



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

1 de 2

Neiva, 10 de octubre 2023

Señores

CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ciudad

El (Los) suscrito(s):

Santiago Puentes Ninco, con C.C. No. 1.075.310.477

Autor(es) de la tesis y/o trabajo de grado o proyecto de investigación,

Titulado **Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad con Algoritmos de Machine Learning en un Campo del Valle Medio del Magdalena para la Reducción de Incertidumbre en Ausencia de Registros de Pozo**, presentado y aprobado en el año **2023** como requisito para optar al título de **Ingeniero de Petróleos**;

Autorizo (amos) al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que, con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

- Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales “open access” y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.
- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato CD-ROM o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, “Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores”, los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.

Vigilada Mineducación



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 2

EL AUTOR/ESTUDIANTE

**Santiago Puentes Ninco**

Firma. \_\_\_\_\_

**TÍTULO COMPLETO DEL TRABAJO: Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad con Algoritmos de Machine Learning en un Campo del Valle Medio del Magdalena para la Reducción de Incertidumbre en Ausencia de Registros de Pozo**

**AUTOR O AUTORES:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Puentes Ninco	Santiago

**DIRECTOR TESIS:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Giorgetti	Francesco

**CODIRECTOR TESIS:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Sepúlveda Gaona	Jairo Antonio



**PARA OPTAR AL TÍTULO DE:** Ingeniero de Petróleos

**FACULTAD:** Ingeniería

**PROGRAMA O POSGRADO:** Ingeniería de Petróleo

**CIUDAD:** Neiva

**AÑO DE PRESENTACIÓN:** 2023 **NÚMERO DE**

**PÁGINAS:** 76

**TIPO DE ILUSTRACIONES** (Marcar con una **X**):

Diagramas **X** Fotografías        Grabaciones en discos        Ilustraciones en general **X**  
       Grabados       

Láminas        Litografías        Mapas **X** Música impresa        Planos        Retratos        Sin  
ilustraciones        Tablas o Cuadros **X**

**SOFTWARE** requerido y/o especializado para la lectura del documento:

**MATERIAL ANEXO:**

**PREMIO O DISTINCIÓN** (*En caso de ser LAUREADAS o Meritoria*):

**PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLÉS:**

**Español**

**Ingles**

- |                                       |                          |
|---------------------------------------|--------------------------|
| 1. <u>Permeabilidad</u>               | <u>Permeability</u>      |
| 2. <u>Modelos Predictivos</u>         | <u>Predictive Models</u> |
| 3. <u>Producción de Hidrocarburos</u> | <u>Oil Production</u>    |
| 4. <u>Yacimientos</u>                 | <u>Oil Reservoirs</u>    |
| 5. <u>Bosques Aleatorios</u>          | <u>Random Forests</u>    |
| 6. <u>Aprendizaje Automático</u>      | <u>Machine Learning</u>  |
| 7. <u>Registros de Pozo</u>           | <u>Well Logging</u>      |
| 8. <u>Algoritmo</u>                   | <u>Algorithm</u>         |

**RESUMEN DEL CONTENIDO:** (Máximo 250 palabras)

La estimación de la permeabilidad es un desafío común en la industria petrolera cuando se carece de registros de pozo para un campo de interés. La permeabilidad es una propiedad crucial en la evaluación y producción de hidrocarburos, ya que determina la capacidad de un yacimiento para permitir el flujo de fluido. El presente proyecto pretendió estimar registros sintéticos de permeabilidad para un campo del Valle Medio del Magdalena mediante la aplicación de un modelo predictivo de Machine Learning, basados en el algoritmo de bosques aleatorios, con el fin de reducir la incertidumbre en las estimaciones de producción e impactar el plan de adquisición de registros en futuras campañas de perforación en el campo; los resultados de este estudio evidencian una notable correlación entre los valores reales de permeabilidad y las predicciones del modelo, alcanzando coeficientes de correlación de 99% y 93% para el grupo de entrenamiento y el grupo de prueba, respectivamente. Es importante destacar que el modelo de bosques aleatorios logró predecir exitosamente la permeabilidad a diversas profundidades del yacimiento.

**ABSTRACT:** (Máximo 250 palabras)

Permeability estimation is a common challenge in the petroleum industry when well logs are lacking for a field of interest. Permeability is a crucial property in evaluation and production of hydrocarbons, as it determines the potential of a reservoir to allow fluid flow. This project aimed to calculate synthetic permeability logs for a field in the Middle Magdalena Valley by applying a Machine Learning predictive model, based on the random forest algorithm, in order to reduce uncertainty in production estimations and impact the acquisition plan of well logs in future drilling campaigns in the field. The results of this study showed a significant correlation between actual permeability values and the model's predictions, achieving correlation coefficients of 99% and 93% for the training and test groups, respectively. It is important to note that the random forest model successfully predicted permeability at several reservoir depths.



## APROBACION DE LA TESIS

Nombre Jurado 1

Freddy Humberto Escobar M.

Firma

Nombre Jurado 2

José Miguel Galindo

Firma

Nombre Director

Francesco Giorgetti

Firma

Nombre Codirector

Jairo Antonio Sepúlveda Gahona

Firma

**Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad con Algoritmos de Machine Learning en un Campo del Valle Medio del Magdalena para la Reducción de Incertidumbre en Ausencia de Registros de Pozo**

Santiago Puentes Ninco

Facultad de Ingeniería; Universidad Surcolombiana

**Nota del Autor**

Santiago Puentes Ninco; Facultad de Ingeniería, Universidad Surcolombiana.

Este trabajo es presentado como requisito parcial para optar el título de Ingeniero de Petróleos; cuenta con la asesoría de Francesco Giorgetti. Cualquier mensaje con respecto a este trabajo debe ser enviado al Programa de Ingeniería de Petróleo de la Universidad Surcolombiana, Neiva- Huila, o al correo [petroleos@usco.edu.co](mailto:petroleos@usco.edu.co)

**Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad con Algoritmos de Machine Learning en un Campo del Valle Medio del Magdalena para la Reducción de Incertidumbre en Ausencia de Registros de Pozo**

**Nota de Aceptación**

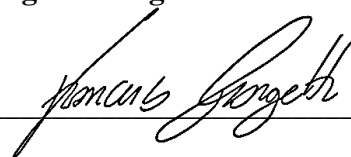
---

---



**Freddy Humberto Escobar Macualo**  
Jefe de Programa Ingeniería de Petróleo

---



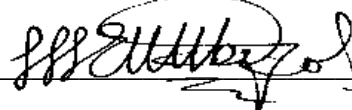
**Francesco Giorgetti**  
Director

---



**Jairo Antonio Sepúlveda Gaona**  
Codirector

---



**Freddy Humberto Escobar Macualo**  
Jurado 1

---



**José Miguel Galindo Sánchez**  
Jurado 2

Neiva, Huila 28 de agosto del 2023



## Dedicatoria

A Dios por darme la oportunidad de recorrer y disfrutar de este hermoso viaje llamado vida, por regalarme esta maravillosa oportunidad de aprender, crecer y ser protagonista de mi propio camino.

A mi amada familia, quienes han sido mi pilar inquebrantable, especialmente a mi madre Magali Ninco por su apoyo incondicional y amor infinito que ha sido mi mayor inspiración en cada paso que he dado.

A mis hermanos Laura y Nicolás, por todos los años que hemos estado juntos, compartiendo risas, grandes experiencias y también momentos difíciles. Gracias por ser mis aliados incondicionales y consejeros.

A mi novia Alexandra Arias, quien ha sido un apoyo invaluable en el desarrollo de este proyecto. Su amor incondicional, comprensión y aliento ha sido una fuente de inspiración y alegría en mi vida.

A las situaciones de adversidad y retos que he enfrentado. Cada obstáculo me ha brindado valiosas lecciones, me han forjado y hecho crecer como jamás imaginé.

A todos aquellos amigos, familiares y personas que contribuyeron significativamente a mi crecimiento profesional y personal, a todos los que han creído en mí y me han dado una oportunidad en la vida.

Con todo mi cariño y gratitud,

Santiago Puentes Ninco

## **Agradecimientos**

En primer lugar, quiero agradecer a mi familia por su incondicional apoyo, amor y motivación a lo largo de este camino.

A Sierracol Energy, que me brindó la oportunidad invaluable de realizar mi práctica profesional en el área de yacimientos y permitirme llevar a cabo este proyecto. Agradezco a todos los miembros del equipo por su valiosa guía y experiencia, especialmente a los ingenieros Francesco Giorgetti, Ángela Rodríguez y Johny Tapia por ser mis mentores.

A la universidad Surcolombiana y a todos mis profesores por sus experiencias vividas y grandes momentos, cuya dedicación y pasión por la enseñanza han sido una fuente inagotable de inspiración para mi formación académica y personal.

## Resumen

La estimación de la permeabilidad es un desafío común en la industria petrolera cuando se carece de registros de pozo para un campo de interés. La permeabilidad es una propiedad crucial en la evaluación y producción de hidrocarburos, ya que determina la capacidad de un yacimiento para permitir el flujo de fluido. El presente proyecto pretendió estimar registros sintéticos de permeabilidad para un campo del Valle Medio del Magdalena mediante la aplicación de un modelo predictivo de Machine Learning, basados en el algoritmo de bosques aleatorios, con el fin de reducir la incertidumbre en las estimaciones de producción e impactar el plan de adquisición de registros en futuras campañas de perforación en el campo; los resultados de este estudio evidencian una notable correlación entre los valores reales de permeabilidad y las predicciones del modelo, alcanzando coeficientes de correlación de 99% y 93% para el grupo de entrenamiento y el grupo de prueba, respectivamente. Es importante destacar que el modelo de bosques aleatorios logró predecir exitosamente la permeabilidad a diversas profundidades del yacimiento.

**Palabras Claves:** Permeabilidad, Modelos Predictivos, Producción de Hidrocarburos, Yacimientos, Bosques Aleatorios, Aprendizaje Automático, Registros de Pozo, Algoritmo.

## Abstract

Permeability estimation is a common challenge in the petroleum industry when well logs are lacking for a field of interest. Permeability is a crucial property in evaluation and production of hydrocarbons, as it determines the potential of a reservoir to allow fluid flow. This project aimed to calculate synthetic permeability logs for a field in the Middle Magdalena Valley by applying a Machine Learning predictive model, based on the random forest algorithm, in order to reduce uncertainty in production estimations and impact the acquisition plan of well logs in future drilling campaigns in the field. The results of this study showed a significant correlation between actual permeability values and the model's predictions, achieving correlation coefficients of 99% and 93% for the training and test groups, respectively. It is important to note that the random forest model successfully predicted permeability at several reservoir depths.

**Keywords:** Permeability, Predictive Models, Oil Production, Oil Reservoirs, Random Forests, Machine Learning, Well Logging, Algorithm.

## Tabla de Contenido

	<b>Pág.</b>
Introducción .....	11
1. Justificación .....	12
2. Objetivos .....	13
2.1. Objetivo General .....	13
2.2. Objetivos Específicos .....	13
3. Aspectos Teóricos .....	14
3.1. Generalidades de los Yacimientos .....	14
3.1.1. Propiedades de la Roca .....	14
3.1.2. Propiedades de los Fluidos y del Yacimiento .....	17
3.2. Registros de Pozo .....	20
3.2.1. Litológicos .....	21
3.2.2. Resistivos .....	25
3.2.3. Porosidad .....	28
3.3. Modelos de Aprendizaje Automático .....	31
3.3.1. Bosques Aleatorios .....	31
3.3.2. Funcionamiento de los Bosques Aleatorios .....	32
4. Generalidades del Campo de Estudio .....	34

	8
4.1. Ubicación Geográfica .....	34
4.2. Marco Geológico .....	35
4.2.1. Historia Geológica .....	35
4.2.2. Estratigrafía.....	36
4.2.3. Geología del Petróleo.....	41
5. Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad a Partir de un Modelo de Bosques Aleatorios.....	45
5.1. Construcción y Entrenamiento del Modelo .....	45
5.1.1. Recopilación de Datos .....	45
5.1.2. Instrumentos.....	47
5.2. Preparación de los Datos.....	48
5.2.3. División del Conjunto de Datos .....	54
5.2.4. Construcción del modelo de bosques aleatorios .....	54
6. Resultados y Discusión.....	55
6.1. Validación del Modelo.....	55
6.2. Análisis del impacto del modelo en los cálculos de potencial de producción de los pozos. .....	59
6.3. Evaluación de la optimización técnica y económica aplicando el modelo.....	60
7. Conclusiones y Recomendaciones .....	64
7.1. Conclusiones .....	64

7.2. Recomendaciones .....	65
8. Referencias Bibliográficas .....	66
Anexos .....	71

### Lista de Ecuaciones

	<b>Pág.</b>
<b>Ecuación 1</b> .....	15
<b>Ecuación 2</b> .....	16
<b>Ecuación 3</b> .....	16
<b>Ecuación 4</b> .....	57
<b>Ecuación 5</b> .....	63

### Lista de Figuras

	<b>Pág.</b>
<b>Figura 1</b> .....	23
<b>Figura 2</b> .....	25
<b>Figura 3</b> .....	30
<b>Figura 4</b> .....	33
<b>Figura 5</b> .....	34
<b>Figura 6</b> .....	37
<b>Figura 7</b> .....	45
<b>Figura 8</b> .....	49
<b>Figura 9</b> .....	53

### Lista de Gráficos

<b>Gráfico 1</b> .....	52
<b>Gráfico 2</b> .....	56
<b>Gráfico 3</b> .....	57
<b>Gráfico 4</b> .....	58
<b>Gráfico 5</b> .....	59
<b>Gráfico 6</b> .....	61

### Lista de Tablas

	<b>Pág.</b>
<b>Tabla 1</b> .....	50
<b>Tabla 2</b> .....	51
<b>Tabla 3</b> .....	58
<b>Tabla 4</b> .....	62

### Lista de Anexos

	<b>Pág.</b>
<b>Anexo 1</b> .....	71
<b>Anexo 2</b> .....	72
<b>Anexo 3</b> .....	73
<b>Anexo 4</b> .....	76



## Introducción

En el campo situado en el Valle Medio del Magdalena se han perforado miles de pozos. De esta manera, se tiene una gran cantidad de datos, pues cada vez que se perfora un pozo se toma información muy importante como lo son los registros eléctricos que se corren durante la perforación. En este estudio se logró identificar un número considerable de pozos con adquisición de registros de gamma ray, resistivos y en menor proporción de densidad-neutrón; los cuáles, son utilizados para adquirir o interpretar diferente información del yacimiento cómo lo es el volumen de arcilla ( $V_{clay}$ ), la porosidad que representa el volumen de crudo almacenado en la roca y la permeabilidad que es una propiedad esencial para determinar la viabilidad de un yacimiento, pues esto indica la facilidad con la que los fluidos se desplazan, por eso, se ve reflejada en la ley de Darcy y es directamente proporcional al potencial de los pozos. De esta manera se estableció que evaluar un modelo de presiones sería lo ideal, pero debido a su naturaleza dinámica y dependencia de más condiciones, se requeriría de modelos y simulaciones complejas que sale del alcance de un proyecto de pocos meses y recursos, por ende, se determinó trabajar con la segunda variable más importante que es la permeabilidad.

## **1. Justificación**

Uno de los principales desafíos a los que se enfrenta la industria del petróleo y gas es tomar decisiones en escenarios de gran incertidumbre, es por ello por lo que gran parte de los esfuerzos en los proyectos se centran en cuantificar la incertidumbre asociada a la producción prevista, pues este es un factor determinante en la rentabilidad del desarrollo de los yacimientos petrolíferos. No obstante, en los últimos años y con las recientes campañas de perforación en un campo del Valle Medio del Magdalena, se ha tenido mayor incertidumbre en la predicción en los potenciales de los pozos nuevos, esto debido a que en gran medida no se han adquirido registros de densidad-neutrón, cuya interpretación es necesaria en la estimación de la porosidad, y finalmente la permeabilidad.

Con esta metodología, se pretende desarrollar un modelo de Machine Learning capaz de generar registros sintéticos de permeabilidad para reducir la incertidumbre de los estimados de producción e impactar el plan de adquisición de registros en futuras campañas de perforación en el campo.

## 2. Objetivos

### 2.1. Objetivo General

Estimar registro sintético de permeabilidad para un campo del Valle Medio del Magdalena mediante la aplicación de Machine Learning, con el fin de reducir la incertidumbre en las estimaciones de producción y proveer una válida alternativa a la toma de registros eléctricos.

### 2.2. Objetivos Específicos

- Recopilar interpretación petrofísica, registros de pozo y demás información adquirida históricamente en el campo que posibilite el análisis.
- Desarrollar un modelo que permita generar registros sintéticos de permeabilidad a partir del uso de algoritmos de Machine Learning.
- Estimar la precisión del modelo comparando los registros oficiales de permeabilidad en el campo con los estimados por el modelo.
- Analizar el impacto del modelo en los cálculos de potencial de producción de los pozos.
- Evaluar la optimización técnica y económica de la necesidad de adquisición de información mediante registros eléctricos en futuras campañas de perforación en el campo.

### 3. Aspectos Teóricos

#### 3.1. Generalidades de los Yacimientos

##### 3.1.1. *Propiedades de la Roca*

La petrofísica es una disciplina que se centra en el estudio de las propiedades físicas de las rocas y su relación con los fluidos que contienen, especialmente en el contexto de la exploración y producción de hidrocarburos debido a que brinda información en la toma de decisiones que contribuyen a evaluar la productividad de un pozo al estudiar las propiedades de las rocas del yacimiento y su relación con el flujo de los fluidos presentes en esta. Al analizar las propiedades petrofísicas, se busca comprender la composición, estructura y comportamiento de las rocas en términos de su capacidad para almacenar y permitir el flujo de hidrocarburos.

Por ende, la petrofísica juega un papel fundamental en la industria petrolera, ya que proporciona información valiosa para la evaluación de yacimientos, la toma de decisiones de perforación, la estimación de reservas y la optimización de la producción. Algunas de las propiedades de la roca en el contexto de la petrofísica más importantes son la ***porosidad***; que refiere a los espacios vacíos presentes en la roca y se expresa como el porcentaje de volumen total ocupado por esos espacios y la ***permeabilidad*** que indica la capacidad de la roca para permitir el flujo de fluidos a través de sus poros interconectados.

**3.1.1.1. Porosidad.** En la petrofísica, la porosidad es clave, ya que indica la cantidad de espacio disponible para el almacenamiento de fluidos, como el petróleo y el gas. Se determina

utilizando técnicas de medición directa o indirecta, como registros sónicos, de densidad o resistividad. En el Energy Glossary de Schlumberger establecen que la porosidad es:

El porcentaje de volumen de poro o espacio vacío, o ese volumen dentro de la roca que puede contener fluidos. La porosidad puede ser un relictos de la depositación (porosidad primaria, tal como el espacio existente entre los granos que no fueron completamente compactados) o puede desarrollarse a través de la alteración de las rocas (porosidad secundaria, tal como sucede cuando los granos de feldspato o los fósiles se disuelven preferentemente a partir de las areniscas) (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-c).

Cómo se definió anteriormente, se evidencian dos tipos de porosidad según la comunicación de los poros, una de ellas es la porosidad absoluta que se define como la relación entre el espacio poroso total de la roca y su volumen bruto y se representa en la ecuación 1.

### **Ecuación 1**

*Porosidad Absoluta*

$$\phi = \frac{\text{volumen poroso total}}{\text{volumen total}} = \frac{V_p}{V_t}$$

El segundo tipo de porosidad según la comunicación de los poros se denomina porosidad efectiva y está definida según la ecuación 2, en la cual se representa el espacio poroso que está interconectado en relación con el volumen total de la roca. El uso de este tipo de porosidad es de gran importancia para realizar las estimaciones de los volúmenes de petróleo y gas presentes en el yacimiento (Paris de Ferrer, 2009).

**Ecuación 2***Porosidad Efectiva*

$$\phi_{ef} = \frac{\text{volumen poroso interconectado}}{\text{volumen total}}$$

**3.1.1.2. Permeabilidad y Ley de Darcy.** La permeabilidad es una de las propiedades fundamentales de la petrofísica y se refiere a la facilidad con la que los fluidos pueden moverse a través de un medio poroso como las rocas. Escobar (2012) mencionó el concepto de “permeabilidad” descrito por Smith (1857) como “la capacidad que tiene el medio poroso para permitir el flujo de fluidos” (p.54).

Por ende, se expresa en términos de la velocidad de flujo de un fluido a través de un área determinada bajo un gradiente de presión constante. Se utiliza una unidad de medida llamada Darcy, en honor al ingeniero francés Henry Darcy, pionero en el estudio de la hidráulica subterránea y se expresa matemáticamente mediante la ley de Darcy, cómo se expresa en la ecuación 3.

**Ecuación 3***Ley de Darcy*

$$K = \frac{q \mu L}{A \Delta P}$$

K = Permeabilidad, Darcy

q = Caudal, cm<sup>3</sup>/s $\mu$  = Viscosidad del fluido, Cp

L = Distancia que recorre el fluido, cm

$A = \text{Área transversal, cm}^2$

Es importante tener en cuenta que la permeabilidad puede variar ampliamente entre diferentes tipos de roca y puede ser anisotrópica, lo que significa que su capacidad para permitir el flujo puede variar según su dirección. También puede ser afectada por factores como la compactación, la presencia de otros fluidos, la temperatura y la presión. En síntesis, la permeabilidad es un factor clave en la petrofísica y se relaciona con la estructura porosa y la distribución de los poros en la roca, su comprensión es fundamental para estimar el potencial de hidrocarburos.

**3.1.1.3. Resistividad.** Dentro de los parámetros de la formación se encuentra la resistividad, la cual permite determinar la saturación de hidrocarburos presentes. En el Energy Glossary la definen como “la capacidad de un material para resistir la conducción eléctrica” (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-g), dicho esto, se puede establecer que la resistividad es una medida de la capacidad de un material para resistir el flujo de corriente eléctrica a través de él, se expresa en ohmios por metro ( $\Omega/m$ ) y es inversamente proporcional a la conductividad eléctrica.

### ***3.1.2. Propiedades de los Fluidos y del Yacimiento***

**3.1.2.1. Viscosidad del Petróleo.** “La viscosidad del petróleo ( $\mu_o$ ), es una de las propiedades físicas más importantes que controla e incide directamente en el flujo de fluidos a través del medio poroso y tuberías de producción” (Rodríguez et al., s/f; p. 3). Dichos autores también la definen como; “la resistencia interna que ofrece el fluido al flujo o movimiento” (Rodríguez et al., s/f; p. 3). Mientras que en el Energy Glossary de Schlumberger la definen

como “la relación entre el esfuerzo cortante y la velocidad de corte” (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-h).

Freddy Escobar Macualo, en su libro titulado “Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos” establece que; “la ( $\mu$ o) es la medida de la resistencia del petróleo al flujo”, y que además esta “es usualmente medida en centipoises *cp*, (**gr/cm\*seg**), y que “la resistencia al flujo es causada por fricción interna generada cuando las moléculas del fluido tratan de desplazarse unas sobre otras”. De igual manera determina que “los valores de ( $\mu$ o) se requieren a diferentes presiones, tanto en ingeniería de yacimientos como en ingeniería de producción” (Escobar, 2012; p. 159).

En ese orden de ideas, la viscosidad del petróleo es una propiedad crucial, ya que afecta directamente a la eficiencia de la producción, transporte y procesamiento del petróleo. Un petróleo con alta viscosidad es más pesado y requiere una mayor energía para ser desplazado, lo que puede resultar en costos operativos más altos. Por otro lado, un petróleo con baja viscosidad fluye con mayor facilidad, lo que facilita su extracción y transporte.

**3.1.2.2. Factor Volumétrico del Petróleo.** “El factor volumétrico del petróleo, se define como el volumen que ocupa a condiciones de yacimiento un barril de petróleo normal más su gas en solución” (Bánzer, 1996; p.72)

Se expresa como la relación entre el volumen del petróleo en condiciones de yacimiento y el volumen del petróleo en condiciones superficiales. Se representa comúnmente como  $B_o$ .



Luis Rodríguez determinó que “El factor volumétrico del petróleo, FVF o  $B_o$ , mide el cambio de volumen de la fase líquida al pasar de la condición de yacimiento a las condiciones estándar de superficie y se expresa como una relación” (Rodríguez, 2019).

El conocimiento del factor volumétrico del petróleo es esencial para calcular las reservas de petróleo en un yacimiento, estimar la cantidad de petróleo que se puede recuperar y de la misma manera es fundamental en la planificación de la producción de los pozos.

**3.1.2.3. Índice de Productividad (PI).** Según el Energy Glossary de Schlumberger el Índice de Proactividad es “una forma matemática de expresión de la capacidad de un yacimiento para suministrar fluidos al pozo” y este se “expresa generalmente como el volumen producido por unidad de tiempo, por psi de reducción de presión en la formación (bbl/d/psi)” (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-b).

Es decir que el PI, es una medida utilizada para evaluar y comparar la eficiencia y el rendimiento de los campos petroleros o pozos de petróleo. Es una métrica importante para la industria petrolera, ya que permite analizar la capacidad de producción de un pozo o yacimiento en relación con el tiempo, por ejemplo, un índice de productividad alto significa que el pozo o yacimiento está produciendo una cantidad significativa de petróleo.

**3.1.2.4. Áreas de Drenaje, (DA).** En el Energy Glossary de Schlumberger determinan que “Los términos área de drenaje, área del yacimiento y volumen de drenaje se utilizan con frecuencia de manera indistinta incorrectamente. Cuando varios pozos drenan el mismo

yacimiento, cada uno drena su propia área de drenaje, un subconjunto del área del yacimiento”, (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-a). Es decir que, su forma preferencial depende de las propiedades de la roca y de los fluidos como lo son la presión, temperatura, porosidad, permeabilidad, profundidad, calidad de roca, capacidad de flujo, entre otras.

### **3.2. Registros de Pozo**

En el Energy Glossary de Schlumberger se afirma que los registros de pozos son:

La medición, en función de la profundidad o del tiempo, o de ambos parámetros, de una o más magnitudes físicas en o alrededor de un pozo. El término proviene de la palabra inglesa "log" utilizada en el sentido de registro o nota. Los registros con cable se obtienen en el fondo del pozo, se transmiten a través de un cable a la superficie y allí se registran. Los registros de mediciones durante la perforación (MWD) y los registros adquiridos durante la perforación (LWD) también se obtienen en el fondo del pozo y son transmitidos a la superficie mediante pulsos, o bien se registran en el fondo del pozo y se recuperan posteriormente cuando la herramienta se lleva a la superficie. Los registros de lodo que describen muestras de recortes perforados se obtienen y se registran en la superficie (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-f).

Por tanto, los registros de pozos son herramientas fundamentales en la exploración y producción de hidrocarburos, así como en la caracterización de acuíferos y la investigación geológica. Con la ayuda de los registros de pozos, los geólogos y los ingenieros pueden evaluar la viabilidad de un yacimiento, identificar zonas de interés, caracterizar las formaciones, estimar

las reservas de hidrocarburos, determinar la ubicación óptima de los pozos para la producción y optimización de la misma. Estos registros incluyen datos como la resistividad eléctrica, la presión, temperatura, la interpretación del volumen de arcilla, saturación, porosidad y permeabilidad de la roca, que se presentan en forma de gráficas o perfiles verticales para su análisis detallado.

### **3.2.1. Litológicos**

Los registros litológicos son herramientas utilizadas para obtener información detallada sobre las características y la composición de las formaciones geológicas subsuperficiales. Estos registros se obtienen durante la perforación de pozos de exploración y producción, y se obtienen datos sobre los tipos de rocas presentes en el subsuelo. El objetivo principal de los registros litológicos es determinar la litología, es decir, el tipo de roca que se encuentra en el pozo. Esta información es crucial para comprender la geología de la zona, evaluar el potencial de hidrocarburos, identificar zonas de interés y tomar decisiones relacionadas con la producción de petróleo y gas. Existen diferentes métodos y herramientas utilizadas para obtener registros litológicos. Una de las técnicas más comunes incluye el **Registro de Gamma Ray (GR)**.

**3.2.1.1 Registro Gamma Ray (GR).** Los rayos gamma son una forma de radiación electromagnética de alta energía y frecuencia que se encuentra en el espectro electromagnético junto con las ondas de radio, la luz visible, los rayos X y otras formas de radiación. Los rayos gamma son producidos por reacciones nucleares, como la desintegración radiactiva o las colisiones de partículas subatómicas.

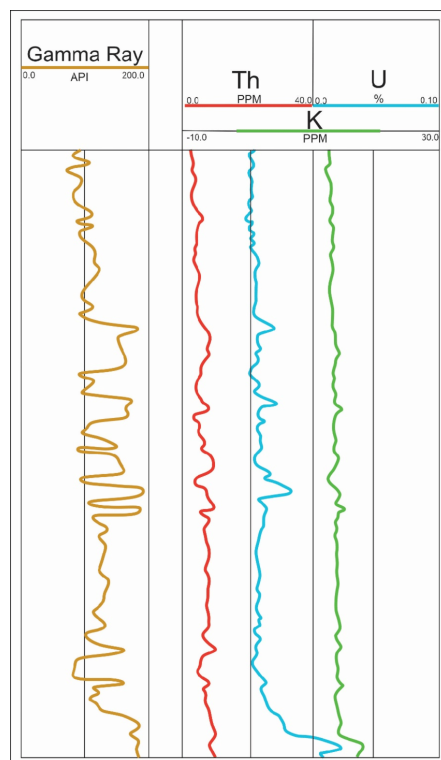
“En la caracterización litológica los registros de rayos gamma son vitales y los

registros de porosidad efectiva nos dan la información de capacidad de almacenamiento de la roca” (Mederos, 2019, p. 72). Es decir, en el contexto de la industria petrolera y la exploración de yacimientos, los registros de rayos gamma se utilizan como una herramienta geofísica para obtener información sobre la composición y la estructura de las formaciones geológicas. Estos registros miden la radiactividad natural de las formaciones y proporcionan datos valiosos sobre la litología, la porosidad y otras características geológicas relevantes.

La ventaja de los registros de rayos gamma es que garantiza una medida continua de la radiación emitida por las rocas, lo que permite identificar cambios litológicos y determinar la distribución de diferentes tipos de rocas en el pozo. Además, los registros de rayos gamma pueden utilizarse para identificar zonas de interés, como las que contienen hidrocarburos, ya que ciertos tipos de rocas pueden tener una mayor radiación gamma debido a la presencia de elementos radiactivos, como el uranio y el torio. Así mismo, en los registros de rayos gamma, la arcilla (*Vclay*) suele mostrar una alta respuesta de radiación gamma debido a la presencia de elementos radiactivos, como el potasio (K), el torio (Th) y el uranio (U), que son comunes en los minerales arcillosos, tal como se muestra en la *figura 1*. Estos elementos emiten rayos gamma durante sus procesos de desintegración radiactiva, lo que resulta en una mayor intensidad de radiación gamma medida en los registros.

## Figura 1

*Registro GR y Presencia de Elementos Radioactivos.*



*Nota:* La figura representa el comportamiento de registro GR espectral y las curvas de Uranio, Torio y Potasio. Tomado de “Análisis de registros de pozo en la subcuenca San Jorge en el Valle Inferior del Magdalena (FINAL)”, por Gallego et al., 2020; p. 26.

El término Vclay se refiere al "volumen de arcilla" en inglés ("clay volume"). En el contexto geotécnico y geológico, se utiliza para describir el porcentaje o fracción de volumen ocupado por las partículas de arcilla dentro de la formación o roca.

Entonces, el volumen de arcilla es un parámetro importante para entender y evaluar el comportamiento y las propiedades de las formaciones arcillosas. El contenido de arcilla tiene una influencia significativa en la plasticidad, compresibilidad, permeabilidad y resistencia de las

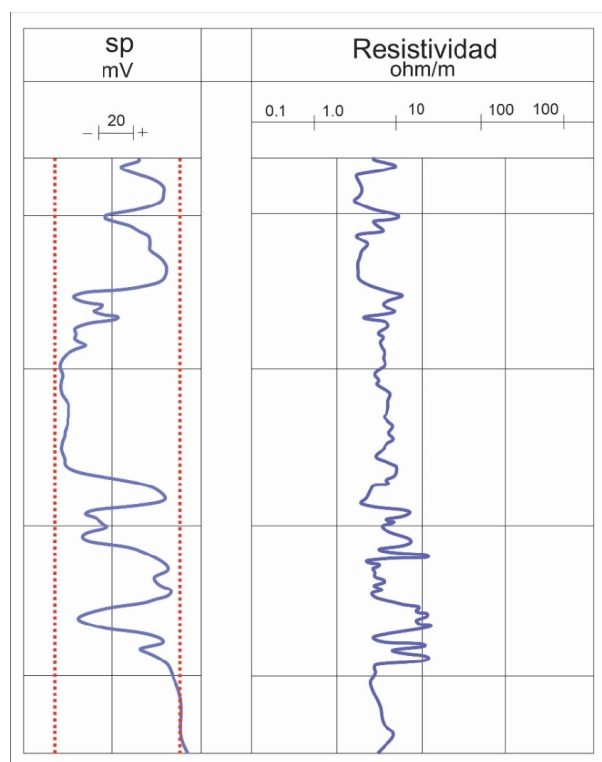
formaciones. En ese orden de ideas, Carreño (2017), establece que, “La presencia de arcillosidad en la roca del yacimiento, es un factor altamente sensible a la hora de realizar evaluaciones de formaciones, afecta las habilidades del yacimiento para almacenar fluidos y complica la estimación del volumen de hidrocarburos” (p.14).

**3.2.1.2. Registro de Potencial Espontáneo (SP).** El Registro de Potencial Espontáneo (SP) es una herramienta importante utilizada en la industria del petróleo y la geofísica para caracterizar las formaciones geológicas. El SP se basa en el principio de que ciertos minerales y fluidos presentes en las formaciones rocosas tienen diferentes propiedades eléctricas y, por lo tanto, generan un potencial eléctrico característico. Al medir y registrar los cambios de potencial, el SP proporciona información valiosa sobre la presencia y la calidad de las formaciones de interés, así como sobre las características del fluido contenido en ellas.

Tal como se menciona en Energy Glossary de Schlumberger “el registro de potencial espontáneo (SP) se utiliza para detectar las capas permeables y estimar la salinidad del agua de formación y el contenido de arcilla de la formación” (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-d). En conclusión, los registros de potencial espontáneo se utilizan para identificar y correlacionar las unidades litológicas, evaluar la presencia de agua salada o dulce, detectar zonas permeables y estimar la porosidad. A continuación, se presenta un esquema general del comportamiento de la curva de SP en la *figura 2*.

## Figura 2

### Registro SP



*Nota:* La figura representa un ejemplo de registro de SP en una serie de lutitas y arenas. Tomado de “Análisis de registros de pozo en la subcuenca San Jorge en el Valle Inferior del Magdalena (FINAL)”, por Gallego et al., 2020; p. 22.

### 3.2.2. Resistivos.

Los registros de resistividad se obtienen mediante sensores especiales, llamados sondas de resistividad. La información proporcionada por los registros de resistividad es crucial para identificar y evaluar las unidades litológicas que pueden contener hidrocarburos. Para que se genere el paso de la corriente eléctrica debe existir agua conductiva, lo cual facilita descartar zonas con presencia de fluidos que no sean de interés. Para realizar estas estimaciones se

emplean diferentes tipos de registros como lo son los Inductivos, los Laterologs y los Microresistivos.

**3.2.2.1. Registros Inductivos o de Conductividad.** Estos registros geofísicos se utilizan para obtener información detallada sobre las propiedades eléctricas de las formaciones. La conductividad eléctrica es una medida de la capacidad de un material para permitir el flujo de corriente eléctrica a través de él, y los registros inductivos se basan en la medición de esta conductividad en el subsuelo. Se obtienen mediante el uso de herramientas especiales, llamadas sondas de inducción o sondas de conductividad. Estas sondas generan un campo electromagnético alrededor del pozo y miden la respuesta de las formaciones rocosas a ese campo. A partir de estas mediciones, se pueden determinar las propiedades eléctricas, como la conductividad y resistividad, las cuales permiten identificar el paso de la corriente eléctrica en una formación y de esta manera interpretar la presencia de algún fluido en la misma.

**3.2.2.2. Laterologs.** Autores Petrofísicos como Doll establecieron que,

Los laterologs proporcionan un mejor registro de la resistencia de la formación. En este método, se fuerza una corriente, preferiblemente de intensidad constante, en la formación perpendicularmente a la pared del orificio como una lámina de espesor predeterminado por medio de una disposición especial de electrodos y de un sistema de control automático, (Doll, 1951, p. 305).



Estos registros contienen información precisa sobre la resistividad eléctrica de las rocas a diferentes profundidades, lo que ayuda en la caracterización y evaluación de los yacimientos de hidrocarburos. En el contexto de los *Laterologs*, se generan corrientes eléctricas en el pozo mediante la aplicación de voltajes controlados. Estas corrientes viajan a través de la formación rocosa y se mide la caída de voltaje resultante. A partir de estas mediciones, se determina la resistividad de la roca, que es una propiedad clave para evaluar la presencia y la calidad de los fluidos en el subsuelo.

Se diferencian de otros registros de resistividad en su capacidad para penetrar en formaciones rocosas de alta resistividad y medir con precisión la resistividad en estas zonas. Esto se logra mediante la utilización de microondas de alta frecuencia, que pueden atravesar capas de baja conductividad, como lutitas o arcillas, y detectar las características eléctricas de las formaciones adyacentes. Además, los *laterologs* pueden proporcionar información sobre la porosidad y la saturación de fluidos en las rocas, lo que contribuye a la estimación de los volúmenes de hidrocarburos presentes. La interpretación de los datos de los Laterologs implica un análisis detallado de las curvas de resistividad y la integración con otros registros geofísicos disponibles, permitiendo una comprensión más completa de la estructura y la composición de las formaciones rocosas, así como la identificación de zonas de alta y baja resistividad que pueden ser indicativas de la presencia de hidrocarburos.

**3.2.2.3. Micro-resistivos.** Son técnicas geofísicas avanzadas utilizadas para obtener información detallada sobre las propiedades eléctricas de las formaciones. Estos registros se

basan en la medición de la resistividad eléctrica a una escala espacial muy fina, lo que permite una evaluación más precisa de la distribución y la calidad de los fluidos presentes en el subsuelo.

En el caso de los registros micro-resistivos, se utilizan sensores altamente sensibles y una disposición de electrodos en miniatura para medir la resistividad en puntos específicos a lo largo de la pared del pozo. Estos puntos de medición se encuentran muy cerca entre sí, lo que proporciona una imagen detallada y espacialmente precisa de las propiedades eléctricas de las formaciones rocosas. La principal ventaja de los registros micro resistivos radica en su capacidad para identificar y caracterizar las capas de interés de manera más precisa. Pueden detectar y distinguir con mayor claridad las discontinuidades, fracturas y cambios de litología en las formaciones rocosas, lo que permite una mejor comprensión de la estructura y la geometría del yacimiento.

Con la herramienta microlog, dos dispositivos a espaciamiento corto y con diferentes profundidades de investigación proporcionan las mediciones de resistividad de un volumen muy pequeño de la costra de lodo y de formación adyacentes al agujero. La comparación de estas dos curvas es útil para identificar las formaciones invadidas, es decir formación con permeabilidad.

### **3.2.3. Porosidad.**

La porosidad es una propiedad fundamental que tiene un impacto directo en la capacidad de almacenamiento y flujo de fluidos, como el petróleo, el gas y el agua, en los yacimientos de hidrocarburos. El análisis de la porosidad en los registros de pozo implica el examen detallado de

las curvas de resistividad, densidad y neutrón obtenidos durante la perforación del pozo. Estas curvas requieren información valiosa sobre la porosidad de las formaciones rocosas a diferentes profundidades.

Para poder obtener el factor de la porosidad del reservorio es necesario emplear un registro sísmico, un registro de densidad o un registro neutrónico en el caso que sea conocida la litología de la formación.

**3.2.3.1. Registro Sísmico.** “Los registros sísmicos se registran generalmente mediante la extracción del pozo de una herramienta operada con cable. La herramienta emite una onda acústica que se propaga desde la fuente hasta la formación y de regreso hasta un receptor” (Energy Glossary, Schlumberger, s/f-d).

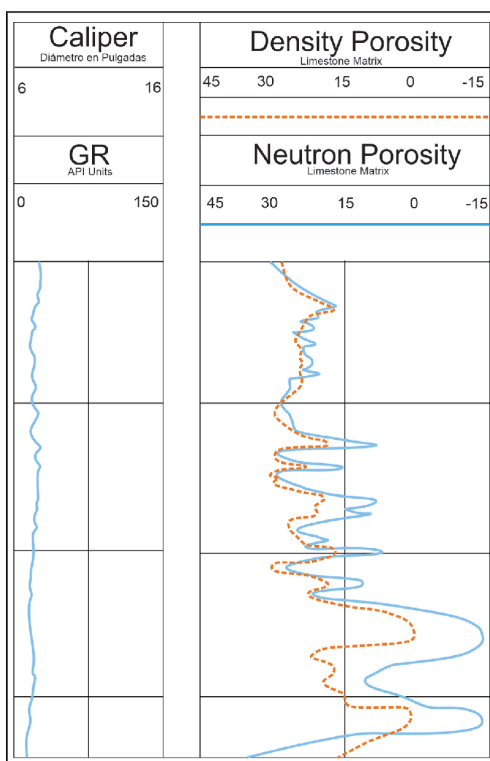
La porosidad se puede estimar a partir de los registros sísmicos utilizando diferentes métodos, como la relación de Wyllie, la relación de Raymer-Hunt-Gardner o la relación de time-average sonic. Estos métodos utilizan las velocidades de las ondas sísmicas y otras propiedades físicas, como la densidad de la roca, para calcular la porosidad efectiva de las formaciones rocosas. En pocas palabras no es más que el registro continuo del tiempo que emplea una onda sonora compresional, para viajar a través de una longitud de 1 (un) pie lineal de formación. El tiempo requerido para este viaje se denomina tiempo de tránsito.

**3.2.3.2. Registro Densidad.** Los registros de densidad se emplean principalmente como herramientas para medir la porosidad de las formaciones. Sin embargo, también tienen otros

usos, como la identificación de minerales en yacimientos de evaporitas, la detección de gas, la determinación de la densidad de los hidrocarburos, la evaluación de arenas con presencia de arcillas y litologías complejas, la estimación de la producción de lutitas con contenido de aceite, el cálculo de la presión de sobrecarga y las propiedades mecánicas de las rocas. En la **figura 3** se presenta un ejemplo de las lecturas obtenidas en los registros de densidad y neutrón.

### Figura 3

#### Registro de Porosidad Neutrón



*Nota:* La figura representa el esquema de presentación del registro de porosidad de neutrón.

Tomado de “Análisis de registros de pozo en la subcuenca San Jorge en el Valle Inferior del Magdalena (FINAL)”, por Gallego et al., 2020; p. 36.

### **3.3. Modelos de Aprendizaje Automático**

Los modelos de aprendizaje automático, especialmente el modelo de bosques aleatorios, se ha convertido en una herramienta fundamental para el análisis y procesamiento de datos en la industria petrolera. En el campo de la petrofísica, por ejemplo, se han planteado modelos de bosques aleatorios para analizar y predecir propiedades y comportamientos de las formaciones geológicas a partir de grandes conjuntos de datos, cómo se muestra en el estudio realizado por Phelan et al (2022), el cual se centró en la estimación de propiedades de la formación mediante la aplicación de bosques aleatorios y el procesamiento de gran cantidad de datos provenientes de la perforación.

#### ***3.3.1. Bosques Aleatorios***

El bosque aleatorio es el algoritmo de aprendizaje automático supervisado que se utiliza para tareas de clasificación y regresión. Considerado como una técnica de conjunto que combina múltiples árboles de decisión independientes para mejorar la precisión, posibilitando generar un modelo nuevo. En la página web de IBM determinan que:

Un bosque aleatorio es un algoritmo de machine learning de uso común, registrado por Leo Breiman y Adele Cutler, que combina la salida de varios árboles de decisiones para alcanzar un resultado único. Su facilidad de uso y su flexibilidad han impulsado su adopción, ya que permite manejar problemas de clasificación y regresión, (IBM, s/f).

Así mismo, y de una manera casi igual a la anteriormente citada, en la página web de TIBCO, establecen que los bosques aleatorios son:

Uno de los algoritmos más utilizados debido a su precisión, simplicidad y flexibilidad. El hecho de que pueda usarse para tareas de clasificación y regresión, combinado con su naturaleza no lineal, lo hace altamente adaptable a una variedad de datos y situaciones, (TIBCO, s/f).

Es decir que, la idea central detrás de un bosque aleatorio es poder crear una gran cantidad de árboles de decisión y combinar sus predicciones para obtener un resultado final más robusto y preciso. Cada árbol se entrena con una muestra aleatoria del conjunto de datos original y utilizando solo un subconjunto aleatorio de características denominadas variables, lo que introduce aleatoriedad en el proceso. Es así como en lugar de depender de la predicción de un solo árbol de decisión, construye una "colección" o "bosque" de árboles de decisión y realiza predicciones basadas en la opinión o promedio de las predicciones de cada árbol individual.

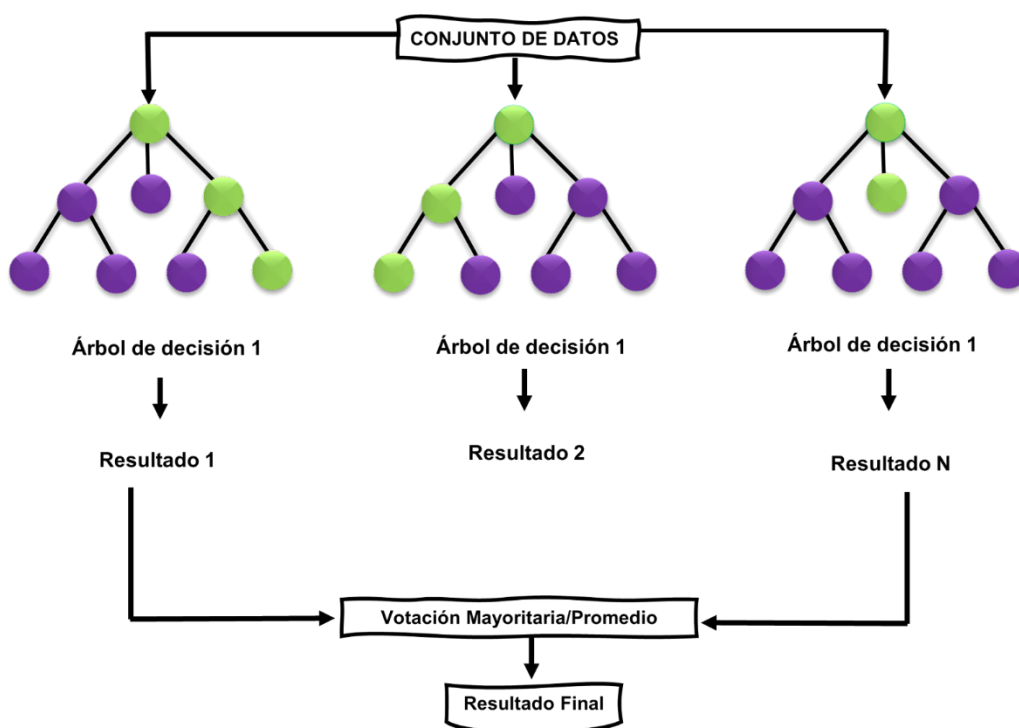
### ***3.3.2. Funcionamiento de los Bosques Aleatorios***

Los algoritmos de bosques aleatorios son una clase de técnicas de aprendizaje automático que se basan en la construcción de múltiples árboles de decisión y la combinación de sus predicciones para obtener resultados más robustos y precisos. Antes del proceso de entrenamiento, es necesario establecer tres grandes parámetros claves los cuales son: el tamaño de nodo, el número de árboles en el bosque y el número de características que se muestrean en cada árbol. Una vez que el bosque aleatorio ha sido entrenado, puede aplicarse para resolver problemas tanto de regresión como de clasificación, proporcionando predicciones confiables y generalizadas para nuevos datos, como se evidencia en la *figura 4*.

El algoritmo de bosque aleatorio se compone de una colección de árboles de decisiones, y cada árbol del conjunto se compone de una muestra de datos extraída de un conjunto de entrenamiento con sustitución, que se denomina muestra de programa de arranque es así como de esa muestra de entrenamiento, un tercio se establece aparte como datos de prueba, lo que se conoce como la muestra OOB (Out-Of-Bag), (IBM, s/f).

**Figura 4**

*Bosques Aleatorios*



*Nota.* Adaptado de ¿Qué es un bosque aleatorio? por TIBCO (s/f) tomado de <https://www.tibco.com/reference-center/what-is-a-random-forest>

#### 4. Generalidades del Campo de Estudio

A continuación, se describen las generalidades más importantes de la cuenca del Valle Medio del Magdalena y del campo estudio de este proyecto, como lo son aspectos históricos relevantes, localización, geología, descripción del yacimiento y características de producción.

##### 4.1. Ubicación Geográfica

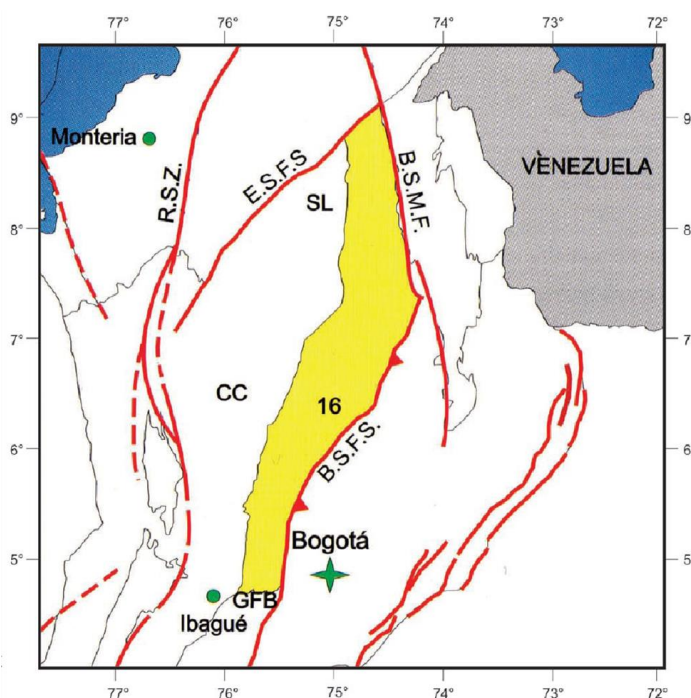
El campo de estudio se encuentra aproximadamente a 250 km al Norte de la ciudad de Bogotá, ubicado en la cuenca del Valle Medio del Magdalena (VMM), siendo esta cuenca intramontana asimétrica que está ubicada entre el flanco oriental de la Cordillera Central y el flanco occidental de la Cordillera Oriental (Mojica & Franco, 1990). Esta cuenca tiene una extensión de 32949 km<sup>2</sup> y su límite más septentrional está a 9°17'54'', su límite más austral está a 4°23'59''.

##### Figura 5

*Cuenca del Valle Medio del Magdalena*



CC: Cordillera Central  
 B.S.MF: Sistema de fallas Bucaramanga-Santa Marta.  
 B.S.FS: Sistema de fallas Bituima y La Salina.  
 E.S.FS: Sistema de fallas Espíritu Santo.  
 GFB: Cinturón plegado de Girardot.  
 SL: Onlap de los sedimentos del Neógeno sobre la serranía de San Lucas.





Nota: Adaptado de "MIDDLE MAGDALENA BASIN" por Sarmiento, 2011; p. 17. Tomado de [https://www.anh.gov.co/documents/24/VOLUMEN\\_11\\_MIDDLE-MAGDALENA\\_BASIN.pdf](https://www.anh.gov.co/documents/24/VOLUMEN_11_MIDDLE-MAGDALENA_BASIN.pdf)

Esta cuenca se puede asociar junto con las cuencas de los Llanos Orientales y la Cordillera Oriental debido a que comparten procesos similares en cuanto a su origen, de manera estructural y estratigráfica, dividiendo su desarrollo tectónico en tres eras: Paleozoico, Mesozoico, y Cenozoico.

## **4.2. Marco Geológico**

### ***4.2.1. Historia Geológica***

La cuenca del Valle Medio del Magdalena se encuentra ubicada en Colombia y es una de las áreas geológicamente más importantes del país. Su historia geológica abarca un largo período de tiempo y está marcada por diferentes eventos y procesos. Hace aproximadamente 200 millones de años, durante el Jurásico, la cuenca del Magdalena comenzó a formarse como resultado de la separación de los continentes de América del Norte y del Sur. Este proceso de separación dio lugar a la formación de una cuenca que se llenó con sedimentos a lo largo del tiempo. Durante el Cretácico, hace unos 145 millones de años, la cuenca experimentó una intensa actividad tectónica. Los movimientos de las placas tectónicas provocaron la deformación y plegamiento de las capas sedimentarias, formando montañas y descubriendo la acumulación de sedimentos en las áreas más bajas, como el valle medio del Magdalena. A lo largo del tiempo, los sedimentos se fueron depositando en la cuenca, creando una secuencia estratigráfica que contiene diferentes tipos de rocas, como areniscas, lutitas y conglomerados. Estas rocas sedimentarias contienen valiosa información sobre el pasado geológico de la región y son de gran interés para los estudios geológicos y paleontológicos.

Durante el Terciario, hace unos 65 millones de años, la cuenca del Magdalena experimentó una importante fase de hundimiento, lo que resultó en la acumulación de una gran cantidad de sedimentos. Esta subsidencia continuó hasta el Cuaternario, período en el que se desarrollaron los ríos y valles que caracterizan la cuenca en la actualidad.

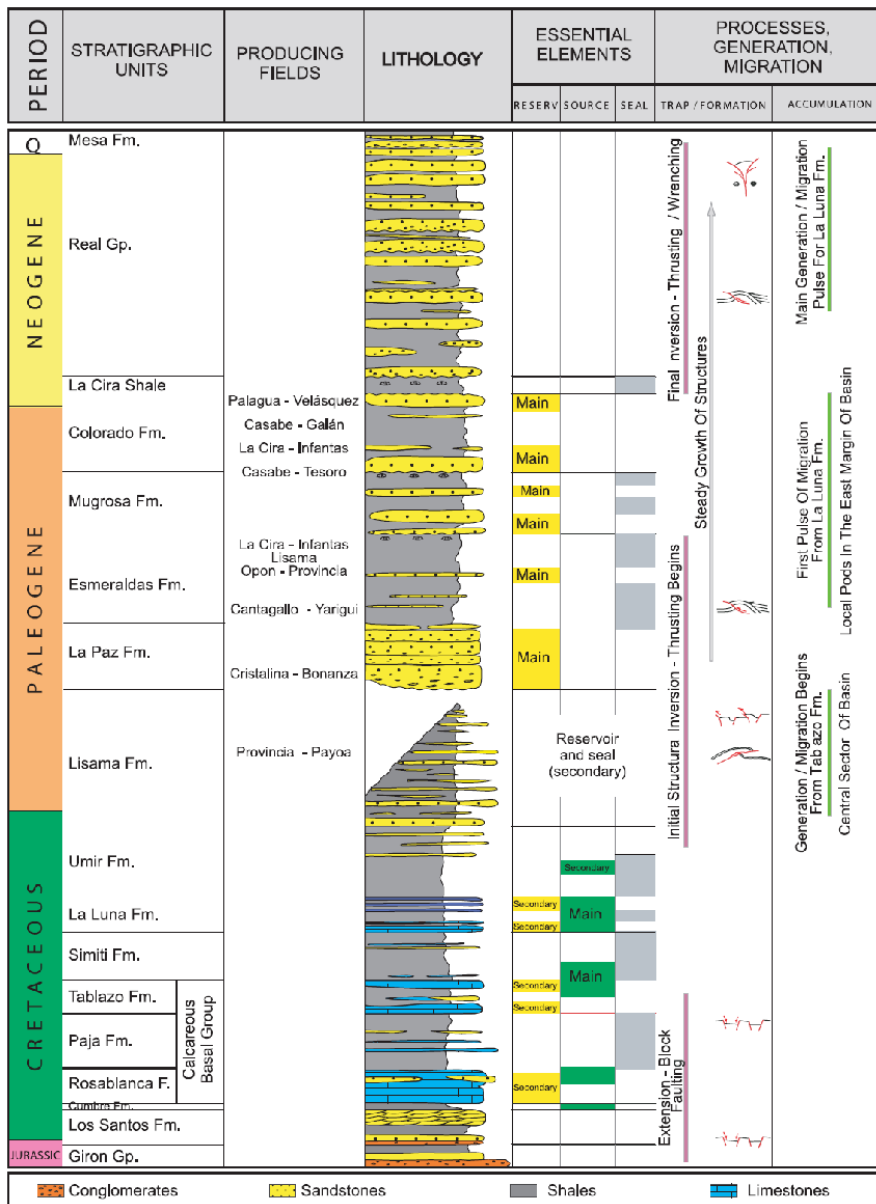
#### **4.2.2. Estratigrafía**

“La secuencia estratigráfica en la cuenca VMM inicia con rocas cristalinas del paleozoico que se propagan en sentido W incluyendo la Cordillera Central, sobre las que se depositan rocas del Triásico-Jurásico, donde inicia la secuencia sedimentaria”. (Lozano & Zamora, 2014, p. 6).

La cuenca del valle medio del Magdalena se caracteriza por tener una secuencia estratigráfica compleja y diversa que abarca desde el Precámbrico hasta el Cuaternario. El complejo metamórfico, en la base de la secuencia se encuentran rocas metamórficas del Precámbrico, que son el basamento de la cuenca. Estas rocas incluyen esquistos, gneises y migmatitas, y representan antiguas rocas ígneas y sedimentarias que han experimentado procesos de metamorfismo debido a la intensa actividad tectónica en la región. A continuación, se describe de manera generalizada la columna estratigráfica de esta cuenca (*figura 6*)

Figura 6

## Columna Estratigráfica Generalizada del Valle Medio del Magdalena



Nota: Tomado de "Colombian Sedimentary Basins" por Barrero et al., 2007; p. 79.

**4.2.2.1. Apertura Mesozoica de la cuenca Valle del Medio Magdalena.** La apertura mesozoica de la cuenca del Valle Medio del Magdalena fue un proceso gradual que tuvo lugar a

lo largo de millones de años. A medida que la cuenca se llenó de sedimentos, se desarrollaron diferentes ambientes sedimentarios, como marinos, fluviales y lacustres, que dieron lugar a la formación de las distintas unidades estratigráficas que se encuentran en la cuenca. Los geólogos Lozano y Zamora en su informe COMPILACIÓN DE LA CUENCA DEL VALLE MEDIO DEL MAGDALENA establecieron que “La apertura que inició en el Mesozoico se caracteriza por esfuerzos de rumbo con componente extensional perpendicular, que produce una deformación en la litosfera y adelgazamiento en la corteza, dando inicio a la apertura al E de la cordillera Central”. (Lozano & Zamora, 2014, p. 6).

De igual manera dichos autores establecieron que durante la segunda mitad del Mesozoico

Inicia la depositación de la secuencia sedimentaria, la cual disminuye su espesor a medida que siguen actuando los esfuerzos extensionales. También se generan pequeñas cuencas intra-arco que al final de esta era y debido a un decaimiento termal constituyen una sola cuenca regional que cubre las cuencas de VMM, Cordillera Oriental y Llanos Orientales. A finales de la segunda mitad del Mesozoico inicia el levantamiento de la parte occidental de la cordillera oriental, generando cambios en las secuencias sedimentarias, cambios en dirección y en las componentes de las fallas. (Lozano & Zamora, 2014, p. 7).

**4.2.2.2. Del Cretácico Tardío al Cenozoico.** Durante el período comprendido desde el Cretácico hasta el Cenozoico en la cuenca del valle medio del Magdalena, se registraron importantes eventos geológicos y cambios en los ambientes sedimentarios. Durante el Cretácico,

que abarcó desde aproximadamente 145 millones de años hasta 66 millones de años atrás, la cuenca del Magdalena experimentó una intensa actividad tectónica. Los movimientos de las placas tectónicas causaron la deformación y el plegamiento de las capas sedimentarias, dando lugar a la formación de montañas en los bordes de la cuenca. También se produjo una subsidencia significativa en la cuenca, lo que llevó a la acumulación de una gran cantidad de sedimentos. Los Geólogos Lozano y Zamora en su informe establecieron que;

En el cretácico tardío se genera un choque de la corteza oceánica con el continente, esto ocurre al W colombiano, genera esfuerzos compresionales que aportan al levantamiento de la cordillera central y dan origen a la mega cuenca antearco. Estos esfuerzos migraron desde la Cordillera Central hasta la actual cuenca del VMM invirtiendo las fallas normales que se habían desarrollado durante la apertura, dividiendo de esta forma la mega cuenca antearco en las cuencas Llanos y cordillera Oriental y finalizando el cenozoico se consolida la cuenca intramontana de VMM (Lozano & Zamora, 2012, p. 9) descrito por (Gómez, 2001).

**4.2.2.3. Sedimentación.** Algunos autores establecieron que; “la depositación de las formaciones que integran la cuenca del VMM inicia al final de la primera parte del Mesozoico con ambientes continentales, cambiando a marinos en la segunda parte del mesozoico y finalizando con sedimentos continentales en el Cenozoico (Sarmiento-Rojas et al., 2006, p. 384). La sedimentación en la cuenca del Valle Medio del Magdalena ha sido un proceso continuo a lo largo de su historia geológica. Los principales ambientes de sedimentación presentes en la cuenca son:

**4.2.2.3.1. Ambientes Marinos.** Durante el Cretácico, se desarrollaron ambientes marinos en la cuenca del valle medio del Magdalena. Los sedimentos marinos, como las areniscas y lutitas, se depositaron en el fondo marino a medida que el mar cubría la región. Estos sedimentos contienen fósiles marinos, como amonitas y otros organismos, que obtienen información sobre las condiciones marinas de esa época.

**4.2.2.3.2. Ambientes Fluviales.** A medida que la cuenca evolucionaba, se desarrollaron ambientes fluviales, donde los ríos transportaban sedimentos y los depositaban en las llanuras de inundación y los lechos de los ríos. En estos ambientes, se formaron depósitos de areniscas, arcillas y conglomerados, que representan los sedimentos transportados y depositados por los ríos.

**4.2.2.3.3. Ambientes Deltaicos.** Durante el Paleógeno, la cuenca del Magdalena experimentó una transición hacia ambientes continentales. Se desarrollaron deltas en los cuales los sedimentos provenientes de los ríos se acumularon y formaron depósitos de arcillas, areniscas y conglomerados. Estos ambientes deltaicos registran cambios en la configuración de la cuenca y la influencia de los ríos en la sedimentación.

**4.2.2.3.4. Ambientes Lacustres.** Durante el Neógeno, se formaron lagos en la cuenca del Magdalena, donde se depositaron sedimentos lacustres. Estos sedimentos incluyen arcillas, limos y arenas finas, que se acumularon en el fondo de los lagos. Los ambientes lacustres proporcionan información valiosa sobre las condiciones climáticas y ambientales de la región en ese período.

Es importante destacar que la sedimentación en la cuenca del valle medio del Magdalena ha sido influenciada por la actividad tectónica, la erosión de las montañas circundantes y los cambios en el nivel del mar a lo largo del tiempo geológico. Estos procesos han contribuido a la formación de distintas unidades estratigráficas ya la acumulación de espesores variables de sedimentos en la cuenca. El estudio detallado de la sedimentación en la cuenca del Valle Medio del Magdalena permite comprender la evolución geológica de la región, la historia de los cambios ambientales y la distribución de los recursos naturales, como los yacimientos de petróleo y gas. Es por ello que, de la cuenca del Valle Medio del Magdalena, hacen parte campos petroleros importantes como Infantas, Cantagallo, Llanito, entre otros, dicho sistema petrolífero se compone así:

- Roca fuente las formaciones Paja, Tablazo, La Luna y Rosa Blanca. (Lozano & Zamora, 2012, p. 21)
- Roca Reservorio las formaciones La Paz, Esmeraldas, Mugrosa, Colorado, Umir y Lisama. (Lozano & Zamora, 2012, p. 21)
- Roca sello las formaciones Paja, Simití, Umir, Lisama, los shales de La Paz, Esmeraldas, Mugrosa y Colorado. (Lozano & Zamora, 2012, p. 21).

### ***4.2.3. Geología del Petróleo***

**4.2.3.1. Sistema Petrolífero del Valle Medio del Magdalena.** La cuenca del Valle Medio del Magdalena, en Colombia, ha sido históricamente una importante área de producción de petróleo. La geología del petróleo en esta cuenca está relacionada con la evolución geológica de la región y los procesos de sedimentación que han tenido lugar a lo largo del tiempo,

posicionándose hoy por hoy a ser la segunda cuenca más productiva de Colombia, debido a sus altos índices de producción.

La exploración y producción de petróleo en la cuenca del valle medio del Magdalena ha involucrado la perforación de pozos de extracción en áreas prospectivas identificadas a través de estudios geológicos y sísmicos. La comprensión de la geología del petróleo en esta cuenca es fundamental para el éxito de la industria petrolera en la región, así como para la gestión adecuada de los recursos naturales. Es importante destacar que la cuenca del valle medio del Magdalena ha experimentado una larga historia de producción de petróleo y continúa siendo un área de interés para la exploración y producción de hidrocarburos.

En ella se han identificado diferentes unidades geológicas que han jugado un papel crucial en la generación y acumulación de hidrocarburos como:

**4.2.3.1.1. Rocas Generadoras.** Las rocas generadoras de petróleo se encuentran principalmente en las formaciones del Cretácico, como la Formación La Luna y la Formación Guaduas. Estas formaciones contienen lutitas y arcillas ricas en materia orgánica, que han experimentado la cocción térmica necesaria para la formación de petróleo.

**4.2.3.1.2. Rocas Reservorio.** Las rocas reservorio en la cuenca incluyen areniscas y calizas de diferentes unidades estratigráficas. Algunas de las formaciones más importantes son la Formación Honda, la Formación Villavieja y la Formación Jimol. Estas rocas poseen porosidad y permeabilidad adecuada para la acumulación y el flujo de hidrocarburos.



**4.2.3.1.3. Trampas Petrolíferas.** La cuenca del valle medio del Magdalena presenta una variedad de trampas petrolíferas que han permitido la acumulación de hidrocarburos. Estas trampas pueden ser estructurales, asociadas con fallas y pliegues que actúan como barreras para la migración del petróleo, o trampas estratigráficas, relacionadas con cambios laterales en la porosidad y permeabilidad de las rocas.

**4.2.3.1.4. Tectónica.** La cuenca del valle medio del Magdalena ha sido influenciada por la actividad tectónica, incluyendo fallas y pliegues. Estas estructuras pueden jugar un papel importante en la migración y acumulación del petróleo, al actuar como barreras o facilitar el flujo del hidrocarburo a través del embalse de las rocas.

**4.2.3.1.5. Migración.** La discordancia del Eoceno produce un sistema de rutas de migración apropiado para el transporte de los hidrocarburos. Se han identificado tres tipos: 1) Migración vertical directa de los hidrocarburos generados en la formación La Luna hacia la discordancia del Eoceno. 2) Migración lateral a lo largo de las areniscas del Eoceno. 3) Migración vertical a través de superficies de falla en áreas donde la Formación La Luna no está en contacto con la discordancia del Eoceno.

**4.2.3.1.6. Roca Sello.** Las lutitas marinas de las formaciones Simití y Umir representan los sellos de los potenciales reservorios cretácicos. En contraste, las arcillolitas plásticas continentales de las formaciones Esmeraldas y Colorado constituyen los sellos para los reservorios cenozoicos.

**4.2.3.1.7. Trampas.** Cuatro importantes tipos de trampas han sido identificadas: 1) Pliegues contraccionales asociados a fallas bajo superficies de cabalgamiento (Contractional fault-related folds hidden beneath surface thrust). 2) Estructuras “dúplex” de cabalgamiento con cierre independiente. 3) Cierres dependientes de falla. 4) Trampas en el lado bajo de las fallas sellantes.

## 5. Generación de Registros Sintéticos de Permeabilidad a Partir de un Modelo de Bosques Aleatorios

Se expone el desarrollo del modelo de bosques aleatorios para la generación de registros sintéticos de permeabilidad, cuyo soporte teórico fue proporcionado en el contenido previo de este trabajo. Las etapas que encaminaron el desarrollo del modelo se presentan a continuación:

### Figura 7

*Etapas del Desarrollo del Modelo*



Nota. Elaboración propia.

### 5.1. Construcción y Entrenamiento del Modelo

#### 5.1.1. Recopilación de Datos

En esta etapa inicial, se revisó y analizó información histórica del campo, esto con el objetivo de identificar las variables predictoras que permitan estimar la permeabilidad. Los principales datos recopilados van desde registros de pozo, datos de interpretación petrofísica de registros de pozo y de núcleos y finalmente variables de tipo cualitativas. Este conjunto de datos se describe de la siguiente manera:

- POZO: Esta variable representa los nombres o identificadores de los pozos en el campo.

- ARENA: Esta variable cualitativa indica los veinticinco tipos de arenas o unidades geológicas productoras presentes en el campo.
- SECTOR: Es una variable cualitativa que representa los 7 sectores o áreas a las que pertenecen los pozos en el campo.
- PROFUNDIDAD: Esta variable numérica representan la profundidad de cada registro de pozo o interpretación petrofísica, medida en pies (ft).
- XGR: Se refiere al registro de rayos gamma en cada pozo y se encuentra en unidades API (Unidad de Rayos Gamma).
- XRESD: Esta variable numérica contiene las mediciones del registro resistivo profundo en cada pozo, expresadas en unidades de Ohmio-metro (ohm-m).
- XVCL: Esta variable de tipo numérica indica la interpretación petrofísica del volumen de arcilla, expresada como una fracción o porcentaje.
- XPHIE: Esta variable de tipo numérica indica la interpretación petrofísica de la porosidad, expresada como una fracción o porcentaje.
- XK: Esta variable de tipo numérica indica la interpretación petrofísica de la permeabilidad, medida en milidarcys (mD).

Para el desarrollo, análisis, construcción de gráficos y finalmente la elaboración e interpretación del modelo, se usaron diferentes fuentes de información cómo se describió anteriormente y herramientas las cuáles fueron suministradas por la compañía operadora del campo, puesto que son los directos interesados en el desarrollo de este estudio.

### **5.1.2. Instrumentos**

**5.1.2.1. RStudio Workbench.** R Studio Workbench, anteriormente conocido como RStudio Server Pro, es un entorno de desarrollo integrado (IDE) diseñado específicamente para trabajar con el lenguaje de programación R. Proporciona a los usuarios una interfaz gráfica intuitiva y herramientas avanzadas para escribir, depurar y ejecutar código R de manera eficiente. De igual manera, este entorno ofrece una integración con el lenguaje de programación Python a través de Notebooks, permitiendo a los usuarios combinar las capacidades de ambos lenguajes en un entorno unificado. Esto facilita la colaboración y el desarrollo de proyectos que involucran tanto R como Python en el análisis de datos y la implementación de algoritmos, tal y como se empleó en este proyecto.

#### **5.1.2.2. Python**

Es un lenguaje de programación de código abierto ampliamente reconocido por su sintaxis sencilla y su disponibilidad en múltiples plataformas, como Linux, Windows y Mac. Se destaca por su extensa colección de librerías, que abarcan desde modelos de predicción y clasificación hasta operaciones matemáticas y visualización de datos. En comparación con otros lenguajes de programación, Python ha experimentado un notable crecimiento en su implementación y desarrollo en los últimos años.

El origen de Python se remonta a principios de la década de 1990, cuando Guido Van Rossum creó este lenguaje con el objetivo de ofrecer una opción compacta y estructurada para aquellos interesados en la programación (Siadati, 2018). Python se desarrolló como una

alternativa al lenguaje de programación ABC, que no logró evolucionar debido a las limitaciones tecnológicas de la época.

Finalmente, para el desarrollo de este estudio se utilizó el lenguaje de programación Python, principalmente porque permitió procesar gran cantidad de datos (más de diez millones de filas), además de su amplia disponibilidad de librerías, facilidad de uso, escalabilidad y rendimiento.

### ***5.2.2. Preparación de los Datos***

La preparación de los datos implicó varias etapas importantes, a continuación, se describen los pasos principales:

#### **5.2.2.1. Importar Librerías**

Para la creación del modelo de bosques aleatorios fue necesario emplear diferentes librerías que ofrece Python. Cada una de ellas desempeñó un papel muy importante en las diferentes etapas del proceso, desde la preparación y manipulación de datos hasta la construcción y evaluación del modelo. En la *figura 8*, se observa que librerías se utilizaron y como se importaron a Python.

**Figura 8***Librerías de Python Usadas para la Creación del Modelo de Bosques Aleatorios*

```
# Tratamiento de datos
# =====
import pandas as pd
import numpy as np

# Gráficos
# =====
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from yellowbrick.regressor import PredictionError, ResidualsPlot

# Preprocesado y modelado
# =====
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn import metrics
```

Nota. Elaboración propia.

**5.2.2.2. Cargar los Datos**

En este paso, se llevó a cabo la carga de los datos necesarios para la construcción de un modelo de regresión mediante el uso de bosques aleatorios. La fuente de información utilizada fue la base de datos de la compañía operadora del campo, de la cual se extrajeron los registros de pozo e interpretación petrofísica en el formato de archivo ".LAS".

Para realizar este proceso, se empleó la librería "pandas" con el fin de exportar el conjunto de datos y llevar a cabo las manipulaciones necesarias para la creación del modelo de regresión. La lectura del archivo se logró gracias a la función "read\_csv" de dicha librería, la cual requiere la especificación de la ubicación del archivo como argumento de entrada.

Una vez que los datos fueron exportados a Python, se procedió a realizar el análisis exploratorio y la limpieza del conjunto de datos correspondiente a una matriz de más de once millones de filas por nueve columnas. A continuación, vemos una muestra aleatoria del conjunto de datos importado.

**Tabla 1**

*Muestra del Conjunto de Datos*

POZO	ARENA	SECTOR	PROFUNDIDAD	XGR	XRES	XVCL	XPHIE	XK
POZO56	D	UNO	4139.000	42.000	3.500	0.131	0.141	54.639
POZO89	V	SIETE	1845.500	43.385	4.788	0.101	0.230	319.295
POZO621	B	SEIS	1563.000	45.844	2.122	0.148	0.204	233.610
POZO1268	F	SEIS	2802.500	73.104	7.600	0.231	0.122	82.555
POZO235	H	CINCO	2762.500	96.489	20.767	0.309	0.093	12.785
POZO19	E	CINCO	2819.500	52.691	4.445	0.245	0.249	655.387
POZO28	U	SEIS	1922.500	94.250	6.892	0.378	0.157	62.607
POZO578	B	CINCO	1763.000	56.136	9.040	0.048	0.210	844.039
POZO452	E	CINCO	2775.000	75.382	6.270	0.324	0.120	33.218
POZO452	E	CINCO	2790.500	66.589	6.020	0.233	0.168	144.945

Nota. Elaboración Propia

### 5.2.2.3. Exploración y limpieza de datos

En este estudio, la exploración y limpieza de datos se refiere al proceso de analizar y preparar los datos para su posterior análisis y modelado de regresión utilizando bosques aleatorios. Los pasos principales de la exploración y limpieza de datos incluyen:

- Análisis descriptivo: Como se muestra en la *tabla 2*, se realizó un análisis descriptivo general de las variables del conjunto de datos, como calcular estadísticas resumidas



(media, desviación estándar, valores mínimo y máximo, cuartiles, etc.), contar los valores únicos, identificar la presencia de valores faltantes o atípicos.

**Tabla 2**

*Análisis Descriptivo del Conjunto de Datos*

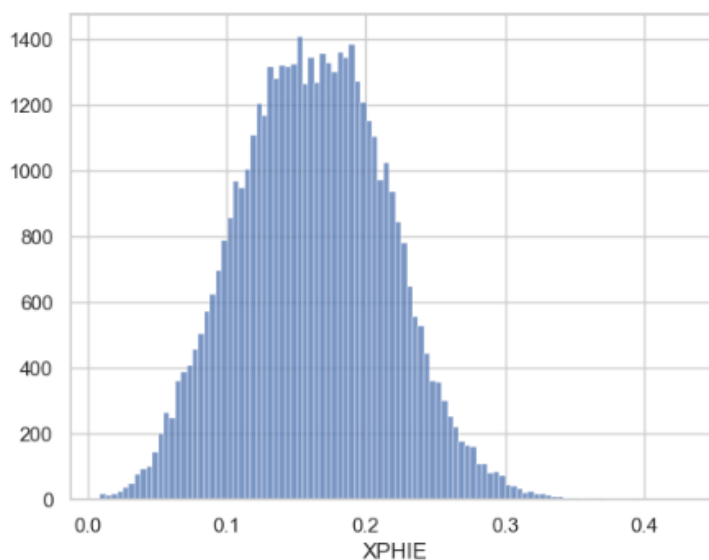
	POZO	ARENA	SECTOR	PROFUNDIDAD	XGR	XRES	XVCL	XPHIE	XK
<b>count</b>	11939524	11939524	11939524	11939524	8945328	9058249	231584	8598139	5405064
<b>unique</b>	3189	25	7	-	-	-	-	-	-
<b>top</b>	POZO1	A	UNO	-	-	-	-	-	-
<b>freq</b>	19647	1157676	3681110	-	-	-	-	-	-
<b>mean</b>	-	-	-	2212	84.202	8.363	0.439	0.085	100.853
<b>std</b>	-	-	-	1104	19.584	140.573	0.207	0.147	20061.468
<b>min</b>	-	-	-	-305	-467.799	-927.293	-0.090	-322.457	-7586.156
<b>25%</b>	-	-	-	1336	71.399	5.108	0.273	0.000	0.000
<b>50%</b>	-	-	-	2156	83.384	6.380	0.418	0.062	0.308
<b>75%</b>	-	-	-	2995	95.039	8.169	0.590	0.154	8.019
<b>max</b>	-	-	-	10790	1275.247	69644.719	1.353	0.450	21083872

Nota. Elaboración propia

Complementario a ello también se utilizaron visualizaciones que permitieron identificar patrones y tendencias del conjunto de datos, cómo por ejemplo el siguiente histograma de porosidad.

## Gráfico 1

### *Histograma de Porosidad*



Nota. Elaboración propia.

En este histograma se puede evidenciar como la porosidad se agrupa alrededor de ciertos valores o si existe una amplia variación en toda la formación.

- Limpieza de datos: En este paso se comprendió cada una de las variables recopiladas y así se tuvo como objetivo depurar el conjunto de datos teniendo en cuenta valores consistentes y que finalmente pudieran ser confiables y adecuados para el análisis y desarrollo del modelo.

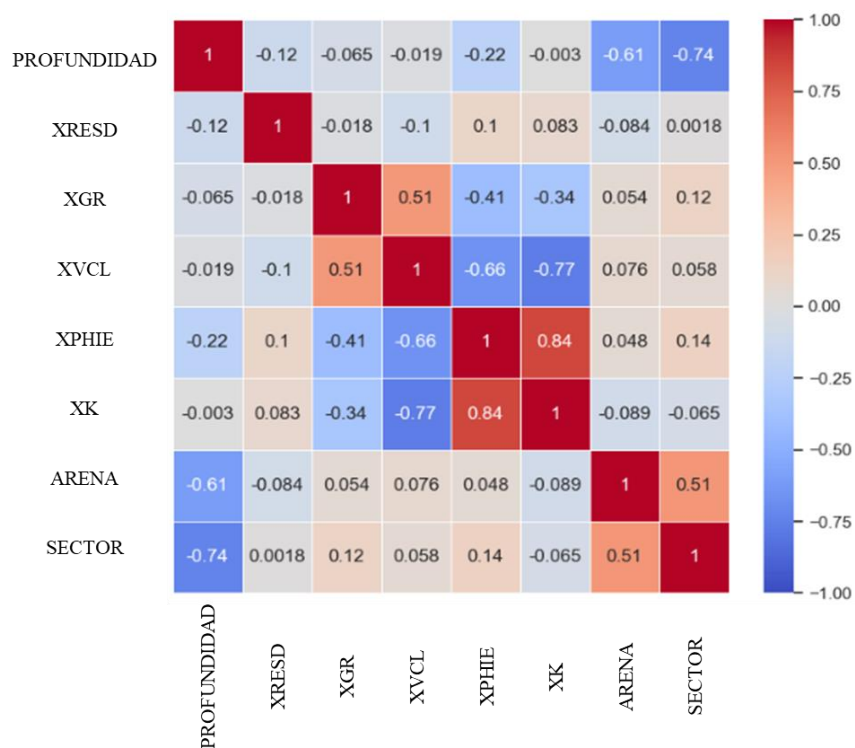
A nivel general se eliminaron datos negativos, duplicados y anómalos en relación a cada variable. De igual manera, se usaron únicamente datos correspondientes a unidades geológicas con un volumen de arcilla menor o igual al 40%, pues un volumen

muy alto de arcilla puede afectar las propiedades de la roca y la capacidad de flujo de los fluidos en la misma.

Finalmente, se complementó la preparación de datos con un análisis de correlación lineal cómo se evidencia en la **figura 9**, para poder identificar la relación de las diferentes variables con la permeabilidad, de esta manera se puede apreciar si existe una correlación fuerte, positiva o negativa, lo cual podría indicar que una variable puede influir en la otra y viceversa. En este caso se decidió trabajar con bosques aleatorios por la gran cantidad de datos disponibles y que a diferencia de otros modelos este puede capturar y modelar interacciones lineales y no lineales más efectivamente.

**Figura 9**

*Matriz de Correlación Lineal de las Variables*



Nota. Elaboración propia.

### ***5.2.3. División del Conjunto de Datos***

Se debió separar aleatoriamente el conjunto de datos que contiene toda la información correspondiente a las variables predictoras y la variable de interés en un subconjunto de datos de entrenamiento y datos de prueba. Los datos de entrenamiento se utilizaron para ajustar el modelo, dicho subconjunto albergó el 80% de las muestras mientras que los datos de prueba se utilizaron el 20% de los datos y su función fue evaluar el modelo realizado con el subconjunto de entrenamiento. Se usó la función `train_test_split` de Scikit-learn para realizar esta división.

### ***5.2.4. Construcción del modelo de bosques aleatorios***

Se utilizó la clase `RandomForestRegressor` de Scikit-learn para construir el modelo de regresión utilizando bosques aleatorios. Así mismo se ajustaron los hiperparámetros del modelo, como el número de árboles, la profundidad máxima de los árboles y la cantidad mínima de muestras requeridas para dividir un nodo.

El entrenamiento del modelo implicó ajustarlo utilizando los datos de entrenamiento preparados. El modelo aprendió a partir de estos datos y se adaptó a la relación entre las características y las variables objetivo.

Además, se realizó un escalado de las características numéricas antes de entrenar el modelo. Esto garantiza que las características se encuentren en la misma escala y evita que algunas características dominen sobre otras durante el proceso de entrenamiento. Para lograr esto, se pueden utilizar técnicas como la estandarización o la normalización, las cuales se emplearon en este modelo.

## 6. Resultados y Discusión

En esta sección de resultados y discusión, se presentan los hallazgos y procedimientos utilizados para desarrollar el modelo de bosques aleatorios para la generación de registros sintéticos de permeabilidad. Se discute la efectividad del modelo para reducir la incertidumbre en la estimación de permeabilidad y se evalúa su relevancia en la industria petrolera, además, se incluyen recomendaciones para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas.

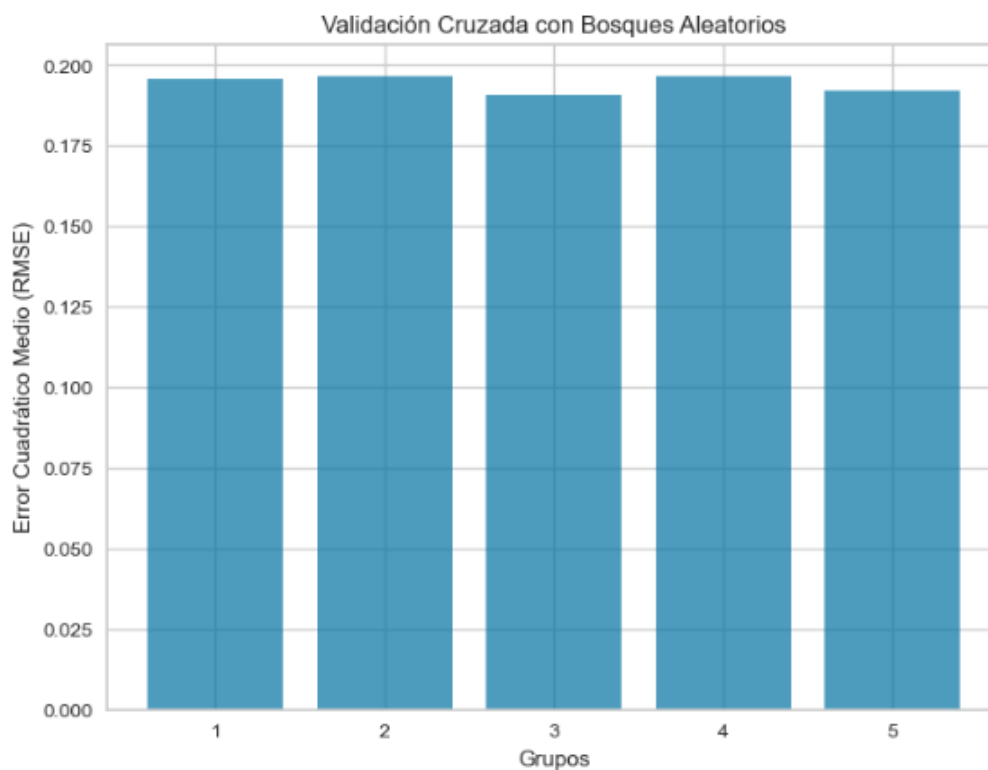
### 6.1. Validación del Modelo

Para evaluar la capacidad predictiva del modelo se empleó la técnica de validación cruzada, siendo esta muy importante pues proporcionó una estimación más precisa del rendimiento del modelo y, además, ayudó a evitar problemas como el sobreajuste y el sesgo en la evaluación. Básicamente consistió en simular el comportamiento del modelo al considerar múltiples divisiones de los datos y de esta manera evitar que el rendimiento del modelo se vea influenciado en gran medida por una única división aleatoria del conjunto de datos, estos resultados se presentan en el *gráfico 2*, donde se observa cinco divisiones o grupos aleatorios del conjunto de datos que se comporta de una manera uniforme en cuanto al error cuadrático medio.

Tal uniformidad indica que el modelo exhibe una coherencia en su capacidad de generalización a lo largo de diferentes conjuntos de prueba simulados. Esto sugiere una estabilidad en el rendimiento del modelo y una habilidad consistente para abordar la variabilidad inherente en los datos de prueba.

## Gráfico 2

### Validación Cruzada Con Bosques Aleatorios



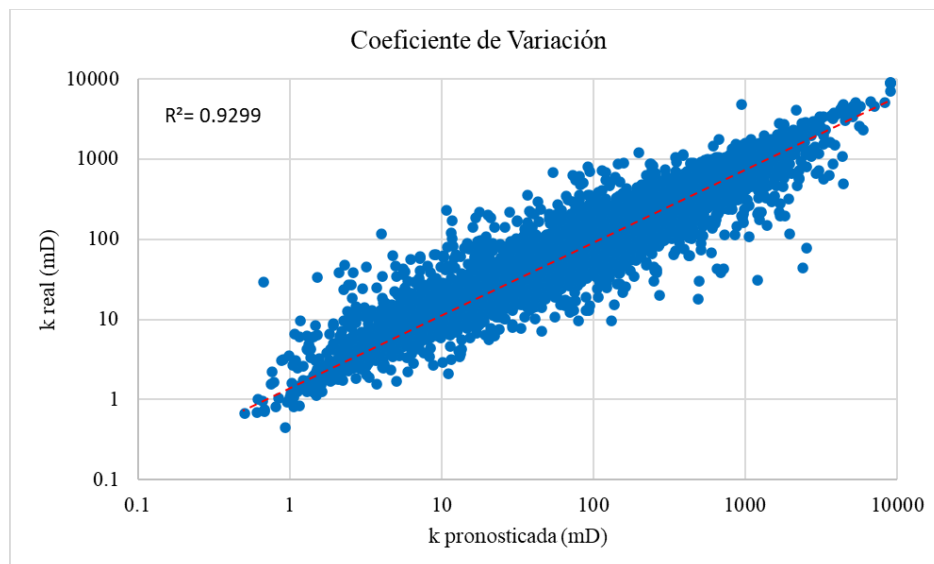
Nota. Elaboración propia

Complementario a la técnica anterior, se usó como métrica principal el coeficiente de determinación o  $R^2$ , el cual permitió medir la proporción de la varianza en la variable dependiente que puede ser predicha por el modelo. El coeficiente de determinación toma valores entre 0 y 1, donde 1 indica un ajuste perfecto. Para el modelo de bosques aleatorios se obtuvo un coeficiente de determinación del 99% ( $R^2 = 0.99$ ) y 93% ( $R^2 = 0.93$ ) para el conjunto de entrenamiento y prueba respectivamente, lo que sugiere que es una métrica de rendimiento bastante sólida para este modelo de regresión. Asimismo, significa que aproximadamente el 93% de la variabilidad de la permeabilidad puede ser explicada por el modelo de regresión de bosques aleatorios. En otras palabras, el modelo está capturando adecuadamente las relaciones y patrones

en los datos y está realizando predicciones cercanas a los valores reales en el conjunto de prueba tal y cómo se muestra en el **gráfico 3**.

### Gráfico 3

*Coefficiente de Variación*



Nota. Elaboración propia.

Finalmente, como método de validación, se calculó el porcentaje de error entre los datos reales o actuales de permeabilidad y la predicción del modelo. El porcentaje de error está definido por la **Ecuación 4**.

### Ecuación 4

*Porcentaje de Error*

$$\text{Error (\%)} = \left[ \frac{\text{Permeabilidad real} - \text{Permeabilidad predicha}}{\text{Permeabilidad real}} \right] \times 100$$

Nota. Elaboración propia.

Se escogieron 50 muestras para ilustrar el comportamiento de esta métrica de evaluación, cómo se evidencia en la *tabla 3*. De igual forma, en el *anexo 1* se ilustra la tabla correspondiente a los errores calculados de las muestras escogidas aleatoriamente.

**Tabla 3**

*Error Promedio del Modelo de Bosques Aleatorios*

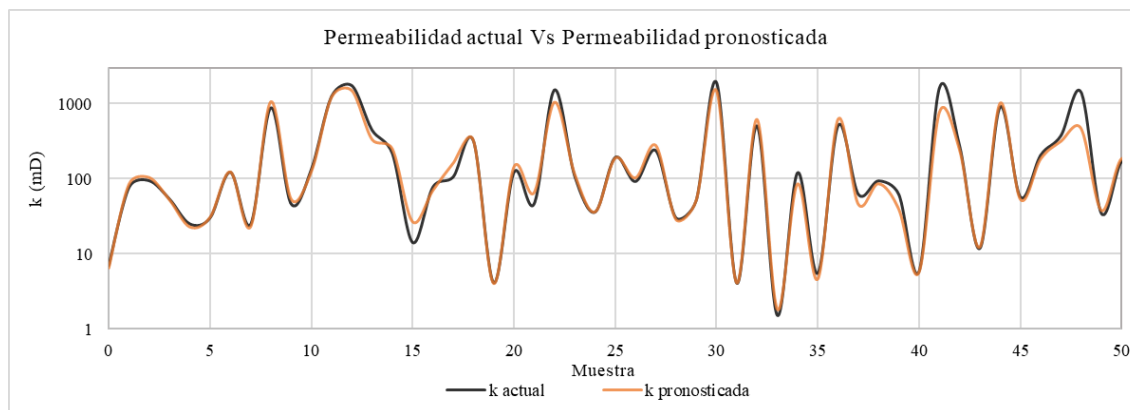
	<b>Bosques Aleatorios</b>
<b>Error promedio (%)</b>	<b>3.0</b>

Nota. Elaboración propia.

Una vez se calculó el error existente para los datos correspondientes a la permeabilidad real y a la predicción del modelo, se estimó el promedio de los errores dando como resultado un 3%, esto se refleja en el siguiente gráfico donde se aprecia que la generación de registros sintéticos de permeabilidad proporciona una válida aproximación a los datos reales de permeabilidad.

**Gráfico 4**

*Permeabilidad Real vs Permeabilidad Pronosticada*



Nota. Elaboración propia

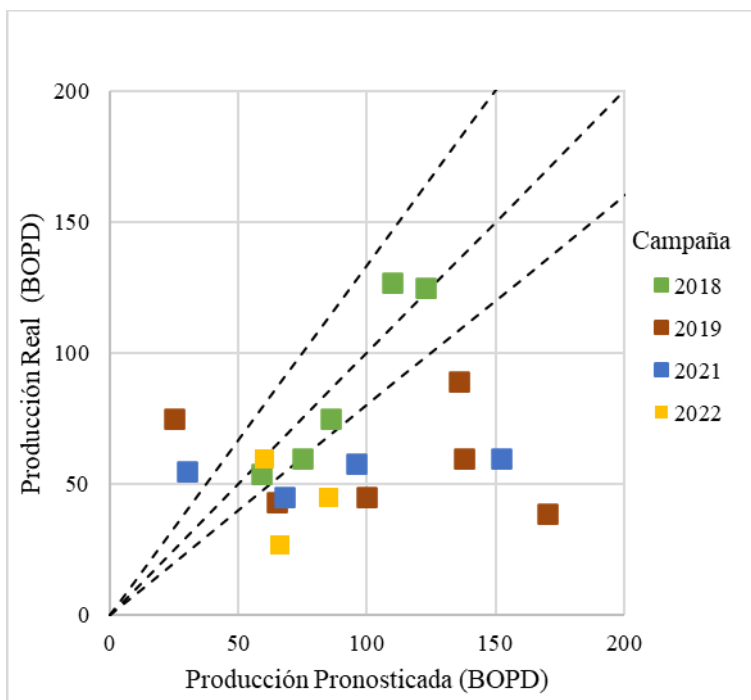


## 6.2. Análisis del impacto del modelo en los cálculos de potencial de producción de los pozos.

En esta sección se analizó el impacto del modelo de generación de registros sintéticos de permeabilidad en los cálculos de potencial de producción de los pozos. A continuación, se presentan los hallazgos más destacados en relación con la comparación de potencial de producción y la correlación entre las estimaciones de producción incorporando los datos de permeabilidad generados por modelo y los valores reales de producción de petróleo cómo se muestra en la siguiente gráfica.

### Gráfico 5

#### *Producción Real Vs Producción Pronosticada*



Nota. Elaboración propia.

Los resultados resaltaron variaciones notables en los valores de potencial de producción para 18 pozos perforados en diferentes campañas de perforación desde el año 2018 hasta el año 2022. A nivel general, se observa un porcentaje de error del 76% entre la producción real y pronosticada (estos resultados se evidencian con mayor detalle en el *anexo 2*), sin embargo, se observó una baja variabilidad en la campaña de perforación del año 2018, pues el porcentaje de error asociado a la producción real y pronosticada es de tan solo un 13%. Esto podría indicar que, el modelo es más representativo en ese año, posiblemente debido a una mayor cantidad de datos disponibles o condiciones más estables en el yacimiento y del área de estudio.

Se identificaron patrones temporales en errores pronosticados, como una sobreestimación en la campaña del año 2019. Además, se observó variabilidad en errores, especialmente en el año 2021. Esto indica desafíos en mantener una precisión consistente. Por otro lado, se encontraron casos de alta precisión en 2022, pero también errores constantes en ciertos pozos a lo largo del tiempo, lo cual resalta la necesidad de considerar características únicas de los pozos. Por último, se detectaron errores extremadamente altos en algunas situaciones específicas, qué podrían estar relacionados con condiciones únicas del yacimiento o limitaciones del modelo en situaciones particulares.

### **6.3. Evaluación de la optimización técnica y económica aplicando el modelo.**

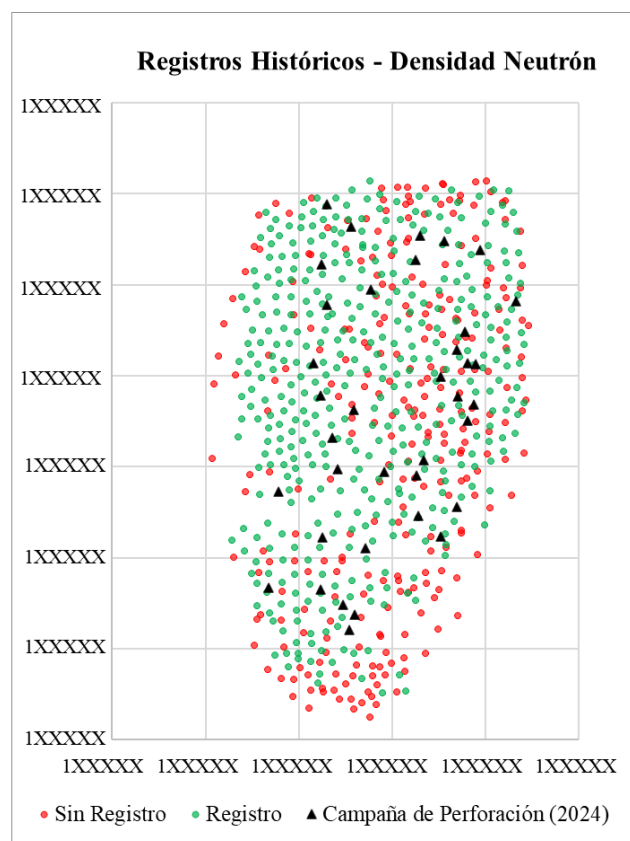
Se evaluó una propuesta de adquisición de registro de densidad neutrón para la campaña de perforación 2024 en una zona del campo estudio ubicado en el Valle Medio del Magdalena dónde se van a perforar 37 pozos y para cada uno de ellos se espera adquirir registros de gamma ray, resistivos y densidad neutrón mediante LWD, el costo asociado a este último registro es de

28 mil dólares, sin embargo, con el modelo de generación de registros sintéticos de permeabilidad se puede optimizar técnica y económicamente la adquisición del registro de densidad neutrón.

Esta estrategia se definió con base en la validación actual del modelo, el cuál es aplicable para todo el campo estudio. Asimismo, se hizo un análisis que permitió identificar la gran cantidad de registros de densidad neutrón que se han adquirido en la zona y que dan un mayor contexto del área estudio y posibilita la implementación de este modelo para los pozos a perforar, tal y como lo muestra el siguiente gráfico.

### **Gráfico 6**

*Adquisición Histórica de Registros de Densidad Neutrón por Pozo en un Área del Campo*



Nota. Elaboración propia.

La optimización económica tiene como fundamento generar para 20 de los 37 pozos el registro sintético de permeabilidad cómo se indica en la siguiente tabla.

**Tabla 4**

*Estrategia de Adquisición del Registro de Densidad Neutrón*

	<b>N° Pozos</b>
Adquisición de registro densidad neutrón	17
Generación de registro sintético de permeabilidad	20
<b>Total, pozos - Campaña de perforación 2024</b>	<b>37</b>

Nota. Elaboración propia.

Con esta estrategia se propone que, para 17 de los pozos se adquieran registros completos de gamma ray, resistivos y densidad neutrón, mientras que, para los 20 pozos restantes, se considere la opción de utilizar una sarta sencilla con solo registros de gamma ray y resistivos.

Se proyecta que, al aplicar exitosamente el modelo desarrollado para los 20 pozos seleccionados, se podría generar un ahorro significativo en la adquisición de registros de densidad neutrón. De acuerdo con la **ecuación 5**, se estima un potencial ahorro total de 560 mil dólares.

### **Ecuación 5**

*Ahorro en Adquisición de Registros de Densidad Neutrón*

$$\text{Ahorro} = (\text{costo unitario de registro densidad neutrón})(\# \text{ pozos})$$

$$\text{Ahorro} = (28 \text{ KUSD})(20 \text{ pozos})$$

$$\text{Ahorro} = 560 \text{ KUSD}$$

Asimismo, se ha evaluado la posibilidad de considerar registros de presiones, cuyo costo estimado es de alrededor de 80 mil dólares, como alternativa técnica para optimizar la campaña de perforación. Finalmente, es importante resaltar que estos resultados son una proyección y una propuesta a futuro y, aún no se han ejecutado en la práctica. La implementación del modelo requerirá validación y ajustes en función de los datos reales obtenidos durante la campaña de perforación.

## 7. Conclusiones y Recomendaciones

### 7.1. Conclusiones

Se logró desarrollar un modelo de generación de registros sintéticos de permeabilidad con un algoritmo de bosques aleatorios. Este modelo logró correlaciones significativas entre los valores reales de permeabilidad y las predicciones del modelo. Específicamente, se obtuvo un coeficiente de correlación del 99% en el conjunto de entrenamiento y del 93% en el conjunto de prueba, demostrando la habilidad del modelo para generalizar a nuevos datos. Por último, el modelo demostró un porcentaje de error en sus estimaciones igual al 3%, siendo bastante preciso para diferentes condiciones a nivel de yacimiento y amplios rangos de permeabilidad.

La implementación práctica de este modelo en la planificación de la campaña de perforación proyectada para el año 2024 arrojaría potenciales beneficios económico. Específicamente, se estima un ahorro sustancial de 560 mil dólares (KUSD) derivado de la reducción en los costos de adquisición del registro de densidad neutrón, gracias a la capacidad del modelo para generar registros sintéticos de permeabilidad con alta precisión. Adicionalmente, se propone una mejora técnica en la campaña de perforación a través de la inclusión estratégica de registros de presiones. Estos registros de presiones desempeñan un papel fundamental al permitir una estimación más informada y precisa del potencial de producción para los nuevos pozos. Esta optimización técnica puede conducir a una maximización de la eficiencia y productividad de los pozos.

## 7.2. Recomendaciones

Se sugiere que en futuras investigaciones se pueda considerar un estudio más detallado de los casos específicos y además incorporar variables dinámicas como la presión para mejorar el modelo y de esta manera lograr una comprensión más completa y precisa del potencial de producción.

Por otro lado, es importante explorar y aplicar diversas alternativas algorítmicas en el ámbito del Aprendizaje Automático, con el propósito de generar registros sintéticos de permeabilidad. Este enfoque permitiría una evaluación comparativa de diferentes algoritmos en términos de rendimiento y precisión, en aras de determinar cuál demuestra una superioridad en la generación de estimaciones de permeabilidad más precisas.

Por último, se recomienda la incorporación de prácticas de operaciones de aprendizaje automático (MLOps). La integración continua y la implementación ágil de modelos a través de MLOps ofrecen una evaluación periódica y repetible del modelo. Esta metodología resulta esencial para la capacidad de reevaluar el rendimiento del modelo cada vez que se obtengan nuevos datos, manteniendo así la pertinencia y confiabilidad del modelo a lo largo del tiempo.

## 8. Referencias Bibliográficas

ANH. (s/f). *Valle Medio del Magdalena*. Agencia Nacional de Hidrocarburos.

<https://www.anh.gov.co/es/hidrocarburos/oportunidades-disponibles/procesosde-seleccion/ronda-colombia-2010/tipo-1/valle-medio-del-magdalena/>

ANH. (2012). *Evaluación Petrofísica ShaleXpert*.

[https://www.anh.gov.co/documents/2671/6\\_Informe\\_Final\\_VMM.pdf](https://www.anh.gov.co/documents/2671/6_Informe_Final_VMM.pdf)

Bánzer, C. (1996). *Correlaciones Numercas P. V. T*. Instituto de Investigaciones Petroleras, Universidad del Zulia.

Barrero, D., Pardo, A., Vargas, C., & Matínez, J. (2007). *Colombian Sedimentary Basins [Imagen]*. ANH and B&M Exploration Ltda.

[https://www.anh.gov.co/documents/12/colombian\\_sedimentary\\_basins.pdf](https://www.anh.gov.co/documents/12/colombian_sedimentary_basins.pdf)

Carreño, Y. (2017). *PREDICCIÓN DE PROPIEDADES PETROFÍSICAS A TRAVES DE COMPONENTES PRINCIPALES Y REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE* [Fundación Universitaria Los Libertadores].

<https://repository.libertadores.edu.co/bitstream/handle/11371/1627/carre%C3%B1oyesid2017.pdf?sequence=1>

Doll, H. (1951). The Laterolog: A new resistivity logging method with electrodes using an automatic focusing system. *Journal of Petroleum Technology*, 3(11), 305–316.

<https://doi.org/10.2118/951305-g>



Energy Glossary Schlumberger. (s/f-a). *Área de Drenaje DA*. Energy Glossary Schlumberger.

[https://glossary.slb.com/es/terms/d/drainage\\_area](https://glossary.slb.com/es/terms/d/drainage_area)

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-b). *Índice de Productividad PI*. Energy Glossary

Schlumberger. [https://glossary.slb.com/es/terms/p/productivity\\_index\\_pi](https://glossary.slb.com/es/terms/p/productivity_index_pi)

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-c). *Porosidad*. Energy Glossary Schlumberger.

<https://glossary.slb.com/en/terms/p/porosity>

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-d). *Potencial Espontáneo*. Energy Glossary Schlumberger.

[https://glossary.slb.com/es/terms/s/spontaneous\\_potential](https://glossary.slb.com/es/terms/s/spontaneous_potential)

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-e). *Registro Sónico*. Energy Glossary Schlumberger.

[https://glossary.slb.com/es/terms/s/sonic\\_log](https://glossary.slb.com/es/terms/s/sonic_log)

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-f). *Registros de Pozo*. Schlumberger.

[https://glossary.slb.com/es/terms/w/well\\_log](https://glossary.slb.com/es/terms/w/well_log)

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-g). *Resistivos*. Energy Glossary Schlumberger.

<https://glossary.slb.com/es/terms/r/resistivity>

Energy Glossary Schlumberger. (s/f-h). *Viscosidad del Petróleo*. Energy Glossary Schlumberger.

<https://glossary.slb.com/es/terms/v/viscosity>

Escobar, F. (2012). *FUNDAMENTOS DE INGENERÍA DE YACIMIENTOS* (Primera).

Univeridad Surcolombiana.

<http://oilproduction.net/files/Libro%20Fundamentos%20de%20Ing%20de%20Yacimiento%20-%20Fredy%20Escobar.pdf>

Gallego, S. A., Ramírez, J. M. V., & Arenas, A. (2020). *Esquema de presentación del registro de porosidad de neutrón [Imagen]*. Unpublished.

<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.34644.94084>

Herrera, E., Badillo, J., & Pereira, Z. (2022). Determinación del ángulo de giro para la extracción de plugs en núcleos preservados usando imágenes de tomografía de rayos X. *Revista Boletín de Geología*, 44(2), 199–210. <https://doi.org/10.18273/revbol.v44n2-2022010>

IBM. (s/f). *¿Qué es un bosque aleatorio?* IBM. <https://www.ibm.com/es-es/topics/random-forest>

Lozano, E., & Zamora, N. (2014). ANEXO N COMPILACIÓN DE LA CUENCA DEL VALLE MEDIO DEL MAGDALENA. En *TECTÓNICA GEOCIENCIAS BÁSICAS* (pp. 1–27). Servicio Geológico Colombiano.

<https://recordcenter.sgc.gov.co/B20/23008100024725/Documento/Pdf/2105247251114000.pdf>

Mederos, I. (2019). Caracterización petrofísica de la formación oficina en un sector del bloque carabobo mediante métodos fractales. *Revista fuentes el reventón energético*, 17(1), 71–82. <https://doi.org/10.18273/revfue.v17n1-2019007>

Mojica, J., & Franco, R. (1990). Estructura y Evolución Tectónica del Valle Medio y Superior del Magdalena, Colombia. *Geología Colombiana*, 17, 41–64.

<https://revistas.unal.edu.co/index.php/geocol/article/view/30633>

París de Ferrer, M. (2009). *Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos*. ASTRO DATA S.A.

Phelan, Z., Xing, P., Panja, P., Moore, J., & McLennan, J. (2022). Prediction of formation properties based on drilling data of wells at Utah FORGE site using machine learning. *All Days*. <https://doi.org/10.56952/arma-2022-0135>

Rodriguez, J., Ortiz, A., Figuera, R., Orfila, L., Molina, J. W., Jd, M., & Molina, F. (s/f). *CARACTERIZACIÓN DE LA VISCOSIDAD Y SU COMPORTAMIENTO EN LOS PROCESOS TERMICOS APLICADOS EN YACIMIENTOS DE CRUDOS PESADOS*. Nakasawaresources.com. <https://www.nakasawaresources.com/wp-content/uploads/2020/07/2020-012-VISCOSIDAD-THERMAL-RECOVERY.pdf>

Rodriguez, L. (2019, abril 24). *Bo, FACTOR VOLUMETRICO DEL FLUIDO*. Wordpress. <https://misapuntesyacimientos.wordpress.com/2019/04/24/bo-factor-volumetrico-del-fluido/>

Sarmiento, L. F. (2011). MIDDLE MAGDALENA BASIN [Imagen]. En F. Cediél & G. Ojeda (Eds.), *PETROLEUM GEOLOGY OF COLOMBIA* (pp. 1–193). FONDO EDITORIAL UNIVERSIDAD EAFIT. [https://www.anh.gov.co/documents/24/VOLUMEN\\_11\\_MIDDLE-MAGDALENA\\_BASIN.pdf](https://www.anh.gov.co/documents/24/VOLUMEN_11_MIDDLE-MAGDALENA_BASIN.pdf)

Sarmiento-Rojas, L. F., Van Wess, J. D., & Cloetingh, S. (2006). Mesozoic transtensional basin history of the Eastern Cordillera, Colombian Andes: Inferences from tectonic models. *Journal of South American Earth Sciences*, 21(4), 383–411. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2006.07.003>

Siadati, S. (2018). *Fundamentals of python programming*. Unpublished.

<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.13071.20642>

Tavakoli, V. (2018). Preparing for Analysis. En *SpringerBriefs in Petroleum Geoscience &*

*Engineering* (pp. 15–27). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978->

[3-319-78027-6\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-78027-6_2)

TIBCO. (s/f). *¿Qué es un bosque aleatorio?* TIBCO. [https://www.tibco.com/reference-](https://www.tibco.com/reference-center/what-is-a-random-forest)

[center/what-is-a-random-forest](https://www.tibco.com/reference-center/what-is-a-random-forest)

## Anexos

### Anexo 1

*Comparación entre la permeabilidad real de 50 muestras aleatorias con respecto a la permeabilidad estimada de modelo de bosques aleatorios*

<b>Permeabilidad Real (mD)</b>	<b>Permeabilidad predicción modelo (mD)</b>	<b>Error Real VS Bosques Aleatorios (%)</b>
4.103	4.017	2.0935%
108.423	114.977	6.0442%
35.786	35.960	0.4863%
191.603	188.006	1.8771%
29.858	28.524	4.4684%
51.471	51.803	0.6436%
4.049	4.086	0.9105%
5.818	5.672	2.5016%
11.781	12.304	4.4341%
56.742	52.918	6.7403%
156.338	157.197	0.5493%
379.363	381.763	0.6327%
530.516	495.083	6.6790%
160.837	157.315	2.1900%
354.787	344.022	3.0342%
166.153	171.324	3.1118%
93.225	91.275	2.0914%
14.938	15.549	4.0949%
11.555	11.018	4.6470%
430.514	434.693	0.9708%
46.832	46.277	1.1843%
238.486	222.761	6.5934%
1226.327	1230.583	0.3471%
11.008	10.379	5.7109%
57.932	56.053	3.2441%
252.272	260.942	3.4368%
9.097	8.993	1.1466%
6.167	6.095	1.1579%

208.259	211.712	1.6582%
4.956	5.109	3.0820%
391.665	396.866	1.3279%
6.018	6.285	4.4387%
352.805	375.371	6.3962%
1157.153	1111.741	3.9245%
23.662	25.221	6.5847%
45.150	47.707	5.6630%
1572.339	1514.320	3.6900%
8.845	8.737	1.2126%
382.590	379.829	0.7215%
939.885	979.442	4.2086%
700.614	690.091	1.5019%
208.237	216.142	3.7960%
17.639	18.023	2.1818%
295.515	297.069	0.5258%
72.246	74.990	3.7974%
82.198	78.597	4.3807%
268.820	270.369	0.5762%
648.445	639.171	1.4303%
510.184	495.354	2.9068%
144.583	145.865	0.8867%

## Anexo 2

*Comparación entre la producción real de 18 pozos para diferentes campañas de perforación con respecto a la producción pronosticada haciendo uso de la permeabilidad estimada de modelo de bosques aleatorios.*

<b>Campaña</b>	<b>Producción Real (BOPD)</b>	<b>Producción Pronosticada (BOPD)</b>	<b>Error Promedio (%)</b>
2018	125	123	1.60%
2018	75	86	14.67%
2018	60	75	25.00%
2018	127	110	13.39%
2018	54	59	9.26%
2019	45	100	122.22%
2019	43	65	51.16%

2019	39	170	335.90%
2019	89	136	52.81%
2019	60	138	130.00%
2019	75	25	66.67%
2021	45	68	51.11%
2021	58	96	65.52%
2021	55	30	45.45%
2021	60	152	153.33%
2022	27	66	144.44%
2022	60	61	1.67%
2022	45	85	88.89%

### Anexo 3

*Código del Modelo Desarrollado de Bosques Aleatorios.*

```

# Tratamiento de datos
# =====
import pandas as pd
import numpy as np

# Gráficos
# =====
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from yellowbrick.regressor import PredictionError, ResidualsPlot
from yellowbrick.model_selection import FeatureImportances

# Preprocesado y modelado
# =====
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn import metrics

# Carga de datos
path = 'df_modelamiento.csv'
df3 = pd.read_csv(path)

colnames = df.columns.values.tolist()
predictors = ['PROFUNDIDAD','XVCL','XGR','XPHIE','ARENA','ESTRUCTURA']

```

```

target = ['XK']
X_cols = predictors
y_cols = target

#creación de las variables
X = df[X_cols].values
y = df[y_cols].values.ravel()

#Datos de entrenamiento y prueba
# =====

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y,test_size=0.2,random_state=42)

#Normalización de datos
sc = StandardScaler()
#scaling training set
X_train = sc.fit_transform(X_train)
#scaling test set
X_test = sc.fit_transform(X_test)

#Implementación del modelo de Bosques Aleatorios
# =====

rf_reg = RandomForestRegressor(random_state=42, n_estimators=500)
regressor = rf_reg.fit(X_train,y_train)
y_pred = regressor.predict(X_test)

#from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
rf_reg = RandomForestRegressor(random_state=42, n_estimators=500)
regressor = rf_reg.fit(X_train,y_train)
y_pred = regressor.predict(X_test)

# Métricas
# =====

# Coeficiente de correlación subconjunto de entrenamiento
print('r2 modelo de entrenamiento es: %.4f' % regressor.score(X_train, y_train))

# Coeficiente de correlación subconjunto de prueba
print('r2 modelo de prueba es : %.3f' % r2_score(y_test, y_pred))

# Validación Cruzada
# =====

from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.metrics import mean_squared_error, make_scorer

```



```

from sklearn.model_selection import cross_val_score, KFold
import matplotlib.pyplot as plt

# Especificación del número de folds para la validación cruzada
num_folds = 5

# Creación de un objeto KFold para dividir los datos en los folds
kf = KFold(n_splits=num_folds, shuffle=True, random_state=42)

# Validación cruzada utilizando cross_val_score
# Esto entrenará y evaluará el modelo en cada fold utilizando el RMSE como métrica de
evaluación
scores = cross_val_score(rf_reg, X, y, cv=kf, scoring='neg_mean_squared_error')
mse_scores = abs(scores)

# Calculo de la media y la desviación estándar de los MSE obtenidos en cada fold
mean_mse = np.mean(mse_scores)
std_mse = np.std(mse_scores)

# Resultados
print("MSE promedio:", mean_mse)
print("Desviación estándar del MSE:", std_mse)
rmse_scores = np.sqrt(mse_scores)

# Resultados del RMSE para cada fold
for fold_num, rmse_score in enumerate(rmse_scores, start=1):
    print(f"RMSE Fold {fold_num}: {rmse_score}")

# Grafica de los resultados del RMSE para cada fold
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.bar(range(1, num_folds + 1), rmse_scores, color='b', alpha=0.7)
plt.xlabel('Grupos')
plt.ylabel('Error Cuadrático Medio (RMSE)')
plt.title('Validación Cruzada con Bosques Aleatorios')
plt.xticks(range(1, num_folds + 1))
plt.grid(True)
plt.show()

# Visualización de importancia de características
# =====
visualizador_importancia = FeatureImportances(rf_reg, size=(500, 300))

# Ajustar la visualización a los datos de entrenamiento
visualizador_importancia.fit(X_train, y_train)

```

```

# Mostrar el gráfico de importancia de características
visualizador_importancia.show()

# Gráfico de Coeficiente de Correlación del Modelo
# =====

visualizer = PredictionError(rf_reg)
visualizer.fit(X_train,y_train)
visualizer.score(X_test, y_test)
visualizer.poof()

# Gráfico de Residuales del Modelo
# =====

#from yellowbrick.regressor import ResidualsPlot
visualizer = ResidualsPlot(rf_reg)
visualizer.fit(X_train,y_train)
visualizer.score(X_test, y_test)
visualizer.show()

# Exportación del modelo de bosques aleatorios desarrollado
# =====
import joblib
#joblib.dump(rf_reg,'modelo_final.joblib')

```

## Anexo 4

*Importancia de las Variables en el Modelo Desarrollado de Bosques Aleatorios.*

