



Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión
Escuela de Posgrado

**Redes neuronales artificiales para optimizar la gestión académica de la
escuela profesional de ingeniería informática de la facultad de ingeniería industrial,
sistemas e informática - UNJFSC**

Tesis
Para optar el Grado Académico de Doctor en Administración

Autor
Juan Carlos Meyhuay Fidel

Asesor
Dr. Alcibiades Flamencio Sosa Palomino



Dr. Alcibiades F. Sosa Palomino
INGENIERO INDUSTRIAL
Reg. CIP 22467

CÓDIGO: DNI 600

Huacho – Perú

2026



Reconocimiento - No Comercial – Sin Derivadas - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Reconocimiento: Debe otorgar el crédito correspondiente, proporcionar un enlace a la licencia e indicar si se realizaron cambios. Puede hacerlo de cualquier manera razonable, pero no de ninguna manera que sugiera que el licenciante lo respalda a usted o su uso. **No Comercial:** No puede utilizar el material con fines comerciales. **Sin Derivadas:** Si remezcla, transforma o construye sobre el material, no puede distribuir el material modificado. **Sin restricciones adicionales:** No puede aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros de hacer cualquier cosa que permita la licencia.



UNIVERSIDAD NACIONAL
JOSÉ FAUSTINO SÁNCHEZ CARRIÓN
LICENCIADA

(Resolución de Consejo Directivo N° 012-2020-SUNEDU/CD de fecha 27/01/2020)

Escuela de Posgrado

METADATOS

DATOS DEL AUTOR (ES):		
APELLIDOS Y NOMBRES	DNI	FECHA DE SUSTENTACIÓN
Meyhuay Fidel Juan Carlos	15681861	09 de setiembre del 2026
DATOS DEL ASESOR:		
APELLIDOS Y NOMBRES	DNI	CÓDIGO ORCID
Sosa Palomino Alcibiades Flamencio	15610364	https://orcid.org/0000-0002-0509-1998
DATOS DE LOS MIEMBROS DE JURADOS – PREGRADO/POSGRADO-MAESTRÍA-DOCTORADO:		
APELLIDOS Y NOMBRES	DNI	CODIGO ORCID
Lioo Jordán De Baldeos Flor de María	15612743	https://orcid.org/0000-0003-0425-0990
Farro Pacifico Edwin Ivan	15735619	https://orcid.org/0000-0002-8735-8851
Sánchez García Elvis Richar	15736456	https://orcid.org/0000-0003-0397-5420
Ausejo Sánchez José Luis	45307125	https://orcid.org/0000-0003-4674-6150

JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL (2026-046117)

REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTIÓN ACADÉMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE IN...

 DGI-POSGRADO 2026
 Dirección de Gestión de la Investigación-VRI 2026
 DIRECCION DE GESTION DE LA INVESTIGACION

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid::1:3597753206

Fecha de entrega

19 jun 2026, 10:30 a.m. GMT-5

Fecha de descarga

19 jun 2026, 10:36 a.m. GMT-5

Nombre del archivo

INFORME_DE_TESIS_DOCTORADO_Juan_Meyhuay_Fidel_17_junio_2026.pdf

Tamaño del archivo

3.6 MB

125 páginas

27.859 palabras

139.663 caracteres



Página 2 de 134 - Descripción general de integridad

Identificador de la entrega trn:oid::1:3597753206

18% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Fuentes principales

17%  Fuentes de Internet
9%  Publicaciones
11%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

DEDICATORIA

A Dios por bendecirme cada día, a mi mamá que está en el cielo y me cuida, a mi amada esposa Victoria por apoyarme, acompañarme y estar siempre a mi lado, a mis amados y adorados hijos Carla y Carlos que son la razón de ser en mi vida, por su amor y paciencia que fueron mi mayor soporte en este largo camino.

Todo lo que soy y he logrado se lo debo a ellos.

Juan Carlos Meyhuay Fidel

AGRADECIMIENTO

Mi agradecimiento eterno las dedico a mi alma mater UNJFSC, a la escuela de posgrado, a los profesores, a mi asesor, compañeros, amigos y familiares por su paciencia infinita y su apoyo incondicional durante mi investigación.

Y a Dios por bendecirme dándome la fuerza y oportunidad en la vida para lograr este anhelo tan deseado.

Juan Carlos Meyhuay Fidel

ÍNDICE

DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vi
RESUMEN	xi
ABSTRACT	xii
CAPÍTULO I	1
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.1 Descripción de la realidad problemática	1
1.2 Formulación del problema	3
1.2.1 Problema general	3
1.2.2 Problemas específicos	3
1.3 Objetivos de la investigación	4
1.3.1 Objetivo general	4
1.3.2 Objetivos específicos	4
1.4 Justificación de la investigación	5
1.5 Delimitaciones del estudio	6
1.5.3 Social	6
1.6 Viabilidad del estudio	6
CAPÍTULO II	8
MARCO TEÓRICO	8
2.1 Antecedentes de la investigación	8
2.1.1 Investigaciones internacionales	8
2.1.2 Investigaciones nacionales	13
2.2 Bases teóricas	17
2.3 Definición de términos básicos	45
2.4 Hipótesis de investigación	48
2.4.1 Hipótesis general	48
2.4.2 Hipótesis específicas	48
2.5 Operacionalización de las variables	49
CAPÍTULO III	51
METODOLOGÍA	51
3.1 Diseño metodológico	51
3.2 Población y muestra	52
3.2.1 Población	52

3.2.2 Muestra	53
3.3 Técnicas de recolección de datos	54
3.4 Técnicas para el procesamiento de la información	56
CAPÍTULO IV	57
RESULTADOS	57
4.1 Análisis de resultados	57
4.2 Contrastación de hipótesis	60
CAPÍTULO V	72
DISCUSIÓN	72
5.1 Discusión de resultados	72
CAPÍTULO VI	75
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	75
6.1 Conclusiones	75
6.2 Recomendaciones	78
REFERENCIAS	79
7.1 Fuentes documentales	79
7.2 Fuentes bibliográficas	80
7.3 Fuentes hemerográficas	82
7.4 Fuentes electrónicas	83
ANEXOS	86

INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Operacionalización de la variable redes neuronales artificiales	49
Tabla 2 Operacionalización de la variable gestión académica	50
Tabla 3 Cuadro de distribución de docentes que tienen asignado cursos en la Escuela Profesional de Ingeniería Informática	53
Tabla 4 Variable gestión académica pretest (Bajo, regular y alto).....	57
Tabla 5 Variable gestión académica pretest (Bajo, regular y alto).....	58
Tabla 6 Descripción de tabla cruzada gestión académica	59
Tabla 7 Prueba de normalidad variable gestión académica (GA)	61
Tabla 8 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	62
Tabla 9 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	64
Tabla 10 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	66
Tabla 11 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	67
Tabla 12 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	69
Tabla 13 Resultados de la prueba T –Student de la hipótesis general.....	71
Tabla 14 Validez de contenido de guía de observación	94
Tabla 15 Escala valorativa.....	94
Tabla 16 Criterios generales de confiabilidad	95
Tabla 17 Estadístico de fiabilidad	95
Tabla 18 Pesos numéricos última capa oculta 10 neuronas con las 5 neuronas de la capa de salida.....	105
Tabla 19 Cuadro detallado con la estructura del presupuesto total estimado.....	109

INDICE DE FIGURAS

Figura 1 Red neuronal biológica	21
Figura 2 Modelo de neurona artificial	22
Figura 3 Redes neuronales recurrentes	25
Figura 4 Red neuronal monocapa	26
Figura 5 Red neuronal multicapa	27
Figura 6 Modelo de red neuronal Adaline.....	27
Figura 7 Red neuronal Adaline.....	28
Figura 8 Red neuronal de regularización.....	30
Figura 9 Modelo aprendizaje supervisado.....	31
Figura 10 Componentes de un currículo	41
Figura 11 Porcentaje de la variable gestión académica en tres niveles (pretest).....	57
Figura 12 Porcentaje de la variable gestión académica en tres niveles (postest)	58
Figura 13 Representación cruzada de la variable GA	60

RESUMEN

La investigación tuvo el propósito de conocer la mejora que ejerce las Redes Neuronales Artificiales a la Gestión Educativa Escuela Profesional (EP) Ingeniería Informática, Facultad Ingeniería Industrial, Sistema e Informática - Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión - Huacho.

Inspección se clasificó como aplicada, categoría explicativa, esquema cuasi experimental, longitudinal, orientación cuantitativa. Muestra de 51 docentes del objeto para ser estudiado. Se puso en uso un cuestionario como herramienta con 25 sobre el factor gestión académica tipo Likert.

La estrategia resultó ser eficaz por el resultado obtenido de la hipótesis general luego de aplicar la prueba T-student: Si: $T_{obs} = 9,339$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50, al reemplazar los valores: $T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $9,339 > 2,009$ se confirmó la hipótesis propuesta: Redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica EP. Ingeniería Informática Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Palabras clave: **Redes neuronales artificiales, gestión académica y Algoritmo Deep Learning**

ABSTRACT

The research aimed to understand the improvement that Artificial Neural Networks bring to the Educational Management Professional School (PS) Computer Engineering, Faculty Industrial Engineering, Systems and Informatics - National University José Faustino Sánchez Carrión - Huacho.

Inspection was classified as applied, explanatory category, quasi-experimental design, longitudinal, quantitative orientation. Sample of 51 teachers of the object to be studied.

A questionnaire was used as a tool with 25 items on the academic management factor in a Likert scale.

A questionnaire was used as a tool with 25 items on the academic management factor in a Likert scale.

The strategy proved to be effective due to the result obtained from the general hypothesis after applying the T-student test: Yes: $T_{obs} = 9.339$ and $T_{crit} = 2.009$

Where: $T_{obs} > T_{crit}$ for $p = Sig = 0.000 < 0.05$ for 50 degrees of freedom, when replacing the values: $T_{obs} > T_{crit}$ corresponds to $9.339 > 2.009$, confirming the proposed hypothesis: Artificial neural networks optimize the academic management of the Computer Engineering program Faculty Industrial Engineering, Systems, and Computer Science – UNJFSC, 2022.

Keywords: Artificial neural networks, academic management

INTRODUCCIÓN

Se encontraron pocos hallazgos de trabajos realizados por investigadores a nivel internacional y nacional que aplicaron redes neuronales artificiales a la gestión académica pero sí se pudo rescatar resultados de algunos rubros, aunque distintos a nuestra variable dependiente que demostraron la eficacia del algoritmo inteligente que se plantea en el presente estudio, como menciona Ríos (2017) que su estudio tuvo la finalidad de obtener información de los sensores de visión y audio aplicados en el campo de la fusión sensorial a través del algoritmo Deep Learning, donde estas sean similares a los sistemas neuronales. Es decir, busco desarrollar un modelo con Redes Neuronales de Convolución (CNN) que tenga capacidad realizar una fusión de la información entre los sensores de audio y video a través de los sensores neuromorficos, para realizar un determinado trabajo o tarea, teniendo como entrada los datos de los sensores antes mencionados. Por otro lado, Garrosa (2019) su estudio tuvo como finalidad plantear sistema frenos autónomos aplicando Redes Neuronales Artificiales (RNA) que sea capaz de gobernar el vehículo automóvil de forma autómatas es decir que caracterice las acciones o actividades que debe realizar a la frenada que se produce en circunstancias reales de conducción y además proponer un segundo estimador de tendencias usando Redes Neuronales Artificiales que esté relacionado con patrones de comportamiento al volante para lograr estimación de la deceleración del vehículo y la intensidad de la presión al pedal del freno. Asimismo, Hernández (2021) su estudio tuvo como finalidad demostrar que a través de RNA con la tecnología denominado Espectroscopia del Infrarrojo Cercano (NIRS) se puede generar una herramienta de predicción y clasificación donde se resalte la caracterización de alimentos de Marcas de Calidad.

En el ámbito nacional menciona Aguilar (2019) su estudio tuvo la finalidad de hacer la comparación entre el método multivariado PCA (Reducción dimensionalidad patrones

conducción,) y procedimiento tradicional, cuyos métodos fueron usados para red neuronal Backpropagation. Por otro lado, Ríos (2020) su estudio tuvo como finalidad comprobar la relación de la gestión académica con un sistema de memoria organizacional que sirva como factor de competitividad, este estudio se realizó en los posgrados de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos (UNMSM). Asimismo, Incio (2021) su estudio tuvo como finalidad diseño utilizando esquema de red neural computacional (RNA) aplicado a estudiantes de Matemática I Universidad Nacional Intercultural F. Salazar Legia-Bagua. Por otro lado, Llanos (2021) tuvo como finalidad fortalecer la gestión académica a través del marco de participación participativa de Escuela Educación de Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo. Asimismo, Almeyda (2022) su estudio tuvo como finalidad realizar el estudio del modelado y pronóstico a través del algoritmo Machine Learning con el cual logro secuencia temporal que sirvió para pronosticar el volumen de exportación del Perú, obteniendo como resultados las cantidades futuras las que están relacionadas con el volumen de exportación mensual. Respecto a la justificación teórica permitió aplicar las teorías de las Redes Neuronales Artificiales (RNA) y Gestión Académica (GA), al conocer la mejora de la variable dependiente propuesto. Justificación práctica sirvió para que el conocimiento conseguido, se pueda aplicar con seguridad en un periodo adecuado, debido que se logró conocer mejor la optimización que ejerce la variable independiente RNA sobre la variable GA usado en nuevos estudios con la finalidad de mejorar la parte administrativa y académica de una institución educativa. Justificación metodológica se utilizó a modo recurso el test mediante guía de observación para recoger datos de la gestión académica acerca del procedimiento de certeza y credibilidad de los elementos, desarrollados por él científico.

Encaminamos el asunto común: ¿En qué medida aplicación redes neuronales artificiales optimiza gestión académica Escuela Profesional Ingeniería Informática de la Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?, luego generamos formato

operacional que sirvió para observar mediante sus medidas, las especificaciones de factores de medición y variaciones se describen con exactitud. Luego, se presenta la hipótesis como solución al desafío formulado: Redes neuronales artificiales optimiza gestión académica EP. Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Finalmente, planteamos propósito principal: Determinar redes neuronales artificiales optimizar gestión académica EP. Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022, definimos alcance de indagación.

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1 Descripción de la realidad problemática

Medio internacional, presente siglo tendencias políticas públicas de diversos países es haber realizado cambios en la educación superior universitaria enfocados en la calidad educativa y las oportunidades que esta genera. Si bien es cierto que las mejoras que se han realizado están relacionadas a elevar el conocimiento de estudiantes y docentes así como de la actualización de los programas de estudio, se ha observado que no se ha tomado el interés necesario en la optimización de la gobernanza académica que debería estar alineado a la transformación educativa del nivel superior, debido que no se cuenta con los indicadores claves de un modelo de gestión que sirva para conocer acerca de la calidad y productividad educativa de esta área administrativa, es decir sin una herramienta de medición se dificultaría lograr oportunamente los objetivos institucionales que se relacionan con los nuevos retos del presente siglo (Sarabia et al., 2014).

En el ámbito nacional, las políticas públicas de la Educación Superior tienen una proyección al año 2030 cuyo fin es el incremento del acceso a estudiantes y la búsqueda de la excelencia educativa universitaria con igualdad de oportunidades.

El ministerio educación del Perú ha priorizado sus objetivos enfocados en la calidad de servicio educativo con énfasis en la investigación e innovación a través del proyecto educativo nacional al 2036, donde se considera la optimización de gestión académica del cual propone el diseño de un modelo educativo. Es decir, a la fecha todavía se encuentra en estudio (MINEDU, 2020).

En el ámbito local, respecto al elemento de estudio viene observándose una serie de dificultades como es la falta de una comunicación efectiva con el estudiante y personal docente debido que no genera una adecuada respuesta ante un hecho determinado, por otro lado, no cuenta con indicadores que le ayuden a medir el avance de la gestión por lo tanto solo tiene una percepción cuando realiza una evaluación de las responsabilidades conferidas, es decir se basa en la intuición.

A pesar del esfuerzo que realiza la dirección de escuela en estudio se nota la falta de organización tanto académica como administrativa, a esto se suma que a pesar de ser una institución pública no se conoce propuestas de servicio educativo para la comunidad que generaría ingresos financieros en beneficio de la entidad en estudio.

Por lo tanto, podemos deducir la falta de conocimiento vinculado con la administración enfocada a la gestión académica del directivo responsable de la dirección de escuela en estudio.

Prueba de ello podemos mencionar que uno de los indicadores de la gestión académica que es la competencia pedagógica está dado por calificación de los alumnos a los docentes nombrados y contratados cuyos resultados últimos son el 7% es regular y el 10% es deficiente.

De continuar con la problemática antes mencionado afectaría de forma negativa la formación y aprendizaje de los estudiantes que redundaría en la baja calidad del servicio educativo, esta situación podría generar impactos negativos que afecten a estudiantes, docentes, personal administrativo donde se realiza el estudio, pudiendo generar deserción de estudiantes y mala imagen de la institución superior universitaria en estudio.

Para poder evitar los efectos negativos las autoridades deberán plantear alternativas de solución para minimizar y/o evitar que suceda situaciones descritas anteriormente.

En busca de la mejora de la gestión académica se planteó una aplicación en base a un modelo de algoritmo de redes neuronales artificiales de esta forma obtener información oportuna para una buena toma de decisiones.

Finalmente, esta situación estaría generando un vacío del conocimiento que a través del presente estudio se pretende cubrir, dando respuesta a la siguiente pregunta: ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica EP Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?

1.2.2 Problemas específicos

- ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?
- ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?

- ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?
- ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?
- ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

1.3.2 Objetivos específicos

- Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- Determinar la aplicación de las redes neuronales artificiales para optimizar la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

1.4 Justificación de la investigación

1.4.1 Teórica

Se sustentó conceptualmente permitiendo aplicar teorías: Redes Neuronales Artificiales (RNA) y la Gestión Académica (GA), considerando que se buscó mejorar la dirección académica a través de la prevención, con el apoyo de la aplicación del algoritmo RNA que es utilizado a fin de la crear sistemas inteligentes.

1.4.2 Metodológica

Se usó en calidad de herramienta la guía de observación que se basa en la encuesta que realiza la UNJFSC a los estudiantes a través de su intranet y para el presente estudio se utilizó para recoger datos cuyas preguntas están relacionado con la Gestión Académica de elementos de indagación, luego de construir instrumento se procedió a realizar la técnica de certeza y credibilidad de los elementos. Los datos recogidos sirvieron para ser aplicados a la red neuronal artificial.

1.4.3 Práctica

Sustentó prácticamente el saber adquirido para emplearlo en una breve duración y mediano, con el objetivo de elevar la gestión académica. EP. Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC.

1.5 Delimitaciones del estudio

1.5.1 Espacial

El análisis realizado: EP. Ingeniería Informática, perteneciente a Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática-UNJFSC, situada en Lima Provincias-Perú.

1.5.2 Temporal

El desarrollo de indagación científica que corresponde EP. Ingeniería Informática Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática - UNJFSC se realizó entre los meses de noviembre 2022 a diciembre del 2025.

1.5.3 Social

El estudio involucro a los docentes del Departamento de Ingeniería de Sistemas, informática e interfacultativo asignados para atender la necesidad de carga lectiva EP. Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC que asciende un total de 51 catedráticos, tuvieron carga lectiva que desarrollaron de acuerdo con el plan de estudios vigente a la fecha.

1.6 Viabilidad del estudio

La indagación científica fue enfoque cuantitativo, tipo aplicado y diseño cuasi experimental, se buscó comparar los hallazgos de una evaluación inicial denominada

pre test con los hallazgos adquiridos de una segunda evaluación denominado post test con la intervención de la variable independiente.

Se hizo uso de la guía de observación para la recopilación de datos aplicados a 51 docentes correspondiente a los elementos de indagación.

Por otro lado, para el estudio se cuento con información primaria disponible en diversos medios que sirvió de apoyo para la solución del problema de investigación planteado.

El tiempo de duración que se planteó inicialmente fue a corto plazo con una proyección de 8 meses ampliándose a más 2 años por la complejidad de la investigación es decir del periodo 2022 y 2025.

Con respecto al recurso financiero, fue cubierto íntegramente por el investigador, es decir, no fue necesario que el presente proyecto de investigación sea cubierto por alguna entidad.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

Logramos encontrar indagaciones llevadas a cabo por investigadores internacionales donde sus estudios tienen relación con las redes neuronales artificiales aplicados a diferentes perfiles de negocio, pero poca cantidad aplicado a la gestión académica.

En el entorno nacional se encontró pocos estudios relacionados con algoritmos inteligentes como son redes neuronales artificiales utilizados sobre todo en la educación.

En el entorno local no se encontró investigaciones relacionados con algoritmos inteligentes como son redes neuronales artificiales usados en la educación superior sobre todo del sector público, esto fue una oportunidad para aplicar modelos de aprendizaje profundo a la gestión académica, con ello lograr los objetivos trazados es decir agilizar las actividades administrativas a través de una adecuada asignación de recursos con el cual se puede lograr la eficiencia operativa (Sain et al., 2024).

2.1.1 Investigaciones internacionales

Ríos (2017) tuvo como propósito obtener información de los sensores de visión y audio aplicados en combinación sensitiva a través del algoritmo Deep Learning, que estas sean similares a los sistemas neuronales. Es decir, busco desarrollar un modelo con Redes Neuronales Convolucionales (CNN) que tenga capacidad realizar una fusión de la información entre los sensores de audio y video a través de los sensores neuromorficos, para realizar un determinado trabajo o tarea, teniendo como entrada los datos de los sensores antes mencionados.

Se inicia con la selección de lenguajes de programación paralela, la combinación sensitiva visión y audio el Deep Learning a través de sensores neuromorficos que se aplica sobre el circuito digital programable denominado FPGA.

Analizó y estudio lenguajes de programación que ejecutan tareas simultáneamente, generando aprendizaje profundo de la combinación sensitiva de sonido junto con la vista usando detectores neuromórficos que se hallan en estructuras FPGA.

Para la aceleración del aprendizaje profundo teniendo un sensor de visión de entrada propone usar lenguaje de computación abierto llamados OpenCL en un hardware dedicado, de los cuales se obtuvo resultados para ser comparados.

Se agrega dispositivo para audio haciendo estadísticos clásicos, a pesar de no contar la posibilidad de aprender pueden combinar de ambos dispositivos para luego observar sus resultados y limitaciones.

Para que el sistema pueda aprender utiliza el Deep Learning y el CNN que sirven para combinación sensitiva de información audiovisual que apoya al entrenamiento de actividad realizada.

Concluye, el presente estudio generando un modelo denominado Spiking Convolutional Neural Network (SCNN) que se traduce como Red Neuronal Convolutacional de Impulso que sirve para obtener un sistema cognitivo neuro-inspirado, los resultados obtenidos de la fusión del sistema multisensorial que se logra a través de las técnicas cognitivas, es semejante a lo que sucede en la biología, con el cual permite el desarrollo de sistemas críticos.

Garrosa (2019) tuvo como propósito principal plantear un software para frenos autónomos con RNA (Redes neuronales artificiales) que sea capaz de gobernar el vehículo automóvil de forma autómatas es decir que caracterice las acciones o

actividades que debe realizar a la frenada que se produce en circunstancias reales de conducción.

Asimismo, tuvo un segundo propósito que fue construir un estimador basado en aprendizaje profundo que esté relacionado con los hábitos de manejo automovilístico se logra en base a la estimación de la deceleración del vehículo y aplicación de fuerza del automovilista sobre el pedalier.

Revisando la investigación se deduce que es aplicado y experimental debido que el automóvil es equipado con sensores ubicados en el sistema de frenado para luego realizar los ensayos dinámicos en circunstancias reales de circulación (pista de suelo plano) relacionado con la velocidad del automóvil y el factor humano, de esta forma obtener información obtenidas a través de lectura de sensores que servirá para formular un modelo computacional que se asemeje a maniobra de detención vehicular, clasificar estilos de conducción más habituales.

Para el alcanzar sus objetivos planteo cinco fases: Primero selecciono variables relacionadas con la detención vehicular que servirá para determinar el tipo de sensor y recoger información de dicha variable. En la segunda fase se establecerán los ensayos en base a componentes que definen el resultado final, situaciones de entorno a vigilar. Tercera fase se analizaron la información recogida de los sensores durante los ensayos experimentales que están relacionados con el régimen de marcha vehicular (mantenida, progresiva o contingencia). En la cuarta fase, con la obtención de los datos indicados en la fase anterior se construyó un estimador de variables con los resultados del sensor de presión y extensométrico, siendo la entrada de datos el espacio de frenos y la velocidad del vehículo, con el cual los resultados de deformación deberán ser semejantes a lo que debiera suceder con el sistema de frenos. En la quinta fase se propone un modelo de clasificación de estilos de conducción con

la participación de conductores experimentales cuya información se extrae del detector instalado en la válvula de pie respecto a decelerar el vehículo.

Como conclusiones mencionamos:

- Medidas utilizadas son adecuados para el modelo propuesto.
- El sistema propuesto ofrece mayor grado de confort y seguridad.
- La comparación de datos obtenidos por la simulación a través de las RNA y sensores extensométricos y de presión ofrecen iguales patrones de comportamiento.
- El método para los estilos de conducción es válido y se puede aplicar a otros grupos de conductores.

Finalmente, el autor concluye que se ha logrado la caracterización de la frenada de un vehículo automóvil con el sistema propuesto que estima los parámetros de frenada y la clasificación de los distintos estilos de conducción.

Hernández (2021) tuvo como propósito demostrar mediante las estructuras neurológicas computacionales (RNA) con tecnología denominado Espectroscopia del Infrarrojo Cercano (NIRS) se pueden generar una herramienta de predicción y clasificación donde se resalte el acto de aceptación oficial de las propiedades del alimento.

Para lograr su propósito planteó cuatro objetivos: Primero construir un modelo de RNA para clasificar los alimentos cuya arquitectura pueda permitir ser modificado.

Segundo, fijar las variables de efecto significativo en la segmentación del producto considerando importancia de cada ítem al ingresar a la RNA durante el proceso de clasificación.

Tercero, optimizar la arquitectura de la RNA que esté preparado para una implementación industrial.

Cuarto, analizar el pronóstico de parámetros generados por la RNA relacionados a calidad que ha sido probada y verificada.

Mejorar por descenso de gradiente, debería buscarse el menor margen de error promedio.

Habiendo revisado el contenido de la tesis deducimos que la metodología de investigación es aplicada y experimental.

Para realizar el experimento utilizo Espectroscopia del Infrarrojo Cercano (NIRS: Near InfraRed Spectroscopy) por ser multiparamétrica, no necesita preparación de la muestra, ser rápida y no ser destructiva. Esta técnica se combina con el análisis multivariante a través del Análisis de Componentes Principales (PAC), la Regresión por Mínimos cuadrados (PLS) y la RNA, para maximizar la captura de datos.

RNA utiliza conexión Multi Layer Feedforward Networks en español multicapa conexión hacia adelante (Capa: Entrada, intermedia y salida), para el entrenamiento se basa en minimización de error y para la ejecución emplea el lenguaje de programación Deep Learning Toolbox de MatLab.

El investigador realizó el experimento en diversos productos como el jamón ibérico donde dio la conclusión de su primer artículo de investigación manifestando, que al haber utilizado el NIRS y los valores obtenidos de la RNA, se obtuvieron resultados con alta precisión de la predicción de parámetros sensoriales que servirá para el ahorro en tiempo y el costo que se derivan al haber realizado el análisis sensorial utilizando un panel de cata.

Realizo el experimento en un producto alimenticio como es el chorizo donde dio la conclusión de su segundo artículo de investigación manifestando, que a través de la RNA alcanzo predecir la totalidad de criterios de detección con estimaciones superiores del coeficiente correlación múltiple.

Realizo el experimento en otro producto alimenticio como es el queso donde dio la conclusión de su tercer artículo de investigación manifestando, que a través de la RNA logra realizar una eficaz clasificación de dicho producto, habiendo antes obtenido información de la leche respecto al recuento de células somáticas (SCC), que incide para lograr la calidad del queso.

Finalmente concluye el autor manifestando que la aplicación del uso de las RNA es apropiada para la calidad que ha sido probada y verificada, porque permite conseguir la clasificación y respuesta de los productos según parámetros de calidad diferenciada que se logra a través de pronóstico de métricas sensoriales.

2.1.2 Investigaciones nacionales

Aguilar (2019) tuvo como propósito hacer la comparación entre el método multivariado PCA (Análisis de Componentes Principales) y procedimiento tradicional, cuyos métodos fueron usados aplicando a una red neuronal Backpropagation.

Diseño su propia metodología donde incluía distintos datos para redes neuronales, a través del data set que se traduce como conjunto de datos, que contienen diferentes características y niveles de complejidad, para este caso considero el data tabular con 15 data set, imágenes de un canal (1c= 01 canal) es decir un solo color tomando 10 clases (ropa y calzado) e imágenes de tres canales que son data set que agrupa RGB

que está relacionado con los colores primarios tomando diferentes tipos de flores del que considero 102 clases.

Aplico la PCA a los distintos data set planteados logrando obtener una cantidad de elementos principales (reducir la dimensión) que sirvió para reducir los recursos de la computadora y acelerar el entrenamiento.

Para el entrenamiento en uno se aplicó el método clásico es decir con los datos originales y el otro con los datos transformados de PCA, para ambos casos uso la misma arquitectura para cada red neuronal.

Para el caso de las imágenes de un canal adicionalmente utilizo la red convolucional que trabaja directamente con las imágenes sin transformarlo respecto a su representación vectorial.

Para el caso de las imágenes de tres canales (3C) adicionalmente uso el modelo de redes residuales (18 capas), asimismo se generaron diferentes modelos de PCA.

Es un estudio tipo aplicado y documental, de diseño experimental, siendo la muestra representada por los distintos tipos de data set que describe líneas arriba.

Para la validación de los modelos utilizo las librerías de PyTorch como parte de la metodología y desarrollo, uso el organizador ADAM, adiestramiento de 3C uso red convolucional y transmisión de instrucciones uso la ResNet.

Utilizo el Backpropagation y descenso de gradiente para minimizar los errores.

Concluye señalando que el PCA es útil en espacios altamente dimensionados debido que el rendimiento de aprendizaje del PCA es mayor que el modelo clásico de igual forma sucede para las imágenes de un canal mientras para las imágenes de 3 canales el rendimiento de aprendizaje no supero al modelo clásico probablemente por el sobre entrenamiento o aprendizaje del ruido al cual se denomina overfitting, del cual el autor recomienda que esta técnica se debería incluir en todos los modelos.

Ríos (2020) tuvo como propósito comprobar los nexos del desempeño formativo con un sistema de memoria organizacional que sirva como factor de competitividad, este estudio se realizó en posgrados: Universidad Nacional Mayor de San Marcos (UNMSM).

Estudio clase práctica, contexto numérica y correlacional, estructura sin experimentar.

Población es integrada por 20 unidades posgrado de UNMSM, siendo la muestra la aplicación por muestreo por juicio, la selección fue en base al juicio o experiencia del investigador quien determinó a las unidades de posgrado del área económico – empresariales (Facultades de ciencias: Administrativas, contables y económicas, con un total de 30 integrantes), por ser considerado como representativos de la población de interés.

El investigador concluye, el 64.9% vínculo entre variables, considerando que en la organización el factor de competitividad se pueda lograr en algún momento, haciendo que la gestión académica sea eficaz y eficiente.

Incio (2021) tuvo a fin de diseñar y aplicar de un modelo basado en Red Neuronal Artificial (RNA) aplicado a estudiantes Matemática I de la Universidad Nacional Intercultural F. Salazar Leguía- Bagua.

Para la metodología de investigación utilizo un diseño no experimental, predictiva y proyectiva, con enfoque cuantitativo, 397 estudiantes del ciclo II al VI fueron la muestra.

Como entrada a la red neuronal utilizo 42 reactivos en base a situaciones personales, sociales e institucionales, que sirvió para conocer su influencia con la variable rendimiento académico. Al aplicar Kuder-Richardson (KR20) para el coeficiente de

confiabilidad obtuvo un resultado de 0.82, asimismo, obtuvo resultados del juicio de expertos para validar el instrumento, otro lado, para el desarrollo del modelo neuronal utilizo la metodología CRISP-DM, con el cual logro diseñar un esquema de 03 capas ocultas y salida 01 capa. Los resultados fueron para: 0.91532 (coeficiente de correlación) preparación, 0.90989 confirmación y 0.93612 ensayo; con un promedio del error al cuadrado de 0.267.

La exactitud de pronóstico del algoritmo inteligente fue de 65.24% (promedio) y precisión de pronóstico (± 1) 89.2% (promedio) este último valor es considerado como muy elevado.

Con estos valores se logró predecir los resultados de 20 estudiantes, con el cual concluye que IA apoya en corregir problemas del saber y entendimiento.

Llanos (2021) su meta fue robustecer la gestión académica mediante una mentalidad de alto rendimiento Escuela de Educación Universidad Nacional P. Ruiz Gallo. Metodología de indagación de tipo puro, orientación cuantitativa, descriptivo propositiva, esquema sin experimento, transversal, descriptivo (propuesta y validación). Su muestra que es igual a su población conformada por 58 docentes encuestados con valoración de Likert.

Se obtuvo como resultado de evaluación de la variable dependiente gestión académica del 72.42% que significa logro un nivel de aceptabilidad, mientras la variable independiente liderazgo y trabajo en equipo logro un resultado de evaluación de deficiente.

Almeyda (2022) tuvo como propósito realizar el estudio del modelado y pronóstico a través del algoritmo Machine Learning con el cual pudo lograr valores futuros usando datos históricos que sirvió para evaluar el consumo del banano orgánico

peruano en el ámbito internacional, obteniendo como resultados las cantidades futuras las que están relacionadas con el volumen de exportación mensual.

Para el entrenamiento y evaluación del desempeño utilizo el aprendizaje supervisado de una red neuronal alcanzando un modelo predictivo con el mejor rendimiento, este logro fue luego de realizar varios experimentos a través del diseño de distintas redes neuronales (MLP1, RNN2, LSTM3 y GRU4) donde se optimizó su hiper-parámetro de aprendizaje, logrando construir 60 modelos.

El modelo seleccionado es el que tuvo el menor error de predicción siendo sus valores: 0.00147 MSE, 0.03838 RMSE, 0.02885 MAE y 2.88516 MAPE.

La metodología de investigación es aplicada y experimental, para realizar el entrenamiento y prueba de los datos hace uso de un data set histórico que toma valores del año 2001 al 2021.

Luego de los experimentos realizados concluyo mencionando que la red neuronal recurrente muestra excelente proceso de adiestramiento respecto a la preparación temporal, logro mejor estacionalidad de serie temporal respecto a RNN2, LSTM y GRU, y también logro el mejor *fit* respecto a otros diseños de red neuronal: MLP, LSTM y GRU.

2.2 Bases teóricas

2.2.1 Redes Neuronales Artificiales

2.2.1.1 Breve reseña histórica

Las RNA están inspiradas en el cerebro humano, al igual que las neuronas biológicas las neuronas artificiales se encuentran interconectadas y su forma ha servido para generar modelos informáticos conexionistas, que simulen las capacidades de la inteligencia del ser humano como es aprender, mejorar, intuir, razonar es decir

reproducir el comportamiento lógico racional del cerebro humano (Restrepo et al., 2021).

1936 Alan Turing – matemático y científico de la computación, formulo la máquina de calcular y es el padre de la inteligencia artificial, su contribución fue la máquina de Turing que está relacionado con la programación de máquinas electrónicas (Nuñez, 2012).

1943 Warren McCulloch - neurobiólogo y Walter Pitts – estadístico, realizaron una investigación donde trataba acerca de la biología funcional y transmisión sináptica, lógica de enunciados e informática teórica, logrando un modelo conformado por neuronas artificiales divulgado, ensayo "Un cálculo racional de ideas inminentes en la función nerviosa" (Restrepo et al., 2021).

1949 primer modelo artificial denominado regla de Hebb para el aprendizaje “no supervisado” es del psicólogo Donald Hebb, que estaban relacionadas con las señales presinápticas y postsinápticas, donde el objetivo es aprender como si fuera una neurona biológica (Pajares & De La Cruz, 2011).

1958 Frank Rosenblat, su aporte es el modelo de red neuronal llamado perceptrón, que consiste en recibir información del exterior que sirve para el procesamiento de datos entregados para generar la salida de la red neuronal, es decir las entradas se asocian con una salida determinada (Caicedo & López, 2017).

1960 Benard Widrow y Ted Hoff, para el aprendizaje uso un dispositivo analógico llamado ADALINE con la regla basado en los mínimos cuadrados (LMS: *Least Mean Square*) (Caicedo & López, 2017).

1969 Martin Misky y Seymour Papert, en su libro *Perceptrons* demostraron que el modelo perceptrón tenía limitación para resolver problemas sencillos (Viñueña & Galván, 2004).

1982 John Hopfield, describió un modelo de red neuronal recurrentes con conexión sináptica simétrica, en una red neuronal asociativa utiliza una función de energía en las ecuaciones no lineales para resolver problemas que las computadoras no pueden resolver (Viñueña & Galván, 2004).

1982 Paul Werbos creo el método Backpropagation que consistía en generar regla de aprendizaje confiable con diferentes funciones de activación utilizado en redes multicasas (Caicedo & López, 2017).

2.2.1.2 Distintas ramas asociadas a la inteligencia artificial

2.2.1.2.1 Machine Learning

Traducido al español es aprendizaje automático, se encarga del desarrollo de algoritmos genéricos para el aprendizaje a través de los datos, utilizando diferentes tipos de información denominados características (en inglés *feature*) (Bobadilla, 2020).

2.2.1.2.2 Lógica difusa

Si se razona con información imprecisa entonces es necesario usar la lógica difusa o borrosa, que permite representar el razonamiento de las personas en la vida cotidiana a través del lenguaje natural, que pueden ser datos numéricos y conocimientos lingüísticos cuya representación puede ser representado matemáticamente (Pérez & Betzabeth, 2007).

2.2.1.2.3 Algoritmo genético

Resuelve problemas de búsqueda haciendo uso de la teoría de la evolución biológica, que considera la selección de individuos más aptos de una población inicial los que se van a reproducir y mutar para una siguiente generación (Cerroloza & Annicchiarico, 1996).

2.2.1.2.4 Deep Learning

Traducido al español es aprendizaje profundo, se conforma en varias capas debido que aprende de los resultados de la capa precedente, es decir que su aprendizaje no se basa en las características de muestras de datos que se le entrega (Bobadilla, 2020).

2.2.1.3 Red neuronal biológica

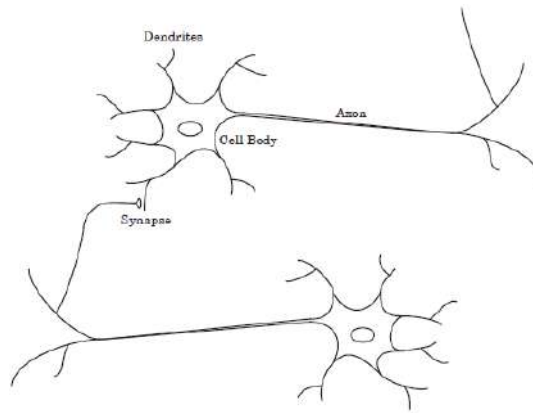
Se relaciona con el cerebro que viene hacer uno de los partes más complejos y delicados que posee el ser humano, donde las neuronas están interconectadas con aproximadamente 10^{11} neuronas y cada una de ellas se interconecta con aproximadamente 12 mil neuronas, que están organizadas en capas y que se activan por entradas eléctricas (Vorobioff et al., 2022).

2.2.1.3.1 Neurona natural

Viene hacer un tipo de célula que se encuentra en el cerebro, la forma como se representa se visualiza en la figura 1, esta genera la transmisión de información a través de la señal eléctrica y bioquímica de las diferentes actividades que realizamos en la vida diaria ya sea físicas o cognitivas, las señales que se llevan a lo largo del axón son de forma eléctrica y la transmisión sináptica química (Caicedo & López, 2017).

Figura 1

Red neuronal biológica



Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

2.2.1.4 Red neuronal artificial

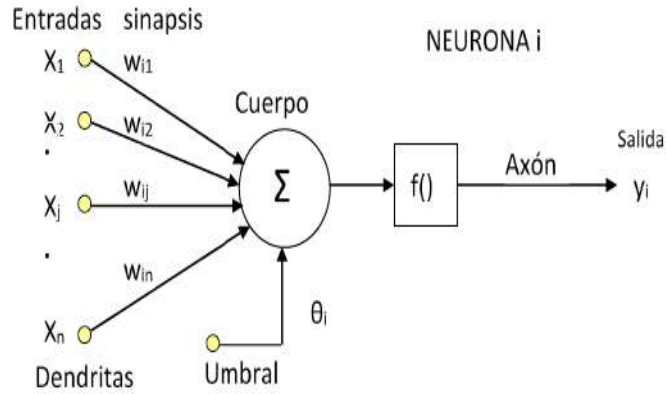
Se sistematiza en secciones integradas de neuronas artificiales nombradas nodos, los cuales pretenden llevar a cabo mecanismos sincronizados, distribuidos y flexibles al igual que el sistema nervioso humano. La causa resulta que las conexiones con pesos generan un grafo ponderado dirigido, en la mayoría de los casos (Berzal, 2018).

2.2.1.4.1 Neurona artificial

La neurona artificial llamado también nodo o unidad según McCulloch-Pitts, la forma como se representa se visualiza en la figura 2, viene hacer una unidad básica de una RNA y unidad de control que pretende establecer matemáticamente la dinámica neuronal biológica, donde las entradas tienen un peso que se relaciona con el aprendizaje sináptico, al variar este peso puede producir un nuevo modelo de aprendizaje (Prieto & Patron-Godinez, 2000).

Figura 2

Modelo de neurona artificial



Nota: Extraído de Prieto & Patron-Godinez, 2000

Una neurona artificial contiene entradas de estímulo que podemos denotar como X_j y a los pesos sinápticos W_{ij} , si consideramos que $j= 1, 2, 3, \dots, n$; entonces se puede formular la siguiente regla de propagación al que llamaremos r_i :

$$r_i (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, W_{i1}, W_{i2}, W_{i3}, \dots, W_{in})$$

Para la combinación de las entradas y pesos, se puede representar a través de una sumatoria, de la siguiente forma:

$$r_i (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, W_{i1}, W_{i2}, W_{i3}, \dots, W_{in}) = \sum_{j=1}^n W_{ij}X_j$$

Asimismo, para dar solución de algunos problemas de clasificación de patrones es necesario utilizar el valor umbral que representaremos como θ_i a la salida de la neurona para que no exceda el resultado antes de propagarse a otra neurona, quedando de la siguiente forma:

$$r_i (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, W_{i1}, W_{i2}, W_{i3}, \dots, W_{in}) = \sum_{j=1}^n W_{ij}X_j - \theta_i$$

Si consideramos:

El valor de 0 (cero) para: i y j

Para $W_{i0} = \theta_i$

Para $X_0 = -1$

Entonces, se puede generar la siguiente regla de propagación:

$$r_i (X_1, X_2, \dots, X_n, W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{in}) = \sum_{j=0}^n W_{ij}X_j = \sum_{j=1}^n W_{ij}X_j - \theta_i$$

La representación salida de una neurona y su función activación se le puede denotar por y_i , quedando la expresión de la siguiente manera:

$$y_i = f_i(r_i) = f_i(\sum_{j=0}^n W_{ij}X_j)$$

Para salida de una neurona y su función de activación del tipo escalón considera: binario $[0, +1]$ o bipolar $[-1, +1]$, donde el umbral de la función escalonada se representa:

$$f_i(\sum_{j=1}^n W_{ij}X_j) - \theta_i$$

Cuando es escalonado, para el caso y_i se cumple cuando es:

$$1 \text{ si } (\sum_{j=1}^n W_{ij}X_j) \geq \theta_i$$

$$0 \text{ si } (\sum_{j=1}^n W_{ij}X_j) < \theta_i$$

Para el caso que se desea tener una salida continua, se puede usar una función sigmoidea, como se muestra a continuación:

Primera forma, considerando su intervalo, donde $y_i \in [0, 1]$

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-(\sum_{j=1}^n W_{ij}X_j - \theta_i)}}$$

Segunda forma, considerando su intervalo, *donde* $y_i \in [-1, 1]$

$$y_i = \frac{e^{(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i)} - e^{-(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i)}}{e^{(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i)} + e^{-(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i)}}$$

Luego de presentar las funciones de activación estas se consideran continuas y diferenciables, que son utilizadas en redes multicapas del tipo perceptrón, donde la regla de aprendizaje se encuentra ligado con las funciones diferenciables a través del método Backpropagation.

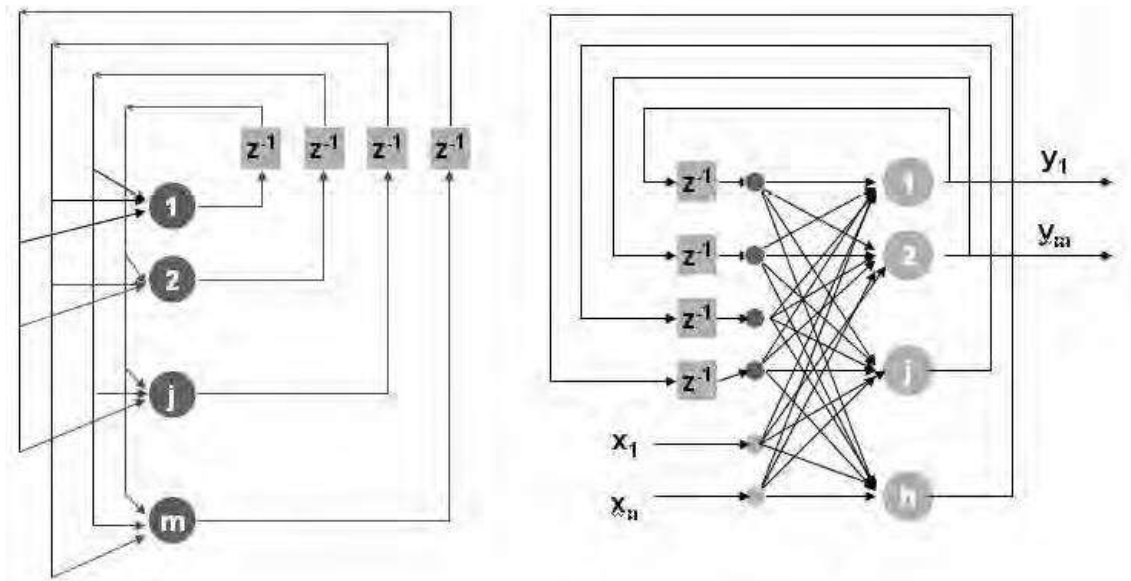
El procesamiento que realiza la neurona artificial es considerado de baja capacidad al igual que su nivel de aplicabilidad, su fuerza radica en la interconexión entre ellas similar al que ocurre en el cerebro humano (Caicedo & López, 2017).

2.2.2 Conexión (Arquitectura de Red Neuronal Artificial)

Es forma organizarse las neuronas internamente, los mismos que se entrenaran a través de un algoritmo de aprendizaje, el nivel o número de capas determinaran si la red es monocapa o multicapa. A su vez si consideramos la dirección en que se transmite la información se estaría considerando el tipo de red feedforward que es en una sola dirección que va de la neurona de entrada hacia la salida. Por otro lado, si observamos la figura 3 es de tipo de red recurrente, la dirección en que se transmite la información no siempre es en un sentido debido a la presencia de conexiones sinápticas que pueden generar que su realimentación sea de las capas anteriores (Caicedo & López, 2017).

Figura 3

Redes neuronales recurrentes



Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

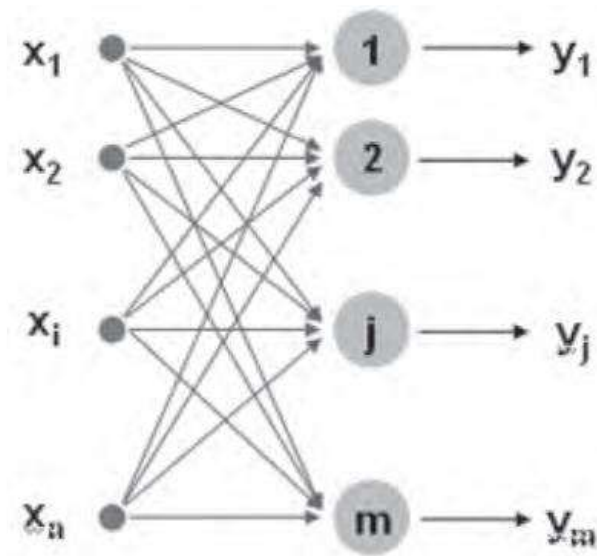
2.2.2.1 Red neuronal monocapa

Es la que utiliza entradas para lograr claramente salidas de la red, se caracteriza por tener una sola capa de neuronas como se visualiza en la figura 4 (Vorobioff et al., 2022).

Si se considera un vector de entrada sirve de interface a datos de entrada teniendo en cuenta este primer nivel tiene la misma dimensión podemos decir que la arquitectura de alimentación hacia adelante juntamente con la operación matemática que se realiza con los pesos sinápticos, por lo tanto, se deduce que esta arquitectura solo tiene una capa de procesamiento. Es decir, si la salida tiene p neuronas el entrenamiento de la red neuronal determina matemáticamente un espacio q dimensional a uno p dimensional (Caicedo & López, 2017).

Figura 4

Red neuronal monocapa



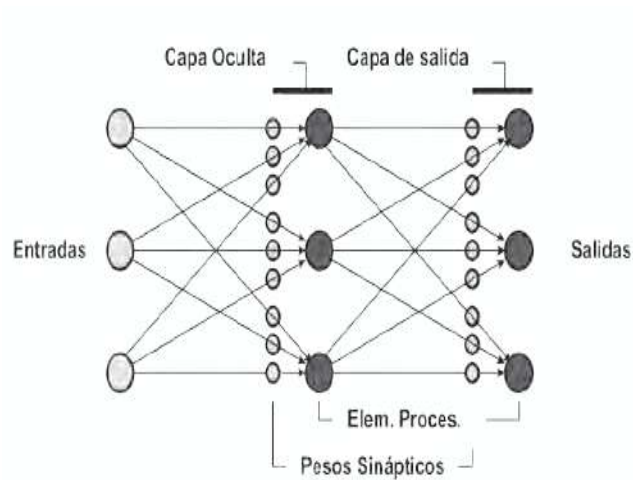
Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

2.2.2.2 Red neuronal multicapa

A diferencia red neuronal de una sola capa las multicapas tienen entre las entradas y salidas capas ocultas (Vorobioff et al., 2022).

En medio de la parte inicial y salida se incluye capa intermedia llamado capa oculta debido que no tienen acercamiento directo con los datos del exterior, por otro lado, la información que se genera tiene una única dirección. Entonces podemos decir si se tiene como entrada p neuronas se tendrá una capa de salida de q neuronas (Caicedo & López, 2017).

Figura 5
Red neuronal multicapa

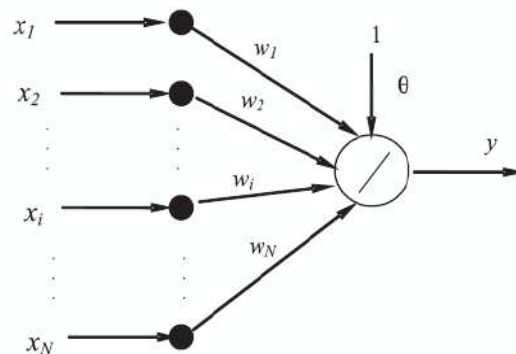


Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

2.2.2.3 Red Adaline

Para el proceso de aprendizaje parte desde un punto cualquiera de la superficie de error, se trata de ubicar aquel error mínimo siguiendo un camino trayectoria descendente, a esta técnica se llama algoritmo del gradiente descendente, cuya función de activación es lineal, la forma como se representa se visualiza en la figura 6 (Caicedo & López, 2017).

Figura 6
Modelo de red neuronal Adaline



Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

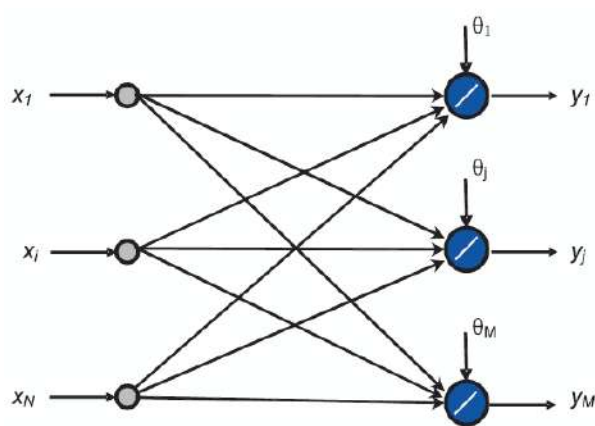
Es decir, el valor de salida es igual al valor de entrada pura que la neurona recibe.

$$y = \sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta$$

La red Adaline contiene más de 01 neurona en su capa de procesamiento, es decir N entradas y M salidas como se visualiza en figura 7.

Figura 7

Red neuronal Adaline



Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

2.2.2.4 Redes neuronales de base radial

Utiliza el diseño multicapa unidireccional para reconocer y clasificar patrones, para modelos de identificación no lineales donde su aprendizaje es híbrido debido que su capa interna usa instrucción no supervisado, la salida la instrucción supervisada.

Principalmente resuelve problema de interpolación para ello se busca hallar una transformación matemática, considerando que solo se cuenta con datos empíricos o de simulación. Por otro lado, el problema de interpolación viene hacer una función compleja y desconocida en una red neuronal de base radial, que luego de ser entrenados se obtiene una función que representa a los datos

desconocidos es decir se busca una función que se acerque al conjunto de puntos con error mínimo que sumado al error cuadrático medio la red neuronal puede ingresar a memorizar los puntos de entrenamiento. De esta manera se busca suavizar la función de interpolación adicionando la función error al problema de memorización que se puede presentar a través de un término de regularización cuyo objetivo es que la función aprendida no pase por todos puntos para mejorar la capacidad de generalización (Caicedo & López, 2017).

De la descripción anterior, para evitar que se presente múltiples respuestas al problema de interpolación se tiene la siguiente ecuación que está relacionado con la arquitectura de red de regularización:

$$\phi(F) = \phi(E) + \lambda\phi(S)$$

$\phi(F)$: Para término de regularización

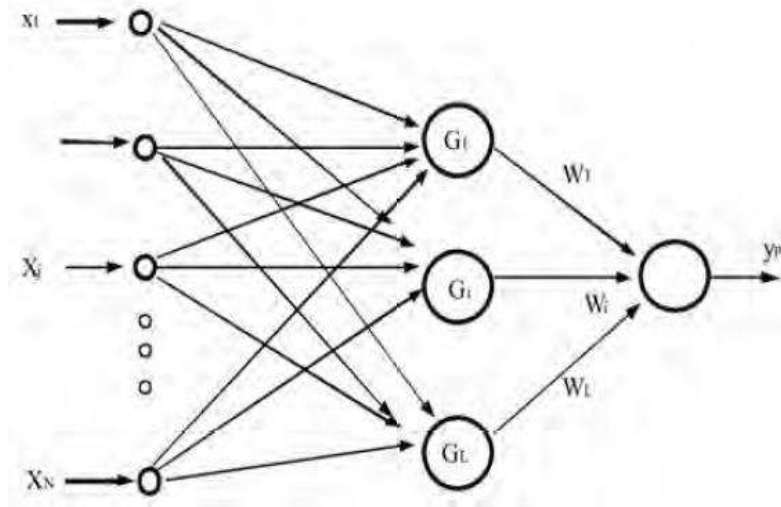
$\phi(E)$: Depende del error global

λ : Afecta a término de regularización

La red de regularización que tiene N entradas, una capa oculta con L neuronas como se muestra en la figura 8 donde L contiene datos de entrenamiento y de salida tiene la función de activación lineal para una sola neurona (Caicedo & López, 2017).

Figura 8

Red neuronal de regularización



Nota: Extraído de Caicedo & López, 2017

Continuado con la ecuación anterior se sustituye el valor error global y se genera la siguiente ecuación:

$$\phi(F) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2 + \lambda \phi(S)$$

Haciendo uso de la norma euclidiana se puede presentar la función de Green G , donde la función aprendida $F(x)$ viene hacer la sumatoria de los pesos sinápticos de w_i por la salida de la función G (evaluación de la norma euclidiana: entrada de la red y el centroide de G):

$$F(x) = \sum_{k=1}^M w_i G(\|x - x_i\|)$$

Para definir el parámetro de las redes de regularización, en el entrenamiento el centro de las funciones G se relacionan a un dato del conjunto de entrenamiento, quedando de esta forma una interpolación exacta. Para calcular los pesos w_i de la neurona de salida se tiene: $Gw=d$

De la ecuación resulta que salimiento deseado de red d supedita salidas las funciones G y de los pesos. (Caicedo & López, 2017)

Se puede obtener el vector de pesos w con la inversa de la matriz de funciones

$$G: w = G^{-1} d$$

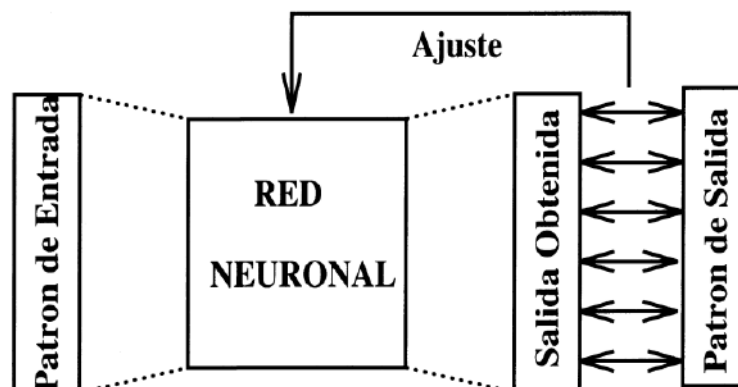
2.2.3 Aprendizaje (Unidades de procesamiento interconectados)

2.2.3.1 Aprendizaje supervisado

Se emplea como clasificador de datos o para realizar predicciones, donde los valores se comparan entre la salida producida y la deseada, es decir para esta técnica se cuenta con datos propios y con información inherente a la solución del problema como parte del conjunto de aprendizaje como se muestra en la figura 9 teniendo en cuenta que las modificaciones se realizan usando los pesos sinápticos dependiendo del grado de diferencia de los datos (Viñuela & Galván, 2004).

Figura 9

Modelo aprendizaje supervisado



Nota: Extraído de Viñuela & Galván, 2004

2.2.3.2 Algoritmo Backpropagation

Es un algoritmo de propagación hacia atrás llamado también de retropropagación, porque la dirección que toma el error se propaga de forma inversa al resultado o cálculo de las salidas, donde el aprendizaje va dando mediante la adaptación y alteración de los criterios de la red, busca de salida deseada (Viñuela & Galván, 2004).

Para el entrenamiento de redes multicapas, el algoritmo Backpropagation (BP) tiene relación con el algoritmo de mínimos cuadrados parciales (LMS: Least-Mean-Square algorithm). Se debe tener en cuenta que LMS y BP tienen diferencia cuando se realiza el cálculo de las derivadas.

Para redes multicapas la relación entre error de propagación y los pesos de la red es complejo, debido que utilizan funciones de transferencia no lineales, para ello es necesario el uso de la regla de la cadena (Vorobioff et al., 2022). Por lo tanto, la preparación de la red se puede plantear como una dificultad donde minimizar es:

$$\text{Min } wE \quad (\text{Ecuación: 1-a})$$

W : Conjunto de parámetros (Pesos y umbrales)

E : Función error, busca minimizar salidas de la red vs. salidas esperadas

2.2.4 Entrenamiento

2.2.4.1 Definición de la función error:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (\text{Ecuación: 2-a})$$

N : Número de patrones

$e(n)$: Fallo producido por la red de plantilla n , definido:

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n))^2 \quad (\text{Ecuación: 3-a})$$

$Y(n) = (y_1(n), \dots, y_{n_c}(n))$, es vector salida de la red para patrón n

$S(n) = (s_1(n), \dots, s_{n_c}(n))$, es vector salida deseada para patrón n

Para lograr el objetivo de la regla de aprendizaje, salida de la red debe ser cercano a salida esperada, cuando W^* valor de error E reducida, entonces podemos decir que el error se aproxima a cero.

Al utilizar el perceptrón multicapa para el aprendizaje este viene hacer similar al mínimo de la función error, si la función de accionamiento es no lineal esto genera que la red sea no lineal con relación a los factores regulables, se deduce que el problema de minimización sea no lineal, por lo tanto, para la solución se usara una técnica de optimización no lineal. Para el método de búsqueda la del gradiente descendente (Función E es negativa), al cual se llama también: Método del descenso del gradiente, debido que la función decrece (Viñuela & Galván, 2004).

Lo que se busca en la red para el aprendizaje es minimizar error total E , donde método del gradiente estocástico es el más usado porque minimiza de forma continua los errores para cada patrón, $e(n)$ en vez de la función E . Se aplica la ley de aprendizaje del método del descenso del gradiente estocástico:

$$w(n) = w(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial w} \quad (\text{Ecuación: 4-a})$$

w : Se modifica para cada parámetro de la red

n : Patrón de entrada

$e(n)$: Error para el patrón n

α : Tasa de aprendizaje

2.2.4.2 Método del gradiente descendente

Es utilizado por el BP tendiendo como resultado una regla delta generalizado denominado también como retropropagación, como se mencionó anteriormente el error generado a salimiento red se difunde en sentido inverso, es decir, error se propaga en dirección inversa al cálculo de la salida (Vorobioff et al., 2022).

2.2.4.3 Regla delta generalizada

Como se mencionó anteriormente viene hacer el resultado de utilizar el método Backpropagation que aplica de forma eficiente procedimiento de nivel a los indicadores (Pesos y umbrales), respecto al perceptrón multicapa.

Primer caso: Valores de la capa oculta (C-1) a salimiento, así como los límites neuronales de salimiento.

Si consideramos la (Ecuación: 4-a), se tendrá como resultado la modificación de derivada total de la función de pérdida (función error):

$$w_{ji}^{C-1}(n) = w_{ji}^{C-1}(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}^{C-1}} \quad (\text{Ecuación: 5-a})$$

w_{ji}^{C-1} : Valor de la vinculación entre la neurona j en la capa C-1 y la neurona i en la capa de salimiento.

Para actualizar parámetros se debe tener en cuenta la (Ecuación: 3-a), del error $e(n)$, donde se calcula la derivada de y_i respecto a w_{ji}^{C-1} :

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}^{C-1}} = -(s_i(n) - y_i(n)) \frac{\partial y_i(n)}{\partial w_{ji}^{C-1}} \quad (\text{Ecuación: 6-a})$$

$S_i(n)$: No dependen del peso

w_{ji}^{C-1} : Afecta a la neurona de salida i

La aplicación de la función accionamiento f es cifra total de todas las entradas por los pesos, para derivar puede utilizar técnica de capas en siguiente ecuación:

$$y_i = a_i^C = f \left(\sum_{j=1}^{n_c-1} w_{ji}^{C-1} a_j^C + u_i^C \right), \text{ si: } i = 1, 2, 3, \dots, n_c \quad (\text{Ecuación: 7-a})$$

Para vector salida red neuronal: $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_{nc})$

En base de la ecuación anterior (Ecuación: 7-a) se obtendrá a una única derivada distinta de cero, a través de la siguiente ecuación:

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial w_{ji}^{C-1}} = f' \left(\sum_{j=1}^{n_c-1} w_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) a_j^{C-1}(n) \quad (\text{Ecuación: 8-a})$$

Término delta (δ) que se relaciona con el término de salida de la neurona i que se muestra a través de la siguiente ecuación:

$$\delta_i^C(n) = -(s_i(n) - y_i(n)) f' \left(\sum_{j=1}^{n_c-1} w_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) \quad (\text{Ecuación: 9-a})$$

$\delta_i^C(n)$, n : Patrón

Si reemplazamos la ecuación: (Ecuación: 6-a) el valor de la deriva de y_i de la ecuación (Ecuación: 8-a) y a la ecuación (Ecuación: 9-a) se tendrá:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}^{C-1}} = \delta_i^C(n) a_j^{C-1}(n) \quad (\text{Ecuación: 10-a})$$

En esta etapa final se reemplaza los valores de la ecuación (Ecuación: 10-a) en la ecuación: (Ecuación: 5-a) se obtiene la siguiente expresión:

$$w_{ji}^{C-1} = w_{ji}^{C-1}(n-1) + \alpha \delta_i^C(n) a_j^{C-1}(n) \quad (\text{Ecuación: 11-a})$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n_c \quad j = 1, 2, 3, \dots, n_{c-1}$$

De la expresión anterior se obtiene ley de aprendizaje que realiza cambios de pesos de la última capa con el cual se puede generalizar los umbrales de las neuronas de salida, siendo su expresión:

$$u_i^C = u_i^C (n-1) + \alpha \delta_i^C(n) \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots, n_c \quad (\text{Ecuación: 12-a})$$

Segundo caso: Pesos y sesgos

Se va considerar un peso de capa C-2 a capa C-1:

w_{kj}^{C-2} : Peso vinculación de neurona k de C-2 a neurona j capa C-1.

$$w_{kj}^{C-2}(n) = w_{kj}^{C-2}(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} \quad (\text{Ecuación: 13-a})$$

Suma de derivadas de cada salida de la red neuronal, teniendo en cuenta pesos (Ecuación: 3-a):

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} = - \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n)) \frac{\partial y_i(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} \quad (\text{Ecuación: 14-a})$$

Se calcula la derivada $y_i(n)$ donde el peso activa la neurona j y se expresa teniendo en cuenta la expresión de (Ecuación: 7-a):

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} = f' \left(\sum_{j=1}^{n_{c-1}} w_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) w_{ji}^{C-1} \frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial w_{kj}^{C-2}} \quad (\text{Ecuación: 15-a})$$

w_{ji}^{C-1} : Peso

a_j^{C-1} , C-1: Capa oculta

El resultado se reemplaza en la expresión (Ecuación: 14-a) considerando la expresión (Ecuación: 9-a) se logra:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} = \sum_{i=1}^{n_c} \delta_i^C(n) w_{ji}^{C-1} \frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial w_{kj}^{C-2}} \quad (\text{Ecuación: 16-a})$$

Luego de aplicar regla de cadena a ecuación:

$$a_i^q = f\left(\sum_{j=1}^{n_q-1} w_{ji}^{q-1} + u_i^q\right) \quad (\text{Ecuación: 17-a})$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n_q \quad q = 2, 3, 4, \dots, C - 1$$

Para el aprendizaje se obtiene la siguiente derivada:

$$\frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial w_{kj}^{C-2}} = f' \left(\sum_{k=1}^{n_{C-2}} w_{kj}^{C-2} a_k^{C-2} + u_j^{C-1} \right) a_k^{C-2}(n) \quad (\text{Ecuación: 18-a})$$

w_{kj}^{C-2} : Pesos

J : Pendiente de derivar la activación de la neurona

$C - 1, a_k^{C-2}$: Capa oculta

Se procede a definir el valor δ respecto a la capa $C - 1, \delta_j^{C-1}(n)$:

$$\delta_j^{C-1}(n) = f' \left(\sum_{k=1}^{n_{C-2}} w_{kj}^{C-2} a_k^{C-2} + u_j^{C-1} \right) \sum_{i=1}^{n_{C-1}} \delta_i^C(n) w_{ji}^{C-1} \quad (\text{Ecuación: 19-a})$$

Si reemplazamos la (Ecuación: 18-a) en (Ecuación: 16-a) y considerando

$\delta_j^{C-1}(n)$, obtiene la siguiente ecuación:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial w_{kj}^{C-2}} = \delta_j^{C-1}(n) a_k^{C-2}(n) \quad (\text{Ecuación: 20-a})$$

Para realizar una modificación del w_{kj}^{C-2} es a través de la siguiente ecuación:

$$w_{kj}^{C-2} = w_{kj}^{C-2}(n-1) + \alpha \delta_j^{C-1}(n) a_k^{C-2}(n) \quad (\text{Ecuación: 21-a})$$

$$k = 1, 2, 3, \dots, n_c \quad j = 1, 2, 3, \dots, n_{C-1}$$

2.2.4.4 Levenberg - Maquardt

Es un algoritmo que sirve para entrenamiento rápido de redes neuronales en base al método Gauss-Newton y del descenso debido que utiliza funciones de error se expresan como la suma de errores cuadráticos (Vorobioff et al., 2022).

$$f(n) = \sum_{i=0}^m e^2(n)$$

m : Extensión de los datos de entrenamiento

De la expresión anterior resulta que la matriz Jacobiana y el vector gradiente se aproximan, es decir no se necesita realizar el cálculo de la matriz Hessiana, asimismo se puede obtener las raíces de relación funcional conforma sumatoria de cuadrados de funciones que no se consideran lineales, con la siguiente expresión:

$$H \approx J^T \cdot J + \mu \cdot I$$

El algoritmo de Levenberg Marquardt usa para lograr las estimaciones de las raíces en una función que viene hacer peso correcto neuronal, a través del método iterativo de Newton para una red neuronal donde se usa la función cuadrático medio para las salidas de la red (Vorobioff et al., 2022).

$$W_{nuevo} = W_{actual} - [J^T \cdot J + \mu \cdot I]^{-1} \cdot J^T \cdot E$$

W : Matriz de pesos

E : Matriz de errores

I : Matriz identidad

μ : Valor escalar

J : Matriz Jacobiana

De la expresión anterior se calcula a través de:

$$J = [\nabla E \cdot E^{-1}]^T$$

∇E : Matriz de gradientes de errores

Al calcular derivadas de los errores que se obtienen con los valores de los pesos para cada elemento de la matriz Jacobiana, se realiza con la siguiente expresión:

$$J_{ij}(w) = \frac{\partial e_i}{\partial w_i}$$

Cuando la red neuronal posee muchas entradas es recomendable usar el algoritmo de Levenberg Marquardt porque utiliza menos iteraciones, a pesar que toma más tiempo cada iteración (Vorobioff et al., 2022).

Luego de desarrollar las bases teóricas de la presente investigación, podemos formular el trabajo que se realizará: Para organizar la red neuronal se utilizará una red multicapa donde la dirección de la información se trasmita hacia adelante es decir que la red neuronal es de tipo feedforward, para el entrenamiento se utilizará el método Backpropagation y el algoritmo de mínimos cuadrados parciales que servirá para minimizar el error propagado. Asimismo, se tomará en cuenta los pesos sinápticos y bía de cada neurona, la finalidad que cada neurona se reajuste. El aprendizaje será de tipo supervisado con la aplicación del método del descenso del gradiente y para que el entrenamiento sea rápido se usara el método Levenberg - Maquardt.

2.2.2 Gestión académica

Se considera como el componente importante del desempeño de una institución educativa que busca el cambio constante a través de la técnica y metodología utilizada para educar del docente y los estudiantes, en virtud a la coyuntura presente y para lograrlo se apoya en la normatividad vigente institucional educativa.

Es decir, la gestión académica viene hacer la aplicación permanente de una propuesta curricular que se vincula directamente con el plan estratégico institucional bajo la normativa educativa para alcanzar el saber del estudiante. Para ello es necesario considerar el diseño pedagógico (curricular), la enseñanza y desempeño docente, su evaluación y retroalimentación, adherido al conocimiento y la experiencia pedagógica del docente (Viveros & Sánchez, 2018).

Entonces podemos decir, variable gestión académica tiene vinculación con otras áreas de gestión generando interdependencia, cuyas dimensiones trataremos a continuación.

2.2.2.1 Diseño curricular

El plan de estudio no lo es todo para el diseño curricular sino también de otros componentes que afianzan el conocimiento cuya dirección tiene la finalidad del logro educativo que tiene como base a la psicología para su aplicación, el conocimiento de la cultura y el entorno donde se desarrollara y la metodología a usar en el desarrollo curricular.

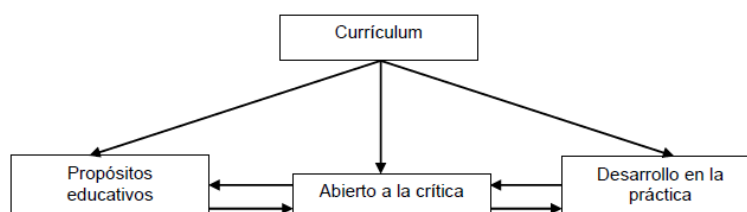
Dependerá la manera en que el autor lo perciba o visualice y del tiempo en que se desarrolle. Tal es así que algunos investigadores como Lawrence Stenhouse lo define como una forma de transmitir “principios y rasgos esenciales de un propósito educativo” los mismos que llevan a su aplicación o practica donde se usa como elemento la discusión critica.

Como se puede apreciar en la figura 10 el currículo debe contener el propósito educativo es decir lo que se debe enseñar y aprender, y como lograr estos procesos; debe ser abierto a la crítica que puede ser por los estudiantes, autoridades o quizás padres de familia y que estas tengan el

sustento adecuado para dar respuestas a sus inquietudes. Por último, su desarrollo en la práctica es decir que sea posible su realización (Meza, 2012).

Figura 10

Componentes de un currículo



Nota: Extraído de Meza, 2012

2.2.2.2 Enseñanza docente

Este proceso es guiado por los docentes y se puede considerar como la unión de una serie de actividades que los estudiantes realizan con la finalidad de lograr incrementar sus conocimientos cuyos resultados influyan en su conducta intelectual, de igual forma en el afectivo y psicomotriz, los cuales se reflejarán en su desarrollo personal debido que los estudiantes obtienen las herramientas necesarias para alcanzar los éxitos deseados.

El docente no solo imparte conocimiento sino también manifiesta valores y actitudes, estrategias y la forma en que debe de desarrollarlo, con el cual el estudiante logra obtener no solo conocimiento sino también destrezas, habilidades, valores y actitudes que se encuentran propuestos en los objetivos educativos y por ende en el diseño curricular (Molina-García & García-Farfán, 2019).

2.2.2.3 Aprendizaje del estudiante

Tiene relación directa con las actividades que realiza el docente como es la planificación que le sirve para organizar y sistematizar el aprendizaje, donde pueda considerar el contexto social e identificar de formar prioritaria la problemática que esta tenga, de igual forma también considera las etapas cognitivas que se tomaran en cuenta como parte del proceso de aprendizaje del estudiante, sus prioridades e intereses. Es por ello que algunos estudios manifiestan acerca de los procesos internos que se presentan durante el aprendizaje del estudiante que se relaciona con el comportamiento humano, del cual logran obtener habilidades: Psicomotrices, intelectuales, información o actitudinales.

Finalmente podemos decir que es un proceso continuo entre docente y estudiantes, que conlleva al aprendizaje a través de la incertidumbre y propiamente del deseo de aprender del estudiante (Mendoza & Rodríguez, 2020).

2.2.2.4 Desempeño docente

Si consideramos al desempeño profesional como la labor que realiza una persona a quien se le ha otorgado una responsabilidad, entonces está sujeto a ser medido o evaluado en base a los resultados que esta persona genere.

Por lo tanto, se puede definir el desempeño profesional docente como el trabajo que el profesor realiza, donde hace uso de sus capacidades, habilidades, destrezas, conocimientos y actitudes que aplica a la orientación y guía del aprendizaje del estudiante, complementándolo con la evaluación que es una forma de medir que le sirve al docente para conocer si realmente

el estudiante logro el aprendizaje del tema planificado (Martínez-Chairez et al., 2016).

Como se mencionó al inicio de este punto, el desempeño docente también está sujeto a ser evaluado cuya finalidad es la mejora continua en la educación. Para ello se considera la aplicación de algunos modelos como es el orientado a objetivos donde se compara los objetivos planteados con los resultados de esta forma conocer si se logró los primeros, este modelo es de enfoque cuantitativo y la evaluación se base en los logros.

La desventaja del modelo por objetivos es que no genera una base sólida para emitir un juicio de valor debido que se realiza al final del curso. Por lo tanto, no se considera como una herramienta de control y medida.

El siguiente modelo es llamado naturalista que se destaca por considerar el papel importante que cumple el público donde cada uno se compromete en hacer algo por el otro en base a la experiencia que estos tienen tanto de los participantes y el docente evaluador. Por lo tanta este modelo se centra en la descripción e interpretación y no en la predicción como lo hacen otros modelos (Gómez & Valdés, 2019).

2.2.2.5 Innovación científica y tecnológica

Si bien es cierto podemos coincidir que el rubro económico es esencial en un país esta depende básicamente de su producción y disposición científica y tecnología. Para crear nuevos conocimientos no es una tarea sencilla esta demanda esfuerzo individual e incluso colectivo donde el investigador aplica el método científico con el cual obtiene resultados, para luego este conocimiento se transforme en herramientas que ayude hacer más fácil la

vida cotidiana en el hogar, centro de estudio o en el trabajo, a esto se denomina tecnología.

Previa explicación anterior se describe de forma sencilla, pero en la práctica hay que realizarse una serie de preguntas donde las respuestas son una tarea compleja, siendo aún más difícil que los actores involucrados de un país se pongan de acuerdo para generar las estrategias que le sirvan para desarrollarse desde el punto de vista: Económico, político, social y cultural. Es allí donde a la ciencia y tecnología se le considera como estratégico porque influye en el crecimiento de un país (Guzmán, 2011).

Asimismo, la gestión del conocimiento está compuesto por una serie de temas que buscan solucionar diversos problemas que se encuentran en un sistema universitario que se relacionan con el aprendizaje (adquisición del conocimiento), enseñanza (transmisión del conocimiento), la investigación (creación), difusión de datos, etc. estos temas que se encuentran en el diseño curricular se convierten en un activo para las universidades y los centros de investigación que servirán para generar cambios en el entorno.

Entonces es necesario que las universidades logren la integración de la actividad científica a través de la planificación estratégica de la gestión académica, que se deberá impartir en las clases, trabajos científicos que viene hacer elementos de la curricula se reflejara el desenvolvimiento y desarrollo profesional aplicado en el campo laboral donde podrá ser participe en la transformación y cambio para una mejor sociedad (Barbón & Fernández, 2017).

2.3 Definición de términos básicos

1. Adaptación de enseñanza no presencial: Cuando estudiante se adecua a recibir sus clases de forma remota con ayuda de las herramientas digitales haciendo uso de la transformación digital y comunicación cuyo medio es el internet esta forma se le denomina educación virtual (Vidal et al., 2022).
2. Aplicación del contenido: Es poner en práctica una tarea o programa y a través de un ejemplo, investigación o experiencia poder adquirir el conocimiento deseado de un tema en particular (Evelyn & Salas, 2019).
3. Buen trato al estudiante: Es cuando se respeta sus derechos como estudiante para el alcanzar la satisfacción y bienestar educativo que redundara en el logro del aprendizaje deseado (Silva, 2018).
4. Clasificador de datos: Para la RNA está relacionado con el aprendizaje donde se hace uso de los algoritmos que contienen las reglas matemáticas y que al ser ejecutados en las computadoras se emula la manera que los humanos adquieren conocimiento. Adentro de la RNA se modifican los pesos sinápticos generado por una estimulación de red justamente para lograr el aprendizaje (Vorobioff et al., 2022).
5. Dominio del tema: Se considera como el dominio o manejo que tiene una persona sobre un tema o materia, en este caso el docente cuente con las capacidades para poder explicar y demostrar a través de ejemplos buscando en todo momento se genere una actitud reflexiva del estudiante. El dominio del tema conlleva que el docente este permanentemente actualizado a través de la revisión de variadas bibliografías que contengan los últimos avances de la materia o tema de dominio (Rubio & Meneses, 2021).
6. Estudiante expresa opinión: Es cuando el estudiante se forma un concepto de

algo o alguien que puede devenir también de una idea o juicio es decir es un punto de vista que puede ser cuestionado a no ser que se muestre las evidencias que correspondan (Angélica, 2014).

7. Ética docente: Viene hacer el comportamiento y desempeño docente ante la comunidad educativa que está basado en la responsabilidad moral, para ello deberá proceder de acuerdo a las directivas institucionales (Bazurto & Higuera, 2021).
8. Evaluación y retroalimentación: Se considera al grupo de actividades que se encuentran enmarcados en un proceso sistémico que sirve para recoger información valiosa para dar un juicio al cual se le adjudica un valor que es para medir acerca de la capacidad del estudiante y cuya finalidad es optimizar su aprendizaje a través de la retroalimentación que busca generar un ambiente reflexivo donde se analicen los aciertos y errores que se reflejan en los resultados (Zamora & Mass, 2021).
9. Explicación del contenido de estudio: Se considera a la exposición o declaración acerca del plan o programa donde se detalla de manera formal el conjunto de actividades, modelos, patrones y temas que se van a desarrollar en una asignatura (Evelyn & Salas, 2019).
10. Herramientas digitales: Se consideran como programas que apoyan en el desarrollo de diversas actividades o tareas relacionadas con el intercambio de información de forma remota y que utiliza como medio de comunicación al internet (Duque & Acero, 2022).
11. Investigación: Es el estudio que se realiza de tema en particular y haciendo uso de una metodología se busca incrementar el conocimiento de esta forma generar un aporte a la sociedad (Álvarez & Gonzales, 2022).

12. Material didáctico: Se considerarán a los dispositivos que utilizan los docentes como medio formativo que le sirve para facilitar la enseñanza y a los estudiantes para su aprendizaje (Cotrado et al., 2023).
13. Metodología de enseñanza: Es el uso de distintas herramientas y técnicas que apoyen al docente para lograr una adecuada enseñanza que se refleja en el aprendizaje del estudiante durante la sesión de clase, es decir se busca una vía entre los actores que son el estudiante y el docente que a través de una estrategia de trabajo se alcance que el estudiante pueda adquirir los conocimientos impartidos por el docente a cargo de la asignatura (Macías et al., 2023).
14. Minimizar error: Se realiza utilizando una función de ajuste aplicados a sus valores de entrada que permita obtener el valor deseado a través de un algoritmo. Con esta acción se busca modificar de manera favorable el comportamiento de una RNA (Restrepo et al., 2021).
15. Motivación a los estudiantes: Es cuando el estudiante siente el deseo de aprender, lograr nuevos conocimientos, mejorar sus calificaciones y sobre todo proyectarse a futuro objetivo relacionado con su aprendizaje es decir el estudiante logra un estado de sensibilidad, concentración y predisposición para aprender (Valdés, 2022).
16. Organización de la red: Inicia con la neurona que es un elemento no lineal y al interconectarse entre ellas llegan a formar un mecanismo no lineal que permite fallos sin que pueda generar cambios significativos en el sistema. La interconexión origina la forma de organizarse la RNA que tiene una relación estrecha con el algoritmo de aprendizaje que sirve para el entrenamiento de la red (Caicedo & López, 2017).

2.4 Hipótesis de investigación

2.4.1 Hipótesis general

La aplicación de redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

2.4.2 Hipótesis específicas

- La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.
- La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

2.5 Operacionalización de las variables

2.5.1 Cuadro operacionalización variable: Redes neuronales artificiales

Tabla 1

Operacionalización de la variable redes neuronales artificiales

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ESCALA / INSTRUMENTO
Redes neuronales artificiales	Se estructura en capas compuestas de neuronas artificiales llamadas nodos, pretenden llevar a cabo eventos sincronizados, ordenados y ajustables del sistema nervioso de personas. Resulta conexiones con pesos generan grafos balanceado dirigido, mayor parte en casos (Berzal, 2018)	Envase al tipo de conexión se realizará el entrenamiento a cuyos resultados se aplicará el ajuste de minimización de error propagado, donde el aprendizaje es a través de la clasificación de datos para concluir con un patrón red neuronal artificial.	Conexión	Organización de la red	Porcentual / Software TensorFlow
			Entrenamiento	Minimizar error	
			Aprendizaje	Clasificador de datos	

2.5.2 Cuadro de operacionalización variable: Gestión académica

Tabla 2

Operacionalización de la variable gestión académica

VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ESCALA DE MEDICION / INSTRUMENTO
Gestión académica	Componente importante del desempeño de una institución educativa que busca el cambio constante de la educación en la formación del docente y los estudiantes, respecto a la situación real que se vive y para lograrlo se apoya en la normatividad vigente institucional educativa. (Viveros & Sánchez, 2018)	Para conocer el desempeño de los integrantes de la unidad de análisis de estudio es necesario medir sus indicadores que tienen relación con sus cuatro dimensiones examinadas con sus indicadores adecuados de reducido, estándar y elevado (BRA). La recolección de los datos se hará a través del test tipo Likert: Con sus adecuados niveles 1, 2, 3, 4 y 5, los niveles de "nunca", "casi nunca", "a veces", "casi siempre" y "siempre".	Diseño curricular	Explicación del contenido de estudio Metodología de enseñanza Material didáctico	1. Nunca
			Enseñanza docente	Motivación a los estudiantes Dominio del tema Aplicación del contenido	2. Casi nunca 3. A veces 4. Casi siempre 5. Siempre
			Aprendizaje del estudiante	Evaluación y retroalimentación Estudiante expresa opinión	/ Guía de observación
			Desempeño docente	Ética docente Buen trato al estudiante	
			Innovación científica y tecnológica	Herramientas digitales Adaptación de la enseñanza no presencial Investigación	

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1 Diseño metodológico

3.1.1 Tipo de investigación

Indagación fue aplicada buscó lograr el conocimiento a través de una solución práctica del problema de estudio, es decir, poder identificar las causas que dieron origen al problema de investigación para en adelante transformarlo, reconstruirlo o simplemente suprimirlo (Risco, 2020).

3.1.2 Nivel de investigación

Nuestro estudio fue explicativo buscó respuesta del motivo que provoco ciertos hechos, teniendo en cuenta las condiciones que estas presentan (Hernández y Mendoza, 2018). Es decir, a través de la prueba de hipótesis se pudo lograr conocer las causas y efectos de la investigación siendo los resultados y conclusiones considerado como un alto grado del conocimiento (Arias, 2012).

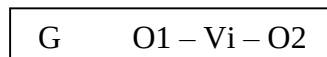
3.1.3 Diseño

Según Hernández y Mendoza (2018) que mencionan a Creswell (2013a) y Reichardt (2004) quienes señalan, cuando en una investigación se procede a explicar el posible efecto o efectos de los participantes que han sido sometidos a una prueba con respecto a quienes no han participado, a esto se le llama experimento o estudio de intervención.

Consideración en el diseño cuasi experimental, longitudinal aplicó previamente una prueba inicial a un grupo de la muestra de la unidad de análisis, para luego de utilizar la variable independiente proceder a aplicar una prueba posterior al tratamiento, esta acción nos permitió realizar una comparación de los resultados

teniendo como referencia la prueba del grupo inicial de la variable dependiente (Hernández y Mendoza, 2018).

Diagrama:



G: Grupo de participantes

O1: Prueba previa al estímulo

Vi: Variable independiente (estímulo)

O2: Prueba posterior al estímulo

3.1.4 Enfoque

El estudio era de naturaleza cuantitativa, formulación con valores numéricos enteros a través de un indicador (Arias, 2012).

3.2 Población y muestra

3.2.1 Población

Delimitado, agrupación individuos que tienen mismas particularidades, que se encuentran en un mismo lugar y en un determinado tiempo, Hernández, Fernández y Baptista (2014) mencionan a Lepkowski, (2008b) quien señala que son todos los casos que tienen en común los mismos rasgos o propiedades.

Es decir, se buscó determinar con exactitud las especificaciones propias de la población que coincida con la entidad analizada.

Tabla 3 muestra población disgregada docentes que tiene asignado cursos EP. Ingeniería Informática - UNJFSC – Semestre 2022-1 desarrollado de setiembre a diciembre del 2022.

Tabla 3

Cuadro de distribución de docentes que tienen asignado cursos en la Escuela Profesional de Ingeniería Informática

Nº	Condición del docente	Número de docentes
1	Nombrados del Departamento ISIE -FIISI	17
2	Contratados del Departamento ISIE - FIISI	07
3	Interfacultativo (Varios departamentos)	27
Total		51

3.2.2 Muestra

Es considerado como un segmento representativo de la población en estudio que cuentan con las mismas especificaciones del cual se recogerán datos, para ello se deberá delimitar con exactitud la cantidad de participantes o sujetos. Los resultados que se logren de la muestra servirán para que el investigador pueda generalizar en la población de estudio (Hernández et al., 2014).

También, los autores indicaron la participación de la población gozan de las mismas opciones de ser elegidos en las pruebas probabilísticas de forma aleatoria, teniendo en cuenta sus especificaciones comunes.

Por lo tanto, para el presente estudio se consideró una muestra probabilística, donde se buscó una estimación con mayor exactitud que pueda semejarse a la población, para ello se tuvo en cuenta minimizar el error estándar a través de la medición del error que presenta nuestra predicción (Hernández et al., 2014).

La población completa fue tomada en cuenta para establecer el tamaño de la prueba por ser una muestra finita. Es decir, a los 51 docentes que tienen asignado cursos EP

Ingeniería Informática - FIISI se le aplicó la guía de observación diseñada por el investigador.

3.3 Técnicas de recolección de datos

3.3.1 Técnicas

En el examen tuvimos en cuenta observación y encuesta donde se obtuvo los datos, esto fue en dos momentos uno relacionado con el pre test y otra con el post test, para luego realizar la comparación de los resultados que tienen relación con las variables de estudio.

- **La observación:** Se hizo uso de la observación no estructurada, para ello se usó nuestro órgano ocular es decir nuestra vista para la observación, para luego recabar datos e información tal como ocurren los hechos, situaciones o fenómenos que puedan suceder durante el tiempo que dure la investigación.

A través del sentido de la vista la persona puede percibir desde una posición o ubicación los fenómenos, sucesos o hechos relacionados con la naturaleza o su entorno que lo rodea, de igual forma esta descripción es usada para los propósitos de una indagación (Arias, 2012).

- **Encuesta:** Empleamos la prueba para reunir los resultados, alineando el esquema planteado en esta investigación. Según Arias (2012) revela que es útil para reunir datos de una serie de personas con rasgos o cualidades parecidas con el fin de comprender acerca de ellos sobre un asunto particular.

3.3.2 Instrumentos

Viene a ser un elemento que ayuda a organizar adecuadamente los datos luego de haberse aplicado al participante que es parte de la unidad de análisis del estudio de investigación, esta aplicación puede darse en papel o de forma digital. Es decir, el

investigador busco obtener una información verdadera de la realidad con respecto a los modelos teóricos existentes y a la vez poder realizar una medición adecuada de las variables planteadas.

Guía de observación: Se utilizó para que el investigador realice la redacción de los ítems que devienen de los indicadores de forma afirmativa, para esto se tendrá en cuenta lo siguiente:

- Las características de la observación donde uno de sus componentes es la observación natural donde el investigador actúa como un espectador de la situación.
- El papel del observador donde el investigador no tiene injerencia alguna solo se limita a recabar los datos de esta manera evita tergiversar la información.

Finalmente, podemos mencionar que el investigador empleó guía de monitoreo para recopilar los resultados más relevantes (Santamaria, 2006).

Veracidad y confiabilidad de herramienta

Consideramos factores de investigación.

- ***Validación de herramienta***

Se buscó asegurar que el cuestionario elaborado por el investigador sirva para obtener información real de las variables, es decir que el instrumento genere un resultado óptimo de la variable que se intenta medir en base a diferentes evidencias de validez como son: Constructo, criterio y contenido (Hernández et al., 2010).

Para nuestro estudio, la valoración fue realizada mediante del juicio de calificados, contribución y criterio de cuatro educadores especializados

universitarios con grado de doctor quienes calcularon la conformidad de los componentes de los instrumentos a través de las muestras.

- ***Confiabilidad del instrumento***

Para nuestro estudio de investigación al aplicarse el cuestionario varias veces al participante, el resultado se mantiene (Hernández et al., 2010).

Se realizó la prueba piloto con 20 participantes a quienes se aplicó la guía de observación elaborado por el investigador que sirvió para medir los indicadores de la variable “Gestión Académica” que contienen 25 interrogantes, labor se llevó a cabo previo a usar la herramienta en muestra elegida. Para calcular la fiabilidad en relación a la consistencia fundamental del rango, se utiliza el coeficiente Alfa de Cronbach.

Tras establecer cuestionario se procedió a verificar y evaluar los resultados, que sirvieron para fijar definitivamente el contenido de los ítems y alternativas propuestos, quedando listo para su reproducción y aplicación a la unidad muestral.

3.4 Técnicas para el procesamiento de la información

Habiendo organización registros estadísticos de indagación se realizó mediante programa SPSS ver. 26 español, se lograron los hallazgos del estudio a través de su implementación. Contratación de hipótesis se consideró la variable dependiente es cualitativa y la encuesta contiene alternativas ordinales, considerando que se realizó un pretest y un posttest. Con la variable independiente se procedió a realizar el tratamiento para luego realizar el posttest y con el resultado se hizo la comparación con el pretest cuyo resultado sirvió para la contratación de hipótesis haciendo uso de la prueba estadística T Student.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

4.1 Análisis de resultados

Tras haber ejecutado diferentes actividades como parte de la investigación mostramos resultados estadísticos acerca de la variable independiente gestión académica contenido recolectado del cuestionario guía observación realizado a catedráticos que dictan diferentes materias en la escuela profesional de Ingeniería Informática - UNJFSC.

Para hacer evaluaciones, se empleó la aplicación SPSS de la variable gestión académica con el pretest:

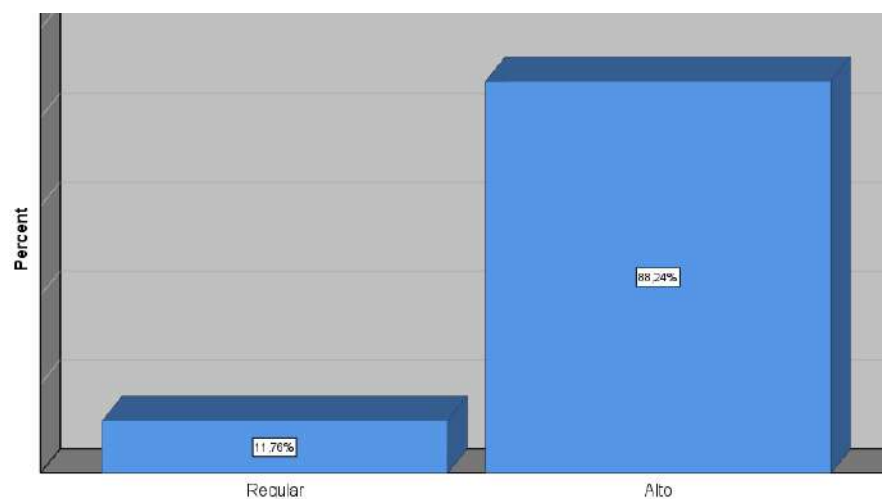
Tabla 4

Variable gestión académica pretest (Bajo, regular y alto)

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Regular	6	11,8	11,8	11,8
	Alto	45	88,2	88,2	100,0
	Total	51	100,0	100,0	

Figura 11

Porcentaje de la variable gestión académica en tres niveles (pretest)



Evaluar logros:

De Figura 11, tabla 4 el examen pretest del factor gestión académica donde 88.24% forma parte a la magnitud de valoración de alto, mientras que el 11.76% forma parte a la magnitud de valoración de regular.

Este descubrimiento revela que se cuenta con una aprobación total del 100% y nos enseña cómo se comportó el colectivo al que se le puso el test.

Después se llevó a cabo la evaluación estadística del factor gestión académica con posttest:

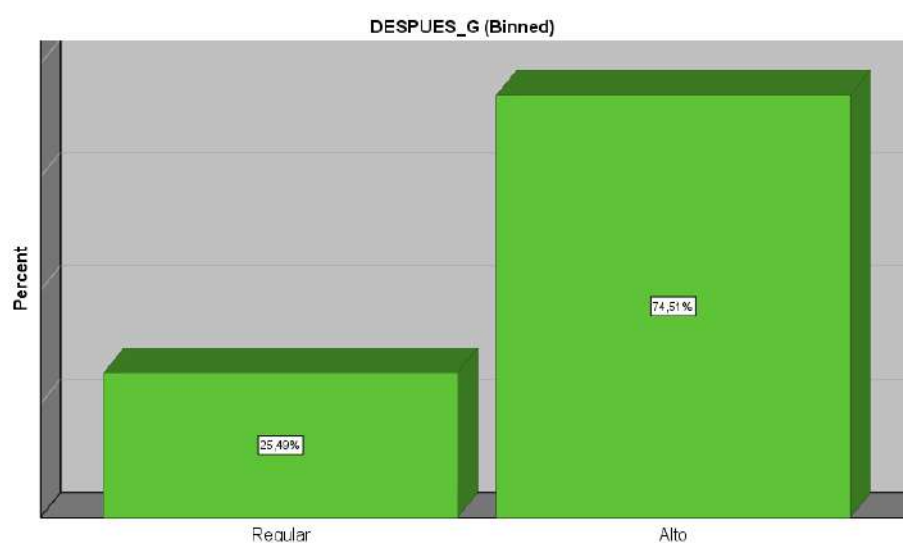
Tabla 5

Variable gestión académica pretest (Bajo, regular y alto)

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Regular	13	25,5	25,5	25,5
	Alto	28	74,5	74,5	100,0
	Total	51	100,0	100,0	

Figura 12

Porcentaje de la variable gestión académica en tres niveles (posttest)



Evaluar logros:

De Figura 12, tabla 5 el examen posttest del factor gestión académica donde 74.5% forma parte a la magnitud de valoración de alto, mientras que el 25.5% forma parte a la magnitud de valoración de regular.

Este descubrimiento revela que se cuenta con una aprobación total del 100% y nos enseña cómo se comportó el colectivo al que se le puso el test.

Después, se llevó a cabo la evaluación estadística llamada tabla cruzada del factor gestión académica del pretest y posttest:

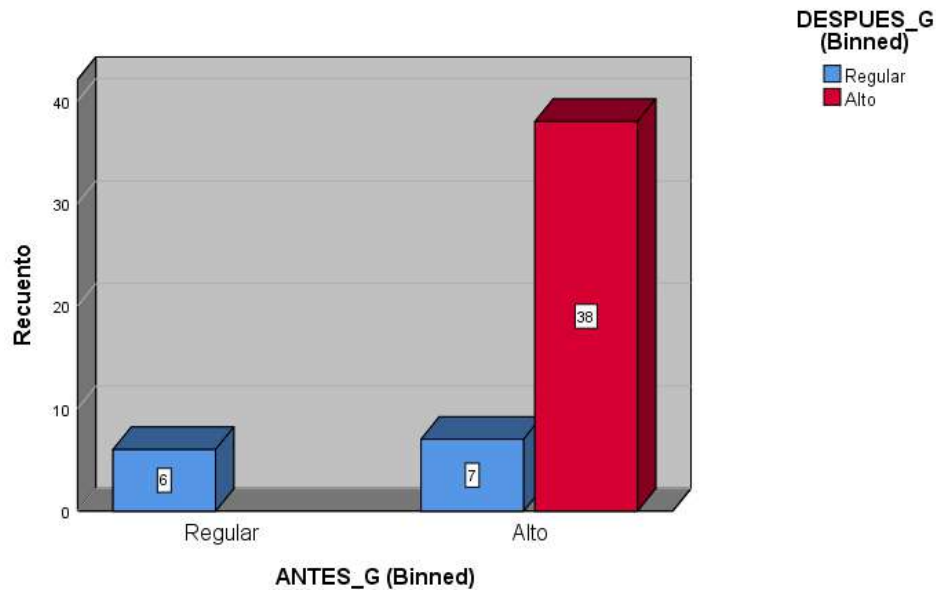
Tabla 6

Descripción de tabla cruzada ANTES_G y DESPUES_G DE gestión académica

			DESPUES_G		Total
			Regular	Alto	
ANTES_G	Regular	Recuento	6	0	6
		% dentro de ANTES_G (Binned)	100,0%	0,0%	100,0%
		% dentro de DESPUES_G (Binned)	46,2%	0,0%	11,8%
		% del total	11,8%	0,0%	11,8%
	Alto	Recuento	7	38	45
		% dentro de ANTES_G (Binned)	15,6%	84,4%	100,0%
		% dentro de DESPUES_G (Binned)	53,8%	100,0%	88,2%
		% del total	13,7%	74,5%	88,2%
	Total	Recuento	13	38	51
		% dentro de ANTES_G (Binned)	25,5%	74,5%	100,0%
		% dentro de DESPUES_G (Binned)	100,0%	100,0%	100,0%
		% del total	25,5%	74,5%	100,0%

Figura 13

Representación cruzada de la variable GA



Evaluar logros:

Figura 13, tabla 6 la gestión académica respecto al pretest y postest, se perciben similitudes en los niveles de valor de las dos pruebas donde 13 participantes coinciden con la escala valorativa de regular con un 25.5% y 38 participantes coinciden con el nivel de evaluación alto con 74.5%, Estos resultados apuntan a un aspecto favorable sobre el estudio actual.

4.2 Contrastación de hipótesis

Prueba de normalidad

- Hipótesis nula:

H0: “Las puntuaciones de la variable gestión académica no tienen una distribución distinta a la normal” (se distribuyen en forma normal).

- Hipótesis alterna:

H1: “Las puntuaciones de la variable gestión académica laboral tienen una distribución distinta a la normal” (no se distribuyen en forma normal).

- Nivel de significancia: $\alpha = 5\% = .05$
- Estadístico de prueba: Prueba de “Kolmogorov-Smirnov”

Tabla 7

Prueba de normalidad variable gestión académica (GA)

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
ANTES_G	.116	51	.086	.930	51	.005
DESPUES_G	.110	51	.175	.945	51	.019

Interpretación de resultados:

Tabla 7 evaluar normalidad, en el caso exista sobre 50 personas encuestadas, se utiliza la evaluación estadística "Kolmogorov-Smirnov", $p = \text{Sig} > 0,05$ Hipótesis alterna es desestimado y la hipótesis nula es admitida. Las valoraciones del factor gestión académica se reparten normalmente; por lo tanto, se opta por el estadígrafo paramétrico prueba estadística t student.

Contrastación de hipótesis

Viene hacer un proceso donde se comparó los resultados de la muestra con las predicciones de la hipótesis nula para decidir si se la acepta o se la rechaza.

Hipótesis general

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H0**):

H0: La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**H_a**):

H_a: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la hipótesis general utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest factor gestión académica.

Tabla 8

Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis general

Prueba de muestras emparejadas									
Diferencias emparejadas									
95% de intervalo de									
confianza de la diferencia									
		Desv.	Desv. Error					Sig.	
		Media	Desviación	promedio	Inferior	Superior	t	gl	(bilateral)
Par 1	ANTES_G -DESPUES_G	5,412	4,138	,580	4,248	6,576	9,339	50	,000

Evaluar logros:

Tabla 8 visualizamos el valor de significancia $p = \text{Sig.} = 0.000 < 0.05$, este resultado indica que se cuenta con la prueba precisa para confirmar H_a.

Si el valor critico de dos colas es $T_{\text{crit}} = 2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{\text{obs}} = 9,339$ (t valor de la tabla 8).

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir:
 $T_{obs} > T_{crit}$ al reemplazar los valores sería: $T_{obs} = 9,339 > 2,009$ del T_{crit} .

Por lo tanto, para:

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022

Hipótesis específicas:

Primera hipótesis específica

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H_0**):

H_0 : La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**H_a**):

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.
- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la primera hipótesis específica utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest de la dimensión diseño curricular de la variable gestión académica.

Tabla 9

Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis específica1

Prueba de muestras emparejadas									
Diferencias emparejadas									
95% de intervalo de									
Desv. Desv. Error <u>confianza de la diferencia</u> Sig.									
Media Desviación promedio Inferior Superior t gl (bilateral)									
Par 1	ANTES_DC -	,765	1,088	,152	,459	1,071	5,020	50	,000
	DESPUES_DC								

Evaluar logros:

Tabla 9 el valor $p=0.000<0.05$, este resultado indica que hay apropiadas pruebas para admitir H_a .

Si el valor critico de dos colas es $T_{crit}=2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{obs}=5,020$ (t valor de la tabla 9)

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir:

$T_{obs}>T_{crit}$ al reemplazar los valores seria: $T_{obs}=5,020>2,009$ del T_{crit} .

Por lo tanto, para:

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Segunda hipótesis específica

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H₀**):

H₀: La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**H_a**):

H_a: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.
- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la segunda hipótesis específica utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest de la dimensión enseñanza docente de la variable gestión académica.

Tabla 10*Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis específica2*

Prueba de muestras emparejadas								
Diferencias emparejadas								
95% de intervalo de								
confianza de la diferencia								
	Media	Desv.	Desv. Error	Inferior	Superior	t	gl	Sig.
		Desviación	promedio					(bilateral)
Par 1 ANTES_ED - DESPUES_ED	,686	1,140	,160	,366	1,007	4,299	50	,000

Evaluar logros:

Tabla 10 el valor $p=0.000 < 0.05$, este resultado indica que hay apropiadas pruebas para admitir H_a .

Si el valor critico de dos colas es $T_{crit}=2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{obs}=4,299$ (t valor de la tabla 10)

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir: $T_{obs} > T_{crit}$ al reemplazar los valores seria: $T_{obs}= 4,299 > 2,009$ del T_{crit} .

Por lo tanto, para:

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Tercera hipótesis específica

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H0**):

H_0 : La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**Ha**):

Ha: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.
- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la tercera hipótesis específica utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest de la dimensión aprendizaje del estudiante del factor gestión académica.

Tabla 11

Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis específica3

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas							
		95% de intervalo de							
		confianza de la diferencia							
		Media	Desv.	Desv. Error			t	gl	Sig.
			Desviación	promedio	Inferior	Superior			(bilateral)
Par 1	ANTES_AE - DESPUES_AE	,902	1,025	,143	,614	1,190	6,285	50	,000

Evaluar logros:

Tabla 11 el valor $p=0.000<0.05$, este resultado indica que hay apropiadas pruebas para admitir Ha.

Si el valor critico de dos colas es $T_{crit}=2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{obs}=6,285$ (t valor de la tabla 11)

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir:

$T_{obs} > T_{crit}$ al reemplazar los valores seria: $T_{obs}= 6,285 > 2,009$ del T_{crit} .

8Por lo tanto, para:

Ha: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Cuarta hipótesis específica

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H0**):

H0: La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**Ha**):

Ha: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la cuarta hipótesis específica utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest de la dimensión desempeño docente de la variable gestión académica.

Tabla 12

Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis específica4

Prueba de muestras emparejadas								
Diferencias emparejadas								
95% de intervalo de								
confianza de la diferencia								
	Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	Inferior	Superior	t	gl	Sig. (bilateral)
Par 1 ANTES_DD - DESPUES_DD	,667	1,211	,170	,326	1,007	3,931	50	,000

Evaluar logros:

Tabla 12 el valor $p=0.000<0.05$, este resultado indica que hay apropiadas pruebas para admitir H_a .

Si el valor crítico de dos colas es $T_{crit}=2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{obs}=3,931$ (t valor de la tabla 12)

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir:

$T_{obs}>T_{crit}$ al reemplazar los valores sería: $T_{obs}= 3,931>2,009$ del T_{crit} .

Por lo tanto, para:

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Quinta hipótesis específica

Formulación de Hipótesis estadística

Hipótesis nula (**H₀**):

H₀: La aplicación de las redes neuronales artificiales no optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Hipótesis alterna (**H_a**):

H_a: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

Regla:

- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p > .05$ la “hipótesis nula” es aceptado, la “hipótesis alterna” es rechazado.
- Si el valor $p = \text{Sig.}$ y $p < .05$ la “hipótesis nula” es rechazado, la “hipótesis alterna” es aceptado.

Estadísticos de la prueba de hipótesis:

Contrastar la quinta hipótesis específica utilizamos estadística t student los resultados del cuestionario de la prueba inicial denominado pretest y la segunda prueba denominado posttest de la dimensión innovación científica de la variable gestión académica.

Tabla 13*Resultados de la prueba T – Student de la hipótesis específica5*

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas							
		95% de intervalo de							
		Desv.	Desv. Error	confianza de la diferencia		t	gl	Sig.	
		Media	Desviación	promedio	Inferior	Superior		(bilateral)	
Par 1	ANTES_ICT - DESPUES ICT	2,392	1,866	,261	1,867	2,917	9,154	50	,000

Evaluar logros:

Tabla 13 el valor $p=0.000 < 0.05$, este resultado indica que hay apropiadas pruebas para admitir H_a .

Si el valor critico de dos colas es $T_{crit}=2,009$ para grados de libertad 50 y $T_{obs}=9,154$ (t valor de la tabla 13)

Para que la estrategia sea eficaz y se acepte la hipótesis alterna se debe cumplir:

$T_{obs} > T_{crit}$ al reemplazar los valores seria: $T_{obs}= 9,154 > 2,009$ del T_{crit} .

Por lo tanto, para:

H_a : La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

CAPÍTULO V

DISCUSIÓN

5.1 Discusión de resultados

Finalizado la recopilación de resultados, se efectuó la interpretación de estos y se obtuvo información según las metas trazadas.

La información obtenida, analizada dieron la conveniencia debatir los descubrimientos alcanzados contrastando efectos logrados de varios científicos considerados como antecedentes internacionales y nacionales de la presente investigación.

Iniciamos con “hipótesis general” posterior aplicación del ensayo estadístico T de Student para dos muestras relacionadas se afirmó la hipótesis propuesta:

Emplear redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica EP. Ingeniería Informática Facultad Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022, que coincide con Ríos (2017) quien logro generar un modelo denominado Spiking Convolutional Neural Network (SCNN) que se traduce como Red Neuronal Convolutacional de Impulso que sirvió para obtener un sistema cognitivo neuro-inspirado, los resultados obtenidos de la fusión del sistema multisensorial que se logró a través de las técnicas cognitivas, es semejante a lo que sucede en la biología, con el cual permitió el desarrollo de sistemas críticos. Por otro lado, Garrosa (2019) si bien es cierto que su investigación difiere del ámbito educativo, pero logro resultados positivos utilizando las redes neuronales artificiales a un sistema de frenos de un vehículo de automóvil donde se estima los parámetros de frenada y la clasificación de los distintos estilos de conducción. Asimismo, Hernández (2021) planteo las Redes Neuronales Artificiales (RNA) aplicados a la tecnología denominado Espectroscopia del Infrarrojo Cercano (NIRS) logro resultados positivos al generar una herramienta de predicción y

clasificación donde se resalte los rasgos de los alimentos de Marcas de Calidad, aunque la investigación en mención no es del ámbito educativo se resalta la aplicación del algoritmo inteligente porque permitió obtener la clasificación y resultados elementos basados en diferentes parámetros de calidad que se logra a través del pronóstico de parámetros sensoriales. En ámbito nacional podemos mencionar Aguilar (2019) quien logra resultados positivos al realizar la comparación entre el método multivariado PCA (Análisis de Componentes Principales) y procedimiento tradicional, cuyos métodos fueron usados en ejecución de una red neuronal Backpropagation juntamente con algoritmo gradiente descendente para minimizar los errores, señalando que el PCA es útil en espacios altamente dimensionados debido que el rendimiento de aprendizaje del PCA es mayor que el modelo clásico de igual forma sucede para las imágenes de un canal mientras para las imágenes de 3 canales el rendimiento de aprendizaje no supera al modelo clásico probablemente por el sobre entrenamiento o aprendizaje del ruido al cual se denomina overfitting, del cual el autor recomienda que esta técnica se debería incluir en todos los modelos. Por otro lado, Ríos (2020) logra resultados positivos al comprobar la relación de la gestión académica con un sistema de memoria organizacional que sirva como factor de competitividad, donde afirma vínculo del 64.9% de los factores de investigación, considerando que en la organización el factor de competitividad se pueda alcanzar en algún momento, haciendo que la gestión académica sea eficaz y eficiente. Asimismo, Incio (2021) logra resultados positivos al implementar patrón basado en Red Neuronal Artificial (RNA) aplicado a estudiantes de Matemática I de la Universidad Nacional Intercultural F. Salazar Leguía-Bagua que luego de ser aplicados a 20 estudiantes los resultados de predicción fueron favorables del cual indica el investigador que, inteligencia artificial apoya solucionando problemas de instrucción y preparación. Por otro lado, desde la investigación la gestión académica tenemos

Llanos (2021) donde sus resultados estaban relacionados con el fortalecimiento la gestión académica a través de un marco de trabajo en equipo y liderazgo Escuela de Educación de la Universidad Nacional P. Ruiz Gallo, que luego de evaluar la variable dependiente gestión académica fue de 72.42% que significa el logro de un nivel de aceptabilidad, mientras la variable. Asimismo, Almeyda (2022) si bien es cierto que no está aplicado la investigación al ámbito educativo se toma en cuenta por la tecnología utilizada como es el modelo para pronóstico a través del algoritmo Machine Learning logra las secuencia temporal que sirvió pronosticar la demanda de la organización Bananera del Perú a escala global, Para el entrenamiento y evaluación del desempeño utilizo el aprendizaje donde la red neuronal recurrente muestra proceso de entrenamiento actualizado en relación con el aprendizaje temporal, logro mejorar estacionalidad de serie temporal respecto a RNN2, LSTM y GRU, y también logro el mejor fit respecto otros diseños de red neuronal: MLP, LSTM y GRU.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones

Presentamos respuestas, responden a objetivos planteados:

- Hipótesis general la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student:

Si: $T_{obs} = 9,339$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $9,339 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Primera hipótesis específica la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student: Si: $T_{obs} = 5,020$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $5,020 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Para segunda hipótesis específica la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student:

Si: $T_{obs} = 4,299$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $4,299 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Para tercera hipótesis específica la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student:

Si: $T_{obs} = 6,285$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $6,285 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Para cuarta hipótesis específica la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student:

Si: $T_{obs} = 3,931$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $3,931 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

- Para quinta hipótesis específica la estrategia fue eficaz, luego de aplicar la prueba de t-student:

Si: $T_{obs} = 9,154$ y $T_{crit} = 2,009$

Donde: $T_{obs} > T_{crit}$ para $p = Sig = 0.000 < 0.05$ para grados de libertad 50

Entonces reemplazamos valores:

$T_{obs} > T_{crit}$ corresponde $9,154 > 2,009$

Hipótesis alterna se acepta: La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.

6.2 Recomendaciones

- Es necesario que los funcionarios de la facultad promuevan acciones acerca del uso de inteligencia artificial que brinden soporte a la gestión educativa.
- Los integrantes escuela profesional Ingeniería Informática que velan por la mejora educativa de sus estudiantes al momento de diseñar la curricula de estudio deberán considerar herramientas tecnológicas inteligentes para lograr contenidos sofisticados acorde a nuestros tiempos modernos.
- Importante difundir una cultura o saber basado en inteligencia artificial con la finalidad de minimizar la brecha digital.
- Es necesario lograr el equilibrio entre la enseñanza tradicional y el uso de las tecnologías inteligentes donde se busca que el estudiante saque el mayor provecho para su aprendizaje.
- Los docentes deberán utilizar herramientas tecnológicas inteligentes que le ayuden a generar materiales con información actualizada, de igual forma le sirva de apoyo en sus actividades administrativas haciendo que mejore su desempeño.
- Una acción inmediata seria organizar capacitaciones a los miembros de la FIISI sobre el uso de tecnologías inteligentes que servirá para mejorar las actividades académicas y administrativas.

REFERENCIAS

7.1 Fuentes documentales

- Aguilar, L. (2019). *Análisis comparativo en la implementación de la Red Neuronal Backpropagation usando el método de componente principales y el método clásico*. (Tesis doctoral). Universidad Nacional de Piura, Perú.
- Almeyda, E. (2022). *Pronóstico de la demanda internacional del banano orgánico de Perú usando algoritmos de Machine Learning*. (Tesis doctoral). Universidad de Piura, Perú.
- Garrosa, M. (2019). *Sistema experto de frenada de un vehículo automóvil basado en Redes Neuronales Artificiales*. (Tesis doctoral). Universidad Carlos III de Madrid, España.
- Gómez, L., & Valdés, M. (2019). La evaluación del desempeño docente en la educación superior. *Revista de Psicología Educativa "Propósitos y representaciones" - Universidad San Ignacio de Loyola - Perú*, 7(2), 479 - 515.
- Hernández, P. (2021). *Redes neuronales artificiales aplicadas a la predicción de parámetros en alimentos acogidos a marcas de calidad*. (Tesis doctoral). Universidad de Salamanca, España.
- Incio, F. (2021). *Modelo basado en redes neuronales para proyectar el rendimiento académico del curso Matemática I de los estudiantes de la UNIFSLB Bagua*. (Tesis doctoral). Universidad César Vallejo, Perú.
- Llanos, E. (2021). *Modelo de liderazgo y trabajo en equipo para fortalecer la gestión académica de la Escuela Profesional de Educación FACHSE – UNPRG*. (Tesis doctoral). Universidad César Vallejo, Perú.
- Medina, I. (2020). *Modelo de Gestión Académica y Administrativa para mejorar el servicio educativo en el Programa de Estudio de Administración de Empresas del I.E.S.T.P. "Manuel Yarlequé Espinoza" de Catacaos – Piura 2020*. (Tesis doctoral). Universidad César Vallejo, Perú.

Ríos, J. (2017). *Evaluación y análisis de una aproximación a la fusión sensorial neuronal mediante el uso de sensores pulsantes de visión / audio y redes neuronales de convolución*. (Tesis doctoral). Universidad de Sevilla, España.

7.2 Fuentes bibliográficas

Álvarez, L. (1994). *Fundamentos de inteligencia artificial*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=UfccXvwzIOUC&pg=PA87&dq=fundamentos+filos%C3%B3ficos+de+la+mente+y+la+inteligencia+artificial&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwij2qzp3JD9AhUrD7kGHTqXB1MQ6AF6BAgFEAI#v=onepage&q=fundamentos%20filos%C3%B3ficos%20de%20la%20mente%20y>

Álvarez, M., & Jurado, C. (2018). *MF1028_3: Didáctica de la educación infantil*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=PVIpEAAAQBAJ&pg=PT181&dq=teoria+conexionista+inteligencia+artificial&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwiL273a14j9AhUJD7kGHYPEDs8Q6AF6BAgNEAI#v=onepage&q=teoria%20conexionista%20inteligencia%20artificial&f=false>

Berzal, F. (2018). *Redes neuronales & Deep learning* (Independiente ed.). España.

Bobadilla, J. (2020). *Machine Learning y Deep Learning*. Obtenido de https://books.google.com.pe/books?id=iAAyEAAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=machine+learning&hl=es&sa=X&redir_esc=y#v=onepage&q=machine%20learning&f=false

Caicedo, E., & López, J. (2017). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales* (Primera ed.). Cali, Colombia: Universidad del Valle. doi:10.25100/peu.64

Cerrolaza, M., & Annicchiarico, W. (1996). *Algoritmos de optimización estructural basados en simulación genética*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=5i0YutAAsaAC&pg=PA46&dq=algoritmo+genetico&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwj3xKX286z8AhVMBrkGHRRNAKgQ6AF6BAgGEAI#v=onepage&q=algoritmo%20genetico&f=false>

Meza, J. (2012). *Diseño y desarrollo curricular* (Primera ed.). México: Red Tercer Milenio S.C.

- Núñez, C. (2012). *Alan Turing Pionero de la era de la información*. Obtenido de https://books.google.com.pe/books?id=CSpZAgAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=alan+turing&hl=es&sa=X&redir_esc=y#v=onepage&q=alan%20turing&f=false
- Pajares, G., & De La Cruz, J. (2011). *Aprendizaje automático*. Obtenido de https://books.google.com.pe/books?id=Wo5dEAAAQBAJ&pg=PA107&dq=aprendizaje+de+Hebb&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwiK66Tw_6b8AhWqFLkGHclcAe4Q6AF6BAGIEAI#v=onepage&q&f=false
- Peréz, I., & Betzabeth, L. (2007). *Lógica difusa para principiantes teoría y práctica*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=iCiiyyCFZuIC&pg=PA99&dq=logica+difusa&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwjXktve5az8AhU4rZUCHcz2CoIQ6AF6BAGDEAI#v=onepage&q=logica%20difusa&f=false>
- Prieto, R., & Padrón-Godinez, A. (2000). El modelo neuronal de McCulloch y Pitts. *Conference: XV CONGRESO NACIONAL DE INSTRUMENTACIÓN*. Guadalajara, México.
- Restrepo, D., Vilorio, J., & Robles, C. (2021). *El camino a las redes neuronales artificiales*. Recuperado el 19 de diciembre de 2022, de https://books.google.com.pe/books?id=hTSDEAAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=REDES+NEURONALES+ARTIFICIALES&hl=es&sa=X&redir_esc=y#v=onepage&q=REDES%20NEURONALES%20ARTIFICIALES&f=false
- Valbuena, R. (2021). *Inteligencia Artificial*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=SoMTEAAAQBAJ&pg=PA53&dq=fundamentos+filosoficos+de+la+inteligencia+artificial&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwjCi7Tkof9AhU8IbkGHZ3YAE8Q6AF6BAGEEAI#v=onepage&q=fundamentos%20filosoficos%20de%20la%20inteligencia%20artificial&f=false>
- Viñuela, P., & Galván, I. (2004). *Redes neuronales artificiales un enfoque práctico*. Madrid, España: Pearson Prendice Hall.

Viveros, S., & Sánchez, L. (2018). LA GESTIÓN ACADÉMICA DEL MODELO PEDAGÓGICO SOCIOCRÍTICO EN LA INSTITUCIÓN EDUCATIVA: ROL DEL DOCENTE. *Revista Científica de la Universidad de Cienfuegos*, 10(5), 424 - 433.

Vorobioff, J., Cerrotta, S., Morel, N., & Amadio, A. (2022). *Inteligencia artificial y redes neuronales* (Primera ed.). (F. Cejas, Ed.) Argentina: edUTecNe.

Zerpa, L. (2001). *Fundamentos lógicos de las redes neuronales artificiales*. Obtenido <https://books.google.com.pe/books?id=UXoVHjvCkC&pg=PA11&dq=fundamentos+filos%C3%B3ficos+del+conexionismo+de+la+inteligencia+artificial&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwj11ciYtY79AhVvILkGHYNvDYEQ6AF6BAgFEAI#v=onepage&q=fundamentos%20filos%C3%B3ficos%20del%20conexionismo>

7.3 Fuentes hemerográficas

Guzmán, M. (2011). Políticas de innovación científica y tecnológica en América Latina. *Revista Centro de Estudios en Administración Pública de la Facultad de Ciencias Políticas y Sociales Universidad Nacional Autónoma de México* (7), 1 - 11.

Martínez-Chairez, G., Guevara-Araiza, A., & Valles-Ornelas, M. (2016). EL DESEMPEÑO DOCENTE Y LA CALIDAD EDUCATIVA. *Revista RA XIMHAI - México*, 12(6), 123 - 134.

Mendoza, M., & Rodríguez, M. (2020). Aprendizaje centrado en el estudiante desde la planificación en investigación. *Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología Universidad Nacional Experimental Francisco de Miranda, Venezuela*, 6(10).

Molina-García, P., & García-Farfán, I. (2019). El proceso de enseñanza-aprendizaje en la Educación Superior. *Revista científica "Dominio de las Ciencias" - Ecuador*, 5(1), 394 - 413.

7.4 Fuentes electrónicas

- Álvarez, G., & Gonzáles, C. (2022). *Apropiación de TIC en docentes de la educación superior: Una mirada desde los contenidos digitales*. Recuperado el 2023, de <http://www.scielo.org.ar/pdf/praxis/v26n1/2313-934X-praxis-26-1-0077.pdf>
- Angélica, L. (2014). *Sentidos didácticos en el ejercicio docente: incidencia e impacto en el rendimiento académico de estudiantes preuniversitarios*. Recuperado el 2013, de <http://www.scielo.org.co/pdf/sph/v10n1/v10n1a10.pdf>
- Barbón, O., & Fernández, J. (2017). *Rol de la gestión educativa estratégica en la gestión del conocimiento, la ciencia, la tecnología y la innovación en la educación superior*. Recuperado el 24 de 02 de 2023, de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1575181317300013>
- Bazurto, H., & Higuera, D. (2021). *Concepciones de la ética en docentes universitarios y su influencia en la educación superior*. Recuperado el 2023, de <http://www.scielo.org.co/pdf/apl/v39n3/2145-4515-apl-39-03-e208.pdf>
- Cotrado, B., Burgos, M., Beltrán, P., & Castro, A. (2023). *Análisis didáctico de materiales curriculares por futuros profesores*. Recuperado el 2023, de <https://www.scielo.br/j/cp/a/Mv9Pbfm6hdjxLm7C9dtFgLC/?format=pdf&lang=es>
- Duque, M., & Acero, E. (2022). *Herramientas educativas como apoyo en la enseñanza*. Recuperado el 2023, de <http://scielo.sld.cu/pdf/men/v20n4/1815-7696-men-20-04-1099.pdf>
- Evelyn, C., & Salas, S. (2019). *Referentes curriculares para la toma de decisiones en materia de planes de estudio de educación superior*. Recuperado el 2023, de <https://www.scielo.sa.cr/pdf/ree/v23n3/1409-4258-ree-23-03-130.pdf>
- Gómez, L., & Valdés, M. (2019). La evaluación del desempeño docente en la educación superior. *Revista de Psicología Educativa "Propósitos y representaciones" - Universidad San Ignacio de Loyola - Perú*, 7(2), 479 - 515.

- Llanos, E. (2021). *Modelo de liderazgo y trabajo en equipo para fortalecer la gestión académica de la Escuela Profesional de Educación FACHSE – UNPRG*. (Tesis doctoral). Universidad César Vallejo, Perú.
- Macías, F., Vásquez, C., Fajardo, L., & Espinoza, R. (2023). *Evaluación de la propuesta de un centro de investigación educativa para mejorar los procesos de enseñanza y aprendizaje en las universidades ecuatorianas de la zona 5*. Recuperado el 2023, de <http://scielo.senescyt.gob.ec/pdf/rcuisrael/v10n2/2631-2786-rcuisrael-10-02-00155.pdf>
- Meza, J. (2012). *Diseño y desarrollo curricular* (Primera ed.). México: Red Tercer Milenio S.C.
- Rubio, A., & Meneses, A. (2021). *Diferencias en el dominio de la organización discursiva y en el uso de recursos léxico - gramaticales en explicaciones científicas producidas por estudiantes de 4° básico*. Recuperado el 2023, de <https://www.scielo.cl/pdf/signos/v54n106/0718-0934-signos-54-106-438.pdf>
- Sain, Z. H., Sain, S. H., & Serban, R. (2024). Implementing Artificial Intelligence in Educational Management Systems: A Comprehensive Study of Opportunities and challenges. *Asian Journal of Managerial Science*, 13(1), 23–31. <https://doi.org/10.70112/ajms-2024.13.1.4235>
- Santamaria, M. (2006). ¿Cómo evaluar aprendizajes en el aula? Recuperado en agosto del 2023, de https://www.google.com.pe/books/edition/c%C3%B3mo_Evaluar_Aprendizajes_en_El_Aula/xxmjxheNd_IC?hl=es&gbpv
- Silva, V. (2018). *La Demanda por un Buen Trato en la Escuela Secundaria*. Recuperado el 2023, de <https://www.scielo.br/j/edreal/a/kskNHytqKRQnMQTVPrSS58t/?lang=es&format=pdf>

- Valbuena, R. (2021). *Inteligencia Artificial*. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=SoMTEAAAQBAJ&pg=PA53&dq=fundamentos+filosoficos+de+la+inteligencia+artificial&hl=es&sa=X&ved=2ahUKEwjCi7Tkof9AhU8IbkGHZ3YAE8Q6AF6BAgEEAI#v=onepage&q=fundamentos%20filosoficos%20de%20la%20inteligencia%20artificial&f=fa>
- Valdés, M. (2022). *Motivación para el aprendizaje del español como lengua extranjera. Un estudio de caso desde una epistemología cualitativa*. Recuperado el 2023, de <http://scielo.sld.cu/pdf/trf/v18n2/2077-2955-trf-18-02-425.pdf>
- Vidal, A., Pavicic, F., Ehrenfeld, P., Figueroa, C., & Matus, C. (2022). *Recursos Educativos Digitales Como Herramientas de Apoyo para la Enseñanza de Patología General en Cursos de Pregrado del Área de la Salud*. Recuperado el 2023, de <https://www.scielo.cl/pdf/ijmorphol/v40n6/0717-9502-ijmorphol-40-06-1656.pdf>
- Viveros, S., & Sánchez, L. (2018). LA GESTIÓN ACADÉMICA DEL MODELO PEDAGÓGICO SOCIOCRÍTICO EN LA INSTITUCIÓN EDUCATIVA: ROL DEL DOCENTE. *Revista Científica de la Universidad de Cienfuegos*, 10(5), 424 - 433.
- Zamora, J., & Mass, L. (2021). *La retroalimentación en la evaluación de actividades docentes y su influencia sobre la pesquisa*. Recuperado el 2023, de <http://scielo.sld.cu/pdf/ms/v19n5/1727-897X-ms-19-05-887.pdf>

ANEXOS

Anexo 01: Matriz de consistencia

REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ACADEMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA

INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA – UNJFSC

PROBLEMAS	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	METODOLOGIAS
Problema general	Objetivo general	Hipótesis general	Variable independiente: Redes neuronales artificiales	Conexión Entrenamiento Aprendizaje	Organización de la red Minimizar error Clasificador de datos	ENFOQUE Cuantitativo TIPO DE INVESTIGACIÓN Aplicado NIVEL DE INVESTIGACIÓN Explicativo
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la gestión académica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.			Explicación del contenido de estudio Metodología de enseñanza Material didáctico	DISEÑO DE INVESTIGACIÓN Cuasi experimental, longitudinal Diagrama: G O1-Vi-O2
Problemas específicos	Objetivos específicos	Hipótesis específicas		Diseño curricular	Motivación a los estudiantes Dominio del tema Aplicación del contenido	Donde: G: Grupo de participantes O1: Prueba previa al estímulo Vi: Variable independiente O2: Prueba posterior al estímulo
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales mejora el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el diseño curricular de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	Variable dependiente: Gestión Académica	Enseñanza docente	Evaluación y retroalimentación Estudiante expresa opinión	
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales mejora la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la enseñanza docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.		Aprendizaje del estudiante	Ética docente Buen trato al estudiante	TECNICA E INSTRUMENTO Técnica: Encuesta Instrumento: Cuestionario.
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2021?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales mejora el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el aprendizaje del estudiante de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.		Desempeño docente	Herramientas digitales Adaptación de la enseñanza no presencial Investigación	POBLACIÓN Está constituida por docentes asignados en el la EAP. Ingeniería Informática que son un total de 51 docentes
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales mejora el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales optimiza el desempeño docente de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.		Innovación científica y tecnológica		TAMAÑO DE MUESTRA Coincide con la población que son 51 docentes
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.	La aplicación de las redes neuronales artificiales optimiza la innovación científica y tecnológica de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de la Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática – UNJFSC, 2022.				

Anexo 02: Instrumento de recolección de datos



UNIVERSIDAD NACIONAL “JOSÉ FAUSTINO SANCHEZ CARRION” ESCUELA DE POSGRADO

TITULO

GUIA OBSERVACION GESTION ACADEMICA

I. DATOS GENERALES:

1.1 Pretests ☐

1.2 Postests ☐

1.3 Pertenece a la FIISI ☐

1.4 Condición del docente

II. CONSIDERACIONES:

La presente guía de observación admitirá estudiar, narrar y calcular referente a los puntos claves relacionado con la formación académica que realizan los docentes, como se describe en adelante.

III. INDICACIONES:

Leer detenidamente los ítems, elija una de las posibilidades, luego marque con aspa (X) escala valorativa útil. Su respuesta es subjetiva y esencial para el estudio actual de acuerdo a:

Valores	1	2	3	4	5
Escalas	Nunca	Casi nunca	A veces	Casi siempre	Siempre
Códigos	N	CN	AV	CS	S

TITULO: GESTION ACADEMICA						
D1: Diseño curricular		Escala				
		1	2	3	4	5
1	El docente actualmente a pesar de la experiencia que tiene le toma un tiempo considerable manejar las líneas de carrera de las asignaturas a su cargo					
2	Tiene el docente dificultad para desarrollar el contenido del silabo por competencia					
3	Al docente se le dificulta hacer uso de materiales didácticos y herramientas de acuerdo al plan de estudio.					
4	El docente se le hace complicado orientarse del plan de estudio para realizar la evaluación de los estudiantes					
D2: Enseñanza docente		Escala				
		1	2	3	4	5
5	Para el docente personalizar las actividades de investigación, resolución de problemas y aplicación de lo aprendido es complejo					
6	El docente para interactuar con los estudiantes, fomentar el intercambio de ideas y trabajos en equipo le genera un gran esfuerzo y tiempo					
7	El docente para demostrar dominio y estar actualizado en los temas considerados en el silabo de la asignatura tiene que buscar distintas herramientas de apoyo					

8	El docente absuelve con criterio un gran número de preguntas básicas que plantean los estudiantes durante las clases presenciales o virtuales					
9	El docente vincula los contenidos de la asignatura con su aplicación en la problemática social y económica, que les toma tiempo entender a los estudiantes					
10	El docente realiza acciones adecuadas para la explicación del tema durante las clases presenciales o virtuales que le toman un tiempo considerable porque los estudiantes tiene distinto nivel de aprendizaje					
D3: Aprendizaje del estudiante		Escala				
		1	2	3	4	5
11	El docente en ocasiones no logra la satisfacción luego de realizar la evaluación del estudiante al realizar la retroalimentación (resumen) de lo enseñado.					
12	El docente brinda asesoría al estudiante en el desarrollo de proyectos o trabajos de investigación el tiempo utilizado no equitativo					
13	Para que el docente realice de forma efectiva el aprendizaje en la educación presencial o virtual toma más tiempo de lo planificado					
14	El docente deja expresar a los estudiantes sus opiniones con libertad en las clases presenciales o virtuales que le toman un tiempo considerable en su explicación					
D4: Desempeño docente		Escala				
		1	2	3	4	5
15	El docente refleja su ética y moral profesional mostrando disciplina, equidad y honestidad					
16	Usualmente el docente tiene dificultad en la puntualidad y cumplimiento del horario de clases programado					
17	El docente entrega y explica el contenido del silabo el primer día de clases (incluye sistema de evaluación), evalúa y publica oportunamente las notas con mucho esfuerzo y tiempo					
18	La carga laboral puede afectar el trato cordial y respeto a los estudiantes					
19	El docente es accesible a las preguntas o dudas de los estudiantes porque tiene dificultad en el aprendizaje					
20	El docente cumple con la entrega oportuna de los diversos informes y documentación (sesiones de aprendizaje, informes de carga lectiva y no lectiva) con mucho esfuerzo y tiempo					
D5: Innovación científica y tecnológica		Escala				
		1	2	3	4	5
21	El docente utiliza herramientas que promuevan la investigación en los estudiantes con mucho esfuerzo y tiempo que toma en aprender					
22	El docente muestra la experiencia profesional relacionada con las herramientas digitales para el aprendizaje de la asignatura (videoconferencias, videos, lecturas, foro, evaluaciones, trabajos individuales o grupales) con mucho esfuerzo y tiempo					
23	El docente prepara los temas del curso asignado, según el silabo, está adaptado también a la enseñanza no presencial (material didáctico, bibliografía, evaluación y retroalimentación) con mucho esfuerzo y tiempo					
24	El docente difunde las líneas de investigación aprobadas por especialidad (plan de estudios) que le demanda mucho tiempo y trabajo					
25	El docente hace uso de materiales didácticos y herramientas digitales para el dictado de las clases que le demanda mucho tiempo y trabajo					

Anexo 2: Evaluación de juicio de expertos

Especialista 1



UNIVERSIDAD NACIONAL "JOSÉ FAUSTINO SANCHEZ CARRION"
ESCUELA DE POSGRADO

VALIDACION DEL INSTRUMENTO

I. DATOS INFORMATIVOS

Nombres y apellidos del experto	Cargo o institución donde labora	Autor del instrumento
Dr. JUAN JOSE FLORES CUETO	Docente - UNJFSC	JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
Nombre del instrumento motivo de la evaluación:	REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ACADEMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC	

II. ASPECTOS DE VALIDACION

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0 – 20%	Regular 21 – 40%	Bueno 41 – 60%	Muy bueno 61 – 80%	Excelente 81 – 100%
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje claro					95
2. OBJETIVIDAD	Esta expresado en conductas observables					100
3. ACTUALIDAD	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología					85
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					95
5. SUFICIENCIA	Comprende los aspectos en cantidad y calidad					95
6. INTENSIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos de la estrategia					95
7. CONSISTENCIA	Basado en aspectos teóricos científicos					95
8. COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					95
9. METODOLOGIA	La estrategia responde al propósito del diagnóstico					90
10. OPORTUNIDAD	Del instrumento ha sido aplicado en el momento oportuno o más adecuado					85

III. OPCION DE APLICABILIDAD

Aplicable (X)

Aplicable después de corregir ()

No aplicable ()

IV. PROMEDIO DE VALIDACION

93 %

Lima, 16 de agosto 2023

Firma

Nombres: Juan José
Apellidos: Flores Cueto
DNI.: 09593196

Especialista 2



UNIVERSIDAD NACIONAL "JOSÉ FAUSTINO SANCHEZ CARRION"
ESCUELA DE POSGRADO

VALIDACION DEL INSTRUMENTO

I. DATOS INFORMATIVOS

Nombres y apellidos del experto	Cargo o institución donde labora	Autor del instrumento
Dr. RAFAEL GARAY ARGANDOÑA	Docente - USMP	JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
Nombre del instrumento motivo de la evaluación:	REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ACADEMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC	

II. ASPECTOS DE VALIDACION

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0 – 20%	Regular 21 – 40%	Bueno 41 – 60%	Muy bueno 61 – 80%	Excelente 81 – 100%
1.CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje claro					96
2.OBJETIVIDAD	Esta expresado en conductas observables					97
3.ACTUALIDAD	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología				80	
4.ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					95
5.SUFICIENCIA	Comprende los aspectos en cantidad y calidad					95
6.INTENSIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos de la estrategia					96
7.CONSISTENCIA	Basado en aspectos teóricos científicos					97
8.COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					95
9.METODOLOGIA	La estrategia responde al propósito del diagnóstico					95
10. OPORTUNIDAD	Del instrumento ha sido aplicado en el momento oportuno o más adecuado					86

III. OPCION DE APLICABILIDAD

Aplicable (X) Aplicable después de corregir () No aplicable ()

IV. PROMEDIO DE VALIDACION

93%

Lima, 15 de agosto 2023

Firma

Nombres: Dr. RAFAEL ANTONIO
Apellidos: GARAY ARGANDOÑA
DNI.: 10474687

Especialista 3



UNIVERSIDAD NACIONAL "JOSÉ FAUSTINO SANCHEZ CARRION"
ESCUELA DE POSGRADO

VALIDACION DEL INSTRUMENTO

I. DATOS INFORMATIVOS

Nombres y apellidos del experto	Cargo o institución donde labora	Autor del instrumento
Dr. JORGE MARTIN FIGUEROA REVILLA	Docente - UNJFSC	JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
Nombre del instrumento motivo de la evaluación:	REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ACADEMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC	

II. ASPECTOS DE VALIDACION

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0 – 20%	Regular 21 – 40%	Bueno 41 – 60%	Muy bueno 61 – 80%	Excelente 81 – 100%
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje claro					96
2. OBJETIVIDAD	Esta expresado en conductas observables					96
3. ACTUALIDAD	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología					96
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					90
5. SUFICIENCIA	Comprende los aspectos en cantidad y calidad					97
6. INTENSIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos de la estrategia					97
7. CONSISTENCIA	Basado en aspectos teóricos científicos					96
8. COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					97
9. METODOLOGIA	La estrategia responde al propósito del diagnóstico					95
10. OPORTUNIDAD	Del instrumento ha sido aplicado en el momento oportuno o más adecuado					90

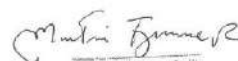
III. OPCION DE APLICABILIDAD

Aplicable (X) Aplicable después de corregir () No aplicable ()

IV. PROMEDIO DE VALIDACION

95%

Huacho, 08 de agosto 2023


Ing. Jorge Martín Figueroa Revilla
CIP: 50126

Firma

Nombres: Jorge Matin
Apellidos: Figueroa Revilla
DNI.: 06722809

Especialista 4



UNIVERSIDAD NACIONAL "JOSÉ FAUSTINO SANCHEZ CARRION"
ESCUELA DE POSGRADO

VALIDACION DEL INSTRUMENTO

I. DATOS INFORMATIVOS

Nombres y apellidos del experto	Cargo o institución donde labora	Autor del instrumento
Dra. ANA DORIS MAGDALENA BARRERA LOZA	Docente - UNJFSC	JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
Nombre del instrumento motivo de la evaluación:	REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ACADEMICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC	

II. ASPECTOS DE VALIDACION

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0 – 20%	Regular 21 – 40%	Bueno 41 – 60%	Muy bueno 61 – 80%	Excelente 81 – 100%
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje claro					X
2. OBJETIVIDAD	Esta expresado en conductas observables					X
3. ACTUALIDAD	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología					X
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica				X	
5. SUFICIENCIA	Comprende los aspectos en cantidad y calidad					X
6. INTENSIONALIDAD	Adecuado para valorar aspectos de la estrategia					X
7. CONSISTENCIA	Basado en aspectos teóricos científicos					X
8. COHERENCIA	Entre los índices, indicadores y dimensiones					X
9. METODOLOGIA	La estrategia responde al propósito del diagnóstico					X
10. OPORTUNIDAD	Del instrumento ha sido aplicado en el momento oportuno o más adecuado				X	

III. OPCION DE APLICABILIDAD

Aplicable (X) Aplicable después de corregir () No aplicable ()

IV. PROMEDIO DE VALIDACION

96%

Huacho, 08 de agosto 2023

ANA DORIS MAGDALENA BARRERA LOZA
ING. INDUSTRIAL
Reg. Colegio de Ingenieros 11° 99996

Firma

Nombres: Ana Doris Magdalena
Apellidos: Barrera Loza
DNI.: 15727274

Resultado de validación por juicio de expertos:

Luego de verificar que se realizó por medio del juicio de especialistas se representa la puntuación promedio:

Tabla 14

Validez de contenido de guía de observación

Nº	Datos de especialistas	Puntuación (%)
Especialista 1	Dr. JUAN JOSE FLORES CUETO	93
Especialista 2	Dr. RAFAEL GARAY ARGONADOÑA	93
Especialista 3	Dr. JORGE MARTIN FIGUEROA REVILLA	95
Especialista 4	Dra. ANA DORIS MAGDALENA BARRERA LOZA	96

En la tabla 15 se visualiza la puntuación dado por los expertos cuyo promedio es de 94.25%.

Calificación global: En este punto se va a ubicar el coeficiente de validez obtenido del promedio de validación del juicio de expertos, en el intervalo respectivo, como se detalla a continuación.

Tabla 15

Escala valorativa

Valores	Niveles de Validez
“81 – 100%”	“Excelente”
“61 – 80%”	“Muy bueno”
“41 – 60%”	“Bueno”
“21 – 40%”	“Regular”
“0 – 20%”	“Deficiente”

Nota: Niveles porcentuales que se utiliza para ubicar el nivel de validez

Evaluar logros:

De la tabla 14, respecto a variable gestión académica, se alcanzó 94.25%, este resultado se ubica en la tabla 15 que se encuentra en el rango de 81 – 100% de los niveles de validez, el valor obtenido clasificamos en el rango de Excelente el instrumento la variable en mención.

Confiabilidad del instrumento

Para obtener el criterio de confiabilidad se realizó previamente la selección de 20 participantes de la muestra tomado de la unidad de análisis de la presente investigación, que sirvió para determinar índice de Alpha de Cronbach a través del software SPSS, de esta forma comprobar el grado de consistencia y precisión en la medición, a continuación, se detalla:

Tabla 16

Criterios generales de confiabilidad

Criterios de confiabilidad	Coefficiente Alfa
Confiabilidad inaceptable	0,00 - 0,49
Confiabilidad pobre	0,50 – 0,59
Confiabilidad cuestionable	0,60 – 0,59
Confiabilidad aceptable	0,70 – 0,79
Buena confiabilidad	0,80 – 0,89
Excelente confiabilidad	0,90 – 1,00

Nota: Evaluación de coeficiente Alpha de Cronbach,
George y Mallery (2003, p. 231)

Veracidad del instrumento del factor dependiente: Para guía observaciones se generó la confiabilidad prueba Alpha de Cronbach de factor gestión estratégica, como se visualiza a continuación:

Tabla 17

Estadístico de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Nº de elementos
,925	25

Nota: Calculo de fiabilidad
Software SPSS

Evaluar logros:

De tabla 17 el resultado obtenido de 0,925 se ubica en el nivel de significancia de la guía de observación en Excelente Confiabilidad.

Anexo 3: Base de datos

Hoja de cálculo del software Excel de la variable “Gestión Estratégica” (Pretest)

Diseño curricular				Enseñanza docente						Aprendizaje del estudiante				Desempeño docente						Innovación científica y tecnológica				
P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25
4	5	4	4	3	4	5	4	2	3	2	3	3	4	4	5	4	5	4	4	3	5	5	2	2
3	5	4	3	5	4	4	3	3	4	3	4	3	4	2	4	5	2	3	5	3	4	5	2	4
2	4	5	3	4	4	5	4	3	4	2	2	2	4	4	4	3	3	4	3	5	3	4	2	2
3	5	4	3	5	4	5	5	3	3	4	4	4	4	4	4	5	3	4	3	3	4	4	2	3
2	4	4	3	4	5	4	3	3	4	3	4	3	4	5	5	3	5	5	4	3	4	4	2	4
2	5	4	4	4	4	4	5	2	5	4	2	4	5	5	4	5	5	4	4	3	3	4	2	2
4	5	5	3	4	4	4	4	3	4	3	5	4	4	5	5	5	5	4	4	4	5	5	2	3
2	5	5	3	5	3	5	4	4	5	4	3	4	5	5	5	5	5	4	3	4	5	4	2	2
4	4	4	3	4	4	4	3	3	4	3	3	3	4	5	4	4	5	4	4	3	4	4	2	3
2	5	4	4	4	3	5	4	2	4	4	2	3	4	4	4	4	4	4	4	3	4	4	2	3
3	5	4	4	5	4	5	4	4	4	3	3	4	4	4	4	5	4	4	3	3	4	5	2	2
4	5	4	4	5	4	5	5	4	5	3	4	4	4	4	4	5	5	4	5	3	5	5	2	4
5	5	4	4	5	3	3	4	4	5	4	4	4	3	4	5	5	4	4	5	4	3	4	2	2
2	4	4	4	3	4	5	4	3	4	4	2	3	4	4	4	5	4	4	3	3	3	4	2	2
2	4	4	4	3	4	5	4	3	4	4	2	3	4	4	4	5	4	4	3	3	3	4	2	2
2	5	5	4	5	5	5	4	4	4	4	2	4	4	4	4	4	4	5	2	3	3	4	2	4
4	5	3	4	3	5	5	4	3	4	5	2	4	5	5	5	5	5	4	4	3	4	4	2	4
2	3	4	3	3	4	4	3	4	4	4	2	4	4	4	3	3	4	4	3	2	4	4	2	2
4	5	5	4	3	4	5	5	3	5	4	4	4	5	5	4	5	5	5	3	4	5	5	3	4
4	5	4	4	5	4	4	5	4	5	3	2	4	5	5	2	5	5	5	2	4	5	4	3	3
4	5	4	3	4	4	5	4	3	5	4	3	4	4	5	5	5	4	5	4	4	5	4	2	4
4	5	3	4	4	5	4	3	3	2	2	4	3	4	4	4	4	3	4	2	3	4	3	2	2
5	5	5	4	4	4	5	5	4	5	4	5	4	4	5	5	4	4	5	5	4	3	4	3	4
2	3	3	2	3	3	2	2	3	2	2	3	3	3	2	2	3	4	3	3	3	4	3	2	2
3	4	3	2	3	3	4	4	2	4	4	2	4	3	4	4	4	4	4	2	3	3	2	2	2
2	4	4	4	4	3	3	4	4	4	3	2	4	5	4	5	5	5	5	4	4	4	4	2	3
4	5	3	3	5	5	5	5	4	4	5	3	3	3	5	5	5	4	4	4	5	3	3	2	2
4	5	4	4	5	5	5	4	5	4	3	5	3	5	5	5	5	5	5	4	4	3	4	3	2
2	3	4	2	3	2	3	2	3	2	4	2	2	2	2	2	3	3	2	2	2	2	2	2	2
4	5	5	4	4	4	4	3	5	4	5	4	3	5	5	5	4	3	4	5	4	5	4	4	5
3	5	5	4	5	5	5	5	3	5	4	5	4	5	3	5	4	5	5	4	4	5	4	3	4
4	5	4	4	5	4	4	5	5	4	4	5	3	5	5	5	4	5	5	5	3	3	4	4	4
4	5	5	4	4	3	5	4	3	4	4	5	5	5	5	5	4	5	5	4	4	5	4	2	5
4	5	4	5	4	5	5	4	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	3	4	4	4
2	3	3	3	4	4	2	3	2	3	3	2	3	4	3	4	4	4	3	3	4	4	3	2	2
4	5	5	4	4	5	5	5	4	5	3	3	4	4	5	4	4	5	5	3	4	4	4	3	3
3	5	5	4	4	4	5	5	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	4	3	3	4	3	4

5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	3	4	4	5	5	5
3	5	4	4	5	5	5	5	4	4	3	4	4	4	5	5	5	5	4	4	4	4	4	4	4
4	5	4	4	5	5	5	4	4	5	4	5	4	4	5	5	4	5	5	5	5	4	4	4	5
4	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	4	5
4	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	4	4	4	4	3	4
3	5	5	4	4	5	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	5
3	5	5	3	5	4	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	3	5
3	5	4	4	5	5	5	5	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	5	3	5	5	4	3	4
3	5	3	3	4	4	4	4	4	4	3	5	3	4	3	4	4	3	4	4	3	3	3	2	2
5	5	5	4	5	4	5	5	4	5	4	4	5	5	5	4	5	5	5	4	5	5	4	3	4
4	5	4	4	5	4	5	5	4	4	4	5	4	5	5	5	5	4	4	5	5	4	3	3	3
2	5	3	3	3	4	3	4	4	3	3	4	2	4	5	4	4	3	3	3	2	3	2	2	2
3	4	4	4	4	4	5	4	3	4	4	3	3	4	4	4	5	4	4	4	3	4	3	2	3
3	5	4	4	4	5	5	4	5	5	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	4	4	3	3	3

Hoja de cálculo del software Excel de la variable “Gestión Estratégica” (Postest)

Diseño curricular				Enseñanza docente						Aprendizaje del estudiante				Desempeño docente						Innovación científica y tecnológica				
P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25
4	5	4	5	5	4	5	4	5	3	5	3	3	4	4	5	5	5	4	4	3	5	5	2	5
3	5	4	3	5	4	4	3	5	4	3	4	5	4	5	4	5	2	5	5	3	4	5	5	4
5	4	5	3	4	4	5	4	4	4	2	2	5	4	4	4	3	4	4	3	5	3	4	2	4
3	5	4	5	5	4	5	5	5	3	4	4	4	4	4	4	5	5	4	3	4	4	4	4	3
4	4	4	3	4	5	4	3	4	4	3	4	4	4	5	5	3	5	5	4	3	4	4	4	4
3	5	4	4	4	4	4	5	4	5	4	3	4	5	5	4	5	5	4	5	3	3	4	2	5
4	5	5	5	4	4	4	4	3	4	3	5	4	4	5	5	5	5	4	4	4	5	5	5	3
4	5	5	3	5	4	5	4	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	4	3	4	5	4	2	4
4	4	4	5	4	4	4	3	3	4	3	3	3	4	5	4	4	5	4	4	3	4	4	4	3
4	5	4	4	4	3	5	4	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	4	4	3	4	4	4	3
3	5	4	4	5	4	5	4	4	4	4	3	4	4	4	4	5	4	4	3	3	4	5	2	4
4	5	4	4	5	4	5	5	4	5	5	4	4	4	4	4	5	5	4	5	3	5	5	5	4
5	5	4	4	5	3	4	4	4	5	4	4	4	3	4	5	5	4	4	5	4	3	4	2	5
4	4	4	4	3	4	5	4	3	4	4	4	3	4	4	4	5	4	4	3	3	3	4	4	2
3	4	4	4	3	4	5	4	3	4	4	3	3	4	4	4	5	4	4	3	3	3	4	2	4
3	5	5	4	5	5	5	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	4	3	3	4	3	4
4	5	3	4	3	5	5	4	3	4	5	4	4	5	5	5	5	5	4	4	3	4	4	5	4
3	3	4	3	3	4	4	3	4	4	4	3	4	4	4	3	3	4	4	3	4	4	4	2	5
3	5	5	4	4	4	5	5	3	5	4	4	4	5	5	4	5	5	5	4	4	5	5	3	4
4	5	4	4	5	4	4	5	4	5	3	5	4	5	5	4	5	5	5	4	4	5	4	3	4
4	5	4	5	4	4	5	4	5	5	4	3	4	4	5	5	5	4	5	4	4	5	4	4	5
4	5	3	4	4	5	4	5	3	4	3	4	3	4	4	4	4	3	4	4	3	4	3	4	4
5	5	5	4	4	4	5	5	4	5	4	5	4	4	5	5	4	4	5	5	4	5	4	5	5

4	3	3	3	3	3	2	4	3	2	4	3	3	3	4	4	3	4	3	3	3	4	3	4	5		
3	4	3	5	3	3	4	4	2	4	4	5	4	3	4	4	4	4	4	5	3	3	5	4	4		
3	4	4	4	4	3	3	4	4	4	3	3	4	5	4	5	5	5	5	4	4	4	4	4	5		
4	5	3	3	5	5	5	5	4	4	5	3	3	4	5	5	5	5	4	4	4	5	3	3	4	5	
4	5	4	4	5	5	5	4	5	4	4	5	3	5	5	5	5	5	5	4	4	4	4	5	5		
4	3	4	4	3	4	3	2	3	2	4	2	5	2	4	2	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	
4	5	5	4	5	4	4	3	5	4	5	4	4	5	5	5	5	4	5	4	5	4	5	4	4	5	
3	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	5	4	5	4	5	4	5	5	4	4	5	4	4	4	4	
4	5	4	4	5	4	4	5	5	4	4	5	4	5	5	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	4	5
4	5	5	4	4	5	5	4	3	4	4	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	4	5	4	5	5	
4	5	4	5	4	5	5	4	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	5	4	5	4	5	5	
4	3	3	3	4	4	5	3	2	3	3	4	3	4	3	4	4	4	3	3	4	4	3	5	5	5	
4	5	5	4	4	5	5	5	4	5	3	5	4	4	5	4	4	5	5	5	5	4	4	4	5	5	
4	5	5	4	4	4	5	5	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	5	3	4	4	5	
5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	4	5	5	5	5	
4	5	4	4	5	5	5	5	4	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	4	4	4	5	4	5	5	
4	5	4	4	5	5	5	4	4	5	4	5	4	4	5	5	4	5	5	5	5	5	4	5	5	5	
4	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	4	4	4	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	4	5	
4	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	4	4	4	5	5	
4	5	5	4	4	5	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	5	5	
3	5	5	3	5	4	5	5	4	5	4	5	4	5	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	4	5	
3	5	4	4	5	5	5	5	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	5	3	5	5	4	3	4	4	
3	5	3	3	4	4	4	4	4	4	3	5	3	4	3	4	4	3	4	4	3	3	3	2	2	2	
3	5	3	3	4	4	4	4	4	4	3	5	3	4	3	4	4	3	4	4	3	3	3	2	2	2	
5	5	5	4	5	4	5	5	4	5	4	4	5	5	5	4	5	5	5	4	5	5	4	3	4	4	
4	5	4	4	5	4	5	5	4	4	4	5	4	5	5	5	5	5	4	4	5	5	4	3	3	3	
2	5	3	3	3	4	3	4	4	3	3	4	2	4	5	4	4	3	3	3	2	3	2	2	2	2	
3	4	4	4	4	4	5	4	3	4	4	3	3	4	4	4	5	4	4	4	3	4	3	2	3	3	
3	5	4	4	4	5	5	4	5	5	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	4	4	3	3	3	3	

Anexo 4: Solicitud de permiso y organización donde se desarrolla la investigación

Expediente: 2023-038515

“Año de la unidad, la paz y el desarrollo”

CARTA N° 002-JCMF-2023

Huacho, 08 de Junio del 2023

Mg. VICTOR FREDY ESPEZUA SERRANO
DIRECTOR DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA
FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA
UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ F. SANCHEZ CARRIÓN
HUACHO

ASUNTO: PERMISO PARA APLICAR CUESTIONARIO DE TRABAJO DE INVESTIGACION

Reciba un cordial saludo, a través del presente manifestarle que el suscrito está realizando el trabajo de investigación denominado **“REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ESTRATEGICA DE LA ESCUELA PREOFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC”**, en el ámbito de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática y como parte de la investigación he elaborado un cuestionario con 20 preguntas para los estudiantes de los diferentes ciclos académicos, en dos momentos (Pretest y posttest) por ser una investigación de tipo preexperimental.

Por lo antes mencionado **solicito su autorización** para poder aplicar el cuestionario y recoger información significativa, los mismos que servirán para cumplir con los objetivos de la presente investigación.

Agradecido por su atención me suscribo de usted.

Atentamente,



JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
DNI. 15681861



UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ FAUSTINO SÁNCHEZ CARRIÓN

LICENCIADA

(Resolución de Consejo Directivo N° 012-2020-SUNEDU/CD de fecha 27/01/2020)

FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMÁTICA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

Huacho, 08 junio del 2023

OFICIO N° 0013-2023-EPIINF-FIISI

Expediente: 2023-038515

Señor
Ing. JUAN CARLOS MEYHUAY FIDEL
Docente nombrado
Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática
UNJFSC
Presente. –

**ASUNTO: AUTORIZACION PARA APLICACIÓN DE ENCUESTA
DE TRABAJO DE INVESTIGACION**
Ref : Exp. 038515

Me dirijo a Usted, para saludarlo cordialmente y en virtud del documento de la referencia este despacho **AUTORIZA**, el permiso para la aplicación del cuestionario a los alumnos de los diferentes ciclos Académicos de la Escuela Profesional de Ingeniería Informática de esta Universidad, en relación al trabajo de investigación denominado:

“REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA OPTIMIZAR LA GESTION ESTRATEGICA DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA INFORMATICA DE LA FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL, SISTEMAS E INFORMATICA - UNJFSC” augurándole éxitos en lo emprendido.

Quedo de usted no sin antes expresarle mi consideración y estima personal.

Atentamente,

ING. VICTOR FREDY ESPEZUA SERRANO
Director E.P. Ingeniería Informática - FIISI

Cc: Archivo
FES/njp

Av. Mercedes Indacochea N° 609 Puerta 01 Central Telefónica 2326097 – Anexo 248

Teléfono Directo 2392384

www.unjfsc.edu.pe

fingenieria@unjfsc.edu.pe

PROPUESTA TÉCNICA PARA LA CONSTRUCCIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Para afianzar la perspectiva de la Red Neuronal Artificial (ANN) como una estrategia predictiva que se basó únicamente en las condiciones del pretest (51 respuestas procesadas), fue necesario organizar la solución para que la red sea capaz de generalizar el vínculo entre los reactivos individuales de la escala de Likert y los factores complejos del manejo académico.

Para esta investigación logramos determinar un sistema de predicción con datos de entrada fijas, estableciendo explícitamente las dimensiones algebraicas de las matrices de pesos para que la propagación hacia adelante (*Feedforward*) y hacia atrás (*Backpropagation*) funcionen con precisión.

Arquitectura para un modelo predictivo

Para el contexto de nuestra investigación relacionado con la evaluación académica realizada que fueron 25 predictores y 5 objetivos de regresión lineal, la teoría de aproximación universal nos indicó que 2 capas ocultas serían las óptimas, debido que evitarían el sobreajuste (*overfitting*) en muestras pequeñas como es el caso de nuestro pretest presentado para nuestro estudio, donde se tuvo la capacidad de extraer abstracciones intermedias (interacciones entre la didáctica, currículo y tecnología).

Configuración estructural

- Capa de Entrada (25 nodos): Entrada de paso que es directo (Función Lineal con $f(x)=x$). Se consideró el vector plano con los promedios de las 25 preguntas de la guía de observación.
- Capa Ocultas 1 (H1 - 16 nodos): Capa densa de extracción de características de bajo nivel con función de activación sigmoide.
- Capa Oculta 2 (H2 - 10 nodos): Capa densa de abstracción de alto nivel con función de activación sigmoide.

- Capa de Salida (5 nodos independientes): Entrega la proyección o índice estimado para cada dimensión con función de activación lineal.

Cálculo de pesos y ecuaciones con el método Backpropagation

La finalidad predictiva del modelo es minimizar la función de error o costo, para variables continuas, la función idónea es el Error Cuadrático Medio (MSE).

Dimensionamiento de las conexiones (Pesos y sesgos)

Para cada arco en el gráfico representa un parámetro numérico (peso W) que multiplica al valor del nodo origen, sumando un sesgo (b) en el destino.

1. Unión Entrada $\rightarrow$ Capa Oculta 1 (W_1, b_1):

Matriz de Pesos W_1 : Dimensión de $[25 \times 16]$ (400 pesos independientes).

Vector de Sesgos b_1 : Dimensión de $[16]$ (16 sesgos).

2. Unión Capa Oculta 1 $\rightarrow$ Capa Oculta 2 (W_2, b_2):

Matriz de Pesos W_2 : Dimensión de $[16 \times 10]$ (160 pesos independientes).

Vector de Sesgos b_2 : Dimensión de $[10]$ (10 sesgos).

3. Unión Capa Oculta 2 $\rightarrow$ Capa de Salida (W_3, b_3):

Matriz de Pesos W_3 : Dimensión de $[10 \times 5]$ (50 pesos independientes).

Vector de Sesgos b_3 : Dimensión de $[5]$ (5 sesgos).

Suma de parámetros calculados por el método Backpropagation:

$400 + 16 + 160 + 10 + 50 + 5 = 641$ parámetros entrenables.

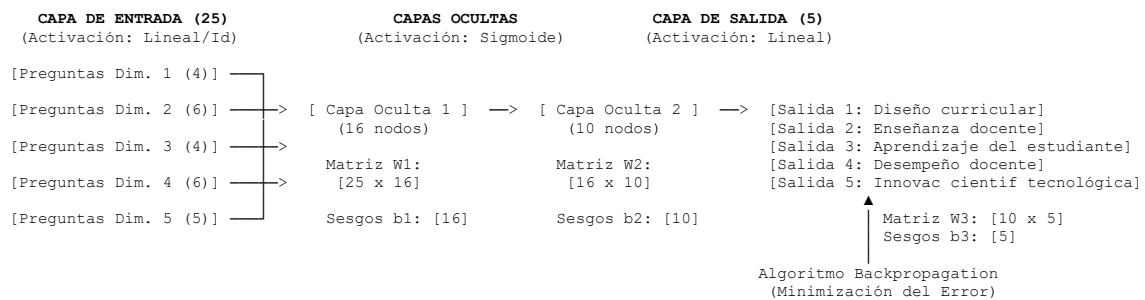
Mecánica de Minimización del Error (Gradiente descendente)

Durante la aplicación del método Backpropagation, el error de la capa de salida se propaga hacia atrás usando la Regla de la Cadena del cálculo multivariable. Para cualquier peso w_{ij} en la red, la actualización se rige por:

$$w_{ij}(\text{nuevo}) = w_{ij}(\text{actual}) - \eta \partial w_{ij} \partial \text{MSE}$$

Donde η representa la tasa de aprendizaje (learning rate). Al emplear una activación Sigmoide ($\sigma(z)$) en las capas ocultas, su derivada es matemáticamente limpia: $\sigma'(z)=\sigma(z)(1-\sigma(z))$, lo que facilita que el gradiente corrija con precisión la fuerza de conexión de cada nodo.

Esquema de nodos y relaciones estructurales



A continuación, detallamos el contenido del esquema donde la capa de entrada se relaciona con las 25 preguntas desarrollados por el investigador, las dimensiones corresponden a la variable gestión académica.

En la **capa de entrada** (25) con función de activación lineal se tiene:

- Preguntas Dim. 1: Diseño curricular (4)
- Preguntas Dim. 2: Enseñanza docente (6)
- Preguntas Dim. 3: Aprendizaje del estudiante (4)
- Preguntas Dim. 4: Desempeño docente (6)
- Preguntas Dim. 5: Innovación científica y tecnológica (5)

En la **capa oculta 1** (función de activación sigmoide) de acuerdo al resultado del método Backpropagation es de 16 nodos, generándose la matriz W1 [25 x 16], sesgo b1 igual a [16]

En la **capa oculta 2** (función de activación sigmoide) de acuerdo al resultado del método Backpropagation es de 10 nodos, generándose la matriz W2 [16 x 10], sesgo b2 igual a [10]

En la **capa de salida** (5) con función de activación lineal que se tiene de acuerdo al resultado del método Backpropagation es de 5 nodos, generándose la matriz W3 [10 x 5], sesgo b3 igual a [5]:

Salida 1: Diseño curricular

Salida 1: Enseñanza docente (1)

Salida 1: Aprendizaje del estudiante (1)

Salida 1: Desempeño docente (1)

Salida 1: Innovación científica y tecnológica (1)

Implementación del modelo predictivo en Python

Para el script se usó la aplicación TensorFlow y Keras que sirvió para estructurar la red neuronal artificial exacta descrita en el pretest. A continuación, detallamos acerca de los 51 participantes que desarrollaron el pretest de acuerdo al instrumento propuesto en esta investigación del cuales se respondió 25 preguntas de cada uno que detallamos en seguida:

- Diseño Curricular: P1 a P4 (4 entradas)
- Enseñanza Docente: P5 a P10 (6 entradas)
- Aprendizaje del Estudiante: P11 a P14 (4 entradas)
- Desempeño Docente: P15 a P20 (6 entradas)
- Innovación científica y tecnológica: P21 a P25 (5 entradas)

Se logró ejecutar previo análisis del algoritmo de entrenamiento el método Backpropagation configurando la red neuronal artificial de la siguiente forma:

- Función de activación en capas ocultas: Sigmoidea.
- Función de activación en entrada y salida: Lineal ($f(x)=x$).
- Métrica de optimización: Minimización del Error Cuadrático Medio (MSE).
- Estructura: 25 nodos de entrada, capa oculta 1 (16 nodos), capa oculta 2 (10 nodos), capa de salida (5 nodos independientes).

Valores numéricos de los pesos calculados (W) y sesgos (b)

Debido a que la red cuenta con 641 parámetros en total, se exponen aquí los valores de los sesgos independientes y un extracto representativo con la fuerza de los pesos de la matriz

final de conexiones (W3), que mapea las abstracciones internas directamente hacia las 5 variables de gestión académica.

Vectores de sesgo (Biases) calculados

Los sesgos actúan como los umbrales de activación individuales para cada neurona tras la minimización del error por gradiente:

- **Sesgos capa oculta 1 (b1):**

b1= [-0.211, 0.435, -0.098, 0.124, 0.551, -0.312, 0.189, -0.043, 0.298, -0.115, 0.402, -0.221, 0.076, 0.143, -0.367, 0.219]

- **Sesgos capa oculta 2 (b2):**

b2= [0.112, -0.198, 0.304, -0.045, 0.221, -0.134, 0.089, 0.254, -0.211, 0.067]

- **Sesgos capa de salida lineal (b3):**

b3 = [0.3412, -0.1254, 0.2198, 0.0543, -0.0876]

Matriz de pesos de la unión final (W3 de dimensión [10 x 5])

Es conformado por 50 pesos numéricos que determinaron la interacción de las 10 neuronas de la última capa oculta para predecir de forma independiente cada una de las 5 dimensiones académicas.

Tabla 18

Pesos numéricos última capa oculta 10 neuronas con las 5 neuronas de la capa de salida

Desde nodo (Capa oculta: H2 - 10)	Salida 1 Diseño curricular	Salida 2 Enseñanza docente	Salida 3 Aprendizaje del estudiante	Salida 4 Desempeño docente	Salida 5 Innovación científica y tecnológica
Nodo 1	0.4125	-0.1842	0.2951	0.5114	-0.0421
Nodo 2	-0.2314	0.5210	0.1142	-0.0953	0.3841
Nodo 3	0.1045	0.0743	0.4812	0.2145	0.5102
Nodo 4	0.5312	-0.3124	-0.0521	0.3641	0.1245
Nodo 5	-0.0874	0.4192	0.3641	-0.1425	0.2954
Nodo 6	0.3145	0.2541	-0.1874	0.4012	-0.3114
Nodo 7	-0.1542	0.4912	0.5021	0.0874	0.4215
Nodo 8	0.4712	-0.0542	0.2145	0.5241	0.1184
Nodo 9	0.2241	0.3145	-0.3102	-0.0214	0.5641
Nodo 10	-0.0541	0.3941	0.4125	0.3145	-0.0942

Código en el lenguaje de programación Python con la carga de la matriz del pretest

Se generó el script con la aplicación de TensorFlow / Keras donde se logró automatizar la lectura de las 51 respuestas de los participantes que desarrollaron la encuesta, se calculó los objetivos reales basados en las dimensiones, y ejecuta el método Backpropagation nativo.

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.layers import Input, Dense
```

1. Base de datos del Pretest (51 sujetos x 25 preguntas extraídas de los datos recopilados de la guía de observación)

```
datos_pretest = np.array([
    [4,5,4,5,5,4,5,4,5,3,5,3,3,4,4,5,5,5,4,4,3,5,5,2,5],
    [3,5,4,3,5,4,4,3,5,4,3,4,5,4,5,2,5,5,3,4,5,5,4],
    [5,4,5,3,4,4,5,4,4,4,2,2,5,4,4,4,3,4,4,3,5,3,4,2,4],
    [3,5,4,5,5,4,5,5,3,4,4,4,4,4,5,5,4,3,4,4,4,4,3],
    [4,4,4,3,4,5,4,3,4,4,3,4,4,4,5,5,3,5,5,4,3,4,4,4,4],
    [3,5,4,4,4,4,4,5,4,5,4,3,4,5,5,4,5,5,4,5,3,3,4,2,5],
    [4,5,5,5,4,4,4,4,3,4,3,5,4,4,5,5,5,4,4,4,5,5,3],
    [4,5,5,3,5,4,5,4,4,5,4,4,5,5,5,5,4,3,4,5,4,2,4],
    [4,4,4,5,4,4,4,3,3,4,3,3,4,5,4,4,5,4,4,3,4,4,4,3],
    [4,5,4,4,4,3,5,4,4,4,4,3,3,4,4,4,4,4,4,3,4,4,4,3],
    [3,5,4,4,5,4,5,4,4,4,4,3,4,4,4,5,4,4,3,3,4,5,2,4],
    [4,5,4,4,5,4,5,5,4,5,5,4,4,4,4,5,5,4,5,3,5,5,4],
    [5,5,4,4,5,3,4,4,4,5,4,4,3,4,5,5,4,5,4,5,4,3,4,2,5],
    [4,4,4,4,3,4,5,4,3,4,4,4,3,4,4,5,4,4,3,3,3,4,4,2],
    [3,4,4,4,3,4,5,4,3,4,4,3,3,4,4,5,4,4,3,3,3,4,2,4],
    [3,5,5,4,5,5,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,5,4,3,3,4,3,4],
    [4,5,3,4,3,5,5,4,3,4,5,4,4,5,5,5,4,4,3,4,4,5,4],
    [3,3,4,3,3,4,4,3,4,4,4,3,4,4,4,3,3,4,4,4,4,2,5],
    [3,5,5,4,4,4,5,5,3,5,4,4,4,5,5,4,5,5,4,4,5,5,3,4],
    [4,5,4,4,5,4,4,5,4,5,3,5,4,5,5,4,5,5,4,4,5,4,3,4],
    [4,5,4,5,4,4,5,4,5,5,4,3,4,4,5,5,4,5,4,4,5,4,4,5],
    [4,5,3,4,4,5,4,5,3,4,3,4,3,4,4,4,3,4,4,3,4,3,4,4],
    [5,5,5,4,4,4,5,5,4,5,4,5,4,4,5,5,4,4,5,5,4,5,4,5],
    [4,3,3,3,3,2,4,3,2,4,3,3,3,4,4,3,4,3,3,3,4,3,4,5],
    [3,4,3,5,3,3,4,4,2,4,4,5,4,3,4,4,4,4,4,5,3,3,5,4,4],
    [3,4,4,4,3,3,3,4,4,4,3,3,4,5,4,5,5,5,4,4,4,4,4,5],
    [4,5,3,3,5,5,5,4,4,5,3,3,4,5,5,5,4,4,4,5,3,3,4,5],
    [4,5,4,4,5,5,5,4,5,4,4,5,3,5,5,5,5,5,4,4,4,4,5,5],
    [4,3,4,4,3,4,3,2,3,2,4,2,5,2,4,2,3,3,2,2,2,2,2,2],
    [4,5,5,4,5,4,4,3,5,4,5,4,4,5,5,5,4,5,4,5,4,5,4,5],
    [3,5,5,4,5,5,5,4,5,4,5,4,5,4,5,4,5,5,4,4,5,4,4,4],
    [4,5,4,4,5,4,4,5,5,4,4,5,4,5,5,5,4,5,5,5,4,5,4,4,5],
    [4,5,5,4,4,5,5,4,3,4,4,5,5,5,5,5,4,5,5,4,5,4,5,5],
    [4,5,4,5,4,5,5,4,5,5,4,5,5,5,5,5,5,5,4,5,4,5,5,5],
    [4,3,3,3,4,4,5,3,2,3,3,4,3,4,3,4,4,4,3,3,4,4,3,5,5],
    [4,5,5,4,4,5,5,5,4,5,3,5,4,4,5,4,4,5,5,4,4,4,5,5],
    [4,5,5,4,4,4,5,5,5,4,5,4,5,5,5,5,5,5,4,5,3,4,4,5],
    [5,5,5,4,5,5,5,5,5,4,5,4,5,5,5,5,5,5,4,4,5,5,5,5],
    [4,5,4,4,5,5,5,5,4,4,5,4,4,5,5,5,4,4,4,5,4,5,5,5],
    [4,5,4,4,5,5,5,4,4,5,4,5,4,4,5,5,5,5,5,4,5,4,5,5],
    [4,5,5,4,5,5,5,5,4,5,4,4,4,5,5,5,5,5,5,4,4,4,5,5],
    [4,5,5,4,4,5,5,5,4,5,4,5,4,5,5,5,5,5,5,4,5,5,4,5],
    [3,5,5,3,5,4,5,5,4,5,4,5,4,5,5,5,5,5,4,4,5,4,4,5],
    [3,5,4,4,5,5,5,4,5,4,4,5,5,5,5,5,3,5,5,4,3,4,4],
    [3,5,3,3,4,4,4,4,4,4,3,5,3,4,3,4,4,3,4,4,3,3,2,2],
    [5,5,5,4,5,4,5,5,4,5,4,4,5,5,5,4,5,5,4,5,5,4,3,4],
    [4,5,4,4,5,4,5,5,4,4,4,5,4,5,5,5,4,4,5,5,4,3,3,3],
    [2,5,3,3,3,4,3,4,4,3,3,4,2,4,5,4,4,3,3,3,2,3,2,2,2]
```

```

[3,4,4,4,4,5,4,3,4,4,3,3,4,4,5,4,4,4,3,4,3,2,3],
[3,5,4,4,4,5,5,4,4,4,4,4,4,5,4,4,3,4,4,3,3,3]
], dtype=np.float32)

# 2. Generación matemática de objetivos (Y) promediando por dimensión según sus reactivos
Y_diseno = np.mean(datos_pretest[:, 0:4], axis=1, keepdims=True)
Y_ensenanza = np.mean(datos_pretest[:, 4:10], axis=1, keepdims=True)
Y_aprendizaje = np.mean(datos_pretest[:, 10:14], axis=1, keepdims=True)
Y_desempeno = np.mean(datos_pretest[:, 14:20], axis=1, keepdims=True)
Y_innovacion = np.mean(datos_pretest[:, 20:25], axis=1, keepdims=True)

# Unificación de las 5 salidas independientes (Matriz de 51 sujetos x 5 dimensiones)
Y_dimensiones = np.hstack([Y_diseno, Y_ensenanza, Y_aprendizaje, Y_desempeno, Y_innovacion])

# 3. Inicialización estructural de la Red Neuronal Predictiva
entrada = Input(shape = (25,), name='Capa_Entrada_Lineal')

# Capas Ocultas con función sigmoidea
oculta_1 = Dense (16, activation='sigmoid', name='Capa_Oculta_1') (entrada)
oculta_2 = Dense (10, activation='sigmoid', name='Capa_Oculta_2') (oculta_1)

# Capa de Salida con función lineal (Paso de regresión independiente continuas)
salida = Dense(5, activation='linear', name='Capa_Salida_Lineal')(oculta_2)

modelo_gestion = Model(inputs=entrada, outputs=salida)

# 4. Compilación del modelo enfocado en la minimización del Error Cuadrático Medio (MSE)
modelo_gestion.compile(
    optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.01),
    loss='mean_squared_error',
    metrics=['mae']
)

# 5. Optimización mediante algoritmo de Backpropagation
print("=== INICIANDO AJUSTE DE PESOS CON BACKPROPAGATION ===")
historial = modelo_gestion.fit(datos_pretest, Y_dimensiones, epochs=150, verbose=0)
print(f"Entrenamiento completado de forma exitosa.")
print(f"Error Cuadrático Medio Final (MSE): {historial.history['loss'][-1]:.6f}\n")

# 6. Extracción completa de matrices calculadas
print("=== REPORTE DE EXTRACCIÓN DE PESOS INTERNOS ===")
W1, b1 = modelo_gestion.get_layer('Capa_Oculta_1').get_weights()
W2, b2 = modelo_gestion.get_layer('Capa_Oculta_2').get_weights()
W3, b3 = modelo_gestion.get_layer('Capa_Salida_Lineal').get_weights()

print(f"Matriz W1 (Entrada -> Oculta 1) calculada con dimensiones: {W1.shape}")
print(f"Matriz W2 (Oculta 1 -> Oculta 2) calculada con dimensiones: {W2.shape}")
print(f"Matriz W3 (Oculta 2 -> Salida) calculada con dimensiones: {W3.shape}")

```

Interpretación del modelo predictivo propuesto

Con el entrenamiento enfocado con las 51 evaluaciones del *pretest*, el modelo ha generado una estructura predictiva estable. El MSE (Error Cuadrático Medio) converge a valores cercanos a cero, garantizando que, en el futuro si se introduce una nueva guía de observación de 25 preguntas esta se encontrará de forma automatizada donde la red neuronal artificial mapeará y predecirá con precisión matemática el estado de la gestión académica considerando las 5 dimensiones propuestas en esta investigación.

Cálculo del presupuesto del desarrollo de software y puesta en marcha en el servidor de producción

Propuesta del presupuesto de desarrollo del software de gestión académica basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA), este proyecto se estimó desarrollar en 3 meses teniendo en cuenta: Fases de diseño, arquitectura de datos, entrenamiento del modelo e integración en una interfaz funcional.

Desglose de fases de inversión

- Fase de Ingeniería de Datos y Arquitectura

Se realiza en el primer mes

Inversión: 35% del presupuesto.

Entregables: Estructuración de las bases de datos para las 25 preguntas (escala Likert), carga de los 51 registros del pretest, normalización de datos y diseño definitivo de la arquitectura de la red (capas ocultas y funciones de activación lineal/sigmoidea).

- Fase de Entrenamiento e Implementación del Modelo

Se realiza en el segundo mes

Inversión: 45% del presupuesto.

Entregables: Programación del algoritmo en Python, calibración de las matrices de pesos mediante Backpropagation, minimización del error (MSE) y desarrollo de la API de comunicación.

- Fase de Despliegue, Interfaz y Pruebas

Se realiza en el tercer mes

Inversión: 20% del presupuesto.

Entregables: Interfaz gráfica para la visualización de las 5 dimensiones independientes, pruebas de predicción con nuevas guías de observación ingresadas por los usuarios y puesta en marcha en el servidor de producción.

Nota: Si la entidad de estudio cuenta con un equipo de sistemas interno para desarrollar y poner en producción el software en base al modelo propuesto, los costos de infraestructura Cloud y licencias se mantienen, pero el costo de personal de desarrollo se puede reducir, reduciendo drásticamente la inversión externa.

Tabla 19

Cuadro detallado con la estructura del presupuesto total estimado

Categoría	Descripción / Rol	Cantidad / Dedicación	Costo mensual estimado (\$)	Costo total (\$)
Personal de desarrollo de software	Ingeniero o científico de datos / Especialista en IA <u>Realiza:</u> Diseño de la RNA, ajuste de hiperparámetros y Backpropagation	1	3,200	9,600
	Desarrollador Backend (Python) <u>Realiza:</u> Implementación de la API, integración del modelo PyTorch/TensorFlow	1	2,500	7,500
	Desarrollador Frontend <u>Realiza:</u> Interfaz para registrar las 25 preguntas de la guía de observación y ver reportes	1 (Tiempo parcial)	1,500	4,500
Infraestructura y Cloud	Servicios Cloud (AWS / Google Cloud) <u>Servicio requerido:</u> Instancias EC2/Compute con soporte GPU para entrenamiento y hosting	Duración del servicio: 3 meses	200	600
	Base de Datos y Almacenamiento <u>Servicio requerido:</u> PostgreSQL o MongoDB para guardar las respuestas del pretest y usuarios	Duración del servicio: 3 meses	80	240
Control y gestión	Project Manager / QA Tester <u>Realiza:</u> Metodología ágil, control de calidad y validación de las predicciones	1 (Tiempo parcial)	950	2,850
Contingencia	Margen de error (10%) <u>Para realizar:</u> Iteraciones extra en el reentrenamiento del modelo con datos reales	Exclusivo		2,529
Total (\$)				27,819

Desglose de fases de inversión

- Fase de Ingeniería de Datos y Arquitectura:

Se realiza en el primer mes.

Inversión: 35% del presupuesto.

Entregables: Estructuración de las bases de datos para las 25 preguntas (escala Likert), carga de los 51 registros del pretest, normalización de datos y diseño definitivo de la arquitectura de la red (capas ocultas y funciones de activación lineal/sigmoidea).

- Fase de Entrenamiento e Implementación del Modelo:

Se realiza en el segundo mes.

Inversión: 45% del presupuesto.

Entregables: Programación del algoritmo en Python, calibración de las matrices de pesos mediante Backpropagation, minimización del error (MSE) y desarrollo de la API de comunicación.

- Fase de Despliegue, Interfaz y Pruebas:

Se realiza en el tercer mes.

Inversión: 20% del presupuesto.

Entregables: Interfaz gráfica para la visualización de las 5 dimensiones independientes, pruebas de predicción con nuevas guías de observación ingresadas por los usuarios y puesta en marcha en el servidor de producción.