



**BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE  
PUEBLA**

---

---

**FACULTAD DE INGENIERÍA  
COLEGIO DE INGENIERÍA GEOFÍSICA**

**TESIS**

**ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS DE  
MICROESTRUCTURA, REGISTROS GEOFÍSICOS DE  
POZO Y PROPIEDADES PETROFÍSICAS PARA LA  
PREDICCIÓN DE FACIES EN YACIMIENTOS ARENO-  
ARCILLOSOS USANDO LA HERRAMIENTA IMP-  
PREDICT**

**PARA OBTENER EL TÍTULO DE  
LICENCIATURA EN INGENIERÍA GEOFÍSICA**

**PRESENTA**

**ELISEO RANGEL ESCOBAR**

**DIRECTOR INTERNO:**

**M. EN C. JULIO CÉSAR GONZÁLEZ HERNÁNDEZ**

**DIRECTOR EXTERNO:**

**DR. MANUEL ROMERO SALCEDO**

**PUEBLA, PUEBLA**

**FEBRERO DE 2020**

*“Lo importante es ir superándose, aunque sólo sea un poco, con respecto al día anterior. Porque si hay un contrincante al que debes vencer en una carrera de larga distancia, ése no es otro que el tú de ayer.”*

- Haruki Murakami

## Dedicatoria

A mi madre, la cual con su amor me ha levantado de los momentos más difíciles que he tenido y a pesar de mis errores sigue creyendo en mí. Ha sido el pilar más fundamental en mi vida y mi motor para levantarme cada mañana para enfrentar un nuevo día. Te amo mamá.

*Sonia Escobar Delfín*

A mi padre, porque sin él no podría ser nada de lo que soy ahora. Gracias a él tengo un panorama distinto para observar el mundo. Eres y serás el mejor padre que la vida me pudo haber regalado, te amo.

*Eliseo Rangel Salomón*

A mi hermana, que siempre la he admirado. Siempre admiraré tu valentía por cómo encaraste los retos que te propusiste y espero seguir tus pasos, ya que considero que eres una mujer exitosa. Al final del camino, estaremos sólo nosotros dos, te amo hermana.

*Laura Elena Rangel Escobar*

## Agradecimientos

A mi alma máter, la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, que me albergó desde la preparatoria, para construir juntos una historia de éxitos.

A mi director externo, el Dr. Manuel Romero Salcedo, por su calidez desde que entré a su oficina y por las palabras de aliento que siempre buscaba para inspirarme a terminar el trabajo de tesis, por todas las risas y momentos juntos, gracias.

A mi director interno, el M.C. Julio César Hernández González, por acompañarme durante la carrera, siendo una pieza fundamental en la culminación de mis estudios, gracias.

A mis sinodales, el M.C. José Serrano Ortiz y al Ing. Manuel Uribe Conrado, por sus enseñanzas durante mi carrera y por sus sugerencias, observaciones y correcciones en mi trabajo de tesis.

Al Dr. Ambrosio Aquino por apoyarme en la dirección de mi tesis, así como los temas que la contienen y revisar conmigo los resultados hasta que quedaron listos para plasmarlos en esta investigación.

A mis amigos de la Universidad, los que se fueron no, sólo aquellos que siempre están: Guchi, Jacob, Pulido, Mirna, Karla, Alexa, Oliver, Lobo, Néstor, Zurita, Ricardito, Tony Torres, Jacqueline, Ameth, Miguel, Dory, el Doc por su valiosa amistad, por la coincidencia de la vida que nos hizo toparnos y congeniar. Porque sin ustedes la Universidad no hubiera sido lo mismo, sin duda alguna pasé con cada uno de ustedes momentos de felicidad y les agradezco por su confianza, consejos, regaños, abrazos y recuerdos que siempre nos unirán.

A mis mejores amigos Iván Caro y Gabriela Calles, por estar en los momentos clave donde los he necesitado, por esos consejos, risas y momentos juntos que me han brindado. Les tengo un profundo aprecio y cariño. Espero contar con ustedes por mucho tiempo.

Por último, mis amigos que marcaron parte de mi vida, Paola, Lorenzo, Aaron, Esteban, Peña, Regina, Maryan, Ara, Citlali, Mafer, Irene, Maroto, Bebé, África, Isa, José, David, Fabien y Felipe gracias por las alegrías que me han dado y porque los conocí en el momento adecuado, los quiero mucho.

## **Resumen**

La Inteligencia Artificial es una herramienta que actualmente está siendo utilizada en el área de las geociencias para poder utilizar la mayor cantidad de datos que estas diferentes áreas proporcionan.

En el presente trabajo se hará uso de la herramienta IMP-Predict ® para la predicción de facies de unos pozos cuya propiedad pertenecen al Instituto Mexicano del Petróleo. Por un acuerdo de privacidad con la institución no se da a conocer la ubicación ni los nombres de dichos pozos. Se analizan dos grupos de facies, el primero proporcionado por Petróleos Mexicanos elaborado con base en el volumen de arcilla del yacimiento y el segundo por una elaboración propia aplicando una inversión petrofísica a los datos de registro geofísico de pozo para que dé como resultado datos de microestructura, que son fundamentales en la construcción de facies.

La metodología ocupada para la evaluación de dichos pozos da como resultado que los datos de microestructura son los más eficientes para determinar facies, así como para obtener una mejor predicción dentro del pozo.

## **Abstract**

Artificial Intelligence is a tool that is currently being utilized in geosciences to make use of as much data provided by its different areas as possible.

In this study, the IMP-Predict ® tool will be used to determine the facies within a well belonging to a multi-well drilling pad, whose data belongs to the Mexican Petroleum Institute, with the objective of carrying out a petrophysical inversion, which will provide us microstructure data to be used to obtain our facies, through petrophysical data and well logs. The analysis consist of two groups of facies, the first already in existence and provided by PEMEX itself, develop based on the volume of clay found in its oil reservoir; and the second being a self-creation by applying inverted petrophysics to the data found in the well petrophysics' log, giving as a result microstructural data fundamental in the construction of facies. In agreement with the Institute's privacy terms, the names of said wells and the respective locations are not provided.

The methodology used for the evaluation of said wells gives as a result that microstructure data is the most efficient method for determining facies as well as for providing more information about the well.

# Contenido

|  |     |
|--|-----|
| <b>Dedicatoria</b> .....   | i   |
| <b>Agradecimientos</b> .....   | ii  |
| <b>Resumen</b> .....   | iii |
| <b>Abstract</b> .....  | iv  |
| <b>Capítulo 1. Introducción</b> .....  | 1   |
| 1.1. Antecedentes .....  | 1   |
| 1.2. Planteamiento del problema.....   | 1   |
| 1.3. Justificación .....   | 2   |
| 1.4. Objetivos Generales .....   | 2   |
| 1.5. Objetivos Específicos .....   | 2   |
| 1.6. Hipótesis .....   | 2   |
| 2.1 Introducción .....   | 3   |
| 2.2 Formaciones Areno-Arcillosas .....                                       | 3   |
| 2.2.1 Distribución espacial de arcilla.....                                  | 5   |
| 2.3 Descripción de los registros geofísicos de pozo .....                    | 8   |
| 2.3.1 Tipos de registros geofísicos de pozo utilizados en este trabajo ..... | 11  |
| 2.3.1.1 Registro de Rayos Gamma .....  | 11  |
| 2.3.1.2 Registro de Neutrón Compensado .....                                 | 13  |
| 2.3.1.3 Registros de Densidad .....  | 14  |
| 2.3.1.4 Registro Sónico.....   | 14  |
| 2.3.1.5 Registro de Resistividad .....                                       | 15  |
| 2.4 Definición de Petrofísica .....  | 18  |
| 2.4.1 Cálculo del Volumen de Arcilla .....                                   | 19  |

|  |  |           |
|--|--|-----------|
| 2.4.1.1  | A partir del Registro de Rayos Gamma .....   | 19        |
| 2.4.1.2  | A partir del Registro de Neutrón-Densidad .....  | 21        |
| 2.4.2  | Definición de Porosidad .....  | 22        |
| 2.4.2.1  | A partir del Registro de Neutrón-Densidad .....  | 22        |
| 2.4.3  | Definición de Saturación .....   | 23        |
| 2.4.3.1  | Saturación de Agua.....  | 24        |
| 2.4.3.2  | Saturación de Hidrocarburo .....   | 25        |
| 2.4.4  | Definición de Permeabilidad .....  | 25        |
| 2.5  | Modelo Petrofísico.....  | 27        |
| 2.5.1  | Inversión de propiedades físicas o inversión multifísica.....                          | 30        |
| 2.5.2  | Metodología de la inversión petrofísica .....  | 31        |
| 2.6  | Definición de Facies .....   | 32        |
| 2.6.1  | Tipos de Facies .....  | 34        |
| 2.6.2  | Facies utilizadas en este trabajo.....   | 38        |
| 2.7  | Inteligencia Artificial en México y el papel que juega en la Ingeniería Geofísica..... | 38        |
| 2.7.1  | Aprendizaje Automático (Machine Learning).....   | 40        |
| 2.7.2  | Máquinas de Soporte Vectorial (SVM).....   | 41        |
| 2.7.3  | Fundamento de la Herramienta IMP-Predict ®.....  | 45        |
| <b>Capítulo 3. Metodología: Inversión petrofísica, construcción de facies y modelo de predicción .....</b> |  | <b>47</b> |
| 3.1  | Introducción .....   | 47        |
| 3.2  | Diagrama de flujo de la metodología.....   | 48        |
| 3.3  | Elección de datos a utilizar para el modelo de inversión.....                          | 49        |
| 3.4  | Aplicación del modelo de inversión petrofísica .....                                   | 49        |
| 3.5  | Análisis del resultado de la inversión petrofísica .....                               | 49        |

|   |  |           |
|---|--|-----------|
| 3.6   | Aplicación del Clasificador Estándar.....                                    | 51        |
| 3.7   | Construcción de facies .....   | 52        |
| 3.8   | Asignación del nombre de cada una de las facies.....                         | 54        |
| 3.9   | Descripción de parámetros fundamentales para el modelo de predicción.....    | 55        |
| 3.10  | Acomodo de datos para el modelo de predicción .....                          | 55        |
| 3.11  | Construcción del modelo de predicción.....                                   | 56        |
| 3.12  | Elección del modelo de predicción .....                                      | 60        |
| <b>Capítulo 4. Caso de estudio y resultados de la predicción de las facies.....</b> |  | <b>61</b> |
| 4.1.  | Introducción .....   | 61        |
| 4.2.  | Caso de estudio para el primer y segundo grupo de facies .....               | 61        |
| 4.3.  | Predicción de 4 facies utilizando propiedades petrofísicas.....              | 63        |
| 4.4.  | Predicción de 4 facies utilizando datos de registros geofísicos de pozo..... | 67        |
| 4.5.  | Predicción de 8 facies utilizando datos de registros geofísicos de pozo..... | 71        |
| 4.6.  | Predicción de 8 facies utilizando datos de microestructura .....             | 75        |
| <b>Capítulo 5. Conclusiones.....</b>  |  | <b>79</b> |
| <b>Bibliografía.....</b>  |  | <b>80</b> |

## Contenido de figuras

|                  |   |    |
|------------------|---|----|
| <b>Figura 1.</b> | Representación de Lutita Laminar. Fuente: Elaboración propia.....             | 6  |
| <b>Figura 2.</b> | Representación de Lutita Estructural. Fuente: Elaboración propia.....         | 7  |
| <b>Figura 3.</b> | Representación de Arcilla Dispersa. Fuente: Elaboración propia.....           | 8  |
| <b>Figura 4.</b> | Ejemplo de una toma de registros geofísicos de pozo. Fuente: CEDIP, 2017..... | 10 |
| <b>Figura 5.</b> | Ejemplo de un registro de GR. Fuente: Gálvez & Cusme, 2013. ....              | 12 |
| <b>Figura 6.</b> | Ejemplo de un perfil de neutrón porosidad. Fuente: Gálvez & Cusme, 2013. .... | 13 |
| <b>Figura 7.</b> | Ejemplo de un registro sísmico. Fuente: Rider, M. 1992. ....                  | 15 |
| <b>Figura 8.</b> | Ejemplo de un registro de resistividad. Fuente: Rider, M. 1992. ....          | 16 |

|   |    |
|---|----|
| <b>Figura 9.</b> Representación de la herramienta de laterolog profundo (izquierda) y superficial (derecha). Fuente: Research Gate, 2011.....                         | 18 |
| <b>Figura 10.</b> Comparación de métodos lineales y no lineales en el cálculo de volumen de arcilla. Fuente: Baker Atlas, 1996-1999.....                              | 21 |
| <b>Figura 11.</b> Modelo jerárquico para formaciones areno-arcillosas propuesto por Aquino et al 2011. Elaboración propia.....  | 29 |
| <b>Figura 12.</b> Representación gráfica de facies sedimentarias. Fuente: Gressly (1938).....   | 33 |
| <b>Figura 13.</b> Representación de una electrofacie de arcilla en un diagrama de telaraña. Fuente: Verano de Investigación en el IMP. (Gil, Zurita & Rangel). ....   | 33 |
| <b>Figura 14.</b> Tipos de deposición de facies. Fuente: (Middleton, 1973).....   | 34 |
| <b>Figura 15.</b> Litofacie de yeso blanco laminado con intercalaciones de láminas dolomicriticas. Fuente: Salvany, 2017. Universidad Politécnicas de Catalunya. .... | 35 |
| <b>Figura 16.</b> Ilustración de una biofacie con un trilobite. Fuente: <a href="http://www.trilobites.info">www.trilobites.info</a> .....                            | 36 |
| <b>Figura 17.</b> Muestras de microfacies: 1) Lutita pelágica; 2) Lutita fenestrada; 4) Peloides bioclásticos granulados; 5) Bioclastos. Fuente: Vafadar, 2016.....   | 37 |
| <b>Figura 18.</b> Facie sísmica del pre-aptense. Fuente: Rivadeneira et al., 2004.....  | 37 |
| <b>Figura 19.</b> Producción de Crudo por Tipos (Fuente: SENER).....  | 39 |
| <b>Figura 20.</b> Márgenes con los que operan las SMV. Fuente: Cárdenas, 2015.....  | 42 |
| <b>Figura 21.</b> Parámetro "C" bajo. Fuente: Vaquerizo, 2016.....  | 43 |
| <b>Figura 22.</b> Parámetro "C" alto. Fuente: Vaquerizo, 2016.....  | 43 |
| <b>Figura 23.</b> Parámetro "Gamma" bajo. Fuente: Vaquerizo, 2016.....  | 44 |
| <b>Figura 24.</b> Parámetro "Gamma" alto. Fuente: Vaquerizo, 2016.....  | 45 |
| <b>Figura 25.</b> Metodología para el desarrollo de un clasificador de las máquinas de soporte vectorial. Fuente: Romero et al, 2017.....                             | 46 |
| <b>Figura 26.</b> Diagrama de flujo de la metodología.....  | 48 |
| <b>Figura 27.</b> Gráfica de dispersión de la distribución espacial de arcilla y del hidrocarburo pertenecientes al resultado de la inversión petrofísica. ....       | 50 |
| <b>Figura 28.</b> Gráfica que muestra la distribución de lutita laminar en un pozo de muestra. ....   | 51 |
| <b>Figura 29.</b> Clasificador Estándar con los porcentajes de la Tabla 3.....  | 52 |
| <b>Figura 30.</b> Registro de facies para el pozo 18. ....  | 53 |
| <b>Figura 31.</b> Representación de los datos de entrenamiento con propiedades petrofísicas.....  | 55 |

|  |    |
|--|----|
| <b>Figura 32.</b> Representación de los datos a los que se le aplica la predicción con propiedades petrofísicas..... | 56 |
| <b>Figura 33.</b> Ventana del IMP-Predict® para crear el modelo de predicción. ....                                  | 56 |
| <b>Figura 34.</b> Selección del Pozo Oculto y de Entrenamiento. ....   | 57 |
| <b>Figura 35.</b> Selección de Pozos por Predecir. ....  | 57 |
| <b>Figura 36.</b> Facies adyacentes.....   | 58 |
| <b>Figura 37.</b> Selección de los nemónicos de las facies.....  | 58 |
| <b>Figura 38.</b> Gráficas que muestran distintos valores de "C" y "Gamma". ....                                     | 59 |
| <b>Figura 39.</b> Ventana para ingresar los valores de "C" y "Gamma".....  | 60 |
| <b>Figura 40.</b> Modelo de predicción con propiedades petrofísicas y 4 facies.....                                  | 64 |
| <b>Figura 41.</b> Predicción del Pozo 51 con propiedades petrofísicas. ....  | 65 |
| <b>Figura 42.</b> Predicción del Pozo 53 con propiedades petrofísicas. ....  | 66 |
| <b>Figura 43.</b> Modelo de predicción con datos de registro geofísico de pozos y 4 facies. ....                     | 68 |
| <b>Figura 44.</b> Predicción del Pozo 51 con datos de registro geofísico de pozos.....                               | 69 |
| <b>Figura 45.</b> Predicción del Pozo 53 con datos de registro geofísico de pozos.....                               | 70 |
| <b>Figura 46.</b> Modelo de predicción con datos de registro geofísico de pozos y 8 facies. ....                     | 72 |
| <b>Figura 47.</b> Predicción del Pozo 51 con datos de registro geofísico de pozos.....                               | 73 |
| <b>Figura 48.</b> Predicción del Pozo 53 con datos de registro geofísico de pozos.....                               | 74 |
| <b>Figura 49.</b> Modelo de predicción con datos de microestructura. ....  | 76 |
| <b>Figura 50.</b> Predicción del Pozo 51 con datos de microestructura.....   | 77 |
| <b>Figura 51.</b> Predicción del Pozo 53 con datos de microestructura.....   | 78 |

## Contenido de tablas

|   |    |
|---|----|
| <b>Tabla 1.</b> Profundidad de la herramienta de inducción. Fuente: Arévalo, 2018. ....   | 17 |
| <b>Tabla 2.</b> Registros utilizados para alimentar la herramienta de inversión IMP-PILD ® propiedad del Instituto Mexicano del Petróleo..... | 32 |
| <b>Tabla 3.</b> Porcentajes utilizados para la construcción de facies del pozo 18. ....   | 52 |
| <b>Tabla 4.</b> Nombre de las facies con base en su descripción.....  | 54 |
| <b>Tabla 5.</b> Configuración de pozos para el primer grupo de facies. ....   | 62 |
| <b>Tabla 6.</b> Configuración de pozos para el segundo grupo de facies. ....  | 62 |

# **Capítulo 1. Introducción**

## **1.1. Antecedentes**

El término facies fue introducido por Gressly (Gressly, 1838) y ha sido utilizado por distintos autores dándole un uso y una definición constantemente diversa. Este término cubre un significado general y descriptivo, corresponde al aspecto que presenta una roca sedimentaria como resultado de la suma de características litológicas, estructurales y orgánicas que pueden ser detectadas en el campo y que distinguen una roca de otra.

Al estudiar una serie de capas sedimentarias, se pueden observar los cambios sucesivos de las condiciones ambientales que hubo en un lugar concreto con el paso del tiempo. Así mismo se pueden observar los cambios de los ambientes pasados si se sigue la pista de la unidad de roca sedimentaria lateralmente. Esto es porque en cualquier momento pueden existir muchos ambientes sedimentarios diferentes a lo largo de un área amplia. Cada unidad posee un conjunto de distintas características que reflejan las condiciones ambientales en particular (Tarbuck & Lutgens, 2002).

Marroquín et al (2008) explica que el aumento en los costos de exploración y explotación de los recursos petroleros se está transformando, en lo que tradicionalmente era una industria impulsada por conocimientos, ahora se volvió una industria basada en datos. Desde hace décadas, las herramientas de adquisición de datos permiten medir las propiedades físicas de las rocas generando así una cantidad considerable de variables de alta calidad para su interpretación. Sin embargo, este tipo de datos rara vez utiliza todo su potencial, con el surgimiento de la inteligencia artificial y la disponibilidad de algoritmos como el aprendizaje automático existe la oportunidad de obtener una mejor visión de los yacimientos y los cuerpos minerales mediante el análisis de datos al mismo tiempo. Algunos trabajos exitosos para la clasificación de facies automatizadas utilizaron métodos no supervisados.

## **1.2. Planteamiento del problema**

La identificación y predicción de facies hace uso la mayoría de las veces de datos de registro geofísico de pozo, propiedades petrofísicas e incluso registros sísmicos. En esta

investigación se propone hacer uso de la inversión petrofísica, así como de la inteligencia artificial para obtener datos de microestructura que proporcionan otra técnica que nunca se ha utilizado. Esto para utilizar la mayor cantidad de datos y poder mitigar la falta de precisión que puedan presentar los métodos convencionales.

### **1.3. Justificación**

La importancia de realizar la investigación radica en validar la identificación y predicción de facies que pueden ofrecer los datos de microestructura. Esto debido a que las formaciones areno-arcillosas con sólo las evaluaciones petrofísicas no se resuelven correctamente por los minerales arcillosos distribuidos de manera distinta en la formación.

La inteligencia artificial fue utilizada principalmente para la predicción de facies, así como la comparación de resultados de dichas predicciones entre los registros geofísicos de pozo, propiedades petrofísicas y datos de microestructura.

### **1.4. Objetivos Generales**

Realizar la predicción de facies utilizando datos de microestructura, de registro geofísico de pozo y propiedades petrofísicas para comprobar y obtener cuál de estos proporcionan una mejor predicción, a través de la herramienta IMP-Predict ®, proporcionada por el Instituto Mexicano del Petróleo.

### **1.5. Objetivos Específicos**

- Aplicar una inversión petrofísica a los datos de registro geofísico de pozos para obtener datos de microestructura.
- Construir un grupo de facies a partir de los datos de microestructura con un clasificador elaborado en Python.
- Estimar los parámetros adecuados para las máquinas de soporte vectorial que son fundamentales para la construcción del modelo de predicción.

### **1.6. Hipótesis**

La identificación de facies, así como su predicción será mejor con el uso únicamente de datos de microestructura que con datos de registro geofísico de pozo y propiedades petrofísicas.

## **Capítulo 2. Marco Teórico**

### **2.1 Introducción**

En este capítulo se presentan aspectos técnicos y teóricos que son fundamentales para el entendimiento de la investigación poniendo especial énfasis en la definición de las facies y de la inteligencia artificial que es fundamental.

De igual forma se describe la formación geológica que se presenta en nuestro caso de estudio de una manera breve. Se describe la definición de los registros geofísicos de pozos y las propiedades petrofísicas empleadas en esta investigación, así como la aplicación de una inversión petrofísica a nuestros datos para obtener datos de microestructura los cuales complementan para así tener una mejor capacidad a la hora de presentar los resultados. La necesidad de hablar sobre estos temas surge debido a que la inteligencia artificial se conjuga mejor con unos que con otros, por lo tanto, es importante su diferenciación.

### **2.2 Formaciones Areno-Arcillosas**

La principal composición de estas formaciones son las intercalaciones de horizontes de areniscas y lutitas. Las lutitas se forman en diferentes ambientes sedimentarios, lo cual influye en su cantidad y distribución de estas en una formación. Las arcillas se pueden depositar en la parte distal de los deltas, en depósitos de turbiditas o en aguas de baja energía (Escamilla, 2018).

La presencia de arcilla en las areniscas tiene varios efectos, el primero de ellos es que afectan la capacidad de almacenamiento en un yacimiento debido a la reducción de la porosidad efectiva, también reducen la capacidad de transmisión de los fluidos porque su permeabilidad disminuye. Generalmente en los registros geofísicos de pozo genera valores altos, esto en los registros sónico, neutrón y densidad, así como los valores de rayo gamma también serán altos por el contenido radiactivo, por los elementos de torio, uranio y potasio que contiene la arcilla. Al contrario, con lo que sucede con los registros de resistividad que serán bajos ya que permite el paso de la corriente eléctrica (Waxman and Smits, 1968; Pérez Rosales, 1976; Worthington, 2011). Archie (1942) propuso la estimación de

porosidad y saturación de agua para arenas limpias, años más tarde diversos autores propusieron modelos para la evaluación de formaciones areno-arcillosas.

Thomas y Stieber (1975) demuestran la importancia de la distribución y geometría de las arcillas en un yacimiento, así como la influencia de la arcilla en la evaluación de los registros geofísicos de pozo, argumentando que la arcilla dentro de la formación afecta directamente a la porosidad de las arenas. De igual forma recomiendan realizar una evaluación petrofísica entendiendo cómo se distribuye la arcilla en la arena, pues su distribución rige la productividad, también recomiendan la comparación de resultados con la evaluación directa en datos de núcleos.

Las arcillas no tienen una sola forma de depósito en el subsuelo, existen diferentes tipos de arcilla y de acuerdo con su distribución espacial, la arcilla se clasifica en tres tipos principales (Asquith, 1998):

- Arcilla dispersa
- Arcilla estructural
- Arcilla laminar

Posteriormente, se aborda cada una de ellas. Las formaciones areno-arcillosas productoras de hidrocarburos siempre han presentado problemas al momento de ser explotadas. El determinar el volumen de hidrocarburo a partir de un registro geofísico de pozo se vuelve problemático ya que la arcilla tiene un efecto en la lectura de datos pues inciden directamente en las mediciones de rayos gamma como del tiempo de tránsito de las ondas elásticas, no obstante, representan un 40% de la producción mundial de hidrocarburos (Comisión Nacional de Hidrocarburos, 2018). Por lo que forman parte importante de los yacimientos productores, esto debido a los grandes volúmenes de reservas no recuperadas que son extraídas principalmente por técnicas de inyección de agua o CO<sub>2</sub>.

Una formación se considera limpia si el contenido de arcilla es menor al 5% del contenido total de la roca; se le considera arcillosa si el contenido de arcilla en la roca está en el rango de 5 a 33%, y si el contenido de arcilla en la roca es mayor al 33% la formación se considera muy arcillosa (Kamel & Mabrouk, 2003).

### **2.2.1 Distribución espacial de arcilla**

La arcilla puede tener dos orígenes, autógeno o detrítico. Las arcillas de origen autógeno se originan en el lugar justo después de que se deposita la arena esto como resultado de interacciones químicas entre el fluido del poro y los constituyentes menores de la arena (como los feldespatos). Tienden a ser más puras y cristalinas, su composición puede variar radicalmente de las arcillas de tipo detrítico y sus minerales no se pueden disolver fácilmente una vez depositados con los fluidos de los poros por lo que afectan especialmente a los yacimientos de areniscas (Asquith, 1998).

Las arcillas de origen detrítico se deben al intemperismo de la roca. Su composición es muy variada, dependen del ambiente y de las condiciones de temperatura, humedad y acidez. Se le conoce también como arcilla de transporte porque se obtiene de diversos tipos de roca y arenas, conteniendo uno o más minerales de arcilla donde se forman externamente a la formación de la arena (Asquith, 1998).

El término arcilla se usa habitualmente con diferentes significados en la geología, mineralogía y petrofísica:

*Mineralogía.* Engloba a un grupo de minerales (minerales de la arcilla), filosilicatos en su mayor parte, cuyas propiedades fisicoquímicas dependen de su estructura (García & Suárez, s.f.).

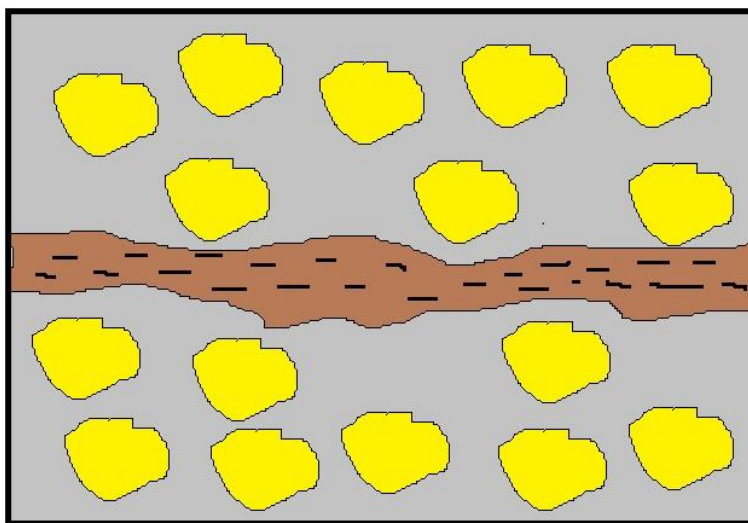
*Geología.* Las arcillas son partículas sedimentarias de grano muy fino y cuyo tamaño es inferior a las 4 micras, están compuestas principalmente de silicatos de aluminio hidratados formándose por la alteración de minerales de silicatos como el feldespato (Hernández, 2018).

*Petrofísica.* La arcilla es una roca sedimentaria la cual en la mayor parte de los casos su origen es detrítico, tiene características bien definidas que abarca los sedimentos con un tamaño de grano muy fino (García & Suárez, s.f.).

Cuando se refiere a la distribución espacial de la arcilla hablamos de arcilla laminar, que comúnmente se le conoce como lutita laminar; arcilla dispersa que se refiere generalmente como arcillas mineralógicas y arcilla estructural que está denominada como lutita estructural ya que es un agregado de minerales arcillosos (Aquino, 2015).

## Lutita Laminar

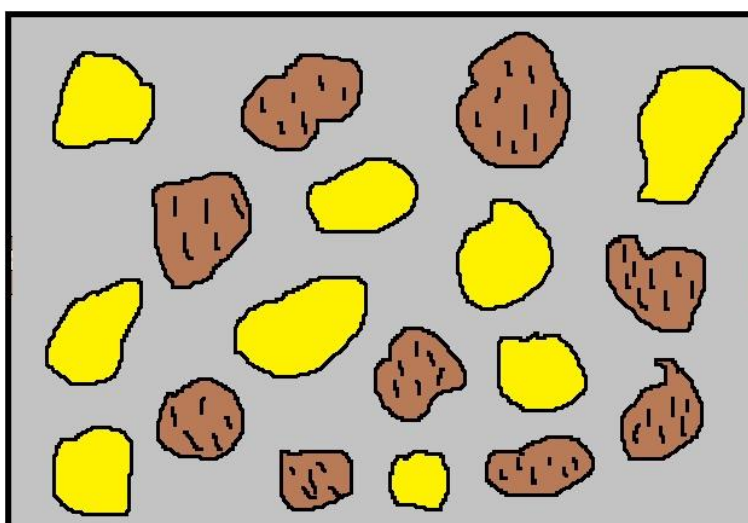
La lutita laminar se presenta cuando logra extenderse en forma de láminas o capas delgadas en la formación de arenisca con una o varias pulgadas de grosor, haciendo la separación y viéndola como dos formaciones en lugar de una. Este tipo de lutita laminar no afecta a la porosidad efectiva de la formación; sin embargo, cuando el volumen de arcilla aumenta, esta tiende a disminuir. La presencia de arcilla puede tener una influencia en algunas herramientas, por ejemplo, en el registro de resistividad cuando la lámina es muy delgada se ve menos afectado debido a que tiene menos agua ligada a su estructura. Su composición debe ser similar a las arcillas cercanas y por lo general son de origen detrítico (Aquino, A. (2019). Métodos de inversión en formaciones clásticas [Material del aula]. Aula 106, Instituto Mexicano del Petróleo, México DF, Ciudad de México).



**Figura 1.** Representación de Lutita Laminar. Fuente: Elaboración propia.

## Lutita Estructural

Las arcillas pueden existir bajo la forma de granos, fragmentos o nódulos en la matriz de formación debido a la acumulación de minerales arcillosos, sustituyendo a los granos de cuarzo. Esta matriz arcillosa no afecta ni a la porosidad ni a la permeabilidad de la roca, su composición puede diferir de las arcillas cercanas y se considera similar a la respuesta con las herramientas de registro que la lutita laminar. Además de que su origen también puede ser detrítico (Aquino, A. (2019). Métodos de inversión en formaciones clásticas [Material del aula]. Aula 106, Instituto Mexicano del Petróleo, México DF, Ciudad de México).

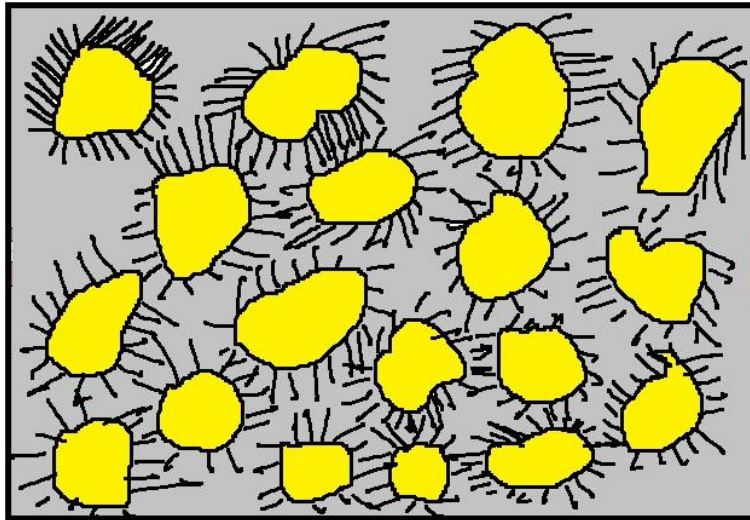


**Figura 2.** Representación de Lutita Estructural. Fuente: Elaboración propia.

## Arcilla Dispersa

Son arcillas que están dispersas en todo el espacio poral de la arenisca y sustituye el volumen del fluido que debería ocupar su lugar. Este tipo de arcilla genera disminución de la porosidad total y efectiva afectando a las herramientas de registros. Dentro de este tipo de arcilla se encuentran tres posibles tipos generales: revestimiento de poros, relleno de poros y puente de poros, debido a que este se encuentra llenando parcialmente los espacios intergranulares. Su origen difiere a sus dos antecesoras siendo autógeno, esta se puede precipitar directamente del agua de formación o a través de alteraciones diagenéticas de

feldespatos (Aquino, A. (2019). Métodos de inversión en formaciones clásticas [Material del aula]. Aula 106, Instituto Mexicano del Petróleo, México DF, Ciudad de México).



**Figura 3.** Representación de Arcilla Dispersa. Fuente: Elaboración propia.

### 2.3 Descripción de los registros geofísicos de pozo

Conocer las características de las formaciones que atraviesan los pozos, tanto por su naturaleza litológica, como por su contenido de fluido, ya sea agua o hidrocarburo, ha sido de profundo interés a lo largo de la historia, para ello se cuenta con el muestreo de los pozos, es decir, el registro de lo que la barrena atraviesa.

Los registros geofísicos de pozo se definen como una representación gráfica de una propiedad física de la roca contra la profundidad (Martell, 2015). Determinan propiedades petrofísicas de las rocas, por lo que constituye una información básica obtenida durante la perforación de algún pozo petrolero.

Son indispensables para la interpretación geológica-económica de áreas exploratorias, desarrollo de campos, caracterización de yacimientos y evaluación de reservas (Martell, 2015).

Un registro geofísico es un gráfico X-Y en donde el eje Y representa la profundidad del pozo y el eje X representa el valor o los valores de algunos parámetros como son la

porosidad, densidad, tiempo de tránsito, resistividad, diámetro del agujero, etc. Para llevarse a cabo se requiere de una móvil o estacionaria, si el pozo es costafuera, que mediante un sistema computarizado se obtiene y se procesa los datos. Esta unidad también cuenta con el envío de potencia y señales de comando a un equipo que se baja al fondo del pozo por medio de un cable electromecánico. El registro se obtiene al hacer pasar sensores enfrente de la formación por un dispositivo llamado sonda, la cual está compuesta por uno o varios sensores que miden sobre la pared del pozo la respuesta física del material litológico. Esta técnica no sólo está limitada a la industria petrolera, también se utiliza en la industria minera, geohidrológica, geotérmica y geotécnica principalmente para determinar la saturación de fluidos.

La ventaja principal que presentan los registros es que miden las propiedades de la roca in situ, lo que a difiere a las muestras de núcleos que no pueden ser medidas en los laboratorios.

La correlación de un pozo contra otro es una de las utilidades más importantes y comunes hoy en día, ya que se basa generalmente en las formas de las curvas registradas en función de la profundidad del pozo. Lo anterior permite que, tanto los ingenieros geofísicos como los ingenieros geólogos identifiquen la profundidad de las rocas, su distribución lateral, espesores y, lo más importante, dónde puede estar localizado el hidrocarburo o si se trata de una trampa que pueda ayudar a su ubicación.

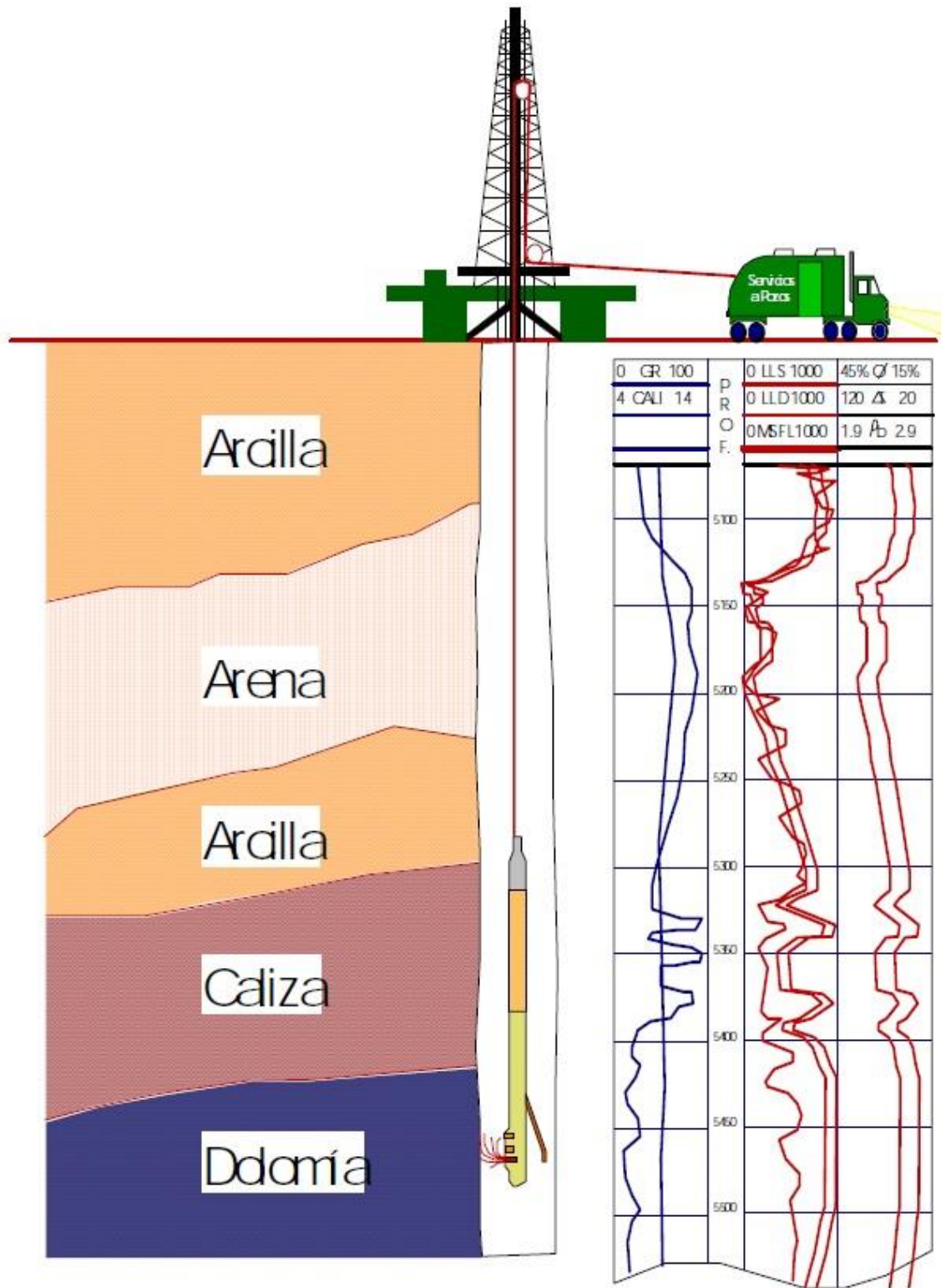


Figura 4. Ejemplifico de una toma de registros geofísicos de pozo. Fuente: CEDIP, 2017.

### **2.3.1 Tipos de registros geofísicos de pozo utilizados en este trabajo**

Se identifican cuatro tipos de registro los cuales se clasifican según su función del principio físico de la herramienta, estos son: eléctricos (resistividad profunda (Rt) o somera (Rxo)), acústicos, radiactivos y mecánicos. Cada tipo tiene diferentes características y por lo tanto diferente interpretación de curvas obtenidas.

No obstante, en esta investigación se hizo uso solamente de los registros eléctricos (resistividad profunda), acústicos y radiactivos.

#### **Radiactivos**

- Rayos Gamma (GR)
- Neutrones: Compensado (NPHI)
- Densidad (RHOB)

#### **Acústicos**

- Registro sónico (DT)

#### **Eléctricos de resistividad**

- Inducción
- Laterolog

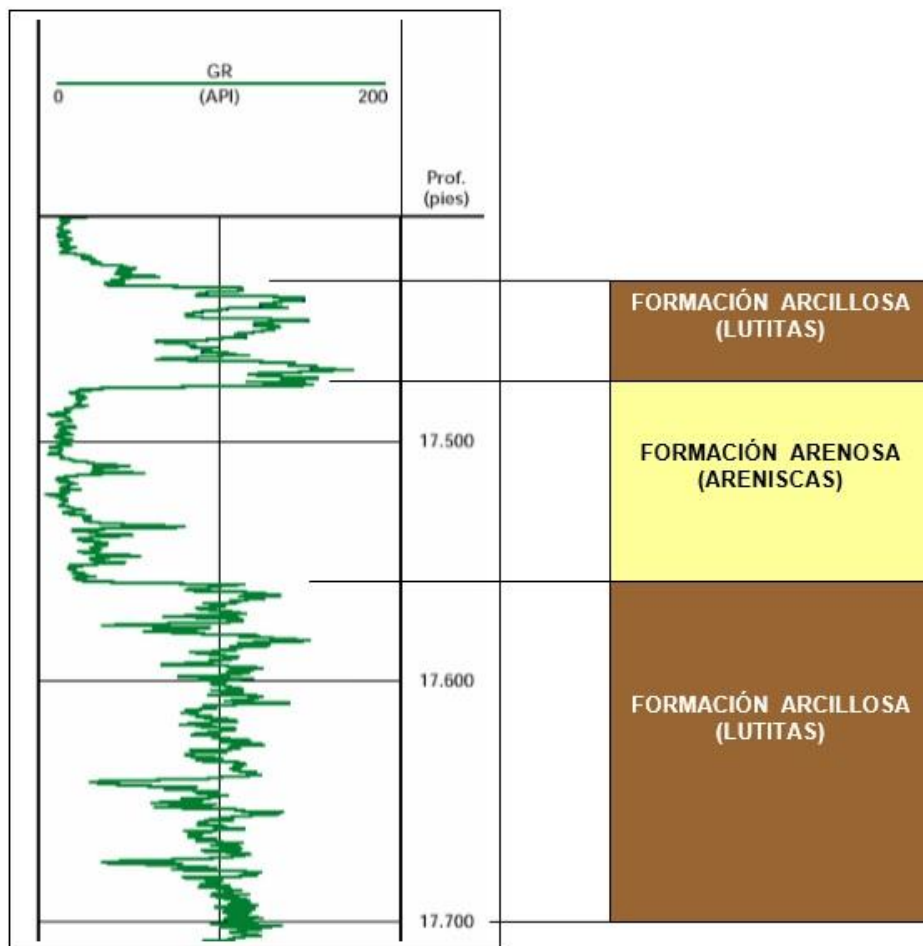
##### **2.3.1.1 Registro de Rayos Gamma**

Es un registro donde se mide la radiactividad de las formaciones como consecuencia de los fenómenos físicos que ocurren de manera natural en la roca y es útil tanto para detectar como evaluar depósitos minerales tales como el potasio y uranio.

Se utiliza principalmente en formaciones sedimentarias en concreto en las formaciones de arcillas debido a que en estas sucede una mayor concentración radiactiva, por lo tanto, las formaciones consideradas como “limpias” son aquellas que tienen un nivel bajo de arcillas a menos que se encuentre alguna contaminación por compuestos volcánicos como granitos radiactivos, cenizas volcánicas o bien una alta concentración de sales de potasio (Blázquez, 2011; González, 2014).

La curva que genera tiene un uso para la determinación de zonas con arenos arcillosas. Esto debido a que con los rayos gamma se delimita rápidamente las zonas de interés. Los perfiles de rayos gamma se leen de izquierda a derecha con una unidad de medida denominada API, su rango generalmente va de los 0 a los 150 aunque en algunos perfiles se encuentran de 0 a 200 (Hernández & Cal, 2012; Gálvez & Cusme, 2013).

El registro de rayos gamma puede identificar zonas limpias o irradiadas, por ejemplos, si tiene un nivel de rayo gamma alto este indica una arcilla, en cambio si es bajo, indica una arena.



**Figura 5.** Ejemplo de un registro de GR. Fuente: Gálvez & Cusme, 2013.

### 2.3.1.2 Registro de Neutrón Compensado

Es un registro radiactivo que se basa en la medición de concentraciones de hidrógenos por lo que indica la presencia de un fluido en la roca. La herramienta tiene diferentes aplicaciones como son la determinación de la porosidad, identificación litológica, análisis del contenido de arcilla y la detección de gas. (Martell, 2015).

Este método se utiliza principalmente para delinear formaciones porosas y para determinar la porosidad del yacimiento y son los mejores perfiles para detectar y delimitar gas dentro de él.

Los perfiles de neutrón porosidad se leen de derecha a izquierda y se presentan con la unidad de medida de porcentaje que generalmente se ubican entre los valores de 0.15 a 0.45 (Gálvez & Cusme, 2013). Este registro suele encontrarse en la misma pista de perfil con el registro de densidad para hacer una interpretación más efectiva del pozo.

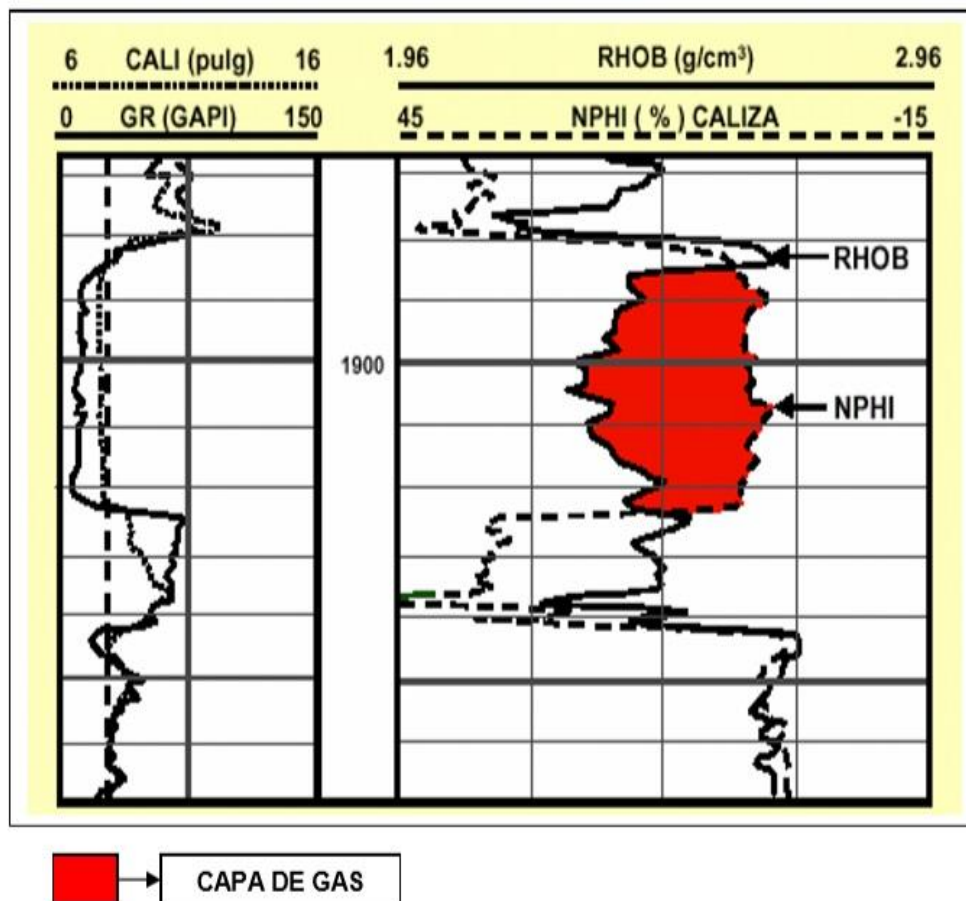


Figura 6. Ejemplo de un perfil de neutrón porosidad. Fuente: Gálvez & Cusme, 2013.

### **2.3.1.3 Registros de Densidad**

Los registros de densidad son principalmente usados para determinar la porosidad y litología, geológicamente el valor total es una función de la densidad de los minerales de la roca (matriz) y el volumen de los fluidos en los poros (Gálvez & Cusme, 2013; Hernández, 2018).

Sus aplicaciones también incluyen la identificación de minerales en depósitos evaporíticos, determinación de la densidad del hidrocarburo, evaluación de arenas arcillosas y de litologías complejas, determinación de la contribución de materia orgánica, el cálculo de presión de sobrecarga, propiedades mecánicas de la roca y sobre todo la detección de gas, esto último combinado con el registro neutrón compensado para determinar zonas de producción (figura 14) (Gálvez & Cusme, 2013).

Se lee de izquierda a derecha con una unidad de medida de  $\text{gr/cm}^3$ , su rango de valores va desde los 1.96 a los 2.96. Si el registro de densidad es bajo indicará alta porosidad y viceversa, este arroja un valor muy exacto en la porosidad efectiva en arenas arcillosas y al combinarse también es posible la determinación de módulos elásticos y reflejos acústicos para la exploración sísmica (Gálvez & Cusme, 2013; González, 2014).

### **2.3.1.4 Registro Sónico**

Los registros acústicos basan su principio de medición en enviar un tren de ondas acústicas que viajan a través de la formación a diferentes frecuencias e intervalos de tiempo, por lo tanto, los tiempos de tránsito de cada una de las ondas registradas son directamente proporcional a su porosidad (González, 2014).

El registro sónico mide el tiempo de tránsito (DT) en las rocas, este es un registro que está en función del tiempo que requiere una onda sonora para atravesar un pie de formación. El tiempo de tránsito para una formación determinada va a depender tanto de su litología como de su porosidad. Cuando la litología se conoce, esta dependencia de la porosidad hace que el registro sónico sea muy útil como registro de porosidad (Hernández, 2018).

Mientras mayor es el tiempo de tránsito, menor es la velocidad y, por lo tanto, mayor es la porosidad de la roca (Gálvez & Cusme, 2013).

En formaciones limpias y consolidadas con pequeños poros distribuidos uniformemente, existe una relación lineal entre la porosidad y tiempo de tránsito (Martell, 2015).

Se lee de derecha a izquierda, su unidad de medida con la que se presenta es  $\mu\text{seg}/\text{m}$  o  $\mu\text{seg}/\text{ft}$  y va desde un rango de valores de 40 a 140.

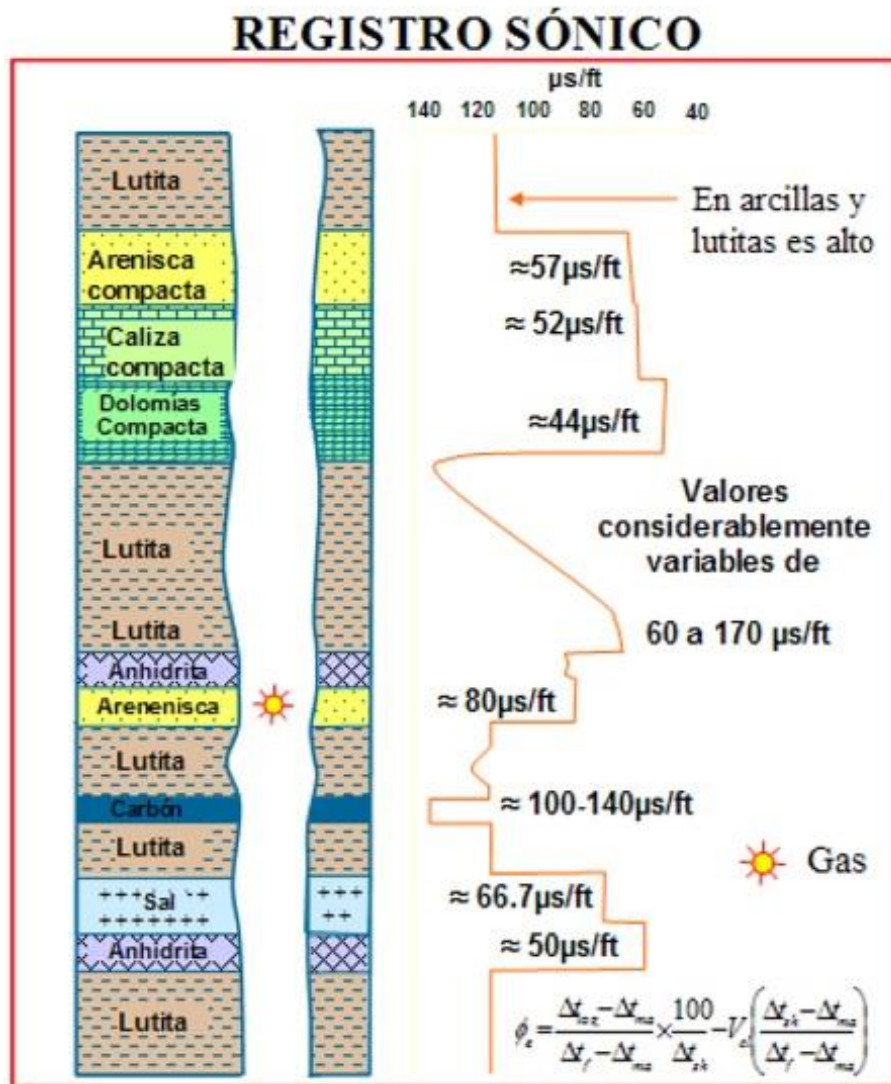
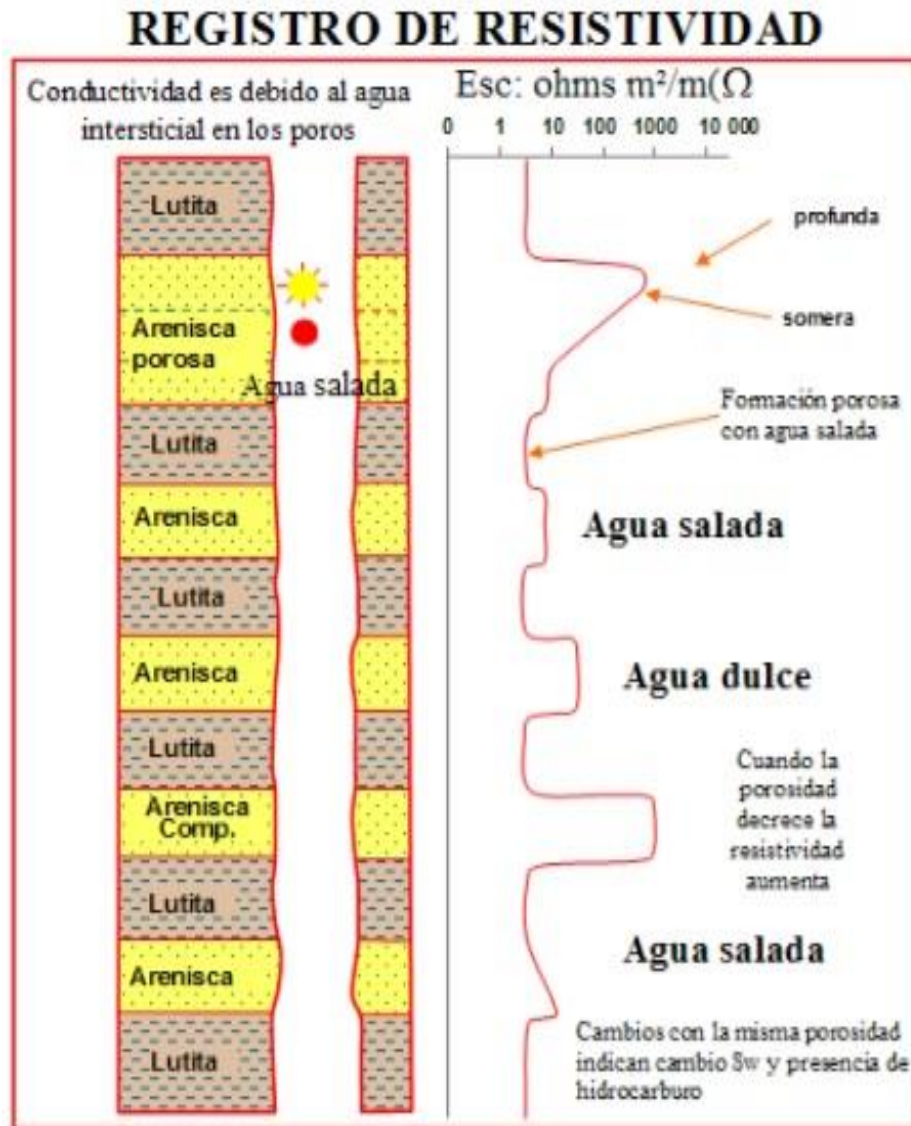


Figura 7. Ejemplo de un registro sísmico. Fuente: Rider, M. 1992.

### 2.3.1.5 Registro de Resistividad

Los registros de eléctricos miden la resistividad de las formaciones con el paso de la corriente eléctrica. La resistividad es la resistencia para conducir la electricidad y es uno de los parámetros más importantes ya que permite determinar la saturación de hidrocarburos o bien el agua presente dentro de una formación (González, 2014).

El registro se lee de izquierda a derecha y se presenta en una escala logarítmica o semilogarítmica por sus altos rangos de medida con valores que van desde los 0.2 a los 10000 ohms-m (Schlumberger Glossary, 2019).



**Figura 8.** Ejemplo de un registro de resistividad. Fuente: Rider, M. 1992.

### Registro de Inducción

La herramienta de inducción fue diseñada en un principio para medir la resistividad de la formación a una gran profundidad con el propósito de minimizar las formaciones adyacentes y la zona inválida (Sánchez, 2012).

Esta herramienta induce una corriente electromagnética que gira en la formación donde es detectada por unas bobinas receptoras. Los registros eléctricos de inducción proveen dos tipos de investigación, el primero, la inducción media que sirve para determinar la resistividad en la zona de transición y el segundo, la inducción profunda, utilizada para la zona virgen.

Su interpretación da como resultado el cálculo de la saturación de agua mediante la ecuación de Archie, la obtención del diámetro de invasión y la correlación entre pozos (Arévalo, 2018).

| <b>Profundidad de la herramienta de inducción</b> |                            |                               |                       |
|---|----------------------------|-------------------------------|-----------------------|
|   | <b>Resolución vertical</b> | <b>Radio de investigación</b> | <b>Precisión (+-)</b> |
| <b>Alta</b>                                       | 24 pulgadas                | 91 pulgadas                   | 0.25 Ohm-m            |
| <b>Media</b>                                      | 24 pulgadas                | 39 pulgadas                   | 0.25 Ohm-m            |
| <b>Somera</b>                                     | >17 pulgadas               | 17 pulgadas                   | 0.1 Ohm-m             |

**Tabla 1.** Profundidad de la herramienta de inducción. Fuente: Arévalo, 2018.

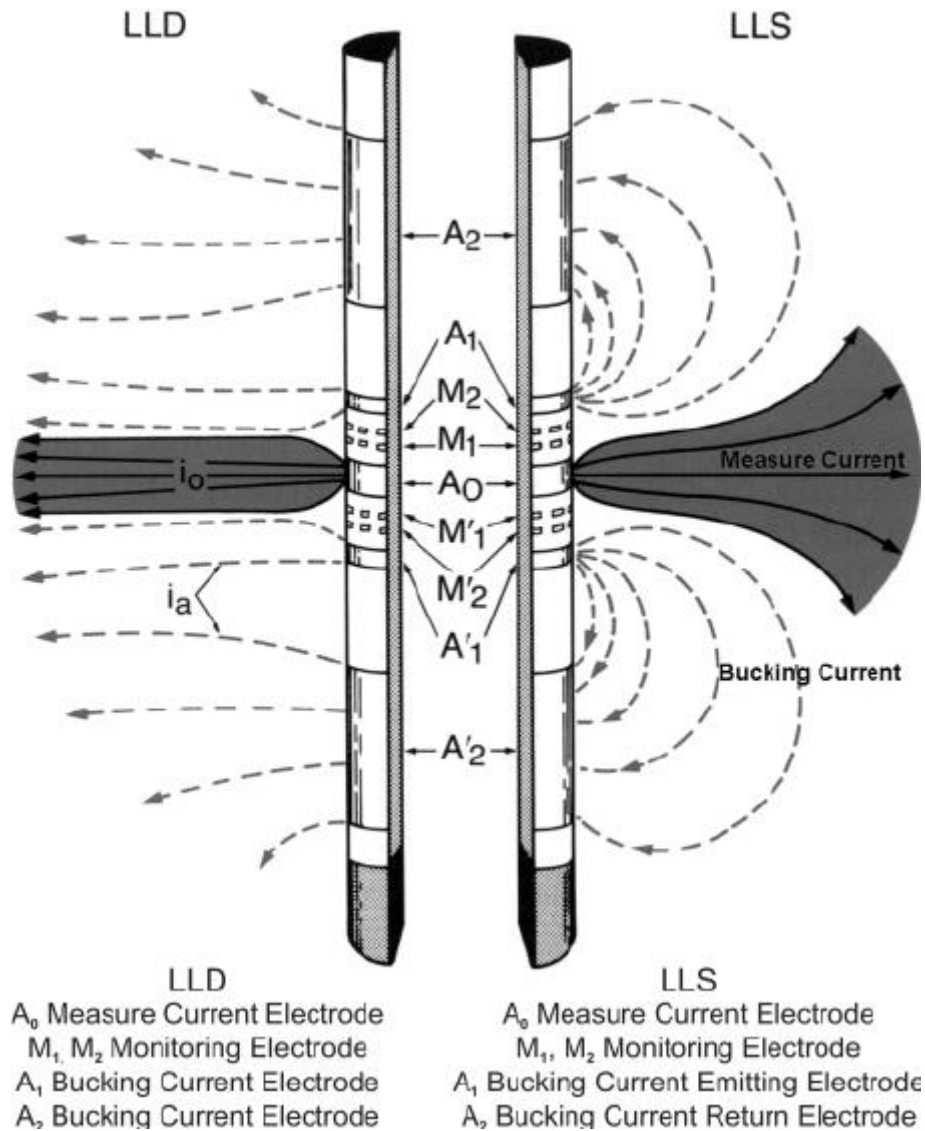
### **Registro de Laterolog**

La herramienta de laterolog tiene tres tipos de investigación: superficial (LLS), medio (LLM) y profundo (LLD). Usualmente se encuentra en la literatura la LLS y la LLD, juntas conforman DLL, doble laterolog. Esta herramienta es de corriente continua, basada en la ley de Ohm y fue diseñada para producir mediciones confiables de resistividad en pozos que contienen fluidos de perforación altamente salinos y/o cuando están rodeadas de rocas altamente resistivas.

La herramienta de laterolog funciona mejor en lodos salados o en lodos normales con formaciones de alta resistividad (H. G. Doll, 1951).

Contienen un electrodo central y otros dos electrodos que emiten la corriente eléctrica, estos dos últimos se ajustan para mantener el mismo potencial que el electrodo central y la falta de diferencia de potencial entre los electrodos es lo que provoca que la corriente fluya

horizontalmente hacia fuera, esto hace que la corriente principal no fluya hacia arriba del pozo, porque los electrodos que emiten la corriente lo hacen con la misma polaridad que la del electrodo central, el receptor, pero localizados arriba de este (Arévalo, 2018).



**Figura 9.** Representación de la herramienta de laterolog profundo (izquierda) y superficial (derecha). Fuente: Research Gate, 2011.

## 2.4 Definición de Petrofísica

La petrofísica es el estudio de las propiedades físicas y químicas de la roca y su interacción con los fluidos (gas, agua o hidrocarburo). Así mismo es una especialidad que conjuga demás ciencias geológicas para la determinación cuantitativa de las propiedades de la roca

y fluidos presentes en la misma, así como el movimiento de estos a través del medio poroso de una formación determinada (Tiab & Donaldson, 2004; Ekwere, 2012).

Los parámetros petrofísicos del yacimiento son aquellos que describen los aspectos físicos de la roca y del sistema roca-fluido. Para poder determinar estos parámetros es necesario obtener muestras de la roca y de los fluidos (núcleos) o bien tomar registros geofísicos de pozo para que puedan ayudar a la evaluación del yacimiento en cuestión (Tiab & Donaldson, 2004).

Las propiedades más fundamentales con respecto al almacenamiento y transmisión de fluidos son la porosidad y la permeabilidad que con su conocimiento se puede dar al campo petrolero un rendimiento óptimo para su explotación (Ekwere, 2012).

Este trabajo se centra en sólo cuatro propiedades petrofísicas que se describirán a continuación.

#### **2.4.1 Cálculo del Volumen de Arcilla**

La determinación del volumen de arcilla en una formación es muy importante en la evaluación petrofísica de un pozo porque sirve para delimitar zonas sucias (alto contenido de arcilla) y zonas limpias (bajo contenido de arcilla). Esta identificación de zonas ayuda a conocer si la roca es almacén o no, de igual forma ayuda al cálculo de la porosidad, saturación de agua, etc. Para realizar este cálculo de volumen de arcilla es necesario utilizar diferentes registros geofísicos de pozo (Asquith & Krygowski, 2004; Tiab & Donaldson, 2004).

En esta investigación solamente se verá el cálculo a partir del registro de rayos gamma y del registro neutrón-densidad.

##### **2.4.1.1 A partir del Registro de Rayos Gamma**

Debido a que la arcilla suele ser más radiactiva que la arena, se puede usar este tipo de registro geofísico de pozo para el cálculo de su volumen en depósitos porosos. El volumen de arcilla está expresado como una fracción decimal o de porcentaje llama  $V_{shale}$ . (Asquith & Krygowski, 2004). El cálculo del índice de rayos gamma se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$I_{GR} = \frac{GR_{log} - GR_{min}}{GR_{max} - GR_{min}} \quad Ec. 1$$

Donde:

$I_{GR}$  es el índice de rayos gamma o bien el volumen de arcilla.

$GR_{log}$  es la lectura de rayos gamma en la profundidad de la zona de interés.

$GR_{min}$  es el valor mínimo de rayos gamma, esto infiere que es una arena limpia.

$GR_{max}$  es el valor máximo de rayos gamma, esto infiere a una formación con alto contenido de arcilla.

A diferencia de otros registros que utilizan una única relación lineal entre su respuesta y el volumen de arcilla, el registro de rayos gamma tiene varias respuestas empíricas no lineales, así como una respuesta lineal. Las respuestas no lineales se basan en el área geográfica, en la edad de la formación o en otra información disponible que es elegida para ajustarse a la ecuación. En comparación con la respuesta lineal, todas las relaciones no lineales son más optimistas; es decir, producen un valor inferior al de la ecuación lineal. Para una estimación de primer orden de volumen de arcilla debe usarse la ecuación lineal que es la ecuación de registro de rayos gamma (Asquith & Krygowski, 2004).

Las respuestas no lineales son las que se presentan a continuación:

Larionov (1969) para rocas del Terciario:

$$V_{sh} = 0.083(2^{3.7-I_{GR}} - 1) \quad Ec. 2$$

Stieber (1970):

$$V_{sh} = \frac{I_{GR}}{3 - 2 \times I_{GR}} \quad Ec. 3$$

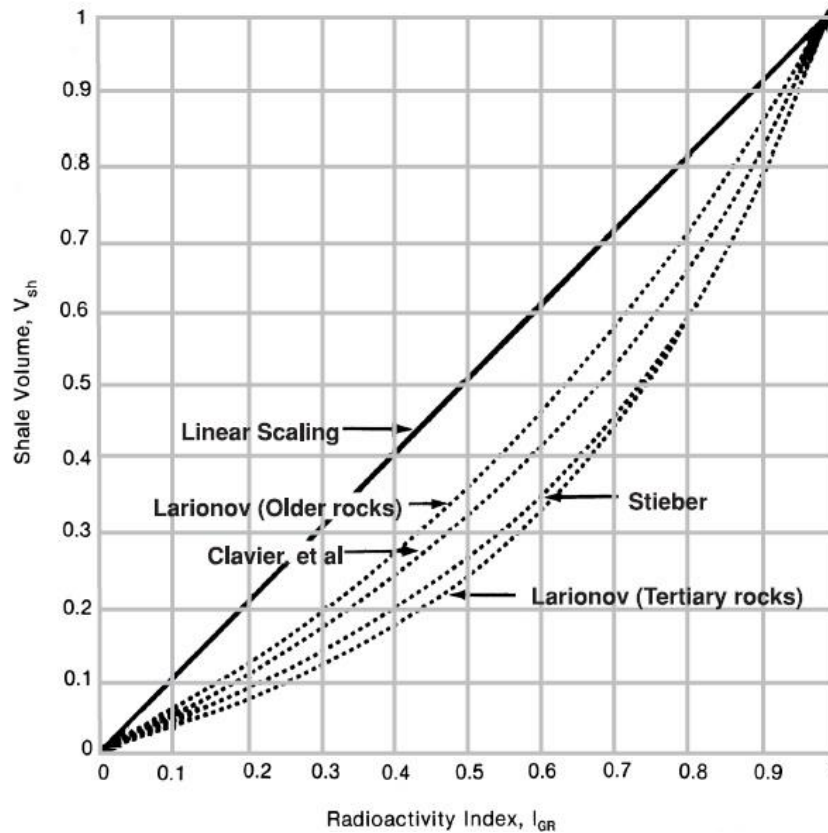
Clavier (1971):

$$V_{sh} = 1.7 - [3.38 - (I_{GR} - 0.7)^2]^{\frac{1}{2}} \quad Ec. 4$$

Larionov (1969) para rocas antiguas:

$$V_{sh} = 0.33 X (2^{2 \cdot I_{GR}} - 1)$$

Ec. 5



**Figura 10.** Comparación de métodos lineales y no lineales en el cálculo de volumen de arcilla. Fuente: Baker Atlas, 1996-1999.

#### 2.4.1.2 A partir del Registro de Neutrón-Densidad

El cálculo de volumen de arcilla a partir de este registro es con la siguiente ecuación:

$$V_{sh} = \frac{\Phi N - \Phi D}{\Phi N_{sh} - \Phi D_{sh}} \quad \text{Ec. 6}$$

El registro de neutrón-densidad se puede ver gravemente comprometido en las areniscas a baja profundidad con contenido de gas. Por lo que esta ecuación no es muy utilizada en estos casos debido a que afecta las respuestas en las curvas del registro. Además, las diferencias entre las arcillas dentro de una arenisca y las externas pueden causar problemas

adicionales como errores en la porosidad efectiva y evaluación de porosidad en las unidades clásticas (Ekwere, 2012).

#### **2.4.2 Definición de Porosidad**

La naturaleza de las rocas de los yacimientos que contienen hidrocarburo dicta la cantidad de fluidos atrapados dentro del espacio vacío de estas, también su capacidad de fluir a través de ellas y otras propiedades físicas relacionadas. La medida del espacio vacío se define como porosidad (Tiab & Donaldson, 2004).

La porosidad se puede definir como la relación del volumen de espacios vacíos y del volumen total de la roca o bien como la capacidad que tiene una roca para almacenar fluidos (Ekwere, 2012).

Está dada por la siguiente ecuación:

$$\Phi = \frac{V_p}{V_b} \quad \text{Ec. 7}$$

Donde:

$\Phi$  es la letra griega, phi, que es la porosidad.

$V_p$  es el volumen del espacio vacío.

$V_b$  es el volumen total de la roca.

##### **2.4.2.1 A partir del Registro de Neutrón-Densidad**

La porosidad puede clasificarse de dos maneras, de acuerdo con su origen y de acuerdo con la conexión entre poros (Ekwere, 2012)

##### **Por origen**

- Porosidad primaria
- Porosidad secundaria

*Porosidad primaria.* Esta porosidad es la que se formó en el momento de la deposición de los sedimentos. Está controlada por el grado de uniformidad del tamaño del grano, por la

forma de los granos, la forma de la deposición, por la compactación y cementación (Ekwere, 2012).

*Porosidad secundaria.* Esta porosidad se desarrolló después de la deposición y entierro de la formación, controlada principalmente por procesos como la dolomitización, disolución y fracturamiento (Ekwere, 2012).

### **Por la conexión entre poros**

- Porosidad total
- Porosidad efectiva

*Porosidad total.* La porosidad total representa todos los poros en la roca, es decir, tanto los poros interconectados como los aislados. Una roca puede tener una porosidad total considerable, pero a su vez no tener conductividad de fluidos debido a la falta de la intercomunicación entre poros (Ekwere, 2012).

*Porosidad efectiva.* La porosidad efectiva sólo representa los poros interconectados, es decir que la roca tendrá una conductividad de fluidos (Ekwere, 2012).

### **2.4.3 Definición de Saturación**

En un yacimiento de petróleo siempre hay más de un fluido ocupando el espacio poroso. En un depósito de petróleo, el aceite y agua ocupan el espacio poroso; en un depósito de gas, el gas y el agua ocupan el espacio poroso. Por lo tanto, es necesario realizar un seguimiento de la cantidad de cada tipo de fluido que ocupa el espacio de los poros normalmente expresado como un porcentaje o como una fracción decimal (Ekwere, 2012).

La propiedad petrofísica que describe la cantidad de cada tipo de fluido se le conoce como saturación y está expresado por la siguiente ecuación:

$$S_f = \frac{V_f}{V_p} \quad \text{Ec. 8}$$

Donde:

$S_f$  es la saturación del fluido.

$V_f$  es el volumen del fluido (aceite, agua o gas).

$V_p$  es el volumen en el medio poroso.

La sumatoria de todos los fluidos presentes en un yacimiento deben ser igual a uno, por lo tanto, se presenta la siguiente ecuación:

$$S_w + S_g + S_o = 1 \quad \text{Ec. 9}$$

Donde:

$S_w$  es la saturación de agua.

$S_g$  es la saturación de gas.

$S_o$  es la saturación de aceite.

La saturación de estos fluidos sólo habla de la proporción de cada uno de ellos en el espacio poroso, sin embargo, no menciona cómo los fluidos están distribuidos dentro de la roca (Ekwere, 2012). Para determinar su distribución es necesario considerar otro tipo de fenómenos tales como la tensión interfacial, mojabilidad, capilaridad y presión capilar, que por motivos de simplicidad este trabajo de investigación no los aborda, pero sí es importante mencionar este caso en particular.

La saturación se puede ver afectada por condiciones dentro del yacimiento, así como fluidos que estén presentes en el mismo (Tiab & Donaldson, 2004).

#### **2.4.3.1 Saturación de Agua**

La saturación de agua es la cantidad de volumen de poros en una roca que está ocupada por el agua de formación, representada de igual forma como un porcentaje o una fracción decimal (Asquith & Krygowski, 2004). Representado por la siguiente ecuación:

$$S_w = \frac{\text{Formación de agua ocupando los poros}}{\text{Espacio total de poros en la roca}} \quad \text{Ec. 10}$$

De igual forma, existe otra ecuación donde se determina a partir de la resistividad, que es la propiedad de una roca para no conducir la electricidad. En 1942, Archie mostró que la resistividad de una formación llena de agua puede estar relacionada a la resistividad del agua de dicha formación (Asquith & Krygowski, 2004). Por lo que la siguiente fórmula es conocida como la Ecuación de Archie para la saturación de agua en su forma general:

$$S_w = \left( \frac{\alpha * R_w}{R_t * \varphi^m} \right)^{\frac{1}{n}} \quad \text{Ec. 11}$$

Donde:

$\alpha$  es el factor de tortuosidad.

$R_w$  la resistividad del agua en la formación.

$R_t$  la resistividad real de la formación.

$\varphi$  es la porosidad de la roca.

$m$  es el exponente de cementación.

$n$  es el exponente de saturación cuyo valor ronda de 1.8 a 2.5.

#### **2.4.3.2 Saturación de Hidrocarburo**

La saturación de hidrocarburo es la cantidad de volumen de poros en una roca que está ocupada por el hidrocarburo de la formación, representada de igual forma como un porcentaje o una fracción decimal (Asquith & Krygowski, 2004). Representado por la siguiente ecuación:

$$S_h = 1 - S_w \quad \text{Ec. 12}$$

Donde:

$S_h$  es la saturación de hidrocarburo.

En este caso se utiliza una diferencia donde se calcula primero la saturación de agua y después se asume que la cantidad de fluido restante es de hidrocarburo (Asquith & Krygowski, 2004).

#### **2.4.4 Definición de Permeabilidad**

Además de ser porosa, una roca debe tener la capacidad de permitir que los fluidos fluyan a través de sus poros interconectados. A esta capacidad se le denomina permeabilidad (Tiab & Donaldson, 2004). La permeabilidad está controlada por el tamaño de las gargantas porales y se miden en darcys o milidarcys, representándose con el símbolo K (Asquith & Krygowski, 2014). Si no hay una intercomunicación entre poros, no puede existir

permeabilidad, también una roca muy porosa no significa que tenga una buena permeabilidad, un ejemplo de esto son las arcillas.

Darcy, desarrolló una ecuación de flujo de fluidos. Esta ecuación está expresada en una forma diferencial y es la siguiente:

$$u = \frac{q}{A_c} = -\frac{k}{\mu} \frac{dp}{dl} \quad \text{Ec. 13}$$

Donde:

$u$  es la velocidad del fluido, cm/s.

$q$  es la tasa de flujo, cm<sup>3</sup>/s.

$k$  es la permeabilidad de la roca porosa, Darcy.

$A_c$  es el área transversal de la roca, cm<sup>2</sup>/s.

$\mu$  es la viscosidad del fluido, cP (centipoises).

$l$  es la longitud de la roca, cm.

$\frac{dp}{dl}$  es el gradiente de presión en la dirección del flujo, atm/cm.

De igual forma en la literatura existen otros dos tipos de ecuaciones empíricas para medir la permeabilidad.

Schlumberger:

$$K = \left( \frac{250 \cdot \Phi e^3}{S_{wirr}} \right)^2 \quad \text{Ec. 14}$$

Timur:

$$K = \left( \frac{93 \cdot \Phi e^{2.2}}{S_{wirr}} \right)^2 \quad \text{Ec. 15}$$

Donde:

$S_{wirr}$  es la saturación de agua irreducible.

Existen tres tipos de permeabilidad:

- Permeabilidad absoluta
- Permeabilidad efectiva
- Permeabilidad relativa

*Permeabilidad absoluta.* Es aquella donde la roca está 100% saturada con un solo fluido, ya sea agua, gas o aceite (Tiab & Donaldson, 2004; Asquith & Krygowski, 2014).

*Permeabilidad efectiva.* Cuando dos o más fluidos están presentes en la roca y este tiene la capacidad para transmitir un fluido en presencia de otro cuando los dos son inmiscibles (Tiab & Donaldson, 2004; Asquith & Krygowski, 2014).

*Permeabilidad relativa.* La relación que existe entre la permeabilidad efectiva y la permeabilidad absoluta (Tiab & Donaldson, 2004; Asquith & Krygowski, 2014).

## **2.5 Modelo Petrofísico**

Un modelo petrofísico es una forma de representar la realidad física de los elementos que componen un volumen de roca en términos conceptuales, ya sea geométricos o matemáticos y es utilizado para procesar e interpretar datos provenientes de los registros geofísicos de pozo con la finalidad de definir propiedades petrofísicas a detalle (Galicia, 2017).

El modelo petrofísico utilizado para esta investigación es un modelo que ha sido desarrollado únicamente para las formaciones clásticas con presencia de lutita, por lo que es necesario conocer la microestructura de las formaciones limpias (Aquino, 2015).

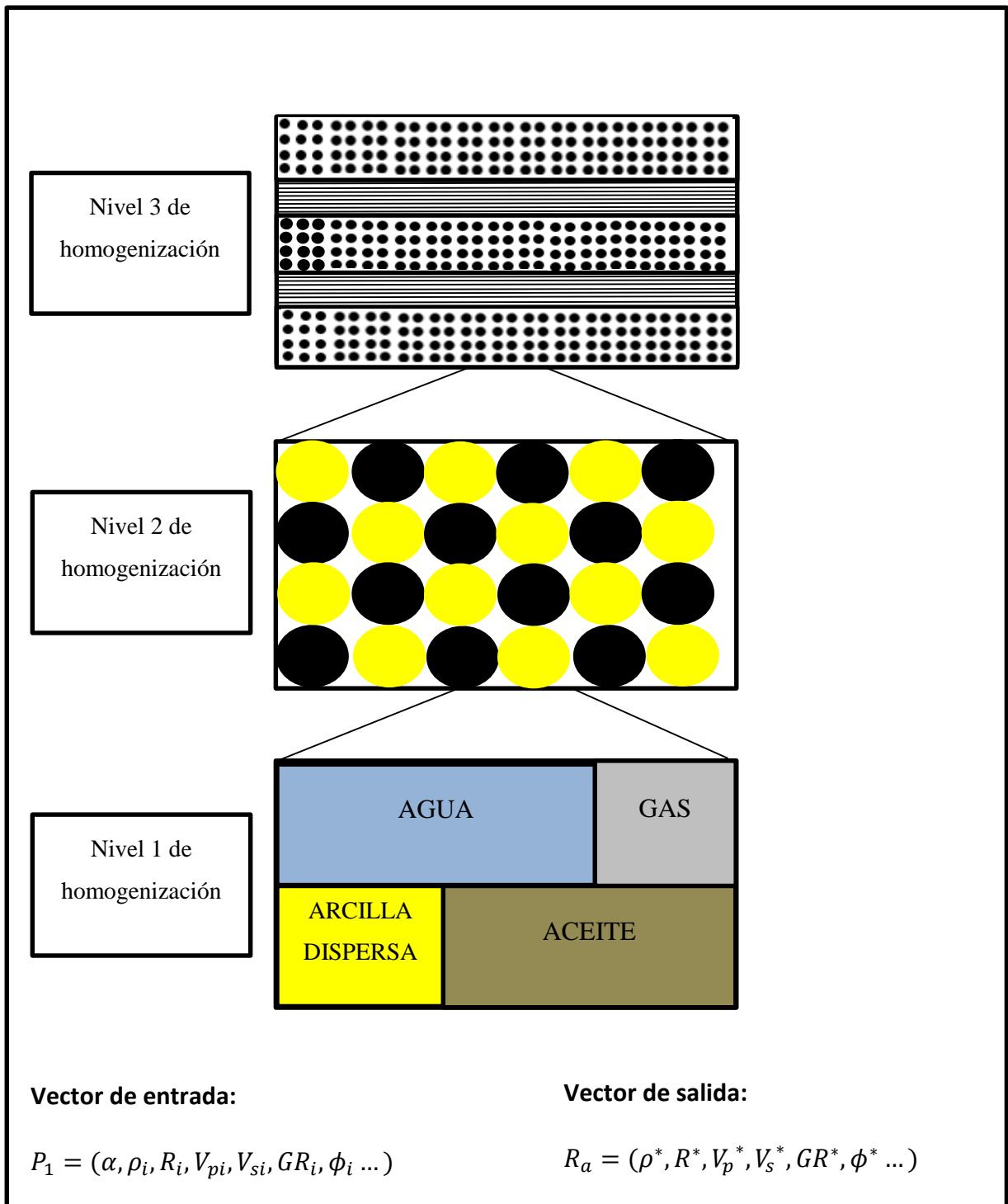
Este modelo permite la simulación de diferentes propiedades físicas medidas en registros geofísicos de pozo. Además, es congruente con la realidad física de las rocas clásticas ya que toma en consideración las componentes más importantes de estas, así como la distribución de sus elementos (Aquino, 2015).

En 2015, Aquino propone este método debido a que se toma en consideración la distribución espacial de arcilla que es fundamental para entender el comportamiento de los yacimientos areno-arcillosos, este el modelo no considera parámetros empíricos (variables

estadísticas) por lo que es más conveniente que otros modelos desarrollados para interpretar formaciones clásticas.

La posibilidad de adicionar datos geológicos y de núcleos a este modelo es posible, sin embargo, es importante señalar que los parámetros empíricos sirven para ajustar datos y no necesariamente representan características del medio. La calibración con este tipo de datos es necesaria, pero no suficiente para la interpretación de parámetros petrofísicos (Aquino, 2015).

A continuación, se presenta el modelo jerárquico que se tomó en cuenta para las formaciones areno-arcillosas, cuenta con tres niveles de homogenización que fueron propuestos por Aquino et al, 2011.



**Figura 11.** Modelo jerárquico para formaciones areno-arcillosas propuesto por Aquino et al 2011. Elaboración propia.

### **2.5.1 Inversión de propiedades físicas o inversión multifísica**

La teoría de inversión es una herramienta matemática para determinar parámetros de modelo, la meta final de las observaciones geofísicas es la determinación de estructuras geológicas de los datos geofísicos (Aquino, 2015).

La interpretación de registros de pozos usando la técnica de inversión conjunta se utiliza para determinar los parámetros petrofísicos de formaciones. La primera técnica que es comercializada para interpretación de registros usando esta técnica de inversión de tres diferentes propiedades físicas se le denomina como ELAN (Elemental Log Analysis) que fue desarrollada por la empresa Schlumberger (Mitchell and Nelson, 1988; Schlumberger 1987; Aquino, 2015).

La idea principal y fundamental en el empleo de la inversión conjunta es tomar en consideración al mismo tiempo todas las propiedades físicas que se miden en los registros geofísicos de pozos y mediante una ecuación acoplar estas propiedades de forma que e minimice la diferencia entre las propiedades físicas medidas y las simuladas. A diferencia del método antes mencionado, esta toma en cuenta las propiedades medidas en pozo considerando la simulación de propiedades con aproximación de medio efectivo, que es otro método en el cual no se requiere una componente, sea esta considerada matriz por lo que se pueden sacar varias propiedades físicas. Para ello se plantea una función de discrepancia en la cual se asignan pesos para cada una de las propiedades que pueden ser estimados a partir de la dispersión de datos de entrada (Aquino, 2015).

Según Aquino (2015), los pesos es una buena idea debido a que se tienen diferentes propiedades físicas que varían en rangos diferentes y en donde en muchos casos estas variaciones indican cambios de las propiedades petrofísicas, sin embargo, en otros están afectadas por problemas de medición que hacen que las mediciones no sean confiables.

Usualmente se aproximan las condiciones geológicas verdaderas por medio de un modelo más simple que la realidad y se tratan de determinar los parámetros del modelo a partir de los datos medidos (Zhdanov, 2002).

La aplicación de la inversión petrofísica se determinó debido a la complejidad de las formaciones areno-arcillosas. En este trabajo sólo será de nuestro interés los volúmenes y

características que constituyen la roca, como el hidrocarburo y la distribución espacial de arcilla. La función de discrepancia se propone para que se iguale la influencia de diferentes propiedades físicas que se minimizan en esta función (Aquino, 2015).

Función de discrepancia:

$$F(p_1, p_2, \dots, p_i) = W_{m1}(m_1 - m_1^*)^2 + W_{m2}(m_2 - m_2^*)^2 + \dots + W_{mn}(m_n - m_n^*)^2 \quad \text{Ec. 16}$$

Donde:

$F$  es la función de discrepancia.

$p_1, p_2, \dots, p_i$  son los parámetros por buscar del modelo.

$W_{m1}, W_{m2}, \dots, W_{mn}$  son los pesos que se asignan a cada una de las propiedades físicas que se miden.

$m_1, m_2, \dots, m_n$  son las propiedades físicas medidas.

$m_1^*, m_2^*, \dots, m_n^*$  son las propiedades físicas estimadas.

La inversión conjunta determina parámetros como: la distribución espacial de arcilla, el hidrocarburo, la saturación de agua y aceite, porosidad efectiva en formaciones clásticas, valores de porosidad de matriz, vórgulos, etc. Por lo que será de gran ayuda a este trabajo de investigación para la determinación de facies.

### **2.5.2 Metodología de la inversión petrofísica**

Para el cálculo de nuestros parámetros simulados se hizo uso de una herramienta de inversión proporcionada por el Instituto Mexicano del Petróleo, llamada IMP-PILD ®, donde se alimenta con datos de registro geofísicos de pozos de nuestro caso de estudio.

Es importante aclarar que por motivos de privacidad no se puede mostrar la metodología paso por paso de la herramienta por lo que solamente se mencionarán los datos de registro geofísicos de pozo utilizados.

Los datos utilizados para este trabajo de investigación son los siguientes:

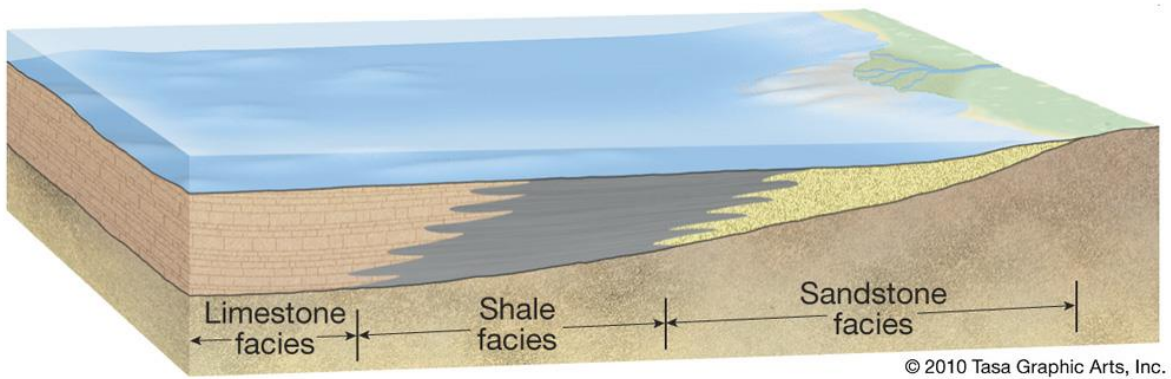
- Resistividad (RT)
- Rayos Gamma (GR)
- Porosidad-Neutrón (NPHI o NPRS)
- Densidad (RHOB o DEN)
- Tiempo de Tránsito (DT o DT35)

| <b>Registros</b>                       | <b>Valores</b> |             |
|--|----------------|-------------|
| <b>Resistividad (RT)</b>               | 0.1 – 10000    | Logarítmico |
| <b>Rayos Gamma (GR)</b>                | 0 – 150        | Lineal      |
| <b>Porosidad-Neutrón (NPHI o NPRS)</b> | 0.45 – -0.12   | Lineal      |
| <b>Densidad (RHOB o DEN)</b>           | 1.9 – 2.9      | Lineal      |
| <b>Tiempo de Tránsito (DT o DT35)</b>  | 140 – 40       | Lineal      |

*Tabla 2. Registros utilizados para alimentar la herramienta de inversión IMP-PILD ® propiedad del Instituto Mexicano del Petróleo.*

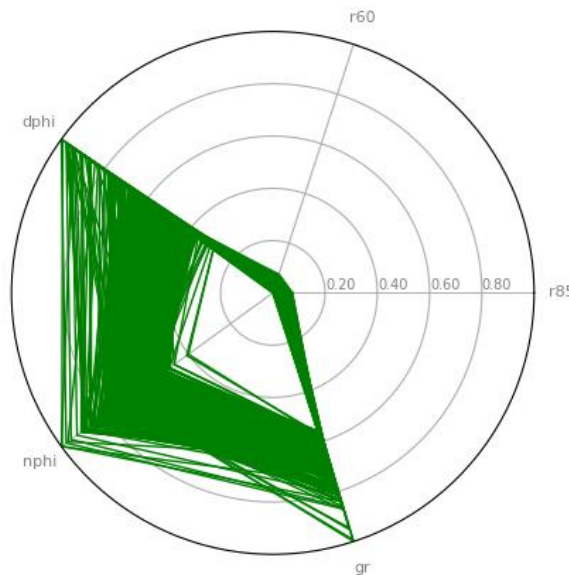
## **2.6 Definición de Facies**

Serra y Abbott (1970), habla del término “electrofacies” definiéndolo como un conjunto de las respuestas de los registros geofísicos que caracterizan a un estrato y permiten que pueda ser diferenciado de los otros que lo rodean. Gressly (1838), posteriormente hace una división donde se hacen distinciones específicas de este término donde el concepto de facies más usado habla de una serie de capas sedimentaras donde se pueden observar sus cambios sucesivos a través del tiempo, observando de igual forma los ambientes pasados y se puede realizar un seguimiento individual de la unidad de roca sedimentaría.



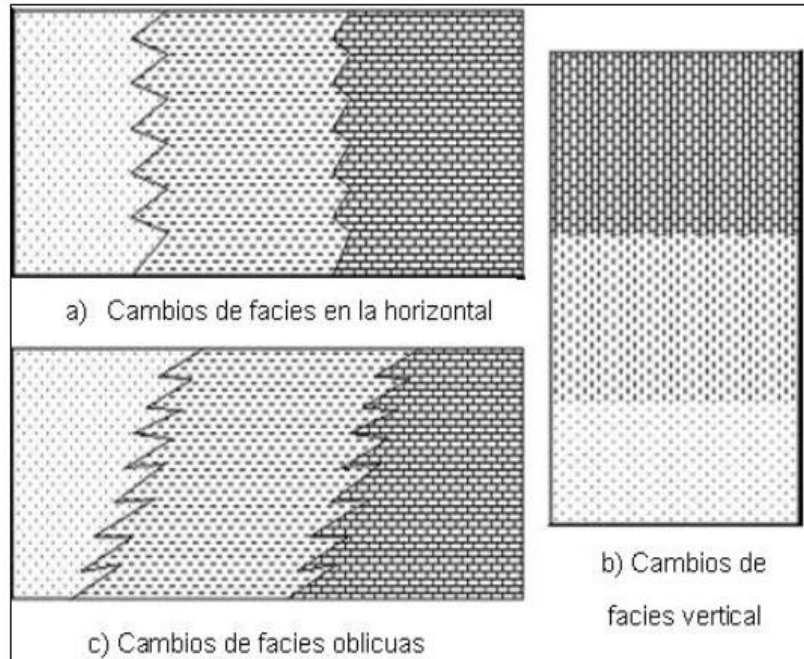
**Figura 12.** Representación gráfica de facies sedimentarias. Fuente: Gressly (1938).

La identificación de electrofacies o facies es un componente esencial de la prospección petrolera y de la caracterización del depósito. La tarea de identificación de las facies ha representado un reto a lo largo de la historia, Selley (1970), propone representar la sucesión de electrofacies en un diagrama de telaraña, donde el peso recae en que los registros geofísicos de pozo deben normalizarse para posteriormente graficarlos y observar su comportamiento en el diagrama.



**Figura 13.** Representación de una electrofacie de arcilla en un diagrama de telaraña. Fuente: Verano de Investigación en el IMP. (Gil, Zurita & Rangel).

La ley de facies de Walther (Middleton, 1973), indica que hay tres tipos de deposición de facies las cuales son: horizontales, verticales y oblicuos. Estos deben de haber sido el producto de ambientes asociados especialmente.



**Figura 14.** Tipos de deposición de facies. Fuente: (Middleton, 1973).

La distinción de facies y electrofacies fue realizada por Middleton (1973) donde el término electrofacies se retribuí a un concepto geofísico y el término facies a un concepto geológico. A su vez varios matemáticos han introducido modelos para la automatización de identificación de estas, donde incluye métodos basados en estadísticas y la regresión multivariantes tal como componente principal, análisis y paramétricos no multivariantes.

### 2.6.1 Tipos de Facies

Existen cuatro tipos de facies:

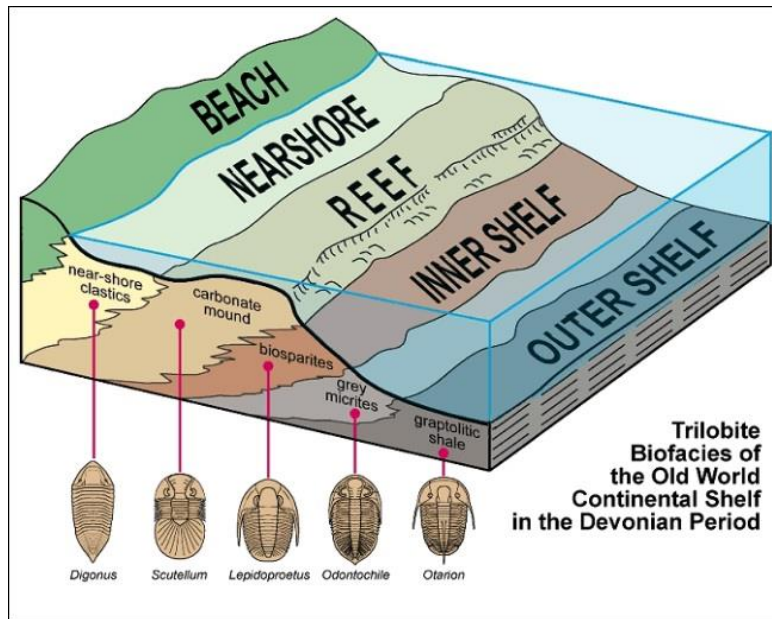
- Litofacies
- Biofacies
- Microfacies
- Facies sísmicas

*Litofacies*. Conjunto de las características de los cuerpos de roca sedimentaria que contienen características específicas. Se pueden definir por su color, estructura, textura, composición y arquitectura sedimentaria. Las litofacies se definen principalmente tres características que es la litología, la estructura y su geometría (Tarbuck & Lutgens, 2002).



**Figura 15.** *Litofacie de yeso blanco laminado con intercalaciones de láminas dolomicriticas. Fuente: Salvany, 2017. Universidad Politécnicas de Catalunya.*

*Biofacies*. Se define como distintas características biológicas de los estratos que son indicativos de las condiciones específicas bajo las cuales las rocas fueron depositadas. Se caracterizan por su contenido fosilífero, sin embargo, no deben confundirse con las icnofacies, cuya principal característica es el contenido de fósiles traza (Ludvigsen et al., 1983).

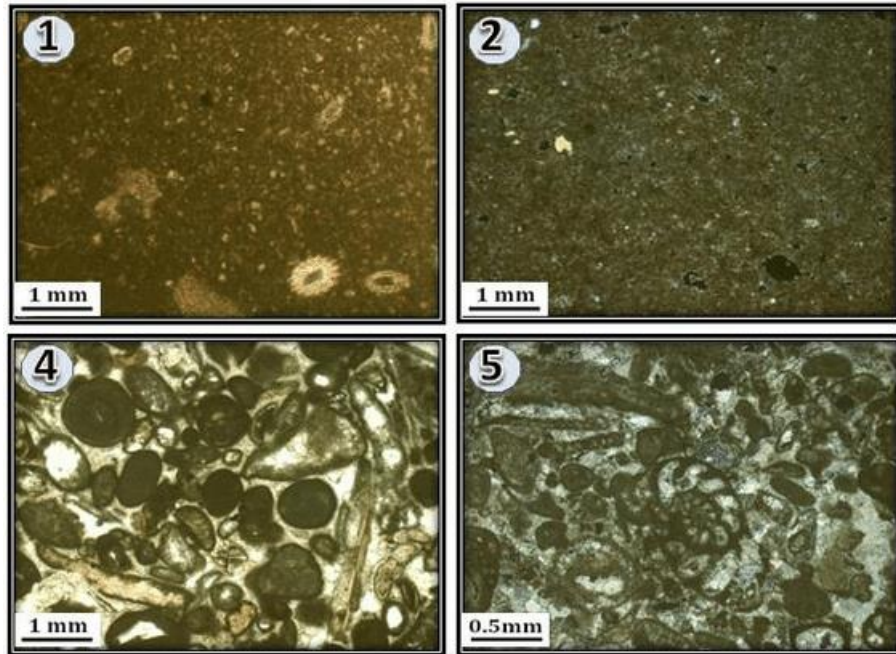


**Figura 16.** Ilustración de una biofacie con un trilobite. Fuente: [www.trilobites.info](http://www.trilobites.info)

*Microfacies.* Se refiere a la petrografía y paleontología en secciones delgadas. El término de microfacies se define como el total de todos los datos sedimentológicos y paleontológicos que pueden describirse y clasificarse en secciones de muestras delgadas (Brown, 1943).

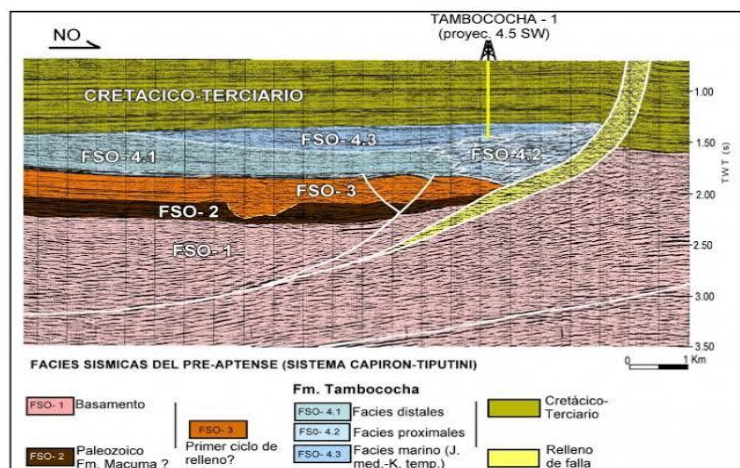
Otra definición es que son características litológicas paleontológicas observables sólo en microscopio (Cuvillier, 1952).

Este tipo de facies dan por sentada las bases para una buena interpretación ya que se convierten en una parte esencial en la interpretación paleoambiental de las calizas.



**Figura 17.** Muestras de microfacies: 1) Lutita pelágica; 2) Lutita fenestrada; 4) Peloides bioclásticos granulados; 5) Bioclastos. Fuente: Vafadar, 2016.

*Facies sísmicas.* Es la respuesta acústica de una litofacies de un sistema de depósito a una señal acústica determinada de características controladas. Una facie sísmica es una unidad 3D, compuesta por reflexiones sísmicas cuyos parámetros acústicos difieren de los correspondientes a las unidades adyacentes dentro de una misma secuencia (Brown & Fisher, 1980).



**Figura 18.** Facie sísmica del pre-aptense. Fuente: Rivadeneira et al.,

## **2.6.2 Facies utilizadas en este trabajo**

Para esta investigación es importante recalcar dos puntos. El primero es el término que se utiliza para referirnos a nuestras unidades sedimentarias, que es facies. Esto se hace por la simplicidad con la que se quiere manejar la investigación, el segundo punto es que se muestran dos grupos de facies.

El primer grupo está conformado por cuatro unidades sedimentarias: Arenisca, Arena con arcilla, Arcilla arenosa y Arcilla. Este grupo fue establecido por Petróleos Mexicanos en conjunto con el Instituto Mexicano del Petróleo, por lo que no se ve en el Capítulo 4 su metodología ya que existe un acuerdo de privacidad entre el IMP y esta investigación.

El segundo grupo está conformado por ocho unidades sedimentarias que se obtuvieron gracias a la inversión petrofísica, en concreto a la distribución espacial de arcilla. En el Capítulo 3 se explica la metodología de cómo se obtuvieron, así como el nombre que se le asignó a cada una de ellas.

## **2.7 Inteligencia Artificial en México y el papel que juega en la Ingeniería Geofísica**

Sucar (2018), premio nacional de ciencias e investigación del INAOE comentó que el desarrollo de la inteligencia artificial puede tener un efecto en la sociedad y en la economía más grande que la invención del fuego o incluso que la revolución industrial. Por lo que México debe de estar preparado para ser un factor clave de su desarrollo y no sólo actuar como un observador.

Hoy en día hablar de inteligencia artificial es hablar de la vanguardia tecnológica, pero ¿a qué se refiere este término? Se refiere a máquinas, y en general a los sistemas informáticos capaces de simular los procesos de inteligencia natural que presentan los seres humanos. Estos procesos incluyen el aprendizaje, razonamiento y la autocorrección. Este término cuenta ahora con una amplia gama de enfoques y tecnologías de investigación (Martinho-Truswell et al., 2018).

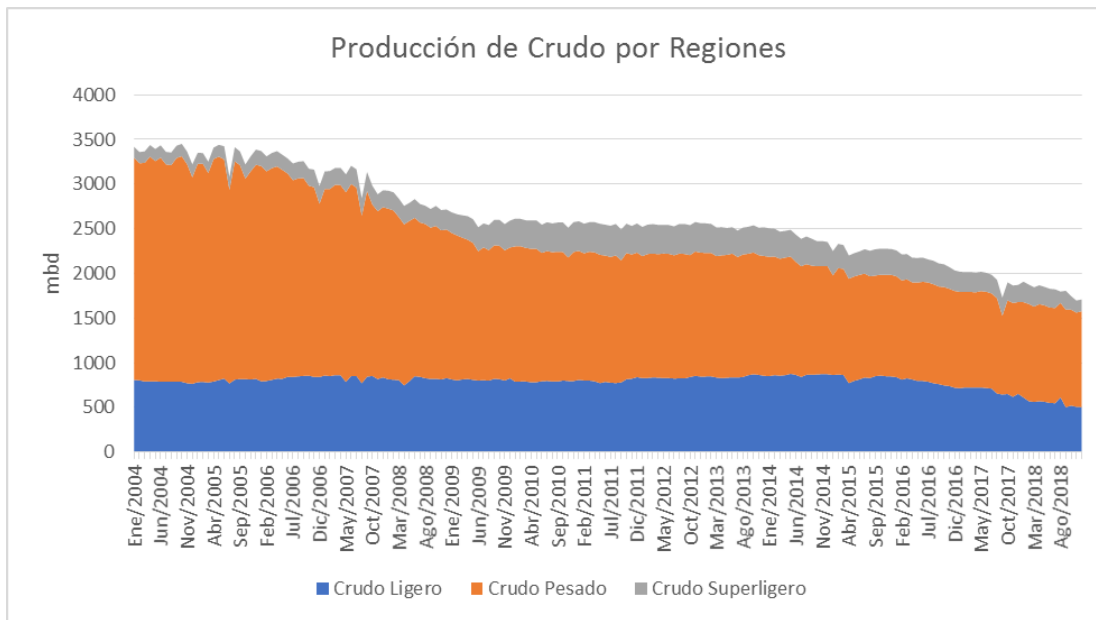
México se encuentra bien posicionado en cuanto a infraestructura digital, en particular, tiene el quinto puesto de treinta y cinco, para disponibilidad de datos y el noveno para la capacidad de estos; puntajes altos que reflejan los proyectos de alto valor en México en el

Gobierno y resultados de la Estrategia Digital Nacional (NDS) de la administración actual (Martinho-Truswell et al., 2018).

En lo que respecta hacia la ingeniería geofísica, cuando se habla de inteligencia artificial puede ser de bastante utilidad por la cantidad de datos tan enormes que se maneja en la industria, en concreto se puede decir que es una herramienta más que puede ayudar a manejar los datos con una mayor rapidez y eficiencia.

En nuestro caso, y refiriéndonos específicamente en el ámbito petrolero, la inteligencia artificial se ocupa principalmente en el ámbito de la predicción. Predicción de datos, curvas de registro o bien facies. Este último es en el cual se sustenta este trabajo de tesis.

Encontrar y extraer hidrocarburo es difícil hoy en día, México ha pasado el pico de producción desde hace ya varios años (figura 19), lo cual no es preocupante porque petróleo queda para rato, sino que las complicaciones vienen debido a que es un petróleo de una calidad menor a la anterior y su extracción no es tan fácil como solía ser.



**Figura 19.** Producción de Crudo por Tipos (Fuente: SENER).

Se cree que la infrautilización de los datos y de la base del conocimiento superficial existente son responsables por el decepcionante desempeño de la exploración, además de que los datos disponibles durante el proceso de exploración se pueden usar de manera

mucho más eficiente, todo para entregar unas predicciones más precisas y así apoyar decisiones de inversión más rentables durante la explotación y producción de hidrocarburo (Larsen, et al 2017).

Es decir, lo que ofrece la inteligencia artificial en el ámbito del petróleo es convertir los pozos que no son rentables en una buena opción económica, esto hace que la inteligencia artificial tenga hoy en día más peso dentro de las geociencias y por supuesto, la geofísica.

### **2.7.1 Aprendizaje Automático (Machine Learning)**

El aprendizaje automático es un campo de las ciencias de la computación que le da a las computadoras la habilidad de aprender sin ser explícitamente programadas (Samuel, 1959).

Es decir, existen algoritmos los cuales se puede hacer uso de ellos para obtener hallazgos o conclusiones relevantes sin la necesidad de escribir un código o una instrucción. El aprendizaje automático nació en la década de los 60, siendo una subdisciplina de la inteligencia artificial, producto de las ciencias de la computación y de las neurociencias. Esta rama pretende estudiar el reconocimiento de patrones, razonamiento probabilístico, recuperación de información, etc., en las áreas sobre todo de la ingeniería y matemática que propone grandes retos.

El principal objetivo de todo aprendizaje sea automático, scikit, o profundo es aprender, desarrollar la capacidad de generalizar y asociar. Cuanto se traduce esto a una máquina o computadora, significa que estas deben poder desempeñarse con precisión y exactitud en actividades nuevas como imprevistas. Esto es posible debido a la réplica de las facultades cognitivas del ser humano, formando modelos que generalicen la información que se les presenta para realizar sus predicciones.

Para realizar esta réplica cognitiva son importante los datos, pero no relevantes dado que el aprendizaje automático es capaz de asimilar una amplia gama de estos, se puede decir que sus algoritmos se dividen principalmente en tres categorías:

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado
- Aprendizaje por refuerzo

### **Aprendizaje Supervisado**

Depende de datos previamente etiquetados. Para esto lo normal es que estas etiquetas o rótulos sean proporcionados por el usuario para asegurar la efectividad y calidad de los datos. La idea principalmente es que aprendan de una forma simple al darle los rótulos y partiendo de ahí hacer el resto de los cálculos necesarios para que no se tengan que volver a ingresar ninguna otra información.

### **Aprendizaje No Supervisado**

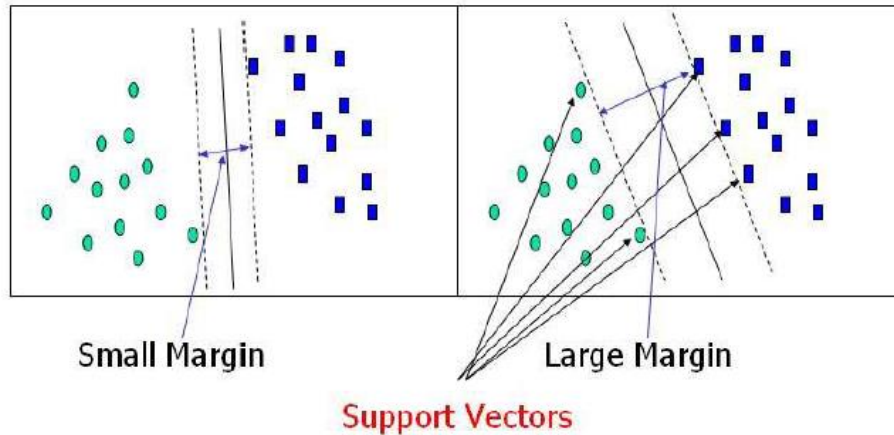
Depende de datos que no sean previamente etiquetados, de modo que no cuenta con un rótulo previo. A este tipo de aprendizaje se le va a proveer de una enorme cantidad de datos con las características carentes del etiquetado para que haga sus cálculos y determine el dato a partir de la información recopilada.

### **Aprendizaje por Refuerzo**

Este caso es particular, puesto que la base del aprendizaje es aprender a prueba y error en un número de diversas situaciones. Este aprendizaje conoce los resultados desde un inicio, pero no sabe cuáles son las mejores decisiones para llegar a obtenerlos por lo que el algoritmo va asociando progresivamente una y otra vez patrones de éxito hasta perfeccionarlos y volverse infalible.

#### **2.7.2 Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)**

Las máquinas de soporte vectorial es un método supervisado de clasificación, aunque también puede ser utilizado para la regresión. Tiene como objetivo maximizar la anchura del margen que separa ambas clases de datos (Cárdenas, 2015).



**Figura 20.** Márgenes con los que operan las SMV. Fuente: Cárdenas, 2015.

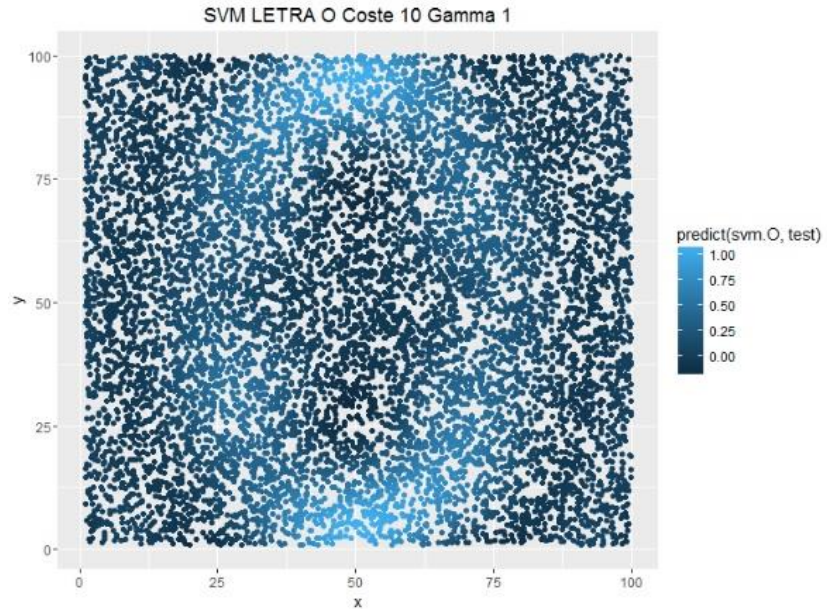
Este método ejecuta una clasificación y para ello tiene que encontrar el hiperplano que maximiza el margen entre las clases. Los vectores o también llamados casos que definen el hiperplano se les denomina soportes vectoriales, utiliza un mapeo no lineal transformando los datos originales en otros de dimensionalidad superior, por lo que su objetivo principal radica en encontrar el hiperplano óptimo que separa las clases.

Las máquinas de soporte vectorial tienen diferentes parámetros, sin embargo, dos de ellos son los más importantes como es el parámetro “C” y “Gamma”.

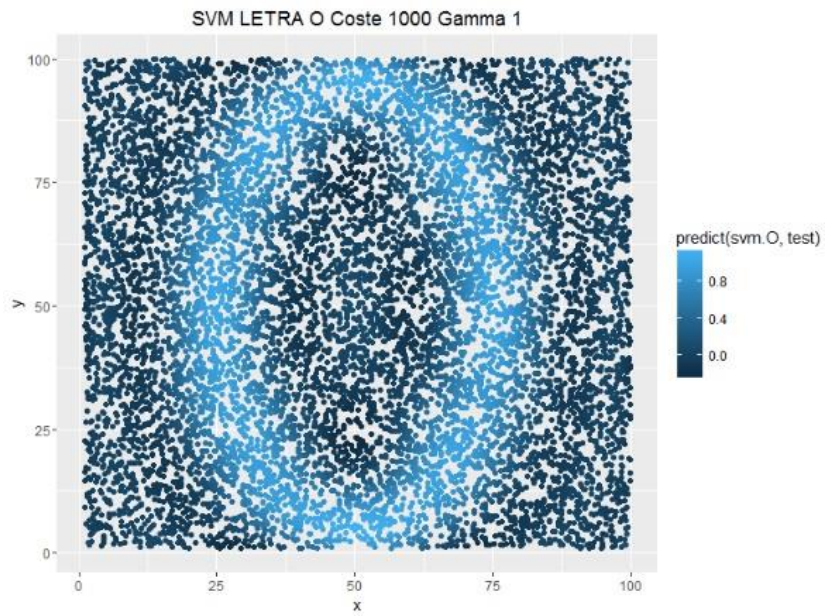
### **Parámetro “C”**

Este parámetro es común en todos los kernel, que son funciones matemáticas que se emplean en las máquinas de soporte vectorial. Estas funciones son las que le permiten convertir lo que sería un problema de clasificación no-lineal en el espacio dimensional original, a un sencillo problema de clasificación lineal en un espacio dimensional mayor (Cárdenas, 2015).

Un valor bajo de “C” hace la superficie de decisión suave, mientras que un valor alto trata de dar un mayor peso a la observación y el SVM es más estricto.



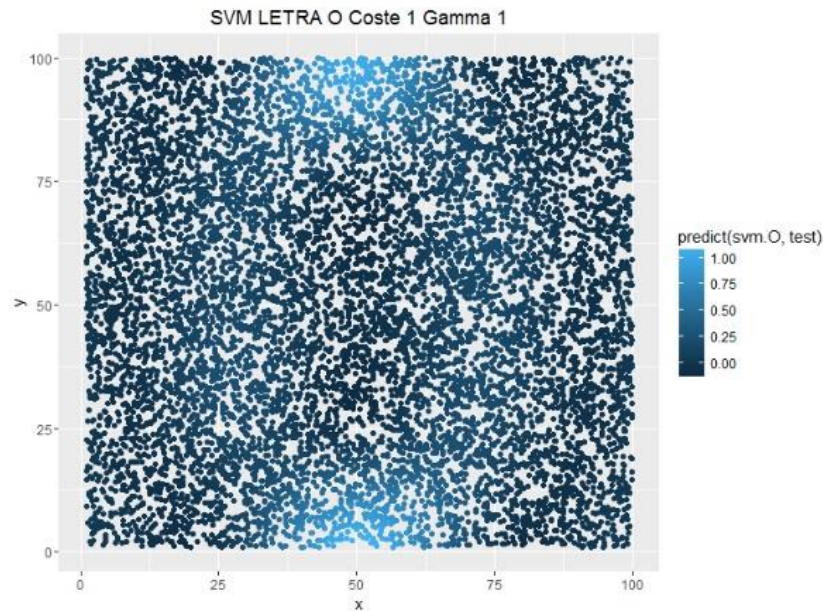
**Figura 21.** Parámetro "C" bajo. Fuente: Vaquerizo, 2016.



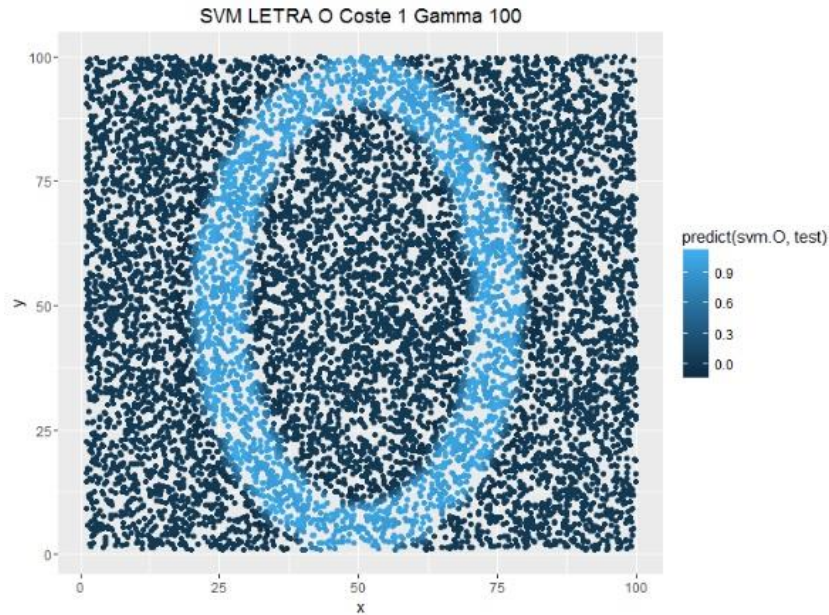
**Figura 22.** Parámetro "C" alto. Fuente: Vaquerizo, 2016.

## Parámetro “Gamma”

Es el coeficiente del kernel, es decir una función matemática que permite convertir el problema de clasificación a un espacio de dimensión mayor, donde la relación de las observaciones ya no es una relación entre puntos del espacio, sino que ahora es fácil encontrar los subespacios que puedan diferenciar los puntos en el espacio y se añade una mayor complejidad a la hora de separar las observaciones (Vaquerizo, 2016).



**Figura 23.** Parámetro "Gamma" bajo. Fuente: Vaquerizo, 2016.



**Figura 24.** *Parámetro "Gamma" alto. Fuente: Vaquerizo, 2016.*

### **2.7.3 Fundamento de la Herramienta IMP-Predict ®**

El IMP-Predict ® es una herramienta computacional creada por el Instituto Mexicano del Petróleo que permite construir modelos de predicción basado en el aprendizaje automático. Esto con el fin de determinar facies a partir de un conjunto de parámetros, utilizados como variables predictoras, por ejemplo: datos de microestructura, registro de pozos, propiedades petrofísicas, etc. (Romero et al, 2017). La herramienta tiene como objetivo principal construir modelos de predicción basado en el conjunto de parámetros que se desee utilizar, su metodología está comprendida en la exploración de los datos, el acondicionamiento de estos, la construcción del modelo de predicción y la evaluación como la aplicación de dicho modelo para realizar la clasificación de facies.

El modelo de predicción se construye a partir de un método de aprendizaje supervisado y no del aprendizaje por refuerzo que podría confundirse, esto es porque cada vez que se quiera usar la herramienta el modelo predictivo tiene que volverse a correr desde cero, lo que lo diferencia del aprendizaje por refuerzo ya que este guarda lo aprendido para cuando se utilice nueva información refuerce sus predicciones con los anteriores datos (Romero et al, 2017).

Las máquinas de soporte vectorial son usadas para la clasificación, estas requieren ser alimentadas con datos con el fin de aprender de ellos, su estructura y relaciones. Dichos datos son las variables predictoras que funcionan como datos de entrada y son, por ejemplo: los datos de registro de pozo, las propiedades petrofísicas, atributos sísmicos, datos de microestructura, etc. (Romero et al, 2017). La estructura de los datos se revisa y depura para dejarla lista y que el clasificador de máquinas de soporte vectorial haga uso de ella realizando el entrenamiento. Al finalizar se obtiene un modelo de predicción donde se evalúa determinando las facies de los datos que no le fueron dados durante el entrenamiento (Romero et al, 2017). La metodología de la herramienta se articula en cuatro etapas:

- Exploración del conjunto de datos

Se revisa el conjunto de datos que se utiliza para entrenar el clasificador de las máquinas de soporte vectorial.

- Acondicionamiento del conjunto de datos

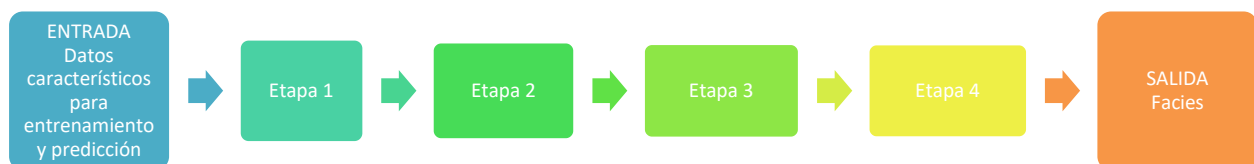
Selecciona las variables predictoras de entrada que se requieren para realizar la clasificación.

- Entrenamiento del clasificador de las máquinas de soporte vectorial

Uso del conjunto de datos acondicionado y depurado para crear el clasificador de las máquinas de soporte vectorial.

- Evaluación del clasificador de las máquinas de soporte vectorial

Evaluación y aplicación del modelo de predicción para determinar facies en función de las variables predictoras.



**Figura 25.** Metodología para el desarrollo de un clasificador de las máquinas de soporte vectorial. Fuente: Romero et al, 2017.

## **Capítulo 3. Metodología: Inversión petrofísica, construcción de facies y modelo de predicción**

### **3.1 Introducción**

En este capítulo se explica a grandes rasgos el modelo de inversión a nuestros datos de registros geofísicos de pozo para poder obtener la distribución espacial de arcilla, esto para posteriormente hacer un análisis detallado del segundo grupo de facies a analizar. Hay que recordar que el primer grupo de facies fue analizado por Petróleos Mexicanos y fueron realizados con base en el volumen de arcilla del yacimiento utilizando núcleos, nombrar esto es de suma importancia debido a que a la hora de comparar las predicciones con propiedades petrofísicas y con registros geofísicos de pozos se da un análisis interesante. También se describe a detalle la herramienta IMP-Predict ®, la cual es fundamental en el trabajo de tesis ya que con ella se hace un modelo de predicción a partir de los datos que se le proporcionan, así como el arreglo de diferentes pozos que se utilizan para la predicción.

### 3.2 Diagrama de flujo de la metodología

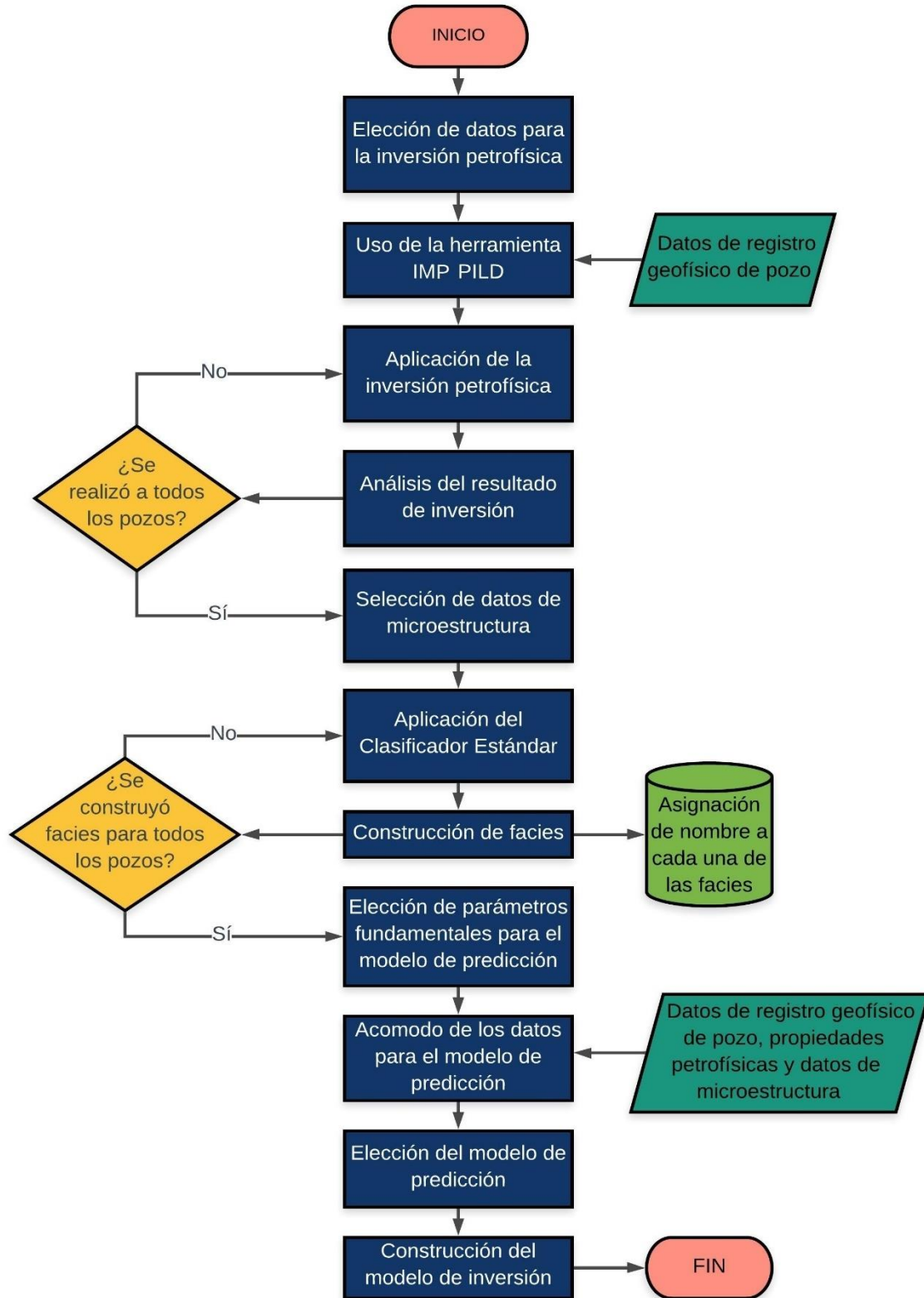


Figura 26. Diagrama de flujo de la metodología.

### **3.3 Elección de datos a utilizar para el modelo de inversión**

Antes de aplicar un modelo de inversión petrofísica se tiene que ser cuidadoso para escoger los datos. Para obtener la distribución espacial de arcilla, así como el hidrocarburo por parte de la inversión, se utilizan los datos de registros geofísicos de pozo que se muestran en la tabla 2 en el apartado del marco teórico, en concreto en la metodología de la inversión petrofísica.

La herramienta que corre la inversión trabaja con diferentes formaciones: clásticas o de carbonatos. Al ser nuestra investigación una formación clástica la herramienta por default selecciona estos registros, también se le puede alimentar con velocidad de onda P y S, sin embargo, los registros crudos de los pozos proporcionados no contienen dicha información.

### **3.4 Aplicación del modelo de inversión petrofísica**

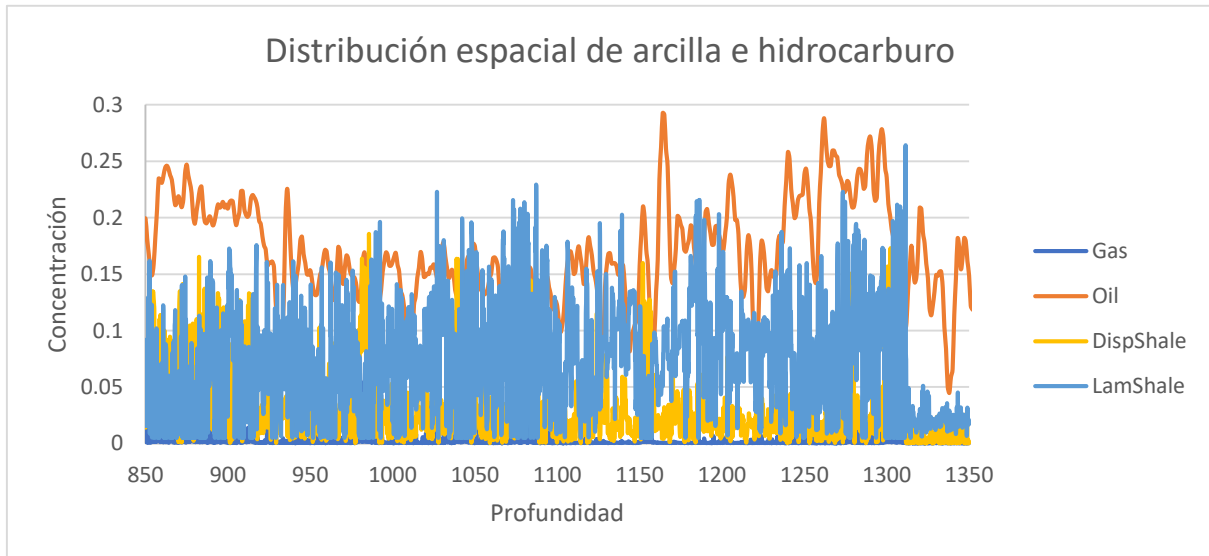
Para la creación del modelo de inversión es necesario hacer uso de una herramienta propiedad del Instituto Mexicano del Petróleo, PILD ®. Por motivos de privacidad sólo se mencionará el procedimiento a grandes rasgos que se realizó, así como el resultado que arrojó.

La herramienta de inversión se alimenta de datos previamente dichos en la tabla 2 utilizando la función de discrepancia (ecuación 16), el resultado de la inversión, además de la distribución espacial de arcilla, es la porosidad de la roca, el hidrocarburo que contiene el yacimiento, la concentración de granos de la arcilla, de la arena, la conductividad de la roca y el contenido de cuarzo. Para la investigación sólo se hará uso de la distribución espacial de arcilla, en concreto arcilla dispersa y lutita laminar con el hidrocarburo, gas y aceite.

### **3.5 Análisis del resultado de la inversión petrofísica**

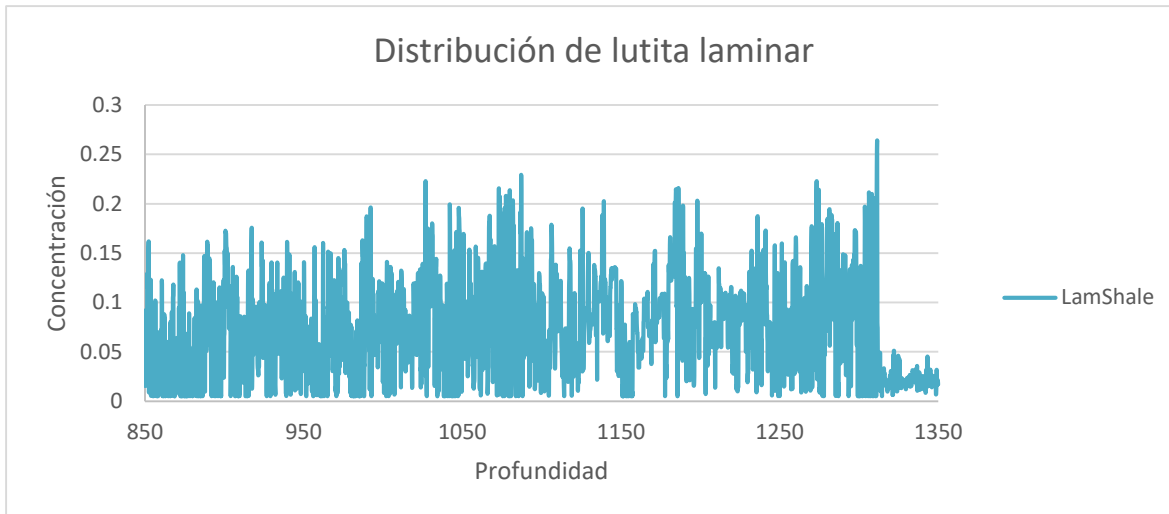
Una vez obtenidos los resultados de la herramienta de inversión se realiza una gráfica de dispersión a los datos, se toma su promedio o incluso la mitad del promedio. Para determinar las facies se utiliza un programa llamado “Clasificador Estándar”. Su funcionamiento radica en hacer intervalos con el promedio de los datos, dichos intervalos construyen las facies. Este programa fue creado con Python durante el Verano de Investigación en el Programa Delfín por mí y un grupo de trabajo con la finalidad de crear facies a partir de los porcentajes de la distribución espacial de arcilla y el hidrocarburo.

Únicamente se utiliza la arcilla dispersa (DispShale), la lutita laminar (LamShale), el gas y el aceite. Estos dos últimos se suman para hacer un solo dato, nombrándolo hidrocarburo, OilGas en nuestra nomenclatura. La lutita estructural queda totalmente descartada debido a que es la suma de las dos primeras (Aquino, 2015).



**Figura 27.** Gráfica de dispersión de la distribución espacial de arcilla y del hidrocarburo pertenecientes al resultado de la inversión petrofísica.

En la figura 27 se puede ver que la concentración no supera el 30%, sin embargo, de igual forma muestra que otros parámetros no superan ni el 20%. Para poder determinar el promedio de los datos, se requiere analizar individualmente los parámetros y hacer un análisis por separado para un mejor resultado.



**Figura 28.** Gráfica que muestra la distribución de lutita laminar en un pozo de muestra.

En la figura 28 se puede observar que la mayoría de los datos se concentran entre el 5% y 10%, para tomar un valor exacto se hace uso del promedio de los datos. El resultado de la operación es cerca del 7%, por lo cual este porcentaje es el utilizado en el siguiente paso de la metodología.

### 3.6 Aplicación del Clasificador Estándar

El Clasificador Estándar es un programa creado en Python por un grupo de trabajo en el que forme parte durante el Verano de Investigación Delfín en el IMP. La herramienta funciona alimentándola de un porcentaje para cada variable dando como resultado diferentes intervalos que al momento de analizarlos se nombran las facies.

El Clasificador Estándar necesita un archivo CSV con diversas propiedades, en este caso la lutita laminar, arcilla dispersa e hidrocarburo. Posteriormente el programa crea facies con base en todas las combinaciones posibles de los rangos de las propiedades que se introducen. Para esto es necesario proponer un porcentaje de concentración exacto, de este modo se prevé un error por parte del programa.

El porcentaje para cada parámetro de cada pozo resultado de la inversión es diferente, sin embargo, la clasificación de facies es la misma.

### 3.7 Construcción de facies

Para la construcción de facies se utiliza el ejemplo de porcentajes para el pozo 18 de nuestro caso de estudio.

| Datos                        | Porcentaje |
|------------------------------|------------|
| LamShale (Lutita Laminar)    | 0.06970484 |
| DispShale (Arcilla Dispersa) | 0.03423775 |
| OilGas (Hidrocarburo)        | 0.00280123 |

**Tabla 3.** Porcentajes utilizados para la construcción de facies del pozo 18.

Estos porcentajes se ingresan en el programa del Clasificador Estándar y se corre para que realice el proceso de discretización de intervalos.

```
121     file.close()
122
123     for i in range(df[df.columns[0]].count()):
124         for j in range(len(facies_aux)):
125             if facies_aux[j] == df.loc[i, 'Facies']:
126                 df.loc[i, 'Facies'] = facies[j]
127                 break
128
129     df.to_csv(filename + '_CLASSIFIED.csv', index=None, header=True)
130
131
132     dictionary = {
133         'LamShale': [0, 0.06970484, 1],
134         'DispShale': [0, 0.03423775, 1],
135         'OilGas': [0, 0.00280123, 1],
136     }
137
138     classify_file('Libro18_p1.csv', dictionary)
139
```

[Finished in 38.7s]

Line 85, Column 1      Tab Size: 4      Python

**Figura 29.** Clasificador Estándar con los porcentajes de la Tabla 3.

En la figura 29 se puede observar que el intervalo para cada uno de los parámetros va de 0 a 1. Esto se refiere a que el programa hace intervalos donde el valor de lutita laminar puede ir de 0 a 0.06970484 que indica que tiene poca presencia de ésta y de 0.06970484 a 1 donde la hay. Es importante definir un solo valor para el porcentaje del parámetro, si se utiliza más de uno puede presentar errores en las combinaciones de intervalos.

Al finalizar el programa, éste crea un TXT donde se expone el listado de facies.

```

*** Cantidades de registros de cada Facie ***
1: 913
2: 108
3: 432
4: 313
5: 938
6: 197
7: 259
8: 121

*** Descripción de cada Facie ***
1: LamShale [0, 0.06970484], DispShale [0, 0.03423775], OilGas [0, 0.00280123],
2: LamShale [0, 0.06970484], DispShale [0, 0.03423775], OilGas [0.00280123, 1],
3: LamShale [0, 0.06970484], DispShale [0.03423775, 1], OilGas [0, 0.00280123],
4: LamShale [0, 0.06970484], DispShale [0.03423775, 1], OilGas [0.00280123, 1],
5: LamShale [0.06970484, 1], DispShale [0, 0.03423775], OilGas [0, 0.00280123],
6: LamShale [0.06970484, 1], DispShale [0, 0.03423775], OilGas [0.00280123, 1],
7: LamShale [0.06970484, 1], DispShale [0.03423775, 1], OilGas [0, 0.00280123],
8: LamShale [0.06970484, 1], DispShale [0.03423775, 1], OilGas [0.00280123, 1],

```

**Figura 30.** Registro de facies para el pozo 18.

### 3.8 Asignación del nombre de cada una de las facies

Nombrar las facies propuso un reto para la investigación porque no se puede dar una palabra que generalice el resultado obtenido. Aunque las facies mostradas en la figura 30 se obtuvieron a partir del pozo 18, en los diferentes pozos presenta el mismo resultado en su descripción por lo que se decidió a nombrarlas con base en ello. A continuación, se presenta el nombre de cada una de las facies.

| <b>Descripción de cada facie para todos los pozos</b> |  |
|---|--|
| <b>Facie 1</b>  | Poca Lutita Laminar con poca Arcilla Dispersa y nada de Hidrocarburo.                      |
| <b>Facie 2</b>  | Poca Lutita Laminar con poca de Arcilla Dispersa y presencia de Hidrocarburo.              |
| <b>Facie 3</b>  | Poca Lutita Laminar con presencia de Arcilla Dispersa y nada de Hidrocarburo.              |
| <b>Facie 4</b>  | Poca Lutita Laminar con presencia de Arcilla Dispersa y con presencia de Hidrocarburo.     |
| <b>Facie 5</b>  | Presencia de Lutita Laminar con poca Arcilla Dispersa y nada de Hidrocarburo.              |
| <b>Facie 6</b>  | Presencia de Lutita Laminar con poca Arcilla Dispersa y presencia de Hidrocarburo.         |
| <b>Facie 7</b>  | Presencia de Lutita Laminar con presencia de Arcilla Dispersa y nada de Hidrocarburo.      |
| <b>Facie 8</b>  | Presencia de Lutita Laminar con presencia de Arcilla Dispersa y presencia de Hidrocarburo. |

**Tabla 4.** Nombre de las facies con base en su descripción.

### 3.9 Descripción de parámetros fundamentales para el modelo de predicción

En la herramienta IMP-Predict ®, hay pozos que tienen un uso especial dentro del modelo de predicción, estos son el Pozo Oculto, el Pozo de Entrenamiento y el Pozo al que se le aplica la predicción.

*Pozo Oculto.* El pozo oculto juega un papel fundamental, él se encarga de calibrar la herramienta, es decir, el modelo de predicción se corre y se corrige utilizando como parámetro dicho pozo. Este pozo no participa en la predicción final ni en el entrenamiento, su uso es exclusivo para calibración por lo que se necesita tener cuidado en elegir el correcto.

*Pozo de Entrenamiento.* Una vez calibrada la herramienta se eligen los pozos que se desean entrenar. Aquí a la herramienta se le alimenta con un valor de “C” y “Gamma” a nuestra elección para correr el modelo de predicción. Los pozos de entrenamiento son casi iguales que los pozos a predecir salvo la parte donde la aplicación aquí comete errores para diferenciar una facie con la otra. No se puede hablar de calibración sino más bien entrena el modelo de predicción para ejecutarlo correctamente en el último procedimiento.

*Pozo al que se le aplica la predicción.* Aquí el modelo de predicción que previamente fue entrenado en el paso anterior se ejecuta.

### 3.10 Acomodo de datos para el modelo de predicción

La herramienta IMP-Predict ® trabaja con archivos CSV, en concreto con tres, el primero es un archivo que contiene la totalidad de los pozos, el segundo solamente los pozos que se utilizan de entrenamiento y el tercero necesita los pozos por predecir. Estos archivos necesitan un formato especial que se presenta a continuación.

|   | A      | B           | C         | D        | E      | F    | G  | H      |
|---|--------|-------------|-----------|----------|--------|------|----|--------|
| 1 | Facies | Formation   | Well Name | Depth    | PHIE   | KTIX | SW | VCL    |
| 2 | 4      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.0776 | 0.0003 | 0    | 1  | 0.8609 |
| 3 | 4      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.23   | 0.0001 | 0    | 1  | 0.9579 |
| 4 | 4      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.3824 | 0.0001 | 0    | 1  | 0.9252 |
| 5 | 4      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.5348 | 0.0001 | 0    | 1  | 0.9962 |
| 6 | 3      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.6872 | 0.0001 | 0    | 1  | 0.9928 |
| 7 | 3      | Dato_formac | Pozo 18   | 856.8396 | 0.0001 | 0    | 1  | 0.9227 |

Figura 31. Representación de los datos de entrenamiento con propiedades petrofísicas.

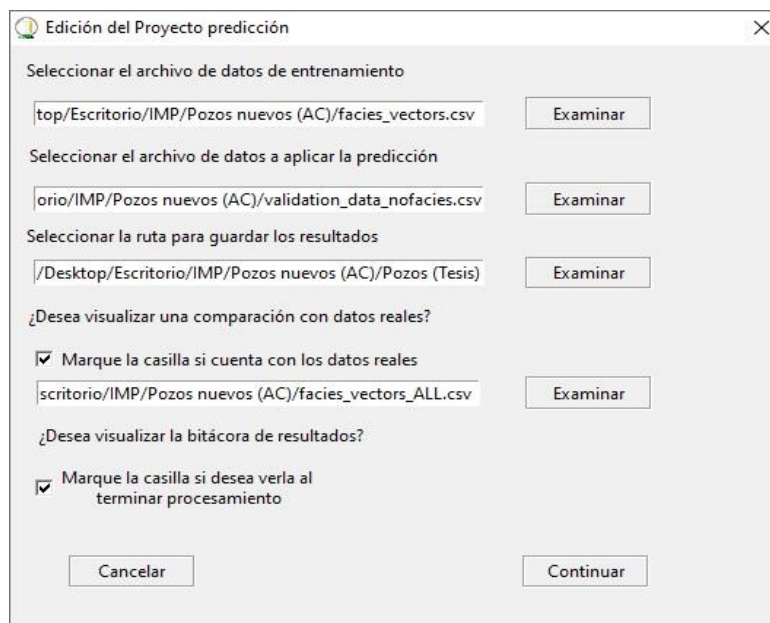
|   | A           | B         | C      | D      | E    | F  | G   |
|---|-------------|-----------|--------|--------|------|----|-----|
| 1 | Formation   | Well Name | Depth  | PHIE   | KTIX | SW | VCL |
| 2 | Dato_formac | Pozo 51   | 1000.7 | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |
| 3 | Dato_formac | Pozo 51   | 1000.8 | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |
| 4 | Dato_formac | Pozo 51   | 1000.9 | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |
| 5 | Dato_formac | Pozo 51   | 1001   | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |
| 6 | Dato_formac | Pozo 51   | 1001.1 | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |
| 7 | Dato_formac | Pozo 51   | 1001.2 | 0.0001 | 0    | 1  | 1   |

**Figura 32.** Representación de los datos a los que se le aplica la predicción con propiedades petrofísicas.

En la figura 31 y la figura 32 se puede observar la distribución de los datos, es fundamental mantener el orden en el título de cada columna y no importa la cantidad de variables predictoras, en nuestro caso las propiedades petrofísicas, que contenga el archivo. De igual forma los pozos pueden estar ordenados de manera aleatoria o de la preferencia del usuario, siempre y cuando estén escritos los tres archivos idénticos.

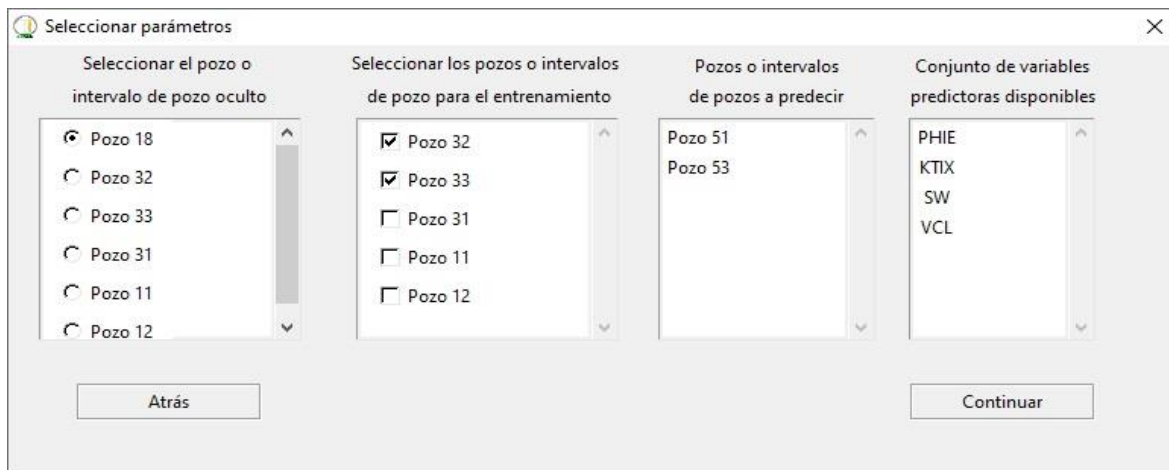
### 3.11 Construcción del modelo de predicción

Al abrir la herramienta se muestra una ventana donde se debe seleccionar los datos de entrenamiento, los datos que se le aplicarán la predicción y los datos reales, sólo si se cuenta con ellos. El modelo de predicción no los toma para entrenar, sino que los utiliza para darte las facies en modo de espejo, comparando las reales con las predichas

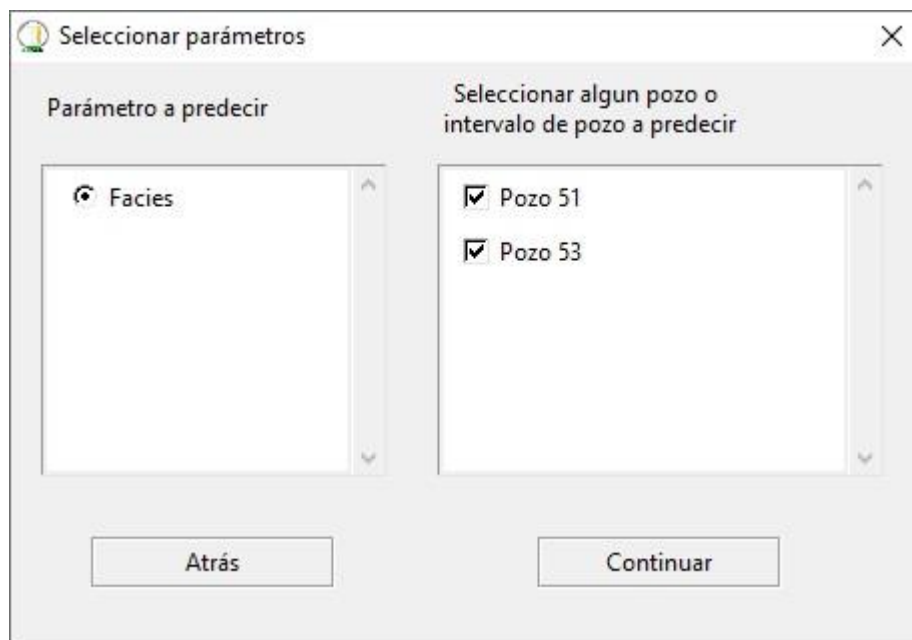


**Figura 33.** Ventana del IMP-Predict® para crear el modelo de predicción.

Al continuar se seleccionan los parámetros de Pozo Oculto, Pozo de Entrenamiento y Pozo por Predecir.



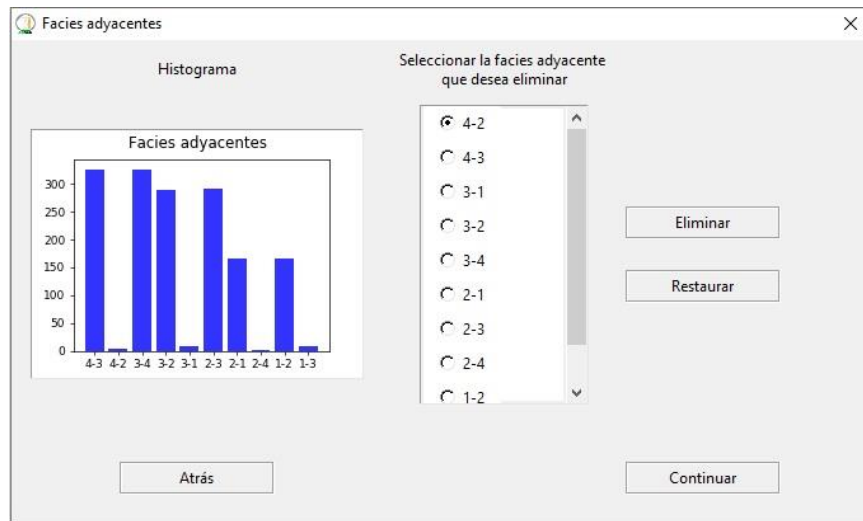
**Figura 34.** Selección del Pozo Oculto y de Entrenamiento.



**Figura 35.** Selección de Pozos por Predecir.

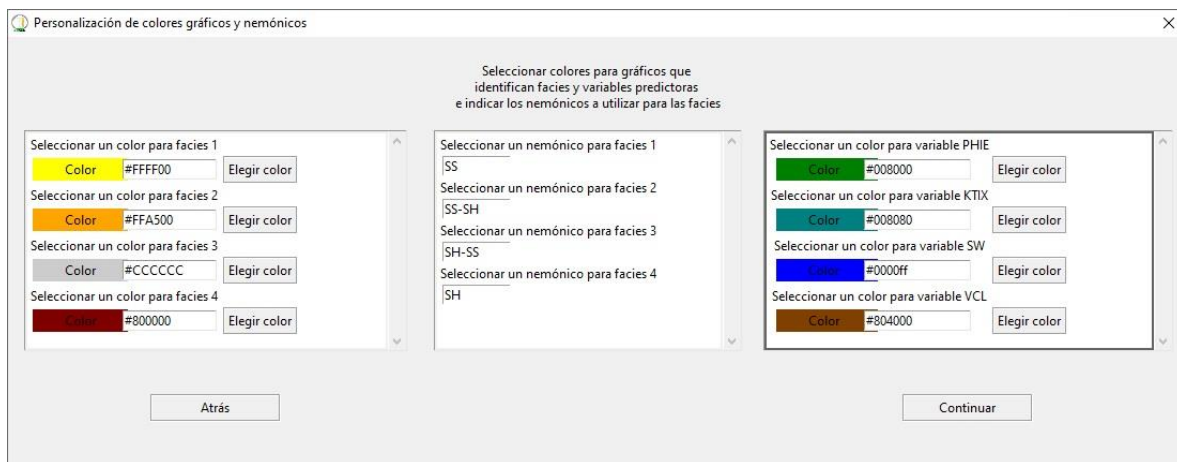
Cuando se finaliza de cargar los pozos, la herramienta sugiere si se desea contar las facies adyacentes o eliminarlas por completo. Las facies adyacentes se refieren al cambio entre facies que realiza el programa. Múltiples pruebas señalan que una predicción tomando en cuenta todas las facies adyacentes es mejor que eliminarlas, sin embargo, si el usuario quiere, estas pueden ser descartadas para tener una mejor interpretación y así el programa

no relacione la primera con la última facie. En este trabajo de investigación sí se toma en cuenta todas las facies adyacentes pues muestran una mejor predicción en los resultados.



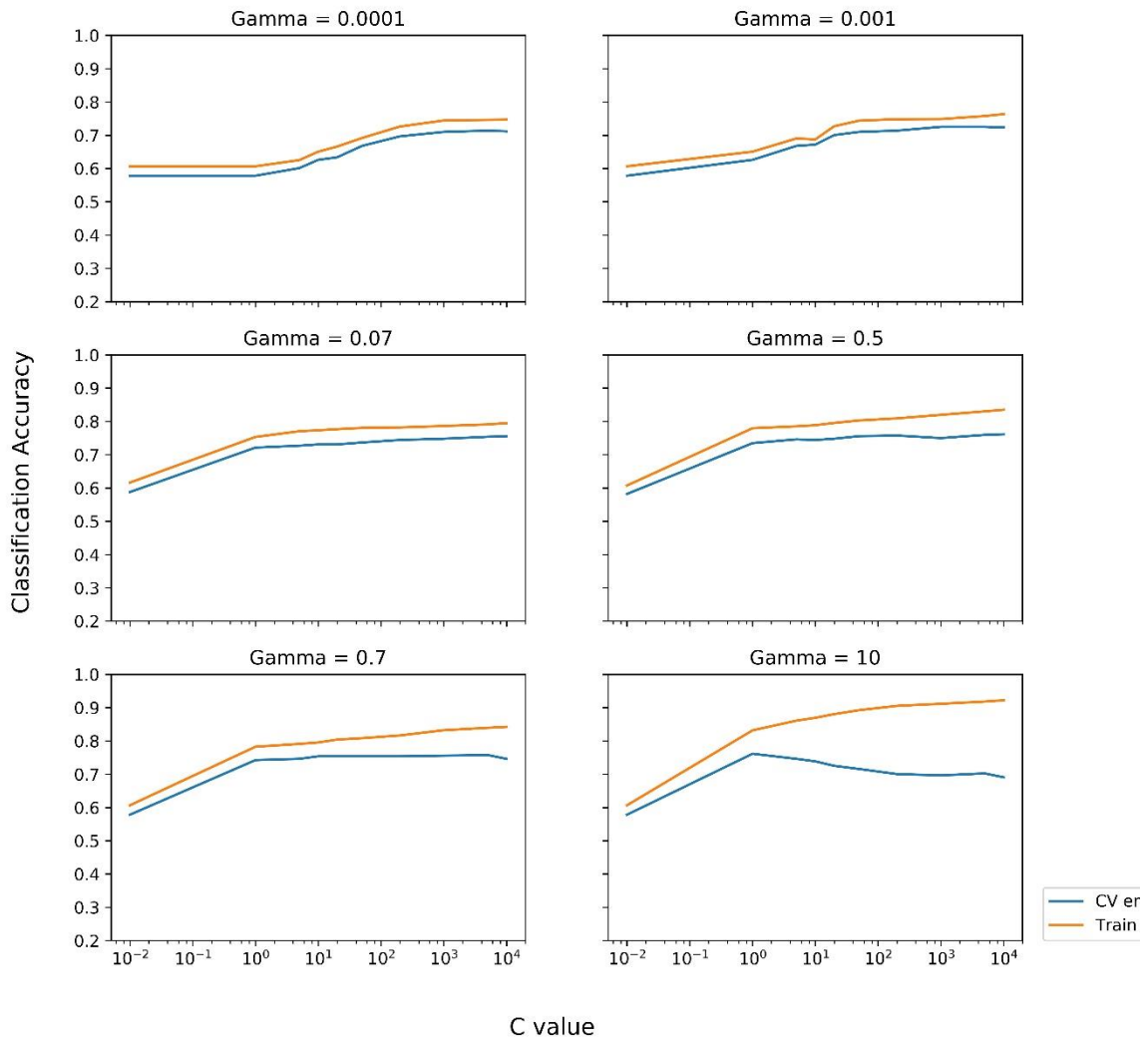
**Figura 36.** *Facies adyacentes.*

En el penúltimo paso para la creación del modelo de predicción se señala los colores de las curvas y los nemónicos de las facies. Los nemónicos, así como el ejemplo del modelo de predicción corresponde al primer grupo de facies donde se tiene Arenisca, Arena arcillosa, Arcilla arenosa y Arcilla.

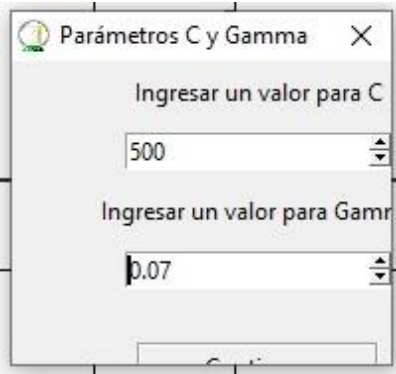


**Figura 37.** *Selección de los nemónicos de las facies.*

Para finalizar el modelo de predicción es necesario proporcionar los valores de “C” y “Gamma”. Estos parámetros ya se mencionaron en el Capítulo 2, cuando se mencionó las máquinas de soporte vectorial las cuales son fundamentales para la herramienta porque de ellos depende que se obtenga una buena predicción.



**Figura 38.** Gráficas que muestran distintos valores de "C" y "Gamma".



**Figura 39.** Ventana para ingresar los valores de "C" y "Gamma".

### 3.12 Elección del modelo de predicción

El valor de "C" ideal para la herramienta es de 500 y el de "Gamma" es de 0.07, esto se puede observar si se analizan las gráficas. Para identificar estos parámetros es necesario observar las curvas presentes. La curva de color naranja representa el entrenamiento mientras que la curva de color azul representa el "CV error". En otras palabras, el error de la validación cruzada. La validación cruzada o cross-validation es una técnica que se ocupa para evaluar los resultados de un análisis estadístico. Estas curvas jamás deben cruzarse ni estar tan separadas una con la otra en valor de 500 para "C", de igual forma siempre el entrenamiento debe estar encima de la curva de cross-validation.

# Capítulo 4. Caso de estudio y resultados de la predicción de las facies

## 4.1. Introducción

En este capítulo se presentan nuestro caso de estudio y los resultados con lo que se evaluó el desempeño de la herramienta IMP-Predict ®. Se propone un caso real de pozos propiedad del Instituto Mexicano del Petróleo donde se acordó la privacidad de sus nombres, así como su ubicación. Los pozos proporcionados cuentan con datos de registro geofísico de pozo y propiedades petrofísicas, además del primer grupo de facies que se realizó con base en el volumen de arcilla por Petróleos Mexicanos. De igual forma se propone una configuración de pozos para el primer y segundo grupo de facies. Por último, se muestran los elementos gráficos de las predicciones, así como un análisis del porqué se obtiene una mejor predicción con diferentes datos de entrada.

## 4.2. Caso de estudio para el primer y segundo grupo de facies

El primer grupo de facies está compuesto por 4 facies previamente nombradas por Petróleos Mexicanos elaboradas con base en el volumen de arcilla del yacimiento. Estas facies corresponden al nombre de Arena, Arena-arcillosa, Arcilla-arenosa y Arcilla.

El caso de estudio se compone principalmente de ocho pozos proporcionados por el Instituto Mexicano del Petróleo y por un acuerdo de privacidad que se llevó a cabo con dicha institución se les cambió el nombre a los pozos, además su distribución espacial y su ubicación permanecen en el anonimato.

| Configuración de pozos para el primer grupo de facies |             |                        |                    |
|---|-------------|------------------------|--------------------|
| Pozos utilizados                                      | Pozo Oculto | Pozos de Entrenamiento | Pozos por Predecir |
| Pozo 11   | Pozo 18     | Pozo 11                | Pozo 51            |
| Pozo 12   |             | Pozo 12                | Pozo 53            |
| Pozo 18   |             | Pozo 31                |                    |
| Pozo 31   |             | Pozo 32                |                    |

|         |  |         |  |
|---------|--|---------|--|
| Pozo 32 |  | Pozo 33 |  |
| Pozo 33 |  |         |  |
| Pozo 51 |  |         |  |
| Pozo 53 |  |         |  |

**Tabla 5.** Configuración de pozos para el primer grupo de facies.

Para la configuración de pozos del segundo grupo de facies no a todos los pozos se les realizó la inversión petrofísica. Este método presenta un desafío en el tiempo de entrega de resultados por lo que para fines prácticos de la investigación se decidió sólo realizar la inversión a 5 pozos.

El segundo grupo de facies ya fue previamente nombrado en el capítulo anterior en la tabla 4 por lo que únicamente se da a conocer la configuración de pozos.

| Configuración de pozos para el segundo grupo de facies |             |                        |                    |
|--|-------------|------------------------|--------------------|
| Pozos utilizados                                       | Pozo Oculto | Pozos de Entrenamiento | Pozos por Predecir |
| Pozo 18  | Pozo 18     | Pozo 32                | Pozo 51            |
| Pozo 32  |             | Pozo 33                | Pozo 53            |
| Pozo 33  |             |                        |                    |
| Pozo 51  |             |                        |                    |
| Pozo 53  |             |                        |                    |

**Tabla 6.** Configuración de pozos para el segundo grupo de facies.

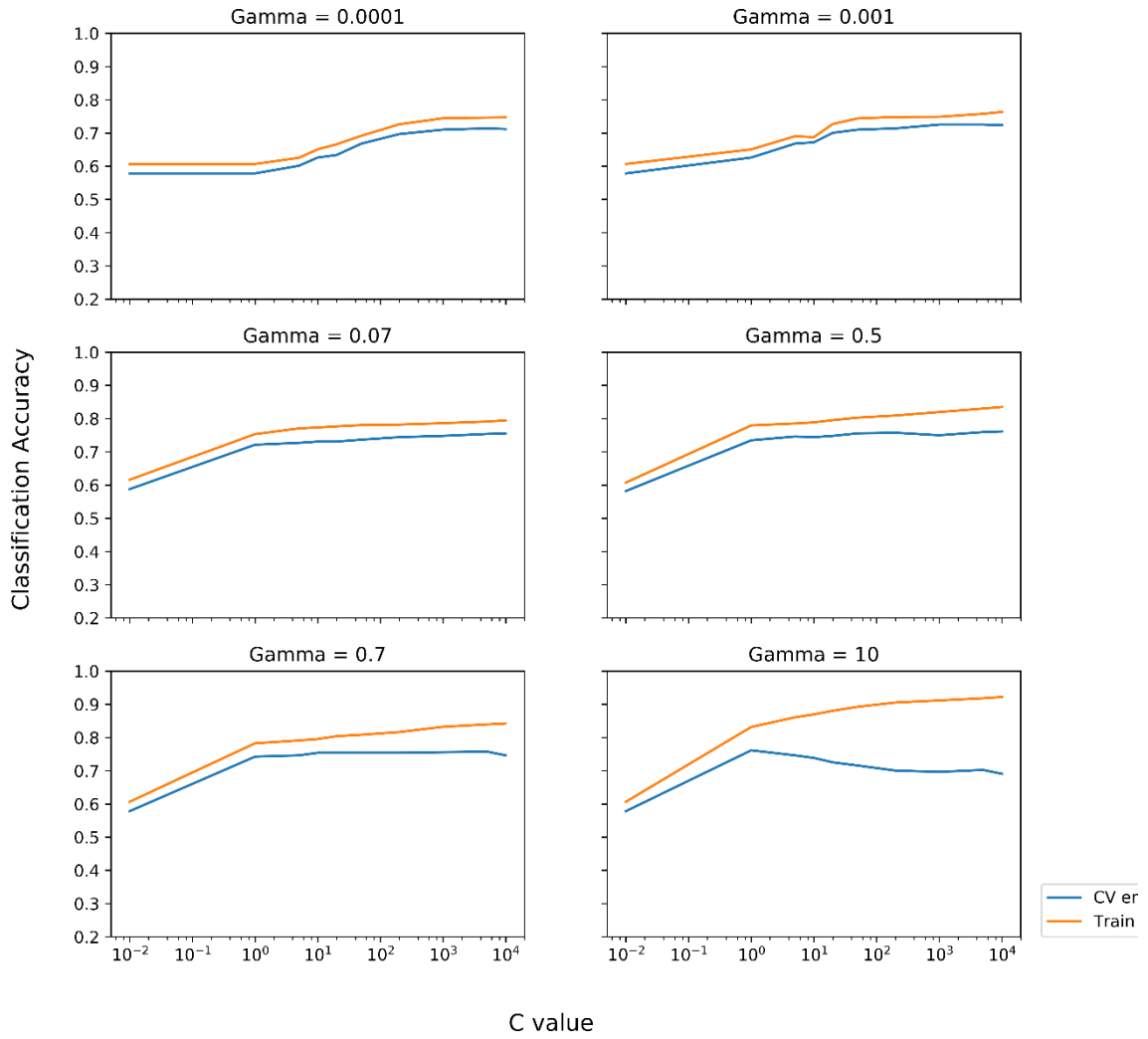
### **4.3. Predicción de 4 facies utilizando propiedades petrofísicas**

Para el primer entrenamiento de predicción se utilizan como variables predictoras las propiedades petrofísicas que son porosidad (PHIE), saturación de agua (SW), permeabilidad (KTIX) y el volumen de arcilla (VCL), también se hace uso del primer grupo de facies que son las calculadas por Petróleos Mexicanos y que fueron con base en el volumen de arcilla del yacimiento.

Los valores de “C” y “Gamma” que se utilizaron para el modelo de predicción fueron de 500 y 0.07 respectivamente, en la figura 40 se puede observar las gráficas que se obtuvieron al correr la herramienta con las curvas de cross-validation y del entrenamiento, siendo la tercera gráfica que presentó un modelo adecuado.

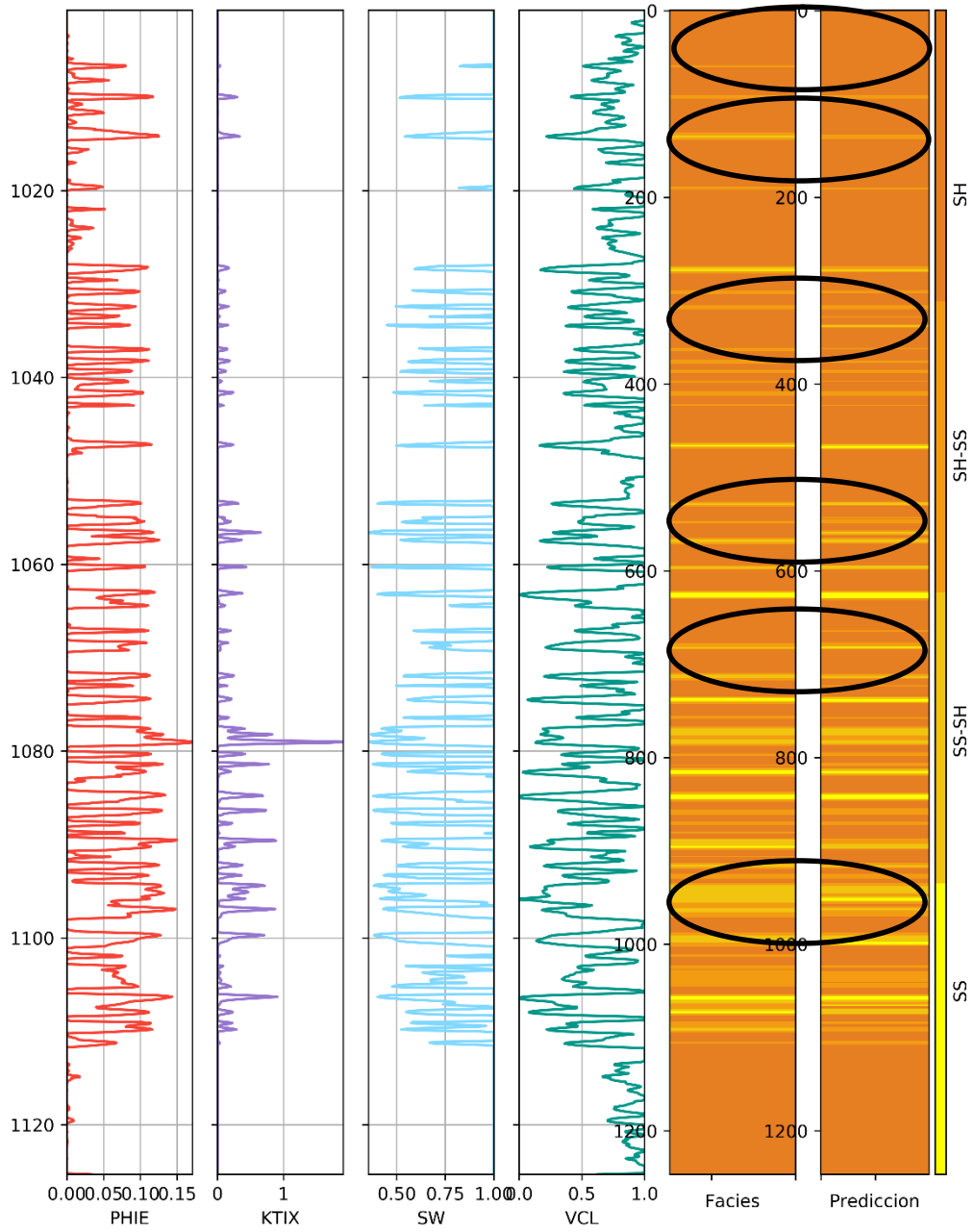
El Pozo 51, representado por la figura 41, presenta una buena respuesta por parte de la herramienta al momento de predecir con propiedades petrofísicas. En algunos intervalos se presenta unas discordancias (círculo negro) cuando la herramienta no logra definir la facie de arena y la confunde con arena-arcillosa y la arcilla-arenosa con la arcilla. Estas discrepancias suceden de igual forma en otros intervalos, pero con respecto al espesor de la facie. Esto puede indicar que posiblemente la herramienta pueda tener algún ruido al momento de correr el modelo de predicción, como por ejemplo una variable predictora que cause esta confusión. Sin embargo, a pesar de estas pequeñas diferencias la herramienta funciona correctamente, lo cual quiere decir que con propiedades petrofísicas la respuesta del aprendizaje automático es eficiente.

Para el Pozo 53, representado por la figura 42, se tiene más discrepancias que en el anterior. El intervalo que va de 0 a 600 metros presenta varios fallos al momento de correr el modelo de predicción confundiendo la facie de arena con arena-arcillosa o la areno-arcillosa con la arcilla. No obstante, en ciertos puntos del pozo la predicción responde de buena manera, lo que podría indicar un buen entendimiento por parte de la herramienta de las variables predictoras.



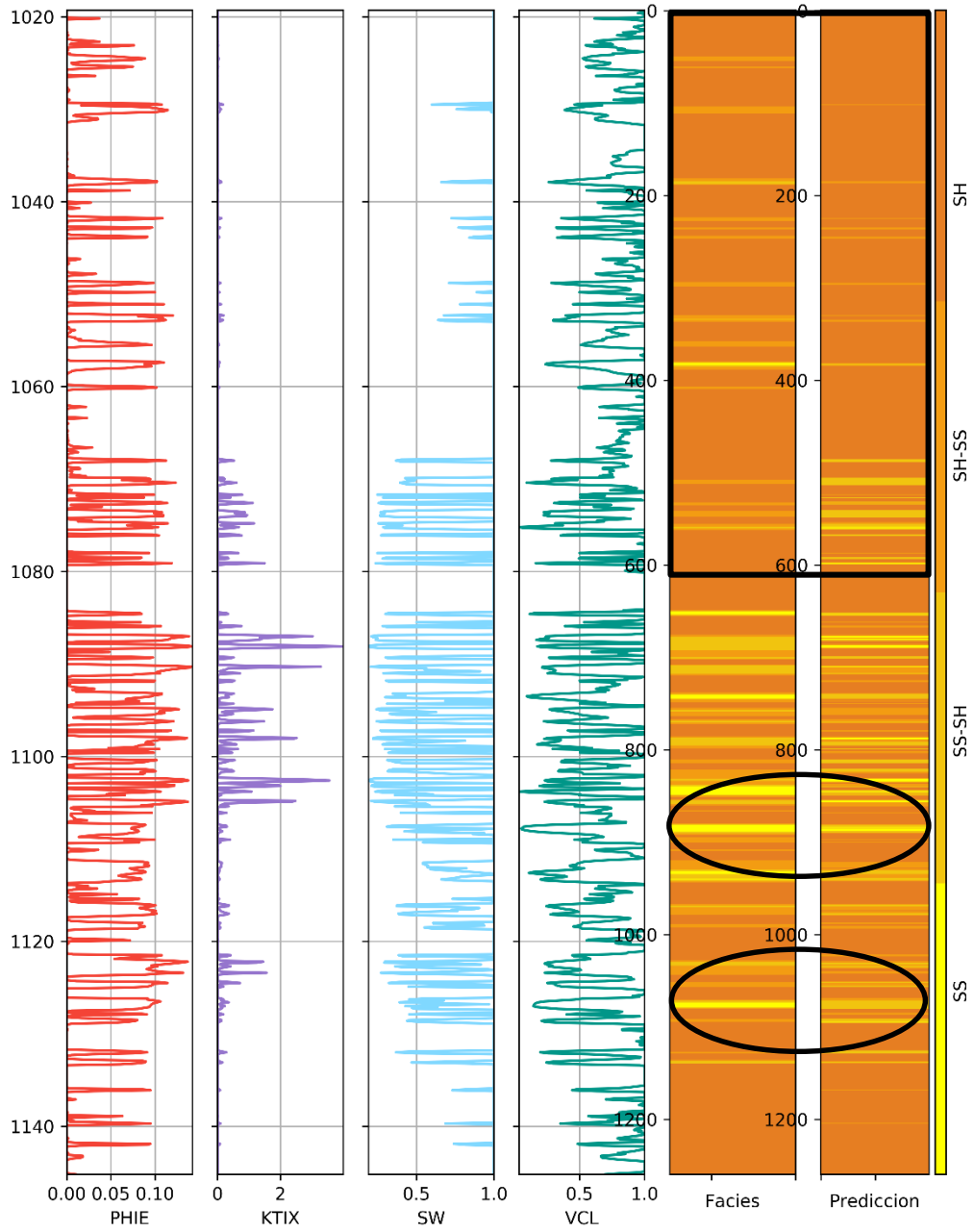
**Figura 40.** Modelo de predicción con propiedades petrofísicas y 4 facies.

Well: Pozo 51



**Figura 41.** Predicción del Pozo 51 con propiedades petrofísicas.

Well: Pozo 53



**Figura 42.** Predicción del Pozo 53 con propiedades petrofísicas.

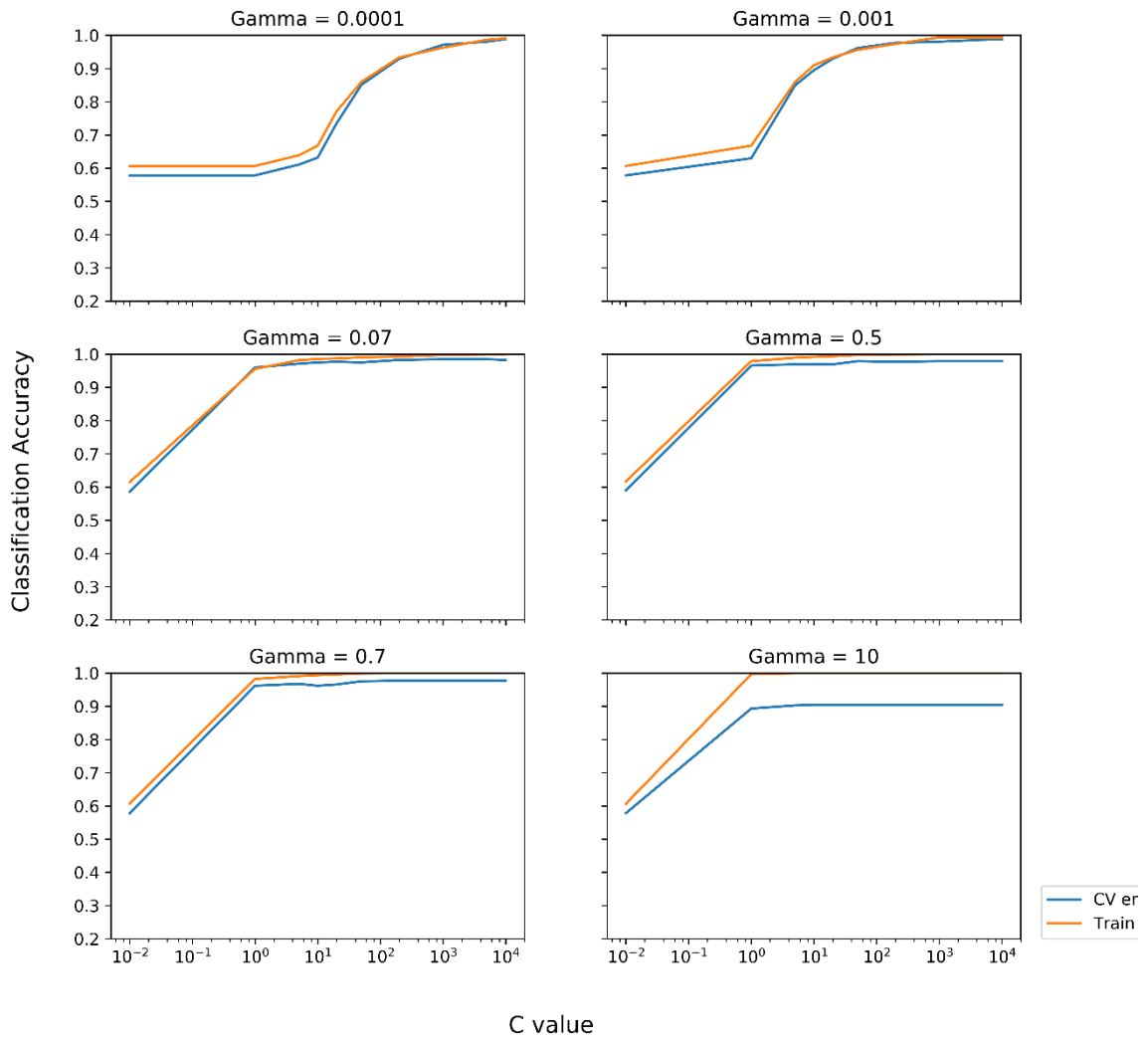
#### **4.4. Predicción de 4 facies utilizando datos de registros geofísicos de pozo**

Para el segundo entrenamiento de predicción se utilizan como variables predictoras los datos de registro geofísico de pozo que son rayos gamma (GR), tiempo de tránsito (DT), resistividad (RT), neutrón-porosidad (NPHI) y densidad (RHOB), también se hace uso del primer grupo de facies que son las calculadas por Petróleos Mexicanos y que fueron con base en el volumen de arcilla del yacimiento.

El modelo de predicción que se muestra en la figura 43, presenta un alza en la precisión de la clasificación, lo cual habla que de entrada se tiene una predicción casi idéntica que el dato de entrada real. De igual forma al analizar cada una de las gráficas, se propuso que la tercera fuera el modelo adecuado con un “C” de 500 y un “Gamma” de 0.007.

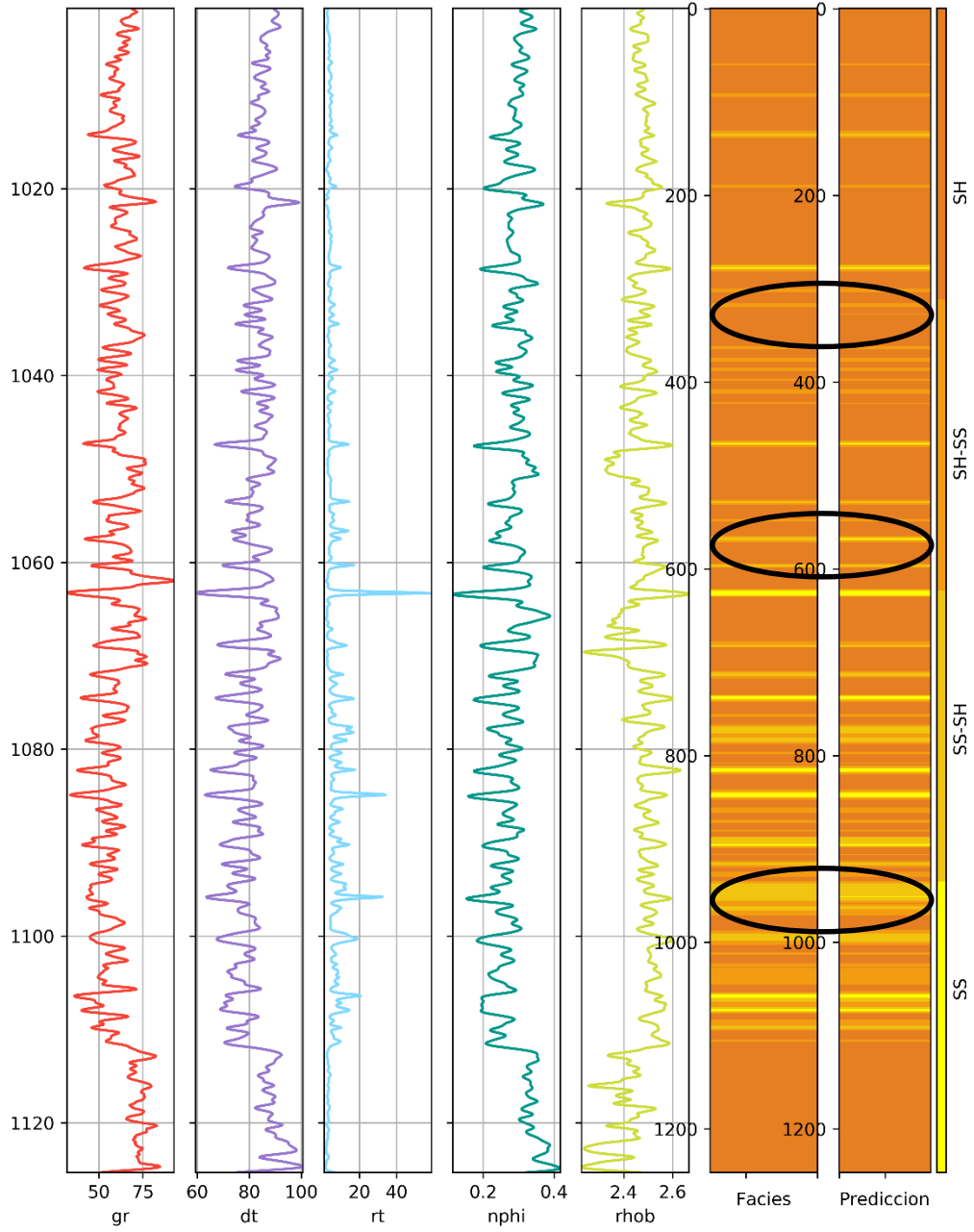
El Pozo 51, representado por la figura 44, presenta una predicción casi idéntica con respecto a las facies originales del pozo, sólo hay tres discrepancias (círculo negro) donde la herramienta se cofunde con una arcilla cuando hay una arcilla-arenosa, por otro lado, la segunda presenta un error confundiendo una arena-arcillosa con una arena y el espesor de una arena-arcillosa en el mismo intervalo, por último en el intervalo de 400 a 600 metros hay una confusión por parte de la herramienta en la primera facie, arena, con la segunda facie que es la arena-arcillosa.

Al analizar la predicción del Pozo 53, figura 45, esta sólo presenta dos problemas en los intervalos de 200 a 400 metros y de 400 a 600 metros al identificar el espesor de la facie. Por otro lado, la predicción del pozo es idéntica a su contraparte real, por lo que se tiene una muy buena predicción de facies.



**Figura 43.** Modelo de predicción con datos de registro geofísico de pozos y 4 facies.

Well: Pozo 51



**Figura 44.** Predicción del Pozo 51 con datos de registro geofísico de pozos.

Well: Pozo 53

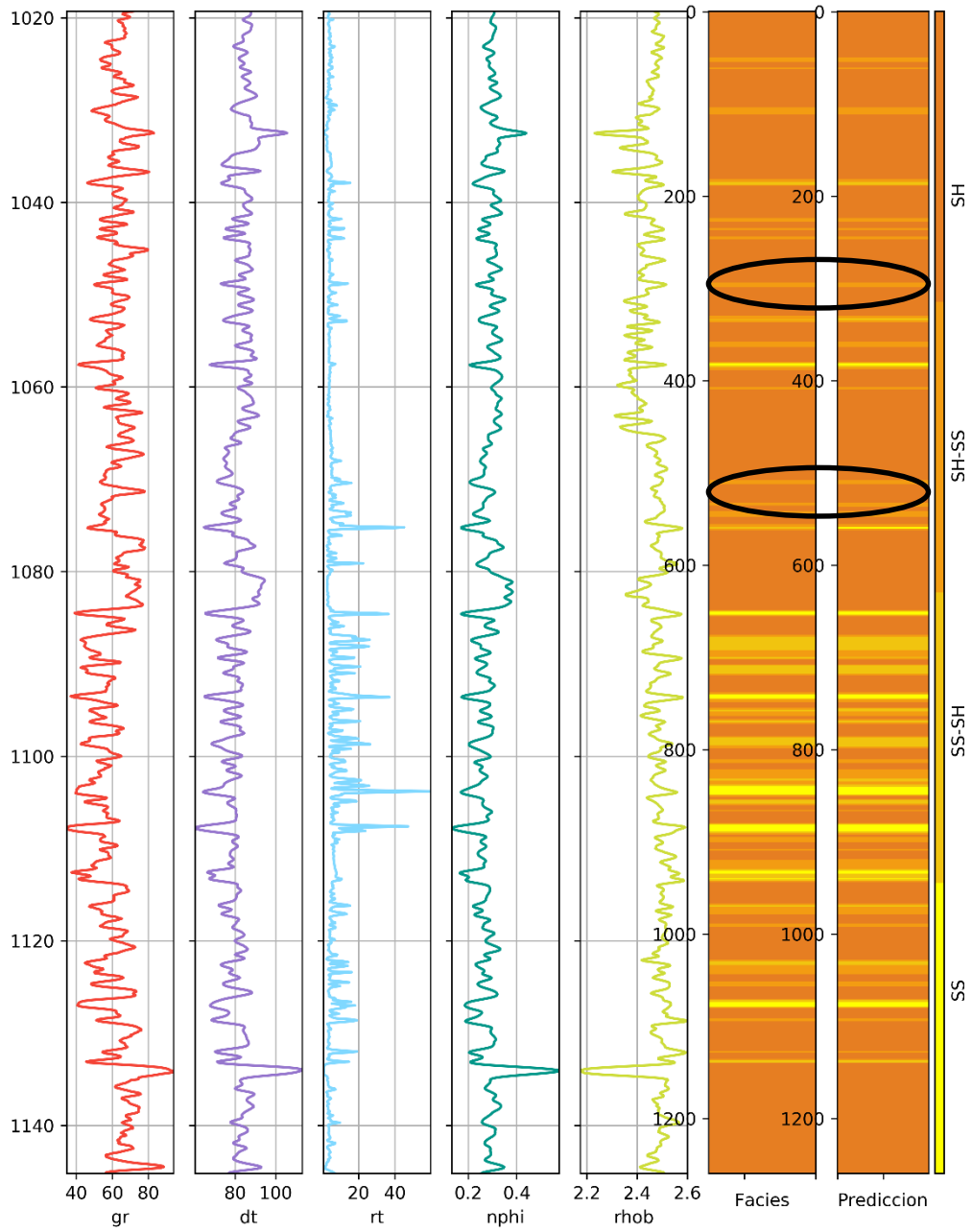


Figura 45. Predicción del Pozo 53 con datos de registro geofísico de pozos.

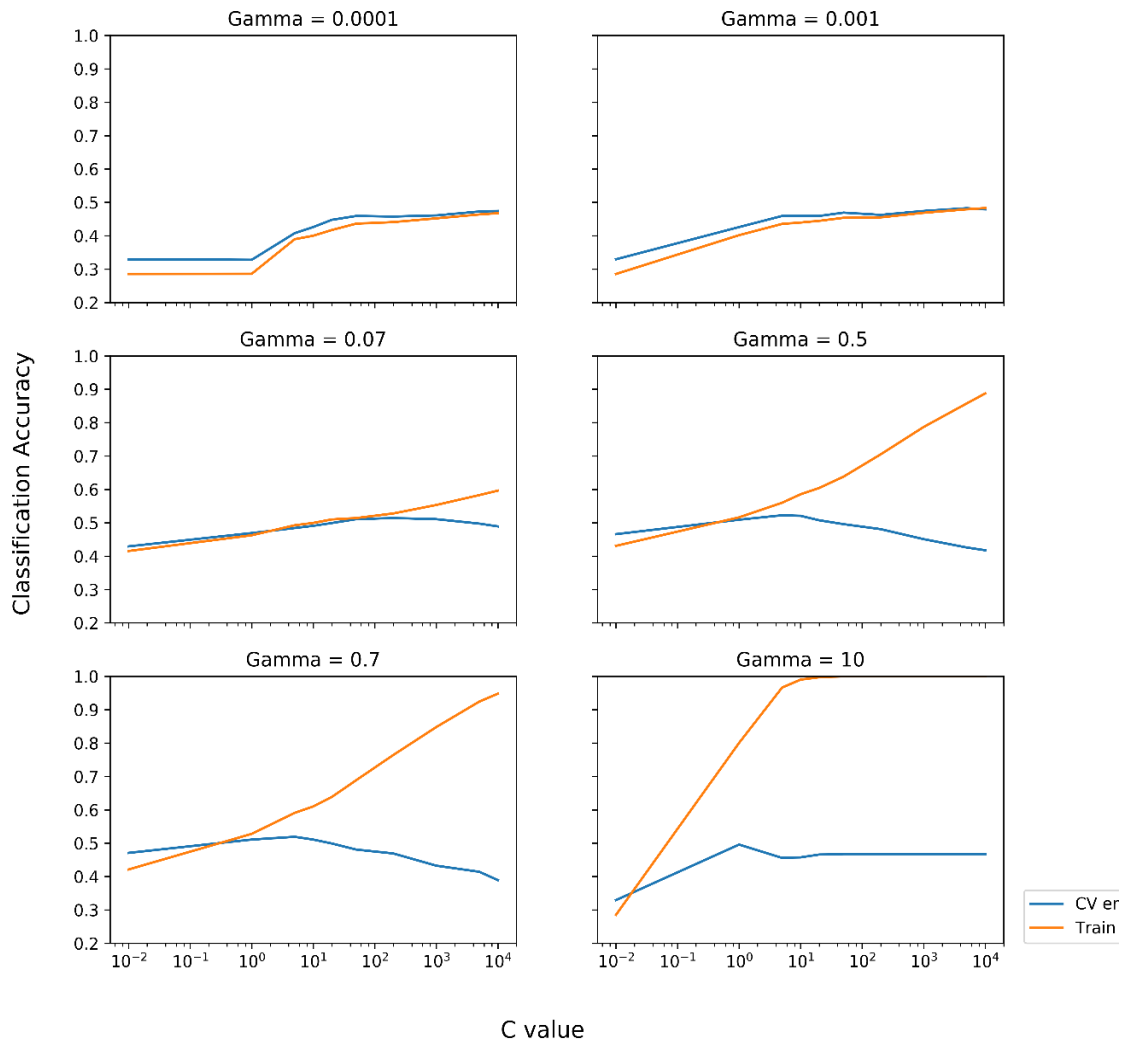
#### **4.5. Predicción de 8 facies utilizando datos de registros geofísicos de pozo**

Para el tercer entrenamiento de igual manera se utilizó como variables predictoras los registros de rayos gamma (GR), tiempo de tránsito (DT), resistividad (RT), neutrón-porosidad (NPHI) y densidad (RHOB). Las facies por predecir son las que se calculan por medio del “Clasificador Estándar” con los datos de microestructura obtenidos a partir de la inversión petrofísica.

Las gráficas que ayudan a obtener un modelo de predicción son un tanto desafiantes debido a que nuestra curva de entrenamiento se aleja de la curva de cross-validation error. Al observar la primera gráfica, figura 46, se puede decir que ese es el mejor modelo de predicción, sin embargo, la curva de cross-validation error se encuentra por encima de la curva de entrenamiento, esto genera que la herramienta no aprenda a diferenciar todas las facies, por lo tanto, la mejor gráfica resulta ser la tercera. El valor de “C” y “Gamma” se mantienen como en los otros entrenamientos, de 500 y de 0.07 respectivamente.

Para el Pozo 51, figura 47, se tiene una predicción realmente baja donde la herramienta a lo largo de los intervalos del pozo no logra reconocer las facies reales, sólo logra reconocer algunas facies como, por ejemplo, la facie con poca lutita laminar, arcilla dispersa y nada de hidrocarburo, la facie con poca lutita laminar, pero sí con arcilla dispersa e hidrocarburo y la facie que presenta lutita lamiar con hidrocarburo, pero nada de arcilla dispersa.

En el Pozo 53, figura 48, se obtiene una respuesta similar al anterior pozo. No se logra identificar las facies correctamente y se identifican sólo algunas de ellas, siendo en este pozo que se identifica una nueva facie con presencia de arcilla dispersa, pero poca presencia de lutita laminar e hidrocarburo.



**Figura 46.** Modelo de predicción con datos de registro geofísico de pozos y 8 facies.

Well: Pozo 51

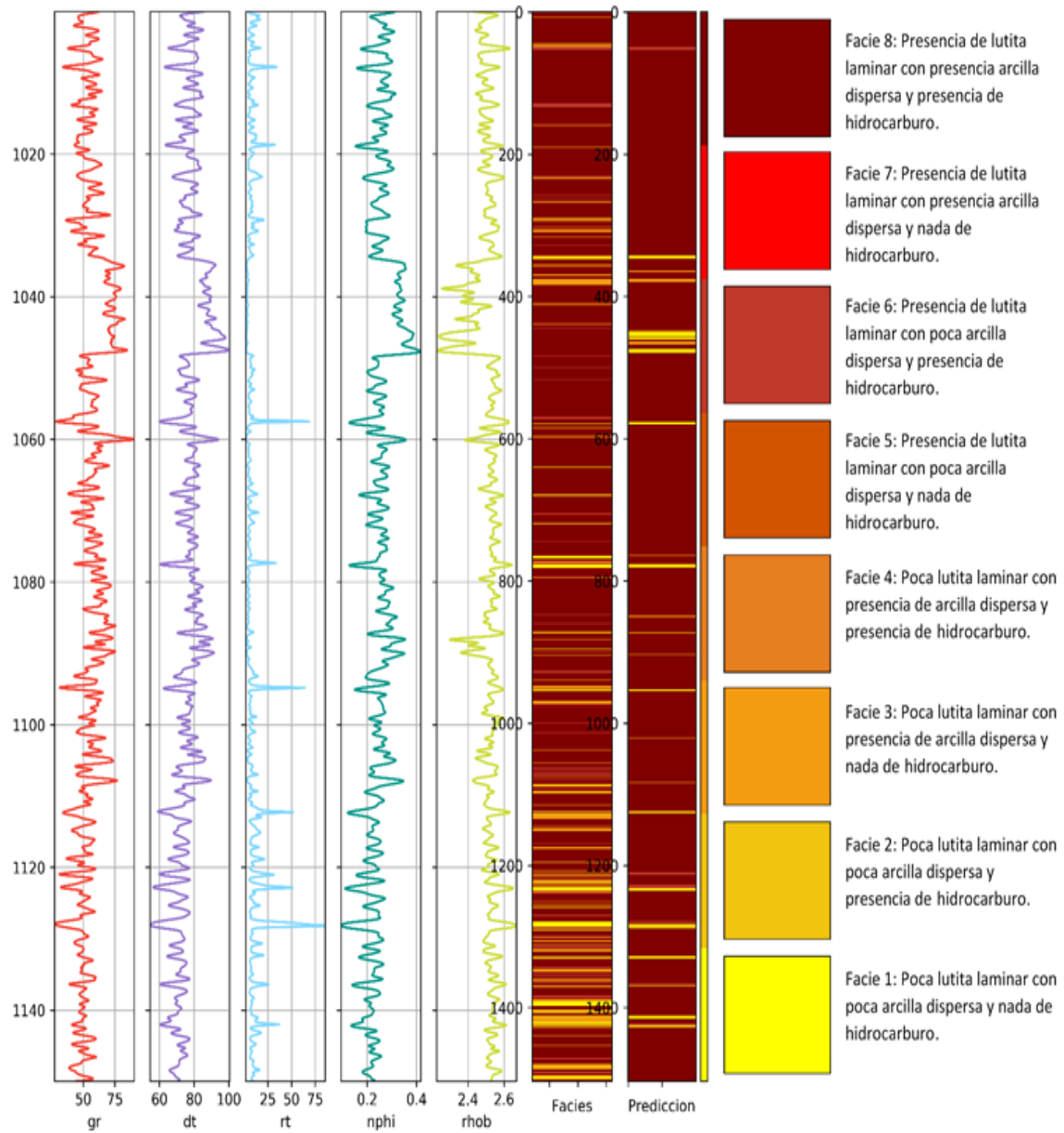


Figura 47. Predicción del Pozo 51 con datos de registro geofísico de pozos.

Well: Pozo 53

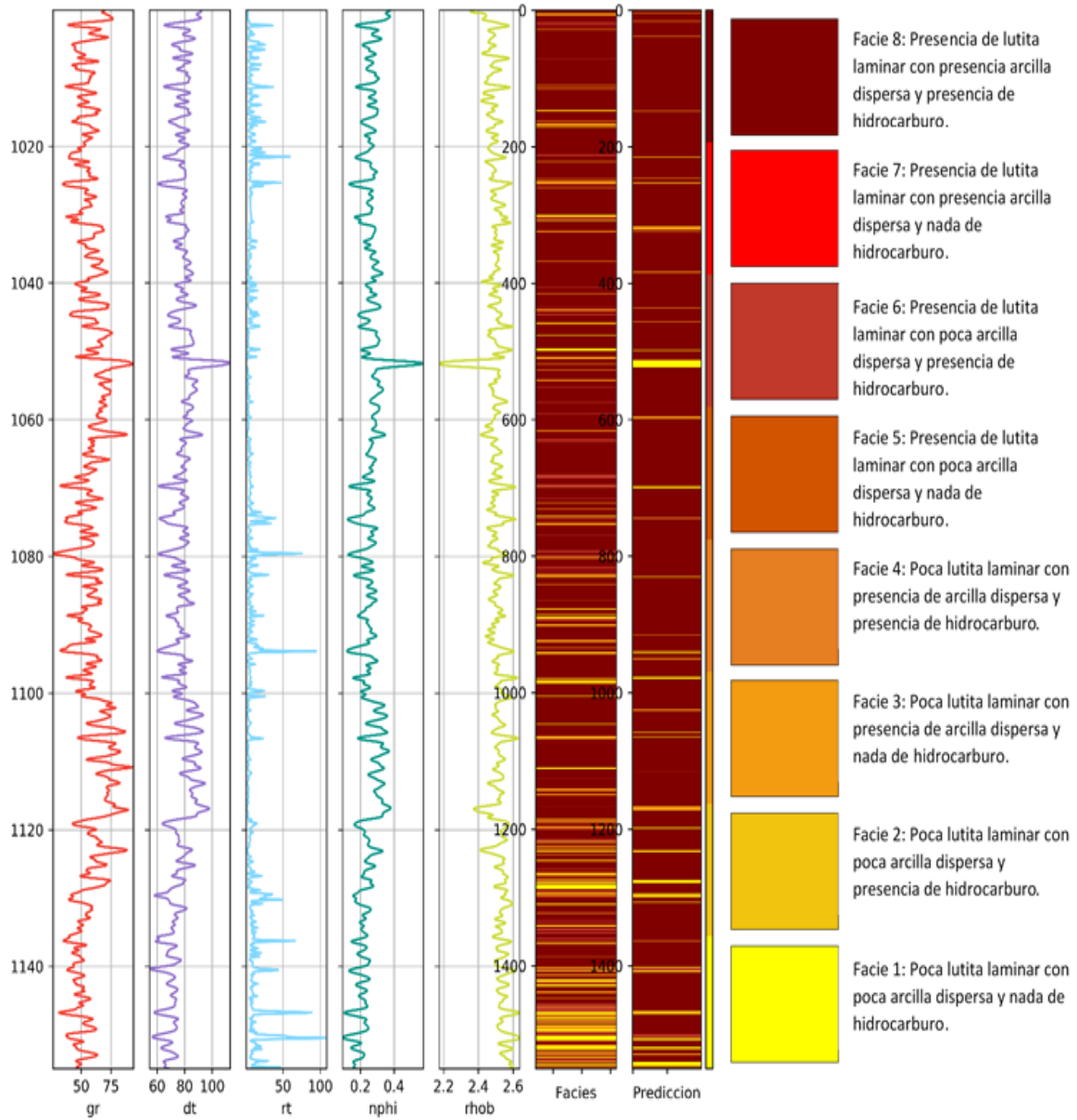


Figura 48. Predicción del Pozo 53 con datos de registro geofísico de pozos.

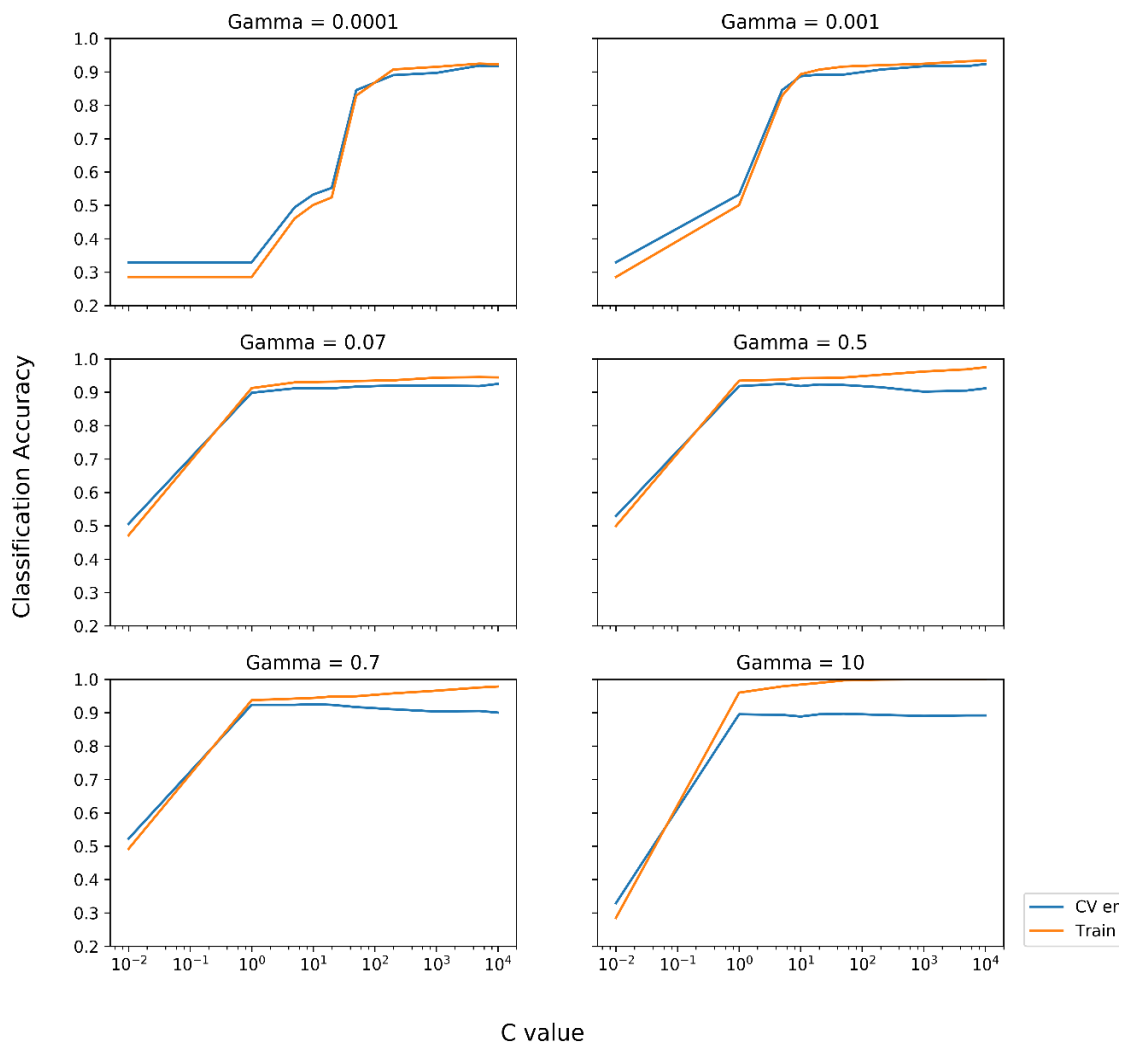
#### **4.6. Predicción de 8 facies utilizando datos de microestructura**

Para el cuarto y último entrenamiento se ocupan los llamados datos de microestructura que fueron obtenidos por la inversión petrofísica. En concreto se utilizan dos tipos de la distribución de espacial de arcilla, lutita laminar (LamShale) junto con la arcilla dispersa (DispShale) y el hidrocarburo (gas y aceite).

El modelo de predicción, figura 49, que presenta la herramienta para este caso varía sólo en la primera gráfica, sin embargo, se ocupa la tercera gráfica nuevamente, dándole los valores a “C” y “Gamma” de 500 y 0.07 respectivamente.

La predicción en el Pozo 51, representador por la figura 50, es casi idéntica a su contraparte real. Sólo muestra una falla al identificar una facie en el intervalo de 800 a 1000 metros por la presencia de la lutita laminar.

El Pozo 53, que se muestra en la figura 51, se comporta de una manera igual al Pozo 51, identificando muy bien las 8 facies propuestas, sin embargo, hay unas fallas de espesores que para un trabajo de apoyo pasa imperceptible y no presenta ningún impedimento al momento de querer apoyarse en la predicción.



**Figura 49.** Modelo de predicción con datos de microestructura.

Well: Pozo 51

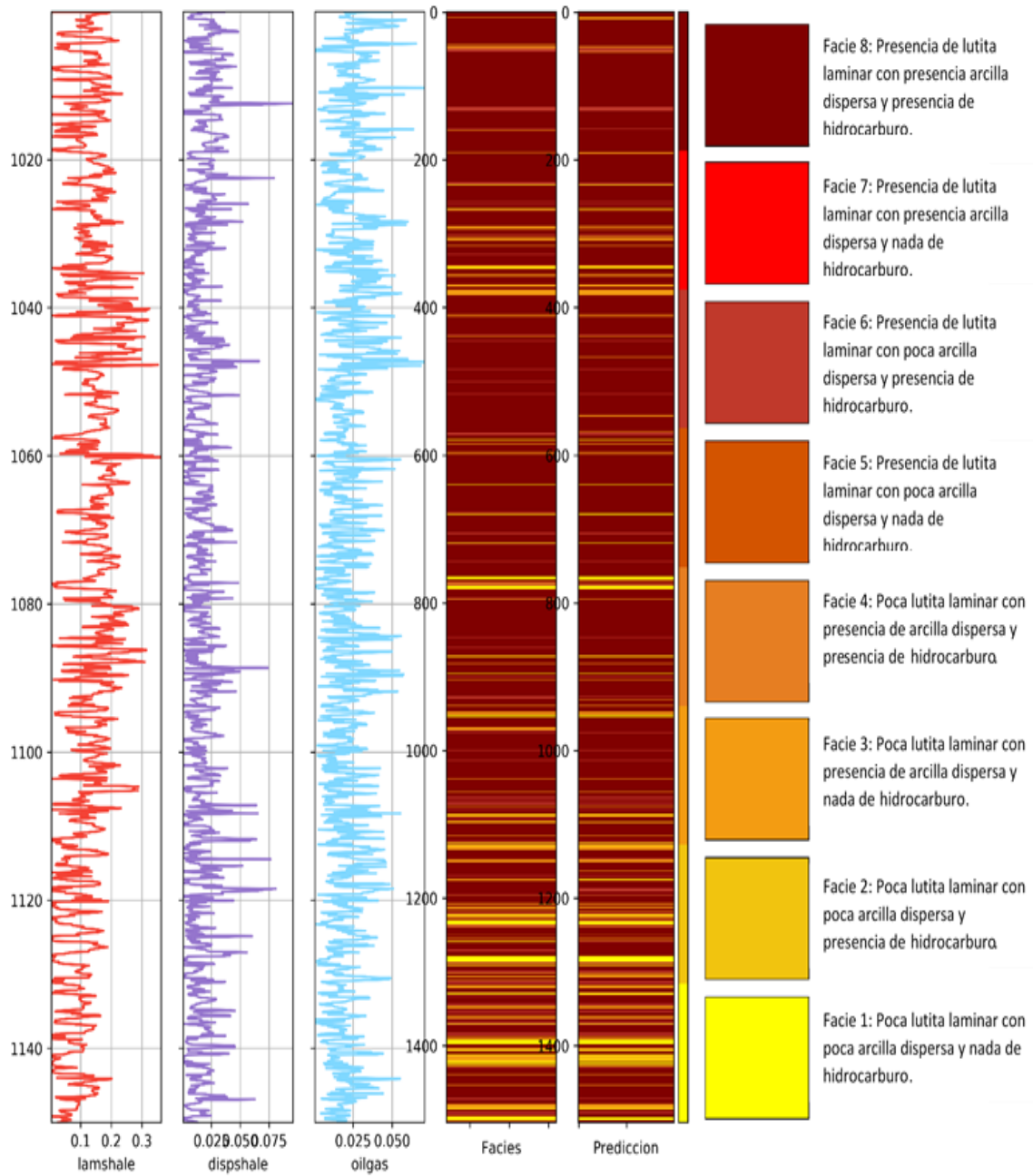
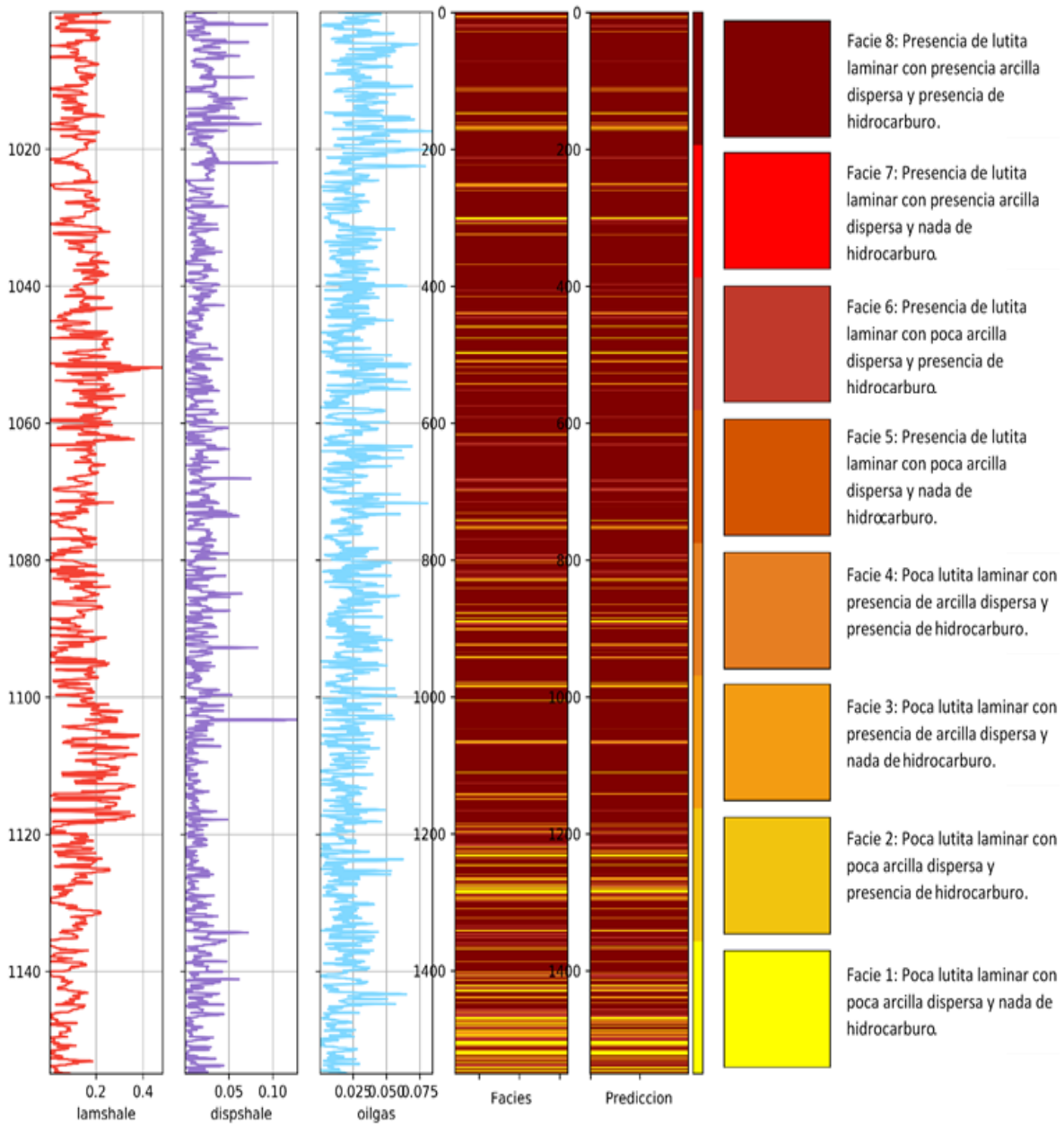


Figura 50. Predicción del Pozo 51 con datos de microestructura.

Well: Pozo 53



**Figura 51.** Predicción del Pozo 53 con datos de microestructura.

## Capítulo 5. Conclusiones

A partir de los resultados obtenidos con la herramienta IMP-Predict®, se presentan las siguientes conclusiones:

- Las gráficas mostradas a lo largo de los entrenamientos permiten observar que los valores ideales para “C” y “Gamma” corresponden a 500 y 0.07 respectivamente, esto se debe a que en estos valores no puede existir un sobreentrenamiento, que es cuando el modelo de predicción no aprende sino copia los datos de entrada reales haciendo que la predicción sea no válida. Además del sobreentrenamiento, también se descarta un nulo aprendizaje del modelo de predicción, esto sucede cuando no sólo no copia los datos de entrada, sino tampoco da datos de salida.
- El primer y segundo entrenamiento donde se ocupan solamente las 4 facies elaboradas con base en el volumen de arcilla por Petróleos Mexicanos se identifica que la mejor predicción fue realizada por los datos de registro geofísico de pozos, esto se debe porque las facies fueron elaboradas a partir de una propiedad petrofísica la cual se puede calcular con los registros, por ejemplo, el registro de rayo gamma. Con esto se concluye que para 4 facies es mejor utilizar datos de registro geofísico de pozos que las propiedades petrofísicas para este caso de estudio.
- El tercer y cuarto entrenamiento donde se ocupan las 8 facies obtenidas por el “Clasificador Estándar” en conjunto con la inversión petrofísica por el modelo de petrofísico propuesto se identifica que se obtiene una mejor predicción de facies utilizando los datos de microestructura, que son la distribución espacial de arcilla junto con el hidrocarburo. Esto se debe porque las facies, a pesar de utilizar los registros geofísicos de pozo para su inversión, en realidad se obtuvieron con los datos que se sacan a partir la inversión petrofísica haciendo uso del “Clasificador Estándar” que utilizó estos parámetros de entrada.

## Bibliografía

- [1]. Aquino, A. (2015). Inversión conjunta de registros de pozos para la evaluación petrofísica en formaciones areno-arcillosas anisótropas, tesis de doctorado. Instituto Mexicano del Petróleo, Ciudad de México, México.
- [2]. Archie, G.E. (1942). The Electrical Resistivity Log as an Aid in Determining some Reservoir Characteristics. SPE. Vol. 146. No. 01.
- [3]. Arévalo, G. (2018). Evaluación y calibración petrofísica de South Barrow Field, Alaska, tesis de licenciatura. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Puebla, México.
- [4]. Asquith, G. & Krygowski, D. (2004). Basic Well Log Analysis. Tulsa, Oklahoma: The American Association Of Petroleum Geologists.
- [5]. Asquith, G. (1998). Log Evaluation of Shaly Sandstone Reservoirs: A Practical Guide.
- [6]. Blázquez, D. (2011). Aplicación de los registros geofísicos en el distrito de Papantla, Veracruz, tesis de licenciatura. Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México.
- [7]. Brown, J. (1943): Suggested Use Of The Word Microfacies. Econ. Geol., 38, p. 325.
- [8]. Brown, L. & Fisher, W. (1980). Seismic Stratigraphy Interpretation And Petroleum Exploration. American Association Petroleum Geologists, 16, p. 125.
- [9]. Cárdenas, M. (2015). Support Vector Machine: Gráficas, estadística y minería de datos con Python [Material del aula]. Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas, Madrid, España.
- [10]. Cuvillier, J. (1952): La Notion De "Microfacies" Et Ses Applications. VIII Congr. Naz. Metano e Petrolio, Sect. I, 1-7.
- [11]. Doll, H. (1951). The Laterolog: A New Resistivity Logging Method with Electrodes using and Automatic Focusing. Journal of Petroleum Technology.

- [12]. Ekwere, J. (2012). *Petrophysics*. USA: Department of Petroleum & Geosystems Engineering.
- [13]. Escamilla, A. (2018). *Estimación de propiedades petrofísicas usando los métodos de inversión petrofísica y convencional en yacimientos areno-arcillosos*. Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México.
- [14]. Galicia, F. (2017). *Aplicación de metodologías de la evaluación petrofísica para la estimación de contenido orgánico total, tesis de maestría*. Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México.
- [15]. Gálvez, L. & Cusme, H. (2013). *Actualización de las reservas y predicción de producción del campo Cuyabeno-Sansahuari, proyecto para obtención del título universitario*. Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador.
- [16]. González, G. (2014). *Aplicación de los registros geofísicos de pozo en la búsqueda y caracterización petrofísica de yacimientos de shale gas, tesis de licenciatura*. Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México.
- [17]. Gressly, A. (1838). *Observations Geologiques Ser Le Jura Soleurois*. Neue Denkschr. Allg Schweiz, Ges. Ges. Naturw., 2, 1-112.
- [18]. Hernández, M. (2018). *Generación de un modelo petrofísico en formaciones areno-arcillosas, tesis de licenciatura*. Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México.
- [19]. Hernández, O. & Cal, A. (2012). *Métodos para la estimación de electrofacies usando registros geofísicos de pozos convencionales, tesis de licenciatura*. Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México.
- [20]. Kamel, M. & Mabrouk, W. (2002). *An Equation For Estimating Water Saturation In Clean Formations Utilizing Resistivity And Sonic Logs: Theory And Application*. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 36, pp. 159-168.

- [21]. Larsen et al. (2017). Artificial Intelligence-Assisted Petroleum Geoscience: Next Generation Exploration Technology. NFG Winter Conference. Conferencia llevada a cabo en Oslo, Noruega.
- [22]. Ludvigsen, R. & Westrop, S. (1983). Trilobite Biofacies Of The Cambrian-Ordovician Boundary Interval In Northern North America. *Alcheringa*, 7, pp. 301-319.
- [23]. Martell, A. (2015). Petrofísica y Registros de pozo [Material del aula]. Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México.
- [24]. Martinho-Truswell et al. (2018). Towards An Ai Strategy In Mexico: Harnessing the AI Revolution. Ciudad de México: Oxford Insights.
- [25]. Middleton, G. (1973). Johannes Walther's Law of the Correlation of Facies: *Geological Society of America Bulletin*, 84, pp. 979-988.
- [26]. Mitchell, W. & Nelson, R. (1988). A practical approach to statistical log analysis: *Society of Well Log Analysis. 29th Annual Logging Symposium*.
- [27]. Pérez-Rosales, C. (1976). Generalization of the Maxwell equation for formation resistivity factor. *Journal Of Petroleum Technology*, 28, pp. 819-924.
- [28]. Rivadeneira, M. & Baby, P. (2004). La cuenca oriente: Geología y Petróleo. Institut Francais D'études Andines, Ecuador.
- [29]. Romero et al. (2017). (cursiva) Manual Técnico y Guía de Usuario de la herramienta computacional IMP-Predict. Ciudad de México: Instituto Mexicano del Petróleo.
- [30]. Salvany, J. (2017). Las formaciones yesíferas del Triásico Superior y Jurásico Inferior de Camarasa, en el frente Surpirenaico Catalán. *Universitat Politècnica de Catalunya*, 73. No. 02.
- [31]. Samuel, A. (1959). Some Studies In Machine Learning Using The Game Of Checkers. *IBM Journal Of Research And...IBM Journal Of Research And Development*, 3, pp. 210-219.

- [32]. Sánchez, C. (2012). Evolución de los registros de resistividad y su aplicación en la estimación de la saturación de fluidos (agua e hidrocarburos), tesis de licenciatura. Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México.
- [33]. Schlumberger. (1987). Log Interpretation Principles/Applications. Houston, TX.
- [34]. Serra, O. & Abott, H. (1982). The Contributions Of Loggings Data To Sedimentology And Stratigraphy: Society Of Petroleum Engineers Journal, 22, pp. 117-131.
- [35]. Tarbuck, E. & Lutgens, F. (2002). Ciencias de la Tierra: Una introducción a la geología física, 6ta. Edición. Pearson.
- [36]. Thomas, E. & Stieber, S. (1975). The Distribution Of Shale In Sandstones And Its Effect Upon Porosity. SPWLA 16th Annual Logging Symposium.
- [37]. Tiab, D. & Donaldson, E. (2004). Petrophysics. Oxford, UK: Elsevier.
- [38]. Vafadar, A. (2016). Depositional Environment And Sequence Stratigraphy Of The Lower Miocen Deposits In The Zagros Foreland Basin, Iran. University Of Tehran.
- [39]. Vaquerizo, R. (2016, octubre). El parámetro gamma, el coste, la complejidad de un SVM. Recuperado de: <https://analisisydecision.es/el-parametro-gamma-el-coste-la-complejidad-de-un-svm/>
- [40]. Waxman, M. & Smits, L. (1968). Electrical Conductivities In Oil-Bearing Sands. SPE. Vol. 8. No. 02.
- [41]. Worthington, P. (2011). The Petrophysics Of Problematic Reservoirs. SPE. Vol. 63. No. 12.
- [42]. Zhdanov, M. (2002). Geophysical Inverse Theory And Regularization Problems, Amsterdam: Elsevier. p. 628.