



Revista EIA
ISSN 1794-1237
e-ISSN 2463-0950
Año XIX/ Volumen 21/ Edición N.41
Enero - junio 2024
Reia4112 pp. 1-33

Publicación científica semestral
Universidad EIA, Envigado, Colombia

**PARA CITAR ESTE ARTÍCULO /
TO REFERENCE THIS ARTICLE /**

García-Arias, S. A.; Velandia, F.;
Sanabria-Gómez, J. y Ulloque-
Ardila, M.
Mapas predictivos con redes
neuronales a partir de propiedades
físicas de las rocas: caso de estudio en
la Mesa de Los Santos (Santander)
Revista EIA, 21(41), Reia4012
pp. 1-33.
<https://doi.org/10.24050/reia.v21i41.1731>

Autor de correspondencia:

García-Arias, S. A.
Geólogo y Magister en Geofísica.
Universidad Industrial de Santander
Correo electrónico:
sergio.garcia.910815@gmail.com

Recibido: 06-10-2023
Aceptado: 09-11-2023
Disponible online: 01-02-2024

Mapas predictivos con redes neuronales a partir de propiedades físicas de las rocas: caso de estudio en la Mesa de Los Santos (Santander)

SERGIO A. GARCÍA-ARIAS¹
FRANCISCO VELANDIA¹
JOSÉ SANABRIA-GÓMEZ¹
MARÍA ULLOQUE-ARDILA¹

1 Universidad Industrial de Santander – Colombia

Resumen:

La Mesa de Los Santos ha tenido un continuo desarrollo en su infraestructura, agricultura y turismo, especialmente en la zona norte, lo que ha generado una mayor demanda en el suministro de agua potable. Los estudios geológicos, hidrológicos y geofísicos previos han resaltado la importancia de comprender las propiedades físicas de las rocas, así como su estimación espacial, razón por la cual, en este trabajo se implementaron modelos de red neuronal. Los resultados de laboratorio obtenidos para las muestras asociadas a la Formación Los Santos presentan porosidades de hasta 25%, mientras que la Formación Rosa Blanca muestra valores inferiores al 5% en unidades carbonatadas y de hasta un 30% para las litologías arenosas. La velocidad de onda P para ambas formaciones de interés se encuentra en un rango entre los 1000 y 6000 $m \cdot s^{-1}$. Los valores de resistividad se vieron influenciados por el fluido de poro (agua), obteniendo valores entre $10^2 - 10^4 \Omega \cdot m$ para las formaciones Los Santos y Rosa Blanca

Los mapas generados por la red neuronal proporcionaron una distribución geológica coherente y precisa en comparación con los métodos de interpolación tradicionales. Sin embargo, se advirtió incertidumbre en áreas con fracturamiento y meteorización intensa, lo que podría afectar los resultados en zonas cercanas a fallas geológicas. Estos hallazgos proporcionan información valiosa para estudios geológicos, hidrogeológicos e ingenieriles en la región.

Palabras clave: regresor de perceptrón multicapa; scikit-learn; hidrogeología, formación los santos, formación rosa blanca.

Predictive maps from neural networks based on rocks physical properties: case study in the Mesa de Los Santos (Santander)

Abstract:

The Mesa de Los Santos region is known for its continuous development in infrastructure, agriculture, and tourism, especially in the north sector, which has generated a greater demand in the supply of drinking water. Previous geological, hydrological, and geophysical studies highlighted the importance of understanding the physical properties of rocks, as well as their spatial estimation, the reason why we implemented neural network models in this work. The laboratory results for the samples associated with the Los Santos Formation present porosities of up to 25%, while the Rosa Blanca Formation shows values of less than 5% in carbonate units and up to 30% for sandy lithologies. The P-wave velocity for both formations of interest is in a range between 1000 y 6000 $m \cdot s^{-1}$. The resistivity values were influenced by the pore fluid (water), obtaining values between $10^2 - 10^4 \Omega \cdot m$ for the Los Santos and Rosa Blanca formations.

The maps generated by the neural network provided a consistent and accurate geological distribution compared to traditional interpolation methods. However, uncertainty was noted in areas with intense fracturing and weathering, which could affect the results in areas close to geological faults. These findings provide valuable information for geological, hydrogeological, and engineering studies in the region.

Keywords: multilayer perceptron regressor; scikit-learn; hydrogeology; los santos formation; rosa blanca formation

1. Introducción

En la Mesa de Los Santos se presentan problemas para el suministro de agua potable debido a la escasez de agua superficial (Díaz et al., 2009; IDEAM, 2019). El sistema acuífero se considera como producto de la tectónica local y la captación de aguas se realiza principalmente a partir del miembro superior de la Formación Los Santos, especialmente al norte de la región, donde las lluvias favorecen la recarga del acuífero. La recarga se ve afectada por la fluctuación de la lluvia, implicando de una recarga posiblemente local. Sin embargo, al suroeste de la Mesa de Los Santos, donde aflora la Formación Rosa Blanca, el acceso al agua subterránea es restringido debido a la baja porosidad y permeabilidad de la formación (Becerra Hernández & Parra Estepa, 2016; Garzón Hernández & Salcedo Rueda, 2022).

Los estudios geológicos, hidrológicos y geofísicos previos, realizados principalmente con métodos geoeléctricos (Díaz & Duarte, 2019; García & Gómez, 2015; Gómez et al., 2014; IngeoExploraciones, 2016; Moyano, 2010; Wilches & Corzo, 2015), se han concentrado en la zona norte (Formación Los Santos) y en las cercanías a la Falla Los Santos. Estos estudios concluyen que las propiedades físicas de las formaciones en la Mesa de Los Santos son un factor adicional que influye en el sistema acuífero, especialmente la porosidad, que tiene un papel crucial en el almacenamiento de agua. Para obtener los valores de las propiedades físicas, se pueden realizar mediciones en campo o ensayos en laboratorio, pero en áreas extensas o de difícil acceso, es necesario optar por métodos alternativos.

Respecto a las propiedades físicas de las rocas, un material rocoso puede ser considerado como isotrópico cuando el valor de una propiedad específica no varía al cambiar la dirección de medición, es decir, la propiedad es escalar. Por el contrario, un material se considera anisotrópico cuando la propiedad varía en función de la dirección de medición, es decir que la propiedad es vectorial. En la exploración geológica, geofísica e hidrológica, entre otras disciplinas, algunos de las propiedades de interés incluyen la porosidad, velocidad de la onda tipo P, resistividad y cargabilidad eléctrica para la evaluación de áreas de potencial interés.

La porosidad corresponde al volumen de espacio abierto en las rocas en relación con el volumen total de la roca (Kirsch, 2009). La velocidad onda P con sismica de refracción permite identificar estratos en el subsuelo ya que consisten en energía acústica transmitida por vibración de partículas de roca y son las primeras en ser registradas. Además, estas velocidades sísmicas están influenciadas por la porosidad (Kirsch, 2009; Milsom, 2003). Los métodos geoelectricos en la exploración de aguas subterráneas consideran especialmente la resistividad eléctrica, la cual corresponde a la resistencia al paso de la corriente eléctrica por un material y se ve influenciada por la resistividad de los fluidos de los poros (Lowrie, 2007; Milsom, 2003). La cargabilidad eléctrica se considera como información complementaria en la exploración geoelectrica, ya que evalúa la capacidad de carga y descarga eléctrica de un material rocoso, lo que resulta útil en la diferenciación de materiales con valores de resistividad eléctrica similares (Kearey et al., 2002).

Estas propiedades físicas están en función de la distribución de capas permeables (como arena, grava, roca fracturada) y capas impermeables o poco permeables (como arcilla, roca sólida) que en el subsuelo permiten delimitar áreas de interés hidrogeológico. En cuanto los métodos geofísicos, éstos permiten inferir la presencia de estructuras subterráneas y sus propiedades físicas según exista un contraste suficiente para diferenciarlas (Kirsch, 2009).

Los métodos de interpolación tradicionales, como TIN (*Triangulated Irregular Network*) e IDW (*Inverse Distance Weighting*), generalmente no consideran las características geológicas de la zona de interés. Sin embargo, en el campo de la geofísica, las redes neuronales (RN) están siendo cada vez más utilizadas al ser una herramienta que puede hacer una aproximación a cualquier función continua con una precisión arbitraria lo que ayuda a encontrar soluciones a la variedad de aplicaciones geofísicas actuales (Dramschi, 2020; van der Baan & Jutten, 2000). Los modelos de RN en las geociencias logran hacer aproximaciones teniendo en cuenta múltiples parámetros para la generación de modelos y además permiten estimar valores en áreas de difícil acceso, lo que implica

disminución en los tiempos y costos en la toma de decisiones (Allo et al., 2021; Baneshi et al., 2013; FitzGerald, 2019).

El objetivo de este trabajo es integrar la información geológica de la Mesa de Los Santos con mediciones de laboratorio (propiedades físicas) para generar modelos de respuesta geofísica de las unidades geológicas utilizando redes neuronales. Estos modelos serán un valioso aporte al modelo hidrogeológico del área de estudio.

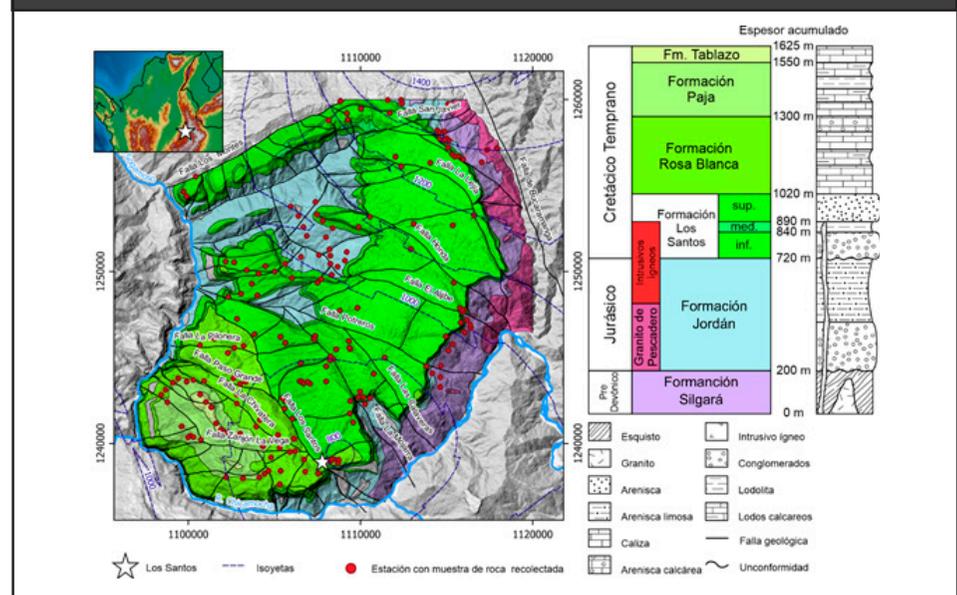
El procedimiento utilizado para la generación de mapas superficiales comienza estableciendo el modelo geológico de referencia para la recolección de las muestras, las cuales consisten en pequeños núcleos, denominados *plugs*, donde se midieron en laboratorio las propiedades físicas de porosidad, densidad, resistividad eléctrica, cargabilidad eléctrica, velocidad de onda P, carga máxima, índice de resistencia a la carga puntual ($I_{s_{50}}$) y susceptibilidad magnética. Los datos se utilizaron para entrenar las redes neuronales y generar mapas en superficie haciendo uso de Scikit-learn (Pedregosa et al., 2012), un módulo de aprendizaje automático en lenguaje de programación de Python. Estos resultados se evalúan teniendo en cuenta la distribución estadística, las métricas del aprendizaje automático y la coherencia con la geología de la Mesa de Los Santos para delimitar áreas con un posible potencial para el tránsito y filtración de aguas subterráneas.

El enfoque propuesto mejorará el entendimiento del sistema hidrogeológico en la Mesa de Los Santos y contribuirá en la generación de un modelo inicial de las propiedades geofísicas de las formaciones. Estos modelos serán de gran utilidad para la etapa de simulación, evaluación y la selección de los métodos geofísicos más adecuados en futuros estudios de interés geológico, hidrogeológico e ingenieril. El conocimiento de las propiedades geofísicas del subsuelo permitirá mejorar la planificación y el diseño de la investigación en la región, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones en la gestión sostenible de los recursos hídricos.

2. Marco geológico

La Mesa de Los Santos se caracteriza por una secuencia sedimentaria del Cretácico que reposa sobre rocas basculadas del Jurásico y un basamento conformado por las rocas metamórficas de bajo a medio grado de la Formación Silgará (Paleozoico) y cuerpos ígneos intrusivos del Jurásico asociados al Granito de Pescadero, mientras las sedimentarias del Jurásico corresponden a limolitas de la Formación Jordán (Ward et al., 1977); esta unidad es de origen continental y se conocen en la región como “red beds”, con manifestaciones locales de rocas volcánicas félsicas (Alarcón et al., 2020). Las unidades del Cretácico Temprano incluyen las formaciones Los Santos (principalmente areniscas cuarzosas), Rosa Blanca (secuencia de calizas y lodolitas), Paja (shales) y Tablazo (calizas y lodolitas) (Julivert, 1963; Díaz et al., 2009; Laverde, 1985; Pinto V. et al., 2007) (Figura 1). La Formación Los Santos presenta un contacto fallado al sur con la Formación Rosa Blanca e inconforme con la Formación Silgará al occidente (Pinto V. et al., 2007), además de discordante con la Formación Jordán al suroriente de la Mesa (Alarcón & Rodríguez, 2019).

Figura 1: El área de estudio corresponde a la Mesa de Los Santos (Santander) donde afloran unidades sedimentarias de origen detrítico y carbonatado, donde ha existido un déficit por el recurso hídrico. Geología de (Pinto V. et al., 2007); isoyetas generadas de la precipitación anual promedio para el periodo 2000-2020 calculada por (García, 2022).



La configuración estructural de la zona está influenciada por la Falla de Bucaramanga, una estructura regional transpresiva sinistral (Velandia et al., 2020) que hacia el occidente define la Mesa de Los Santos como parte de su bloque yacente, y al oriente, el Macizo de Santander como su bloque colgante. Mas al occidente de la Mesa de Los Santos, el paisaje es dominado por la Falla del Suárez (inversa) y la Serranía de Los Yariguíes en su bloque colgante. La Falla Los Montes es una estructura menor orientada al NE que separa la Mesa de Los Santos de la Mesa de Ruitoque al norte.

Al interior de la Mesa de Los Santos se pueden distinguir fallas con diferente orientación y cinemática. Las estructuras muestran tres tendencias principales: (i) fallas NW como las de mayor continuidad, entre las cuales sobresale la Falla de Los Santos, (ii) fallas NE delimitadas entre las anteriores, y (iii) fallas E-W como estructuras menores que se observan especialmente en la parte sur (Contreras-Vásquez, 2008; Pinto V. et al., 2007; Vargas-Jerez, 2008).

Las fracturas de la zona fueron estudiadas con enfoque hidrogeológico (Contreras, 2008; Díaz et al., 2009) a partir de la distribución de diaclasas abiertas y cerradas, su densidad y rangos de inclinación para proponer sectores donde se configuran acuíferos debido a la interconexión de las fracturas en el subsuelo, también analizan posibilidades de recarga y flujo de agua a favor del suave buzamiento de los estratos. La poca profundidad de los pozos ubicados en la zona muestra que el miembro superior de la Formación los Santos es el acuífero principal y el más explotado en el área (Contreras, 2008).

3. Materiales y Métodos

Con el fin de generar conocimiento sobre las propiedades físicas de las unidades de roca que afloran en la Mesa de Los Santos (Figura 1), se llevaron a cabo campañas de campo para el muestreo y posterior análisis de laboratorio, así como el entrenamiento de la red neuronal para establecer la distribución espacial de estas propiedades. A partir de las rocas recolectadas, se procedió a la extracción de *plugs* que fueron clasificados considerando las unidades geológicas definidas en Pinto et al. (2007): Formación Silgará (OSs), Granito de

Pescadero (J1gp), Formación Jordán (J1-2j), Formación Los Santos miembro inferior (K1ls_mi), Formación Los Santos miembro medio (K1ls_mm), Formación Los Santos miembro superior (K1ls_ms), Formación Rosa Blanca (K1r), Formación Paja (K1p) y Formación Tablazo (K1t). También se realizó una clasificación litológica general de los *plugs* generalizando diez litologías asociadas a: areniscas (Ar), lodolitas (Ld), conglomerados (Cg), lodos calcáreos (Lc), calizas (Ca), biomicritas (Bm), areniscas calcáreas (Ac), granito (Gr), metaareniscas (Ma) y esquistos (Es).

3.1. Mediciones en laboratorio

La extracción de los *plugs* de las muestras de roca recolectadas se realizó usando el equipo Husqvarna DM-225 Core Drill. El proceso requiere que la muestra este en contacto con agua, por lo que una vez extraído, se dejó secar durante dos días. Posteriormente, se registraron las dimensiones y el peso en húmedo/seco de cada *plug*. Las mediciones de las propiedades físicas de estos *plugs* se realizaron en el laboratorio de geofísica en la Escuela de Geología en la Universidad Industrial de Santander.

La medición de la porosidad de los *plugs* se realiza utilizando el BLP-630 Automated Gas Porosimeter, unidad de referencia 40cc. La velocidad de onda P se midió durante el ensayo de carga puntual. Esta propiedad fue la última medida realizada, ya que para obtenerla se requiere llevar el *plug* al punto de fallo. El equipo PLT-2W Wireless Point Load Test System con las placas ultrasónicas (GCTS Testing Systems, 2018) permite realizar ensayos tipo axial, diametral o irregular, según la consideración de las dimensiones del *plug*. Una vez registradas estas dimensiones y el tipo de ensayo, se procedió a ejercer presión hasta lograr que el *plug* falle. Para la resistividad y la cargabilidad se usó el Probador SCIP, el cual simula un levantamiento de polarización inducida (Instrumentation GDD Inc., 2018); con una primera medición en los *plugs* en seco (Dry) y una segunda después de sumergirlos en agua de manera individual por dos días (Wet), según recomendaciones del manual.

Los valores medidos para cada propiedad física fueron compilados y visualizados en diagramas de cajas (*boxplot*) para observar la distribución estadística de cada una de las litologías definidas. El diagrama de caja se basa en los cuartiles y es utilizado para representar una variable cuantitativa, representa la distribución de los datos, mostrando su grado de asimetría, los valores extremos, la posición de la mediana y otros detalles. El gráfico consiste en un rectángulo (caja) delimitado por el primer y tercer cuartil (Q1 y Q3), y dentro de la caja se encuentra una línea que indica la posición de la mediana (segundo cuartil, Q2). También incluye dos brazos (bigotes), uno que se extiende desde el primer cuartil hasta el valor y otro que se extiende desde el tercer cuartil hasta el valor máximo. Los valores que se encuentran fuera de los bigotes se consideran datos atípicos o valores extremos, y son aquellos valores que no cumplen ciertos requisitos de homogeneidad o similitud de los datos.

3.2. Entrenamiento Red Neuronal

Como primer paso nos referimos al tema de aprendizaje automático con Cracknell (2014), quien realiza una comparación de algoritmos para aplicaciones de clasificación de litología supervisada. Los algoritmos de aprendizaje automático (*Machine Learning Algorithms* - MLA) son una herramienta que permiten inferir resultados a partir de datos, utilizando métodos de aprendizaje supervisados o no supervisados (Friedman, 1997). Así mismo, Cracknell (2014) resalta la importancia de los MLA en las ciencias y como el MLA de perceptrón se asemeja a la capacidad de los sistemas nerviosos biológicos para reconocer patrones y objetos, empleando el concepto de neurona. Los perceptrones incluyen un conjunto de algoritmos conocidos como redes neuronales artificiales (*Artificial Neural Network* - ANN) (Hastie et al., 2009; Rojas, 1996). Las ANN están compuestas por una red de neuronas artificiales (funciones primitivas) que fueron descritas por primera vez por McCulloch & Pitts (1943). Estas neuronas, llamadas McCulloch-Pitts, constan de dos componentes: una suma ponderada de sus entradas seguida de una función de activación, y se puede generalizar con la Ecuación (1) (MacKay, 2003; Rohwer et al., 1994).

$$y_i = f_k \left(\sum_i w_{ji} x_i \right) \quad (1)$$

Donde w_{ji} es el peso ajustable para la i_{th} instancia y x_i indica una de las variables de entrada. La función de “activación” f_k puede ser cualquier función no lineal, por ejemplo, escalonado o sigmoideal (Rohwer et al., 1994; Rojas, 1996), capaz de recibir múltiples entradas ponderadas. Cracknell (2014) destaca que muchos problemas del mundo real no se pueden representar con este simple sistema lineal; por lo tanto, la estimación de estructuras de decisión no lineales se logra combinando una o más capas ocultas en una red, conocida como perceptrones multicapa (*Multilayer Perceptron - MLP*) (Rohwer et al., 1994).

El entrenamiento de los modelos de redes neuronales (RN) se realizó en Google Colaboratory o Colab, una plataforma que permite escribir y ejecutar código en el lenguaje de programación Python. Colab ofrece acceso gratuito a una máquina virtual con un ciclo de vida máximo de 12 horas, con disponibilidad de 12 GB de RAM y 50 GB de almacenamiento en disco para su uso, además, proporciona acceso a unidades de procesamiento gráfico (GPU) y de procesamiento tensorial (TPU) para acelerar el entrenamiento y ejecución de modelos. Para hacer uso de la GPU y TPU se deben emplear módulos de Python que aprovechen este hardware.

En el proceso de entrenamiento se debe considerar el coeficiente de correlación de Pearson, el cual permite analizar la relación entre dos variables, reflejando la existencia o no de una relación lineal y la dirección de la relación. Este cálculo se realizó como primer procedimiento para determinar si existe una linealidad entre las propiedades físicas de las rocas y la localización del *plug*. Su interpretación se relaciona con el resultado obtenido, el cual se encuentra en un rango de valores de +1 a -1. Un valor de 0 indica que no hay asociación lineal entre las dos variables, pero esto no necesariamente implica que las variables sean independientes, ya que puede existir una relación no lineal entre ellas. Valores mayores a 0 corresponden a una asociación positiva, lo que significa que a medida que aumenta el valor de una variable, también lo hace el valor de la

otra. Valores inferiores a 0 corresponden con una asociación negativa, lo que indica que a medida que aumenta el valor de una variable, el valor de la otra disminuye.

Scikit-learn (Pedregosa et al., 2012) es un módulo de Python que proporciona varios algoritmos de aprendizaje automático para resolver problemas supervisados y no supervisados de mediana escala. Este módulo es una herramienta que permite dar inicios en el aprendizaje automático para facilidad de nuevos usuarios. Scikit-learn ofrece modelos de redes neuronales de entrenamiento supervisado, utilizando el *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Se recomienda transformar las variables de entrada en el MLP a una misma escala, ya que este modelo es sensible a variables desproporcionadas. También es necesario considerar que la misma escala se debe aplicar al conjunto de prueba para resultados significativos (Pedregosa et al., 2012).

Para cada propiedad física se generó un modelo de RN. El entrenamiento se inició con la selección de los datos de entrada, los cuales corresponden a las coordenadas X, Y y Z de cada una de los *plugs*; la formación geológica a la cual corresponda y la distancia a la falla más cercana. Estos dos últimos consideran la geología propuesta por Pinto et al. (2007). Los valores para predecir o valores de salida corresponden a las respectivas propiedades físicas de la roca obtenidas en laboratorio.

Los datos de entrada de la localización y distancia a la falla, al ser números de gran magnitud, fueron estandarizados de manera individual empleando valores mínimos y máximos (Tabla 1) de referencia haciendo uso de la Ecuación (2).

$$X_{normalizado} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

El parámetro de formación geológica corresponde a una cadena de texto, por lo que es requerido darle un valor numérico a cada unidad considerando la secuencia estratigráfica siendo para 'OSs'=0, 'J1gp'=1, 'J1-2j'=2, 'K1ls_mi'=3, 'K1ls_mm'=4, 'K1ls_ms'=5, 'K1r'=6, 'K1p'=7 y

'K1t'=8, esto correspondiendo a que en tiempo geológico existe una secuencia de eventos.

Tabla 1: Valores mínimos y máximos considerados para estandarizar las Coordenada X, Coordenada Y, Coordenada Z y la Distancia a la Falla.

Parámetro	Valor mínimo [m]	Valor máximo [m]
Coor. X	1096700	1120100
Coor. Y	1235500	1260100
Coor. Z	-150	1830
Dist. Falla	0	3000

Para mejorar el rendimiento de la red a los valores de resistividad, cargabilidad y velocidad de onda P se les calculo el \log_{10} el cual será el valor a predecir. Ajustados los datos de entrada para cada modelo, se procede a dividirlos en datos de entrenamiento y datos de prueba los cuales corresponden al 80% y 20% respectivamente.

Para la predicción de las propiedades se empleó el *Multi-Layer Perceptron Regressor* (MLPRegressor), el cual dispone de varios elementos que regulan su ejecución, siendo *hidden_layer_sizes* y *activation* los elementos a modificar principalmente. Se aclara que *hidden_layer_sizes* define el número de capas y cantidad de neuronas en cada una de ellas, por ejemplo, (10,5,3,2) corresponde a un total de 4 capas ocultas, donde la primera (capa entrada) está constituida de 10 neuronas, las segunda por 5, la tercera capa con 3 neuronas y la última capa oculta con 2. Entre tanto, *activation* es la función de activación de las capas ocultas, mientras las disponibles son 'identity', 'logistic', 'tanh' y 'relu'.

Para evaluar un modelo entrenado se usó la función de *score* de Scikit-learn, el cual devuelve el coeficiente de determinación R_2 expresado con la Ecuación (3).

$$R^2 = \left(1 - \frac{u}{v} \right) \quad (3)$$

Donde u es la suma residual de cuadrados, determinado por la Ecuación (4).

$$\sum (y_{true} - y_{pred})^2 \quad (4)$$

y v es la suma total de cuadrados, determinado por la Ecuación (5).

$$\sum (y_{true} - y_{trueMean})^2 \quad (5)$$

La mejor puntuación posible es 1.0. Este resultado puede ser negativo implicando que el modelo puede ser arbitrariamente peor. Un modelo constante que siempre predice el valor esperado de , sin tener en cuenta las características de entrada, obtendría una puntuación R_2 de 0.0 (Pedregosa et al., 2012).

Determinar la función de activación para una red neuronal, así como definir el solucionador, número de capas y número neuronas, implica una labor empírica, mediante prueba y error. Diferentes modelos fueron entrenados variando los parámetros de la red, todos los modelos con un *score* mayor o igual a 0.30 fueron guardados para ser comparados posteriormente.

Adicional a la consideración del puntaje *score* se analizó la distribución estadística, los valores predichos de cada modelo de RN se representaron por medio de diagramas de cajas agrupados por las formaciones geológicas de Pinto et al. (2007) y se compararon con los valores medidos en laboratorio para las litologías agrupadas también por formaciones, usando en los diagramas colores semejantes a las unidades geológicas propuestas por Pinto et al. (2007). Los mapas superficiales generados para cada modelo de RN parten de una nube de puntos simétrica espaciada cada cien (100) metros en X y Y (su visualización se hace en diagramas de dispersión) y cada punto obtuvo un color respecto a la escala de la respectiva de propiedad

calculada, adicionalmente se proyectaron las fallas y contornos geológicos de Pinto et al. (2007) para identificar posibles relaciones.

4. Resultados de propiedades físicas y mapas de RN

Los resultados y análisis de las propiedades físicas medidas en los *plugs* de muestras de roca de las diferentes unidades geológicas de la Mesa de Los Santos consideran datos de 189 estaciones de campo y un total de 358 *plugs* (Tabla 2). Se analizan también los mapas que se obtuvieron usando RN para cada una de las propiedades estudiadas, así como los resultados estadísticos mediante diagramas de caja de los valores estimados con la RN y su comparación con los datos obtenidos en laboratorio.

Tabla 2: Cantidad de *plugs* analizados considerando las litologías y formaciones geológicas en la Mesa de Los Santos, considerando como referencia el trabajo de Pinto et al. (2007): Esquistos del Silgará (OSs), Granito de Pescadero (J1gp), Formación Jordán (J1-2j), Formación Los Santos miembro inferior (K1ls_mi), Formación Los Santos miembro medio (K1ls_mm), Formación Los Santos miembro superior (K1ls_ms), Formación Rosa Blanca (K1r), Formación Paja (K1p) y Formación Tablazo (K1t). Los *plugs* se clasificaron de manera general considerando diez litologías asociadas a: areniscas (Ar), lodolitas (Ld), conglomerados (Cg), lodos calcáreos (Lc), calizas (Ca), biomicritas (Bm), areniscas calcáreas (Ac), granito (Gr), metaarenisca (Ma), esquistos (Es).

Litologías	Formaciones geológicas									Sub-total
	Oss	J1gp	J1-2j	K1ls_mi	K1ls_mm	K1ls_ms	K1r	K1p	K1t	
Es	20	-	-	-	-	-	-	-	-	20
Ma	6	-	-	-	-	-	-	-	-	6
Gr	-	8	-	-	-	-	-	-	-	8
Ca	-	-	-	-	-	-	38	6	-	44
Bm	-	-	-	-	-	-	31	4	13	48
Lc	-	-	-	-	-	-	10	8	-	18
Ac	-	-	-	-	-	-	17	1	-	18
Ld	-	-	18	-	9	-	-	-	-	27
Ar	-	-	23	10	-	112	5	-	-	150
Cg	-	-	14	5	-	-	-	-	-	19
Sub-total	26	8	55	15	9	112	101	19	13	

En general, los valores calculados para la Correlación de Pearson (Figura 2) no se asocian con la existencia de una linealidad entre las propiedades medidas en laboratorio (a los *plugs*) y la localización de las muestras, en la diversidad de litologías estudiadas. Aunque se calculan los coeficientes entre todas las propiedades, no todas pueden correlacionarse (con excepción de resistividad y cargabilidad), ya que algunas de las mediciones fueron en húmedo y otras en seco. A partir de la integración de información geológica y geofísica se generaron seis modelos de RN (Tabla 3) para la Mesa de Los Santos, los cuales permiten estimar la distribución espacial considerando la geología local. Las formaciones de Los Santos y Rosa Blanca tienen más interés debido a su potencial hidrogeológico y por ser las de mayor extensión superficial en la zona.

Figura 2: Matriz de Correlación de Pearson obtenida para las propiedades medidas en laboratorio y la localización de los *plugs*.

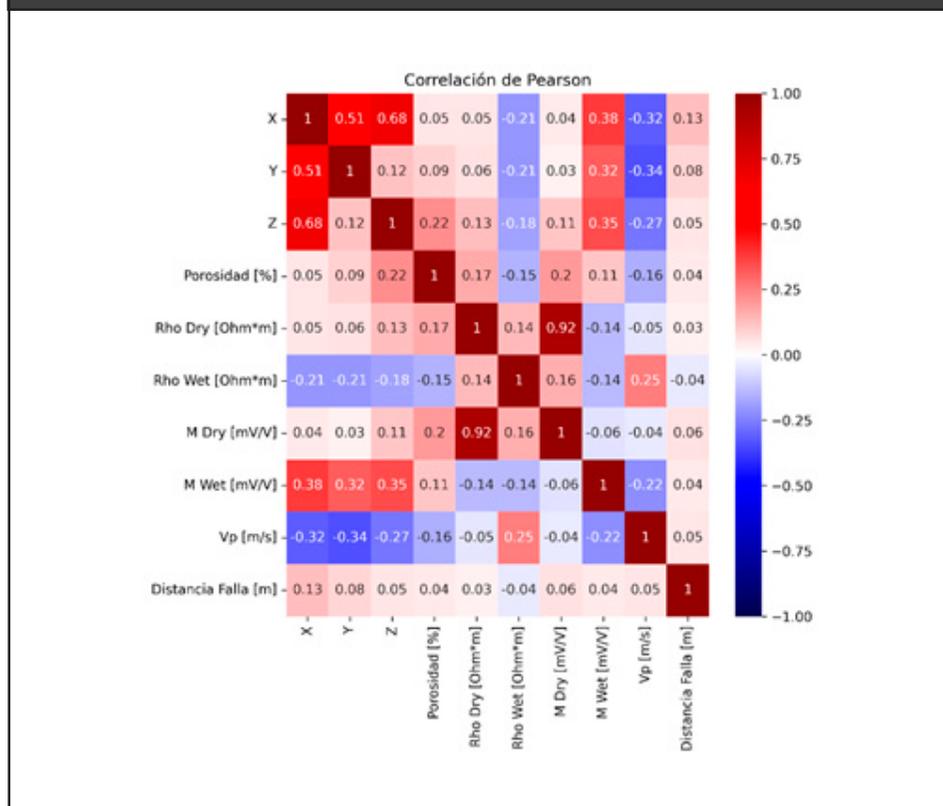


Tabla 3: Seis modelos de red neuronal fueron generados, uno para cada propiedad. Los modelos predicen en el mismo sistema de unidades de las mediciones realizadas con los equipos en laboratorio. Para la predicción de algunas de las propiedades se hizo el ajuste de \log_{10} para el entrenamiento de la RN (escalado de las variables). La función de activación que brindó una mayor coherencia geológica en la estimación de las propiedades fue la ReLU. El score se calculó para cada modelo de red neuronal entrenado.

Propiedad	Unidades	\log_{10}	Función de activación	Estructura	Score
Porosidad	%	No	ReLU	(25, 8, 5, 1)	0.32
Velocidad de onda P	$m \cdot s^{-1}$	Si	ReLU	(15, 13, 5, 1)	0.41
Resistividad eléctrica en seco	$\Omega \cdot m$	Si	ReLU	(25, 9, 5, 1)	0.53
Resistividad eléctrica en húmedo	$\Omega \cdot m$	Si	ReLU	(10, 6, 5, 1)	0.33
Cargabilidad eléctrica en seco	$mV \cdot V^{-1}$	No	ReLU	(5, 5, 5, 1)	0.31
Cargabilidad eléctrica en húmedo	$mV \cdot V^{-1}$	No	ReLU	(15, 5, 5, 1)	0.40

4.1. Porosidad

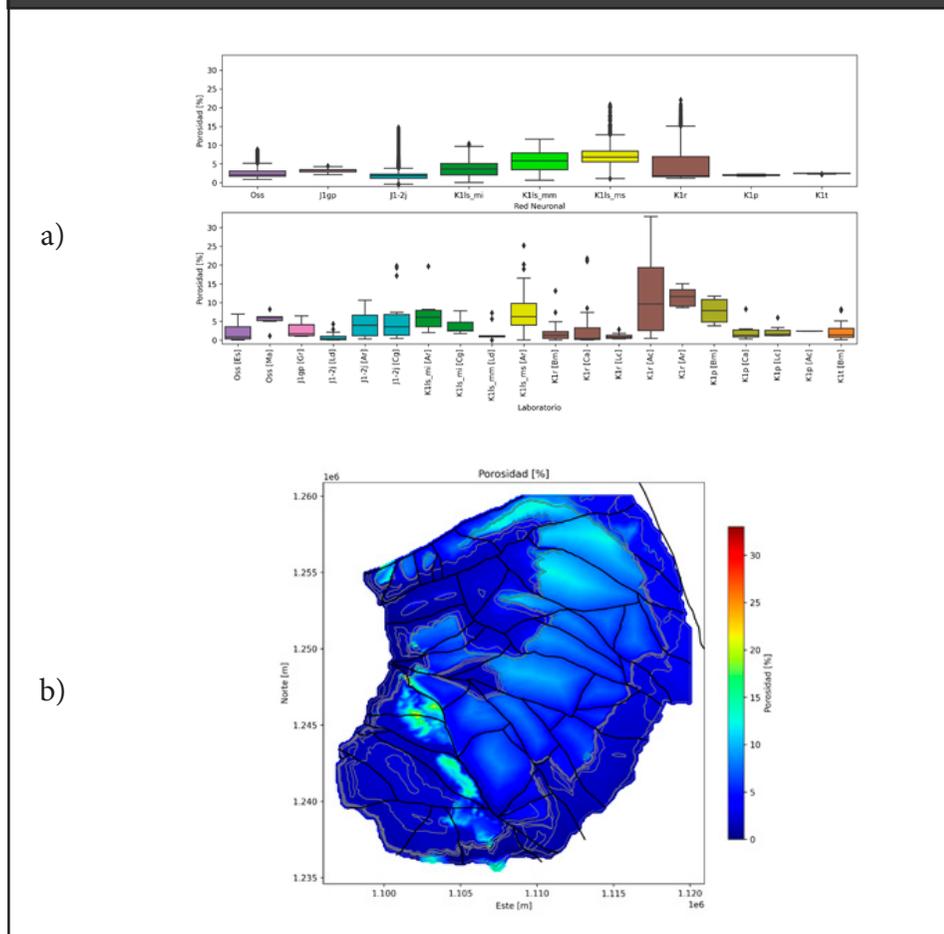
La porosidad es una propiedad de gran relevancia para evaluar el potencial hidrogeológico de las formaciones. En el laboratorio se obtuvieron rangos amplios de porosidad asociados a las areniscas calcáreas de la Formación Rosa Blanca (0-33%) y las areniscas del miembro superior de la Frm. Los Santos (0-25%). Las areniscas de la Frm. Rosa Blanca presentan valores de 10-15%. En su mayoría, las litologías carbonatadas muestran porosidades inferiores al 5%, al igual que las lodolitas, con valores cercanos a 0%. Los conglomerados de la Frm. Jordán y Los Santos (miembro inferior) presentan porosidades inferiores al 7% (Figura 3a).

La porosidad es una de las propiedades que ejerce una influencia directa en otras propiedades, por ejemplo, afecta de manera negativa los valores de velocidad, evidenciado con un valor de -0.16 en el coeficiente de Pearson. Un mayor porcentaje de porosidad implica un mayor espacio que puede ser llenado con algún fluido; si es

aire, los valores de resistividad aumentarían, como se refleja en un coeficiente de 0.17 con RhoDry. De ser llenados con agua, los valores disminuirán, reflejado en un coeficiente de -0.26.

En el mapa de porosidad predicho por la red neuronal para la Frm. Los Santos (Figura 3b) se muestra una media de 10%, con los valores más altos hacia el norte de la Mesa de Los Santos. En las áreas cercanas a la Falla Los Santos, en la Frm. Rosa Blanca, se predicen valores de porosidad mayores al 10%. Se destacan particularmente los valores de interés en las formaciones Los Santos y Rosa Blanca, la primera por su naturaleza detrítica y la segunda por su potencial kárstico. Debido a los porcentajes obtenidos, se asume la Frm. Rosa Blanca tiene una mayor capacidad para contener agua.

Figura 3: a) Diagramas de cajas de los valores de porosidad estimados por la red neuronal, discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de porosidad estimado de la Mesa de Los Santos usando una RN con estructura 25,8,5,1 y función de activación ReLU con un score de 0.32.

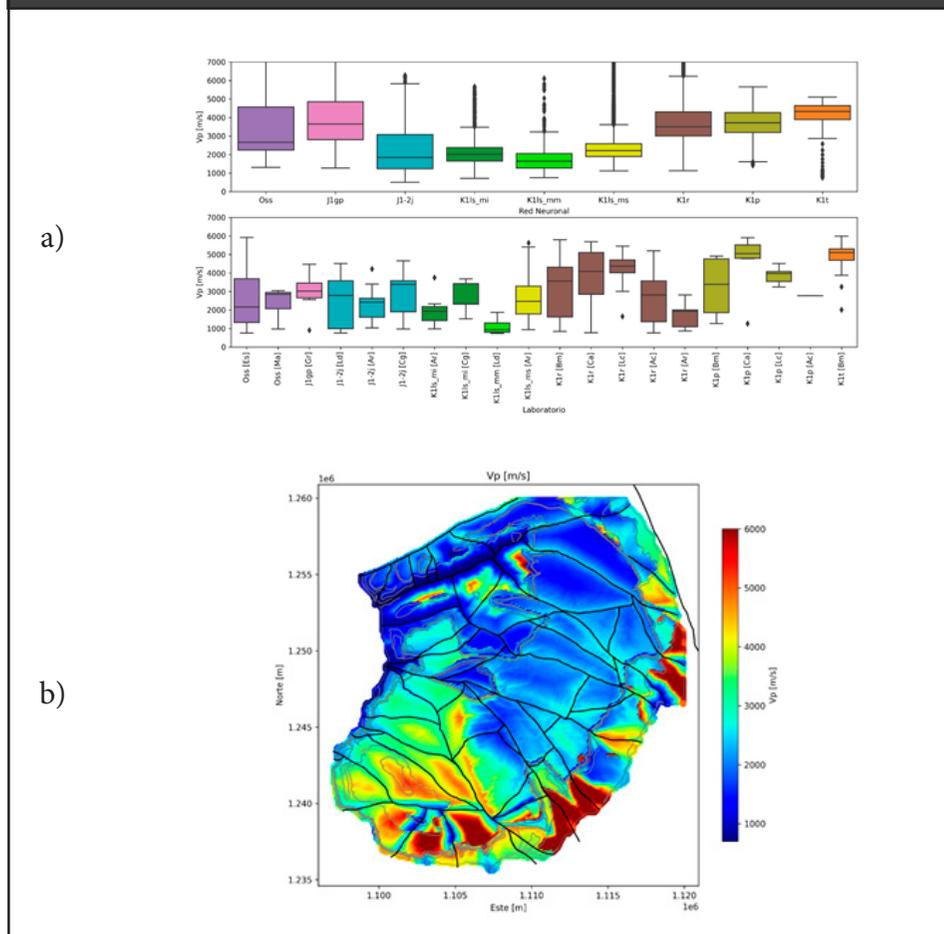


4.2. Velocidad onda P

En laboratorio, se obtuvieron velocidades de onda P con un rango amplio, variando entre los 1000 y 6000 $m \cdot s^{-1}$. Las lodolitas pertenecientes al miembro medio de la Frm. Los Santos mostraron valores en el rango de 900 a 2000 $m \cdot s^{-1}$, mientras que las de la Frm. Jordan llegaron hasta los 4500 $m \cdot s^{-1}$. Las areniscas de las formaciones Jordán, Rosa Blanca y miembro inferior de Los Santos presentaron valores inferiores a los 3500 $m \cdot s^{-1}$. Los lodos calcáreos tienen un rango de velocidades entre 3000 y 5500 $m \cdot s^{-1}$ (Figura 4a).

Los resultados para la velocidad de onda P estimadas por la RN (Figura 4b) en la Frm. Rosa Blanca se encuentran en el rango de 3000 a 4500 $m \cdot s^{-1}$. Los valores estimados para la Frm. Los Santos muestran velocidades inferiores en comparación a la Frm. Rosa Blanca. La porosidad se considera un factor influyente en este resultado, y aunque la RN no fue entrenada considerando este criterio específicamente, se obtuvo que las porosidades para la Frm. Los Santos cerca a la Falla Los Santos son bajas, lo que resulta en altas velocidades de onda P. Por el contrario, en áreas con valores altos de porosidad, la velocidad es baja en esta formación. En la Frm. Rosa Blanca también se refleja una influencia de la porosidad en los valores de la velocidad de onda P. Esta formación presenta velocidades más altas que la Frm. Los Santos, lo cual es coherente con la naturaleza competente de las calizas que la conforman.

Figura 4: a) Diagramas de cajas de los valores velocidad de onda P estimados por la red neuronal discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de velocidad de onda P de la Mesa de Los Santos estimado con una RN de estructura 15,13,5,1 y función de activación ReLU, con la cual se obtuvo un score de 0.41



4.3. Resistividad eléctrica

Los valores de resistividad fueron medidos en laboratorio para los *plugs* en condiciones secas (Figura 5a) y en condiciones húmedas (Figura 6a). Se observó que todas las litologías presentan un cambio en los valores de resistividad después de este proceso. Los cambios que son inferiores al 80% respecto al valor medido en seco corresponden a las litologías de las formaciones Jordán, Rosa Blanca y Silgará, y se asocian con la naturaleza litológica y las bajas porosidades que las caracteriza.

Para las areniscas, las resistividades en condiciones secas oscilan entre 10^2 y $2 \times 10^6 \Omega \cdot m$, mientras que, para las areniscas de la Formación Rosa Blanca, los valores presentan un rango más alto entre 6×10^5 y $3 \times 10^6 \Omega \cdot m$. Las lodolitas tienen un rango inferior en comparación con las areniscas, con valores entre 5×10^1 y $4 \times 10^3 \Omega \cdot m$. Los conglomerados presentan un rango medio entre $2 \times 10^3 \Omega \cdot m$ y $3 \times 10^4 \Omega \cdot m$. Las litologías carbonatadas también presentan un rango similar al de las areniscas, con valores entre 2×10^2 y $5 \times 10^5 \Omega \cdot m$.

Los rangos medidos con los *plugs* en condiciones húmedas muestran una disminución en sus valores en comparación con las condiciones secas. Para las areniscas en condiciones húmedas, los valores varían entre 5×10^1 y $5 \times 10^3 \Omega \cdot m$. Para las lodolitas, los valores están en el rango de 4×10^1 a $5 \times 10^2 \Omega \cdot m$. Los conglomerados muestran valores entre 3×10^2 y $2 \times 10^3 \Omega \cdot m$, y las litologías carbonatadas presentan valores entre 4×10^1 y $10^4 \Omega \cdot m$.

Los mapas de resistividad muestran que, para las litologías de interés, los valores están influenciados por la presencia de fallas, algo que se puede observar en menor medida en el mapa de porosidad. Los valores de resistividad en seco (Figura 5b) aumentan a medida que se alejan de las fallas y disminuyen cuando están más cercanos a ellas. Para la resistividad en húmedo (Figura 6b), los valores muestran una tendencia inversa, disminuyendo conforme se alejan de las fallas y aumentando en áreas cercanas a éstas.

Estos patrones de resistividad se asocian con la influencia del fluido de poro en los valores medidos. En áreas con mayor porosidad, como se muestra en el mapa de porosidad, se observan valores más bajos de resistividad cuando la muestra está en condiciones húmedas, ya que el agua en los poros de la roca conduce la electricidad mejor que el material de roca. En cambio, cuando la muestra está en condiciones secas, los valores de resistividad son más altos, ya que el espacio de poro tiene presencia de aire, generando valores de resistividad altos.

Aunque la red neuronal no fue entrenada específicamente considerando la porosidad, los resultados muestran una asociación entre las áreas de interés hidrogeológico, resistividad eléctrica y los valores de porosidad. Los valores de resistividad inferiores a los

, que se obtengan en campañas de geoelectrónica, podrían indicar la presencia de agua subterránea. Como áreas preliminares de interés se consideran la Frm. Los Santos en el sector entre las fallas El Aljibe y Los Santos.

Figura 5: a) Diagramas de cajas de los valores de la resistividad en seco estimados por la red neuronal discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de resistividad eléctrica en seco de la Mesa de Los Santos estimado con una RN de estructura 25,9,5,1 y función de activación ReLU, con la cual se obtuvo un score de 0.53.

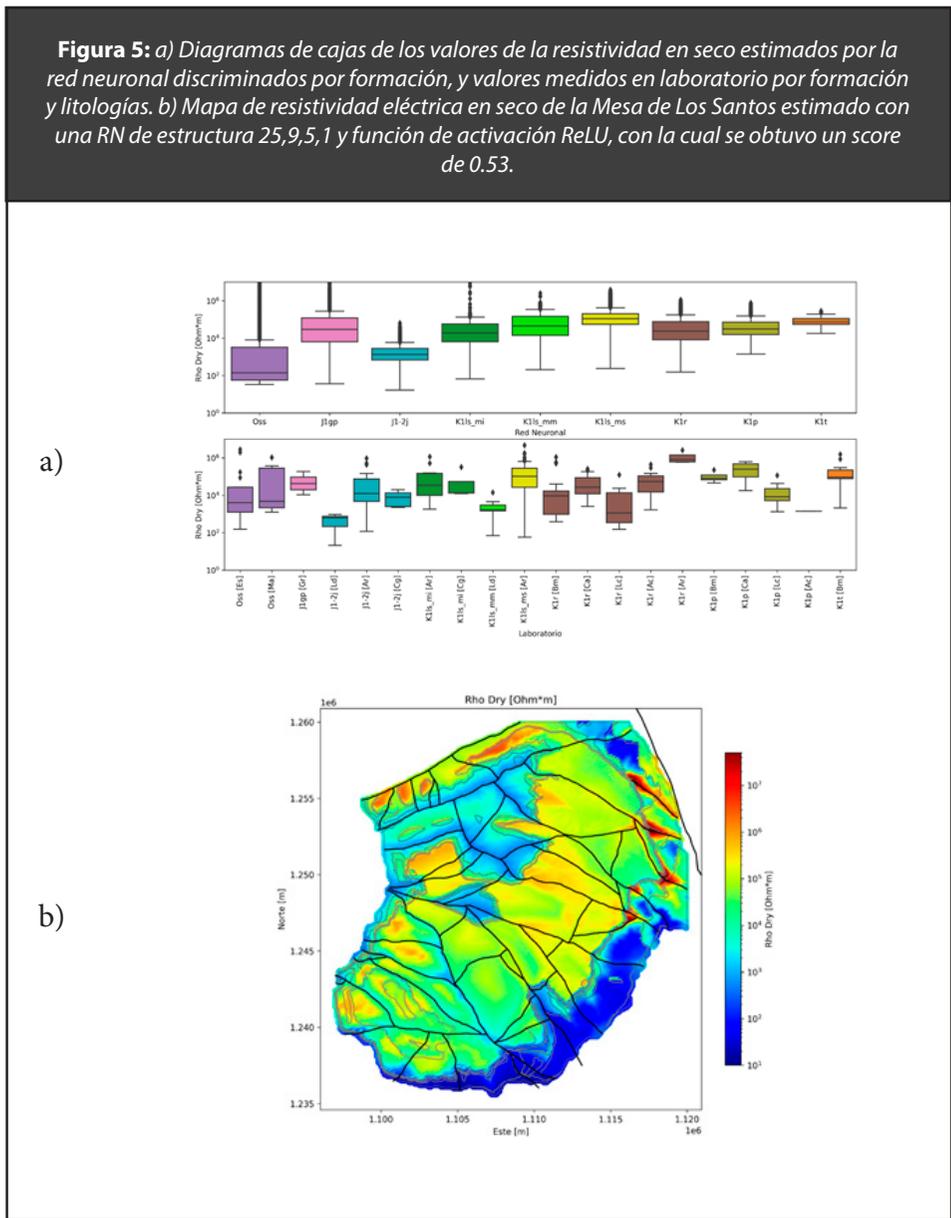
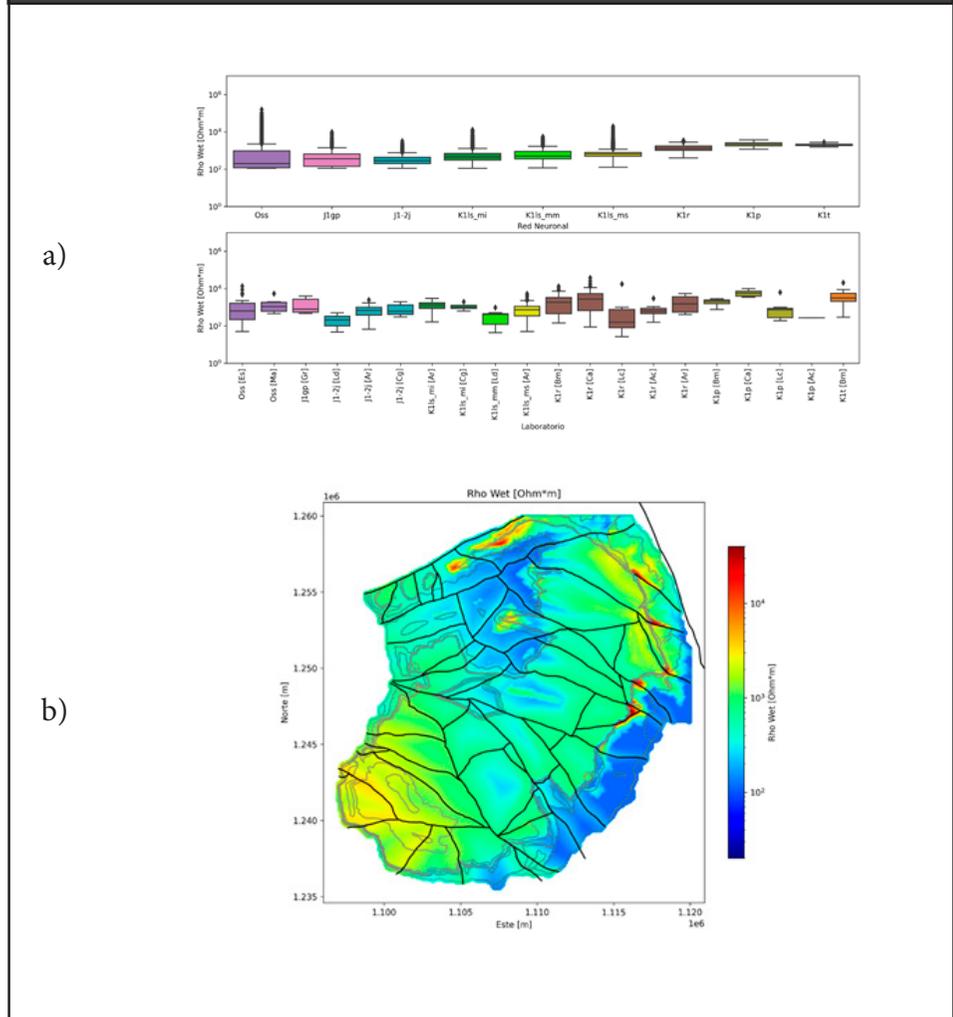


Figura 6: a) Diagramas de cajas de los valores de la resistividad en húmedo estimados por la red neuronal discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de resistividad eléctrica en húmedo de la Mesa de Los Santos estimado con una RN de estructura 10,6,5,1 y función de activación ReLU, con la cual se obtuvo un score de 0.33.



4.4. Cargabilidad eléctrica

Los resultados de la cargabilidad eléctrica obtenidos en laboratorio de los *plugs* en condiciones secas (Figura 7a) para las areniscas de la Frm. Los Santos están en un rango entre 2 y 80 mV · V⁻¹, mientras que para las areniscas de la Frm. Rosa Blanca está entre 20 y 100 mV · V⁻¹. Las lodolitas tuvieron valores inferiores a los 7 mV · V⁻¹, mientras que los conglomerados tuvieron un rango entre 3 y 8 mV · V⁻¹ y las litologías carbonatadas entre 2 y 30 mV · V⁻¹.

En condiciones húmedas, la presencia de agua en los *plugs* dio como resultado mediciones de cargabilidad inferiores a $30 \text{ mV} \cdot \text{V}^{-1}$ (Figura 8a). Para las areniscas disminuyó a un rango entre 2 y $30 \text{ mV} \cdot \text{V}^{-1}$, las lodolitas disminuyeron a 2 y $10 \text{ mV} \cdot \text{V}^{-1}$, los conglomerados entre 8 y $18 \text{ mV} \cdot \text{V}^{-1}$, y las litologías carbonatadas muestran un rango entre 3 y $10 \text{ mV} \cdot \text{V}^{-1}$.

Los mapas estimados por la RN para la cargabilidad en seco (Figura 7b) y en húmedo (Figura 8b) presentan un contraste significativo. En las estimaciones en húmedo, se observa una diferenciación entre las formaciones detríticas y las formaciones carbonatadas, mientras que esto no se aprecia en las estimaciones en seco.

Figura 7: a) Diagramas de cajas de los valores de cargabilidad en seco estimados por la red neuronal discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de cargabilidad eléctrica en seco de la Mesa de Los Santos estimado con una RN de estructura 5,5,5,1 y función de activación ReLU, con la cual se obtuvo un score de 0.31.

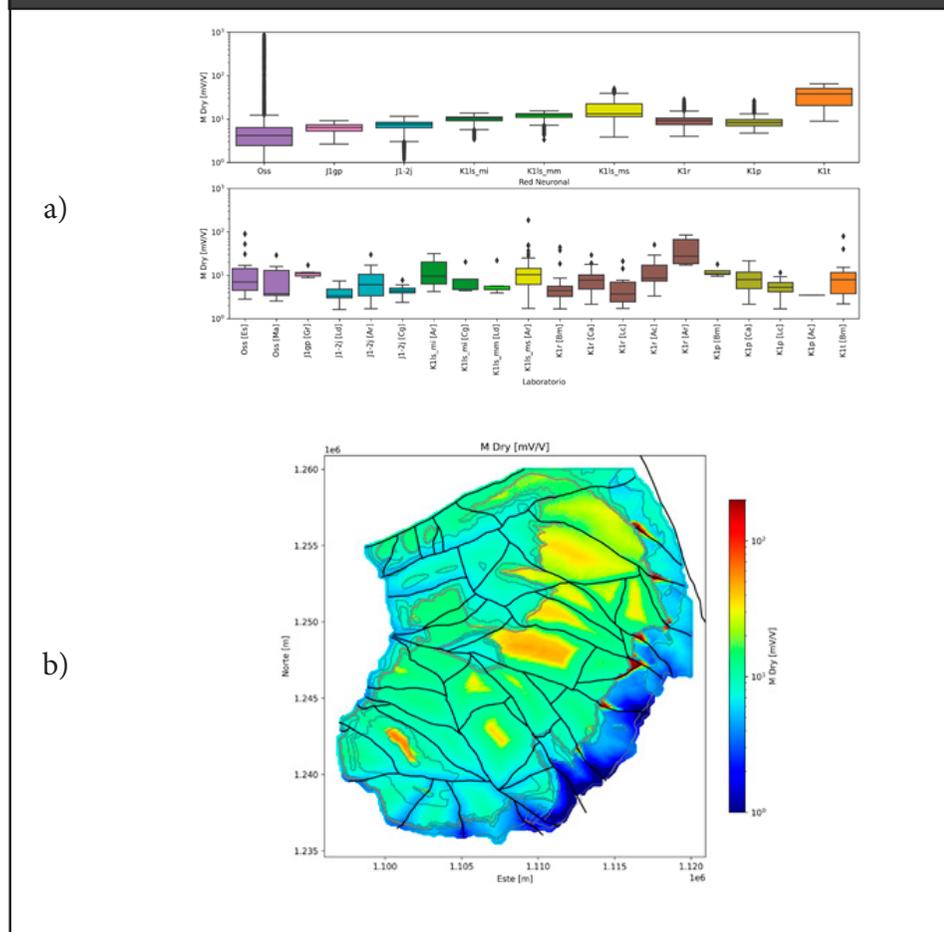
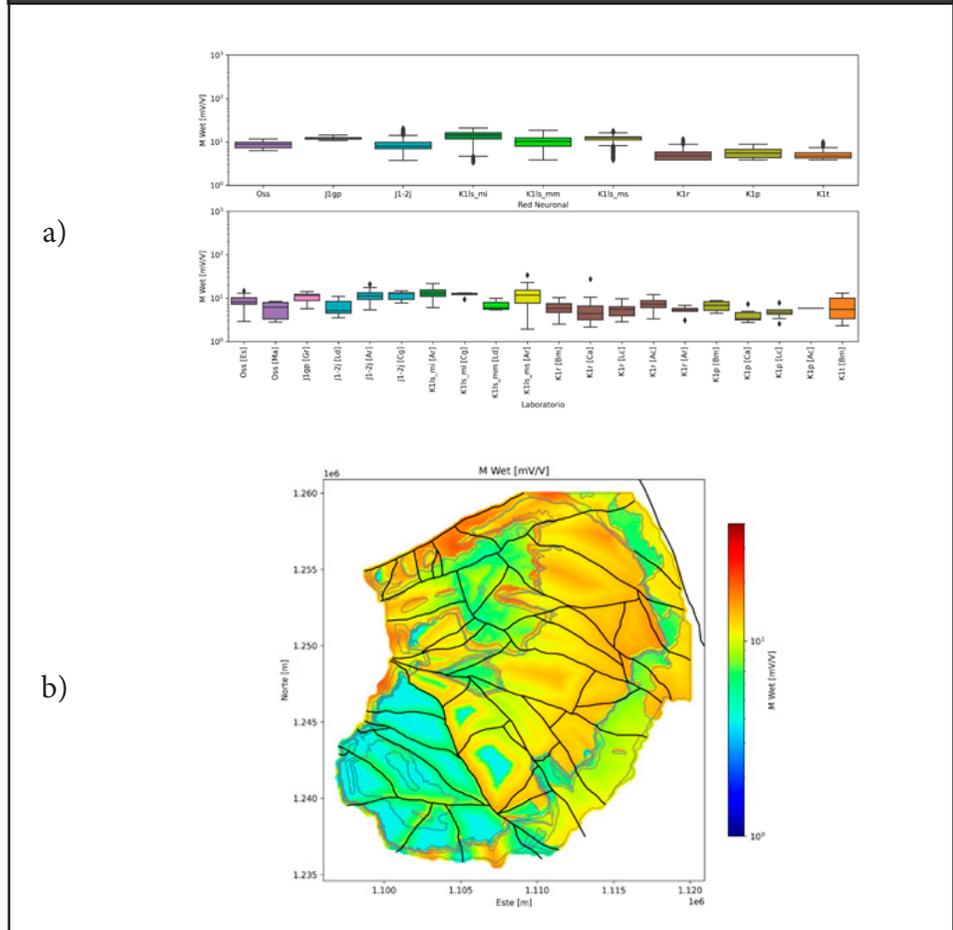


Figura 8: a) Diagramas de cajas de los valores de la cargabilidad en húmedo estimados por la red neuronal discriminados por formación, y valores medidos en laboratorio por formación y litologías. b) Mapa de cargabilidad eléctrica en húmedo de la Mesa de Los Santos estimado con una RN de estructura 15,5,5,1 y función de activación ReLU, con la cual se obtuvo un score de 0.40.



5. Discusión

El análisis de las propiedades físicas de las rocas de la Mesa de Los Santos considera que las formaciones Los Santos y Rosa Blanca tienen una mayor superficie de exposición (Pinto et al., 2007), lo que implica más cantidad de muestras de roca y de *plugs* extraídos. Para la interpolación de los datos, el método TIN toma los valores puntuales y genera triángulos para estimar las propiedades físicas en áreas no muestreadas, y aunque es útil para representar elevaciones, este método no permite considerar artefactos o geometrías circulares

como lo haría la interpolación IDW. En el caso del TIN, pueden identificarse artefactos triangulares que, para los propósitos de este trabajo, no son adecuados y podrían afectar la precisión de los resultados.

La interpolación IDW es una herramienta útil en la exploración de recursos del subsuelo, y se considera una opción para generar mapas de cambios en las propiedades físicas. Este método se basa en la ponderación de los puntos cercanos a un punto a interpolar para estimar una variable, lo que significa que a medida que aumenta la distancia entre puntos, estos tienen un menor impacto en el resultado final. Aunque su resultado considera la media de los valores para generar un mapa más homogéneo, tampoco logra diferenciar las unidades o formaciones geológicas.

Al comparar los resultados para la porosidad entre el método IDW y la RN (Figura 9), se observan similitudes en algunos patrones generales. Sin embargo, también se pueden notar diferencias significativas, especialmente en áreas donde se presentan cambios litológicos. Esto sugiere que la RN es capaz de proporcionar estimaciones más precisas y detalladas de la porosidad y otras propiedades en comparación que los métodos IDW y TIN. De todas maneras, es importante destacar que la porosidad en rocas sedimentarias depende de varios factores, como la disposición de los granos, la cementación y tamaño de los granos, mientras que las rocas ígneas y metamórficas generalmente tienen baja porosidad, a menos que estén fracturadas (Lowrie, 2007).

Las propiedades físicas de resistividad y porosidad son de las más evaluadas en trabajos anteriores de exploración de aguas subterráneas en la Mesa de Los Santos (García, 2022; Moreno & Zárate, 2023; Moyano, 2010; Vargas, 2021; Vergel & Remolina, 2023). En estos estudios se generaliza que los valores de resistividad eléctrica inferiores a los $8 \times 10^3 \Omega \cdot m$ se asocian con la Frm. Los Santos, y los valores de $5 \times 10^2 \Omega \cdot m$ con la Frm. Rosa Blanca. Los datos de laboratorio de la presente investigación indican que los plugs en condiciones húmedas para ambas formaciones presentan un rango general de resistividad entre $10^2 - 10^4 \Omega \cdot m$, un cambio que se debe a los valores influenciados principalmente por el fluido de poro (agua).

En cuanto la porosidad, los resultados de laboratorio para la Frm. Los Santos muestran valores de 25%, mientras que para la Frm. Rosa Blanca se generalizan porosidades inferiores al 5% en rocas carbonatadas. Las litologías arenosas asociadas a la Frm. Rosa Blanca presentan porosidades de hasta un 30%, lo que confirma el potencial del nivel arenoso de esta formación para el almacenamiento de agua subterránea. Además de la influencia de la porosidad en los valores de otras propiedades, se debe considerar el contenido mineralógico heterogéneo de las rocas, lo que implica variaciones locales y sectorizadas en las propiedades físicas.

Las velocidades sísmicas para las ondas de compresión están relacionadas con constantes elásticas como el módulo de volumen k , el módulo de Young E y el módulo de corte μ (Kirsch, 2009). Dado que las propiedades elásticas de las rocas están influenciadas por la porosidad, el material altamente poroso es más compresible que el material de menor porosidad. Por este factor, en la exploración geofísica se usan en forma conjunta los métodos de refracción sísmica y el ensayo MASW para obtener información geotécnica relevante para la perforación y asentamientos, esto porque las velocidades altas se pueden asociar con materiales más competentes en comparación con materiales más meteorizados o menos competentes que muestran menor velocidad.

Los modelos de RN fueron entrenados considerando el modelo geológico y estructural de Pinto et al. (2007), y los mapas obtenidos por RN presentan resultados que concuerdan con las zonas de interés hidrogeológico, donde aflora el miembro superior de la Frm. Los Santos y la Frm. Rosa Blanca en áreas cercanas a la Falla Los Santos. Se puede decir que una RN se ajusta mejor a los datos con los que se entrenó si se obtiene un mayor *score*, pero esto no garantiza un valor óptimo en la predicción. Para escoger el modelo que mejor generaliza cada una de las propiedades, considerando las formaciones de interés, se aplicaron otros métodos estadísticos para evaluar si la calidad de la red es adecuada. En este caso, los resultados de la RN se graficaron con diagramas de cajas para compararlos con los datos obtenidos en laboratorio para cada propiedad física. Este procedimiento se siguió para cada uno de los modelos generados y

se predijo las propiedades para cada una de las unidades del mapa geológico de Pinto et al. (2007).

Otro factor a tener en cuenta es la dificultad del muestreo y extracción de *plugs* de zonas con intenso fracturamiento y consecuente meteorización, lo que implica que los resultados de los mapas de RN deben considerarse con incertidumbre a lo largo de las principales fallas geológicas. En estas áreas, se espera una mayor predisposición al flujo de agua según parámetros como densidad, intensidad y conectividad de fracturas, entre otros (García, 2022). Este tipo de afectaciones generarían variaciones laterales y en profundidad de las propiedades físicas, lo que a su vez puede aumentar o disminuir el flujo y almacenamiento del recurso hídrico en sectores cercanos a las fallas. García (2022) establece para la Mesa de Los Santos un esfuerzo máximo horizontal con dirección 110° y una posible dirección de flujo a lo largo de las fracturas NW-SE, rumbo similar al de las fallas principales al norte de la Mesa de Los Santos. Esto implica que se puede disminuir la incertidumbre sobre conectividad, flujo y almacenamiento a lo largo de fallas que sean subparalelas a este tensor.

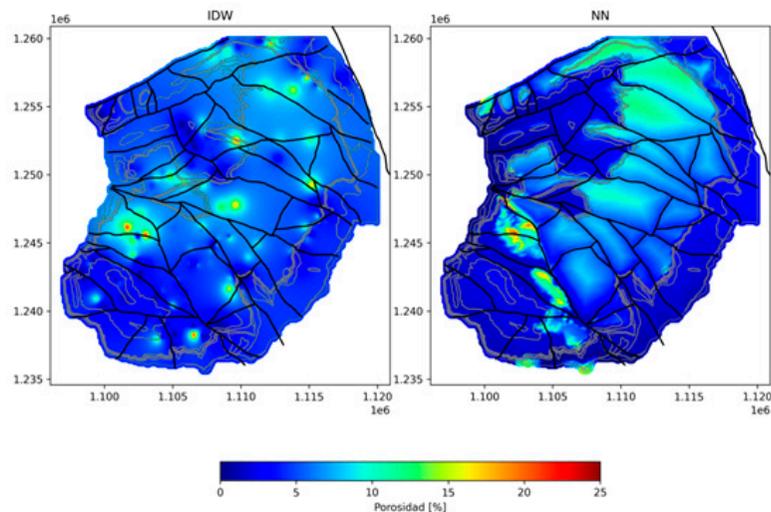
Los modelos de RN obtenidos muestran rangos estadísticos similares a los medidos en laboratorio, aunque aún se presentan áreas con incertidumbre en los mapas de RN. Para la porosidad se consideran valores altos en cercanía a la Falla de Los Santos, pero al norte de la mesa se esperarían unos mayores valores porque aumentan la precipitación y humedad, y consecuentemente se encuentran areniscas más meteorizadas.

Respecto de las velocidades de onda P, en algunas áreas donde afloran las formaciones Jordán, Rosa Blanca y Paja, se observan cambios de altas a bajas velocidades, especialmente en el cañón del Chicamocha y cerca de la cabecera municipal de Los Santos. Los valores de velocidad en general son superiores a los 1000 , resultados que corresponden a muestras con bajo grado de meteorización. Se considera que valores inferiores en la velocidad de onda P se pueden asociar con material de roca más meteorizado, poroso y afectado por el fracturamiento, lo que aporta en la identificación de los perfiles de meteorización e identificación de estratos utilizando la refracción sísmica. La velocidad de la onda P en el agua es de unos 1450 ,

por lo que, si las condiciones son las idóneas, se podría hacer una inferencia en conjunto con Tomografías de Resistividad Eléctrica para determinar el nivel freático.

Los valores de resistividad y cargabilidad también muestran contrastes de valores altos y bajos en áreas donde afloran la Formación Silgará y las formaciones Rosa Blanca y Paja. En la exploración geoelectrica, varios materiales pueden presentar valores de resistividad eléctrica similares, por lo cual el uso de la cargabilidad eléctrica se convierte en un criterio adicional para diferencial materiales arenosos de lodosos.

Figura 9: Comparación entre el mapa de porosidad generado por el método de interpolación IDW y el modelo de RN, se observa que el mapa IDW genera valores aislados o puntuales de altas o bajas porosidades y no se observa una discriminación litológica; por el contrario, el mapa de RN presenta una distribución geológica más coherente considerando las litologías aflorantes en el área de estudio.



6. Conclusiones

Los resultados de laboratorio obtenidos para las muestras estudiadas de la Mesa de Los Santos indican que las rocas de la Frm. Los Santos presentan porosidades de hasta 25%, mientras que la Frm. Rosa Blanca muestra valores inferiores al 5% en unidades carbonatadas. Las litologías arenosas asociadas a la Frm. Rosa Blanca pueden

alcanzar porosidades de hasta un 30%, lo que confirma el potencial del nivel arenoso de esta formación para el almacenamiento de agua subterránea.

Las resistividades que presentan valores inferiores a $8000 \Omega \cdot m$ y $500 \Omega \cdot m$ se asocian, de manera general, con la Frm. Los Santos y la Frm. Rosa Blanca, respectivamente. En laboratorio, para ambas formaciones el rango de resistividad (*plugs* en húmedo) está entre , influenciado principalmente por el fluido de poro (agua).

Los mapas de anomalías generados por el método IDW y TIN para los resultados de las propiedades físicas evidencian artefactos circulares o triangulares, respectivamente, algo que no se observa en la RN. Una de las principales ventajas de utilizar un modelo de RN es su capacidad para generalizar un problema teniendo en cuenta múltiples variables (como la cartografía geológica), lo que permite que los valores predichos por la RN tengan una mayor coherencia con la geología del área y proporcionen resultados más confiables y útiles para la exploración de recursos hidrogeológicos y geológicos en la Mesa de Los Santos.

Los modelos de RN evidencian similitudes y coherencia entre sus resultados, aunque no integren todas las propiedades físicas en su predicción. Las topologías obtenidas permiten un punto de partida para obtener un modelo más detallado del subsuelo de la Mesa de Los Santos a partir de la exploración geofísica.

7. Contribución de los autores

Sergio García-Arias: Investigación, recolección muestras, análisis en laboratorio, metodología, análisis formal, redacción, revisión y edición.

Francisco Velandia: Metodología, análisis formal, redacción, revisión y edición.

José Sanabria-Gómez: Metodología y revisión

María Ulloque-Ardila: Recolección muestras y análisis en laboratorio.

8. Agradecimientos

Se agradece la financiación de la UIS a través de la Vicerrectoría de Investigación y Extensión al proyecto 2534 “Estudio integral del agua en la Mesa de Los Santos”. Gracias también al laboratorio de Geofísica de la Escuela de Geología por permitir la obtención de los *plugs*.

9. Conflictos de interés

Los autores declaran que no tienen intereses financieros en competencia conocidos ni relaciones personales que pudieran haber parecido influir en el trabajo informado en este documento.

10. Referencias

- Alarcón, C. M., Clavijo-Torres, J., Mantilla-Figueroa, L. C., & Rodríguez, J. G. (2020). Nueva propuesta de edades para el registro sedimentario de las formaciones Bocas y Jordán y su relación con el desarrollo de la actividad magmática del Grupo Plutónico de Santander (Cordillera Oriental, Colombia). *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 44(173), 1137–1151. <https://doi.org/10.18257/raccefyn.1208>
- Alarcón, C. M., & Rodríguez, J. G. (2019). *Estratigrafía, facies y paleoambiente de sedimentación de la Formación Jordán: un registro fluvio-lacustre con incidencia de actividad volcánica* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/13047>
- Allo, F., Coulon, J.-P., Formento, J.-L., Reboul, R., Capar, L., Darnet, M., Issautier, B., Marc, S., & Stopin, A. (2021). Characterization of a carbonate geothermal reservoir using rock-physics-guided deep neural networks. *The Leading Edge*, 40(10), 751–758. <https://doi.org/10.1190/tle40100751.1>
- Baneshi, M., Behzadijo, M., Schaffie, M., & Nezamabadi-Pour, H. (2013). Predicting Log Data by Using Artificial Neural Networks to Approximate Petrophysical Parameters of Formation. *Petroleum Science and Technology*, 31(12), 1238–1248. <https://doi.org/10.1080/10916466.2010.540611>
- Becerra-Hernández, N. J., & Parra Estepa, C. G. (2016). *Balance Hídrico Para Estimar Recarga Potencial en la Mesa de Los Santos y Dirección de Flujo de Aguas Subterráneas*. Universidad Industrial de Santander.
- Contreras Vásquez, N. M. (2008). *Análisis Del Fracturamiento Presente en la Formación Los Santos al Norte y Centro de la Mesa de Los Santos, Departamento de Santander*. Universidad Industrial de Santander.

- Cracknell, M. J. (2014). *Machine Learning For Geological Mapping: Algorithms And Applications* [University of Tasmania]. <https://doi.org/https://doi.org/10.25959/23236064.v1>
- De Julivert, Z. (1963). Estudio petrográfico de las calizas de la Formación Rosablanca de la región de la Mesa de Los Santos (Cordillera Oriental, Colombia). *Boletín de Geología*, 15, 5–34. <https://revistas.uis.edu.co/index.php/revistaboletindegologia/article/view/5769>
- Díaz Duarte, A. J., & Duarte Tarazona, A. F. (2019). *Evaluación Geofísica en Rocas Cretácicas Sedimentarias de Los Municipios de Barichara, Mogotes y el Sector Conocido Como la Mesa de Los Santos en el Departamento de Santander, Mediante Sondeos Electromagnéticos en el Dominio Del Tiempo (SEDT) y Sondeos El* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/13021>
- Díaz, E. J., Contreras, N. M., Pinto, J. E., Velandia, F., Morales, C. J., & Hincapie, G. (2009). Evaluación Hidrogeológica Preliminar de Las Unidades Geológicas de la Mesa de Los Santos, Santander. *Boletín de Geología*, 31. <https://revistas.uis.edu.co/index.php/revistaboletindegologia/article/view/167>
- Dramsch, J. S. (2020). 70 years of machine learning in geoscience in review. En *Advances in Geophysics* (pp. 1–55). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/bs.agph.2020.08.002>
- FitzGerald, D. (2019). Artificial intelligence techniques to the interpretation of geophysical measurements. *ASEG Extended Abstracts, 2019*(1), 1–5. <https://doi.org/10.1080/22020586.2019.12073000>
- Friedman, J. H. (1997). On bias, variance, 0/1-loss, and the curse-of-dimensionality. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1), 55–77. <https://doi.org/10.1023/A:1009778005914>
- García Arias, S. A. (2022). *Análisis estructural de la Mesa de Los Santos y redes neuronales para la estimación local de las propiedades físicas de la roca* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/11267>
- García Arias, S. A., & Gómez García, E. A. (2015). *Modelo Conceptual Hidrogeofísico para evaluar el Potencial Hidrogeológico de la Formación Los Santos en la Mesa de Los Santos-Santander, Colombia*. Universidad Industrial de Santander.
- Garzón Hernández, Y. X., & Salcedo Rueda, H. D. (2022). *Estimación de la recarga potencial mensual en La Mesa de Los Santos (Santander)* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/9902>
- GCTS Testing Systems. (2018). *Brochure. PLT-2W GCTS Wireless Point Load Test System*.
- Gómez Sánchez, C. F., Wandurraga Jiménez, L., Molina Narváez, M., & Sarmiento Romero, M. (2014). *Análisis de la Situación Hidrogeológica de la Mesa de Los Santos, Departamento de Santander*. Universidad Católica de Colombia.

- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>
- IDEAM. (2019). *Estudio Nacional del Agua 2018*. <https://catalogo.sgc.gov.co/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=46410>
- IngeoExploraciones. (2016). *Elaboración y Formulación Del Plan de Manejo de Aguas Subterráneas en el Sector de la Mesa, Municipio de Los Santos. Fase III*.
- Instrumentation GDD Inc. (2018). *Manual del usuario. PROBADOR SCIP (Sample Core Induced Polarization) Modelo TDLV*.
- Kearey, P., Brooks, M., & Hill, I. (2002). *An Introduction to Geophysical Exploration THIRD EDITION*.
- Kirsch, R. (2009). *Groundwater Geophysics* (R. Kirsch, Ed.). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-88405-7>
- Laverde Montano, F. (1985). La Formación Los Santos: un depósito continental anterior al ingreso marino del Cretácico < Proyecto Cretácico: Capitulo XX >. *Publicaciones geológicas especiales del INGEOMINAS*, 16, 1–24. <https://biblat.unam.mx/es/revista/publicaciones-geologicas-especiales-del-ingeominas/articulo/la-formacion-los-santos-un-deposito-continental-anterior-al-ingreso-marino-del-cretacico-proyecto-cretacico-capitulo-xx>
- Lowrie, W. (2007). *Fundamentals of Geophysics*, second edition. En *Cambridge University Press*.
- MacKay, D. J. C. (2003). *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms*. Cambridge University Press, Cambridge.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Milsom, J. (2003). *Field Geophysics. The geological field guide series*. (3er ed.). John Wiley & Sons Ltd.
- Moreno Moreno, J. A., & Zárate Martínez, P. S. (2023). *Caracterización de perfiles de meteorización del miembro superior de la Formación Los Santos y su correlación mediante modelamiento geoelectrico y de georradar en La Mesa de Los Santos* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/14345>
- Moyano Nieto, I. E. (2010). *Prospección Geoelectrica en La Mesa de Los Santos (Santander). Procesamiento e Interpretación de Sondeos Eléctricos verticales*.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Müller, A., Nothman, J., Louppe, G., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2012). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830. <http://arxiv.org/abs/1201.0490>

- Pinto V., J. E., Clavijo Torres, J., Gómez Isidro, S., Gutiérrez Toledo, D., Mora Ortiz, J. P., Rojas Parra, N. R., Adarme, I. R., Aldana, S. C., Contreras, N. M., Díaz, E. J., Melo, L. F., Tarazona, G. R., Rincón, M. A., Vargas J., C. Y., Morales A., C. J., Velandia P., F., Hincapié V., G., Forero O., H., Duarte, R., ... De Bermoudes, O. (2007). *Proyecto de investigación geológica e hidrogeológica en la Mesa de Los Santos, sector noreste de Curití y borde occidental del Macizo de Santander, departamento de Santander. (Memoria explicativa de la investigación geológica e hidrogeológica en la Mesa d.*
- Rohwer, R., Wynne-Jones, M., & Wysotzki, F. (1994). Neural networks. En *Machine Learning, Neural and Statistical Classification* (pp. 84–106). Ellis Horwood.
- Rojas, R. (1996). *Neural Networks*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-61068-4>
- van der Baan, M., & Jutten, C. (2000). Neural networks in geophysical applications. *GEOPHYSICS*, 65(4), 1032–1047. <https://doi.org/10.1190/1.1444797>
- Vargas Cáceres, M. I. (2021). *Comparación de la anisotropía de la resistividad del subsuelo fracturado en zonas aledañas a diferentes tipos de estructuras, e implicaciones hidrogeológicas para un área rural del municipio de Los Santos, Santander* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/9400>
- Vargas Jerez, C. Y. (2008). *Cartografía Geológica a Escala 1:25.000 de la Mesa de Los Santos, Departamento de Santander*. Universidad Industrial de Santander.
- Velandia, F., García-Delgado, H., Zuluaga, C. A., López, J. A., Bermúdez, M. A., & Audemard M, F. A. (2020). Present-day structural frame of the Santander Massif and Pamplona Wedge: The interaction of the Northern Andes. *Journal of Structural Geology*, 137, 104087. <https://doi.org/10.1016/j.jsg.2020.104087>
- Vergel Navarro, S., & Remolina Rivero, B. Y. (2023). *Estudio del nivel freático de la unidad acuífera del Miembro Superior de la Formación Los Santos, vereda La Fuente, municipio Los Santos del departamento de Santander, mediante los métodos geofísicos de Tomografía de Resistividad Eléctrica y Sísmica de Refracción* [Universidad Industrial de Santander]. <https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/14433>
- Ward, D., Goldsmith, R., Jimeno, A., Cruz Buenaventura, J., Restrepo, H., & Gomez, E. (1977). *Geología de la Plancha 109 Rionegro*.
- Wilches Sánchez, L., & Corzo Farfán, A. F. (2015). *Caracterización Geoelectrica en la Vereda “La Esperanza” Sector de la Mesa de Los Santos, Municipio de Piedecuesta, Santander*. Universidad Industrial de Santander.