una configuración óptima de los pesos es el llamado descenso del gradiente (Abate et al., 2021; Li et al., 2021; Zhao, 2021) . La figura 4 ilustra la neurona de la red neuronal Adaline.

Figura 4. Neurona lineal de Adaline

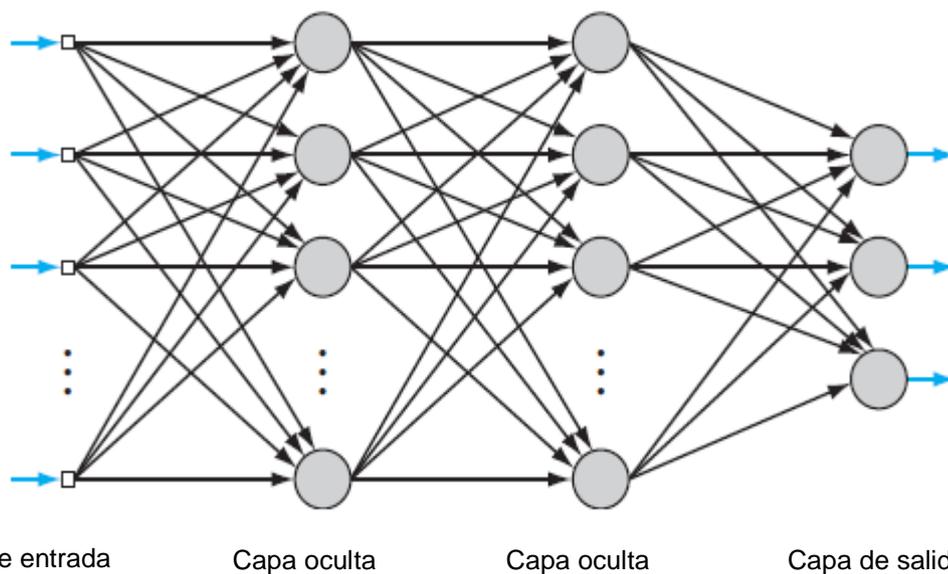


Nota. Elaboración propia

Resulta conveniente resaltar que a diferencia del Perceptrón simple que produce actualizaciones discretas en los pesos, Adaline genera actualizaciones en los pesos de tipo continuo, es decir que un mayor error va a producir una actualización mayor.

El *Perceptrón Multicapa* surge como una solución a las limitaciones del Perceptrón simple y Adaline (Hyon et al., 2021; Kumar y Panwar, 2022; Xu et al., 2021), consiste en incluir una o más capas ocultas, este modelo de red neuronal para el entrenamiento utiliza el algoritmo Back Propagation (BP) o también conocido como el algoritmo de retropropagación de errores, es por tal razón que algunos autores como Poznyak et al. (2001) le llaman red de retropropagación. La figura 5 ilustra la estructura de una red neuronal con dos capas ocultas.

Figura 5. *Perceptrón con dos capas ocultas*



Nota. Elaboración propia

El Perceptrón Multicapa se caracteriza por tener distintas funciones de activación para la capa oculta y la capa de salida, entre ellas podemos mencionar la función lineal, sigmoidea y la tangente hiperbólica. Este modelo de red neuronal logró adquirir gran popularidad por su capacidad de aproximar cualquier función continua en un intervalo hasta el nivel deseado con una sola capa oculta. No obstante, el Perceptrón Multicapa también tiene sus limitaciones en el proceso de extrapolación, si la red realiza un mal entrenamiento o entrena de manera insuficiente las salidas van a ser imprecisas. Otra limitación que presenta esta red es la existencia de mínimos locales en la función error que una vez que son

encontrados se detiene el entrenamiento sin haber alcanzado la convergencia. Dentro de las múltiples aplicaciones, el Perceptrón Multicapa se utiliza para solucionar problemas de asociaciones de patrones, segmentación de imágenes y agrupación de datos (Abdullah et al., 2021; Alelaumi et al., 2021; Aryankia y Selmic, 2021).

*Las redes de Feedforward* o red neuronal pre alimentada superan las dificultades que presenta el Perceptrón al no estar limitadas únicamente a problemas linealmente separables, su arquitectura está compuesta de una capa de entrada, una o varias capas ocultas que se alimentan de su antecesora (hacia adelante) y dependen de la capa de entrada y una capa de salida vinculada a las neuronas de la o las capas ocultas, el producto de las neuronas de cada capa es transmitida hacia delante de la red pasando por cada una de las capas ocultas. Esta red se caracteriza por lograr un mejor aprendizaje al tener más capas ocultas, frecuentemente suele necesitar de tres a cuatro capas ocultas, en tal sentido cada capa es vista como una etapa complementaria del algoritmo, otra característica que destaca es la sencillez para su implementación y simulación. Las redes de Feedforward se emplean en la clasificación de patrones, reconocimiento de imágenes, simulación y modelamiento de problemas de costo velocidad o costo exactitud, entre otras aplicaciones que se les quiera dar (Albu et al., 2019; Aslam et al., 2019; Hachaj y Piekarczyk, 2019).

*Las redes de Elman* surge en 1990 como una mejora a las redes de Feedforward puesto que emplean los valores actualizados y valores rezagados de las neuronas que se encienden en las capas ocultas contiguas para la retroalimentación, este modelo de red neuronal permite modelar series temporales, su diseño y arquitectura de la red la asemeja a un modelo dinámico con variables latentes. Entre las múltiples características que posee debemos mencionar a la capacidad de convergencia que tiene la red, es decir que el número de iteraciones que deben realizar los datos de entrenamiento y prueba es menor comparado con otros modelos de red, también debemos resaltar su porcentaje de efectividad, sin embargo, esto tiene un costo en cuanto al tiempo, las redes de Elman necesitan un tiempo mayor de procesamiento comparado con las redes de Feedforward, esta desventaja es más notoria cuando el número de neurona y el número de capas es mayor en cada situación, pensar en la posibilidad de agregar una capa oculta en

la arquitectura de una red de Elman debe ser contemplado solo si la complejidad del problema lo pide (Jida et al., 2021; Johnston y Patel, 2021; Ling et al., 2021).

*Las redes de Hopfield* principalmente permite recuperar patrones partiendo de una función incompleta, recoge la información, la asocia y la almacena, las neuronas de sus capas de caracterizan por estar conectadas entre sí. Utiliza la codificación binaria para almacenar la información. (Almira et al., 2021; Liu et al., 2021; Xiang et al., 2021)

En la actualidad, uno de los desafíos que afronta la universidad es brindar una educación basada en competencias de tal manera que el estudiante tenga la facultad de combinar conocimientos, habilidades y actitudes para dar solución a una situación problemática en un tiempo determinado. Diversos estudios (Acevedo y Rocha, 2011; Edel, 2003a, 2003b; Torres y Rodríguez, 2006) señalan que el logro de estas competencias se miden mediante los estándares de aprendizajes, en este sentido el rendimiento académico es el sistema que mide el logro de las competencias en los estudiantes mediante la intervención de métodos cuantitativos y cualitativos.

En este contexto entiéndase como rendimiento académico a la evaluación de las competencias expresado en notas mediante la escala vigesimal las cuales se tomaron de la unidad de registros y archivos académicos de la UNIFSLB. Diversos estudios han mostrado preocupación por conocer cuáles son los factores determinantes que intervienen en el logro de competencias de los estudiantes en todos los niveles de educación. Así, “se puede encontrar diversos factores asociados al logro de competencias y el rendimiento académico del estudiante, los cuales pueden ser internos o externos al individuo, ya sea de índole social, cognitivo y emocional, agrupados en tres categorías: *determinantes personales, determinantes sociales y determinantes institucionales*” (Estela et al., 2020; Garbanzo, 2007, p. 47; Incio y Capuñay, 2020; Incio y Delgado, 2020).

Dentro de los *determinantes personales* Salanova et al. (2005) sustentan que estos son capaces de influenciar en el logro y no logro de las competencias; podemos encontrar a la motivación, la competencia cognitiva, el auto concepto académico, la autoeficacia percibida en el bienestar psicológico, el grado de satisfacción que se tiene al realizar las tareas académicas, la modalidad de ingreso a la universidad, la inteligencia ,el sexo y la nota previa con la que se llega a la

universidad ,todos estos mencionados anteriormente tienen una influencia directa con el rendimiento académico de los estudiantes.

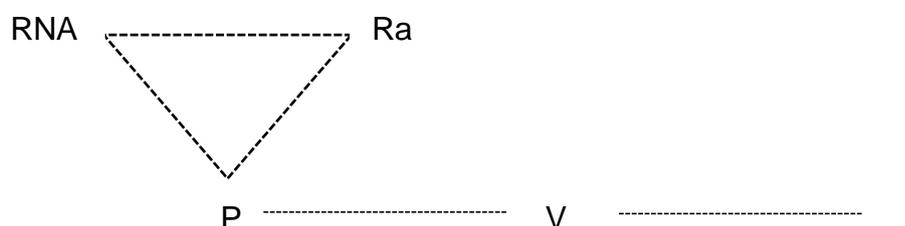
En su investigación Alhadabi y Karpinski (2020) considera como *determinantes sociales* a las desigualdades socioculturales, el entorno familiar, el nivel educativo de la madre y del padre , las variables demográficas y el acceso que se tiene a internet y a distintos medios de comunicación dentro de la localidad.

Finalmente, los *determinantes institucionales* engloba a la gestión académica y administrativa, tal como lo afirma (Busebaia y John, 2020) donde considera en su investigación como factores intervinientes a los servicios institucionales de apoyo, la infraestructura, el ambiente estudiantil, la asistencia a clases, la complejidad de los planes de estudio, el examen de admisión, el internet y otros; estos últimos conjuntamente con los determinantes personales y sociales influyen de manera positiva o negativa en el logro de competencias de los estudiantes.

### III. METODOLOGÍA

#### 3.1 Tipo y diseño de investigación

Esta investigación básica presenta un enfoque cuantitativo, de tipo predictiva y proyectiva, no experimental, ya que anticipa situaciones futuras partiendo del presente (preferencia) con ciertas condiciones en los eventos predictores basándonos en la experiencia conocida a partir de la recopilación de datos, luego hemos formulado una propuesta basada en un proceso sistemático de búsqueda e indagación que recorre los estadios descriptivo, explicativo, exploratorio, comparativo y analítico (Hurtado, 2000). El siguiente diagrama ilustra la investigación:



RNA : Diseño de la Red Neuronal Artificial.

Ra : Rendimiento académico a proyectar.

P : Propuesta del modelo de Red Neuronal Artificial.

V : Validación del modelo implementado.

I : Implementación del modelo de red neuronal artificial.

Para implementar el modelo de Red Neuronal Artificial se ha utilizado la metodología CRISP-DM la cual consta de seis fases, en la primera fase se elaboró el plan de ejecución de acuerdo a los objetivos de la investigación, en la segunda y tercera fase se recolectó, seleccionó y preparó los datos obtenidos de las encuestas. En la cuarta fase hemos construido la arquitectura de la red neuronal artificial. En la quinta fase se validó el modelo, finalmente en la sexta fase se implementó el modelo de RNA. Cabe precisar en general que estos modelos matemáticos computacionales evolucionan teniendo en cuenta las condiciones espacio tiempo.

## **3.2 Variables y Operacionalización**

La variable dependiente es la proyección del rendimiento académico, cuantitativa, expresada en una escala vigesimal, la cual ha sido obtenida de la unidad de registros y archivos académicos de la UNIFSLB, los factores determinantes que se consideran intervienen en el rendimiento académico son de orden social, cognitivo y emocional, clasificados en tres categorías: determinantes personales, determinantes sociales y determinantes institucionales” (Garbanzo, 2007, p. 47).

Los determinantes personales son capaces de influenciar en el logro y no logro de las competencias; aquí podemos encontrar: la competencia cognitiva, la motivación, las condiciones cognitivas, el auto concepto académico, la autoeficacia percibida, el bienestar psicológico, la satisfacción y abandono de los estudios, la asistencia a clases, la inteligencia, aptitudes, sexo, formación académica previa a la universidad y la nota de acceso (Garbanzo, 2007; Salanova et al., 2005).

En los determinantes sociales podemos encontrar: las diferencias sociales, entorno familiar, el nivel educativo de los progenitores o adultos responsables de los estudiantes, el nivel educativo de la madre, el contexto socioeconómico, las variables demográficas (Alhadabi y Karpinski, 2020; Garbanzo, 2007).

Los determinantes institucionales engloban: la elección de los estudios según el interés de los estudiantes, la complejidad de los estudios, las condiciones institucionales, los servicios institucionales de apoyo, el ambiente estudiantil, la relación estudiante-profesor y las pruebas específicas de ingreso a la carrera (Busebaia y John, 2020; Garbanzo, 2007).

La variable independiente es la red neuronal artificial que se diseñó e implementó con el comando *ntool* incorporado en la Toolbox de Matlab con el fin de proyectar el rendimiento académico, en la cual se evaluó el procesamiento, el aprendizaje y la eficacia de la red neuronal artificial implementada.

## **3.3 Población, muestra y muestreo**

### **3.3.1 Población**

Para Lepkowski (como se citó en Hernández et al., 2014) el universo o población es el conjunto de todos los casos que coinciden con determinadas características o especificaciones. En esta investigación hemos trabajado con toda

la población universitaria accesible a nuestra investigación, la cual está constituida por los estudiantes del II, III, IV, V y VI ciclo de las carreras profesionales de Negocios Globales, Ingeniería Civil y Biotecnología de la UNIFSLB que hayan cursado la asignatura de Matemática I. La Tabla 1 detalla el número de estudiantes de cada escuela profesional de acuerdo al ciclo en que se encuentran, sumando un total de 445 estudiantes.

Tabla 1. *Estudiantes matriculados en la UNIFSLB*

Carrera profesional	Ciclo de estudios					Total de estudiantes por Escuela profesional
	II	III	IV	V	VI	
Negocios Globales	40	20	30	28	25	143
Ingeniería Civil	40	25	32	30	24	151
Biotecnología	40	18	35	32	26	151

*Nota.* Datos tomados de la unidad de registro y archivos académicos de la UNIFSLB (2021)

De los cuales por diversos factores , entre ellos la deserción estudiantil y la conectividad propio de la zona geográfica solamente logramos encuestar a 397 estudiantes.

### 3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

En esta investigación se utilizó como técnica a la encuesta para la recolección de datos de los factores que influyen en el rendimiento académico, el instrumento empleado es el cuestionario (anexo 02) con respuestas dicotómicas (SI y NO) el cual consta de 41 ítems, los primeros 24 ítems están relacionados a los determinantes personales, del ítem 25 hasta el ítem 31 comprende los determinantes sociales y del ítem 32 hasta el ítem 41 comprende los determinantes institucionales. Para la validez del instrumento se utilizó el criterio de juicio de expertos, para la confiabilidad del instrumento se realizó un piloto conformado por 20 estudiantes de las tres carreras profesionales de la UNIFSLB, por tratarse de ítems de respuestas dicotómicas se aplicó la prueba Kuder-Richardson ( $KR_{20}$ ) en el Software Excel 2016 obteniendo un coeficiente de confiabilidad de 0.82 el cual indica que es bueno y consecuentemente el instrumento confiable (Cronbach, 1951;

Feldt, 1965; Foster, 2020, 2021). A continuación se describe la fórmula para calcular el coeficiente de confiabilidad mediante la prueba  $KR_{20}$  :

$$KR_{20} = \left(\frac{n}{n-1}\right)\left(\frac{V_t - \sum pq}{V_t}\right)$$

Donde:

$KR_{20}$  : Coeficiente de confiabilidad.

$n$  : Número de ítems que contiene el instrumento.

$V_t$  : Varianza total de la prueba.

$\sum pq$  : Sumatoria de la varianza individual de los ítems.

Una vez que garantizamos la validez y confiabilidad del instrumento se procedió a aplicarlo a toda la población estudiantil de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua comprendida desde el II ciclo hasta el VI ciclo en las tres carreras profesionales existentes en la universidad, el tratamiento de los datos se realizó en el Software Científico MATLAB 2016a con ayuda del Excel 2016.

### 3.5 Procedimientos

Para aplicar los instrumentos de recolección de datos que requería esta investigación solicitamos la autorización por escrito de la comisión organizadora de la UNIFSLB. El cuestionario dirigido a los estudiantes del II, III, IV, V y VI ciclo de las carreras profesionales de Ingeniería Civil, Negocios Globales y Biotecnología se aplicó de manera virtual, ya sea utilizando una de las herramientas de Google Drive: "Formulario de Google", mediante llamadas telefónicas o llamadas de WhatsApp como consecuencia del Covid-19.

### 3.6 Método de análisis de datos

En el Software Matlab 2016a, utilizamos el error cuadrático medio (por sus siglas en inglés, MSE) y el coeficiente de correlación (R) para evaluar el ajuste de los modelos, siempre buscando que el MSE sea lo más cercano a cero y el R sea lo más cercano a uno, teniendo en cuenta que cuanto mayor es el R cuadrado mejor se ajusta el modelo a los datos. Las ecuaciones para calcular el MSE y el R cuadrado son las siguientes:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{ic} - y_{im})^2$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{ic} - y_{im})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{ic} - y_m)^2}$$

Dónde “*n*” es el número de observaciones,  $y_{ic}$  es el *i*-ésimo valor calculado,  $y_{im}$  es el *i*-ésimo valor medido, finalmente  $y_m$  es el valor medio de los valores calculados.

### **3.7 Aspectos éticos**

La investigación se realizó cumpliendo la normativa interna de la Universidad Cesar Vallejo establecida en sus reglamentos y resoluciones, se respetó la normativa interna de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua, de igual forma se cumplió estrictamente con las normas de redacción establecidas por el estilo APA séptima edición, se respetó los derechos de autoría y propiedad intelectual. En esta investigación en todo momento se garantizó la no manipulación de los datos a fin de obtener los resultados esperados.

#### IV. RESULTADOS

Después de diseñar diversas arquitecturas de RNA e implementarlas con diversos algoritmos que el Matlab ofrece en su caja de herramientas buscando obtener una RNA que nos permita predecir los resultados académicos de los estudiantes los más cercano posible para poder proyectar con efectividad los posibles promedios de los estudiantes al culminar el ciclo académico, luego de numerosos intentos la Tabla 2 nos muestra las características de la red neuronal artificial que mejor se adapta a nuestra investigación la cual ha sido diseñada e implementada en el Matlab utilizando la aplicación *nntool*.

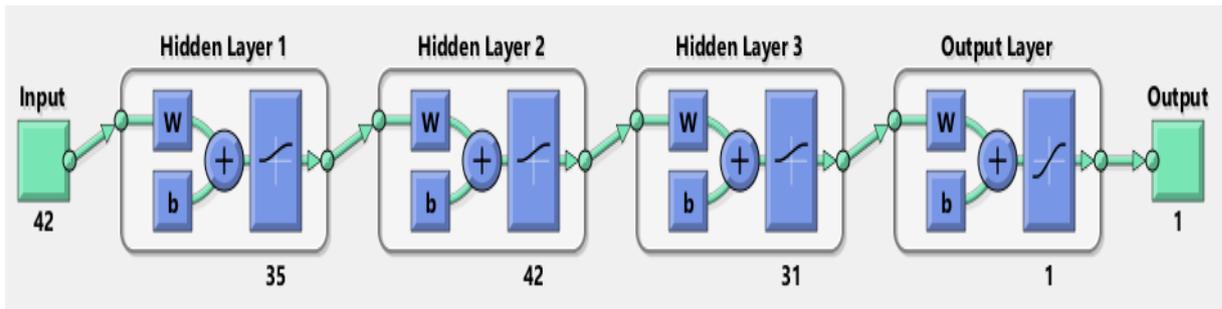
Tabla 2. *Características de la RNA*

Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forward Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo ( LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
Nº de Neuronas en la capa oculta 1	35
Nº de Neuronas en la capa oculta 2	42
Nº de Neuronas en la capa oculta 3	31
Nº de Neuronas en la capa de salida	1

*Nota.* RNA diseñada en el Software Científico Matlab 2016a.

La figura 6 nos muestra el número de capas y el número de neuronas que presenta cada capa de la RNA diseñada, se puede evidenciar una red neuronal artificial con tres capas ocultas (hidden layer) y una capa de salida (output layer), la primera capa oculta muestra 35 neuronas, la segunda capa oculta muestra 42 neuronas, la tercera capa oculta muestra 31 neuronas y la capa de salida 1 neurona. Las variables de entrada (input) de la RNA fueron los 41 ítems del cuestionario al cual agregamos el sexo del estudiante, haciendo un total de 42 entradas. La variable de salida (output) es el rendimiento académico del estudiante “promedio de la asignatura de Matemática I” redondeado al entero más cercano.

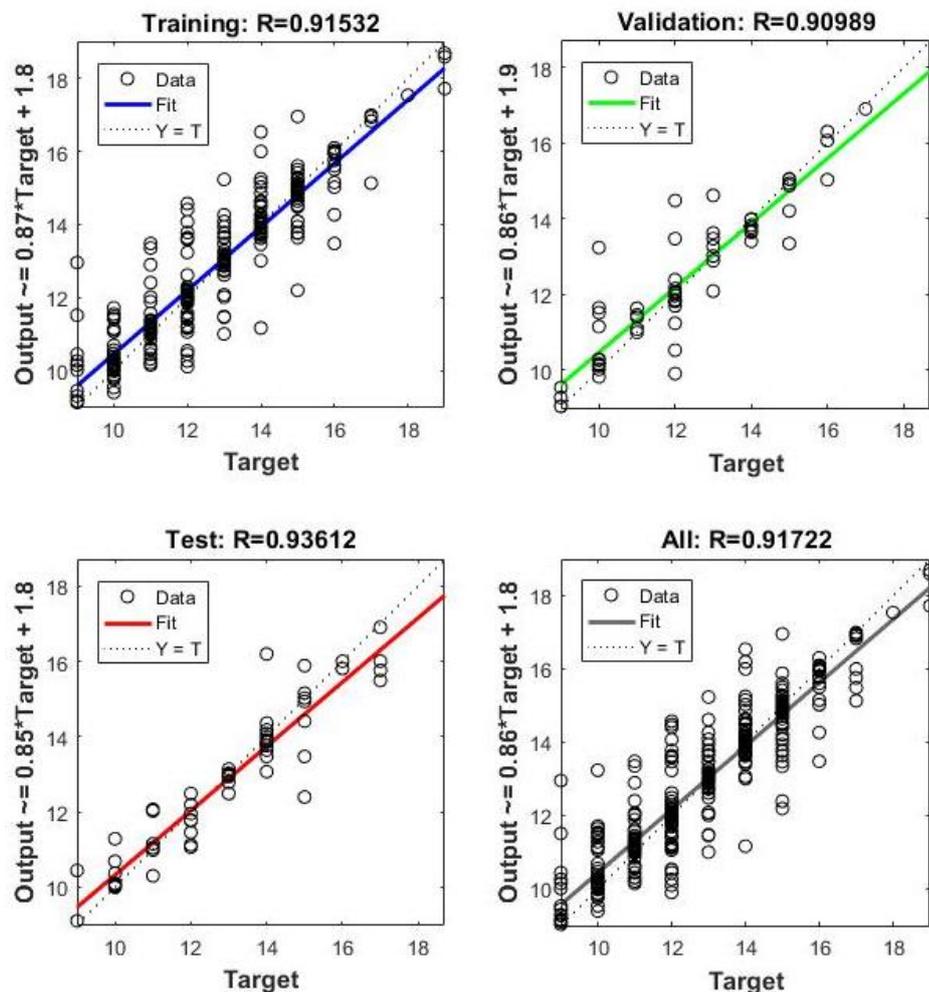
Figura 6. Estructura de la RNA



Nota. Elaboración propia en el Software Científico Matlab 2016a.

La RNA diseñada y descrita en la Tabla 2 fue entrenada mediante seis iteraciones, tardando un tiempo de siete segundos. El coeficiente de correlación ( $R$ ) para el entrenamiento, la validación y la prueba logrado es de 0.91532, 0.90989 y 0.93612 respectivamente, siendo 0.267 el valor del error cuadrático medio (MSE) que toma la RNA. La Figura 7 ilustra la correlación de los valores obtenidos (target) con los valores esperados (output) generados por la RNA diseñada.

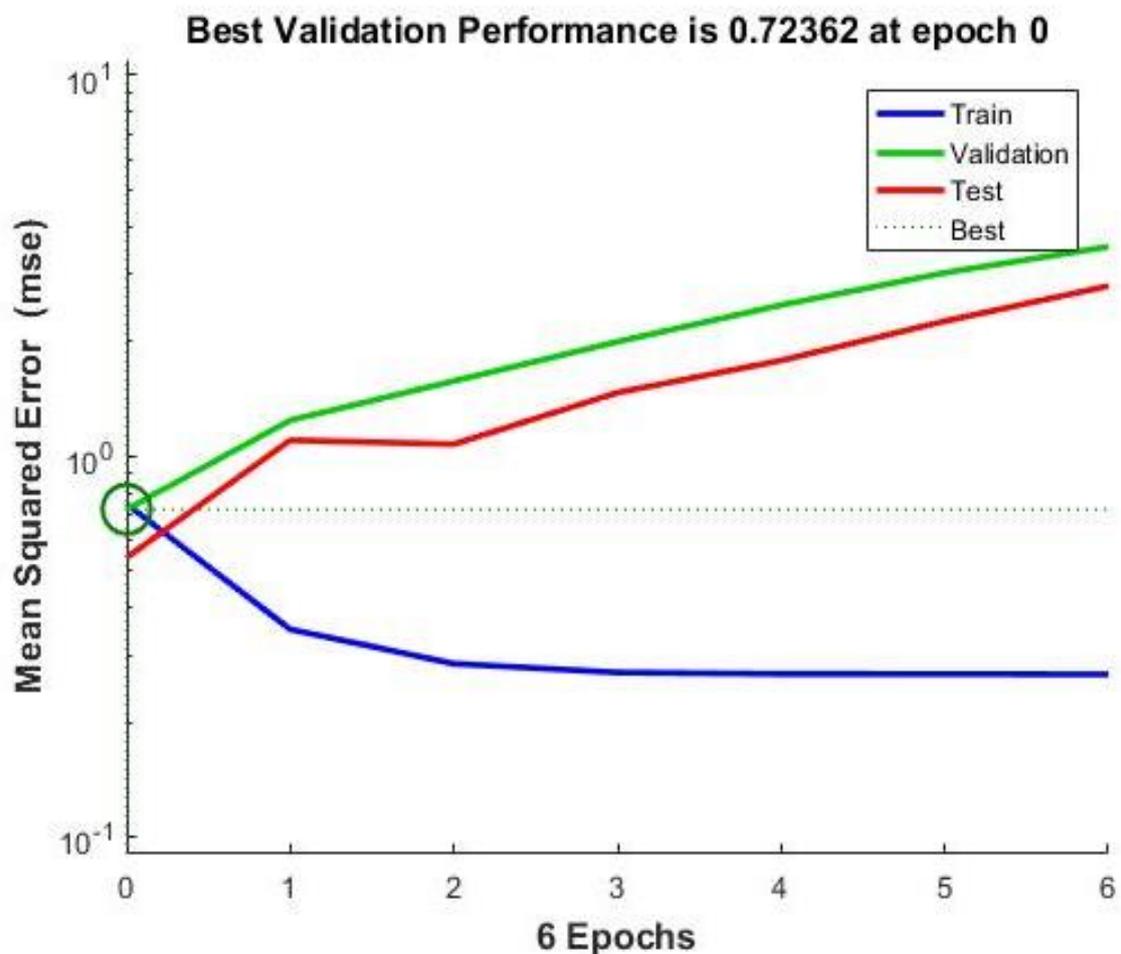
Figura 7. Coeficiente de correlación



Nota. Coeficiente de correlación del entrenamiento (training), validación (validation) y prueba (test) obtenidos en el Software Científico Matlab 2016a.

La Figura 8 describe el error cuadrático medio (MSE) durante el entrenamiento, la validación y la prueba a lo largo de las seis iteraciones el cual a descendido conforme la red neuronal artificial realizaba los procesos de entrenamiento, validación y prueba.

Figura 8. *Error cuadrático medio*



Nota. Se aprecia un MSE de 0.72362 al iniciar el proceso, el cual desciende hasta 0.267 al culminar la sexta iteración.

La tabla 3 muestra los resultados de la RNA implementada con una predicción exacta de promedios redondeados al entero más cercano del 65.24%. La efectividad en la predicción considerando el entero más cercano con una diferencia de  $\pm 1$  punto en el promedio final aumenta al 89.92%.

Tabla 3. *Predicción de promedios finales de la RNA implementada*

<b>Estudiantes</b>	<b>Promedios finales reales</b>	<b>Predicción de la RNA</b>
Estudiante001	16	16
Estudiante002	14	14
Estudiante003	15	14
Estudiante004	10	10
Estudiante005	11	11
Estudiante006	10	10
Estudiante007	13	14
Estudiante008	15	14
Estudiante009	11	12
Estudiante010	11	11
Estudiante011	11	11
Estudiante012	14	14
Estudiante013	19	19
Estudiante014	10	10
Estudiante015	10	11
Estudiante016	10	11
Estudiante017	13	13
Estudiante018	11	12
Estudiante019	13	14
Estudiante020	15	15
Estudiante021	10	10
Estudiante022	10	10
Estudiante023	14	13
Estudiante024	11	11
Estudiante025	15	15
Estudiante026	16	16
Estudiante027	16	16
Estudiante028	16	16
Estudiante029	13	13
Estudiante030	11	12
Estudiante031	10	11
Estudiante032	10	10
Estudiante033	10	13
Estudiante034	14	13
Estudiante035	13	13
Estudiante036	10	10
Estudiante037	13	13
Estudiante038	13	13
Estudiante039	11	10
Estudiante040	10	10
Estudiante041	10	10
Estudiante042	10	10
Estudiante043	15	15
Estudiante044	16	16
Estudiante045	14	15
Estudiante046	13	14
Estudiante047	11	11
Estudiante048	14	15
Estudiante049	14	14
Estudiante050	14	14
Estudiante051	10	9
Estudiante052	16	15
Estudiante053	15	15
Estudiante054	14	15
Estudiante055	10	10
Estudiante056	10	10
Estudiante057	13	13
Estudiante058	10	10
Estudiante059	14	14
Estudiante060	10	10
Estudiante061	10	10
Estudiante062	13	13
Estudiante063	14	14
Estudiante064	16	16
Estudiante065	10	10
Estudiante066	11	11
Estudiante067	14	14
Estudiante068	13	13
Estudiante069	15	15
Estudiante070	15	15
Estudiante071	10	11
Estudiante072	11	11
Estudiante073	11	13
Estudiante074	10	10
Estudiante075	11	11
Estudiante076	10	10
Estudiante077	13	13
Estudiante078	11	11
Estudiante079	13	12
Estudiante080	13	13
Estudiante081	10	12
Estudiante082	13	13
Estudiante083	15	15
Estudiante084	11	11
Estudiante085	13	13
Estudiante086	14	14
Estudiante087	19	19
Estudiante088	15	12
Estudiante089	14	14
Estudiante090	15	15
Estudiante091	11	12
Estudiante092	11	11
Estudiante093	11	12
Estudiante094	10	12
Estudiante095	14	14
Estudiante096	10	10
Estudiante097	14	14

Estudiante098	10	10
Estudiante099	13	13
Estudiante100	15	14
Estudiante101	11	12
Estudiante102	10	10
Estudiante103	14	14
Estudiante104	14	14
Estudiante105	10	10
Estudiante106	10	10
Estudiante107	15	13
Estudiante108	13	13
Estudiante109	14	11
Estudiante110	14	14
Estudiante111	13	11
Estudiante112	13	14
Estudiante113	14	14
Estudiante114	14	15
Estudiante115	15	16
Estudiante116	10	10
Estudiante117	14	14
Estudiante118	14	14
Estudiante119	13	12
Estudiante120	11	11
Estudiante121	12	12
Estudiante122	15	15
Estudiante123	18	18
Estudiante124	12	12
Estudiante125	9	12
Estudiante126	11	11
Estudiante127	14	14
Estudiante128	12	12
Estudiante129	12	14
Estudiante130	14	13
Estudiante131	10	10
Estudiante132	10	10
Estudiante133	13	14
Estudiante134	12	11
Estudiante135	14	14
Estudiante136	17	16
Estudiante137	15	15
Estudiante138	16	16
Estudiante139	12	12
Estudiante140	12	12
Estudiante141	11	11
Estudiante142	12	12
Estudiante143	15	14
Estudiante144	13	13
Estudiante145	15	15
Estudiante146	13	13
Estudiante147	15	15
Estudiante148	9	9

Estudiante149	15	15
Estudiante150	14	14
Estudiante151	15	15
Estudiante152	11	13
Estudiante153	10	10
Estudiante154	12	11
Estudiante155	12	10
Estudiante156	15	15
Estudiante157	11	10
Estudiante158	9	9
Estudiante159	14	13
Estudiante160	15	14
Estudiante161	17	17
Estudiante162	12	13
Estudiante163	10	11
Estudiante164	15	15
Estudiante165	14	14
Estudiante166	14	14
Estudiante167	16	15
Estudiante168	12	11
Estudiante169	12	12
Estudiante170	12	12
Estudiante171	12	11
Estudiante172	10	10
Estudiante173	10	10
Estudiante174	13	13
Estudiante175	13	13
Estudiante176	12	12
Estudiante177	14	17
Estudiante178	11	11
Estudiante179	12	14
Estudiante180	14	14
Estudiante181	13	13
Estudiante182	13	14
Estudiante183	15	15
Estudiante184	12	12
Estudiante185	15	15
Estudiante186	14	14
Estudiante187	13	12
Estudiante188	11	10
Estudiante189	11	11
Estudiante190	12	12
Estudiante191	10	10
Estudiante192	12	12
Estudiante193	11	10
Estudiante194	10	11
Estudiante195	12	13
Estudiante196	14	14
Estudiante197	14	14
Estudiante198	11	11
Estudiante199	12	11

Estudiante200	13	13
Estudiante201	13	13
Estudiante202	16	15
Estudiante203	14	15
Estudiante204	12	11
Estudiante205	14	14
Estudiante206	16	13
Estudiante207	15	15
Estudiante208	12	12
Estudiante209	11	10
Estudiante210	14	14
Estudiante211	9	10
Estudiante212	14	15
Estudiante213	14	14
Estudiante214	12	12
Estudiante215	11	11
Estudiante216	12	12
Estudiante217	14	14
Estudiante218	19	18
Estudiante219	16	16
Estudiante220	12	12
Estudiante221	10	11
Estudiante222	14	14
Estudiante223	12	12
Estudiante224	14	14
Estudiante225	14	14
Estudiante226	12	11
Estudiante227	12	12
Estudiante228	13	13
Estudiante229	12	11
Estudiante230	14	14
Estudiante231	15	14
Estudiante232	17	17
Estudiante233	15	16
Estudiante234	12	12
Estudiante235	14	14
Estudiante236	12	11
Estudiante237	13	15
Estudiante238	12	12
Estudiante239	14	14
Estudiante240	13	13
Estudiante241	13	13
Estudiante242	12	14
Estudiante243	11	11
Estudiante244	15	15
Estudiante245	14	14
Estudiante246	13	13
Estudiante247	12	15
Estudiante248	11	10
Estudiante249	12	12
Estudiante250	11	11

Estudiante251	16	14
Estudiante252	12	10
Estudiante253	10	11
Estudiante254	10	11
Estudiante255	12	14
Estudiante256	15	15
Estudiante257	12	11
Estudiante258	12	12
Estudiante259	14	14
Estudiante260	15	16
Estudiante261	16	16
Estudiante262	17	15
Estudiante263	12	11
Estudiante264	14	14
Estudiante265	12	14
Estudiante266	12	12
Estudiante267	13	13
Estudiante268	12	11
Estudiante269	12	11
Estudiante270	11	13
Estudiante271	13	13
Estudiante272	12	12
Estudiante273	14	14
Estudiante274	12	12
Estudiante275	11	11
Estudiante276	13	13
Estudiante277	12	11
Estudiante278	14	14
Estudiante279	15	15
Estudiante280	14	16
Estudiante281	15	15
Estudiante282	12	12
Estudiante283	12	12
Estudiante284	11	11
Estudiante285	15	15
Estudiante286	15	14
Estudiante287	13	15
Estudiante288	16	16
Estudiante289	15	12
Estudiante290	16	16
Estudiante291	12	12
Estudiante292	14	15
Estudiante293	14	14
Estudiante294	15	15
Estudiante295	12	12
Estudiante296	9	10
Estudiante297	14	14
Estudiante298	10	10
Estudiante299	13	14
Estudiante300	11	11
Estudiante301	10	10

Estudiante302	12	11
Estudiante303	15	15
Estudiante304	17	17
Estudiante305	11	11
Estudiante306	10	11
Estudiante307	12	14
Estudiante308	11	11
Estudiante309	15	15
Estudiante310	14	14
Estudiante311	11	11
Estudiante312	10	10
Estudiante313	10	10
Estudiante314	10	10
Estudiante315	11	11
Estudiante316	10	10
Estudiante317	13	12
Estudiante318	9	13
Estudiante319	12	12
Estudiante320	15	15
Estudiante321	11	11
Estudiante322	12	12
Estudiante323	10	11
Estudiante324	15	15
Estudiante325	13	11
Estudiante326	13	14
Estudiante327	10	10
Estudiante328	17	17
Estudiante329	14	16
Estudiante330	15	15
Estudiante331	12	12
Estudiante332	9	10
Estudiante333	12	13
Estudiante334	9	10
Estudiante335	13	13
Estudiante336	9	10
Estudiante337	9	10
Estudiante338	14	14
Estudiante339	16	16
Estudiante340	17	17
Estudiante341	9	9
Estudiante342	10	12
Estudiante343	15	14
Estudiante344	10	10
Estudiante345	15	15
Estudiante346	14	13
Estudiante347	13	11
Estudiante348	12	14
Estudiante349	10	10
Estudiante350	10	10
Estudiante351	11	12

Estudiante352	11	11
Estudiante353	16	16
Estudiante354	12	11
Estudiante355	15	14
Estudiante356	13	14
Estudiante357	12	12
Estudiante358	10	10
Estudiante359	12	12
Estudiante360	15	15
Estudiante361	17	17
Estudiante362	12	10
Estudiante363	10	12
Estudiante364	9	9
Estudiante365	12	12
Estudiante366	12	12
Estudiante367	12	12
Estudiante368	17	15
Estudiante369	11	11
Estudiante370	9	9
Estudiante371	15	15
Estudiante372	12	11
Estudiante373	14	14
Estudiante374	15	15
Estudiante375	17	16
Estudiante376	15	15
Estudiante377	12	12
Estudiante378	13	12
Estudiante379	12	11
Estudiante380	13	13
Estudiante381	12	12
Estudiante382	10	10
Estudiante383	13	13
Estudiante384	15	14
Estudiante385	15	17
Estudiante386	9	9
Estudiante387	15	15
Estudiante388	14	15
Estudiante389	13	13
Estudiante390	12	12
Estudiante391	9	9
Estudiante392	12	12
Estudiante393	9	9
Estudiante394	15	15
Estudiante395	9	10
Estudiante396	12	10
Estudiante397	15	13

Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
---	--------

Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%
--	--------

*Nota.* Elaboración propia producto de los resultados de la predicción de la RNA implementada.

La Figura 9 nos muestra la simulación del modelo implementado para predecir los resultados académicos de los estudiantes de Matemática I de la UNIFSLB. Una vez que se garantizó la eficiencia en la predicción de la RNA se procedió a realizar la proyección de los estudiantes del curso de Matemática I matriculados en el presente semestre 2021-I , para tal fin se localizó a 20 estudiantes y se le aplicó el mismo cuestionario (anexo 02) utilizado anteriormente con la finalidad de pronosticar su posibles promedios al culminar el curso de Matemática I los cuales se muestran en la Tabla 4.

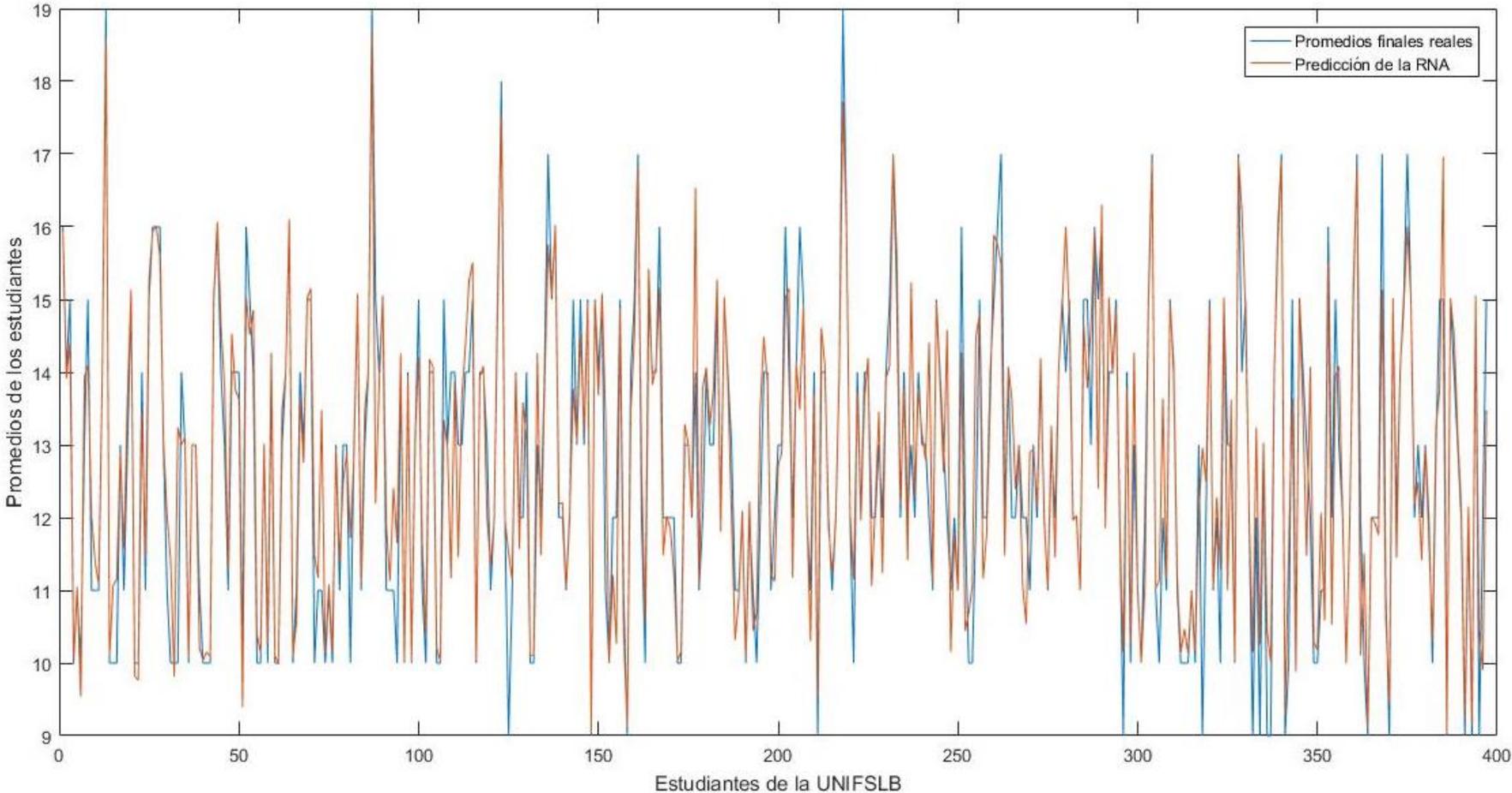
Tabla 4. *Proyección de resultados académicos de la RNA*

<b>Número de estudiantes</b>	<b>Promedios finales reales</b>	<b>Proyección de resultados académicos de la RNA</b>
Estudiante01	.....	13
Estudiante02	.....	11
Estudiante03	.....	11
Estudiante04	.....	10
Estudiante05	.....	13
Estudiante06	.....	10
Estudiante07	.....	15
Estudiante08	.....	11
Estudiante09	.....	11
Estudiante10	.....	10
Estudiante11	.....	10
Estudiante12	.....	13
Estudiante13	.....	14
Estudiante14	.....	12
Estudiante15	.....	10
Estudiante16	.....	14
Estudiante17	.....	13
Estudiante18	.....	10
Estudiante19	.....	10
Estudiante20	.....	11

*Nota.* Proyección de la RNA con un coeficiente de correlación para el entrenamiento, la validación y la prueba de 0.91532, 0.90989 y 0.93612 respectivamente, siendo 0.267 el valor del error cuadrático medio.

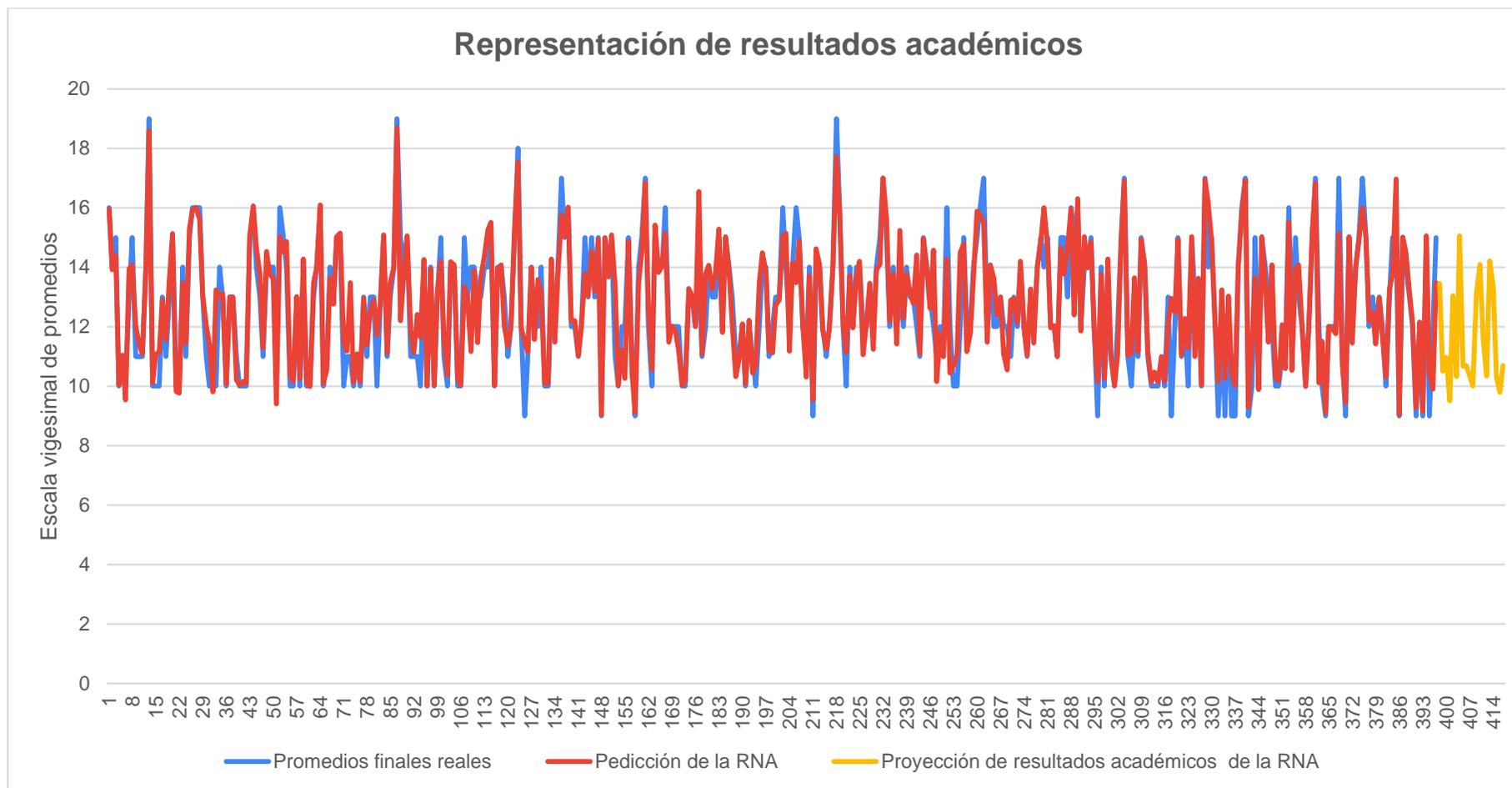
La Figura 10 nos muestra una simulación del modelo implementado que grafica los promedios finales reales, la predicción de la RNA y la proyección de la RNA.

Figura 9. Simulación gráfica de los promedios finales reales y los promedios obtenidos de la RNA



Nota. Elaboración propia en el Software Científico Matlab 2016a

Figura 10. Simulación gráfica de los promedios finales reales, predicción y proyección de la RNA



Nota. Elaboración propia, graficado en el Excel 2016

## V. DISCUSIÓN

El resultado obtenido en esta investigación como se evidencia en la Tabla 3 refuerza las conclusiones de Çetinkaya y Baykan (2020) en su investigación titulada “Predicción del talento de programación de estudiantes de secundaria utilizando redes neuronales artificiales” donde resaltan la importancia y la efectividad de las redes neuronales artificiales en la proyección de habilidades de programación en los estudiantes del quinto al séptimo grado de la institución educativa “Konya Science Center” en Turquía, con la salvedad que ellos compararon la efectividad de tres algoritmos que a continuación mencionamos: el gradiente conjugado escalado, Levenberg Marquardt y la regularización bayesiana; en la cual concluyen que la mejor efectividad de predicción se logró con el algoritmo Levenberg Marquardt, en nuestra investigación se tomó en cuenta este resultado que sumado a lo obtenido por Incio et al. (2021) se optó por trabajar con la función de entrenamiento de Levenberg Marquardt en la cual también quedó evidenciado la importancia y la efectividad de las RNA para fines de predicción y proyección. Un aspecto muy significativo y de relevancia que marca la diferencia en estas dos investigaciones radica en la implementación de un curso presencial de programación en Code.org por los investigadores Çetinkaya y Baykan para fines de proyección de las habilidades de programación en los estudiantes, sin embargo en esta investigación no fue posible tal suceso puesto que nos encontramos actualmente en una educación no presencial a causa del Covid-19, sin embargo esto no quita importancia a esta investigación la cual brinda a la comunidad científica recursos valiosos para predecir el rendimiento académico de estudiantes universitarios.

El modelo de RNA diseñado e implementando en nuestra investigación en el Software Científico Matlab 2016a logró una efectividad de predicción exacta del promedio del 65% y una efectividad de predicción con una diferencia de  $\pm 1$  punto del promedio del 90%, la cual es muy elevada, no sucedió lo mismo con la investigación realizada por Álvarez et al. (2016) en su investigación titulada “Predicción de resultados académicos de estudiantes de informática mediante el uso de redes neuronales artificiales”, en su afán de obtener un modelo neuronal que le permita predecir con gran efectividad decidieron trabajar con dos cursos:

Estructuras de datos I y Estructuras de Datos II , construyeron un modelo neuronal con tres capas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, en la capa de entrada la RNA trabajó con 21 neuronas , en la capa oculta la RNA trabajó con 11 neuronas y en la capa de salida con dos neuronas, para el entrenamiento de la RNA utilizaron el algoritmo de retropropagación (backpropagation) y para la proyección se utilizó el algoritmo del gradiente conjugado; como consecuencia la red neuronal implementada logró una efectividad de predicción del 78% en la asignatura Estructuras de Datos I y 75% de predicción en la asignatura Estructuras de Datos II. Claramente nuestra RNA posee una mejor efectividad en la predicción, esto se debe a que utilizamos 3 capas ocultas y una capa de salida, en la primera capa oculta la RNA trabajó con 35 neuronas, la segunda capa oculta con 42 neuronas, la tercera capa con 31 neuronas y la capa de salida con una neurona tal como se puede apreciar en la Figura 6, otra fortaleza de la red neuronal artificial que se diseñó e implementó radica en el tipo de red: *Feed-forward backpropagation*, la cual permite trabajar con varias capas ocultas y en menor tiempo, el entrenamiento se realizó mediante la propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt, el aprendizaje mediante el descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo, para evaluar la efectividad se empleó el error cuadrático medio y el coeficiente de correlación tal como se puede ver en la Figura 7 y Figura 8 donde la RNA diseñada y descrita en la Tabla 2 fue entrenada mediante seis iteraciones, tardando un tiempo de siete segundos, el coeficiente de correlación (R) para el entrenamiento, la validación y la prueba logrado es de 0.91532, 0.90989 y 0.93612 respectivamente, siendo 0.267 el valor del error cuadrático medio (MSE) que toma la RNA.

En concordancia con la investigación de Zambrano et al. (2011) titulada “Análisis de rendimiento académico estudiantil usando data Warehouse y redes neuronales” coincidimos en que un modelo de red neuronal artificial permite realizar un análisis eficiente del rendimiento académico y predecir el número de asignaturas aprobadas conociendo solamente la información histórica, sin embargo otra fortaleza de nuestra investigación es que nos permite no solamente emplear datos históricos sino también datos actuales con fines de proyección tal como lo describe la Tabla 4 y La Figura 10, este ciclo 2021 hemos recolectado datos actuales de 20

estudiantes que se encuentran cursando el curso de Matemática I en la UNIFSLB distribuidos en sus tres carreras profesionales y hemos podido proyectar los posibles promedios de fin de ciclo en el mencionado curso, los promedios más bajos con mayor frecuencia que a logrado proyectar la RNA implementada son 10 y 15, por otro lado el promedio más alto es 15 siendo este el único (Tabla 4). Una fortaleza de la investigación realizada por Zambrano et al. (2011) es la implementación de un Data Warehouse la cual contempla el análisis, los indicadores de gestión, la representación de datos reales, y la implementación de un modelo conceptual, lógico y físico, en nuestra investigación utilizamos un archivo de Excel importado del Google Drive que contenía los datos históricos y los datos actuales producto del cuestionario aplicado a los estudiantes, no obstante las hojas se evidencia que las hojas de cálculo de Excel son un complemento sustancial del Software Científico Matlab en lo que se refiere al análisis de datos, la predicción y la proyección de resultados.

La metodología empleada en esta investigación concuerda con la metodología empleada por Vega (2019) en su investigación titulada “Modelo de pronóstico de rendimiento académico de alumnos en los cursos del programa de estudios básicos de la Universidad Ricardo Palma usando algoritmos de Machine Learning”, se utilizó el diseño metodológico CRISP-DM apropiado para investigaciones relacionadas a minería de datos, resultando de gran importancia como ya es evidente en nuestra investigación este diseño metodológico, la población con la que trabajó Vega en su investigación estuvo constituida por 574283 calificaciones pertenecientes a 9118 estudiantes matriculados desde el periodo 2015-I hasta el periodo 2019-0, donde el 70% de la población se utilizó para el entrenamiento del modelo y el 30% de la población se empleó para la validación y prueba, en nuestra investigación a diferencia de Vega nuestra población estuvo constituida por 397 estudiantes por diverso factores entre ellos la deserción estudiantil y la conectividad, pese a ser significativa la diferencia poblacional en ambas investigaciones las redes neuronales artificiales y en su conjunto la inteligencia artificial han demostrado ser una poderosa herramienta de análisis de datos, predicción y proyección de resultados tal como lo afirman diversos investigadores al expresar que dentro de los múltiples métodos de predicción se

tiene los modelos estadísticos de regresión, pero en ellos existen ciertas dificultades, para que sean aplicados deben cumplirse ciertas condiciones de independencia, linealidad, normalidad de los residuos, normalidad e igualdad de varianza, tamaño muestral suficiente (Cohen et al., 2013; Maxwell et al., 2017), sin embargo las redes neuronales artificiales son una alternativa para efectos de predicción, las cuales han sido conceptualizadas como técnicas estadísticas no paramétricas al estar libres del cumplimiento de los parámetros estadísticos anteriormente mencionados (Sarle, 1994). La fortaleza de la investigación realizada por Vega (2019) radica en la facilidad que tiene el investigador para distribuir los grupos de entrenamiento y validación a criterio propio, en nuestra investigación no tenemos esta facultad dado que el comando empleado es el *nntool* de la toolbox de Matlab y la RNA está caracterizada tal como se detalla en la Tabla 2 la realiza internamente estas operaciones, en tal sentido recomendamos emplear la aplicación *nnstart* la cual también se encuentra incorporada en toolbox de Matlab y te permite a su vez manejar los grupos para lograr mejores resultados de la RNA que se desea implementar.

Nuestra investigación considera que los factores que influyen en el rendimiento académico del estudiante son de orden social, personal e institucional tal como lo afirma Alhadabi y Karpinski (2020) y Garbanzo (2007), sin embargo Zevallos (2017) en su investigación titulada “Predicción del rendimiento académico mediante redes neuronales” con la finalidad de proyectar el rendimiento académico de los estudiantes del colegio del distrito de Ventanilla consideró factores de índole individual, familiar e institucional en lo que consideramos que está dejando de lado los factores sociales los cuales son muy importantes y decisivos en el rendimiento académico del estudiante como por ejemplo temas relacionados a drogas, alcoholismo o delincuencia juvenil. El nivel de efectividad de la predicción es aceptable resaltando un 84% en la predicción, sin embargo consideramos que este modelo de RNA no presenta las garantías necesarias para afirmar que el modelo neuronal es el indicado dado que se ha omitido considerar factores de orden social. Una representación gráfica del modelo de red neuronal que compara los promedios reales y los promedios pronosticados por la RNA que hemos implementado en nuestra investigación la podemos ver en la Figura 9 exportada del Software Matlab

donde resalta un efectividad en la predicción del 65.24% y 89.92% considerando como factores que influyen en el rendimiento académico del estudiante universitario temas relacionados de índole personal, social e institucional.

La variable de salida en nuestra RNA implementada son los promedios finales de los estudiantes del curso de Matemática I de la UNIFSLB de las tres carreras profesionales con la finalidad de saber con anticipación el logro o no logro de competencias de los estudiantes fin de que el docente pueda tomar las medidas correctivas necesarias para mejorar este índice, nuestra investigación no solo permite saber si las competencias del curso no han sido logradas por el estudiante mediante la nota desaprobatoria, también nos permite saber mediante la nota aprobatoria del promedio en que medida ha sido posible este logro de competencias, todo esto se debe gracias al tipo de red que se implementó y a los algoritmos que acompañaron a esta RNA, en una investigación realizada en la UNALM, Menacho (2017) en su afán de predecir del rendimiento académico de los estudiantes matriculados en el curso de estadística General aplicando técnicas de minería de datos, RNA, redes bayesianas y árboles de decisión construyó su diseño neuronal con el algoritmo de Navie de Bayes permitiéndole proyectar el rendimiento académico de los estudiantes con un 71% de efectividad teniendo como variable de salida la nota aprobatoria o desaprobatoria del estudiante, consideramos que si bien es cierto es un aporte muy valioso que le permite al docente mejorar el rendimiento académico del estudiante en su condición de aprobado o desaprobado creemos que hubiera sido necesario detallar en que medida el estudiante aprobado logró las competencias del curso tal como se hizo en nuestra investigación. Una vez más con la investigación realizada por Menacho (2017) se resalta la importancia de las redes neuronales artificiales como una alternativa para efectos de predicción, puesto que han sido conceptualizadas como técnicas estadística no paramétricas al estar libres del cumplimiento de los parámetros estadísticos que en líneas anteriores hemos mencionado.

Los resultado obtenidos en las investigaciones realizadas por Incio et al. (2021) y Çetinkaya y Baykan (2020) respaldan nuestra decisión de haber trabajado la RNA en nuestra investigación con la función de entrenamiento Levenberg Marquardt puesto que garantiza una mejor efectividad en la predicción y en un

menor tiempo posible con la diferencia que Incio et al. (2021) utilizó la aplicación *nnstar* implementada en la Toolbox de Matlab, la gran desventaja de estos investigadores al implementar su RNA es que el tipo de RNA con el que trabajaron no les permite implementar dos o más capas ocultas al igual que se les niega la posibilidad de manejar el número de neuronas en cada capa de la RNA, sin embargo el tipo de RNA con que se trabajó en nuestra investigación *Feed-forward backpropagation* nos da la facultad de manejar el número de capas ocultas y el número de neuronas en cada permitiéndonos de esta manera realizar en todo momento un mejor ajuste en la predicción y posiblemente en la proyección de los resultados académicos de los estudiantes o de la población con la que se esté trabajando. Resaltar también que el tipo de RNA implementada en la aplicación *nnstar* por Incio et al. (2021) le permite distribuir a criterio propio el conjunto de elementos para el entrenamiento, la validación y la prueba del modelo neuronal, esto para nosotros es una desventaja que tenemos, el tipo de red que implementamos y que se mencionó líneas anteriores no nos permite distribuir a nuestro criterio cada conjunto en los diversos procesos que realiza la RNA con fines de predicción. Nuestra investigación realiza un aporte muy importante que poco se ha visto en las investigaciones de esta naturaleza, queda evidenciado en esta investigación la implementación de una RNA que no solo te permite modelar los resultados académicos de los estudiantes basados en datos históricos (predicción), sino también brinda la facultad de proyectar los posibles resultados académicos basados en datos actuales y en base a RNA que se implementó con las características propias de la población recogidos de los datos históricos.

Dentro de las limitaciones y debilidades que posee esta investigación en comparación a las ya vistas anteriormente como consecuencia de la coyuntura actual en que vivimos a causa de la pandemia originada por el Covid-19, las investigaciones que dan sustento al estado del arte en esta tesis se llevaron a cabo antes de la pandemia, la presencialidad en este caso desempeña un papel muy importante tanto en la predicción como en la proyección de resultados, la virtualidad genera una serie de factores adversos a la comunidad estudiantil entre ellos la deserción de estudiantes universitarios lo cual ha generado una data relativamente pequeña para trabajar, más aun considerando que la UNIFSLB es una universidad

pequeña y en proceso de formación, actualmente el ciclo más avanzado es el sexto ciclo y solo tiene tres carreras profesionales: Ingeniería Civil, Biotecnología y Negocios Globales. Pese a estas limitaciones y debilidades esta investigación deja un precedente y marca un punto de partida para realizar investigaciones en el campo de la educación empleando herramientas de la inteligencia artificial como lo son las redes neuronales artificiales las cuales han demostrado ser una alternativa eficiente para la predicción y la proyección.

## VI. CONCLUSIONES

Vistos los resultados que trajo consigo esta investigación, los que a su vez fueron discutidos en la sección anterior de acuerdo a los objetivos trazados, consideramos las siguientes conclusiones:

1. Se logró identificar en base a referencias bibliográficas los factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes universitarios de la UNIFSLB, siendo estos agrupados en tres determinantes: personales, sociales e institucionales.
2. La recolección de datos fundamentado en la revisión del estado del arte permitió diseñar e implementar una red neuronal con gran efectividad en la predicción garantizando seguridad en la proyección, las variables de entrada de la RNA implementada fueron los 41 ítems recogidos del cuestionario que respondían a los determinantes anteriormente mencionados al cual agregamos el sexo del estudiante siendo este de mucha relevancia en los resultados académicos de los estudiantes, haciendo un total de 42 variables de entrada.
3. Diseñar e implementar la red neuronal artificial con tres capas ocultas y una capa de salida como se ve en la Figura 6, donde la primera capa oculta posee 35 neuronas, la segunda capa oculta posee 42 neuronas, la tercera capa oculta posee 31 neuronas y la capa de salida posee 1 neurona nos ha generado un modelo neuronal donde el coeficiente de correlación para el entrenamiento, la validación y la prueba logrado es de 0.91532, 0.90989 y 0.93612 respectivamente tal como se observa en la Figura 7, siendo 0.267 el valor del error cuadrático medio como se observa en la Figura 8, en consecuencia la RNA logró una efectividad de predicción exacta del promedio del 65.24% y una efectividad de predicción con una diferencia de  $\pm 1$  punto del promedio del 89.92% como se ve en la Tabla 3 y se visualiza en la Figura 9 y Figura 10, la cual es muy elevada.
4. Una vez garantizada la efectividad en la predicción del modelo neuronal implementado, se logró proyectar los resultados de 20 estudiantes universitarios que actualmente cursan la asignatura de matemática I, se

puede observar en la Tabla 4 que los promedios más bajos con mayor frecuencia que a logrado proyectar la RNA implementada son 10 y 15, por otro lado el promedio más alto es 15 siendo este el único.

5. Las múltiples herramientas que nos brinda la inteligencia artificial permite solucionar problemas que presenta el proceso de enseñanza y aprendizaje en todos los niveles y modalidades de la educación.

## VII. RECOMENDACIONES

1. Se recomienda a la comunidad educativa aprovechar las múltiples bondades que las herramientas de la inteligencia artificial ofrece para dar solución a los problemas educativos que se presentan durante el proceso de enseñanza y aprendizaje.
2. En este contexto donde la educación no presencial a desnudado las debilidades del sistema educativo peruano en cuanto a tecnología, investigación y conectividad, se recomienda a los docentes y estudiantes profundizar en el área de la inteligencia artificial para dar solución a los diversos problemas que este sector presenta.
3. En una próxima investigación se recomienda ajustar los modelos neuronales artificiales analizando otro tipo de red, el número de capas y el número de neuronas en cada capa, de igual forma las funciones de entrenamiento, aprendizaje, desempeño o transferencia.
4. Siendo conocedores de los elevados índices de deserción estudiantil en la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua se recomienda utilizar las redes neuronales artificiales para modelar este índice de deserción con fines de prevención.
5. Capacitar a docentes y estudiantes de la UNIFSLB sobre el uso del Matlab o algún otro programa computacional que les permita realizar nuevas investigaciones en beneficio de la comunidad en general.

## VIII. PROPUESTA

Nuestra propuesta tiene un sustento pedagógico, epistemológico y tecnológico la cual parte de la necesidad de pronosticar los promedios finales en cada curso de los estudiantes universitarios utilizando herramientas de la inteligencia artificial con el único fin de contribuir en el logro de competencias, así como también anticiparse a diversos sucesos que puedan darse dentro del campo de la educación, es así como se recomienda implementar un modelo de red neuronal con las características descritas en la Tabla 5.

Tabla 5. *Características del Modelo de RNA propuesto*

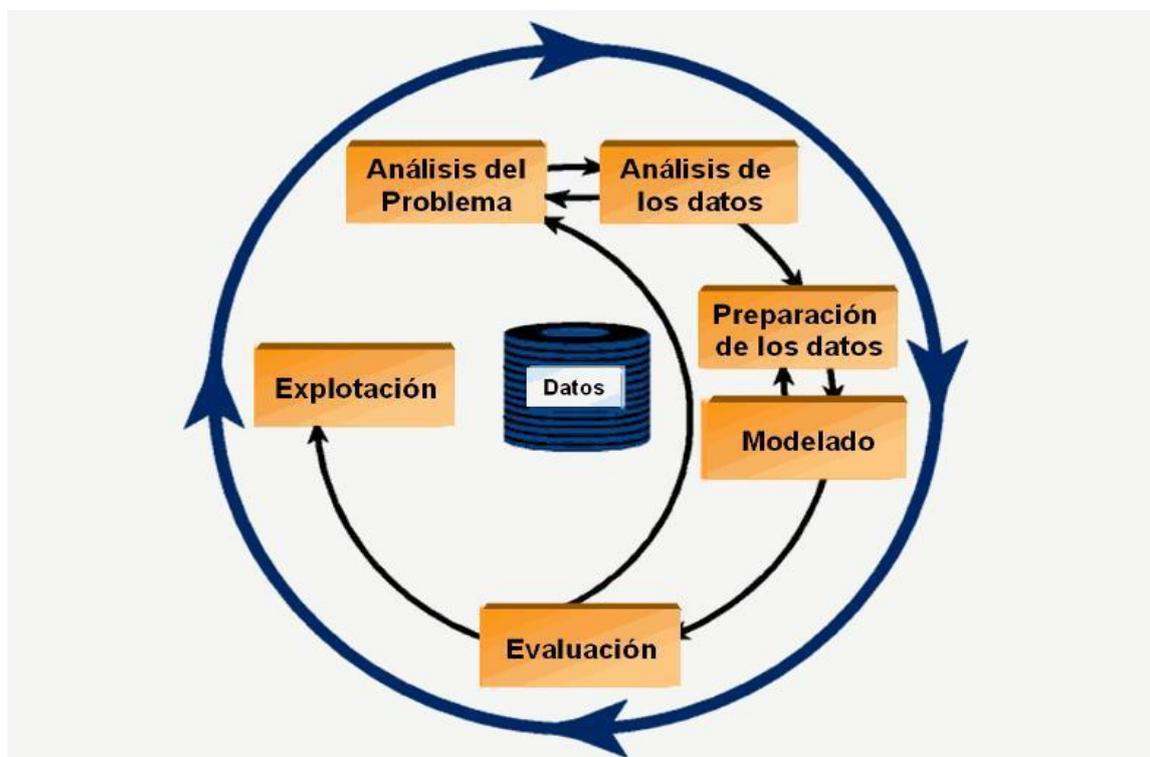
Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forward Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo( LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
Nº de Neuronas en la capa oculta 1	35
Nº de Neuronas en la capa oculta 2	42
Nº de Neuronas en la capa oculta 3	31
Nº de Neuronas en la capa de salida	1
Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%
Coeficiente de correlación en el entrenamiento	0.91532
Coeficiente de correlación en la Validación	0.90989
Coeficiente de correlación en la prueba	0.93612
Error Cuadrático medio	0.267

*Nota.* Elaboración propia

En tal sentido se propone realizar trabajos de investigación empleando el diseño metodológico CRISP-DM, según International Business Machines Corporation (2021) este diseño consta de seis fases; la primera fase es la comprensión del problema y de los objetivos de investigación. La segunda y tercera fase comprende la recolección, análisis y preparación de los datos. En la cuarta

fase el investigador debe seleccionar técnicas de modelado que más se adapten a la investigación, teniendo en cuenta lo siguiente: la técnica se debe adaptar al problema de investigación y no al contrario, los datos con que dispone el investigador debe satisfacer los requerimientos del problema en tiempo y espacio. En la quinta fase trabajamos la evaluación del modelo implementado teniendo en cuenta los criterios de validez, confiabilidad y exactitud; la evaluación de los criterios se realiza teniendo en cuenta los objetivos de la investigación. La sexta y última fase es la implementación del modelo como resultado de la evaluación y validación.

Figura 11. *Diseño metodológico CRISP-DM*



Nota. International Business Machines Corporation (IBM)

## REFERENCIAS

- Abate, A., Ahmed, D., Giacobbe, M., y Peruffo, A. (2021). Formal Synthesis of Lyapunov Neural Networks. *IEEE Control Systems Letters*, 5(3), 773-778. Scopus. <https://doi.org/10.1109/LCSYS.2020.3005328>
- Abdullah, S., Pradhan, R. C., Pradhan, D., y Mishra, S. (2021). Modeling and optimization of pectinase-assisted low-temperature extraction of cashew apple juice using artificial neural network coupled with genetic algorithm. *Food Chemistry*, 339. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.127862>
- Acevedo, C. G., y Rocha, F. (2011). ESTILOS DE APRENDIZAJE, GÉNERO Y RENDIMIENTO ACADÉMICO. *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 4(8), 71-84. <http://revistaestilosdeaprendizaje.com/article/view/937>
- Albu, A., Precup, R.-E., y Teban, T.-A. (2019). Results and challenges of artificial neural networks used for decision-making and control in medical applications. *Facta Universitatis, Series: Mechanical Engineering*, 17(3), 285-308. Scopus. <https://doi.org/10.22190/FUME190327035A>
- Alelaumi, S., Khader, N., He, J., Lam, S., y Yoon, S. W. (2021). Residue buildup predictive modeling for stencil cleaning profile decision-making using recurrent neural network. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 68. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102041>
- Alhadabi, A., y Karpinski, A. C. (2020). Grit, self-efficacy, achievement orientation goals, and academic performance in University students. *International Journal of Adolescence and Youth*, 25(1), 519-535. <https://doi.org/10.1080/02673843.2019.1679202>

- Almira, J. M., Lopez-de-Teruel, P. E., Romero-López, D. J., y Voigtlaender, F. (2021). Negative results for approximation using single layer and multilayer feedforward neural networks. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 494(1). Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.jmaa.2020.124584>
- Álvarez, J., Lau, R., Pérez, S., y Leyva, E. C. (2016). Predicción de resultados académicos de estudiantes de informática mediante el uso de redes neuronales. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 24(4), 715-727. <https://doi.org/10.4067/S0718-33052016000400015>
- Aryankia, K., y Selmic, R. R. (2021). Neuro-Adaptive Formation Control and Target Tracking for Nonlinear Multi-Agent Systems with Time-Delay. *IEEE Control Systems Letters*, 5(3), 791-796. Scopus. <https://doi.org/10.1109/LCSYS.2020.3006187>
- Aslam, M., Lee, J.-M., Kim, H.-S., Lee, S.-J., y Hong, S. (2019). Deep learning models for long-term solar radiation forecasting considering microgrid installation: A comparative study. *Energies*, 13(1). Scopus. <https://doi.org/10.3390/en13010147>
- Bao, Y., Velni, J. M., y Shahbakhti, M. (2021). Epistemic Uncertainty Quantification in State-Space LPV Model Identification Using Bayesian Neural Networks. *IEEE Control Systems Letters*, 5(2), 719-724. Scopus. <https://doi.org/10.1109/LCSYS.2020.3005429>
- Busebaia, T. J. A., y John, B. (2020). Can flipped classroom enhance class engagement and academic performance among undergraduate pediatric nursing students? A mixed-methods study. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 15(1). Scopus. <https://doi.org/10.1186/s41039-020-0124-1>

- Çetinkaya, A., y Baykan, Ö. K. (2020). Prediction of middle school students' programming talent using artificial neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*.  
<https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.07.005>
- Chen, Z., Zhang, Z., Dong, F., Liu, S., y Liu, L. (2021). A Hybrid Finite Element Modeling: Artificial Neural Network Approach for Predicting Solder Joint Fatigue Life in Wafer-Level Chip Scale Packages. *Journal of Electronic Packaging, Transactions of the ASME*, 143(1). Scopus.  
<https://doi.org/10.1115/1.4047227>
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., y Aiken, L. S. (2013). *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences*. Routledge.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334. Scopus.  
<https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Cukurova, M., Kent, C., y Luckin, R. (2019). Artificial intelligence and multimodal data in the service of human decision-making: A case study in debate tutoring. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 3032-3046. Scopus. <https://doi.org/10.1111/bjet.12829>
- Cukurova, M., Luckin, R., y Clark-Wilson, A. (2019). Creating the golden triangle of evidence-informed education technology with EDUCATE. *British Journal of Educational Technology*, 50(2), 490-504. Scopus.  
<https://doi.org/10.1111/bjet.12727>
- Cukurova, M., Luckin, R., y Kent, C. (2020). Impact of an Artificial Intelligence Research Frame on the Perceived Credibility of Educational Research

- Evidence. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 30(2), 205-235. Scopus. <https://doi.org/10.1007/s40593-019-00188-w>
- Edel, R. (2003a). El rendimiento académico: Concepto, investigación y desarrollo. *Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 1(2), 0. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=55110208>
- Edel, R. (2003b). Factores asociados al rendimiento académico. *Revista Iberoamericana de Educación*, 33(1), 1-20. <https://doi.org/10.35362/rie3312872>
- Elman, J. L. (1991). Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure. *Machine Learning*, 7(2), 195-225. <https://doi.org/10.1007/BF00114844>
- Estela, R. O., Contreras, E., y Incio, F. A. (2020). El juego Awajún como estrategia intercultural en la enseñanza de la Física universitaria durante la educación no presencial. *REVISTA CIENTIFICA EPISTEMIA*, 4(3), 152-165. <https://doi.org/10.26495/re.v4i3.1428>
- Estela, R. O., Incio, F. A., Fernandez, R. Á., Contreras, E., Paredes, C. M., y Ortiz, J. A. (2021). Estimación numérica del volumen de la pulpa del coco (Cocos nucifera) aplicando el método Montecarlo. *REVISTA VERITAS ET SCIENTIA - UPT*, 10(1), 118-127. <https://doi.org/10.47796/ves.v10i1.465>
- Feldt, L. S. (1965). The approximate sampling distribution of Kuder-Richardson reliability coefficient twenty. *Psychometrika*, 30(3), 357-370. Scopus. <https://doi.org/10.1007/BF02289499>
- Foster, R. C. (2020). A generalized framework for classical test theory. *Journal of Mathematical Psychology*, 96. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2020.102330>

- Foster, R. C. (2021). KR20 and KR21 for Some Nondichotomous Data (It's Not Just Cronbach's Alpha). *Educational and Psychological Measurement*. Scopus. <https://doi.org/10.1177/0013164421992535>
- Garbanzo, G. M. (2007). Factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, una reflexión desde la calidad de la educación superior pública. *Revista Educación*, 31(1), 43-63. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=44031103>
- Hachaj, T., y Piekarczyk, M. (2019). Evaluation of pattern recognition methods for head gesture-based interface of a virtual reality helmet equipped with a single IMU sensor. *Sensors (Switzerland)*, 19(24). Scopus. <https://doi.org/10.3390/s19245408>
- Hernández, R., y Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Interamericana Editores.
- Hurtado, J. (2000). *Metodología de la Investigación Holística* (3era ed.). Fundación Sypal.
- Hyon, R., Youm, Y., Kim, J., Chey, J., Kwak, S., y Parkinson, C. (2021). Similarity in functional brain connectivity at rest predicts interpersonal closeness in the social network of an entire village. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117(52), 33149-33160. Scopus. <https://doi.org/10.1073/PNAS.2013606117>
- Incio, F. A., y Capuñay, D. L. (2020). Liderazgo directivo y desempeño docente en instituciones educativas particulares. *REVISTA CIENTIFICA EPISTEMIA*, 4(3), 119-128. <https://doi.org/10.26495/re.v4i3.1422>
- Incio, F. A., Capuñay, D. L., Estela, R. O., Delgado, J. A., y Vergara, S. E. (2021). Diseño e implementación de una red neuronal artificial para predecir el

- rendimiento académico en estudiantes de Ingeniería Civil de la UNIFSLB. *REVISTA VERITAS ET SCIENTIA - UPT*, 10(1), 107-117.  
<https://doi.org/10.47796/ves.v10i1.464>
- Incio, F. A., y Delgado, J. A. (2020). Aclaración sobre el rendimiento académico y autoestima. *Revista Científica Pakamuros*, 8(2), 1-2.  
<https://doi.org/10.37787/pakamuros-unj.v8i2.122>
- International Business Machines Corporation. (2021). *Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM*. Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM.  
<https://prod.ibmdocs-production-dal-6099123ce774e592a519d7c33db8265e-0000.us-south.containers.appdomain.cloud/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=dm-crisp-help-overview>
- Jida, S. N., Hetet, J.-F., Chesse, P., y Guadie, A. (2021). Roadside vehicle particulate matter concentration estimation using artificial neural network model in Addis Ababa, Ethiopia. *Journal of Environmental Sciences (China)*, 101, 428-439. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.jes.2020.08.018>
- Johnston, L., y Patel, V. (2021). Second-Order Sensitivity Methods for Robustly Training Recurrent Neural Network Models. *IEEE Control Systems Letters*, 5(2), 529-534. Scopus. <https://doi.org/10.1109/LCSYS.2020.3001498>
- Kaviani, S., y Sohn, I. (2020). Influence of random topology in artificial neural networks: A survey. *ICT Express*, 6(2), 145-150.  
<https://doi.org/10.1016/j.icte.2020.01.002>
- Kumar, P., y Panwar, V. (2022). Wavelet neural network based controller design for non-affine nonlinear systems. *Journal of Mathematics and Computer Science*, 24(1), 49-58. Scopus. <https://doi.org/10.22436/jmcs.024.01.05>

- Li, B., Pi, D., y Lin, Y. (2021). Learning ladder neural networks for semi-supervised node classification in social network. *Expert Systems with Applications*, 165. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113957>
- Ling, J., Feng, Z., Zheng, D., Yang, J., Yu, H., y Xiao, X. (2021). Robust adaptive motion tracking of piezoelectric actuated stages using online neural-network-based sliding mode control. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 150. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107235>
- Liu, S., Wang, Z., Shen, B., y Wei, G. (2021). Partial-neurons-based state estimation for delayed neural networks with state-dependent noises under redundant channels. *Information Sciences*, 547, 931-944. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.08.047>
- Lobo, J. L., Laña, I., Del Ser, J., Bilbao, M. N., y Kasabov, N. (2018). Evolving Spiking Neural Networks for online learning over drifting data streams. *Neural Networks*, 108, 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.07.014>
- Luckin, R., y Cukurova, M. (2019). Designing educational technologies in the age of AI: A learning sciences-driven approach. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2824-2838. Scopus. <https://doi.org/10.1111/bjet.12861>
- MathWorks. (s. f.). *Redes Neuronales*. Recuperado 30 de junio de 2020, de <https://es.mathworks.com/discovery/neural-network.html>
- Maxwell, S. E., Delaney, H. D., y Kelley, K. (2017). *Designing Experiments and Analyzing Data: A Model Comparison Perspective, Third Edition*. Routledge.
- Menacho, C. H. (2017). Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos. *Anales Científicos*, 78(1), 26-33. <https://doi.org/10.21704/ac.v78i1.811>

- Piotrowski, A. P., Napiorkowski, J. J., y Piotrowska, A. E. (2020). Impact of deep learning-based dropout on shallow neural networks applied to stream temperature modelling. *Earth-Science Reviews*, 201, 103076. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.103076>
- Piscoya, L. E. (2017). *Aplicación de técnicas de minería de datos para predecir la deserción estudiantil en la educación básica regular en la Región de Lambayeque* [Tesis de pregrado, Universidad Señor de Sipan]. <http://repositorio.uss.edu.pe/handle/uss/4066>
- Poznyak, A., Sanchez, E. N., y Yu, W. (2001). *Differential Neural Networks for Robust Nonlinear Control* (Edición: 1st). World Scientific Pub Co Inc.
- Salanova, M., Cifre, E., Grau, R. M., Llorens, S., y Martínez, I. M. (2005). Antecedentes de la autoeficacia en profesores y estudiantes universitarios: Un modelo causal. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, 21, 18.
- Sang, B. (2021). Application of genetic algorithm and BP neural network in supply chain finance under information sharing. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 384. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2020.113170>
- Sarle, W. S. (1994). *Neural Networks and Statistical Models*.
- Torres, L. E., y Rodríguez, N. Y. (2006). Rendimiento académico y contexto familiar en estudiantes universitarios. *Enseñanza e Investigación en Psicología*, 11(2), 255-270. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=29211204>
- Van, D. C., y Glasser, M. F. (2018). Parcellating Cerebral Cortex: How Invasive Animal Studies Inform Noninvasive Mapmaking in Humans. *Neuron*, 99(4), 640-663. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2018.07.002>

- Vega, J. F. (2019). *Modelo de pronóstico de rendimiento académico de alumnos en los cursos del programa de estudios básicos de la Universidad Ricardo Palma usando algoritmos de Machine Learning* [Tesis de maestría]. [http://repositorio.urp.edu.pe/bitstream/handle/URP/2914/DATO\\_T030\\_07616656\\_M%20%20%20VEGA%20GARCIA%20JAVIER%20FERNANDO.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://repositorio.urp.edu.pe/bitstream/handle/URP/2914/DATO_T030_07616656_M%20%20%20VEGA%20GARCIA%20JAVIER%20FERNANDO.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Xiang, S., Ren, Z., Zhang, Y., Song, Z., Guo, X., Han, G., y Hao, Y. (2021). Training a Multi-Layer Photonic Spiking Neural Network with Modified Supervised Learning Algorithm Based on Photonic STDP. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 27(2). Scopus. <https://doi.org/10.1109/JSTQE.2020.3005589>
- Xu, Y., Vignali, L., Collignon, O., Crepaldi, D., y Bottini, R. (2021). Brain network reconfiguration for narrative and argumentative thought. *Communications Biology*, 4(1). Scopus. <https://doi.org/10.1038/s42003-021-02151-9>
- Zambrano, C., Rojas, D., Carvajal, K., y Acuña, G. (2011). Análisis de rendimiento académico estudiantil usando data warehouse y redes neuronales. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 19(3), 369-381. <https://doi.org/10.4067/S0718-33052011000300007>
- Zevallos, R. J. (2017). *Predicción del rendimiento académico mediante redes neuronales* [Tesis de pregrado]. <http://repositorio.unac.edu.pe/handle/UNAC/2728>
- Zhao, J. (2021). Exponential stabilization of memristor-based neural networks with unbounded time-varying delays. *Science China Information Sciences*, 64(8). Scopus. <https://doi.org/10.1007/s11432-018-9817-4>

## ANEXO 01

### MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Variables de estudio	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala / Instrumento
<p>Variable independiente:</p> <p>Red Neuronal Artificial.</p>	<p>Una red neuronal artificial (RNA) es un modelo matemático que trata de emular el comportamiento de las neuronas del cerebro humano desarrollando un aprendizaje mediante el entrenamiento basado en datos obtenidos de las experiencias adquiridas.</p>	<p>Conjunto de procesos en el que el coeficiente de correlación y el error cuadrático medio determinaran la eficacia del modelo de red neuronal artificial.</p>	<p>Aprendizaje</p> <p>Experiencia</p> <p>Eficiencia</p>	<p>Coeficiente de correlación.</p> <p>Error cuadrático medio.</p> <p>Tasa de predicción.</p>	<p>Porcentaje / Software MATLAB.</p>
<p>Variable dependiente:</p> <p>Rendimiento académico.</p>	<p>El rendimiento académico es el sistema que mide el logro de las competencias en los estudiantes mediante la intervención de métodos cuantitativos y cualitativos. En esta investigación se consideró el promedio de los estudiantes en el curso de Matemática los cuales se tomaron de la unidad de registros y archivos académicos de la UNIFSLB.</p>	<p>Conjunto de actividades mediante el cual se determinará que factores influyen con mayor incidencia en el rendimiento académico a fin de que este pueda ser pronosticado.</p>	<p>Determinantes personales.</p> <p>Determinantes institucionales.</p> <p>Determinantes sociales.</p>	<p>Conjunto de factores personales en el estudiante que influyen en su rendimiento académico.</p> <p>Conjunto de factores institucionales que influyen en el rendimiento académico.</p> <p>Conjunto de elementos socio culturales que influyen en el rendimiento académico.</p>	<p>- Si = 1 - NO = 0</p> <p>/</p> <p>Cuestionario</p>

## ANEXO 02

### INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

El presente cuestionario tiene como objetivo *conocer los factores endógenos y exógenos que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes del curso de Matemática I* de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar de Bagua. Sus respuestas servirán para diseñar e implementar un modelo de red neuronal artificial para predecir el rendimiento académico de los estudiantes del curso de Matemática I. Antes de responder debe tener en cuenta lo siguiente:

- Se garantiza el anonimato y la confidencialidad al responder el cuestionario.
- Responda todo el cuestionario con total sinceridad e imparcialidad.
- Los ítems son de respuesta dicotómica ( SI - NO ), marque solo una de ellas.

<b>Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I</b>			<b>Escala de medición</b>	
			1=SI	0=NO
DIMENSIONES	N°	Ítem		
<b>DETERMINANTES PERSONALES</b>	1	Cuando ingresé a la UNIFSLB me consideraba capaz de culminar con éxito mi carrera profesional	SI	NO
	2	Me considero una persona perseverante	SI	NO
	3	Anhelo siempre el éxito	SI	NO
	4	Cuando ingresé a la UNIFSLB me sentía motivado con mi carrera profesional	SI	NO
	5	Considero que tenía la capacidad de mantener la concentración por tiempo prolongado al momento de realizar mis labores académicas correspondientes al área de Matemática	SI	NO
	6	Durante el primer ciclo en la UNIFSLB dediqué mi tiempo exclusivamente a mis estudios	SI	NO
	7	Durante el primer ciclo en la UNIFSLB dediqué mi tiempo a trabajar y a estudiar	SI	NO
	8	Consideraba que era un deber y/o obligación realizar mis tareas del curso de matemática I	SI	NO
	9	Consideraba que era un disfrute por el saber realizar mis tareas del curso de matemática I	SI	NO
	10	Me siento orgulloso de mi universidad	SI	NO
	11	En el primer ciclo me sentía a gusto con la relación que mantenía con mis compañeros de aula	SI	NO
	12	Considero que el docente que me enseñó matemática I es un profesional capacitado	SI	NO
	13	Considero que el contenido del curso de Matemática I estuvo enfocado a mi carrera profesional	SI	NO
	14	Considero que para conseguir buenos resultados académicos es necesario esforzarse	SI	NO
	15	Considero que en secundaria me brindaron los conocimientos necesarios para afrontar el I ciclo de la universidad exitosamente	SI	NO

	16	Cuando asistía a clases de matemática I me sentía animado e interesado en aprender	SI	NO
	17	Me siento identificado con la carrera profesional que actualmente estudio	SI	NO
	18	Me siento satisfecho con la exigencia académica de mi universidad	SI	NO
	19	Asistía frecuentemente a clases en el curso de Matemática I.	SI	NO
	20	Mis estudios de nivel secundario (o parte de ellos) fueron realizados en una I.E nacional	SI	NO
	21	Mis estudios de nivel secundario (o parte de ellos) fueron realizados en una I.E particular	SI	NO
	22	Ingresé a la UNIFSLB mediante la modalidad de examen ordinario	SI	NO
	23	Ingresé a la UNIFSLB mediante la modalidad de centro pre	SI	NO
	24	Ingresé a la UNIFSLB mediante otra modalidad	SI	NO
<b>DETERMINANTES SOCIALES</b>	25	La convivencia en mi casa es comprometida, democrática y armoniosa	SI	NO
	26	En mi hogar me incentivan el estudio y la superación académica	SI	NO
	27	En mi casa ocurren hechos de violencia física o verbal	SI	NO
	28	Consumo drogas	SI	NO
	29	Tengo problemas de alcoholismo	SI	NO
	30	Alguno de mis padres tiene estudios concluidos de nivel superior universitario	SI	NO
	31	En el primer ciclo tenía acceso a libros digitales de matemática en la web	SI	NO
<b>DETERMINANTES INSTITUCIONALES</b>	32	Considero que la metodología del docente que me enseñó Matemática I fue la adecuada	SI	NO
	33	Considero que el docente de Matemática I me motivaba a estudiar	SI	NO
	34	Mi promedio en el área de matemática en quinto de secundaria fue menor o igual a 15	SI	NO
	35	Mi promedio en el área de matemática en quinto de secundaria fue mayor a 15	SI	NO
	36	Mi promedio en el área de ciencias físicas en quinto de secundaria fue menor o igual a 15	SI	NO
	37	Mi promedio en el área de ciencias físicas en quinto de secundaria fue mayor a 15	SI	NO
	38	Considero que la cantidad de alumnos matriculados en el curso de Matemática I le permitía al docente desarrollar adecuadamente su clase	SI	NO
	39	La carrera profesional que actualmente estudio en la UNIFSLB siempre fue mi primera opción	SI	NO
	40	Las aulas de la universidad en el I ciclo prestaban las condiciones necesarias para desarrollar un ambiente educativo adecuado para el estudiante	SI	NO
	41	La relación alumno-profesor en el curso de Matemática I generaba un clima de confianza	SI	NO

Nota. Elaboración propia.



**ANEXO 04**  
**VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO**

**CRITERIO DE EXPERTOS**

**I. DATOS GENERALES**

- 1.1. Apellidos y nombres del experto: Eudaldo Díaz Gonzales
- 1.2. Grado académico : Doctor en Educación
- 1.3. Documento de identidad : 27740611
- 1.4. Centro de labores : Universidad Nacional de Jaén
- 1.5. Denominación del instrumento motivo de validación:  
*Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I*
- 1.6. Título de la Investigación:  
*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*
- 1.7. Autor del instrumento: Fernando Alain Incio Flores

En este contexto lo(a) he considerado como experto(a) en la materia y necesito sus valiosas opiniones. Evalúe cada aspecto con las siguientes categorías:

<b>MB</b>	: Muy Bueno	(18-20)
<b>B</b>	: Bueno	(14-17)
<b>R</b>	: Regular	(11-13)
<b>D</b>	: Deficiente	(0-10)

## II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO:

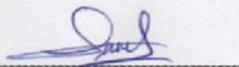
N°	INDICADORES	CATEGORÍAS			
		MB	B	R	D
01	La redacción empleada es clara y precisa	X			
02	Los términos utilizados son propios de la investigación científica	X			
03	Está formulado con lenguaje apropiado	X			
04	Está expresado en conductas observables	X			
05	Tiene rigor científico	X			
06	Existe una organización lógica	X			
07	Formulado en relación a los objetivos de la investigación	X			
08	Expresa con claridad la intencionalidad de la investigación	X			
09	Observa coherencia con el título de la investigación	X			
10	Guarda relación con el problema e hipótesis de la investigación	X			
11	Es apropiado para la recolección de información	X			
12	Están caracterizados según criterios pertinentes	X			
13	Adecuado para valorar aspectos de las estrategias	X			
14	Consistencia con las variables, dimensiones e indicadores	X			
15	La estrategias responde al propósito de la investigación	X			
16	El instrumento es adecuado al propósito de la investigación	X			
17	Los métodos y técnicas empleados en el tratamiento de la información son propios de la investigación científica	X			
18	Proporciona sólidas bases teóricas y epistemológicas	X			
19	Es adecuado a la muestra representativa		X		
20	Se fundamenta en bibliografía actualizada	X			
VALORACIÓN FINAL					

Adaptado por el (la) investigador(a)

## III. OPINION DE APLICABILIDAD

- ( x ) El instrumento puede ser aplicado tal como está elaborado  
( ) El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado

Chiclayo, mayo del 2021



Firma del experto  
DNI: 27740611

Dr. Eudaldo Diaz Gonzales  
DOCENTE - REG. CPP. 280815  
UNIVERSIDAD NACIONAL DE JAFH

## CRITERIO DE EXPERTOS

### I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y nombres del experto : José Lizardo Tapia Díaz
- 1.2. Grado académico : Doctor en Educación
- 1.3. Documento de identidad : 27729213
- 1.4. Centro de labores : Institución Educativa Señor de Huamantanga Jaén.
- 1.5. Denominación del instrumento motivo de validación:  
*Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I*
- 1.6. Título de la Investigación:  
*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*
- 1.7. Autora del instrumento: Fernando Alain Incio Flores

En este contexto lo(a) he considerado como experto(a) en la materia y necesito sus valiosas opiniones. Evalúe cada aspecto con las siguientes categorías:

<b>MB</b>	: Muy Bueno	(18-20)
<b>B</b>	: Bueno	(14-17)
<b>R</b>	: Regular	(11-13)
<b>D</b>	: Deficiente	(0-10)

## II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO:

N°	INDICADORES	CATEGORÍAS			
		MB	B	R	D
01	La redacción empleada es clara y precisa	X			
02	Los términos utilizados son propios de la investigación científica	X			
03	Está formulado con lenguaje apropiado		X		
04	Está expresado en conductas observables	X			
05	Tiene rigor científico	X			
06	Existe una organización lógica	X			
07	Formulado en relación a los objetivos de la investigación	X			
08	Expresa con claridad la intencionalidad de la investigación	X			
09	Observa coherencia con el título de la investigación	X			
10	Guarda relación con el problema e hipótesis de la investigación	X			
11	Es apropiado para la recolección de información	X			
12	Están caracterizados según criterios pertinentes	X			
13	Adecuado para valorar aspectos de las estrategias	X			
14	Consistencia con las variables, dimensiones e indicadores	X			
15	La estrategias responde al propósito de la investigación	X			
16	El instrumento es adecuado al propósito de la investigación	X			
17	Los métodos y técnicas empleados en el tratamiento de la información son propios de la investigación científica	X			
18	Proporciona sólidas bases teóricas y epistemológicas	X			
19	Es adecuado a la muestra representativa	X			
20	Se fundamenta en bibliografía actualizada	X			
VALORACIÓN FINAL					

Adaptado por el (la) investigador(a)

## III. OPINION DE APLICABILIDAD

( x ) El instrumento puede ser aplicado tal como está elaborado

( ) El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado

Chiclayo, mayo del 2021



**José Lizardo Tapia Díaz**

**DNI N° 27729213**

## CRITERIO DE EXPERTOS

### I. DATOS GENERALES

1.1 Apellidos y nombres del experto : Oblitas Rivera Jorge Adalberto

1.2 Grado académico : Doctor en Educación

1.3 Documento de identidad : 27668255

1.4 Centro de Labores : I.E.N° 16093 “JoséGálvez

1.5 Denominación del instrumento motivo de validación:

*Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I*

1.6 Título de la Investigación:

*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*

1.7 Autora del instrumento: Fernando Alain Incio Flores

En este contexto lo(a) he considerado como experto(a) en la materia y necesito sus valiosas opiniones. Evalúe cada aspecto con las siguientes categorías:

<b>MB</b>	: Muy Bueno	(18-20)
<b>B</b>	: Bueno	(14-17)
<b>R</b>	: Regular	(11-13)
<b>D</b>	: Deficiente	(0-10)

## II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO:

N°	INDICADORES	CATEGORÍAS			
		MB	B	R	D
01	La redacción empleada es clara y precisa	X			
02	Los términos utilizados son propios de la investigación científica	X			
03	Está formulado con lenguaje apropiado	X			
04	Está expresado en conductas observables	X			
05	Tiene rigor científico	X			
06	Existe una organización lógica	X			
07	Formulado en relación a los objetivos de la investigación	X			
08	Expresa con claridad la intencionalidad de la investigación	X			
09	Observa coherencia con el título de la investigación	X			
10	Guarda relación con el problema e hipótesis de la investigación	X			
11	Es apropiado para la recolección de información	X			
12	Están caracterizados según criterios pertinentes		X		
13	Adecuado para valorar aspectos de las estrategias	X			
14	Consistencia con las variables, dimensiones e indicadores	X			
15	La estrategias responde al propósito de la investigación	X			
16	El instrumento es adecuado al propósito de la investigación	X			
17	Los métodos y técnicas empleados en el tratamiento de la información son propios de la investigación científica	X			
18	Proporciona sólidas bases teóricas y epistemológicas	X			
19	Es adecuado a la muestra representativa	X			
20	Se fundamenta en bibliografía actualizada	X			
VALORACIÓN FINAL					

Adaptado por el (la) investigador(a)

## III. OPINION DE APLICABILIDAD

( x ) El instrumento puede ser aplicado tal como está elaborado

( ) El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado

Chiclayo, mayo del 2021

  
-----  
**JORGE A. OBLITAS RIVERA**  
**DNI:27668255**

## CRITERIO DE EXPERTOS

### I. DATOS GENERALES

- 1.1 Apellidos y nombres del experto : César Carrasco Díaz
- 1.2 Grado académico : Doctor en Educación
- 1.3 Documento de identidad : 27727085
- 1.4 Centro de Labores : I.E. Señor de Huamantanga Jaén
- 1.5 Denominación del instrumento motivo de validación:  
*Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I*
- 1.6 Título de la Investigación:  
*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*
- 1.7 Autora del instrumento: Fernando Alain Incio Flores

En este contexto lo(a) he considerado como experto(a) en la materia y necesito sus valiosas opiniones. Evalúe cada aspecto con las siguientes categorías:

<b>MB</b>	: Muy Bueno	(18-20)
<b>B</b>	: Bueno	(14-17)
<b>R</b>	: Regular	(11-13)
<b>D</b>	: Deficiente	(0-10)

## II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO:

N°	INDICADORES	CATEGORÍAS			
		MB	B	R	D
01	La redacción empleada es clara y precisa	X			
02	Los términos utilizados son propios de la investigación científica	X			
03	Está formulado con lenguaje apropiado	X			
04	Está expresado en conductas observables		X		
05	Tiene rigor científico	X			
06	Existe una organización lógica	X			
07	Formulado en relación a los objetivos de la investigación	X			
08	Expresa con claridad la intencionalidad de la investigación	X			
09	Observa coherencia con el título de la investigación	X			
10	Guarda relación con el problema e hipótesis de la investigación	X			
11	Es apropiado para la recolección de información	X			
12	Están caracterizados según criterios pertinentes	X			
13	Adecuado para valorar aspectos de las estrategias	X			
14	Consistencia con las variables, dimensiones e indicadores	X			
15	La estrategias responde al propósito de la investigación	X			
16	El instrumento es adecuado al propósito de la investigación	X			
17	Los métodos y técnicas empleados en el tratamiento de la información son propios de la investigación científica	X			
18	Proporciona sólidas bases teóricas y epistemológicas	X			
19	Es adecuado a la muestra representativa	X			
20	Se fundamenta en bibliografía actualizada	X			
VALORACIÓN FINAL					

Adaptado por el (la) investigador(a)

## III. OPINION DE APLICABILIDAD

( x ) El instrumento puede ser aplicado tal como está elaborado

( ) El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado

Chiclayo, mayo del 2021



Dr. César Carrasco Díaz  
ANR N° A1510871

## CRITERIO DE EXPERTOS

### I. DATOS GENERALES

- 1.1 Apellidos y nombres del experto: Cueva Valdivia Johnny
- 1.2 Grado académico : Doctor
- 1.3 Documento de identidad : 16703164
- 1.4 Centro de Labores : Universidad Nacional Autónoma de Chota
- 1.5 Denominación del instrumento motivo de validación:
- Factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes en el curso de Matemática I*
- 1.6 Título de la Investigación:
- Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*
- 1.7 Autora del instrumento: Fernando Alain Incio Flores

En este contexto lo(a) he considerado como experto(a) en la materia y necesito sus valiosas opiniones. Evalúe cada aspecto con las siguientes categorías:

<b>MB</b>	: Muy Bueno	(18-20)
<b>B</b>	: Bueno	(14-17)
<b>R</b>	: Regular	(11-13)
<b>D</b>	: Deficiente	(0-10)

## II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO:

N°	INDICADORES	CATEGORÍAS			
		MB	B	R	D
01	La redacción empleada es clara y precisa	X			
02	Los términos utilizados son propios de la investigación científica	X			
03	Está formulado con lenguaje apropiado		X		
04	Está expresado en conductas observables		X		
05	Tiene rigor científico	X			
06	Existe una organización lógica	X			
07	Formulado en relación a los objetivos de la investigación	X			
08	Expresa con claridad la intencionalidad de la investigación	X			
09	Observa coherencia con el título de la investigación	X			
10	Guarda relación con el problema e hipótesis de la investigación	X			
11	Es apropiado para la recolección de información	X			
12	Están caracterizados según criterios pertinentes	X			
13	Adecuado para valorar aspectos de las estrategias	X			
14	Consistencia con las variables, dimensiones e indicadores	X			
15	La estrategias responde al propósito de la investigación	X			
16	El instrumento es adecuado al propósito de la investigación	X			
17	Los métodos y técnicas empleados en el tratamiento de la información son propios de la investigación científica	X			
18	Proporciona sólidas bases teóricas y epistemológicas	X			
19	Es adecuado a la muestra representativa	X			
20	Se fundamenta en bibliografía actualizada	X			
VALORACIÓN FINAL					

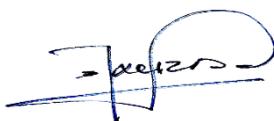
Adaptado por el (la) investigador(a)

## III. OPINION DE APLICABILIDAD

( x ) El instrumento puede ser aplicado tal como está elaborado

( ) El instrumento debe ser mejorado antes de ser aplicado

Chiclayo, mayo del 2021



-----  
**Firma del experto**

**DNI: 16703164**

## **ANEXO 05**

### **PROPUESTA DEL MODELO**

#### **“Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA”**

**Investigador:** Incio Flores Fernando Alain

#### **I. INTRODUCCIÓN**

Nuestra propuesta tiene un sustento pedagógico, epistemológico y tecnológico la cual parte de la necesidad de pronosticar los promedios finales en cada curso de los estudiantes universitarios utilizando herramientas de la inteligencia artificial con el único fin de contribuir en el logro de competencias, así como también anticiparse a diversos sucesos que puedan darse dentro del campo de la educación, es así como se recomienda implementar un modelo de red neuronal con las características descritas en la Tabla 1 de esta propuesta.

En tal sentido se propone realizar trabajos de investigación empleando el diseño metodológico CRISP-DM ilustrado en la Figura 2 de esta propuesta, según International Business Machines Corporation (2021) este diseño consta de seis fases; la primera fase es la comprensión del problema y de los objetivos de investigación. La segunda y tercera fase comprende la recolección, análisis y preparación de los datos. En la cuarta fase el investigador debe seleccionar técnicas de modelado que más se adapten a la investigación, teniendo en cuenta lo siguiente: la técnica se debe adaptar al problema de investigación y no al contrario, los datos con que dispone el investigador debe satisfacer los requerimientos del problema en tiempo y espacio. En la quinta fase trabajamos la evaluación del modelo implementado teniendo en cuenta los criterios de validez, confiabilidad y exactitud; la evaluación de los criterios se realiza teniendo en cuenta los objetivos de la investigación. La sexta y última fase es la implementación del modelo como resultado de la evaluación y validación.

## **II. FUNDAMENTACIÓN**

Esta propuesta tiene presente un fundamento *tecnológico, pedagógico y filosófico*, puesto que basada en los principios de la ética del ser humano y con ayuda de las redes neuronales artificiales proyecta los resultados académicos, en tal sentido aporta conocimiento existente en el área de la inteligencia artificial para realizar investigaciones en educación, de esta manera se fomentan investigaciones multidisciplinarias que afiancen y enriquezcan el sistema educativo, brindan al docente los posibles resultados académicos finales de los estudiantes sin necesidad de haber culminado el curso, de esta manera el docente puede utilizar estrategias pedagógicas, instrumentos y herramientas adecuadas a tiempo durante el proceso enseñanza-aprendizaje en bien de la población estudiantil, además incorpora la metodología CRIS-DM muy poco usada en investigaciones dentro del campo de la educación.

## **III. OBJETIVOS**

### **3.1 Objetivo general**

Predecir y proyectar el rendimiento académico de los estudiantes del curso de Matemática I mediante un modelo de red neuronal artificial para facilitar al docente los futuros promedios antes de culminar el semestre académico con la finalidad de lograr mejoras académicas.

### **3.2 Objetivos específicos**

- Diseñar e implementar el modelo de red neuronal artificial.
- Recolectar datos históricos de los estudiantes.

#### IV. CARACTERÍSTICA DEL MODELO PROPUESTO

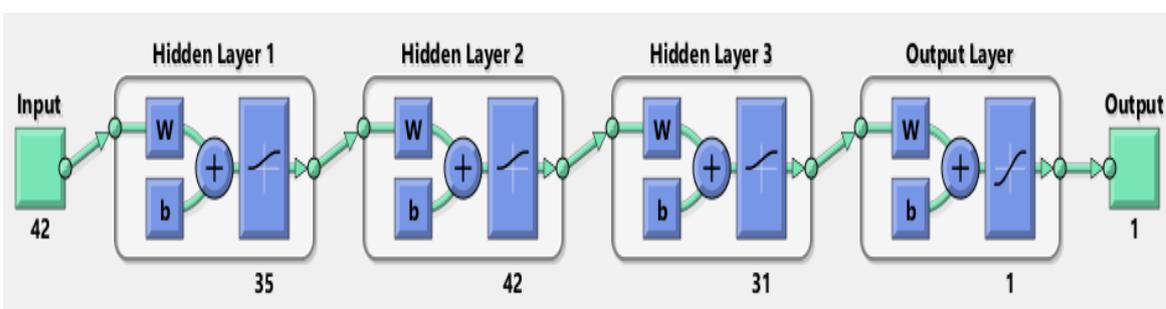
Tabla 1. Características del modelo de RNA

Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forwrad Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo (LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
N° de Neuronas en la capa oculta 1	35
N° de Neuronas en la capa oculta 2	42
N° de Neuronas en la capa oculta 3	31
N° de Neuronas en la capa de salida	1
Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%
Coefficiente de correlación en el entrenamiento	0.91532
Coefficiente de correlación en la Validación	0.90989
Coefficiente de correlación en la prueba	0.93612
Error Cuadrático medio	0.267

*Nota.* Elaboración propia en el Software Científico Matlab

El modelo de RNA implementado y propuesto en esta investigación posee las características descritas en la Tabla 1, la estructura en cuanto al número de capas y neuronas se detalla en la Figura 1.

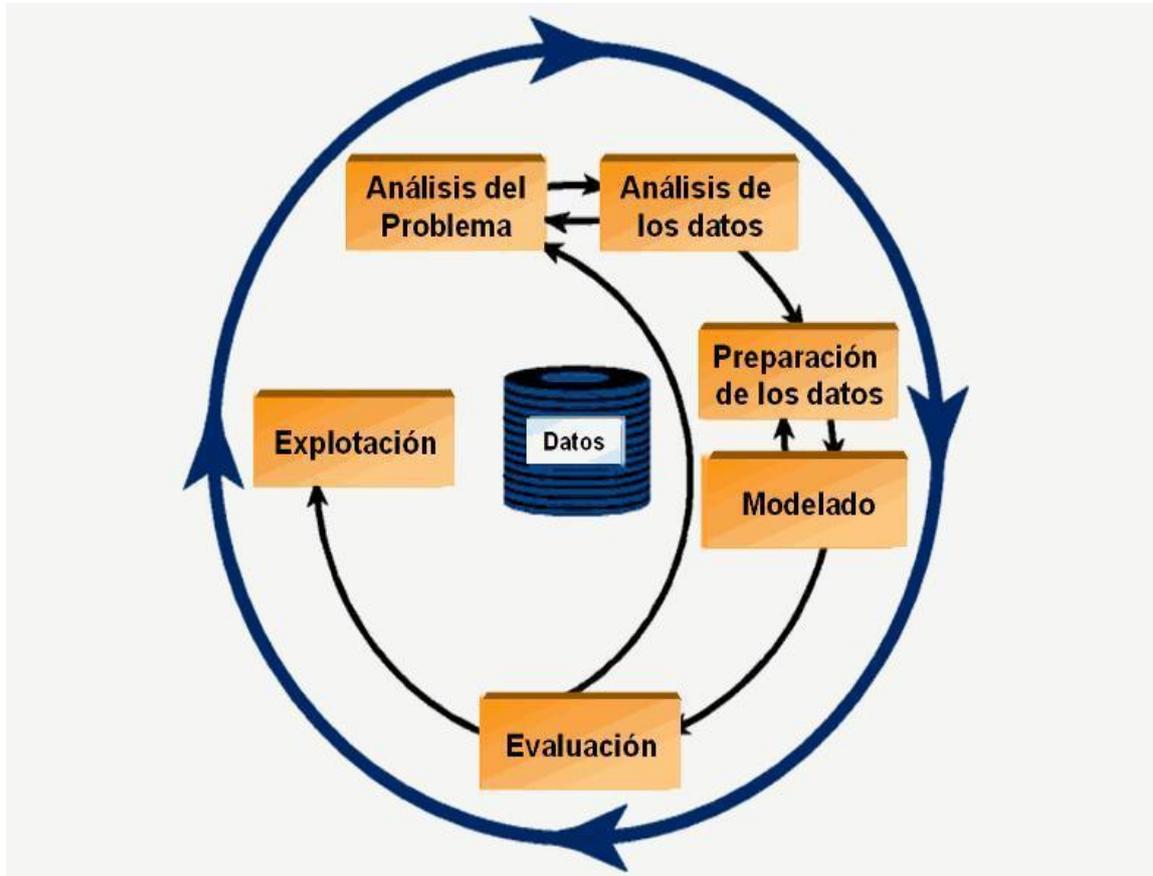
Figura 1. Estructura de la RNA



*Nota.* Elaboración propia en el Software Científico Matlab 2016a.

En la Figura 2 se describe las fases o etapas que se tienen en cuenta al implementar el modelo propuesto.

Figura 2. *Diseño metodológico CRISP-DM con el que se implementó el Modelo de RNA propuesto.*



*Nota.* International Business Machines Corporation (IBM)

## ANEXO 06

### VALIDACIÓN DEL MODELO POR CRITERIO DE EXPERTOS

#### INSTRUMENTO PARA VALIDAR EL MODELO PROPUESTO

#### I.- DATOS GENERALES Y AUTOEVALUACIÓN DEL EXPERTO

Estimado Doctor (a) : Cueva Valdivia Johnny

Solicito su apoyo profesional para que emita juicios sobre el modelo de red neuronal artificial propuesto en la investigación que estoy realizando titulada “*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*”, para alcanzar este objetivo usted ha sido seleccionado como experto en la materia y necesito su valiosa opinión. Para ello debe marcar con una (X) en la columna que considere para cada aspecto a evaluar. Dicho modelo de cuenta con las siguientes características:

Tabla 1. *Características del Modelo de RNA*

Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forwad Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo ( LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
Nº de Neuronas en la capa oculta 1	35
Nº de Neuronas en la capa oculta 2	42
Nº de Neuronas en la capa oculta 3	31
Nº de Neuronas en la capa de salida	1
Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%

*Nota.* Elaboración propia

#### 1. Datos generales del experto encuestado:

- 1.1. Años de experiencia en la Educación : 15 años  
1.2. Cargo que ha ocupado : Docente

1.3. Institución Educativa donde labora actualmente: Universidad Nacional Autónoma de Chota

1.4. Especialidad : Licenciado en Educación , Ingeniero de Computación e informática

1.5. Grado académico alcanzado: Doctor.

## 2. Test de autoevaluación del experto:

2.1 Señale su nivel de dominio acerca de la esfera sobre la cual se consultará, marcando con una cruz o aspa sobre la siguiente escala (Dominio mínimo = 1 y dominio máximo= 10)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

2.2 Evalúe la influencia de las siguientes fuentes de argumentación en los criterios valorativos aportados por usted:

Fuentes de argumentación	Grado de influencia en las fuentes de argumentación		
	Alto	Medio	Bajo
Análisis teóricos realizados por Ud.	X		
Su propia experiencia.	X		
Trabajos de autores nacionales.	X		
Trabajos de autores extranjeros.	X		
Conocimiento del estado del problema en su trabajo propio.	X		
Su intuición.	X		

## II. EVALUACIÓN DE LA PROPUESTA POR LOS EXPERTOS

Nombres y apellidos del experto	CUEVA VALDIVIA JOHNNY
---------------------------------	-----------------------

Por las particularidades del indicado Trabajo de Investigación es necesario someter a su valoración, en calidad de experto; aspectos relacionados con la variable de estudio: **Modelo de RNA.**

Mucho le agradeceré se sirva otorgar según su opinión, una categoría a cada ítem que aparece a continuación, marcando con una **X** en la columna correspondiente. Las categorías son:

**Muy adecuado (MA)**  
**Bastante adecuado (BA)**  
**Adecuado (A)**  
**Poco adecuado (PA)**  
**Inadecuado (I)**

Si Ud. considera necesario hacer algunas recomendaciones o incluir otros aspectos a evaluar, le agradezco de sobremanera.

### 2.1. ASPECTOS GENERALES:

N°	Aspectos a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Representación gráfica del Modelo.	X				
3	Secciones que comprende.	X				

N°	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
4	Nombre de estas secciones.	X				
5	Elementos componentes de cada una de sus secciones.	X				
6	Relaciones de jerarquización de cada una de sus secciones.	X				
7	Interrelaciones entre los componentes estructurales de estudio.	X				

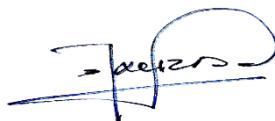
## 2.2. CONTENIDO

N°	Aspecto a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Las estrategias están bien elaboradas para el modelo.	X				
3	Programaciones de capacitación con profesionales.	X				
4	Coherencia entre el título y la propuesta de modelo	X				
5	Existe relación entre las estrategias programadas y el tema.	X				
6	Guarda relación el Programa con el objetivo general.	X				
7	El objetivo general guarda relación con los objetivos específicos.	X				
8	Relaciones de los objetivos específicos con las actividades a trabajar.	X				
9	Las estrategias guardan relación con el modelo.	X				
10	El organigrama estructural guarda relación con el modelo.	X				
11	Los principios guardan relación con el objetivo.	X				
12	El tema tiene relación con la propuesta del Modelo.	X				
13	La fundamentación tiene sustento para la propuesta de modelo.	X				
14	El modelo contiene viabilidad en su estructura	X				
15	El monitoreo y la evaluación del modelo son adecuados	X				
16	Los contenidos del modelo tienen impacto académico y social.	X				
17	La propuesta tiene sostenibilidad en el tiempo y en el espacio	X				
18	La propuesta está insertada en la Investigación.	X				
19	La propuesta del modelo cumple con los requisitos.	X				
20	La propuesta del modelo contiene fundamentos teóricos	X				

X

## 2.3. VALORACIÓN INTEGRAL DE LA PROPUESTA

N	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
1	Pertinencia.	X				
2	Actualidad: La propuesta del modelo tiene relación con el conocimiento científico del tema de Investigación.	X				
3	Congruencia interna de los diversos elementos propios del estudio de Investigación.	X				
4	El aporte de validación de la propuesta favorecerá el propósito de la tesis para su aplicación.	X				



Chiclayo, Julio del 2021

Firma del experto  
DNI: 16703164

## INSTRUMENTO PARA VALIDAR EL MODELO PROPUESTO

### I.- DATOS GENERALES Y AUTOEVALUACIÓN DEL EXPERTO

Estimado Doctor (a) : José Lizardo Tapia Díaz

Solicito su apoyo profesional para que emita juicios sobre el modelo de red neuronal artificial propuesto en la investigación que estoy realizando titulada “*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*”, para alcanzar este objetivo usted ha sido seleccionado como experto en la materia y necesito su valiosa opinión. Para ello debe marcar con una (X) en la columna que considere para cada aspecto a evaluar. Dicho modelo de cuenta con las siguientes características:

Tabla 1. *Características del Modelo de RNA*

Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forwad Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo ( LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
Nº de Neuronas en la capa oculta 1	35
Nº de Neuronas en la capa oculta 2	42
Nº de Neuronas en la capa oculta 3	31
Nº de Neuronas en la capa de salida	1
Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%

*Nota.* Elaboración propia

### 3. Datos generales del experto encuestado:

- 3.1. Años de experiencia en la Educación : 20 años
- 3.2. Cargo que ha ocupado : Docente
- 3.3. Institución Educativa donde labora actualmente: I:E. Señor de Huamantanga Jaén
- 3.4. Especialidad : Licenciado en Educación , Ingeniero de Computación e informática

3.5. Grado académico alcanzado: Doctor.

#### 4. Test de autoevaluación del experto:

2.2 Señale su nivel de dominio acerca de la esfera sobre la cual se consultará, marcando con una cruz o aspa sobre la siguiente escala (Dominio mínimo = 1 y dominio máximo= 10)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	<b>10</b>
---	---	---	---	---	---	---	---	---	-----------

2.3 Evalúe la influencia de las siguientes fuentes de argumentación en los criterios valorativos aportados por usted:

Fuentes de argumentación	Grado de influencia en las fuentes de argumentación		
	Alto	Medio	Bajo
Análisis teóricos realizados por Ud.	X		
Su propia experiencia.	X		
Trabajos de autores nacionales.	X		
Trabajos de autores extranjeros.	X		
Conocimiento del estado del problema en su trabajo propio.	X		
Su intuición.	X		

## II. EVALUACIÓN DE LA PROPUESTA POR LOS EXPERTOS

Nombres y apellidos del experto	José Lizardo Tapia Díaz
---------------------------------	-------------------------

Por las particularidades del indicado Trabajo de Investigación es necesario someter a su valoración, en calidad de experto; aspectos relacionados con la variable de estudio: **Modelo de RNA**.

Mucho le agradeceré se sirva otorgar según su opinión, una categoría a cada ítem que aparece a continuación, marcando con una **X** en la columna correspondiente. Las categorías son:

**Muy adecuado (MA)**  
**Bastante adecuado (BA)**  
**Adecuado (A)**  
**Poco adecuado (PA)**  
**Inadecuado (I)**

Si Ud. considera necesario hacer algunas recomendaciones o incluir otros aspectos a evaluar, le agradezco de sobremanera.

#### 2.1. ASPECTOS GENERALES:

N°	Aspectos a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Representación gráfica del Modelo.	X				
3	Secciones que comprende.	X				
4	Nombre de estas secciones.	X				
5	Elementos componentes de cada una de sus secciones.	X				
6	Relaciones de jerarquización de cada una de sus secciones.	X				

Nº	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
7	Interrelaciones entre los componentes estructurales de estudio.	X				

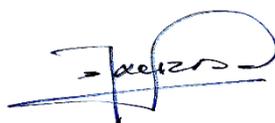
## 2.2. CONTENIDO

Nº	Aspecto a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Las estrategias están bien elaboradas para el modelo.	X				
3	Programaciones de capacitación con profesionales.	X				
4	Coherencia entre el título y la propuesta de modelo	X				
5	Existe relación entre las estrategias programadas y el tema.	X				
6	Guarda relación el Programa con el objetivo general.	X				
7	El objetivo general guarda relación con los objetivos específicos.	X				
8	Relaciones de los objetivos específicos con las actividades a trabajar.	X				
9	Las estrategias guardan relación con el modelo.	X				
10	El organigrama estructural guarda relación con el modelo.	X				
11	Los principios guardan relación con el objetivo.	X				
12	El tema tiene relación con la propuesta del Modelo.	X				
13	La fundamentación tiene sustento para la propuesta de modelo.	X				
14	El modelo contiene viabilidad en su estructura	X				
15	El monitoreo y la evaluación del modelo son adecuados	X				
16	Los contenidos del modelo tienen impacto académico y social.	X				
17	La propuesta tiene sostenibilidad en el tiempo y en el espacio	X				
18	La propuesta está insertada en la Investigación.	X				
19	La propuesta del modelo cumple con los requisitos.	X				
20	La propuesta del modelo contiene fundamentos teóricos	X				

X

## 2.3. VALORACIÓN INTEGRAL DE LA PROPUESTA

N	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
1	Pertinencia.	X				
2	Actualidad: La propuesta del modelo tiene relación con el conocimiento científico del tema de Investigación.	X				
3	Congruencia interna de los diversos elementos propios del estudio de Investigación.	X				
4	El aporte de validación de la propuesta favorecerá el propósito de la tesis para su aplicación.	X				



Jaén, Julio del 2021

-----  
**Firma del experto**  
**DNI: 16703164**

## INSTRUMENTO PARA VALIDAR EL MODELO PROPUESTO

### I.- DATOS GENERALES Y AUTOEVALUACIÓN DEL EXPERTO

Estimado Doctor (a) : Eudaldo Díaz Gonzales

Solicito su apoyo profesional para que emita juicios sobre el modelo de red neuronal artificial propuesto en la investigación que estoy realizando titulada “*Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA*”, para alcanzar este objetivo usted ha sido seleccionado como experto en la materia y necesito su valiosa opinión. Para ello debe marcar con una (X) en la columna que considere para cada aspecto a evaluar. Dicho modelo de cuenta con las siguientes características:

Tabla 1. *Características del Modelo de RNA*

Elementos de la RNA	Característica
Tipo de red	Feed-forwad Backpropagation
Función de entrenamiento	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Función de aprendizaje	Descenso de gradiente con peso de impulso y función de aprendizaje de sesgo ( LEARNGDM)
Función de desempeño	Error cuadrático medio (MSE)
Función de transferencia	Función de transferencia sigmoidea tangente hiperbólica (TANSIG)
Número de capas	4
Nº de Neuronas en la capa oculta 1	35
Nº de Neuronas en la capa oculta 2	42
Nº de Neuronas en la capa oculta 3	31
Nº de Neuronas en la capa de salida	1
Efectividad de la predicción exacta del promedio.	65.24%
Efectividad de la predicción con una diferencia de $\pm 1$ punto del promedio.	89.92%

*Nota.* Elaboración propia

#### 5. Datos generales del experto encuestado:

- 5.1. Años de experiencia en la Educación : 18 años
- 5.2. Cargo que ha ocupado : Docente
- 5.3. Institución Educativa donde labora actualmente: I:E. Señor de Huamantanga Jaén
- 5.4. Especialidad : Licenciado en Educación , Ingeniero de Computación e informática

5.5. Grado académico alcanzado: Doctor.

## 6. Test de autoevaluación del experto:

2.3 Señale su nivel de dominio acerca de la esfera sobre la cual se consultará, marcando con una cruz o aspa sobre la siguiente escala (Dominio mínimo = 1 y dominio máximo= 10)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

2.4 Evalué la influencia de las siguientes fuentes de argumentación en los criterios valorativos aportados por usted:

Fuentes de argumentación	Grado de influencia en las fuentes de argumentación		
	Alto	Medio	Bajo
Análisis teóricos realizados por Ud.	X		
Su propia experiencia.	X		
Trabajos de autores nacionales.	X		
Trabajos de autores extranjeros.	X		
Conocimiento del estado del problema en su trabajo propio.	X		
Su intuición.	X		

## II. EVALUACIÓN DE LA PROPUESTA POR LOS EXPERTOS

Nombres y apellidos del experto	Eduardo Díaz Gonzales
---------------------------------	-----------------------

Por las particularidades del indicado Trabajo de Investigación es necesario someter a su valoración, en calidad de experto; aspectos relacionados con la variable de estudio: **Modelo de RNA**.

Mucho le agradeceré se sirva otorgar según su opinión, una categoría a cada ítem que aparece a continuación, marcando con una **X** en la columna correspondiente. Las categorías son:

**Muy adecuado (MA)**  
**Bastante adecuado (BA)**  
**Adecuado (A)**  
**Poco adecuado (PA)**  
**Inadecuado (I)**

Si Ud. considera necesario hacer algunas recomendaciones o incluir otros aspectos a evaluar, le agradezco de sobremanera.

### 2.1. ASPECTOS GENERALES:

N°	Aspectos a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Representación gráfica del Modelo.	X				
3	Secciones que comprende.	X				
4	Nombre de estas secciones.	X				
5	Elementos componentes de cada una de sus secciones.	X				
6	Relaciones de jerarquización de cada una de sus secciones.	X				

N°	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
7	Interrelaciones entre los componentes estructurales de estudio.	X				

## 2.2. CONTENIDO

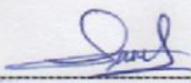
N°	Aspecto a evaluar	MA	BA	A	PA	I
1	Modelo Didáctico.	X				
2	Las estrategias están bien elaboradas para el modelo.	X				
3	Programaciones de capacitación con profesionales.	X				
4	Coherencia entre el título y la propuesta de modelo	X				
5	Existe relación entre las estrategias programadas y el tema.	X				
6	Guarda relación el Programa con el objetivo general.	X				
7	El objetivo general guarda relación con los objetivos específicos.	X				
8	Relaciones de los objetivos específicos con las actividades a trabajar.	X				
9	Las estrategias guardan relación con el modelo.	X				
10	El organigrama estructural guarda relación con el modelo.	X				
11	Los principios guardan relación con el objetivo.	X				
12	El tema tiene relación con la propuesta del Modelo.	X				
13	La fundamentación tiene sustento para la propuesta de modelo.	X				
14	El modelo contiene viabilidad en su estructura	X				
15	El monitoreo y la evaluación del modelo son adecuados	X				
16	Los contenidos del modelo tienen impacto académico y social.	X				
17	La propuesta tiene sostenibilidad en el tiempo y en el espacio	X				
18	La propuesta está insertada en la Investigación.	X				
19	La propuesta del modelo cumple con los requisitos.	X				
20	La propuesta del modelo contiene fundamentos teóricos	X				

X

## 2.3. VALORACIÓN INTEGRAL DE LA PROPUESTA

N	Aspectos a evaluar	MA	B A	A	PA	I
1	Pertinencia.	X				
2	Actualidad: La propuesta del modelo tiene relación con el conocimiento científico del tema de Investigación.	X				
3	Congruencia interna de los diversos elementos propios del estudio de Investigación.	X				
4	El aporte de validación de la propuesta favorecerá el propósito de la tesis para su aplicación.	X				

Jaén, Julio del 2021

  
 Firma del experto  
 DNI: 27740611  
 Dr. Eusebio Díaz Gonzales  
DOCENTE - REG. CPP. 290015  
UNIVERSIDAD NACIONAL DE JAÉN

## ANEXO 07

### Autorización de la institución donde se realizó la investigación

	Universidad Nacional Intercultural "Fabiola Salazar Leguía" de Bagua Ley de Creación N° 29614	VICEPRESIDENCIA ACADÉMICA		BICENTENARIO PERU 2021
---	---	------------------------------	--	---------------------------

*Declaración de la Igualdad de Oportunidades para Mujeres y Hombres*  
*Año del Bicentenario del Perú: 200 años de Independencia*

Bagua, 19 de mayo del 2021.

**CARTA N° 69-2021-UNIFSLB/CO/VPA.**

Señora:  
Dra. MERCEDES COLLAZOS ALARCÓN.  
Jefe de la Unidad Escuela de Posgrado  
**Universidad Cesar Vallejo – Filial Chiclayo**  
Presente. -

**ASUNTO** : COMUNICA ACEPTACIÓN PARA DESARROLLAR LA APLICACIÓN DE SU PROYECTO DE TESIS: "MODELO BASADO EN REDES NEURONALES PARA PROYECTAR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DEL CURSO MATEMÁTICA I DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNIFSLB".

**REF.** : a) Documento de fecha 18 de mayo del 2021.  
b) Correo electrónico institucional de fecha 18 de mayo del 2021.

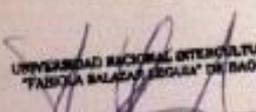
---

Reciba un cordial saludo a nombre de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua, y mediante la presente manifestarle que, en atención a lo indicado en el documento de la referencia a) y a lo solicitado mediante correo electrónico institucional de fecha 18 de mayo del 2021 enviado por el docente de esta casa superior de estudios universitarios, Fernando Alain Incio Flores, este despacho informa:

La **ACEPTACIÓN** para desarrollar la aplicación del proyecto de tesis: "**Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB**", lo cual implica la autorización para la ejecución de la tesis y autorización para la recolección de datos por medio de un cuestionario dirigido a los estudiantes.

Sin otro particular me suscribo, manifestándole las muestras de mi especial consideración y estima personal.

Cordialmente,

  
UNIVERSIDAD NACIONAL INTERCULTURAL  
"FABIOLA SALAZAR LEGUÍA" DE BAGUA  
Dr. FELIPE ALBERTO HENRÍQUEZ AYÍN  
VICEPRESIDENTE ACADÉMICO

COPIA  
CURADADA



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

UNIVERSIDAD NACIONAL INTERCULTURAL  
"FABIOLA SALAZAR LEGUÍA" DE BAGUA  
VICEPRESIDENCIA ACADÉMICA  
N° EXP. 510  
18 MAY 2021  
FOLIOS 01 HORA 06:00 P.  
FIRMADO POR [Firma]

Año del Bicentenario del Perú: 200 años de Independencia"

18 de mayo del 2021

Señor.

Dr. FELIPE ALBERTO HENRIQUEZ AYIN

Vicepresidente Académico de la Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua

Presente.

Es grato dirigimos a ustedes, para expresar nuestro cordial saludo y a la vez presentar a la Mrtg. **Fernando Alain Incio Flores**, alumno de la escuela de Posgrado del VI ciclo del Doctorado en Educación, de nuestra casa superior de estudios; quien desea desarrollar la aplicación de su Proyecto de Tesis; en su representada; dicho trabajo se titula: **"Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB-BAGUA"**

Agradecemos anticipadamente la atención que pudieran brindar a la presente.

Expedimos la presente a solicitud del alumno.

Dra. Mercedes Collazos Alarcón.  
Jefe de la Unidad Escuela de Posgrado  
Universidad Cesar Vallejo – Filial Chiclayo.