

**UNIVERSIDAD RICARDO PALMA
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN**



Título del proyecto de investigación:

RECONOCIMIENTO DE PATRONES HÍDRICOS Y DENSIDADES VEGETALES
UTILIZANDO REDES NEURONALES SUPERVISADAS E ÍNDICES DE DIFERENCIA
NORMALIZADA OBTENIDOS DEL PROCESAMIENTO MULTIESPECTRAL DE IMÁGENES
DEL PERUSAT-1

NOMBRE DEL GRUPO DE INVESTIGACIÓN	VISIÓN COMPUTACIONAL, MACHINE LEARNING, MERCADO FINANCIEROS Y CADENAS DE SUMINISTROS
CÓDIGO DEL GRUPO	GRU-19-2023-07-14-HUAMANI

EQUIPO QUE HA DESARROLLADO EL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN			
Responsabilidad	Grado académico, Nombres y Apellidos	ORCID	Correo electrónico
Investigador/a principal	Doctor Pedro Freddy Huamani Navarrete	0000-0002-3753-9777	phuamani@urp.edu.pe
Coinvestigador/a	-----		
Investigador/a invitado/a	-----		
Investigador/a invitado/a	-----		
Estudiante colaborador/a de pregrado	-----		
Estudiante colaborador/a de pregrado	-----		
Egresado/a colaborador/a	-----		
Bachiller colaborador/a	-----		

1.0. Título del proyecto:

RECONOCIMIENTO DE PATRONES HÍDRICOS Y DENSIDADES VEGETALES UTILIZANDO REDES NEURONALES SUPERVISADAS E ÍNDICES DE DIFERENCIA NORMALIZADA OBTENIDOS DEL PROCESAMIENTO MULTIESPECTRAL DE IMÁGENES DEL PERUSAT-1.

2.0. Autor del proyecto:

• Pedro Freddy Huamaní Navarrete¹

3.0. Resumen

Esta investigación tuvo como propósito reconocer patrones de agua y de densidades de vegetación a partir del procesamiento de imágenes satelitales multiespectrales, y de la aplicación de redes neuronales artificiales multicapas supervisadas, debido a la necesidad de analizar la planificación territorial sostenible, el crecimiento demográfico vertiginoso y la expansión desordenada de áreas urbanas, por tal razón se eligieron determinadas zonas de los distritos de San Borja, Chorrillos y Santiago de Surco de la ciudad de Lima, delimitados por cuatro coordenadas geográficas. Por lo cual, para el procedimiento se tomaron en cuenta los píxeles de las cuatro bandas espectrales para determinar numéricamente los índices normalizados de densidad de vegetación (NDVI) y de agua (NDWI), con la finalidad de definirlos en intervalos equidistantes como clases reconocidas; previo a ello, se realizó la segmentación y corrección en cuanto al orden de las bandas espectrales pro medio del Sistema de Información Geográfica QGIS. Posteriormente, se seleccionaron tres modelos de redes neuronales artificiales para el reconocimiento de los patrones hídricos y vegetales, con diferentes cantidades de neuronas por capas, iteraciones, funciones de activación y algoritmo de entrenamiento, con el propósito de comparar los resultados respecto a la métrica de exactitud en el reconocimiento. Asimismo, también se utilizó el software Matlab, la interfaz App Designer y la aplicación Power BI, para la realización del procesamiento, visualización de histogramas, perfil de reflectancia y zonas con masas de agua y vegetación. Finalmente, se alcanzó la mejor exactitud al utilizar el modelo de red neuronal constituido por una capa oculta con 8 neuronas y una de salida con 2 neuronas, para un total de 15000 iteraciones y una tasa de aprendizaje de 0.02; por lo tanto, se concluye que el modelo de red con menor cantidad de capas ocultas y número de neuronas, alcanzó los mejores resultados de reconocimiento.

Abstract:

This research aimed to identify water and vegetation density patterns through the processing of multispectral satellite images and the application of supervised multilayer artificial neural networks, due to the need to analyze sustainable territorial planning, rapid population growth, and the unplanned expansion of urban areas. For this reason, specific zones within the districts of San Borja, Chorrillos, and Santiago de Surco in the city of Lima were selected, delimited by four geographic coordinates. For the procedure, the pixels of the four spectral bands were taken into account to numerically determine the normalized vegetation density index (NDVI) and normalized water index (NDWI), with the purpose of defining them in equidistant intervals as recognized classes. Prior to this, segmentation and correction regarding the order of the spectral bands were performed using the QGIS Geographic Information System. Subsequently, three artificial neural

¹ Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Ricardo Palma.

network models were selected for the recognition of water and vegetation patterns, each with different numbers of neurons per layer, iterations, activation functions, and training algorithms, in order to compare the results based on recognition accuracy metrics. Additionally, Matlab software, the App Designer interface, and the Power BI application were used for processing, visualization of histograms, reflectance profiles, and zones with water bodies and vegetation. Finally, the best accuracy was achieved using the neural network model consisting of one hidden layer with 8 neurons and an output layer with 2 neurons, with a total of 15,000 iterations and a learning rate of 0.02. Therefore it is concluded that the network model with the fewest hidden layers and neurons achieved the best recognition results.

Palabras clave: imágenes multiespectrales, satélite PerúSAT-1, software Matlab, índice de vegetación normalizada, índice de agua normaliza, Power BI.

Keyword: multispectral images, PerúSAT-1 satellite, Matlab software, normalized vegetation index, normalized water index, Power BI.

4.0. Introducción

La realización del análisis de los patrones hídricos y las densidades vegetales en entornos urbanos y periurbanos es necesariamente fundamental para la gestión eficiente de los recursos naturales, y como también para la planificación territorial sostenible. Especialmente, en los distritos de alrededor de la ciudad de Lima en el Perú, estos retos se agravan por el acelerado aumento de la población, la proliferación no planificada de zonas urbanizadas y las consecuencias inmediatas y progresivas del cambio climático, que generan presiones significativas sobre los ecosistemas, afectando la sostenibilidad del entorno.

Igualmente, la ausencia de herramientas precisas y automatizadas que permiten un monitoreo continuo y una evaluación detallada de tales patrones genera un vacío significativo en el proceso de toma de decisiones, no solamente para las autoridades locales sino también para los representantes ambientales. Es así como, esa falta de información actualizada dificulta la implementación de estrategias efectivas para la gestión y conservación de los recursos naturales. De igual forma, la complejidad del entorno urbano y la diversidad de las coberturas terrestres en ciertas zonas de la ciudad de Lima, añaden un desafío adicional al análisis de las imágenes satelitales. Por tal razón, los métodos tradicionales de análisis realizados manualmente no solo resultan ineficientes, sino también propensos a errores, lo que subraya la urgencia de desarrollar métodos automatizados y eficaces que superen estas limitaciones y proporcionen una visión holística y precisa de la situación ambiental en la región de interés que fue analizada en este trabajo.

Por lo cual, se planteó como objetivo reconocer patrones hídricos y densidades vegetales utilizando redes neuronales supervisadas, tal como Ramirez et al. (2019), y los índices de diferencia normalizada, de vegetación (NDVI) y masa de agua (NDWI), al igual que Giraldo (2021), obtenidos del procesamiento multiespectral de imágenes del satélite peruano PerúSAT-1, para las principales áreas de tres distritos de la zona sur de Lima, delimitados por cuatro coordenadas geográficas que serán indicadas en una siguiente sección.

Complementariamente, permitir la visualización de manera interactiva el perfil de reflectancia, reflectancia promedio e histogramas por cada banda espectral, haciendo uso de una interfaz gráfica App Designer desarrollado en el software Matlab y de un

dashboard interactivo utilizando la aplicación Power BI para apreciar cuantitativamente tales índices normalizados.

De esta manera, el desarrollo de este proyecto de investigación fue estructurado en tres etapas fundamentales. Primero, fue la localización de las principales áreas de tres distritos de la zona sur de la ciudad de Lima, a partir de coordenadas geográficas, de tal manera que encierre tales distritos; después de ello, se procedió a la solicitud y recopilación de las imágenes satelitales de parte de la Dirección de Aplicaciones Espaciales y Geomática de la Agencia Espacial del Perú, CONIDA. Como segunda etapa, se tuvo el preprocesamiento de las imágenes digitales a través del Sistema de Información Geográfica de acceso libre, QGIS, seguido del procesamiento con apoyo del Toolbox Image Processing del software Matlab, con la finalidad de separar las bandas espectrales y calcular los índices de diferencia normalizada. Posteriormente, como tercera etapa se tuvo la elección, inicialización, entrenamiento y verificación de diferentes topologías de redes neuronales artificiales supervisadas, para lograr el reconocimiento de los índices normalizados de masa de agua y densidad de vegetación. Finalmente, se implementó una interfase gráfica de visualización utilizando el App Designer del Matlab y un dashboard empleando la aplicación de Microsoft Power BI.

5.0. Planteamiento del problema

Actualmente, se ha corroborado que la contaminación incrementa exponencialmente con el paso de los años, de igual forma la falta de educación por parte de la población hace que las zonas con presencia de vegetación se reduzcan en el tiempo por el bajo interés o descuido propio. A ello, se agrega el arrojamiento de volúmenes de desperdicios en el mar, los ríos, los lagos, y el propio suelo de nuestra ciudad, haciendo que cada vez sean menores el número de parques o zonas de vegetación. Y, particularmente en los distritos de la zona sur de Lima tales como son Chorrillos, Santiago de Surco y San Borja, este tema viene agravándose, a pesar de que la Subgerencia de Gestión y Conservación de Áreas Verdes de las Municipalidades invierten en sus respectivos distritos.

Por otro lado, las inundaciones y fugas de agua en las calles de estos tres distritos también forman parte de las responsabilidades que debe asumir las autoridades municipales, quienes tratan cada vez en mejorar el ambiente para el bien de la comunidad; y, añadido a ello, se encuentran los pantanos de villa que forman parte de un ecosistema muy importante porque ahí se sitúan muchas especies vegetales y animales cuando realizan su migración. Es por ello que, la gestión de los recursos hídricos y la vegetación en zonas periurbanas de la ciudad de Lima carece de herramientas eficaces para un preciso y automatizado monitoreo, perjudicando la conservación ambiental y la planificación territorial.

Por tal razón, el uso de las redes neuronales artificiales con entrenamiento del tipo supervisado en complemento con los índices espectrales obtenidos de las imágenes satelitales, brindadas gratuitamente por el PerúSAT-1, se fundamenta en la necesidad de automatizar la identificación de los patrones hídricos y vegetales, al tratar de resolver las limitaciones en cuanto a precisión y tiempo otorgado por los métodos tradicionales.

Problema general:

¿De qué manera se reconocerán patrones hídricos y densidades vegetales utilizando redes neuronales supervisadas e índices de diferencia normalizada obtenidos del procesamiento multiespectral de imágenes del satélite peruano PerúSAT-1, para las principales áreas de tres distritos de la zona sur de Lima?

Problemas específicos:

- ¿De qué manera se obtendrán los índices de diferencia normalizada, NDVI y NDWI, a partir del procesamiento multiespectral en imágenes satelitales de PerúSAT-1 para determinada área de los distritos de Chorrillos, Santiago de Surco y San Borja, localizados en la zona sur de Lima?
- ¿Cómo se realizará la selección, entrenamiento y validación de tres arquitecturas de redes neuronales supervisadas para lograr la identificación de zonas con masas de agua y densidades de vegetación en determinadas áreas de los distritos de Chorrillos, Santiago de Surco y San Borja, localizados en la zona sur de Lima?
- ¿De qué manera se desarrollará un dashboard interactivo utilizando la aplicación Power BI de tal forma que permitan visualizarse las zonas con masas de agua y densidades de vegetación, en cierta área de tres distritos de la zona sur de Lima?

6.0. Importancia

El desarrollo de este proyecto de investigación es importante porque su implementación ayuda a diferentes áreas socioeconómicas tales como ambiente, agricultura, cultura, entre otras más, para identificar probable contaminación en ciertas zonas de interés, localizadas en las principales áreas de tres distritos de la zona sur de Lima. Además, no solamente es posible monitorear los cultivos sino también identificar zonas de humedad o hídricas; de esta forma, a través del panel o dashboard interactivo desarrollado en el aplicativo Power BI es viable mostrar mapas de color para los campos de hidrología y agricultura, permitiendo generar diagnósticos adecuados que posteriormente en trabajos futuros se alcanzaría monitorear inundaciones, deslizamientos, deforestación, carreteras, entre otros casos existentes y de necesidad en nuestro país.

Complementariamente, la importancia de este proyecto de investigación radica en la comparación de topologías de redes neuronales artificiales multicapas, para identificar la topología más eficiente y exacta en cuanto a la clasificación de patrones; así como también, en el uso de una métrica de desempeño en base a la exactitud de clasificación para establecer una base objetiva y cuantificable de clasificación. Adicionalmente, también es importante porque representa un aporte nacional al uso estratégico de tecnología espacial a partir de una aplicación práctica, permitiendo una transferencia tecnológica hacia otros investigadores o instituciones interesadas en investigar con datos satelitales, proporcionados gratuitamente por la Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial, CONIDA; por lo cual, se contribuye con la creación de un modelo replicable con aprendizaje supervisado y validado con datos reales, para facilitar la adopción de la inteligencia artificial en sistemas de monitoreo espacial.

Seguidamente, se establece complementariamente la importancia del desarrollo de este proyecto de investigación desde los siguientes puntos:

- a) Económico. La investigación puede contribuir significativamente a la economía nacional optimizando el uso de los recursos hídricos y del suelo agrícola, y gracias al análisis de imágenes multiespectrales con redes neuronales, se hace posible identificar zonas escasas de agua o baja productividad vegetal, lo que permite una planificación más eficiente.
- b) Social. La investigación puede promover una mejor calidad de vida para las comunidades que dependen de la agricultura y los recursos naturales, gracias a la identificación de áreas con déficit hídrico o problemas de cobertura vegetal, se diseñarían políticas dirigidas a mejorar el acceso al agua y la sostenibilidad ambiental.

- c) Agrícola. La investigación puede identificar con precisión las densidades vegetales y patrones hídricos mediante el análisis multiespectral con redes neuronales, lo que permitiría implementar una agricultura de precisión más efectiva permitiendo a los agricultores utilizar herramientas tecnológicas para la toma de decisiones en función a datos confiables.
- d) Industrial. La investigación abriría nuevas oportunidades en los sectores tales como la agroindustria, gestión ambiental y tecnologías de información geoespacial. Tal es así que, las empresas pueden adoptar este planteamiento como una herramienta para la planificación territorial y la toma de decisiones estratégicas.
- e) Metodológica. La investigación aportaría una metodología innovadora del tipo escalable territorialmente, al combinar el uso de las redes neuronales artificiales y supervisadas con los índices de diferencia normalizada, con el propósito de analizar imágenes satelitales multiespectrales. De esta manera, se abriría a la mejora de las técnicas tradicionales de monitoreo ambiental.
- f) Institucional. El desarrollo de esta investigación contribuiría con fortalecer el perfil académico y científico de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Ricardo Palma, promoviendo el uso de tecnología satelital y aplicación de técnicas de inteligencia artificial, basada en redes neuronales artificiales.

7.0. Antecedentes

La aplicación de técnicas de procesamiento digital sobre imágenes satelitales obtenidas por el satélite peruano PerúSAT-1 permitió estimar el área de un glaciar en una región específica del santuario de Machu Picchu, a partir de correcciones geométricas y radiométricas así como utilizando teorías matemáticas tales como el método de Otsu para determinar el umbral, y otros métodos supervisados para el reconocimiento tales como árboles de decisión, random forest, regresión logística y redes neuronales artificiales convolucionales (García-Bazán et al., 2023). Por lo cual, esta investigación contribuyó en el uso de las expresiones matemáticas de correcciones geométricas y radiométricas sobre las imágenes satelitales de interés.

Por otro lado, Mukherjee (2023) identificó ríos con anchos variables a partir del índice de diferencia normalizada para masas de agua, NDWI, desde las imágenes satelitales proporcionadas por Landsat. Si bien es cierto que el índice NDWI determina el porcentaje de masa de agua, también es importante considerar que la detección de un sendero fluvial estrecho resulta un proceso complejo. Por ello, los autores emplearon algunas de técnicas de procesamiento de imágenes tales como los filtros de Gabor y la ecualización del histograma adaptativo, así como también el análisis de componentes conectados para detectar tanto los ríos estrechos que en la mayoría de veces son sinusoidales, y los ríos con un ancho significativo.

Asimismo, según Giraldo (2021) realizó la exploración a las capacidades del satélite PerúSAT-1 estimando los índices de vegetación, agua y nieve, así como también identificando una limitación en el análisis de ciertos minerales debido a la falta de información en ciertas longitudes de onda.

Igualmente, Gonzalez et al. (2020) planteó un nuevo enfoque para segmentar las superficies de agua a partir de imágenes satelitales, utilizando redes neuronales convolucionales sobre una base de datos de alta resolución del satélite Sentinel-2 y de muy alta resolución del PerúSAT-1.

Luego, Hernández y Gulfo (2018) implementaron un sistema de procesamiento de imágenes multiespectrales utilizando la herramienta AppDesigner del Matlab, orientado al cálculo del NDVI a partir de cámaras multiespectrales o imágenes satelitales.

Por otro lado, Diaz Cruz (2018) exploró el uso de imágenes satelitales LANDSAT-8 y ASTER-GDEM para identificar zonas de recarga hídrica subterránea en la cuenca Jequetepeque, contrastando los resultados con pozos inventariados.

De la misma manera, Ramirez et al. (2019) propusieron un modelo de clasificación basado en los índices de diferencia normalizada y las técnicas de aprendizaje de máquina para identificar, a nivel de pixel, cuatro elementos relevantes en las imágenes satelitales de PerúSAT-1. Estos son: vegetación, agua, suelo y áreas urbanas. La técnica empleada fue la máquina de soporte vectorial (SVM), la cual utilizó un total de 12000 muestras y fue probada con solo 3000 muestras. En cuanto a los resultados alcanzados, se logró una métrica de accuracy alrededor del 98%. Por lo cual, este trabajo también contribuyó en la propuesta al utilizar una técnica supervisada del campo del Machine Learning, que si bien es cierto no es la misma que ha sido propuesta para este proyecto, pero al menos tiene la característica de entrenamiento en función a una salida deseada.

Equivalentemente, Huillcen (2020) utilizó técnicas de procesamiento de imágenes considerando otros modelos de color tal como el HSV (tono, saturación y valor), lo que permitió proponer un método de estimación de la cobertura vegetal en ciertas especies en la provincia de Andahuaylas, región de Apurímac, a través de las características cromáticas y a partir de imágenes satelitales de alta resolución extraídas también del satélite PerúSAT-1. Asimismo, para la realización de la segmentación en rangos utilizó valores del modelo de color HSV, seguido de transformaciones morfológicas, tales como la apertura y la clausura, y seguido del cálculo del área por cada especie vegetal. Por tal razón, en el proyecto de investigación planteado, también se trabajó con transformaciones morfológicas (dilatación, erosión y relleno) que permitieron aumentar o disminuir los valores de pixeles según la conveniencia del análisis.

Como también, Quintana-Ortiz et al. (2021) estimaron áreas inundadas durante el evento El Niño Costero 2017 a partir de imágenes satelitales brindadas por el sistema satelital peruano conformado por PerúSAT-1, SPOT y KompSAT-3A. Por lo cual, para alcanzar dicha estimación utilizaron dos tipos de datos: ópticos y radar. Adicionalmente, para estimar las masas de agua emplearon las imágenes satelitales ópticas a partir del índice NDWI y de LandSat las de MNDWI. Por otro lado, también estimaron las masas de agua con las imágenes de radar, partiendo de una calibración seguido de la aplicación de un filtro conocido como "speckle"; luego, una clasificación, corrección del terreno y vectorización. De esta manera, se confirma una vez más el uso del índice NDWI para estimar la masa de agua o patrones hídricos que se analizarán en el proyecto planteado.

Complementariamente, Tao et al. (2021) plantearon el uso de una red neuronal multicapa con un tipo de entrenamiento supervisado y algoritmo de aprendizaje backpropagation, para detectar rápidamente la contaminación del agua; por lo cual, el uso de esta herramienta de Machine Learning también formó parte de la propuesta para este proyecto, debido a que se cuenta con un data set conformado por los datos de entrada y los deseados.

Finalmente, Rui et al. (2019) plantearon el monitoreo de la superficie de agua del canal principal occidental de Qingtongxia a partir de observaciones a través del satélite Sentinel-2; si bien es cierto que no utilizaron las imágenes del satélite peruano PerúSAT-1, pero contribuyeron con la propuesta de trabajar con filtros de detección de contorno haciendo uso de los operadores de Prewitt, Robert, Sobel, Canny y Laplaciano. Por lo cual, tales filtros facilitaron la segmentación de las áreas de interés en las imágenes satelitales complementado con las transformaciones morfológicas.

8.0. Marco conceptual

- 8.1. Imagen digital multiespectral.** Es una imagen digitalizada y representada por múltiples arreglos de números enteros, o píxeles, codificados con una cierta cantidad de bits. A su vez, cada arreglo representa a una banda espectral con una determinada resolución en píxeles (Alegre, Pajares y De La Escalera, 2016); como, por ejemplo, las bandas espectrales de rojo, verde, azul e infrarrojo cercano pertenecientes a la imagen de interés utilizada en este proyecto de investigación.
- 8.2. Imagen satelital.** También se las conoce como imágenes de observación de la Tierra o fotografías tomadas desde el espacio a través de un satélite. Y, se definen como el producto obtenido por un sensor instalado a bordo de un satélite artificial, mediante la captación de la radiación electromagnética emitida o reflejada por un cuerpo, que posteriormente se transmite a estaciones terrenas para su visualización, procesamiento y análisis (AXESS Networks, 2021).
- 8.3. Sistema satelital peruano PerúSAT-1.** Es el primer sistema satelital óptico de observación terrestre submétrico del Perú, cuyos beneficios abarcan múltiples campos desde la seguridad y defensa hasta diversas actividades productivas. Este sistema satelital es operado desde el Centro Nacional de Operaciones de Imágenes Satelitales, en Pucusana, por ingenieros y especialistas peruanos (Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial, 2021). Además, el satélite genera imágenes multiespectrales con 70 centímetros de resolución utilizando una cámara ligera y resistente a las temperaturas extremas del Espacio. Su órbita se encuentra a 702.5 Km. y tiene una velocidad de desplazamiento de 7.5 km/s (Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial, 2022). A continuación, en la tabla 1 se muestra la descripción de las bandas espectrales del PerúSAT-1.

Tabla 1

Descripción de las bandas espectrales del satélite peruano PerúSat-1

Banda espectral	Rango (nm)	Resolución espacial(m)
Azul	450-520	2.5
Verde	530-600	2.5
Rojo	620-690	2.5
Infrarrojo cercano	760-890	2.5
Pancromático	450-750	0.7

Fuente: (Ministerio de Transporte y Comunicaciones, 2017).

- 8.4. Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).** Es un parámetro calculado a partir de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, con la finalidad de ser utilizado en la estimación de la cantidad y calidad de la vegetación en un área de estudio; pues, dicho índice se basa en la teoría comprobada de la absorción de radiación solar llevada a cabo por las especies vegetales en el proceso de fotosíntesis (USGS, 2025; Ministerio de Transporte y Comunicaciones, 2017).

Por lo cual, siendo un indicador que se utiliza ampliamente para evaluar la densidad y el estado de la vegetación. Se calcula utilizando las bandas del

espectro rojo (R) y del infrarrojo cercano (NIR) de las imágenes satelitales. La fórmula estándar para el cálculo del NDVI es:

$$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \quad (1)$$

Donde R es la luz reflejada o reflectancia en el rango rojo del espectro visible, y NIR la luz reflejada en el espectro infrarrojo cercano. Además, este índice está definido por valores situados entre -1.0 y 1.0, donde los valores negativos están formados principalmente por nubes, nieve, rocas, arena y/o suelo descubierto. Por otro lado, los valores moderados (de 0.2 a 0.3) representan arbustos y praderas, mientras que los valores grandes (de 0.6 a 0.8) indican bosques templados y tropicales (USGS, 2025; EOS DATA ANALYTICS, 2023).

8.5. Índice de agua de diferencia normalizada (NDWI). Es un parámetro que se calcula al maximizar la reflectancia del agua usando para ello la banda del Infrarrojo Cercano y la absorción de la vegetación y de suelo adyacente en la banda del verde. Por lo cual, se utiliza para resaltar el aspecto de las masas de agua en una imagen satelital (Giraldo, 2021).

De esta manera, se calcula, para el caso de las imágenes proporcionadas por el satélite PerúSAT-1, mediante la siguiente expresión siendo G la luz reflejada en el rango verde del espectro, y NIR la luz reflejada en el espectro infrarrojo cercano.

$$NDWI = \frac{G-NIR}{G+NIR} \quad (2)$$

Además, este índice está definido por valores situados entre -1.0 y 1.0, siendo los valores negativos correspondientes a sequía y superficies sin agua o sequía moderada; luego, valores positivos y cercanos a cero corresponden a inundación y humedad, mientras que mayores valores representan a superficies de agua (USGS, 2025; EOS DATA ANALYTICS, 2021).

8.6. Redes neuronales artificiales multicapas. Según Kim (2017) una red neuronal artificial está constituida por una capa de entrada, capas ocultas, y una capa de salida. Asimismo, la red neuronal que tiene una capa oculta es llamada red neuronal superficial, mientras que aquella que tiene más de dos capas ocultas se le conoce como red neuronal profunda.

8.7. Deep Learning Toolbox. Es una librería del software de computación numérica Matlab que ofrece funciones, apps y bloques de Simulink para diseñar, implementar y simular redes neuronales profundas. Además, proporciona un marco para crear y utilizar muchos tipos de redes, tales como redes neuronales convolucionales y transformadores.

8.8. Image Processing Toolbox. Es una librería del software de computación numérica Matlab que proporciona una amplia gama de algoritmos estándar de referencia y apps de flujo de trabajo para procesar, visualizar y analizar imágenes, y desarrollar algoritmos. Puede realizar segmentación de imágenes, perfeccionamiento de imágenes, reducción de ruido, transformaciones geométricas y registro de imágenes utilizando Deep Learning y técnicas

tradicionales de procesamiento de imágenes. Además, ofrece soporte para el procesamiento de imágenes en 2D y 3D, y de gran tamaño. (Mathworks, 2024).

8.9. Técnicas de procesamiento espacial de imágenes. Es un conjunto de procedimientos matemáticos realizados a una imagen digital, para continuar con el reconocimiento de un patrón y seguir con la descripción cuantitativa de las propiedades morfológicas y estadísticas (Lira, 2018).

9.0. Objetivos

Objetivo general:

Reconocer patrones hídricos y densidades vegetales utilizando redes neuronales supervisadas e índices de diferencia normalizada obtenidos del procesamiento multiespectral de imágenes del satélite peruano PerúSAT-1, para las principales áreas de tres distritos de la zona sur de Lima.

Objetivos específicos:

- Obtener los índices de diferencia normalizada, NDVI y NDWI, a partir del procesamiento multiespectral en imágenes satelitales de PerúSAT-1 para determinada área de los distritos de Chorrillos, Santiago de Surco y San Borja, localizados en la zona sur de Lima.
- Realizar la selección, entrenamiento y validación de tres arquitecturas de redes neuronales supervisadas para lograr la identificación de zonas con masas de agua y densidades de vegetación en determinadas áreas de los distritos de Chorrillos, Santiago de Surco y San Borja, localizados en la zona sur de Lima.
- Desarrollar un dashboard interactivo utilizando la aplicación Power BI de tal forma que permitan visualizarse las zonas con masas de agua y densidades de vegetación, en cierta área de tres distritos de la zona sur de Lima.

10.0. Variables

A continuación, se indican las variables de investigación planteadas para este proyecto. De igual forma, en el anexo N°1 se comparte la tabla de operacionalización de variables con sus respectivas dimensiones e indicadores.

- **Variable independiente:** técnicas de procesamiento digital de imágenes y topologías de redes neuronales artificiales supervisadas.
- **Variable dependiente:** reconocimiento de patrones de masas de agua y densidades de vegetación.

11.0. Método

11.1. Diseño de la investigación

11.1.1. Tipo de investigación

El tipo de investigación fue aplicada debido a que no desarrolló una teoría sino más bien dependió de los aportes de la investigación básica, porque se utilizaron ciertas técnicas matemáticas de procesamiento digital de imágenes de forma espacial, así como también algoritmos de aprendizaje supervisado a partir de la implementación, entrenamiento y validación de tres modelos de redes

neuronales artificiales multicapas. Además, existe una aplicación directa de esta investigación hacia una problemática de la sociedad o el sector privado.

11.1.2. Método de investigación

El método de esta investigación fue cuantitativo porque en él participaron datos cuantificables o numéricos, los cuales fueron tomados a nivel de muestras de una base de datos representativa administrada por la Agencia Aeroespacial CONIDA. Asimismo, tales datos cuantificables correspondieron al conjunto de imágenes satelitales con cuatro bandas espectrales y en formato digital, que a su vez se encuentran representadas por arreglos de números enteros y codificados con una cierta cantidad de bits por cada pixel o componente.

De esta manera, la metodología desarrollada permitió desarrollar una secuencia de pasos para lograr el reconocimiento de patrones, específicamente las zonas con masas de agua y densidades de vegetación, en algunas zonas principales de ciertos distritos de la región de Lima y condicionadas a la disposición de imágenes otorgadas por el la Agencia Aeroespacial CONIDA.

11.2. Muestra / Participantes / Sujetos / Base de datos

La muestra utilizada correspondió a tres imágenes multiespectrales capturadas a través del satélite PeruSAT-1 y perteneciente a las principales áreas de los distritos de San Borja, Santiago de Surco y Chorrillos, ubicados en la región metropolitana de Lima, Perú. Esta selección fue tomada de manera arbitraria considerando las características que distinguen a estos tres distritos en cuanto a vegetación y presencia de humedad.

Igualmente, dicha muestra fue solicitada a través de la representación de coordenadas geográficas (latitud, longitud) de cuatro puntos que delimitaron el área de interés de estudio, permitiendo representar y localizar los tres distritos seleccionados para este trabajo, de manera parcial y no total. Estas coordenadas correspondieron a:

- Latitud: -12.09084676660366, Longitud: -77.01316520041267
- Latitud: -12.085132573511842, Longitud: -76.97413070724409
- Latitud: -12.208794477903727, Longitud: -76.98141520308387
- Latitud: -12.206997413611202, Longitud: -77.02597440777933

11.3. Instrumentos de recolección de datos

En cuanto a los instrumentos de recolección de datos, se optó por utilizar la base de datos de imágenes satelitales que administra la Agencia Aeroespacial CONIDA a través de la coordinación con el Centro Nacional de Operaciones de Imágenes Satelitales, CNOIS, ubicado en Pucusana, Lima, Perú. Sin embargo, para acceder a dicha base de datos, se tuvo que solicitar el permiso correspondiente según lo indicado en la plataforma web (Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial, 2022), lo cual permitió realizar la entrega a través de la firma del Acta de Entrega de Productos de Imágenes Satelitales N°035-2024 con fecha 23 de mayo de 2024. En el anexo N°2 se muestra la captura de pantalla del acta en mención.

Una vez logrado el permiso, se nos proporcionaron tres imágenes digitales satelitales con diferentes y elevadas resoluciones y en el formato de imagen TIF.

Posteriormente, se procedió a la segmentación utilizando el Sistema de Información Geográfica de software libre QGIS para lograr el procesamiento y manipulación de las imágenes con una menor resolución. De esta manera, se obtuvieron alrededor de 800 imágenes digitales segmentadas con una resolución de 1000x1000 píxeles cada una.

A continuación, la figura 1 muestra la lista de archivos que contienen las zonas de interés en los tres distritos de la región de Lima, Perú, y que a su vez cuentan con la autorización de uso por parte de CONIDA, pero con fines académicos y de investigación.

Figura 1

Lista de archivos de la base de datos



Nombre	Fecha	Tipo	Tamaño
oPMS_PER1_20230224		Archivo TIF	12,789,468 KB
oPMS_PER1_20230704		Archivo TIF	8,415,075 KB
opms_PER1_20230704-001		Archivo TIF	9,509,908 KB

Nota. Grupo de archivos con altas resoluciones que contienen las principales zonas de interés de tres distritos de la región de Lima, en Perú.

11.4. Técnicas de procesamiento de datos

En cuanto a las técnicas utilizadas para el procesamiento de datos, a continuación, se enumeran a partir de un procedimiento ordenado tal como fueron realizadas.

- Selección del área de interés desde la aplicación de Google Maps, a partir de la delimitación por cuatro coordenadas geográficas.
- Solicitud de la disposición de las imágenes multiespectrales del satélite PerùSAT-1, a partir de una solicitud presentada por mesa de partes a la Agencia Aeroespacial CONIDA y adjuntando los documentos de referencia. Posteriormente, firmando un acta de entrega con el compromiso de utilizar dichas imágenes con fines absolutamente académicos, y no en contra de los intereses del estado o que pongan en peligro la seguridad e intereses nacionales.
- Preprocesamiento de las imágenes digitales a través del Sistema de Información Geográfica de acceso libre, QGIS, para corregir el orden de las bandas espectrales y segmentarlas en más de 800 imágenes con una resolución de 1000 x 1000 píxeles, cada una.
- Procesamiento de las imágenes digitales con el software de computación numérica Matlab y su Toolbox Image Processing, con la finalidad de separar las bandas espectrales y calcular los índices de diferencia normalizada de masa de agua y densidad de vegetación. Asimismo, para determinar y visualizar los histogramas y los perfiles y promedios de reflectancia a través de una interfaz gráfica de usuario interactiva perteneciente al propio software Matlab, denominado App Designer.

- e) Selección de tres modelos de redes neuronales multicapas con algoritmo de entrenamiento supervisado, con apoyo del Toolbox Deep Learning del software Matlab. De esta manera, con las tres estructuras diferentes de redes neuronales en cuanto a número de iteraciones, cantidad de capas por neuronas, funciones de activación, tasa de error porcentual, entre otras características, se determinó la mejor estructura para reconocer los patrones hídricos y de vegetación.
- f) Implementación de un dashboard utilizando la aplicación de acceso libre de Microsoft, Power BI, para unificar las fuentes de datos procesadas, y así realizar el análisis, la transformación y la visualización a través de un panel interactivo.

De esta manera, en el anexo N°3 se muestra de una manera simplificada y según las dimensiones y variables de investigación planteadas, los instrumentos de investigación que fueron utilizados en este proyecto para alcanzar los objetivos trazados.

12.0. Resultados

Respecto a los resultados hallados, a continuación, se procede a describirlos y evidenciarlos en función a las tres etapas propuestas para el desarrollo de este proyecto de investigación.

12.0.1. Primera etapa. Comprendió la selección del área de interés, adquisición y procesamiento de las imágenes multiespectrales.

Selección del área de interés. Por el interés en analizar tres principales distritos de la zona sur de la ciudad de Lima, se tuvo que delimitar sus principales áreas a través de la determinación de cuatro coordenadas geográficas representadas por la latitud y la longitud; de tal forma que formen una figura cuadrilátera sobre el servicio web Google Maps, el cual ofrece una información detallada sobre las regiones geográficas y lugares de todo el mundo. A continuación, la figura 1 muestra una representación del área de interés seleccionado, a partir de la unión de las cuatro coordenadas geográficas las cuales cercan las principales áreas de estos tres distritos.

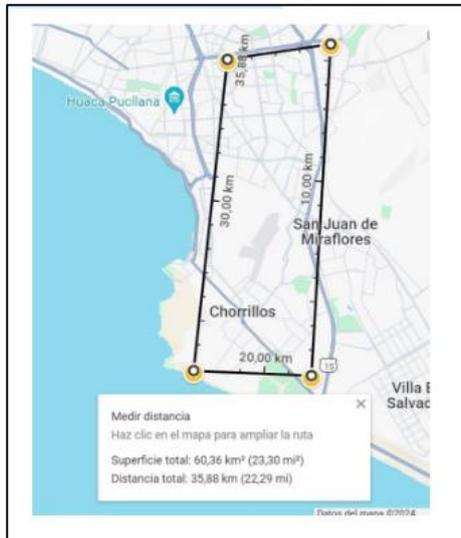
Asimismo, realizada la selección del área de interés, fue obligatoria la preparación de una solicitud dirigida a través del correo electrónico a la mesa de partes de la Agencia Aeroespacial, CONIDA, y señalando el propósito de disponer de ese conjunto de imágenes con un compromiso de utilizarlo solamente para fines académicos, sea como el desarrollo de un proyecto de investigación, la formulación del plan de tesis para el posterior desarrollo del trabajo de tesis y obtención del título de Ingeniero Electrónico, así como para la preparación de artículos de investigación con fines de ser publicados en revistas o actas de congresos indizados en las principales bases de datos.

Procesamiento de las imágenes multiespectrales. Realizado el ordenamiento de las bandas espectrales y la segmentación de las mismas con el sistema de información geográfica, QGIS, se procedió al cálculo de los índices de diferencia normalizada, tanto de vegetación como de masa de agua. A continuación, en las figuras 2, 3 y 4, se muestran capturas de pantalla del código de programación utilizado en el software Matlab, que con apoyo tanto del Toolbox Image Processing y la interfaz gráfica App Designer, se obtuvieron como resultado una

interfaz interactiva que no solamente mostró los índices NDVI y NDWI, sino también el histograma, el perfil de reflectancia y sus correspondientes promedios.

Figura 1

Área de interés delimitada



Nota. Representación de las cuatro coordenadas geográficas a partir de la herramienta de búsqueda de ubicaciones Google Maps.

Figura 2

Código de programación en Matlab para visualizar imágenes

```
%PARTE DEL CÓDIGO DE PROGRAMACIÓN PARA LA VISUALIZACIÓN DE LAS IMÁGENES
%=====
app.imagen_sat = imread(filepath);
% Separar las bandas
app.blue_band = app.imagen_sat(:,1);
app.green_band = app.imagen_sat(:,2);
app.red_band = app.imagen_sat(:,3);
app.nir_band = app.imagen_sat(:,4);
% Normalizar cada banda en función de su valor máximo
app.red_band_n = app.red_band_d / max(app.red_band_d(:));
app.green_band_n = app.green_band_d / max(app.green_band_d(:));
app.blue_band_n = app.blue_band_d / max(app.blue_band_d(:));
app.nir_band_n = app.nir_band_d / max(app.nir_band_d(:));
```

Nota. Representación de parte del código de programación desarrollado en el software Matlab, para permitir la visualización de las imágenes multiespectrales.

De igual manera, en el App Designer del software Matlab, se implementó una interfaz gráfica interactiva que permitió visualizar el histograma, el perfil de reflectancia y los índices de diferencia normalizadas para masas de agua y densidades de vegetación. Seguidamente, en las figuras 5, 6 y 7 se muestran las capturas de pantalla correspondientes a la visualización de tres imágenes ejemplo.

Figura 3

Código de programación en Matlab para calcular los índices normalizados

```
% CÁLCULO DEL ÍNDICE NDVI DE LA IMAGEN MULTIESPECTRAL
%=====
app.NDVI = (app.nir_band_n - app.red_band_n) ./ (app.nir_band_n + app.red_band_n);
% Contar píxeles en los rangos especificados
ndvi_pix_1 = sum(app.NDVI(:) >= -1 & app.NDVI(:) <= 0);
ndvi_pix_2 = sum(app.NDVI(:) > 0 & app.NDVI(:) <= 0.33);
ndvi_pix_3 = sum(app.NDVI(:) > 0.33 & app.NDVI(:) <= 0.66);
ndvi_pix_4 = sum(app.NDVI(:) > 0.66 & app.NDVI(:) <= 1);

% CÁLCULO DEL ÍNDICE NDWI DE LA IMAGEN MULTIESPECTRAL
%=====
app.NDWI = (app.green_band_n - app.nir_band_n) ./ (app.green_band_n + app.nir_band_n);
% Contar píxeles en los rangos especificados
ndwi_pix_1 = sum(app.NDWI(:) >= -1 & app.NDWI(:) <= -0.3);
ndwi_pix_2 = sum(app.NDWI(:) > -0.3 & app.NDWI(:) <= 0);
ndwi_pix_3 = sum(app.NDWI(:) > 0 & app.NDWI(:) <= 0.2);
ndwi_pix_4 = sum(app.NDWI(:) > 0.2 & app.NDWI(:) <= 1);
```

Nota. Representación de parte del código de programación desarrollado en el software Matlab, para calcular los índices de diferencia normalizada para las imágenes multiespectrales.

Figura 4

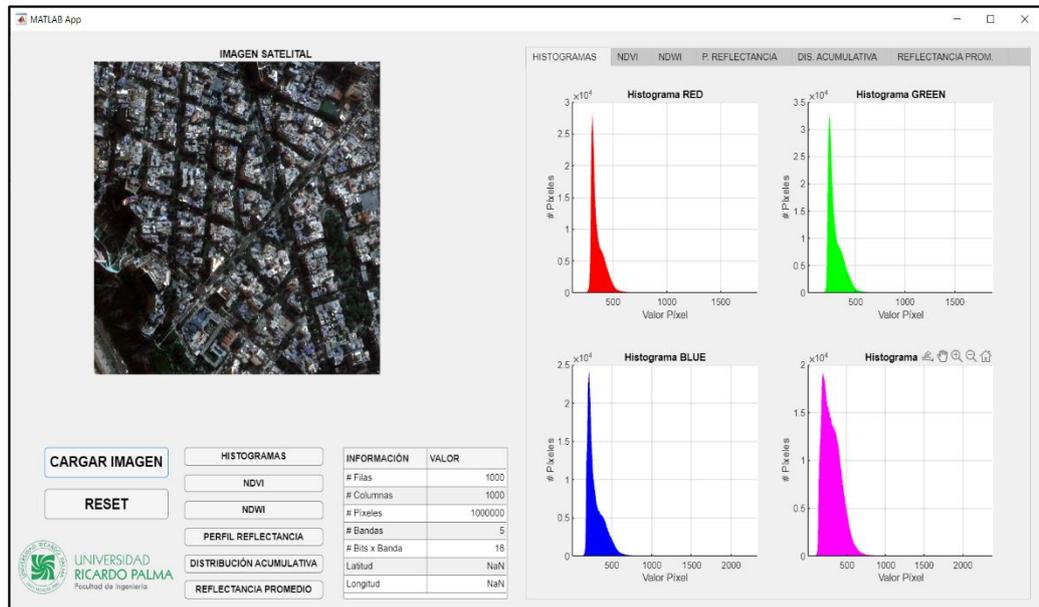
Código de programación en Matlab para calcular la reflectancia

```
% Cálculo de la reflectancia promedio de cada banda para toda la imagen
%=====
mean_red_band = mean(app.red_band(:));
mean_green_band = mean(app.green_band(:));
mean_blue_band = mean(app.blue_band(:));
mean_nir_band = mean(app.nir_band(:));
% Graficar la reflectancia promedio de cada banda en el UIAxes
b = bar(app.reflecprom, [mean_red_band, mean_green_band, mean_blue_band, mean_nir_band]);

% Asignación de color a cada barra según la banda espectral
%=====
b.FaceColor = 'flat';
b.CData(1,:) = [1 0 0]; % Rojo para la banda roja
b.CData(2,:) = [0 1 0]; % Verde para la banda verde
b.CData(3,:) = [0 0 1]; % Azul para la banda azul
b.CData(4,:) = [1 0 1]; % Morado para la banda NIR
```

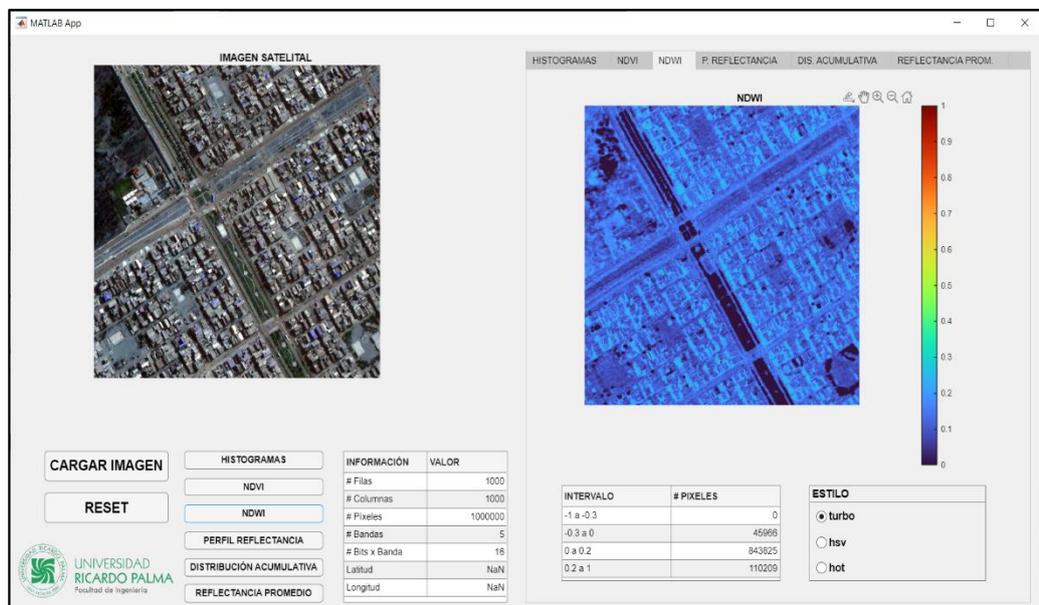
Nota. Representación de parte del código de programación desarrollado en el software Matlab, para calcular la reflectancia para las imágenes multiespectrales.

Figura 5
Interfaz gráfica con histogramas por banda espectral



Nota. Representación de la captura de pantalla de la interfaz gráfica desarrollada en el Matlab, mostrando el histograma por cada banda espectral de la imagen satelital.

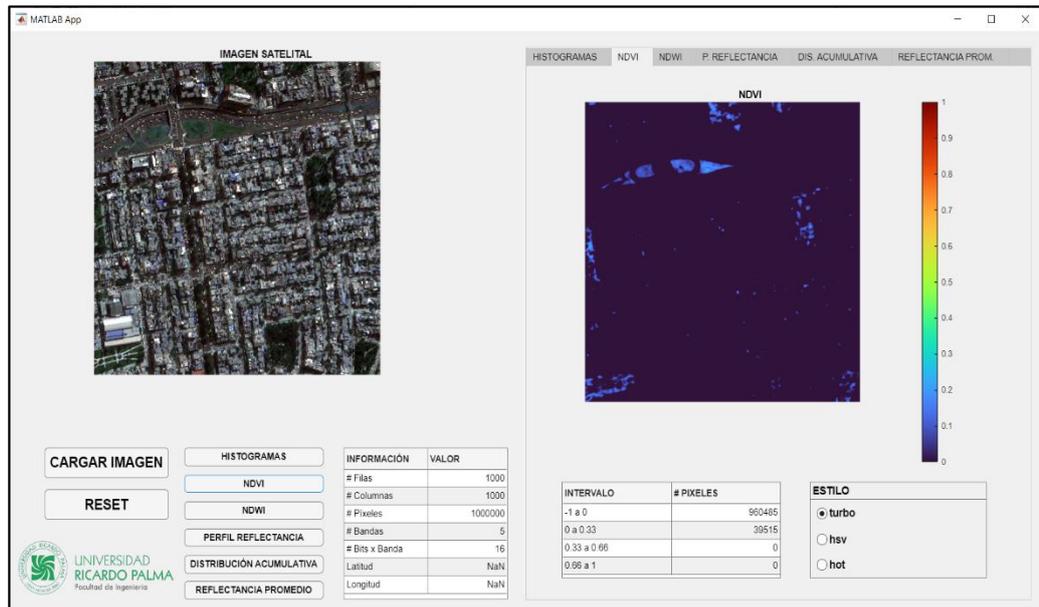
Figura 6
Interfaz gráfica con índices de diferencia normalizada de agua



Nota. Representación de la captura de pantalla de la interfaz gráfica desarrollada en el Matlab, mostrando el índice de diferencia normalizada de agua para una imagen satelital.

Figura 7

Interfaz gráfica con índices de diferencia normalizada de vegetación



Nota. Representación de la captura de pantalla de la interfaz gráfica desarrollada en el Matlab, mostrando el índice de diferencia normalizada de vegetación para una imagen satelital.

12.0.2. **Segunda etapa.** Comprendió la selección, inicialización y entrenamiento de los modelos de redes neuronales multicapas.

Selección y entrenamiento de los modelos de redes neuronales multicapas. Para la etapa de reconocimiento de los patrones de índices normalizados, se seleccionaron tres modelos o estructuras de redes neuronales con características diferentes en cuanto a cantidad de neuronas por cada, tipos de funciones de activación, tasa de error porcentual y número de iteraciones. A continuación, se muestran estas principales características:

- Primera arquitectura de red neuronal.* Fue diseñada en base a las siguientes características.
 - Estructura: una capa de entrada de 4 neuronas, dos capas ocultas con 16 y 8 neuronas respectivamente, y una capa de salida con 2 neuronas.
 - Funciones de activación: implementadas con las funciones logsig (log-sigmoidal) en las capas ocultas y purelin (lineal pura) en la capa de salida.
 - Algoritmo de entrenamiento: se estableció el uso del algoritmo trainlm (Levenberg-Marquardt).
 - Parámetros de entrenamiento: el proceso de entrenamiento se efectuó durante 5000 épocas, con una tasa de aprendizaje de 0.005 y un objetivo de error fijado en 0.01.
- Segunda arquitectura de red neuronal.* Fue diseñada en base a las siguientes características.
 - Estructura: una capa de entrada con 4 neuronas, una capa oculta con 12 neuronas y una capa de salida con 2 neuronas.

- Funciones de activación: implementadas con las funciones tansig (tangente sigmoïdal) en la capa oculta y purelin en la capa de salida.
 - Algoritmo de entrenamiento: se estableció el uso del algoritmo traingdx (descenso de gradiente con momentum adaptativo).
 - Parámetros de entrenamiento: el proceso de entrenamiento abarcó 8000 épocas, con una tasa de aprendizaje de 0.01 y un objetivo de error de 0.015.
- c) *Tercera arquitectura de red neuronal.* Fue diseñada en base a las siguientes características.
- Estructura: una capa de entrada con 4 neuronas, una capa oculta con 8 neuronas y una capa de salida con 2 neuronas.
 - Funciones de activación: implementadas con las funciones tansig en la capa oculta, y purelin y logsig en la capa de salida.
 - Algoritmo de entrenamiento: se estableció el uso del algoritmo trainrp (resilient backpropagation).
 - Parámetros de entrenamiento: el proceso de entrenamiento se extendió a lo largo de 15000 épocas, con una tasa de aprendizaje de 0.02 y un objetivo de error de 0.01.

A continuación, la figura 8 representa parte del código de programación utilizado en el software Matlab, para el diseño, entrenamiento y validación de los modelos de redes neuronales artificiales. Y, tal como se aprecia se definió el vector de salida deseada representado por cuatro clases diferentes, correspondiendo a intervalos definidos y equidistantes del NDVI obtenido por cada imagen multiespectral analizada.

Figura 8

Código de programación en Matlab.

```

24 % Inicializar matrices de entrada y salida
25 k = 1;
26 X = zeros(4, m * n);
27 Yd = zeros(2, m * n);
28
29 % Crear las matrices de entrada y salida para NDVI
30 for i = 1:m
31     for j = 1:n
32         X(i, k) = [bandRED(i, j), bandGREEN(i, j), bandBLUE(i, j), bandNIR(i, j)];
33         NDVI = (bandNIR(i, j) - bandRED(i, j)) / (bandNIR(i, j) + bandRED(i, j));
34         if NDVI >= -1 && NDVI <= 0
35             Yd(i, k) = [0; 0];
36         elseif NDVI > 0 && NDVI <= 0.33
37             Yd(i, k) = [0; 1];
38         elseif NDVI > 0.33 && NDVI <= 0.66
39             Yd(i, k) = [1; 0];
40         elseif NDVI > 0.66 && NDVI <= 1
41             Yd(i, k) = [1; 1];
42         end
43         k = k + 1;
44     end
45 end

46 % Crear la red neuronal
47 red = newff([zeros(4, 1) ones(4, 1)], [8 4 2], {'tansig' 'tansig' 'purelin'}, 'traingdx');
48
49 % Definir parámetros de entrenamiento
50 red.trainParam.epochs = 15000;
51 red.trainParam.show = 2000;
52 red.trainParam.lr = 0.01;
53 red.trainParam.mse = 0.02;
54
55 % Entrenar la red
56 red = train(red, X, Yd);

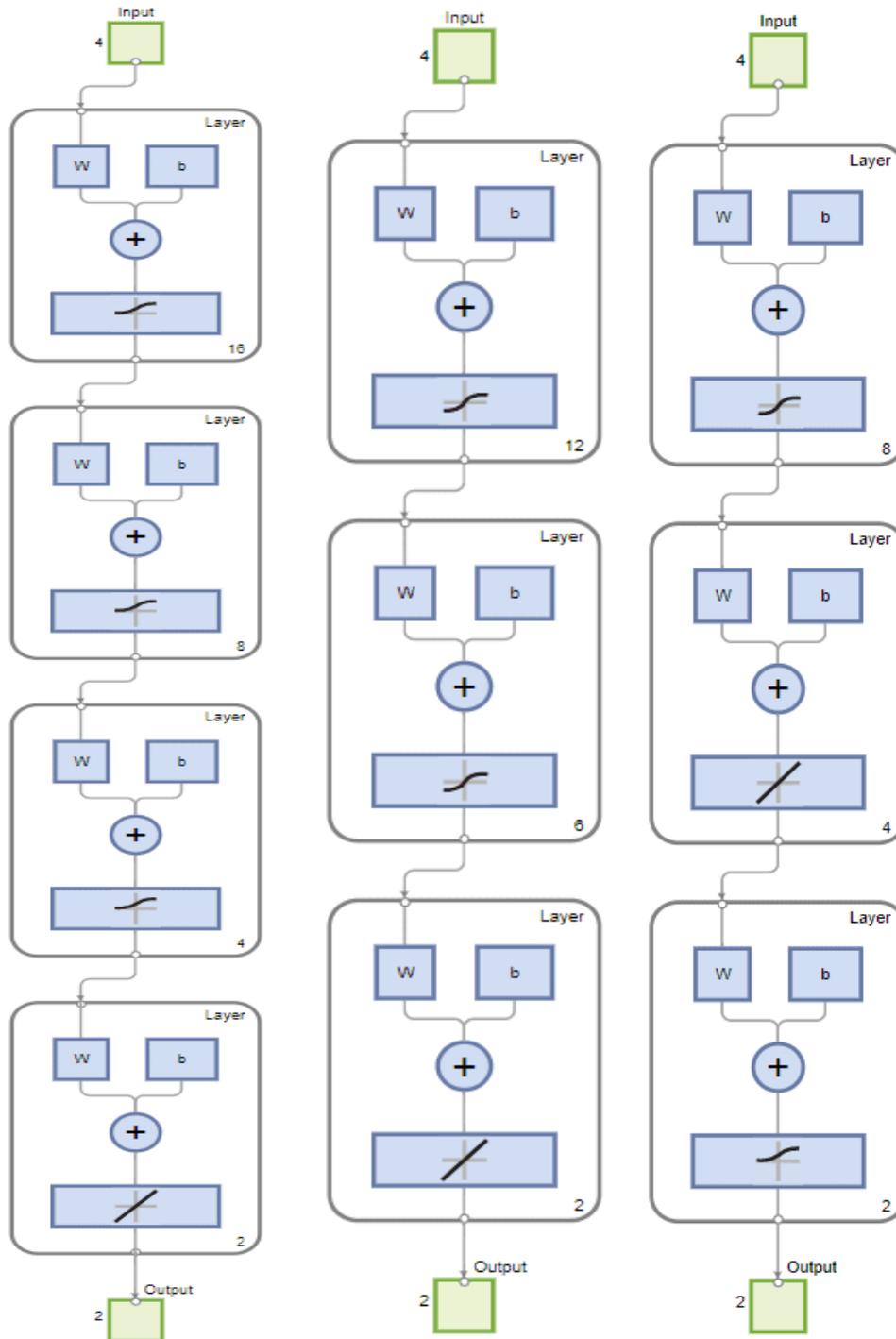
```

Nota. Código de programación desarrollado en la interfaz del software Matlab para la creación de los vectores de entrada a las redes neuronales artificiales, y posterior entrenamiento de estas.

Por otro lado, la figura 9 muestra las tres arquitecturas de redes neuronales representadas a través de un diagrama de bloques mostrando los tamaños de los vectores de entrada, capas ocultas, capas de salida, y tamaño de los vectores de salida.

Figura 9

Arquitecturas de redes neuronales multicapas

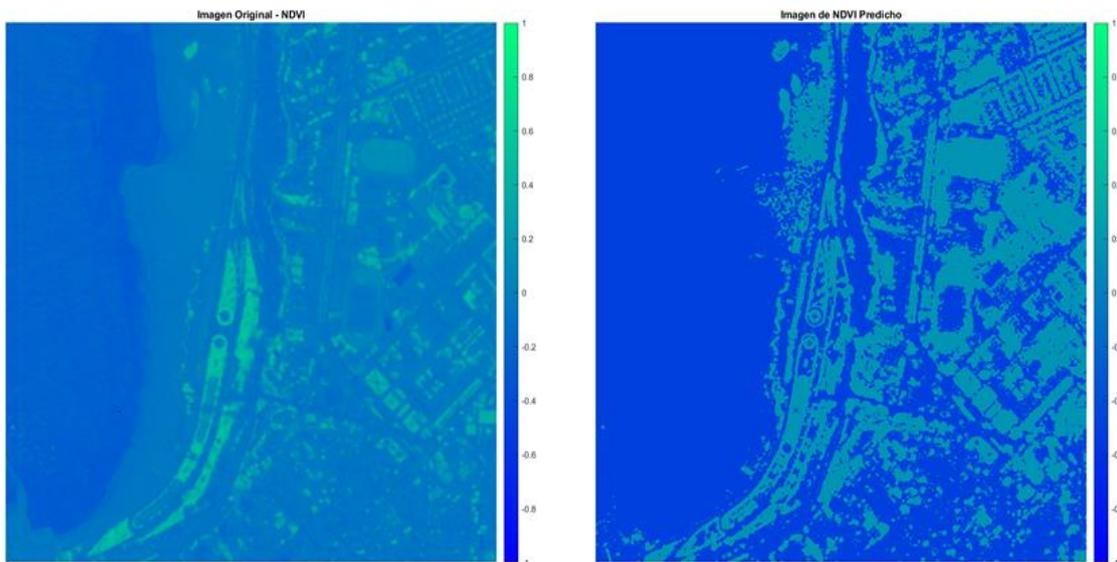


Nota. Representación en diagrama de bloques de cada una de las tres arquitecturas de redes neuronales multicapas utilizadas en el proyecto de investigación.

De igual forma, en la figura 10 se muestran los resultados del reconocimiento del patrón de vegetación en una de las imágenes satelitales utilizadas. Tal resultado corresponde a una exactitud de clasificación de 83.7738% cuando se utilizó el tercer modelo de red neuronal. A la izquierda se aprecia la imagen original la cual tiene como resolución 1000x1000 píxeles y una codificación de 16 bits/píxel, mientras que a la derecha la imagen predicha también presenta la resolución de 1000x1000 píxeles, pero con una codificación de 8 bits/píxel para representar las cuatro clases determinadas por la salida de la red neuronal empleada. Asimismo, es preciso señalar que, para la representación de las imágenes, se empleó la herramienta de color predefinido denominado como winter, que ofrece el Toolbox Imagen Processing del Matlab a través del comando `colormap`.

Figura 10

Resultado gráfico del índice de diferencia normalizada de vegetación

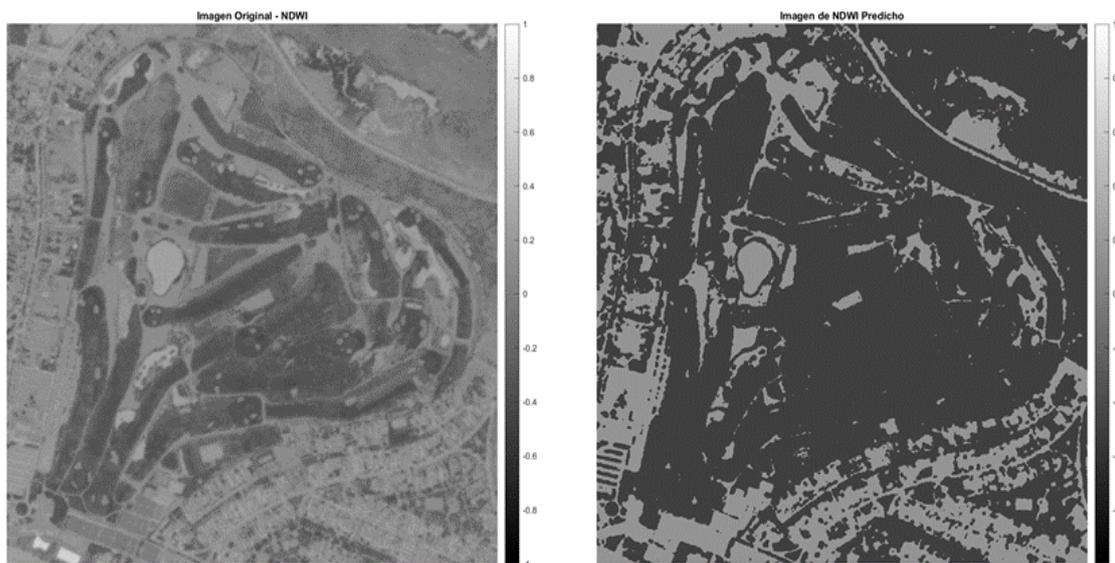


Nota. Representación gráfica del resultado del reconocimiento del patrón de vegetación a partir del índice de diferencia normalizada en una de las imágenes satelitales.

Y como también, en la figura 11 se muestran los resultados del reconocimiento del patrón de masa de agua en una de las imágenes satelitales utilizadas. Tal resultado corresponde a una exactitud de clasificación de 61.8517% cuando se utilizó el segundo modelo de red neuronal. A la izquierda se aprecia la imagen original la cual tiene como resolución 1000x1000 píxeles y una codificación de 16 bits/píxel, mientras que a la derecha la imagen predicha también presenta la resolución de 1000x1000 píxeles, pero con una codificación de 8 bits/píxel para representar las cuatro clases determinadas por la salida de la red neuronal empleada. Asimismo, es preciso señalar que para la representación de las imágenes, se empleó la herramienta de color predefinido denominado como gray, que ofrece el Toolbox Imagen Processing del Matlab a través del comando `colormap`.

Figura 11

Resultado gráfico del índice de diferencia normalizada de masa de agua



Nota. Representación gráfica del resultado del reconocimiento del patrón de masa de agua a partir del índice de diferencia normalizada en una de las imágenes satelitales.

12.0.3. **Tercera etapa.** Comprendió la visualización de los resultados a través de la aplicación Power BI.

Visualización de resultados. Realizada a través de la aplicación Power BI de Microsoft se desarrolló una interfaz gráfica interactiva como un panel o dashboard que permitió visualizar los resultados de los índices de diferencia normalizada de densidad de vegetación y masa de agua, de una imagen satelital seleccionada arbitrariamente. Para ello, con apoyo de Microsoft Excel se preparó en un libro con una hoja conteniendo 20 campos para un grupo de imágenes satelitales, esta a su vez fue importada y analizada a través de la herramienta Power BI. Dichos campos contienen los valores de NDVI min, NDVI max, NDVI promedio, entre otros más. De estas manera, en la figura 12 se muestra una captura de pantalla con los datos asignados a cada uno de los campos, para un total de diez imágenes satelitales analizadas.

Figura 12

Captura de pantalla de hoja de Excel

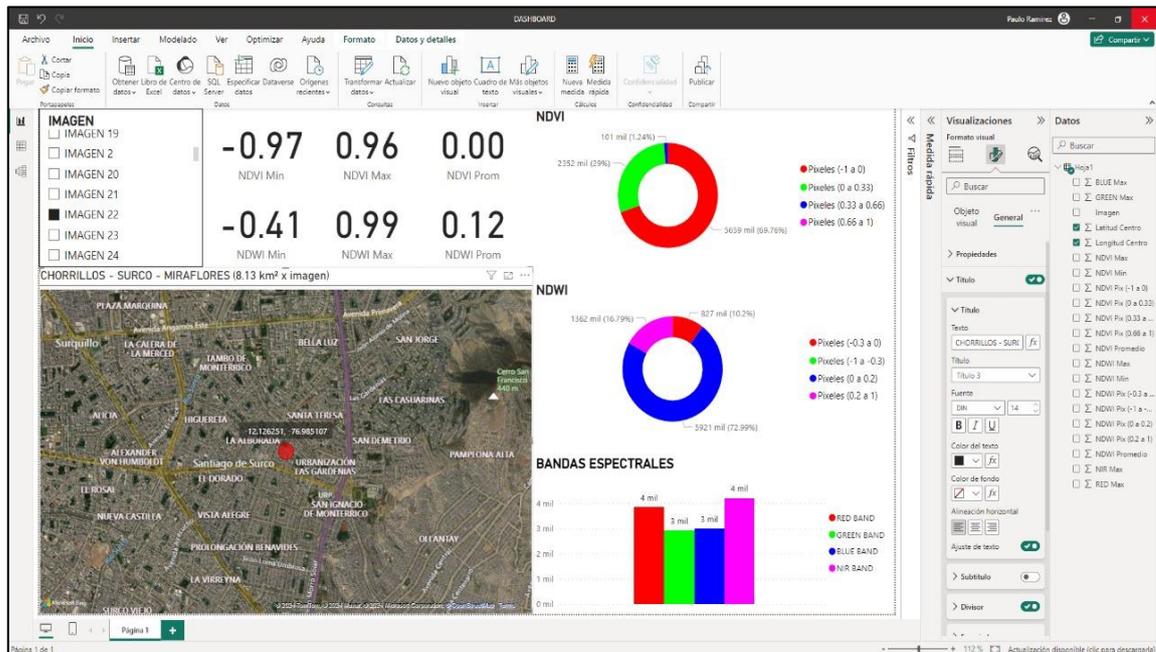
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	
1	Imagen	NDVI Min	NDVI Max	NDVI Promed	NDVI Min	NDVI Max	NDVI Promed	NDVI Pix (-1 a NDVI Pix (0.3))	NDVI Pix (0.3)	NDVI Pix (0.6)	NDVI Pix (-1 a NDVI Pix (0.3))	NDVI Pix (0.3)	NDVI Pix (0.6)	NDVI Pix (-1 a NDVI Pix (0.3))	NDVI Pix (0.3)	NDVI Pix (0.6)	Latitud Centri	Longitud Cent	RED Max	GREEN Max	BLUE Max	NIR Max
2	IMAGEN 1	-0.99	0.96	-0.08	-0.39	0.99	0.24	6528762	1486235	96997	6	2911	538951	3315976	4254162	-12.141042	-77.02534	4087	3136	2772	4170	
3	IMAGEN 2	-0.99	0.98	-0.1	-0.38	0.99	0.28	6754813	1210797	146386	4	5513	506247	2863406	4736834	-12.156124	-77.025454	3885	2889	2636	4213	
4	IMAGEN 3	-0.99	0.74	-0.08	-0.33	1	0.22	7260855	799959	60185	1	136	245098	3804529	4062237	-12.171206	-77.025569	5344	3810	3555	6037	
5	IMAGEN 4	-0.99	0.65	-0.02	-0.51	0.99	0.04	6355430	1710727	45843	0	23822	1965331	9553414	1694933	-12.186288	-77.025683	3878	3300	3166	3927	
6	IMAGEN 5	-0.99	0.94	-0.04	-0.48	1	0.16	6885832	1046274	179893	1	13676	605664	5145186	2347474	-12.201137	-77.025798	3869	2820	2651	4259	
7	IMAGEN 6	-0.99	0.59	-0.15	-0.45	1	0.31	7797742	247845	66413	0	26532	207775	1215744	6661949	-12.216452	-77.025912	4092	3354	3081	4249	
8	IMAGEN 7	-0.98	0.47	-0.04	-0.32	0.99	0.16	7258802	845178	8020	0	14	167139	5513971	2430876	-12.06579	-77.004717	4047	3091	2933	4043	
9	IMAGEN 8	-0.97	0.96	-0.01	-0.35	0.99	0.18	6265429	1728214	118350	7	3925	425865	4219031	3463179	-12.080866	-77.004829	4317	3016	2756	4439	
10	IMAGEN 9	-0.99	0.99	0.02	-0.47	1	0.1	4932975	3010284	168730	11	13557	1086409	5927577	1084457	-12.095942	-77.004942	4317	3283	3335	4456	
11	IMAGEN 10	-0.97	0.98	-0.01	-0.34	0.99	0.15	5826088	2205808	80293	11	324	607479	5207288	2296909	-12.111024	-77.005054	4124	3227	3003	4691	

Nota. Captura de pantalla con los datos asignados a los 20 campos establecidos para un grupo de 10 imágenes satelitales.

De esta manera, en la figura 13 se muestra como un caso ejemplo la representación del dashboard utilizando el Power BI, para una de las imágenes satelitales utilizadas en este proyecto.

Figura 13

Dashboard implementado en Power BI



Nota. Representación del panel o dashboard en Power BI mostrando los índices NDVI y NDWI de una imagen satelital arbitraria.

13.0. Discusión

Los resultados encontrados con el desarrollo de esta investigación, nos indica que existe cierta dependencia con respecto al entrenamiento de las redes neuronales multicapas supervisadas, así como con el conjunto de imágenes multiespectrales preprocesadas y proporcionadas gratuitamente por la Agencia Aeroespacial CONIDA. Pues, la implementación y el entrenamiento de las estructuras de redes neuronales en el software Matlab demandaron recursos computacionales significativos, lo cual retrasó la realización del trabajo debido al uso de una computadora tradicional a pesar de habersele instalado bancos adicionales de memoria RAM.

Por tal razón, se recomienda migrar el desarrollo a entornos de código abierto utilizando el lenguaje de programación Python, ya que ofrece herramientas eficaces como TensorFlow y PyTorch, que permiten un escalado más eficiente, así como el aprovechamiento de hardware específico tal como las unidades de procesamiento gráfico, GPU, y la incorporación de métodos de procesamiento en la nube para simplificar el tiempo de computación gestionando de esta manera grandes volúmenes de datos, permitiendo la realización de un análisis en tiempo real para futuras aplicaciones de monitores ambiental y agricultura de precisión.

Asimismo, las redes neuronales artificiales utilizadas estuvieron limitadas a estructuras multicapas con no más de 3 capas de neuronas, dieron la facilidad para la operación de entrenamiento utilizando vectores de entrada representados por números reales; sin embargo, explorar el uso de arquitecturas avanzadas de redes neuronales tales como

las redes convolucionales optimizarían la clasificación de los patrones, pero para ello habrá que optar por utilizar la técnica de aprendizaje por transferencia que permitiría aprovechar ciertos modelos pre-entrenados mejorando la precisión con conjuntos de datos limitados.

Según el trabajo desarrollado por Mukherjee (2023) a partir de imágenes multiespectrales de Landsat 8, la expresión matemática para el cálculo del índice NDWI también involucró el uso de las bandas verde e infrarrojo cercano, a pesar que este satélite proporciona imágenes multiespectrales de hasta 11 bandas de frecuencia a diferencia del satélite PerúSAT-1.

Luego, tanto en el proyecto de investigación desarrollado y el trabajo de Tao et al. (2021), se utilizó el algoritmo de backpropagation para el aprendizaje de las redes neuronales multicapa; sin embargo, la elección de un número de capas y neuronas reducidas, permitió un mejor desempeño de la etapa de reconocimiento.

Si bien en este proyecto de investigación se logró una exactitud aproximada de 84% cuando se utilizó como algoritmo de reconocimiento una red neuronal multicapa superficial, en el trabajo de Ramirez et al. (2019) se empleó otra técnica de machine learning supervisada conocida como máquina de soporte vectorial lineal que permitió superar tal resultado al alcanzar un accuracy de 98.76%.

Por otro lado, en el trabajo de Garcia-Bazan (2023) se utilizó el lenguaje de programación Python que permitió un tiempo de procesamiento hasta de 30.24 minutos para áreas inferiores a 1 kilómetro cuadrado; lo cual fue excesivo en comparación al tiempo de procesamiento alcanzado en este proyecto de investigación para el procesamiento de las imágenes satelitales, con un área hasta de 17 kilómetros cuadrados.

Y, del mismo modo, con el afán de continuar y profundizar el tema principal de este proyecto de investigación desarrollado, se proponen dos líneas de investigación, aparte de la de Procesamiento Digital, Visión e Inteligencia Artificial, para posteriores trabajos tomando en cuenta las vigentes y aprobadas en la Universidad Ricardo Palma para el periodo 2021-2025 por medio del ACU N°0510-2021-virtual. Entonces, como primera línea sería la “Inteligencia Artificial y Ciencia de Datos” porque se optaría por el uso de otros algoritmos con entrenamiento supervisado, no supervisado y reforzado, con aplicación a problemas reales del entorno tecnológica y científico; y como segunda sería “Sistemas de Información”, debido a los temas centrados en el diseño, desarrollo, implementación y gestión de sistemas informáticos que recolectan, procesan, almacenan y comparten información.

14.0. Conclusiones

De manera general, se alcanzó el reconocimiento de los patrones hídricos y densidades vegetales en las principales áreas de los tres distritos analizados en la zona sur de Lima, haciendo uso de una topología de red neuronal multicapa y supervisada, después de realizar la comparación de tres topologías diferentes; de igual forma, dicho reconocimiento también se logró con los índices de diferencia normalizada derivados del procesamiento multiespectral de imágenes del satélite PerúSAT-1. Los resultados evidenciaron que los índices espectrales permitieron identificar las coberturas vegetales y cuerpos de agua, de una forma muy aproximada. Por lo cual, esta metodología contribuye a la mejora del monitoreo ambiental en zonas urbanas y periurbanas, ofreciendo una herramienta eficiente para la gestión territorial y la toma de decisiones informadas en contextos de planificación urbana y conservación ambiental.

Se logró exitosamente el cálculo de los índices de diferencia normalizada NDVI y NDWI a partir del procesamiento multispectral de imágenes satelitales de PerúSAT-1, para determinada área de los tres distritos en la zona sur de Lima, Santiago de Surco, Chorrillos y San Borja, tal como se puede apreciar en la figura 3 donde se comparte una captura de pantalla del código de programación utilizado en el entorno del software Matlab. De igual forma, tal como está descrito en la sección 11.3, la utilización del Sistema de Información Geográfica QGIS permitió ordenar las bandas espectrales y segmentarlas en más de 800 imágenes de menor resolución, así como el uso del software de computación numérica Matlab y sus librerías específicas, como el Toolbox Image Processing y el App Designer, facilitaron la generación precisa de estos índices a partir de cálculos matemáticos utilizando las bandas espectrales de cada una de las imágenes satelitales, permitiendo así una evaluación detallada de la densidad de vegetación y la presencia de agua en las áreas de estudio.

Asimismo, se llevó a cabo de manera efectiva la selección, entrenamiento y validación de tres arquitecturas de redes neuronales multicapas supervisadas, tal como fue representado en la figura 9 de la sección 12.0.3 a través de un diagrama de bloques. Estas redes mostraron un variado desempeño en cuanto a la identificación y/o reconocimiento de zonas con masas de agua y densidades de vegetación, los cuales son mostrados en la sección de resultados. Para ello, se optó por utilizar estructuras de redes neuronales con diferentes características en cuanto a capas de neuronas, número de iteraciones, tipos de funciones de activación, valor de error objetivo, y tasas de aprendizaje, lo cual puede visualizarse por medio del código fuente desarrollado en el entorno del Matlab y visualizado en la figura 8. De esta manera, según lo mostrado en la figura 10, por el valor de exactitud de clasificación obtenido, el tercer modelo de red neuronal resultó el más conveniente al utilizar un mayor número de iteraciones y una mayor tasa de exactitud en la etapa de reconocimiento.

Y como también, se alcanzó a desarrollar un panel interactivo, dashboard, utilizando la aplicación libre Power BI, para facilitar la visualización de las masas de agua y densidades de vegetación en algunas áreas de los tres distritos de la zona sur de Lima, las cuales se encuentran limitadas por las cuatro coordenadas geográficas. Esto puede corroborarse mediante la figura 12 de la sección 12.0.4. Asimismo, también se desarrolló una interfaz gráfica de usuario utilizando el App Designer del Matlab, tal como se apreció en las figuras 5, 6 y 7, que hizo posible la exploración de manera dinámica de los índices NDVI y NDWI obtenidos, complementado con otros datos relevantes como lo fueron los histogramas, los perfiles de reflectancia y las distribuciones acumulativas; de esta manera, se logró una aplicación que proporciona una interfaz intuitiva para la interpretación de los resultados, facilitando el análisis basado en los datos procesados.

15.0. Financiamiento de la investigación

Presupuesto aprobado (en moneda soles)	Presupuesto ejecutado (en moneda soles)
S/ 8,286.93	S/ 6751.10

16.0. Referencias

Alegre Enrique, Pajares Gonzalo. y De La Escalera Arturo. (2016). *Conceptos y métodos en visión por computador*. Editorial Grupo de Visión del Comité Español de Automática (CEA).

- Angeles Guillermo, Geraldí Alejandra y Marini Mario. (2020). *Procesamiento Digital de Imágenes Satelitales. Metodologías y Técnicas*. Editor Geraldí, Alejandra M.
- AXESS Networks. (2021). *Las imágenes satelitales y sus aplicaciones en la vida cotidiana*. <https://axessnet.com/las-imagenes-satelitales-y-sus-aplicaciones-en-la-vida-cotidiana/>
- Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial - Plataforma del Estado Peruano. (2021). *Sistema Satelital Peruano PerúSAT-1 y sus aplicaciones*. <https://www.gob.pe/institucion/conida/informes-publicaciones/2046862-sistema-satelital-peruano-perusat-1-y-sus-aplicaciones>
- Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial - Plataforma del Estado Peruano. (2022). *Guía de solicitud y descarga de imágenes del PerúSAT-1*. <https://www.gob.pe/institucion/conida/campa%C3%B1as/4571-guia-de-solicitud-y-descarga-de-imagenes-del-perusat-1>
- Díaz Cruz, S. (2018). *Análisis multiespectral mediante imágenes satelitales para identificar zonas de recarga hídrica subterránea en la cuenca Jequetepeque* [Tesis de título de Ingeniero Geólogo, Universidad Nacional de Cajamarca, Perú]. Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación del Perú. https://alicia.concytec.gob.pe/vufind/Record/RUNC_3bb6319c2a70d2c85baddc205061d8fc/Details
- EOS DATA ANALYTICS. (2021). *NDWI: Índice de agua de diferencia normalizada*. <https://eos.com/es/make-an-analysis/ndwi/>
- EOS DATA ANALYTICS. (2023). *NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada*. <https://eos.com/es/make-an-analysis/ndvi/>
- Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257-266. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425796000673>
- García-Bazan, L., Jiménez-Troncoso, L. & Montoya, J. N. (2023, del 18 al 20 de febrero). Digital Processing Techniques for PeruSat-1 Satellite Images for Estimation of the Surface Area of a Glacier [conferencia]. *International Conference on Mechatronics, Control and Robotics (ICMCR)*, Jeju, Republic of Korea. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10181032>
- Giraldo, R. (2021). Análisis de aplicaciones espectrales derivados de imágenes satelitales PerúSAT-1. *Revista del Instituto de Investigación de la Facultad de Minas, Metalurgia y Ciencias Geográficas*, 24(47), 75-81. <https://revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe/index.php/iigeo/article/view/20653>
- Gonzalez, J., Sankaran, K., Ayma, V. & Beltran, C. (2020, del 22 al 26 de marzo). Application of Semantic Segmentation with Few Labels in the Detection of Water Bodies from Perusat-1 Satellite's Images [conferencia]. *IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS)*, Santiago de Chile, Chile. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9165643>
- Hernández, D. y Gulfo, J. (2021). *Procesamiento de Imágenes Multiespectrales adquiridas con drones para la caracterización de sistemas agroambientales* [Informe Final de Trabajo de Grado, Universidad Pontificia Bolivariana, Colombia]. Repositorio Institucional de la Universidad Pontificia Bolivariana. <https://repository.upb.edu.co/handle/20.500.11912/9032>
- Huillcén, H., Palomino, F., Ortiz, J., Ponce, Y. & Tapia, F. (2020, del 16 al 20 de noviembre). Vegetation cover estimation from high-resolution satellite images based on chromatic characteristics and image processing [conferencia]. 39th

- International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC)*, Coquimbo, Chile. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9281247>
- Lira Chávez, J. (2018). *Tratamiento digital de imágenes multiespectrales* (3ra edición). Editorial Universidad Nacional Autónoma de México.
- Kim, P. (2017). *MATLAB Deep Learning With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence*. Editorial Apress.
- MathWorks®. (2025). *Deep Learning Toolbox*. <https://la.mathworks.com/products/deep-learning.html>
- MathWorks®. (2025). *Image Processing Toolbox*. <https://la.mathworks.com/products/image-processing.html>
- Ministerio de Transportes y Comunicaciones. (2017). *Mapeo con imágenes del satélite peruano PerúSAT-1 y clasificación de la carretera central*. https://portal.mtc.gob.pe/transportes/caminos/normas_carreteras/Imagen_Satellite/6%20Mapeo_Imag_PeruSat-1_PE_22_San_Bartolome_Matucana_Nov-2017.pdf
- Mukherjee, J. (2023, del 16 al 23 de julio). Identifying Rivers with Varying Width Through NDWI from Landsat 8 Images [conferencia]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2023)*, Pasadena, USA. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10282201>
- Quintana-Ortiz, J., Moreno-Santillan, R. & Pasapera-Gonzalez, J. (2021, del 28 al 30 de noviembre). Estimation of flooded areas during the El Niño Costero 2017 event using multisensor satellite data. Case Study: Lower Piura watershed (Peru) [conferencia]. *IEEE International Conference on Aerospace and Signal Processing (INCAS)*, Lima, Perú. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9666917>
- Ramirez, A., Pacheco, A. & Telles, J. (2019, del 24 al 26 de abril). Mapping vegetation, water bodies and urban áreas in PeruSAT-1 satellite imagery [conferencia]. *XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision (STSIVA)*, Bucaramanga, Colombia. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8730269>
- Rui, L., Jiancheng, S., Tianjie, Z. & Jinmei, P. (2019, del 28 de julio al 02 de agosto). Water Surface Monitoring of Qingtongxia West Main Canal by Sentinel-2 Satellite Observations [conferencia]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2019)*, Yokohama, Japón. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8899194>
- Tao, J., Jian-Fei, Z., Lian-Suo, W., Da-Hui, L. y Wu, D. (2021, del 28 al 29 de agosto). Rapid detection model of water pollution based on back propagation neural network [conferencia]. *International Conference of Social Computing and Digital Economy (ICSCDE)*, Chongqing, China. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9551372>
- USGS. Servicio Geológico de Estados Unidos (2025). *Índice de Vegetación de diferencia normalizada Landsat*. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-normalized-difference-vegetation-index>

ANEXO N°1

Matriz de operacionalización de variables

VARIABLES DE INVESTIGACIÓN	DIMENSIONES	INDICADORES
<p><u>Variable Independiente:</u> Técnicas de procesamiento digital de imágenes y topologías de redes neuronales artificiales supervisadas.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Procesamiento espacial de imágenes. Según Angeles et al. (2021), es aquella manipulación realizada a nivel de píxeles, sobre imágenes provenientes de diferentes sensores remotos que operan a bordo de diversas plataformas aéreas y espaciales. • Índices de diferencia normalizada. Según Gao (1996), son indicadores calculados a partir de las reflectancias de los canales rojo, verde, azul, infrarrojo cercano, u otro según la disposición de la información multiespectral. 	<ul style="list-style-type: none"> • Cantidad de técnicas de procesamiento espacial de imágenes. • Índice NDVI. • Índice NDWI.
	<ul style="list-style-type: none"> • Topologías de redes neuronales artificiales multicapas. Según Kim (2017), son arquitecturas de redes neuronales con diferentes cantidades de neuronas, capas de neuronas, tipos de funciones de activación y algoritmos de aprendizaje. 	<ul style="list-style-type: none"> • Número de capas ocultas. • Número de neuronas. • Tasa de aprendizaje.
<p><u>Variable dependiente:</u> Reconocimiento de patrones de masas de agua y densidades de vegetación.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Tipo de patrón reconocido: NDVI y NDWI. Según USGS (2025), el NDVI se utiliza para cuantificar el verdor de la vegetación, mientras que el NDWI para la presencia de agua. 	<ul style="list-style-type: none"> • Exactitud de clasificación.

ANEXO N°2



"Decenio de la Igualdad de Oportunidades para Mujeres y Hombres"
"Año del Bicentenario, de la consolidación de nuestra Independencia, y de la
conmemoración de las heroicas batallas de Junín y Ayacucho"



AGENCIA ESPACIAL DEL PERÚ - CONIDA

ACTA DE ENTREGA DE PRODUCTOS DE IMÁGENES SATELITALES N° 035-2024

Lima, 23 de mayo del 2024

Por medio de la presente, la Dirección de Aplicaciones Espaciales y Geomática (DIAPG), hace entrega de las siguientes Imágenes / Productos, solicitados por:

Entidad: Universidad Ricardo Palma

Representante: Huamani Navarrete Pedro Freddy **DNI:** 10032682

Area/Dirección: Unidad de Investigación de la Universidad de Ingeniería

Cargo: Docente

Correo: phuamani@urp.edu.pe **Telefono:** 999219313

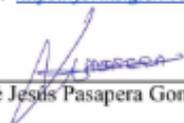
Los productos imagen solicitados, que se describen a continuación no serán utilizados nunca en contra de los intereses del Estado o en intereses que pongan en peligro la seguridad y/o los intereses nacionales. Así mismo, de corresponderme me comprometo a administrar y controlar el adecuado uso, el destino y la custodia de las imágenes recibidas.

Detalle del Producto	Fecha		Zona	Sensor	Fecha Inicio	Fecha Fin	Formato	
	Elaboración	Cantidad					Formato	Entrega
(Miraflores-surco-chorrillos)DS_PER1_2023 07041516032_PSI_W077812_003170	2024-05-23	1	Lima	PerúSAT-1	2023-07-04	2023-07-04	Digital	TIF

Motivo:
Imagen para elaboración de tesis

- a.- El costo referencial está basado al costo promedio por kilómetro cuadrado en el mercado internacional de imágenes satelitales.
- b.- Las imágenes satelitales entregadas no generaron un gasto para la institución solicitante, representando un ahorro para el estado peruano.
- c.- Todo tipo de información cartográfica y temática que se desarrolle con las imágenes procedentes del satélite PerúSAT-1 e imágenes obtenidas de la constelación Pleiades 1A/B, SPOT 6/7, TerraSAR-X, TanDEM-X a través del Offset 3, deben ser declarados como datos fuente.
- d.- Las imágenes satelitales entregadas serán empleadas para los fines que fueron solicitadas.

Link de Encuesta: <https://forms.gle/M6qk58fatcuPSM38>



José Jesús Pasapera Gonzales



Firmado digitalmente
por PEDRO FREDDY
HUAMANI NAVARRETE
Fecha: 2024.05.25
19:32:30 -05'00'

Huamani Navarrete Pedro Freddy

Calle Luis Felipe Villarán N° 1069 San Isidro-Lima-Perú
Central Telefónica +511 576 - 3920 Page 1/1
<https://www.gob.pe/conida>

ANEXO N°3

VARIABLES DE INVESTIGACIÓN	DIMENSIONES	INSTRUMENTOS DE INVESTIGACIÓN
<p><u>Variable Independiente:</u></p> <p>Técnicas de procesamiento digital de imágenes y topologías de redes neuronales artificiales supervisadas.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Procesamiento espacial de imágenes. Según Angeles et al. (2021), es aquella manipulación realizada a nivel de píxeles, sobre imágenes provenientes de diferentes sensores remotos que operan a bordo de diversas plataformas aéreas y espaciales. • Índices de diferencia normalizada. Según Gao (1996), son indicadores calculados a partir de las reflectancias de los canales rojo, verde, azul, infrarrojo cercano, u otro según la disposición de la información multiespectral. • Topologías de redes neuronales artificiales multicapas. Según Kim (2017), son arquitecturas de redes neuronales con diferentes cantidades de neuronas, capas de neuronas, tipos de funciones de activación y algoritmos de aprendizaje. 	<ul style="list-style-type: none"> • Base de datos de imágenes satelitales proporcionado por el CONIDA. • Sistema de Información Geográfica de software libre QGIS. • Image Processing Toolbox del software Matlab. • Deep Learning Toolbox del software Matlab.
<p><u>Variable dependiente:</u></p> <p>Reconocimiento de patrones de masas de agua y densidades de vegetación.</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Tipo de patrón reconocido: NDVI y NDWI. Según USGS (2025), el NDVI se utiliza para cuantificar el verdor de la vegetación, mientras que el NDWI para la presencia de agua. 	<ul style="list-style-type: none"> • Power BI, aplicación de acceso libre de Microsoft.