



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

UNIDAD TICOMÁN “CIENCIAS DE LA TIERRA”

**“PETROLEARNING: SOFTWARE PARA LA INVERSIÓN CONJUNTA
DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES
NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA
MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂”**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
INGENIERO GEOFÍSICO**

PRESENTA:

CÉSAR CASTREJÓN PERALTA

YAIR EVANGELISTA GUTIÉRREZ

JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTÍNEZ

DIRECTOR DE TESIS:

DR. ENRIQUE COCONI MORALES



CIUDAD DE MÉXICO

MARZO 2021

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

Presente

Bajo protesta de decir verdad los que suscriben **CC. César Castrejón Peralta, Yair Evangelista Gutiérrez y Jhosep Jonathan Huerta Martínez** manifestamos ser autores y titulares de los derechos morales y patrimoniales de la obra titulada **“PETROLEARNING: SOFTWARE PARA LA INVERSIÓN CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA MEDIANTE INYECCIÓN DE CO2”**, en adelante **“LA TESIS”** y de la cual se adjunta copia, por lo que por medio del presente y con fundamento en el artículo 27 fracción II, inciso b) de la Ley Federal del Derecho de Autor, otorgamos al Instituto Politécnico Nacional, en adelante **“El IPN”**, autorización no exclusiva para comunicar y exhibir públicamente total o parcialmente en medios digitales (Publicación en Línea) **“La Tesis”** por un período de un año contado a partir de la fecha de la presente autorización, dicho período se renovará automáticamente en caso de no dar aviso expreso a **“El IPN”** de su terminación.

En virtud de lo anterior, **“El IPN”** deberá reconocer en todo momento nuestra calidad de autores de **“La Tesis”**.

Adicionalmente, y en nuestra calidad de autores y titulares de los derechos morales y patrimoniales de **“La Tesis”**, manifestamos que la misma es original y que la presente autorización no contraviene ninguna otorgada por los suscritos respecto de **“La Tesis”**, por lo que deslindamos de toda responsabilidad a **“El IPN”** en caso de que el contenido de **“La Tesis”** o la autorización concedida afecte o viole derechos autorales, industriales, secretos industriales, convenios o contratos de confidencialidad o en general cualquier derecho de propiedad intelectual de terceros y asumimos las consecuencias legales y económicas de cualquier demanda o reclamación que puedan derivarse del caso.

Ciudad de México, a marzo de 2021.

Atentamente



César Castrejón Peralta



Yair Evangelista Gutiérrez



Jhosep Jonathan Huerta Martínez



EP Y T/045/2020.

"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"
175 Aniversario de la Escuela Superior de Comercio y Administración
125 Aniversario de la Escuela Nacional de Medicina y Homeopatía
80 Aniversario del CECyT 6 "Miguel Othón de Mendizábal"
75 Aniversario de la Escuela Nacional de Biblioteconomía y Archivonomía

Asunto

Registro de Tema

CDMX, 31 de enero 2020.

C. CESAR CASTREJÓN PERALTA

PASANTE DEL PROGRAMA ACADÉMICO DE
INGENIERÍA GEOFÍSICA

PRESENTE

A continuación, comunico a usted, el tema y contenido que deberá desarrollar en su tesis profesional, indicándole que tiene un año a partir de esta fecha, para elaborarla.

"PETROLEARNING: SOFTWARE PARA LA INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂".

CONTENIDO

- RESUMEN
- ABSTRACT
- INTRODUCCIÓN
- OBJETIVOS
- ESTADO DEL ARTE
- I. REGISTROS GEOFÍSICOS
- II. REDES NEURONALES
- III. INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZOS
- IV. RECUPERACIÓN MEJORADA DE ACEITE MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂
- V. DISEÑO DE SOFTWARE
- VI. ESTUDIO DE CASO
- RESULTADOS
- CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES
- REFERENCIAS

Este tema lo desarrollará en conjunto con los **C. YAIR EVANGELISTA GUTIÉRREZ Y JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTÍNEZ**

ATENTAMENTE

"La Técnica al Servicio de la Patria"

Ing. Fernando Rodríguez Chávez
Subdirector Académico.



UNIDAD TICOMÁN

Av. Ticomán, No. 600, Colonia, San José Ticomán CP 07740, Alcatrazes, Gustavo A. Madero Ciudad de México.
Tel: (55) 5729 6000 Ext. 56001 www.esiatic.ion.mx



2020
LEONA VICARIO
BENEMÉRITA MADRE DE LA PATRIA





EP Y T/048/2020.

"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"
175 Aniversario de la Escuela Superior de Comercio y Administración
125 Aniversario de la Escuela Nacional de Medicina y Homeopatía
80 Aniversario del CECyT 6 "Miguel Othón de Mendizábal"
75 Aniversario de la Escuela Nacional de Biblioteconomía y Archivonomía

Asunto

Registro de Tema

CDMX, 31 de enero 2020.

C. YAIR EVANGELISTA GUTIÉRREZ

PASANTE DEL PROGRAMA ACADÉMICO DE
INGENIERÍA GEOFISICA

PRESENTE

A continuación, comunico a usted, el tema y contenido que deberá desarrollar en su tesis profesional, indicándole que tiene un año a partir de esta fecha, para elaborarla.

"PETROLEARNING: SOFTWARE PARA LA INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂".

CONTENIDO

- RESUMEN
- ABSTRACT
- INTRODUCCIÓN
- OBJETIVOS
- ESTADO DEL ARTE
- I. REGISTROS GEOFÍSICOS
- II. REDES NEURONALES
- III. INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZOS
- IV. RECUPERACIÓN MEJORADA DE ACEITE MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂
- V. DISEÑO DE SOFTWARE
- VI. ESTUDIO DE CASO
- RESULTADOS
- CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES
- REFERENCIAS

Este tema lo desarrollará en conjunto con los **C. CESAR CASTREJÓN PERALTA Y JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTÍNEZ**

ATENTAMENTE

"La Técnica al Servicio de la Patria"

Ing. Fernando Rodríguez Chávez
Subdirector Académico.



UNIDAD TICOMÁN
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA

Av. Ticomán, No. 600, Colonia, San José Ticomán C.P. 07340, Alcaldía Gustavo A. Madero Ciudad de México.
Tel: (55) 5729 6000 Ext. 56001 www.esiatic.ibn.mx



2020
LEONA VICARIO
BENEMÉRITA MADRE DE LA PATRIA





EP Y T/049/2020.

"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"
175 Aniversario de la Escuela Superior de Comercio y Administración
125 Aniversario de la Escuela Nacional de Medicina y Homeopatía
80 Aniversario del CECyT 6 "Miguel Othón de Mendizábal"
75 Aniversario de la Escuela Nacional de Biblioteconomía y Archivonomía

Asunto

Registro de Tema

CDMX, 31 de enero 2020.

C. JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTÍNEZ
PASANTE DEL PROGRAMA ACADÉMICO DE
INGENIERÍA GEOFISICA
PRESENTE

A continuación, comunico a usted, el tema y contenido que deberá desarrollar en su tesis profesional, indicándole que tiene un año a partir de esta fecha, para elaborarla.

"PETROLEARNING: SOFWARE PARA LA INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂".

CONTENIDO

- RESUMEN
- ABSTRACT
- INTRODUCCIÓN
- OBJETIVOS
- ESTADO DEL ARTE
- I. REGISTROS GEOFÍSICOS
- II. REDES NEURONALES
- III. INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZOS
- IV. RECUPERACIÓN MEJORADA DE ACEITE MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂
- V. DISEÑO DE SOFTWARE
- VI. ESTUDIO DE CASO
- RESULTADOS
- CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES
- REFERENCIAS

Este tema lo desarrollará en conjunto con los **C. CESAR CASTREJÓN PERALTA Y YAIR EVANGELISTA GUTIÉRREZ**

ATENTAMENTE

"La Técnica al Servicio de la Patria"

Ing. Fernando Rodríguez Chávez
Subdirector Académico.





Folio
EP Y T/001/2021.

85 Aniversario del Instituto Politécnico Nacional
70 Aniversario del CECyT 11 "Wálfrido Massieu"
60 Aniversario de la Escuela Superior de Física y Matemáticas
50 Aniversario del CECyT 12 "José Ma. Morelos" y del CECyT 13 "Ricardo Flores Magón"

Asunto
APROBACION

CDMX, 02 de febrero de 2021

ING. FERNANDO RODRÍGUEZ CHÁVEZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
P R E S E N T E

Por este conducto, hacemos constar que el Tema, por la opción de **Tesis Colectiva**, "PETROLEARNING: SOFTWARE PARA LA INVERSION CONJUNTA DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES APLICADO A LA RECUPERACIÓN MEJORADA MEDIANTE INYECCIÓN DE CO₂" presentado por los pasantes del Programa Académico de Ingeniería Geofísica, CC. **CESAR CASTREJON PERALTA, YAIR EVANGELISTA GUTIERREZ y JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTINEZ**, fue revisado y aprobado por los suscritos considerándolo ampliamente desarrollado, por lo tanto, esa Subdirección a su cargo, puede señalar fecha para realizar el Examen Oral.

TITULARES

ING. AMBROSIO AQUINO LÓPEZ

DR. OSCAR CERAPIO VALDIVIEZO MIJANGOS

M. en C. THALIA ELIZABETH LARA RODRIGUEZ

ING. ROBERTO LOO GUZMAN

DR. ENRIQUE COCONI MORALES





"2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata"
60 años de la Unidad Profesional Adolfo López Mateos
70 Aniversario del CECyT No. 3 "Estanislao Ramírez Ruiz"
60 años de XEIPN Canal Once, orgulloosamente politécnico
60 Aniversario del CECyT No. 4 "Lázaro Cárdenas"

Folio

EP Y T/648/2019.

Asunto

ASESORIA DE TESIS

CDMX, 16 de diciembre de 2019.

DR. ENRIQUE COCONI MORALES

PRESENTE

En atención a la Solicitud de los **CCC. CÉSAR CASTREJON PERALTA, YAIR EVANGELISTA GUTIÉRREZ Y JHOSEP JONATHAN HUERTA MARTÍNEZ**, pasantes del Programa Académico de **Ingeniería Geofísica** con base en el Reglamento de Titulación Profesional del I.P.N., Capítulo II, Artículo 5, Fracción II y el Artículo 7 Inciso II, se le informa que ha sido seleccionado para asesorar la tesis de los pasantes mencionados, Por lo que solicito a usted se sirva proponer dentro de un plazo de 30 días calendario, el tema de tesis y contenido a desarrollar por los interesados.

Seguro de contar con su participación, le saludo cordialmente.

ATENTAMENTE

"La Técnica al Servicio de la Patria"

[Handwritten signature of Ing. Fernando Rodríguez Chávez]

Ing. Fernando Rodríguez Chávez
Subdirector Académico

**UNIDAD TICOMÁN
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA**

c.c.p Ing. Irais María Lizette Ortiz Prieto.- Jefe del Departamento de Innovación Educativa
Interesado.

FRCH/betv*



Agradecimientos de Yair

En primer lugar, me gustaría agradecer al Instituto Politécnico Nacional por haberme brindado la oportunidad de terminar dentro de sus aulas mi formación profesional como ingeniero, así como por brindarme las herramientas necesarias ya no sólo para la culminación de este proyecto, también para forjarme como un profesionalista completo tanto académica como humanamente.

También quiero agradecer a mis compañeros César y Jhosep por compartir conmigo la aventura que implica una tesis, ya que sin sus conocimientos y aptitudes este trabajo no sería lo que es ahora.

Dentro del mismo tenor quiero expresar mi más profundo agradecimiento a los profesores que nos forjaron como geofísicos de calidad, haciendo especial énfasis en el cuerpo sinodal que se dio a la tarea de revisar el proyecto a fin de llevarlo a un mejor puerto, y sobre todo al Dr. Enrique Coconi que dentro de su papel de asesor fungió como verdadero maestro y guía para nosotros.

Adicionalmente quisiera agradecer a los compañeros y amigos que me acompañaron tanto dentro como fuera de las clases, por el apoyo que me brindaron aún sin saberlo: el contar con ustedes fue un verdadero alivio en el momento que más lo necesitaba.

Por último, quiero agradecer más que a nadie a mi padre y mis hermanos por todo el soporte que me han regalado a lo largo de la vida y que sé me seguirán dando, así como a todos los familiares que aunque ya no se encuentren presentes físicamente siempre tendrán un lugar especial dentro de mí; y es por lo mismo que me gustaría dedicar el trabajo final a mi mamá, quien siempre estuvo para quien la necesitara y que creyó en mí hasta el último momento.

Gracias a todos.

Agradecimientos de César

Agradezco a todas las personas que me ayudaron a que todo esto fuera posible:

A mi familia, por el apoyo, comprensión y cariño incondicional que me han ofrecido desde el inicio de este largo camino, y especialmente a mis padres Amalia Peralta y Guadalupe Castrejón, por siempre impulsarme para cumplir mis metas, mostrándome con el ejemplo que todo es posible.

A Yair y a Jhosep, compañeros de tesis y de toda la carrera, por todo el trabajo en equipo realizado para concluir este gran proyecto.

A todos los compañeros, y amigos, que formaron parte de mi vida dentro de la ESIA. Gracias por su compañía y por el apoyo que me dieron estos años.

Finalmente, agradezco al Instituto Politécnico Nacional, a la ESIA, a todos los profesores que apoyaron en mi formación académica, al Dr. Coconi y a todos los sinodales por todo su tiempo, apoyo y los comentarios para mejorar este trabajo.

Agradecimientos de Jhosep

Agradezco profundamente a mis padres Miguel y Silvia por siempre darme su apoyo incondicional para lograr mis metas a lo largo de la vida, por escucharme, comprenderme y darme palabras de aliento para seguir adelante, gracias a ustedes he logrado todas mis metas y siempre les estaré agradecido por todo el esfuerzo que hacen por mí.

A mis hermanos Josué y Janet por siempre preocuparse por mí, darme su apoyo, gracias por enseñarme tanto y siempre estar para mí, alentándome a seguir adelante y ver la vida con mayor tranquilidad.

A Jazmín por siempre animarme en este largo camino y ser mi confidente, siempre has sabido escucharme y darme un consejo acertado que me hacen mejorar cada día.

Agradezco a la Institución por las oportunidades y herramientas brindadas para mi formación, a los profesores que han plasmado en mí su conocimiento, en especial a los sinodales por sus comentarios en beneficio de la tesis y al Dr. Enrique Coconi Morales por su apoyo para lograr cada uno de los objetivos. Agrego un especial agradecimiento a los profesores Juan Carlos Sabido y Jonathan Belmares porque más allá del conocimiento, me dieron su apoyo y confianza para mejorar profesionalmente.

Agradezco a mis compañeros y amigos que acompañaron cada una de las etapas de todo este proceso, en especial a César y a Yair porque juntos hemos logrado este gran proyecto, siendo un gran equipo.

Índice

Resumen.....	1
Abstract.....	2
Introducción.....	3
Objetivos.....	7
Estado del Arte.....	8
Capítulo 1. Registros Geofísicos de Pozo.....	20
1.1 Tipos de Registros.....	21
1.2 Caliper.....	22
1.3 Potencial Espontáneo o SP.....	23
1.4 Registro de Rayos Gamma o GR.....	26
1.5 Registro de Porosidad Neutrón.....	27
1.6 Registro de Densidad.....	28
1.7 Registro Resistivo.....	29
1.8 Registro Acústico.....	32
Capítulo 2. Redes Neuronales.....	35
2.1 Antecedentes.....	37
2.2 Estructura básica.....	39
2.2.1 Funciones discriminantes lineales.....	39
2.2.2 Función de activación.....	40
2.3 Clasificación de Redes Neuronales.....	42
2.3.1 Por arquitectura.....	42
2.3.2 Por el tipo de aprendizaje.....	49
Capítulo 3. Inversión petrofísica de registros convencionales.....	53
3.1 Teoría de inversión petrofísica.....	54
3.2 El Dilema de la Inversión.....	56
3.3 Inversión en Formaciones Terrígenas.....	57
3.3.1 Datos de entrada y salida.....	58
3.3.2 Arcilla Laminar.....	58
3.3.3 Arcilla Estructural.....	58
3.3.4 Arcilla dispersa.....	59
3.3.5 Estimación del volumen de arcilla.....	59
3.4 Inversión en Formaciones Carbonatadas.....	64
3.4.1 Datos de entrada y salida.....	65
3.5 Inversión mediante redes neuronales.....	67
3.5.1 Datos de entrada y salida.....	68
3.6 Aplicación de resultados de inversión.....	73
Capítulo 4. Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO ₂	75
4.1 Propiedades físicas del CO ₂	77
4.2 Captura de CO ₂	78
4.3 Transporte de CO ₂	81
4.4 Criterios de escrutinio.....	82
4.4.1 Método de Taber.....	83
4.4.2 Método del Programa Selector.....	85
4.5 Mecanismos de almacenamiento de CO ₂ en formaciones geológicas.....	86

4.6 Capacidad de almacenamiento del CO ₂	88
4.7 Búsqueda de zonas potenciales para proyectos de EOR-CO ₂	90
4.7.1 Proyectos en México	91
4.7.2 Metodología de localización con Registros Geofísicos de Pozo.....	92
Capítulo 5. Diseño de Software	94
5.1 Metodología	94
5.2 Características Básicas del Software	95
5.2.1 Control de calidad.....	95
5.2.2 Temperatura de formación.....	96
5.2.3 Resistividad de lodo y lodo filtrado a temperatura de formación.....	96
5.2.4 Volumen de arcilla.....	98
5.2.5 Porosidad.....	99
5.2.6 Saturación de agua	101
5.2.7 Módulos complementarios.....	105
5.2.8 Volumen de CO ₂	107
5.3 Proceso de inversión	107
5.4 Herramientas computacionales y las RNA	114
5.4.1 Deep Learning Toolbox™.....	115
5.4.2 RNA BiLSTM.....	116
5.4.3 Graphical User Interface Development Environment.....	119
5.5 Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales.....	120
5.5.1 Optimización de los parámetros.....	125
Capítulo 6. Estudio de Caso.....	127
6.1 Adquisición y control de la información de entrada.....	127
6.2 Interpretación Convencional con el software PetroLearning.....	128
6.3 Aplicación de las RNA en el software PetroLearning	143
6.3.1 Pozo Colliver 16.....	145
6.3.2 Pozo Dumler No. 22.....	147
6.3.3 Pozo SB No.1	149
Resultados.....	151
Conclusiones y recomendaciones	163
Referencias.....	166
Anexos	174
Anexo I. Manual del Software PetroLearning	174
Abriendo el software	176
Ventana principal	176
Creando un Proyecto	180
Cargando un archivo	182
Guardando el proyecto	186
Cálculos Básicos.....	186
Graficando Registros Geofísicos de Pozo.....	192
Zonificando	196
Conociendo la Litología	198
Cálculo de volumen de arcilla con Registros Geofísicos de Pozos.....	203
Cálculo de Porosidad Efectiva	213
Cálculo de Porosidad mediante el registro de Densidad y Tiempo de Tránsito.....	216

Cálculo de Porosidad corregido por Arcilla	219
Cálculo de Porosidad corregido por Gas	221
Cálculo de volumen de arcilla con Registros de Porosidad	222
Cálculo de Saturación de Agua	226
Cálculo de Mineralogía Básica.....	233
Identificación de zonas de paga.....	236
Inversión conjunta mediante Redes Neuronales Artificiales	241
Cálculo de la Capacidad de Almacenamiento de CO2.....	253
Anexo II. Licencia de uso del graficador.....	255
Anexo III. Pruebas previas.....	257
Anexo IV. Control de calidad de los datos de los Registros Geofísicos de Pozos.	267

Índice de Figuras

Figura 1 Adquisición de Registros Geofísicos de Pozo (Petróleos Mexicanos, 2009).....	20
Figura 2 Clasificación de Registros Geofísicos de Pozo (Petróleos Mexicanos, 2009) ...	21
Figura 3 Registro Caliper (Schlumberger, 1989).....	23
Figura 4 Registro potencial espontáneo (Schlumberger, 1989).....	25
Figura 5 Registro de Rayos Gamma con su respuesta típica (Reynolds, 1997)	26
Figura 6 Registro de densidad (Schlumberger, 1989)	29
Figura 7 Registro Lateral log (Schlumberger, 1989).....	30
Figura 8 Esquema registros acústicos (Petróleos Mexicanos, 2009).....	33
Figura 9 Representación de una función discriminante lineal como unidad de una red neuronal. Se puede considerar que el sesgo w_0 corresponde a una entrada $x_0=+1$	39
Figura 10 Representación de funciones discriminantes lineales $y_k(x)$ como diagrama de una red neuronal.....	40
Figura 11 Ilustración de una RNA monocapa.....	43
Figura 12 Red neuronal de perceptrones con dos capas	45
Figura 13 Ilustración de una RNA Multicapa.....	46
Figura 14 Ejemplo de RNA recurrentes.....	47
Figura 15 Representación hipotética de los tipos de arcillas en rocas clásticas Wilson (1977), en Gallardo A. (2010).....	59
Figura 16 Representación hipotética de las tres escalas del modelo para rocas clásticas por Aquino, et al. (2011).....	60
Figura 17 Efecto de los diferentes tipos de arcilla en las propiedades petrofísicas	63
Figura 18 Modelo para carbonatos	65
Figura 19 Geometría de poros.....	66
Figura 20 Gráfica de error durante el entrenamiento durante el proceso	69
Figura 21 Gráfica de error durante el entrenamiento al finalizar.....	69
Figura 22 Comparación entre los datos obtenidos en campo y los sintéticos.....	70
Figura 23 Error existente entre los datos	72
Figura 24 Porosidades obtenidas mediante la inversión petrofísica	72
Figura 25 Esquema de las etapas de recuperación de Hidrocarburos (Sabido Alcántara, 2020)	76
Figura 26 Esquema general del proceso de captura de CO ₂ (Tomado de IPCC (2005))..	79
Figura 27 Panorama general de las opciones de uso/almacenamiento de CO ₂ (Tomado de Coconi Morales (2007)).....	87
Figura 28 Panorama general del almacenamiento oceánico: almacenamiento por disolución y formando un "lago" (Tomado de Coconi Morales (2017)).....	88
Figura 29 Metodología propuesta para la tecnología EOR-CO ₂ por Coconi Morales (2017) (Tomada de Coconi Morales (2017)).....	92
Figura 30 Producto final del graficador	106
Figura 31 Producto final del módulo de zonificación.....	106
Figura 32 Error del entrenamiento al inicio	111
Figura 33 Ejemplo de errores adecuados	112
Figura 34 Ejemplo de Inversión de RGP	113
Figura 35 Campana de Gauss de la función de error	114
Figura 36 Funcionamiento de las LSTM	118

Figura 37 Funcionamiento de las BiLSTM	119
Figura 38 Flujo de trabajo de la RNA.....	122
Figura 39 Ubicación de los pozos en estudio.....	128
Figura 40 Definición del proyecto	129
Figura 41 Archivo las interpretado	130
Figura 42 Curvas en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	131
Figura 43 Datos de cimbras del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	131
Figura 44 Curvas zonificadas del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	132
Figura 45 Crossplot Densidad vs Neutrón en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02..	132
Figura 46 Datos para el cálculo de la curva de temperatura CARTER-COLLIVER #1-C02	133
Figura 47 Curva de temperatura calculada para el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	133
Figura 48 Datos para el cálculo de la resistividad de lodo del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	134
Figura 49 Curvas de Porosidad del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	135
Figura 50 Definición gráfica de los valores máximo y mínimo de Rayos Gamma en cada zona del pozo Carter-Colliver #1	136
Figura 51 Valores de Rayos Gamma en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	137
Figura 52 Cálculo de porosidad efectiva en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	138
Figura 53 Gráfica de Pickett del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	139
Figura 54 Saturación de agua del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	140
Figura 55 Mineralogía simple del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	141
Figura 56 Zonas prospectivas en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	142
Figura 57 Zonas de paga del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	142
Figura 58 Tiempo de tránsito y velocidades de onda P y S del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	143
Figura 59 Datos de entrada para el entrenamiento.....	144
Figura 60 Gráfica del entrenamiento del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.....	145
Figura 61 Registros sintéticos del pozo Colliver 16	146
Figura 62 Curvas de porosidad para el pozo Colliver 16.....	146
Figura 63 Volúmenes de CO ₂ comparados entre eficiencia del yacimiento y por tipo de porosidad para el pozo Colliver 16	147
Figura 64 Registros sintéticos del pozo Dumler No. 22	148
Figura 65 Porosidad del pozo Dumler No. 22	148
Figura 66 Capacidad de almacenamiento de CO ₂ del pozo Dumler No. 22.....	148
Figura 67 Registros sintéticos del pozo SB No.1	149
Figura 68 Porosidades del pozo SB No.1	149
Figura 69 Capacidad de almacenamiento de CO ₂ del pozo SB No.1	150
Figura 70 Interpretación de los registros en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02	152
Figura 71 Zonas con características importantes (Valores de corte Vsh<35% y PHIE >15%)	153
Figura 72 Zonas de paga del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 (Valores de corte Vsh<35%, PHIE >15% y Sw<50%).....	154
Figura 73 Interpretación de los registros en el pozo Colliver 16.....	155

Figura 74 Zonas de paga del pozo Colliver 16 (Valores de corte $V_{sh}<35\%$, $PHIE >15\%$ y $Sw<50\%$).....	155
Figura 75 Zonas de paga del pozo Colliver 16 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO_2	156
Figura 76 Zoom a las áreas de interés del pozo Colliver 16.....	157
Figura 77 Interpretación de los registros en el pozo Dumler No.22.....	158
Figura 78 Zonas de paga del pozo Dumler No. 22 (Valores de corte $V_{sh}<35\%$, $PHIE >15\%$ y $Sw<50\%$).....	158
Figura 79 Zonas de paga del pozo Dumler No. 22 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO_2	159
Figura 80 Interpretación de los registros en el pozo SB No. 1.....	160
Figura 81 Zonas de paga del pozo SB No. 1 (Valores de corte $V_{sh}<35\%$, $PHIE >15\%$ y $Sw<50\%$).....	160
Figura 82 Zonas de paga del pozo SB No. 1 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO_2	161
Figura 83 Ventana de inicio.....	176
Figura 84 Ventana principal del software.....	177
Figura 85 Barra de menús.....	178
Figura 86 Botones para graficar Registros Geofísicos de Pozo.....	178
Figura 87 Selección de criterio.....	178
Figura 88 Curvas disponibles.....	179
Figura 89 Zona de gráficas.....	180
Figura 90 Menú "Archivo" para crear un Nuevo Proyecto.....	180
Figura 91 Explorador para crear el proyecto.....	181
Figura 92 Selección del archivo .las.....	182
Figura 93 Carga de un nuevo Pozo.....	183
Figura 94 Ventana de carga de pozo.....	183
Figura 95 Visualización de los pozos cargados.....	185
Figura 96 Guardado de proyecto.....	186
Figura 97 Ventana de información del encabezado.....	187
Figura 98 Apertura de la ventana "Información de Pozo" desde el menú "Básicos".....	187
Figura 99 Ventana de Cálculo de Temperatura.....	188
Figura 100 Apertura de la ventana "Cálculo de Temperatura" desde el menú "Básicos".....	189
Figura 101 Ventana de cálculo de resistividad de lodo.....	190
Figura 102 Apertura de la ventana "Cálculo de Resistividad de lodo" desde el menú "Básicos".....	190
Figura 103 Acceso al módulo de cálculo de Resistividad de Agua de Formación a partir de SP.....	191
Figura 104 Cálculo de Resistividad de Agua de Formación a partir de SP.....	191
Figura 105 Zona con opciones del graficador, selección de pozo y curvas disponibles.....	193
Figura 106 Gráficas simples.....	194
Figura 107 Grafica Múltiple.....	195
Figura 108 Acceso al módulo Zonificación.....	196
Figura 109 Ventana de creación de cimas.....	197
Figura 110 Visualización de las cimas.....	198

Figura 111 Menú Crossplot	198
Figura 112 Ventana de gráfica cruzada	199
Figura 113 Crossplot Registro de Densidad contra Registro de Porosidad Neutrón	200
Figura 114 Crossplot Registro de Tiempo de Tránsito contra Registro de Densidad	201
Figura 115 Crossplot Registro PEF contra Registro de Densidad.....	202
Figura 116 Crossplot Registro de Tiempo de Tránsito contra Registro de Porosidad Neutrón	203
Figura 117 Ejecutar el módulo de volumen de arcilla.	204
Figura 118 Métodos de cálculo de volumen de arcilla por registros	204
Figura 119 Métodos de corrección al volumen de arcilla calculado por Rayos Gamma	205
Figura 120 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma a lo largo de todo el pozo.....	206
Figura 121 Identificación de mínimos y máximos por zona.....	207
Figura 122 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma por zonas	208
Figura 123 Comparativa del cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma a lo largo de todo el pozo y por zonas.....	209
Figura 124 Diferencia entre los métodos de cálculo de volumen de arcilla	210
Figura 125 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Potencial Espontáneo	211
Figura 126 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Resistividad Profunda	212
Figura 127 Acceso a la Calculadora	212
Figura 128 Cálculo de volumen de arcilla mediante la Calculadora	213
Figura 129 Acceso al módulo de cálculo de Porosidad	214
Figura 130 Selección de método para calcular porosidad.	215
Figura 131 Cálculo de Porosidad Efectiva en el módulo Porosidad.....	215
Figura 132 Cálculo de Porosidad Efectiva con la Calculadora.....	216
Figura 133 Cálculo de porosidad por Densidad.....	217
Figura 134 Cálculo de Porosidad mediante el Registro de Tiempo de Tránsito	218
Figura 135 Curvas de Porosidad.....	219
Figura 136 Cálculo de porosidad por Densidad corregido por arcilla	220
Figura 137 Cálculo de porosidad por Tiempo de Tránsito corregido por arcilla.....	221
Figura 138 Cálculo de Porosidad corregida por efecto de Gas.....	222
Figura 139 Visualización de la relación de la zona arcillosa con la Porosidad por Densidad y por Tiempo de Tránsito.....	223
Figura 140 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad Neutrón y Porosidad por Densidad	224
Figura 141 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad Neutrón y Porosidad por Tiempo de Tránsito.....	225
Figura 142 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad por Densidad y por Tiempo de Tránsito	226
Figura 143 Acceso a la gráfica cruzada de Pickett	227
Figura 144 Introducción de datos para la gráfica de Pickett.....	227
Figura 145 Gráfica de Pickett	228
Figura 146 Acceder al módulo de Saturación de Agua	229

Figura 147 Métodos de cálculo de Saturación de Agua	229
Figura 148 Datos comunes para los métodos de cálculo de Sw	230
Figura 149 Cálculo de saturación por Archie	230
Figura 150 Cálculo de saturación por Indonesia.....	231
Figura 151 Cálculo de saturación por Fertl.....	232
Figura 152 Cálculo de saturación por Schlumberger.....	233
Figura 153 Acceso al módulo de Mineralogía Simple.....	234
Figura 154 Cálculo de Volumen Volumétrico de Agua	234
Figura 155 Cálculo de Volumen de Matriz.....	235
Figura 156 Resultado de la mineralogía básica	236
Figura 157 Acceso al módulo Delimitaciones	237
Figura 158 Ventana principal del módulo Delimitaciones	238
Figura 159 Delimitación de zonas de paga.....	239
Figura 160 Zonas de paga.....	240
Figura 161 Zonas de paga modificadas	240
Figura 162 Acceso a menú de inversión.....	242
Figura 163 Acceso al módulo de conversión de Tiempo de Tránsito a Velocidad	242
Figura 164 Cálculo de Velocidad de Onda P y S.....	243
Figura 165 Ventana de selección de datos para el Entrenamiento.....	244
Figura 166 Ventana de Entrenamiento	245
Figura 167 Gráficas de error	246
Figura 168 Lista de información (Sección de iteraciones y progreso)	247
Figura 169 Lista de información (Sección de ciclo de entrenamiento)	247
Figura 170 Lista de Información (Información adicional)	248
Figura 171 Ventana para predicción e inversión de RGP.....	249
Figura 172 Selección de Registros Geofísicos de Pozo y Mineralogía	250
Figura 173 Generación de Registros Sintéticos	251
Figura 174 Ventana de selección de datos para la Inversión	252
Figura 175 Gráficas de Porosidades obtenidas de la Inversión	253
Figura 176 Acceso al Módulo de CO2	253
Figura 177 Cálculo de Volumen de Almacenamiento de CO2.....	254
Figura 178 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	259
Figura 179 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	259
Figura 180 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	260
Figura 181 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	260
Figura 182 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	261
Figura 183 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	261
Figura 184 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	262

Figura 185 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.....	262
Figura 186 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.....	263
Figura 187 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.....	263
Figura 188 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.....	264
Figura 189 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.....	264
Figura 190 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.....	265
Figura 191 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.....	265
Figura 192 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.....	266
Figura 193 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.....	266

Índice de Ecuaciones

Ecuación 1.....	24
Ecuación 2.....	27
Ecuación 3.....	39
Ecuación 4.....	40
Ecuación 5.....	40
Ecuación 6.....	41
Ecuación 7.....	41
Ecuación 8.....	41
Ecuación 9.....	41
Ecuación 10.....	42
Ecuación 11.....	44
Ecuación 12.....	44
Ecuación 13.....	44
Ecuación 14.....	47
Ecuación 15.....	48
Ecuación 16.....	48
Ecuación 17.....	48
Ecuación 18.....	48
Ecuación 19.....	49
Ecuación 20.....	52
Ecuación 21.....	55
Ecuación 22.....	55
Ecuación 23.....	55
Ecuación 24.....	56
Ecuación 25.....	61
Ecuación 26.....	62
Ecuación 27.....	66
Ecuación 28.....	66
Ecuación 29.....	71
Ecuación 30.....	90
Ecuación 31.....	96
Ecuación 32.....	97
Ecuación 33.....	97
Ecuación 34.....	97
Ecuación 35.....	97
Ecuación 36.....	98
Ecuación 37.....	99
Ecuación 38.....	99
Ecuación 39.....	99
Ecuación 40.....	99
Ecuación 41.....	99
Ecuación 42.....	99
Ecuación 43.....	100
Ecuación 44.....	100
Ecuación 45.....	100

Ecuación 46.....	101
Ecuación 47.....	102
Ecuación 48.....	102
Ecuación 49.....	103
Ecuación 50.....	104
Ecuación 51.....	104
Ecuación 52.....	107
Ecuación 53.....	110
Ecuación 54.....	113
Ecuación 55.....	119
Ecuación 56.....	216
Ecuación 57.....	233

Índice de Tablas

Tabla 1 Propiedades físicas del CO ₂ (IPCC, 2007).	78
Tabla 2 Guía de escrutinio de Taber (Taber, Martín, & Seright, 1997)	83
Tabla 3 Comparación de los criterios de escrutinio para la inyección de CO ₂ Tomada de Castro (2013))	84
Tabla 4 Criterio de escrutinio para la inyección de CO ₂ (Instituto Mexicano del Petroleo, 2011)	85
Tabla 5 Valores comunes de Km	98
Tabla 6 Valores obtenidos en varias pruebas previas al software PetroLearning.....	258

Resumen

Dentro de los esfuerzos que existen en el ámbito de la industria petrolera enfocados en mitigar su impacto medioambiental, las emisiones de dióxido de carbono ocupan un lugar determinante. Es por eso por lo que dentro del abanico de posibilidades que se han planteado como solución a este problema, el confinamiento de gas puede resultar muy atractivo.

En el presente trabajo se plantea una alternativa a los esquemas existentes, que concluye con la programación de un software especializado que permite obtener el cálculo de capacidad de almacenamiento de CO₂ para un pozo existente, que apoyado en una interpretación correcta de los registros geofísicos de pozo permiten observar zonas aptas para una posterior aplicación de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂.

Como parte del programa, llamado PetroLearning, se propone un método alternativo a la interpretación tradicional de registros geofísicos de pozo, el cual se encuentra basado en el uso de Redes Neuronales Artificiales, las cuales generan un modelo matemático, que, al pretender acercarse a la geología de la zona, permiten obtener los parámetros petrofísicos necesarios para el estudio de almacenamiento de CO₂, y que consiste en comparar los datos medidos de los registros de pozo con datos simulados y proponer de esta manera, diferentes valores para cada componente de la roca que caractericen de manera robusta la porosidad del medio.

Adicionalmente al flujo de trabajo expuesto, el software permite una interpretación de las características del pozo siguiendo las pautas actuales en la industria, ofreciendo una opción libre y gratuita para cualquier usuario que se encuentre interesado.

Abstract

Within the most recent efforts that exist in the field of the oil industry focused on mitigating its environmental impact, carbon dioxide emissions are in a decisive place. That is why within the range of possibilities that have been proposed as a solution to this problem, gas confinement can be very attractive.

In the present work, an alternative to the existing schemes is proposed, which concludes with the programming of a specialized software that allows obtaining the calculation of the CO₂ storage capacity for an existing well and, when supported by a correct interpretation of the geophysical well-logs, allows to define suitable areas for a subsequent application of CO₂ Enhance Oil Recovery (CO₂ EOR).

As part of this software, named PetroLearning, an alternative method to the traditional interpretation of well-logs is proposed. The pathway is based on the use of Artificial Neural Networks that generates a mathematical model which, when trying to approach the geology of the area, allows to obtain the petrophysical parameters that are necessary for the study of CO₂ storage. This workflow consists of comparing the field measured data with simulated ones and thus proposing different values for each component of the rock that characterize, in a robustly way, the porosity of the medium.

In addition to the option exposed, the software allows a conventional interpretation of the characteristics in the well, following current guidelines in the industry, offering a free option for any user who is interested.

Introducción

La principal causa del cambio climático que aqueja al mundo entero es el efecto invernadero que causan ciertos gases de origen natural y antropogénico, esta última, en los últimos años ha provocado concentraciones excesivas y producen el desequilibrio en el balance energético de la Tierra. De acuerdo con IPCC (2007) los principales gases de efecto invernadero son:

- Dióxido de Carbono (CO_2): aporta el mayor volumen del total de las emisiones y la mayoría provienen del uso de combustibles fósiles.
- Metano (CH_4): en general sus emisiones provienen de la agricultura.
- Óxido Nitroso (N_2O): la mayoría de sus emisiones proceden del transporte y la industria.
- Otros gases también de origen antropogénico son: Hidrofluorocarbono (HFC), Perfluorocarbono (PFC), Hexafluoruro de Azufre (SF_6).

El IPCC (2007) menciona varios esfuerzos que se han llevado a cabo alrededor del mundo para mitigar las emisiones de gases de efecto invernadero, principalmente las causadas por el consumo de combustibles fósiles, por lo cual se establecen acciones que incluyen, sin limitar, la mejora de la eficiencia energética, uso de combustibles con menor contenido de carbono, incluyendo gas natural, y el uso de fuentes de energía que emiten bajos niveles de CO_2 , como las energías renovables.

La tecnología de Captura y Almacenamiento geológico de CO_2 , es visualizada como una de las soluciones más prometedoras para reducir emisiones contaminantes, el IPCC (2005) identifica los métodos de captura y almacenamiento de CO_2 como una de las opciones de la cartera de medidas de mitigación con capacidad de reducir los costos

generales de mitigación y aumentar la flexibilidad para lograr reducir las emisiones de gases de efecto invernadero. El Departamento de Energía de Estados Unidos (2017) hace énfasis que el método de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂ es altamente rentable, dado que durante la extracción de hidrocarburos se produce volúmenes considerables que pueden reinyectados permitiendo así mitigar la emisión y ahorrar costos en el transporte del gas, por otra parte, los beneficios económicos son altos, al contribuir a mejorar las características del yacimiento que conlleven a aumentar el factor de recuperación. En este mismo reporte se muestra que muchas compañías a lo largo del país han comenzado con pruebas piloto y algunas otras ya presentan proyectos iniciados que dan sustento a lo mencionado previamente.

Con respecto al caso de México, la Secretaria de Energía (2011) visualiza que la inyección de CO₂ podría permitir aumentar la presión de los yacimientos en los hidrocarburos que a su vez aumente la recuperación final de aceite y gas en campos maduros, aumentando la eficiencia del proceso de extracción en el país. Lo anterior se ve reflejado en los esfuerzos que se han hecho en el país, tales como las pruebas de piloto reportadas por la Secretaria de Energía (2011) dentro del activo Cinco Presidentes para poder evaluar la fiabilidad técnica y económica de ejecutar este tipo de proyectos a mayor escala. Por otra parte, Arteaga Cardona, M., Rodríguez de la Garza, F. y Báez Marin, I. (2015) muestran que frente a la presencia de la declinación de la presión y por consecuencia de la producción, la aplicación del proceso de inyección de CO₂, en este caso el Campo Brillante ubicado en el estado de Veracruz cerca de la ciudad de Coatzacoalcos, se supone como una solución factible para contrarrestar el descenso de la presión e incrementar el factor de recuperación de aceite en aproximadamente 13%, por lo cual la aplicación de esta

técnica permitiría obtener beneficios económicos para las empresas participantes y reducir las emisiones de CO₂ a la atmosfera contribuyendo al medio ambiente.

Partiendo de lo ya mencionado, en los párrafos previos se infiere que la técnica de Recuperación Mejorada de Aceite mediante Inyección de CO₂ permitirá traer beneficios ambientales y económicos importantes para el país, sin embargo, para realizar la captura, transporte, uso y almacenamiento del CO₂ se requiere contar con métodos para localizar zonas aptas. Coconi Morales (2017) muestra una metodología que se basa en la interpretación de Registros Geofísicos de Pozo, mediante la ubicación de zonas con características potenciales y la estimación de volúmenes, con lo anterior se puede realizar una estimación cualitativa de las formaciones a lo largo del pozo y poder ubicar zonas potenciales. En el presente trabajo se pretende localizar una zona con posibilidades para implementar la técnica de recuperación mejorada de aceite mediante inyección de CO₂, para lo anterior se hará uso de Registros Geofísicos de Pozo debido a su disponibilidad y ser una herramienta de alta precisión para identificar características de yacimientos.

Por otra parte, se realizará el diseño de un software que permita aplicar y conocer en mejor medida técnicas no convencionales para la interpretación de Registros Geofísicos de Pozos, incorporando redes neuronales que actualmente se encuentra en etapas tempranas de utilización dentro de la industria, así como la inversión petrofísica conjunta, con el objetivo de reducir la incertidumbre asociada con la interpretación de Registros y se disponga de elementos técnicos que apoyen la mejor toma de decisiones y el desarrollo de proyectos sustentables dentro de la industria a nivel nacional.

El diseño se establece dentro de las necesidades de un software confiable y de carácter público, que tenga acceso libre y asimismo podrá ser modificado positivamente por parte de la comunidad del Instituto Politécnico Nacional, obteniendo un mejor producto que se mantenga en vanguardia y actualizado conforme los avances en el área. Con lo anterior, se podrá cumplir con los alcances y objetivos esperados, dando solución a las deficiencias en el conocimiento del funcionamiento de software comercial y la falta de este para actividades académicas y de investigación.

Objetivos

Generar un software que utilice las Redes Neuronales Artificiales y métodos de inversión petrofísica conjunta con base en las respuestas obtenidas por herramientas convencionales, que facilite la interpretación de Registros Geofísicos de Pozos y permita calcular la capacidad de almacenamiento de CO₂ que conlleve a identificar zonas que presenten características para posteriores aplicaciones de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂.

- Generar software especializado en la interpretación de datos de Registros Geofísicos de Pozo que sea de libre acceso para la comunidad estudiantil del Instituto Politécnico Nacional.
- Interpretar datos de Registros Geofísicos de Pozo mediante el uso del software diseñado.
- Observar la eficiencia de las Redes Neuronales Artificiales en el proceso de inversión de Registros Geofísicos de Pozo.
- Calcular la capacidad de almacenamiento de CO₂ a partir de datos de Registros Geofísicos de Pozo.

Estado del Arte

Para conformar el Estado del Arte, se comenzará analizando la situación actual de la investigación aplicando las Redes Neuronales Artificiales con el objetivo de resolver problemas en diferentes áreas y particularmente en las geociencias. Por otra parte, se analizará el estudio de la técnica de Recuperación Mejorada mediante inyección de CO₂ y por último se mostrará el estado de la investigación considerando el desarrollo de software aplicado a la inversión de Registros Geofísicos de Pozo, así como, para hacer cálculos que permitan conocer los alcances de un proyecto de Recuperación Mejorada mediante inyección de CO₂ con datos obtenidos a partir de Registros Geofísicos de Pozo.

McCulloch, W. y Pitts, W. (1943) mostraron lo que se considera el inicio de las Redes Neuronales Artificiales. Presentan una breve descripción del funcionamiento del sistema nervioso humano (específicamente las neuronas y la forma en la que éstas se “comunican”), y exponen teoremas matemáticos que emulan el funcionamiento del sistema mencionado. A pesar de que el trabajo no está enfocado a la solución de problemas a través del uso de sistemas computacionales, presenta, como se mencionó anteriormente, este es el primer trabajo que se presentó sobre el tema y en el que se establecieron las bases de las Redes Neuronales Artificiales.

Fue hasta los años 60 que se dio un gran avance en el desarrollo de las Redes Neuronales Artificiales, Rosenblatt, F. (1961) introdujo en su libro el término perceptrón, que se refiere a la unidad básica de una red neuronal: la neurona; en su trabajo también se presentan los resultados de las primeras redes neuronales multicapa.

Mohagheh, S., Richardson, M. y Ameri, S. (1998) mostraron en su artículo los registros de resonancia magnética nuclear (MRI), agua irreducible (MBVI) porosidad

efectiva (MPHI) y permeabilidad; el primero generado por redes neuronales multicapa usando los registros convencionales SP, Caliper, GR y de resistividad: el resto a partir del ya mencionado. Se muestra el uso de Redes Neuronales Artificiales multicapa, sin embargo, se concluye que la red diseñada es útil solamente para la formación empleada, la cual no presenta alto grado de complejidad, por lo cual, considerarlo como éxito puede resultar apresurado dado que la geología es muy compleja y no permite dar solución eficaz, por lo cual, considerando este estudio se requiere que en lo diseñado como parte del presente proyecto debe mantenerse a un nivel más general para ser aplicable no solo en el estudio de caso que se presente.

Uno de los primeros intentos se muestra por el trabajo realizado por Mohaghegh, S., Richardson, M. y Ameri, S. (1998) donde se aplicó RNA multicapa para la generación de registros especiales sintéticos y propiedades petrofísicas a partir de registros convencionales, con lo cual se obtuvo resultados, sin embargo, el producto obtenido sólo es aplicable para la formación estudiada, lo anterior, origina un gran problema dado que el algoritmo seguido no puede ser aplicado en condiciones geológicas más complejas y por lo tanto limita la aplicación de RNA.

En el trabajo realizado por Bhatt, A. (2002) para obtener el grado de Doctor en Ingeniería, se destaca la aplicación de las RNA en Registros Geofísicos de Pozo bajo diferentes circunstancias y realizando una comparación entre métodos convencionales, como métodos semi - analíticos, métodos de regresión lineal y fórmulas empíricas. El autor destaca que en la aplicación de RNA para la estimación de propiedades petrofísicas a partir de RGP otorga una buena opción dado que mediante la optimización de la Red se obtiene una minimización del error, obteniendo la mejor solución posible y no única sola como en

los métodos convencionales, sin embargo, se destaca que existe la posibilidad de obtener resultados por la RNA que sean muy bajos y altos, lo anterior provocado por la falta de datos durante el entrenamiento.

Como parte del diseño de la red se destaca que los resultados relacionan directamente la certeza con el número de neuronas ocultas, dado que para un menor número la red no será capaz de aproximar adecuadamente toda la función establecida, mientras que con un mayor número de neuronas la red obtiene la “capacidad” de memorizar el entrenamiento, el cual también tiene gran relevancia dado que se requiere seleccionar el mejor algoritmo disponible con el objetivo de reducir el error. Es importante establecer que para el entrenamiento se requiere de un pre – procesamiento de los datos, lo cual puede significar un cierto error, dado el acondicionamiento de los datos y por lo tanto no ser totalmente la representación del contexto geológico. Un acondicionamiento importante del dato es la normalización de este cuando los valores del registro presentan rangos grandes, tal como en la permeabilidad o en los registros eléctricos.

Cabe destacar que en el estudio de Bhatt, A. (2002) se utilizaron diferentes parámetros de capas ocultas y entrenamiento para cada una de las aplicaciones estudiadas, lo anterior debe ser considerado en cualquier estudio dado que se requiere de un equipo de cómputo que permita realizar una gran cantidad de pruebas para determinar los parámetros idóneos que optimicen los resultados.

En el trabajo presentado por Mohaghegh, S. (2005) se hace un resumen de las diversas aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la Geofísica: interpretación sísmica 3D y 4D, modelado geológico, registros geofísicos, entre otros; se mencionan algunos de

los motivos por los que este método computacional ha sido tan importante y, sobre todo, los resultados que ha dado al aplicarse en el procesamiento de los datos.

Lashin, A. (2005) presentó un trabajo sobre monitoreo y estimación de parámetros, porosidad, contenido de sílice y permeabilidad, en un campo geotérmico en Islandia. Aunque el objetivo principal no era calificar los resultados del uso de Redes Neuronales Artificiales en la Geotermia, se menciona que el factor de correlación es muy bueno (del orden de 0.98) en todas las estimaciones en las que fue utilizada la red creada.

Akinyokun, O. C. (2009) presentan los resultados de su trabajo, realizado con un mapa autoorganizado (SOM, por sus siglas en inglés), un tipo de Red Neuronal Artificial de aprendizaje no supervisado, para determinar la litología de un pozo en Nigeria; presentando además metodologías generales para la obtención de los datos. Resulta importante para este trabajo ya que, además de mostrar la metodología general, los resultados fueron obtenidos con un tipo de red neuronal distinta a lo trabajado con anterioridad.

En el trabajo de Arzuman, S. (2009) se presenta, nuevamente, una comparación entre los resultados obtenidos usando métodos convencionales (métodos geoestadísticos, en este caso) y Redes Neuronales Artificiales. Nuevamente, los resultados obtenidos mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales son superiores a los obtenidos con los métodos convencionales.

Ayala, C. A. y García-Yela, C. C. (2010) crearon una metodología para generar registros sínicos sintéticos a partir de registros SP e ILD usando Redes Neuronales Artificiales. Se enuncian cinco pasos para la generación, pero no se habla mucho sobre la red creada. Mencionan que en ninguno de los casos en los que fue probada esta metodología

los resultados tuvieron error de más del 10%, lo que consideran bueno y con la calidad suficiente para ser usados en los procesos que se requiera.

En su artículo, Mohammad-Ali, A. (2014) exponen los resultados alcanzados a través del uso de dos distintos tipos de Redes Neuronales Artificiales: lógica difusa (fuzzy logic) y least square support vector machine (LSSVM) para generar registros de porosidad y permeabilidad. Para ambos casos, el factor de correlación es bastante alto, por lo que puede concluirse que las Redes Neuronales Artificiales creadas son buenas. Muestran, también, una serie de condiciones bajo las cuales ambas redes generan mejores resultados.

Aïfa, B. y Baddari, K. (2014) presentan un trabajo similar al de (Mohammad-Ali Ahmadi, et al., 2014), pero en este caso, se desarrolla una metodología que combina el uso de lógica difusa y una Red Neuronal Artificial aplicado a una formación areno-arcillosa. El trabajo se realizó con datos obtenidos de un campo de gas llamado Hassi R'Mel en Argelia.

LeCun, B. y Hinton, G. (2015) muestran teóricamente, y de manera simple, las principales características de algunos de los principales tipos de Redes Neuronales Artificiales.

Ozdemir, I. (2015) trabajó con registros sintéticos y atributos sísmicos para desarrollar tres herramientas computacionales basadas en Redes Neuronales Artificiales multicapa para resolver tres diferentes problemas: la necesidad de diferentes registros sintéticos debido a la falta de los mismos, la Red Neuronal Artificial genera cinco registros de salida; predecir la tasa de flujo de hidrocarburo y la producción de hidrocarburo al final de cada año; finalmente, obtener registros sintéticos y contenido de arcilla en pozos horizontales o inclinados. Para cada caso, diseñó diferentes configuraciones de Redes

Neuronales Artificiales, aumentando o disminuyendo el número de capas ocultas de cada una.

Long, C. y Aminzadeh, F. (2016) presentan una metodología para la generación de registros sintéticos de densidad combinando métodos computacionales y geofísicos diferentes. La metodología está dividida en tres bloques principales: procesamiento de datos, en el que se incluye la normalización de estos; minería de datos, en el que se emplea un modelo de mezcla gaussiana; finalmente, el procesamiento de los datos ingresados, aquí se emplea la Red Neuronal Artificial generada.

En su trabajo, Salehi, M. (2016) presentaron los resultados obtenidos con una red neuronal multicapa para la generación de tres registros diferentes: Rt, LLS y Dt. Los datos ingresados son diferentes para cada curva calculada: para la generación de Rt los registros introducidos son Rxo, Sw y Sxo; para LLS las entradas son LLD y MSFL; finalmente, Dt es calculado usando Rxo, RHOB y NPHI. La importancia del artículo radica en la elección de las redes neuronales con las que son generados los registros.

Lopes, R. y Alípio, J. (2017) en su artículo hacen una comparación entre diversos métodos para la generación de registros sintéticos. Las técnicas empleadas fueron: Redes Neuronales Artificiales, Random Forests, Modelo Lineal Generalizado, regresión Bayesiana y Random Sample Consensus (RANSAC). En esta ocasión, el trabajo no se enfoca en la generación del registro completo; se menciona el interés de los autores por generar secciones de diferentes espesores (no se menciona la medida de las secciones) y mostrar qué método brinda mejores resultados en cada caso. En este caso, la Red Neuronal Artificial generada muestra los mejores resultados en espesores de intermedios a grandes pero la calidad baja en las secciones más pequeñas.

Calzada Elorza, D. G. (2016) en su tesis para obtener el grado de maestría en el Instituto Politécnico Nacional, en la cual, define las técnicas utilizadas en la inyección de CO₂ con el fin de recuperar hidrocarburos, divide a la inyección en dos métodos principales, el primero donde se inyecta CO₂ en la periferia del yacimiento para motivar una mejor producción, por otra parte en el segundo tipo el CO₂ se inyecta en el pozo, después se cierra y la producción aumenta, cuando comienza a decaer se repite el proceso, así hasta que la inyección deja de ser rentable. En el caso del presente trabajo, no se encuentra orientado a definir qué tipo de inyección utilizar en el yacimiento propuesto, sin embargo, mencionar el trabajo realizado en los aspectos teóricos resulta importante para posteriores trabajos.

Juárez Gil, V. R. (2006) en su tesis para obtener el título de ingeniero en la Universidad Nacional Autónoma de México, señala una serie de parámetros para tener en cuenta en la recuperación mejorada mediante inyección de CO₂, tomó en cuenta casos de éxito en otros países y uno de los aportes más relevantes es la obtención de los parámetros de escrutinio a seguir, así como los alcances económicos de este tipo de proyectos. Aunque la tesis es en su mayoría teórica por la falta de datos, en la aplicación de este trabajo permitirá delinear los parámetros a seguir en las diferentes partes de la metodología.

Castro Castañeda, L. F. (2013) presentó en su tesis para obtener el título de ingeniero en la Universidad Nacional Autónoma de México, una serie de datos acerca de la recuperación mejorada mediante inyección de CO₂, estos los obtuvo de diversas fuentes internacionales que sugerían con base en casos de éxito tomar en cuenta esos parámetros para poder aplicar la recuperación mejorada mediante CO₂, estos parámetros posteriormente los aplico en la simulación de dos situaciones, la primera con una

recuperación normal de hidrocarburo y la segunda mediante la Recuperación Mejorada de Aceite mediante CO₂, en datos sintéticos.

Hernández Vargas, I. (2016) señala una serie de datos obtenidos en laboratorio donde se muestran los efectos en el hidrocarburo al aplicar técnicas de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂.

Rodríguez de la Garza, F. y Arana Ortiz, V. (2012) presentaron los resultados de PEMEX en pruebas piloto para implementar métodos de recuperación mejorada mediante inyección de CO₂, consideran una serie de pruebas piloto en diversos campos, sin embargo, el más destacado es Chicontepec, debido a las condiciones geológicas y a la producción de aceite (20 MMBB), ya que así permiten una mayor probabilidad de éxito. Tomando en cuenta este trabajo, se obtendrán los valores de corte que se han planteado para el caso de campos mexicanos, ya que, aunque no se dispone de datos de México, el estudio realizado podrá ser aplicable en diversos campos del país.

Banco Mundial sección Latinoamérica y el Caribe (2016) publicó un reporte acerca de las condiciones de la EOR- CO₂ en México, sin embargo, a diferencia del reporte ya mencionado que realizó PEMEX, en éste no se mencionan casos de aplicación, sino se hace una serie de recopilación de recomendaciones para la implementación de esta técnica, tomando en cuenta normas internacionales, una parte importante es la recopilación de los instrumentos necesarios para el monitoreo y verificación del CO₂ inyectado con el fin de regular la integridad del pozo y evitar posibles daños, asimismo menciona los riesgos que se pueden presentar y formas de evitarlos y monitorearlos. Para la ejecución del proyecto se tomarán en cuenta estas recomendaciones con el fin de generar una serie de sugerencias enfocadas al monitoreo mediante el uso de Registros Geofísicos de Pozos.

El Departamento de Energía de Estados Unidos (2017) publicó un reporte acerca del uso de la inyección de CO₂ como método de recuperación mejorada, en este reporte menciona que Kansas presenta un alto potencial para aplicar esta tecnología, sin embargo maneja el campo Coffeyville, que no tiene suficientes datos, por lo que en ese aspecto no podrá ser aplicable en este trabajo, sin embargo, menciona ciertos parámetros que se definen como óptimos en la búsqueda de lugares potenciales, los cuales debido a que son aplicables a las condiciones de Kansas podrán definir los parámetros a utilizar para definir si es posible o no utilizar esta tecnología en el yacimiento propuesto.

Watney, L. y Rush, J. (2012) presentó un reporte donde se evalúan dos posibles campos con potencial de inyección de CO₂: el campo Wellington y el campo Hall-Gurney, específicamente en la formación Misisipiana y Arbuckle correspondientemente, en el reporte se muestra una metodología que utilizaron que permitía la integración de diversos datos geofísicos (sísmica, registros geofísicos de pozo y datos potenciales), mediante esa integración identificaron las zonas de mayor potencial y posteriormente diseñaron un plan de inyección para el 2013. Este reporte resulta muy importante para el desarrollo del trabajo ya que permitirá definir la zona de estudio, la cual será el campo Hall-Gurney, con el fin de identificar claramente la zona de mayor potencial de inyección.

Secretaría de Energía (2011) señaló diversos avances acerca de las posibilidades que presenta México para implementar esta tecnología, presentó un mapa de zonas potenciales, así como una evaluación de costos y requerimientos de este tipo de recuperación mejorada. Por otra parte, propone una zona para prueba piloto en el campo Cinco Presidentes (Chicontepec) ubicado en el estado de Veracruz, cerca de Tuxpan, donde relaciona a la Comisión Federal de Electricidad y a PEMEX para diversas tareas en esta

prueba, en este caso la prueba resultó insatisfactoria debido a que los requerimientos de CO₂ eran tan grandes que la relación costo-beneficio no era la idónea. Por otra parte, en el reporte se proponen dos pruebas más por parte de PEMEX en Poza Rica y el campo Coyotes, que se planeaban para el año 2013, sin datos localizables. Este reporte será de gran utilidad ya que establece que parámetros resultan como satisfactorios para una prueba de inyección de CO₂ en campos mexicanos con lo cual las simulaciones que se realicen con los datos de Kansas podrán tener un mayor control tomando en cuenta lo mencionado en el reporte, por otra parte, también se mencionan ciertas características que debe poseer el yacimiento para poder proponerlo como potencial en este tipo de pruebas.

En otro sentido, Secretaria de Energía (2014) diseñó el Mapa de Ruta Tecnológica de CCUS en México, donde aborda diversos usos del CO₂ en la producción de energía en el país, dentro de las cuales destaca el CO₂-EOR, propone una metodología para este tipo de aplicaciones en campos mexicanos, por lo tanto, para homogeneizar a las actividades que realizan los organismos nacionales se buscará basar la metodología del presente trabajo a esta ya propuesta.

Moctezuma Berthier, A. E. (2011) para el Instituto Mexicano del Petróleo señala los retos que presenta la recuperación mejorada en el país, entre estos procesos destaca la inyección de CO₂ en donde menciona que la búsqueda de fuentes, es decir de recolección, almacenamiento y transporte de CO₂ en México aún no se desarrollan o en su caso tienen costos muy elevados que no permiten su eficaz implementación, por lo cual, él menciona que se debe priorizar el desarrollo de tecnologías. En el caso del presente trabajo no se abordan estas tecnologías, sin embargo, en las conclusiones es importante mencionar este tipo de retos.

Arteaga Cardona, M., Rodríguez de la Garza, F. y Báez Marin, I. (2015) muestran un ejemplo de aplicación en prueba piloto en el campo Brillante, el cual ha reducido notablemente su producción en tres años, en este trabajo se realiza una prueba piloto que aún no muestra resultados, sin embargo, muestra la metodología del diseño de la inyección de CO₂ en el campo, realizando un análisis económico, tomando en cuenta una simulación previa acerca de la cantidad de barriles de petróleo que se extraerían mediante la inyección de CO₂, siendo fundamental para poder mostrar una serie de resultados similares ya que aunque no se tienen datos obtenidos de forma directa al aplicar el estudio, se puede obtener una predicción que permita definir la viabilidad de aplicación.

Chamwudhiprecha, N. y Blunt, M. (2012) realizaron la simulación numérica del almacenamiento de CO₂ en el mar del Norte, lo anterior con el fin de definir el potencial de almacenamiento, las simulaciones fueron realizadas en el software Eclipse, lo cual dificulta su aplicación en el presente trabajo, sin embargo, realizar este tipo de simulaciones es la mejor manera de identificar posibles riesgos en la inyección y la viabilidad de aplicar este proceso.

Saráchaga Esteves, J. L. (2007) en la tesis para obtener el título de ingeniero, presenta la aplicación de la recuperación mejorada mediante inyección de CO₂ en Perú, tomando en cuenta un estudio de caso como prueba piloto similar a los realizados y ya mencionados en México.

IPCC (2005) realizó un manual donde se engloban las principales normas a seguir en la captación y almacenamiento de CO₂, en el caso del presente trabajo se deben tomar en cuenta aquellas que aquejen el desarrollo o los resultados de este, para así obtener un trabajo que pueda ser aplicable dentro de la pertenencia de este organismo.

Matías Galdea, C. P. (2015) desarrolló un software para evaluar zonas con potencial de almacenamiento de CO₂, con lo cual se podrán definir ciertos parámetros que tomando en cuenta los datos y la región en la que se está trabajando permitan obtener un mejor trabajo.

Jablonowski, C. y Singh, A. (2010) presentaron un trabajo donde se mostraban los costos que involucra la implementación de recuperación mejorada mediante inyección de CO₂ y el almacenamiento en yacimientos de rocas carbonatadas. Este artículo es importante para el presente trabajo ya que para poder definir la viabilidad de la implementación en un yacimiento los costos deben ser pagados por la cantidad de barriles producidos.

Capítulo 1. Registros Geofísicos de Pozo

Se puede definir a un Registro Geofísicos de Pozo (en adelante, RGP) como la medición continua, en función de la profundidad, de las propiedades físicas de las rocas en el subsuelo. Las propiedades físicas medidas son eléctricas, radioactivas y acústicas principalmente. Para realizar la medición, de forma tradicional, se requiere introducir una sonda dentro de un pozo perforado, la cual, mediante cables envían los datos medidos a centros de registro en superficie donde se almacena la información.

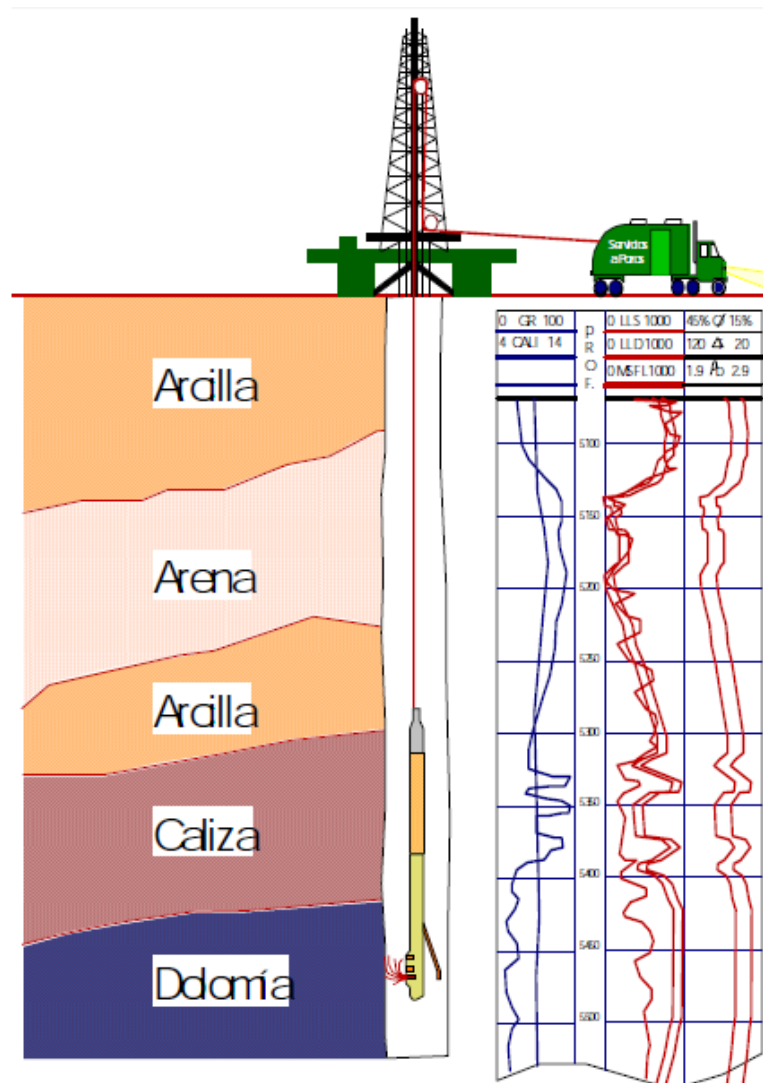


Figura 1 Adquisición de Registros Geofísicos de Pozo (*Petróleos Mexicanos, 2009*)

1.1 Tipos de Registros

Los Registros Geofísicos de Pozo se pueden clasificar de diferente manera, a continuación, se muestran tomando en cuenta la fuente de medición:

- Radiactivas
- Resistivos
- Acústicas

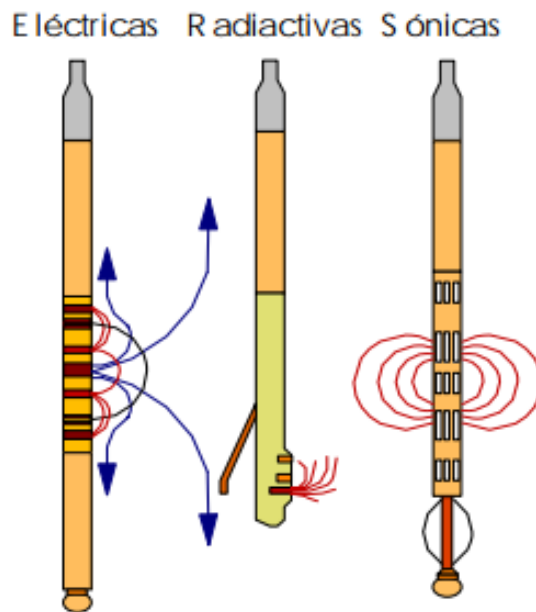


Figura 2 Clasificación de Registros Geofísicos de Pozo (*Petróleos Mexicanos, 2009*)

Considerando la clasificación anterior los diferentes registros los podemos englobar de la siguiente manera:

Registros radioactivos:

- Neutrón compensado
- Lito-densidad compensada
- Espectroscopia de rayos gamma
- Rayos Gamma natural

Registros resistivos

- Inducción
- Doble inducción
- Doble lateral log
- Micro esférico
- Micro imágenes resistivas de formación

Registros acústicos

- Onda P
- Onda S
- Dipolar de imágenes
- Imágenes ultrasónicas

A continuación, se muestran aspectos generales de los Registros Geofísicos de Pozo convencionales utilizados en la interpretación de datos.

1.2 Caliper

Este Registro Geofísico de Pozo nos permite obtener una medida constante del diámetro del pozo con lo cual se pueden observar derrumbes o colapsos dentro de la formación. La escala generalmente se presenta dentro de los valores de 6 a 16 pulgadas. Cuando observamos valores que incrementan se dice que se ha producido un derrumbe en el pozo, cuando es el efecto contrario se dice que el pozo ha sufrido un colapso. En la Figura 3 se muestra un registro Caliper de 6 a 16 pulgadas en este RGP se puede observar una serie de derrumbe entre los 3200 y 3300, posteriormente se mantiene el registro.



Figura 3 Registro Caliper (*Schlumberger, 1989*)

1.3 Potencial Espontáneo o SP

Mide el diferencial de potencial entre dos profundidades es decir entre un electrodo colocado en la superficie del suelo y otro electrodo móvil dentro del pozo, sus unidades son milivolts (en adelante, mv), sirve para determinar límite de capas, volumen de arcilla (en adelante, Vsh), además para distinguir zonas limpias y sucias.

En este registro por lo regular se traza una línea que se llama “línea cero o de arcilla” y “línea limpia o de arenas” como se ve en la Figura 4. La primera línea se coloca en el lado derecho del registro o bien en las unidades positivas, para contar cuánta arcilla poseen los registros y la otra línea respectivamente, se coloca en los valores negativos.

Por lo general cuando el Rmf (Resistividad del fluido de perforación) es mayor a Rw (Resistividad del agua de formación), la zonas sucias y limpias se distinguen que entre más positivo sea el RGP de SP es más sucio por lo tanto si es más negativo es más limpio, pero si es viceversa como Rmf es mayor que Rw; entonces si es positivo es limpio y si es negativo es sucio.

En este registro las deflexiones, resultan de las corrientes eléctricas que fluyen en el lodo del pozo, dichas corrientes se deben a fuerzas electromotrices en las formaciones que tiene un origen electrocinético y electroquímico. El componente electroquímico, considera una formación permeable con capas gruesas de lutita y supone dos electrolitos, el lodo filtrado y el agua de formación, sólo contienen cloruro de sodio (NaCl), entonces los cationes (cargas positivas) se pueden mover a través de la solución de NaCl más concentrada a la menos concentrada, este movimiento de iones cargados hacen una corriente eléctrica y la fuerza causa que se muevan y realizan un potencial a través de la lutita, debido a que las lutitas sólo dejan pasar a los cationes y parecen membranas de iones lo cual por eso el potencial a través de la lutita es llamado potencial de membrana.

El potencial electrocinético del SP, se produce cuando el electrolito fluye a través de un medio poroso, permeable y no metálico, así la magnitud se determina por factores como; la presión diferencial que produce el flujo y la resistividad del electrolito.

Para determinar el Volumen de arcilla con potencial espontáneo se muestra en la siguiente ecuación:

$$V_{sh} = 1 - \frac{PSP}{SSP} \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde:

Vsh: Volumen de arcilla calculado con el registro SP.

PSP: Dato de SP donde se requiere el cálculo.

SSP: Ancho total entre la línea de zona sucia y zona limpia.

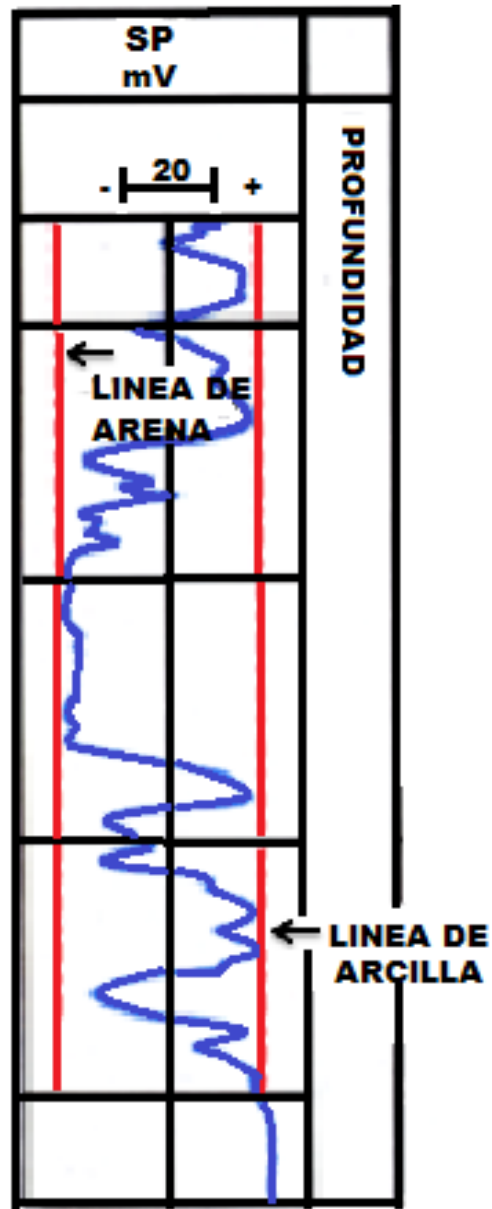


Figura 4 Registro potencial espontáneo (Schlumberger, 1989).

1.4 Registro de Rayos Gamma o GR

Las mediciones nucleares utilizadas en los registros responden a las propiedades tanto de la formación como de los fluidos contenidos. Estas mediciones emplean rayos gamma y neutrones.

Una descripción más completa de una formación de tierra es un análisis de su composición química. El conocimiento de sus principales componentes elementales sería indicativo de la mineralogía dominante. Se puede usar la espectroscopia de rayos gamma in situ. La espectroscopia de rayos gamma se refiere a la detección e identificación de rayos gamma característicos del núcleo de un átomo en cuestión.

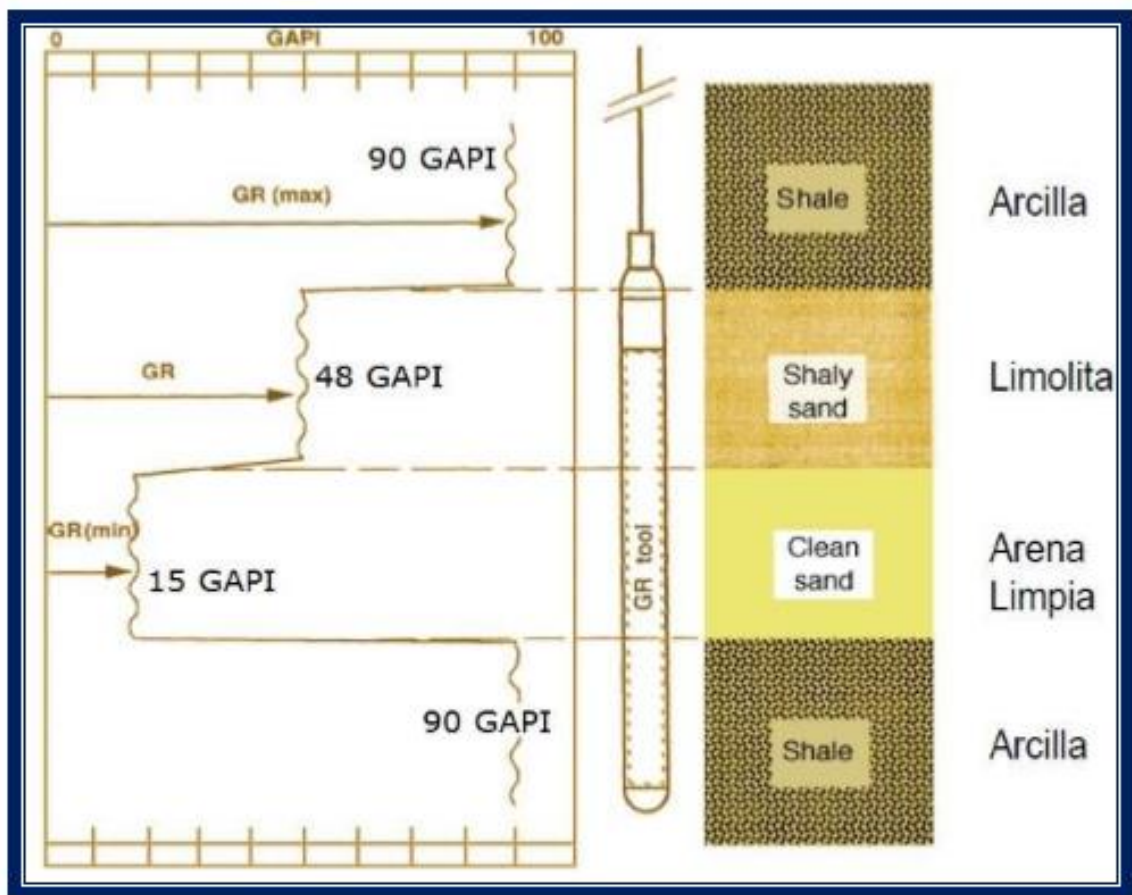


Figura 5 Registro de Rayos Gamma con su respuesta típica (Reynolds, 1997)

Tradicionalmente, el registro GR se ha utilizado para la correlación de zonas pozo a pozo, para la identificación de litología y para la estimación aproximada del volumen de arcilla presente en la formación.

En la siguiente ecuación se muestra el cálculo volumen de arcilla:

$$V_{sh} = \frac{GR_{log} - GR_{min}}{GR_{max} - GR_{min}} \quad \text{Ecuación 2}$$

Donde:

Vsh: Cálculo de volumen de arcilla a partir del registro GR

GRlog: Valor de Rayos Gamma registrado.

GRmin: Valor mínimo de Rayos Gamma.

GRmax: Valor máximo de Rayos Gamma.

1.5 Registro de Porosidad Neutrón

Se utiliza principalmente para determinar la porosidad de las formaciones permeables, respondiendo principalmente a la cantidad de hidrógeno presente en la formación; por lo tanto, es importante tomar en cuenta que en formaciones limpias cuyos poros pueden estar llenos de agua, gas o petróleo, el registro de neutrón nos da un valor aproximado del espacio real o bien el volumen de poros lleno de fluido.

Los neutrones son partículas eléctricamente neutras cuya masa es casi idéntica a la del átomo de hidrógeno. Utilizando este principio, se coloca una fuente radioactiva en la sonda, la cual, emite neutrones de alta energía, los cuales chocan con las formaciones y pierden energía, esta depende de la masa relativa del núcleo con el que se choca, existiendo la mayor pérdida cuando el neutrón choca con un núcleo cuya masa sea igual o casi igual como la del hidrógeno.

Permite determinar límites de capas, tipos de fluidos, litología y la porosidad, debido a que mide principalmente el contenido de hidrógeno total su interpretación obtendrá un índice de porosidad, el cual se define como la variación del contenido de hidrógeno total.

1.6 Registro de Densidad

El registro de densidad mide directamente la densidad de la roca en formaciones constantes, también permite la obtención de la porosidad de la formación. Asimismo, permite la detección de zonas de gas y determinación de litología. La medición de la densidad permite la identificación de minerales en depósitos de evaporitas de arenas arcillosas, litologías complejas y determinar el rendimiento de lutitas petrolíferas.

Entre sus aplicaciones se tiene la detección de gas, la identificación de minerales de depósitos de evaporitas, la determinación de la densidad de los hidrocarburos, evaluación de arenas con arcilla y de litologías complejas, determinación de lutitas con contenido de aceite y gas, cálculo presión de sobrecarga y propiedades mecánicas de las rocas.

En la Figura 6 se observa claramente el comportamiento de 4 capas, la primera con una densidad de 2.65 g/m^3 , la cual se asocia a un depósito arenoso, la siguiente con 2.4 g/m^3 , se relaciona a arcilla con intercalación de arena, la tercer capas de 2.7 g/m^3 , la cual corresponde a caliza arcillosa y la última con 2.5 g/m^3 , pertenece a un depósito de arena con intercalaciones de arcilla, esta interpretación resulta también de correlacionar con el registro GR.

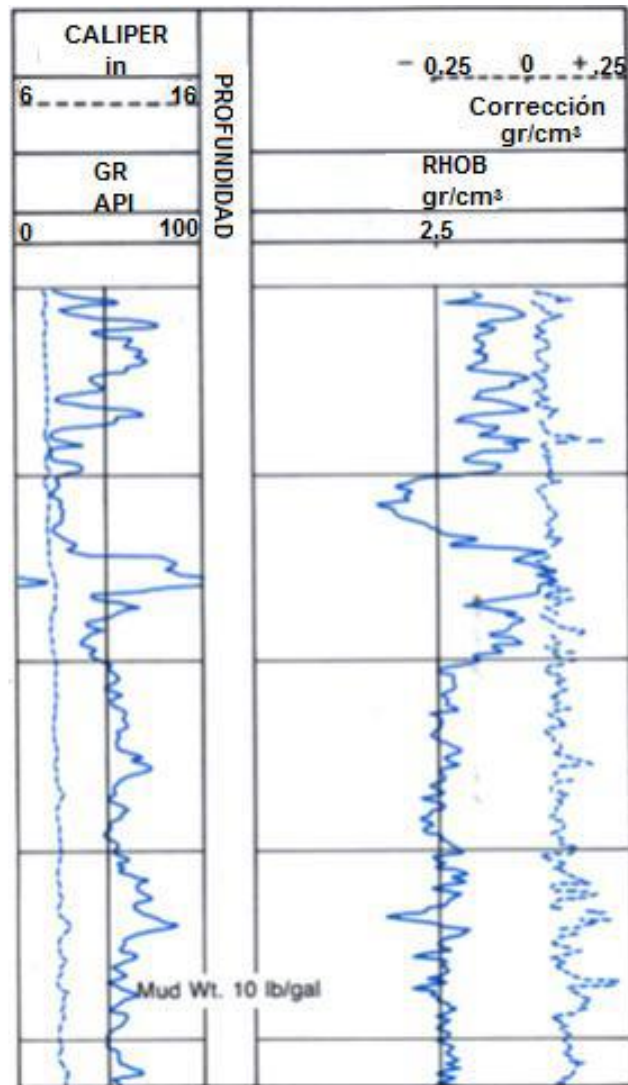


Figura 6 Registro de densidad (Schlumberger, 1989)

1.7 Registro Resistivo

El registro eléctrico mide la resistividad de las formaciones (resistencia) al paso de la corriente eléctrica. La magnitud medida es la conductividad (inverso de la resistividad) de una formación o capacidad de conducir o inducir corrientes eléctricas. La resistividad del suelo se puede obtener midiendo ya sea directamente la resistividad o su inverso la conductividad. La primera se logra suministrando una corriente a través de dos electrodos colocados en la herramienta y que generan un diferencial de potencial.

Los registros resistivos permiten la determinación de zonas saturadas de agua o hidrocarburos, delimitación de contactos litológicos, existencia de zonas permeables, ayuda a determinar las porosidades de las formaciones, de acuerdo con el tipo de registro y su profundidad de investigación permiten medir las resistividades R_{xo} (resistividad de la zona lavada). R_I (resistividad de la zona intermedia) y R_t (resistividad de la zona verdadera).

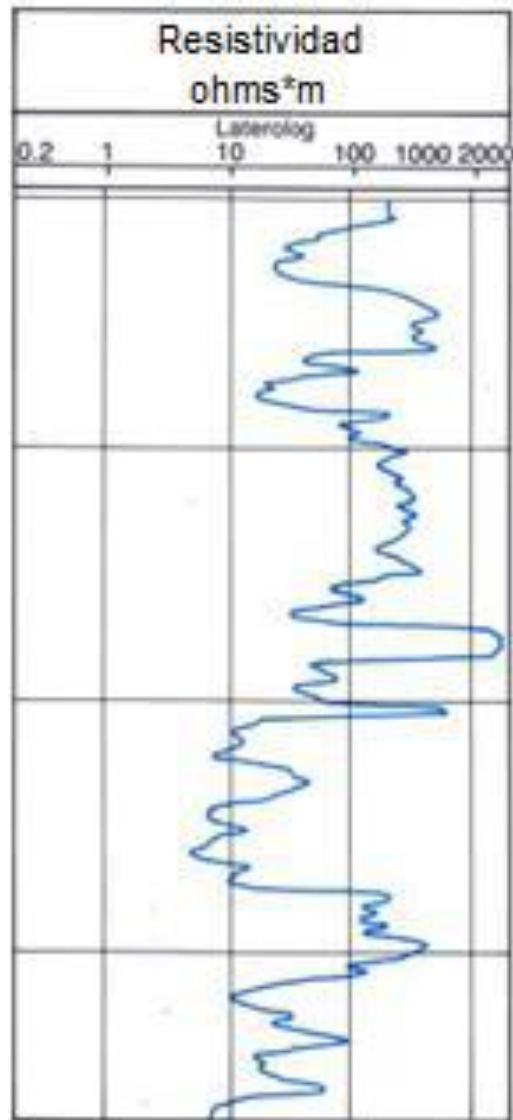


Figura 7 Registro Lateral log (Schlumberger, 1989)

Existen dos tipos principales de perfiles resistivos: el Perfil Lateral (también conocido como Laterolog) y el Perfil de Inducción (también conocido como Induction Log). El perfil lateral se utiliza en lodos conductivos (tal como el lodo salado) y el perfil de inducción se utiliza en lodos resistivos (tal como el lodo fresco o base aceite). Existen varios tipos de registros de Resistividad, debido a que se mide la zona invadida, media y profunda, para eso depende de los dispositivos con los que se mida.

Los registros con electrodos de enfoque incluyen el Laterolog y el registro de Enfoque Esférico (SFL):

- El Laterolog 7, el cual posee 3 pares de electrodos y uno central, en este se observa una zona media y da una lectura cercana a R_t .
- En el Laterolog 3, este enfoca la corriente de medición en una posición horizontal que penetra la formación, y tiene mejor resolución vertical.
- Sin embargo, el Laterolog 8, muestra un detalle vertical muy agudo, el agujero y la zona invadida influyen más sobre estas lecturas de este instrumento, que en las herramientas antes descritas.

Otra herramienta es el sistema Doble Laterolog, su principal objetivo es medir la resistividad real de la formación. Este registro brinda la medición del Laterolog profundo (conocido como LLD) el cual posee una profundidad de investigación mayor que las herramientas Laterolog anteriores y es posible determinar de manera confiable la resistividad real de la formación.

Además, la medición del Laterolog somero (conocido como LLS), el cual posee la misma resolución vertical del LLD, pero responde de manera más pronunciada a la región alrededor del agujero afectado por la invasión. La tercera medición requerida se puede

obtener de correr la Herramienta de enfoque Esférico (conocida como SFL) o Microesférico (conocida como MSFL) en forma combinada o bien independiente. Asimismo, el registro esférico enfocado, proporciona la conductividad de la formación cerca del pozo y proporciona la investigación a un nivel poco profundo, que es requerida para evaluar los efectos de invasión en mediciones de resistividad de mayor profundidad.

Las herramientas Micro-resistivas, como la Microlog realiza mediciones de alta resolución de resistividad con una penetración poco profunda, la cual permite definir capas delgadas, curvas micro normales (conocidas como MNOR) y micro inversas (conocidas como MINV), sus principales aplicaciones son determinar resistividad de zona invadida (conocida como Rxo), en pozos estrechos y convencionales, indican permeabilidad y determinación de hidrocarburos movibles.

1.8 Registro Acústico

Los requerimientos de exploración y evaluación de hidrocarburos fueron los estímulos para la introducción de esta categoría de mediciones físicas en el registro de pozos. El registro acústico comenzó como un complemento de la exploración sísmica.

La herramienta utilizada en este método consta de un transmisor que emite energía acústica y un receptor que capta y registra los impulsos. Este registro está en función del tiempo (diferencia de tiempo, conocido como Δt) que requiere de una onda acústica para atravesar la formación. El Δt representa el tiempo de tránsito, el cual es inverso de la velocidad de la onda acústica, depende de su litología y porosidad. Además, se emplean para interpretar sísmica. Es por la naturaleza del registro que puede asociarse con otros métodos geofísicos de exploración.

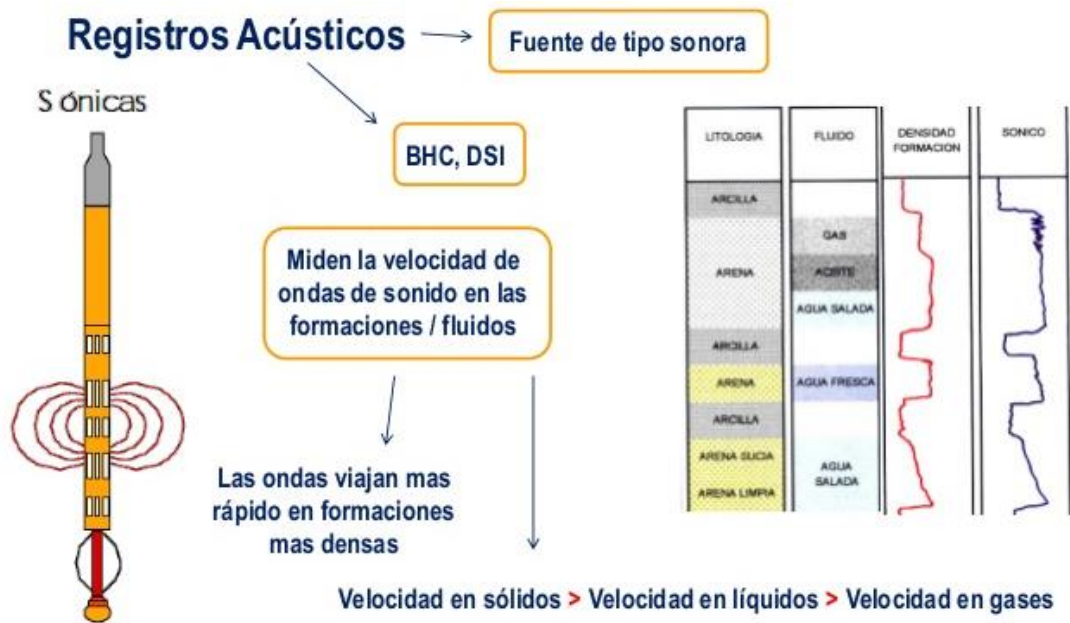


Figura 8 Esquema registros acústicos (*Petróleos Mexicanos, 2009*)

Una señal acústica es la onda de sonido resultante de la liberación de la energía acústica. Hay varios tipos de ondas sonoras, cada una caracterizada por el tipo particular de movimiento de partículas.

Ondas compresionales o longitudinales (Onda P). En esta onda las partículas se mueven en una dirección paralela a la dirección de propagación. La velocidad de propagación es mayor para este tipo de onda en comparación con otros y así llega primero. Es la única onda propagada en los líquidos.

Ondas transversales o de corte (Ondas S). El movimiento de partículas está en una dirección perpendicular a la dirección de la onda. La velocidad de propagación es menor que la onda P con una relación de aproximadamente 1,6 a 2. No se transmiten ondas de cizallamiento en líquidos.

El tiempo de tránsito se mide principalmente para determinar la porosidad en un depósito. El registro acústico es una ayuda en la determinación de la litología. Para este propósito se pueden utilizar los métodos de M y N o Mid-plot.

Capítulo 2. Redes Neuronales

Las Redes Neuronales Artificiales son métodos computacionales, con base matemática, atractivos para el diseño y el análisis de sistemas adaptativos inteligentes para un amplio rango de aplicaciones en Inteligencia Artificial.

Una Red Neuronal Artificial (en adelante, RNA) es un paradigma de procesamiento iterativo de información que está inspirado en la forma en que los tejidos nerviosos biológicos, en el cerebro, procesan la información. Se compone de un gran número de elementos de procesamiento altamente interconectados (que podemos entender como neuronas) funcionando al unísono para resolver problemas específicos.

Las RNA, al igual que las personas, aprenden mediante el ejemplo. Una RNA está configurada para una aplicación específica, tal como el reconocimiento de patrones o clasificación de datos, a través de un proceso de aprendizaje. El aprendizaje en sistemas biológicos involucra ajustes en las conexiones sinápticas que existen entre las neuronas, lo que, con las debidas adecuaciones, es cierto también para las RNA.

Las RNA tienen la habilidad de identificar y extraer patrones complejos y determinar tendencias en grandes volúmenes de datos que resultaría casi imposible realizar a través de métodos matemáticos e informáticos convencionales. Puede considerarse a una red neuronal entrenada como un “experto” en la categoría de información a la que ha sido asignada para analizar. Este experto puede ser utilizado entonces para proveer proyecciones dadas nuevas situaciones de interés y contestar preguntas del tipo “¿qué pasaría sí?”.

Entre algunas ventajas destacadas por Stergiou, C. y Siganos, D. (1996) se encuentran las siguientes:

- Aprendizaje adaptativo: Se entiende como la habilidad de aprender cómo hacer tareas basado en los datos dados para entrenamiento o como experiencia inicial.
- Autoorganización: Una RNA puede crear su propia organización o representación de la información que recibe durante el tiempo de aprendizaje
- Operación en Tiempo Real: Las computaciones de una RNA pueden ser realizadas en paralelo. Actualmente, se está diseñando y fabricando hardware especial para aprovechar esta capacidad.

Sin embargo, es importante destacar que, para obtener los mejores resultados posibles, existen ciertos factores clave que se encuentran ligados al éxito de las redes neuronales, tales como:

- Potencia: Las redes neuronales son técnicas capaces de modelizar funciones extremadamente complejas. En particular, las redes neuronales que no son lineales. Durante muchos años, la modelización lineal fue la técnica más comúnmente usada. Cuando la aproximación lineal no era válida, lo cual frecuentemente era el caso, el modelo tenía serios inconvenientes. Las redes neuronales también controlan el problema de dimensionalidad que frustra los intentos de modelar funciones no lineales con gran número de variables.
- Facilidad de uso: Las redes neuronales aprenden con el ejemplo. Las mismas recogen información representativa y luego utilizan algoritmos de entrenamiento para “aprender” la estructura de los datos. Si bien el usuario necesita tener conocimiento heurístico de cómo seleccionar y preparar los datos, cómo seleccionar una red neuronal apropiada o de cómo interpretar los resultados, el nivel de conocimiento requerido para aplicar exitosamente las redes neuronales es mucho menor del necesario.

Sin embargo, en consideración que las RNA son un método que en definición es matemático y permite la predicción y simulación de datos que requiere de cierto aprendizaje, por lo tanto, es importante que los datos de entrada sean de confianza, así mismo, los resultados obtenidos de las predicciones realizadas por las RNA responden a los datos de entrada y las funciones matemáticas que conforman la programación de la red y por lo tanto, aunque el procedimiento sea correcto, los resultados posiblemente no se apeguen a la realidad que pretenden describir.

2.1 Antecedentes

Con el objetivo de comprender el funcionamiento y aplicación de las RNA en la resolución de problemas, en este caso como un método que optimice la inversión de Registros Geofísicos de Pozo, es necesario conocer el funcionamiento de estas.

Comenzaremos entendiendo que un grafo dirigido es un par $G = (V,E)$ donde V es un conjunto finito de puntos llamados nodos o vértices, y los elementos de E son pares ordenados de elementos de V , llamados flechas o arcos.

Una red neuronal $N = (V,E,W,T)$ es una estructura de procesamiento de información que se puede representar por un grafo dirigido $G = (V,E)$, con las siguientes características:

- Los nodos del grafo (los cuales son los elementos de V) se llaman unidades de procesamiento, elementos de procesamiento o, comúnmente denominadas como “neuronas”, siendo ésta una analogía con la biología.
- Las flechas del grafo (los cuales son los elementos de E) se llaman conexiones, representan un camino que conduce una señal en una única dirección.

- Cada flecha $(i,j) \in E$ tiene un valor asociado w_{ji} que representa la intensidad de la conexión, llamado peso sináptico o simplemente peso. Por lo tanto, W se le denominará al conjunto de los pesos.

- Cada unidad de procesamiento $k \in V$ genera una señal de salida a partir de las señales de entrada (las señales que recibe), aplicando una función f_k que denominamos función de transferencia. Por lo tanto, denominaremos T al conjunto de funciones de transferencia.

- Una unidad de procesamiento puede recibir cualquier cantidad de conexiones entrantes y así mismo, puede tener varias conexiones salientes, pero todas transmiten la misma señal.

- La red neuronal recibe un vector de entrada x , de dimensión d , para así generar un vector de salida y , de dimensión c .

- Las señales pueden ser cualquier carácter.

Cuando la red neuronal ya está entrenada, los pesos están fijos y se puede pensar la red como una función $N: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^c$, con una estructura particular, tal que $y = N(x)$.

Al conjunto de neuronas cuyo proceso es similar se le denomina capa, teniendo entonces una capa C_0 que corresponde al grupo de las neuronas de entrada (y se llama lógicamente capa de entrada o input layer), la capa C_m a las neuronas de salida (capa de salida u output layer), el resto, cuyo proceso es el más importante dentro de cualquier RNA, se les conoce como neuronas escondidas (capas escondidas o hidden layer) y que se encuentra entre C_1 y C_{m-1} . En este caso, se dice que la red tiene m capas (no se cuenta la capa de entrada, en la cual no se efectúa ningún procesamiento).

2.2 Estructura básica

2.2.1 Funciones discriminantes lineales.

Consideremos el problema de clasificar un conjunto de datos $X \subset \mathbb{R}^d$ en dos clases (donde X es simplemente un conjunto de puntos en \mathbb{R}^d). Llamamos función discriminante a una función $y: X \rightarrow \mathbb{R}$ tal que $x \in X$ se asigna a la clase C_1 si $y(x) > 0$ y a la clase C_2 si $y(x) < 0$.

La forma más simple que puede tomar la función discriminante es:

$$y(x) = \sum_{i=1}^d w_i x_i + w_0 = \mathbf{W}^T \mathbf{X} + w_0 \quad \text{Ecuación 3}$$

El vector w de dimensión d se llama vector de pesos, el parámetro w_0 (que cumple $w_0 < 0$) se llama el sesgo, aunque tiene un significado un poco distinto del sesgo estadístico. A veces $-w_0$ se llama el umbral, en referencia al modelo biológico de McCulloch, W. y Pitts, W. (1943): cuando la suma ponderada de las señales que recibe la neurona supera el umbral, se dispara una señal por el axón de la neurona.

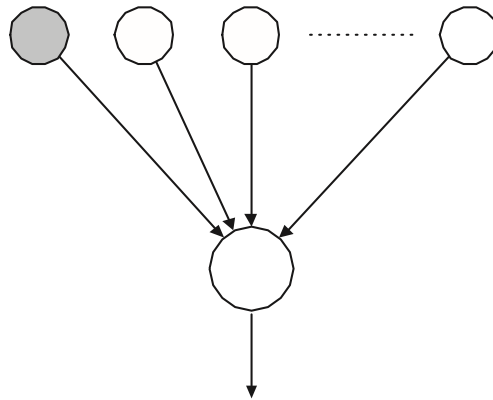


Figura 9 Representación de una función discriminante lineal como unidad de una red neuronal. Se puede considerar que el sesgo w_0 corresponde a una entrada $x_0 = +1$

En la representación de la red neuronal como un grafo, los pesos w_{ki} corresponden a la conexión entre la entrada x_i y la unidad de procesamiento k . Resulta conveniente

agregar un nodo de entrada con valor fijo $x_0 = 1$ para el sesgo, de manera que las funciones discriminantes se pueden escribir:

$$y_k(x) = \sum_{i=0}^d w_{ki}x_i \quad \text{Ecuación 4}$$

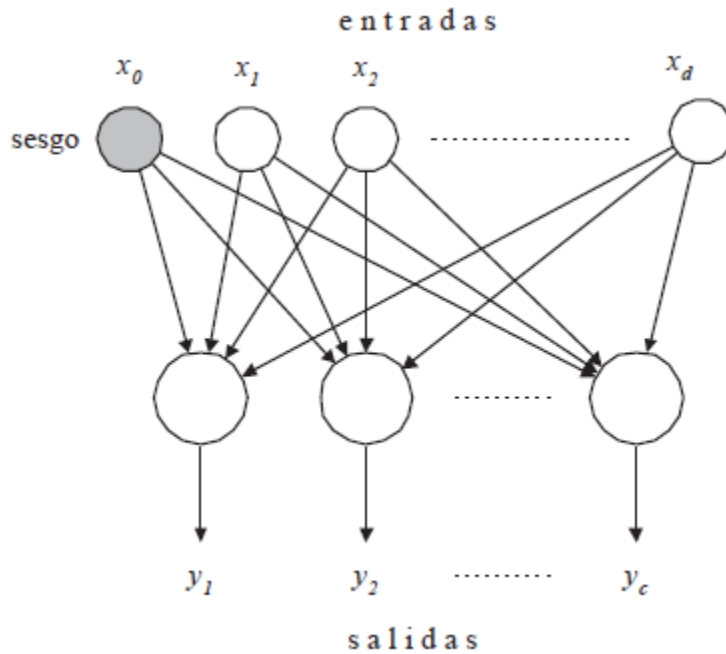


Figura 10 Representación de funciones discriminantes lineales $y_k(x)$ como diagrama de una red neuronal.

2.2.2 Función de activación.

Una forma de generalizar las funciones discriminantes lineales es aplicar a la suma una función no lineal g , llamada función de activación. En el caso de la clasificación en dos clases queda

$$y = g(W^T X + W_0) \quad \text{Ecuación 5}$$

En general se usa una función monótona. Por lo tanto, la expresión anterior se puede seguir considerando una función discriminante lineal, dado que las fronteras de decisión siguen siendo lineales. Para esta unidad de procesamiento, la función de transferencia es el resultado de componer la función discriminante lineal con la función de activación.

Ejemplo. Una elección clásica es la función de activación sigmoideal

$$g(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad \text{Ecuación 6}$$

El término sigmoideal quiere decir con forma de S, esta función transforma el intervalo $(-\infty, +\infty)$ en el intervalo $(0,1)$ y se puede aproximar por una función lineal cuando $|a|$ es pequeño.

Ejemplo. Otra elección similar es la tangente hiperbólica

$$\tanh(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}} \quad \text{Ecuación 7}$$

Lo anterior difiere de la función sigmoideal g solo por unas transformaciones lineales

$$\begin{aligned} 2g(2a) - 1 &= \frac{2}{1 + e^{-2a}} - 1 \\ &= \frac{1 - e^{-2a}}{1 + e^{-2a}} = \tanh(a) \end{aligned} \quad \text{Ecuación 8}$$

Vale decir que una red neuronal que use la función de activación es equivalente a una que se use con distintos valores para los pesos y sesgos.

Otra función de activación introducida por McCulloch, W. y Pitts, W. (1943) para modelar el comportamiento de una neurona en un sistema nervioso biológico es la función escalonada de Heaviside (también llamada función umbral).

$$g(a) = \begin{cases} 0 & \text{si } a < 0 \\ 1 & \text{si } a \geq 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 9}$$

donde $a = w^T x + w_0$. Las entradas x_i representan el nivel de actividad de las otras neuronas, los pesos w_i la fuerza de las conexiones sinápticas entre las neuronas, w_0 un umbral a partir del cual la neurona dispara un nuevo potencial de acción. Este modelo inspirado en la biología se usó para el reconocimiento estadístico de patrones. Rosenblatt, F. (1961) estudió redes de unidades con función de activación escalonada, que llamó

perceptrones. También fueron estudiadas por Widrow y Hoff en 1960 de la Universidad de Stanford, que las llamaron adalines.

Usando la función de activación umbral g , podemos representar funciones booleanas básicas. Esta fue una de las motivaciones de McCulloch, W. y Pitts, W. (1943) para el diseño de unidades individuales.

$$\begin{aligned} \text{AND}(x_1, x_2) &= g(x_1 + x_2 - 1.5) \\ \text{OR}(x_1, x_2) &= g(x_1 + x_2 - 0.5) \\ \text{NOT}(x_1) &= g(-x_1 + 0.5) \end{aligned} \quad \text{Ecuación 10}$$

Esto quiere decir que usando estas unidades podemos construir una red neuronal que calcule cualquier función booleana de las entradas.

2.3 Clasificación de Redes Neuronales

Cualquier RNA, sin importar el objetivo para el cual fueron creadas, pueden ser clasificadas en dos grandes grupos. Por la arquitectura, es decir, el número de capas ocultas disponibles para procesamiento; y por la forma de aprendizaje, es decir, el método por el que la RNA identifica los patrones de los datos de entrenamiento.

2.3.1 Por arquitectura

Redes Neuronales Artificiales Monocapa. Este tipo de redes solo cuentan con una capa de neuronas, las cuales intercambian señales con el exterior constituyendo al mismo tiempo la entrada y salida del sistema. En este tipo de redes se establecen conexiones laterales entre las neuronas, pudiendo existir también, conexiones auto recurrentes, es decir, la salida de una neurona se conecta con su propia entrada. Las neuronas de entrada se conectan con las neuronas de salida según flechas con pesos adaptativos.

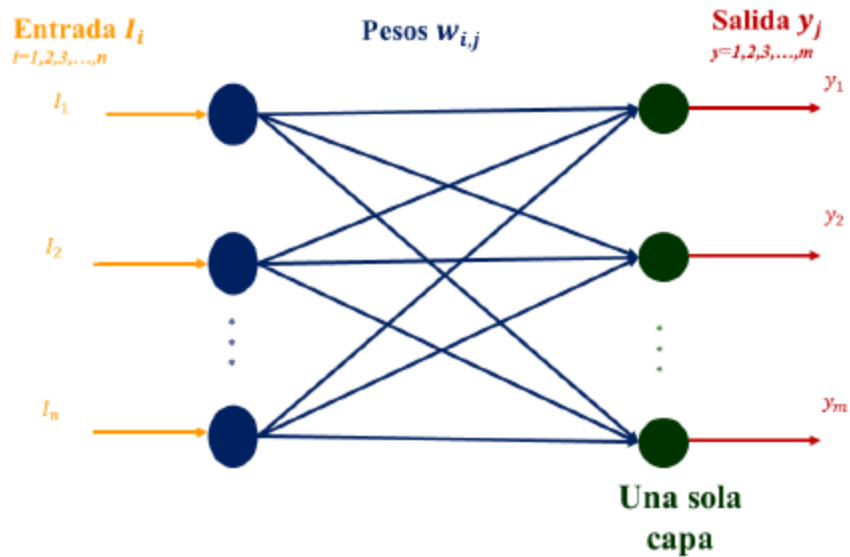


Figura 11 Ilustración de una RNA monocapa

A continuación, se muestran los fundamentos para el correcto funcionamiento de las RNA con una sola capa.

El Perceptrón de Rosenblatt. Rosenblatt estudió redes de neuronas de una capa, usando la función de activación umbral. En 1961 publicó “Principios de Neuro dinámica: Perceptrones y la teoría de los mecanismos cerebrales”. Construyó implementaciones en hardware de estas redes de perceptrones, cuyo mecanismo de entrenamiento veremos a continuación. Las usó para problemas de clasificación, ocupando como entrada imágenes blanco y negro de letras y formas simples.

Al mismo tiempo que Rosenblatt desarrollaba los perceptrones, Widrow y Hoff trabajaban en sistemas similares que llamaron adalines, cuyo nombre viene de ADaptive LINear Elements, y se refiere a una unidad de procesamiento con función de activación no lineal muy parecida al perceptrón.

Ya hablamos de las limitaciones de una red con una sola capa de pesos: sólo puede discriminar regiones linealmente separables. Para mejorar la capacidad del perceptrón,

Rosenblatt usó una capa de elementos de procesamiento fijos para transformar los datos de entrada. Estos eran habitualmente unos cables fijos conectados a un conjunto aleatorio de los pixeles de entrada, y emitían su salida usando una función de activación. Notaremos f_j a estos elementos de procesamiento fijos. Como ya es costumbre, agregamos una función f_0 cuya salida es siempre 1, con su correspondiente sesgo w_0 . Por lo tanto, la salida del perceptrón está dada por

$$y_k(x) = g\left(\sum_{j=0}^M w_j f_j(x)\right) = g(\mathbf{W}^T \mathbf{f}) \quad \text{Ecuación 11}$$

La función de activación usada es de la forma (versión antisimétrica)

$$g(a) = \begin{cases} -1 & \text{si } a < 0 \\ +1 & \text{si } a \geq 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 12}$$

El criterio del Perceptrón. Para entrenar la red, se necesita una función de error que se pueda minimizar fácilmente. Consideramos aquí una función continua y lineal a trozos llamada el criterio del perceptrón. Cuando un vector de entrada x^n es presentado a los sensores de la red, genera un vector de activaciones f^n en la primera capa de elementos fijos. A cada vector de entrada x^n asociamos un valor esperado t^n que vale $t^n = +1$ si la entrada pertenece a la clase C_1 y vale $t^n = -1$ si la entrada pertenece a la clase C_2 . Queremos que se cumpla $w^T f^n > 0$ para los vectores de la clase C_1 y $w^T f^n < 0$ para los vectores de la clase C_2 . Podemos simplificar estas condiciones, pidiendo que para todos los vectores de entrada $w^T (f^n t^n) > 0$.

Esto sugiere minimizar la función de error siguiente, conocida como criterio del perceptrón.

$$E^{\text{perc}}(\mathbf{W}) = \sum_{f^n \in M} -\mathbf{W}^T (\mathbf{f}^n t^n) \quad \text{Ecuación 13}$$

donde M es el conjunto de todos los vectores f^n que fueron mal clasificados con el vector de pesos actual w . Para los vectores clasificados erróneamente $w^T (f^n t^n) < 0$ luego

E_{perc} es una suma de términos positivos y vale 0 si todos los vectores están correctamente clasificados.

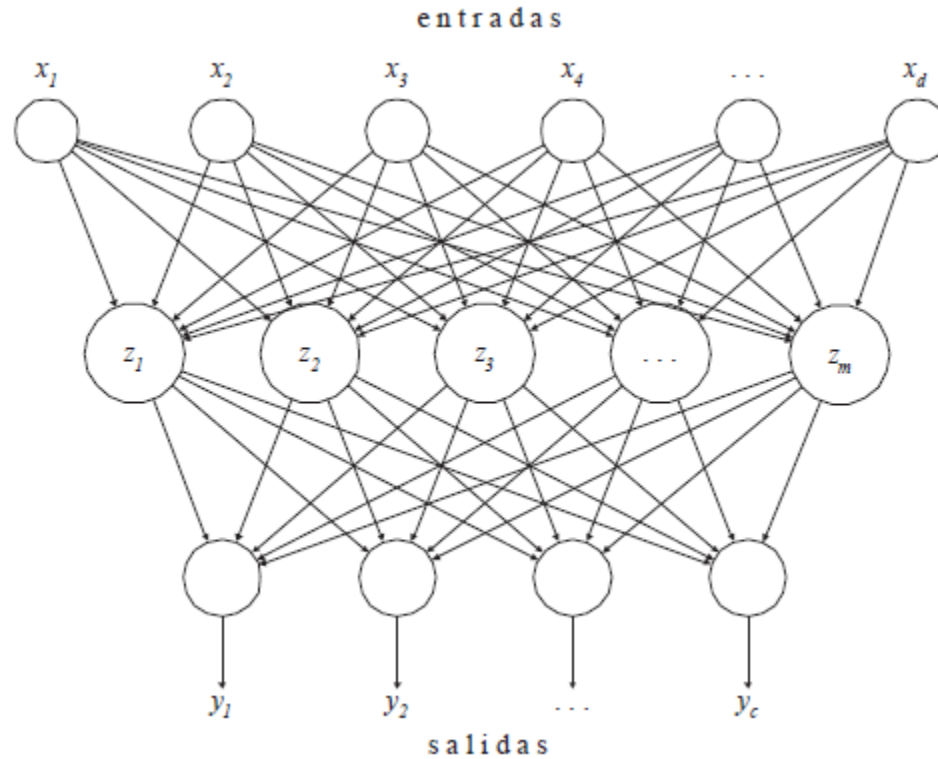


Figura 12 Red neuronal de perceptrones con dos capas

Redes Neuronales Artificiales con Múltiples Capas. En la sección anterior vimos redes donde las neuronas de salida se conectan directamente con las neuronas de entrada, que solo funcionan para clasificar conjuntos linealmente separables. Consideramos ahora redes con unidades ocultas organizadas en capas, donde cada unidad recibe entradas únicamente de las unidades de la capa que la precede inmediatamente.

Se denominan redes multicapas cuando se conforman por un conjunto de neuronas jerarquizadas en distintos niveles de capas. La arquitectura de esta red se compone, al menos, por una capa de entrada y una capa de salida, así mismo, este tipo de redes se compone de una o más capas intermedias, entre la capa de entrada y la capa de salida,

denominadas capas ocultas, esta última compuesta a su vez por unidades de cálculo conocidas como neuronas ocultas.

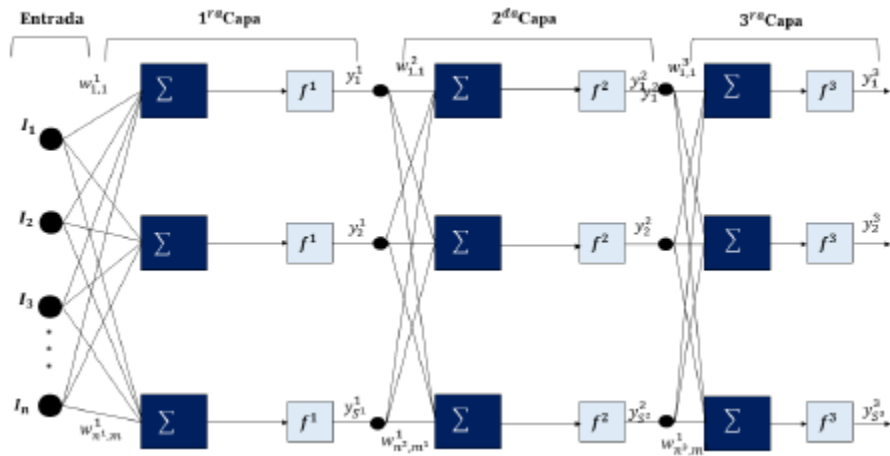


Figura 13 Ilustración de una RNA Multicapa

Por lo general, las neuronas de una capa reciben señales de entrada de una capa previa y la capa receptora envía las señales de salida a una capa posterior, a lo cual le denominamos una RNA con conexiones hacia adelante (feedforward). Aunque existe la posibilidad de conectar las salidas de las neuronas con capas previas, estableciendo así RNA con conexiones hacia atrás (feedback). Igual que en las RNA monocapa, existe la posibilidad de conectar la salida de una capa con su propia entrada con el fin de obtener al menos un ciclo de retroalimentación, lo cual denominamos como RNA recurrentes.

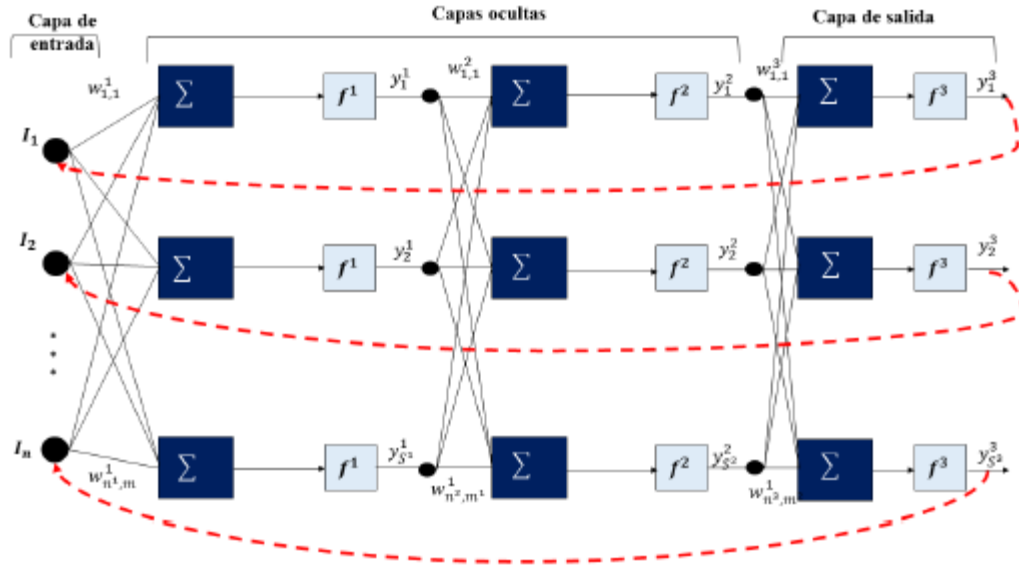


Figura 14 Ejemplo de RNA recurrentes

Ahora considerando los conceptos básicos de las RNA se establece que la salida de una unidad de procesamiento $k \in V$ era una función f_k (llamada función de transferencia) de las entradas de la unidad y de los pesos de las conexiones con unidades anteriores. En la práctica, la función de transferencia consiste en una función discriminante lineal seguida por una función de activación g_k :

$$y = f_k(x) = g_k\left(\sum_{i \in E_k} w_{ki} x_i\right) \quad \text{Ecuación 14}$$

Llamando $A = \{g_k : k \in V\}$ al conjunto de las funciones de activación, podemos describir una red neuronal como una tupla $N = (V, E, W, A)$ en lugar de $N = (V, E, W, T)$: precisamos las funciones de activación en lugar de las funciones de transferencia. De ahora en adelante todas las redes neuronales tendrán esa forma.

Notación para las neuronas. Consideremos una red neuronal de m capas, cuyas unidades están dispuestas en capas C_0, \dots, C_m . Hay (por lo menos) dos opciones para indexar las unidades de la red: numerarlas en forma secuencial, o elegir índices que reflejen la disposición en capas. Siguiendo la segunda opción, indicamos con (i, j) a la neurona que

ocupa el j-ésimo lugar dentro de la capa i. Notemos $z_j^{(1)}$ al valor de activación (señal de salida) de esa neurona. Como casos particulares tenemos los valores de entrada de la red $x = (x_1, \dots, x_d)$.

$$x_i = z_i^{(0)} \text{ para } 1 \leq i \leq d \quad \text{Ecuación 15}$$

y los valores de salida de la red $y = (y_1, \dots, y_c)$.

$$y_k = z_k^{(m)} \text{ para } 1 \leq k \leq c \quad \text{Ecuación 16}$$

Las conexiones son siempre entre capas sucesivas, por ejemplo, desde la neurona $(i-1, j)$ hacia la neurona (i, k) . El peso de esa conexión debería notarse $w_{(i,k),(i-1,j)}$, podemos aliviar un poco esta notación dejando $w_{kj}^{(i)}$.

Supongamos (caso típico) que las neuronas de una capa están conectadas con todas las neuronas de la capa siguiente. Llamemos d_i a la cantidad de neuronas en la capa C_i (en particular la dimensión de entrada $d_0 = d$ y de salida $d_m = c$). Obteniendo entonces:

$$z_k^{(i)} = g_k^{(i)} \left(\sum_{j=1}^{d_{i-1}} w_{kj}^{(i)} z_j^{(i-1)} \right) \quad \text{Ecuación 17}$$

Veamos la otra opción: numerar las neuronas en forma arbitraria (por ejemplo, empezando por las neuronas de entrada y terminando por las de salida). Como la red tiene topología de alimentación hacia adelante, podemos hacerlo de manera que $(i, j) \in E \Rightarrow i < j$. El valor de activación de $i \in V$ se nota z_i y el peso de la conexión desde i hacia j se nota w_{ji} .

Usando la notación introducida, la fórmula anterior se escribe como:

$$z_k = g_k \left(\sum_{i \in \epsilon_k} w_{ki} z_i \right) \quad \text{Ecuación 18}$$

La ventaja de esta notación es que se generaliza en forma inmediata a una red neuronal con topología arbitraria (donde no se pide que las neuronas estén distribuidas en capas).

Veamos un último ejemplo de la fórmula de propagación hacia adelante. El caso más común de redes con unidades ocultas consiste en una red con una única capa oculta. Para precisar ideas, supongamos que se usan solo 2 funciones de activación diferentes. La fórmula para una red con dos capas, que usa la función de activación g en la primer capa y g' en la segunda es:

$$y_k = \hat{g} \left(\sum_{j=0}^{d_1} w_{kj}^{(2)} g \left(\sum_{i=0}^d w_{ji}^{(1)} x_i \right) \right) \quad \text{Ecuación 19}$$

2.3.2 Por el tipo de aprendizaje

En primera instancia debemos definir el término aprendizaje, el cual entendemos desde el punto de vista psicológico como un cambio relativamente permanente en el comportamiento de un ser humano que refleja la adquisición de conocimientos y habilidades a través de la experiencia, el estudio, la instrucción, observación o la práctica que genera cambios en el comportamiento razonablemente objetivos y que, por lo tanto, pueden ser medidos.

En consideración de lo anterior, y en el entendido que las RNA han sido desarrolladas como algoritmos, que en su modelo más simplificado, buscan imitar el funcionamiento del cerebro humano, podemos definir que el aprendizaje en las RNA se basará en diferentes vertientes, primero considerando sus pesos sinápticos las RNA obtienen conocimientos y habilidades aplicables en la resolución de problemas, por otra parte, mediante los datos de entrada las RNA obtendrán la experiencia necesaria, mediante estudios, la instrucción y observación, con lo cuales se determinará el actuar de las unidades de procesamiento, las neuronas, considerando esos estudios para poder determinar fenómenos de interés que a su vez podrán ser medidos.

Por lo tanto, podemos identificar que para las RNA el aprendizaje es el proceso por el cual una red reconoce los datos de entrada, para así asociarlos con una respuesta de salida, lo cual en el proceso requiere de modificar sus pesos en respuesta a la información de entrada. Cabe destacar, que durante el proceso de aprendizaje existen muchos cambios en la red, tales como destrucción (el peso de la conexión se iguala a cero, anula), modificación (se varía el peso de las conexiones) y creación (una nueva conexión adquiere un peso diferente de cero) de las conexiones (pesos sinápticos) entre las neuronas, este proceso culmina cuando los pesos se estabilizan (los pesos no sufren variación).

Para construir una RNA, se debe partir en la elección de un criterio de modelo de neurona y de una determinada arquitectura, en el caso del presente trabajo se utiliza una RNA de Múltiples Capas para el desarrollo del software en cuestión, estableciéndose pesos sinápticos iniciales como nulos o aleatorios, sin embargo, para que la RNA pueda operar requiere de un entrenamiento y es así como se tiene que optar por una forma de aprendizaje, surgiendo así otra forma de clasificar las RNA.

De manera general, se consideran dos tipos de aprendizaje denominados supervisado y no supervisado, siendo la principal diferencia que para el caso del aprendizaje supervisado existe un agente externo, el cual controla el proceso de aprendizaje de la red, este tipo de aprendizaje será utilizado para el desarrollo del presente trabajo, sin embargo, a continuación, se muestran los diferentes tipos de aprendizaje de las RNA.

Aprendizaje Supervisado. Este tipo de aprendizaje se caracteriza porque se someten a una etapa conocida como entrenamiento el cual requiere para poder ser ejecutado de un agente externo que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada.

Este tipo de aprendizaje consiste en construir un modelo neuronal que permita estimar relaciones entre las entradas y las salidas. Generalmente los datos de salida no coincidirán con los datos reales, por lo que generará un margen de error en el modelo.

El aprendizaje supervisado puede llevarse a cabo mediante tres diferentes métodos:

1. Aprendizaje por corrección de error: Se lleva a cabo ajustando los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida, de acuerdo con el margen de error cometido.

2. Aprendizaje por refuerzo: Este tipo de aprendizaje es más lento que el anterior ya que la salida de la red no puede compararse al valor deseado para poder obtener el error cometido. El funcionamiento de esta red es muy similar a los métodos numéricos. La función del supervisor en este caso es indicar mediante una señal de refuerzo si la salida de la red se ajusta a la deseada (éxito=+1 o fracaso=-1) y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades, realmente puedes tener el valor real, pero no le enseñas a la red.

3. Aprendizaje estocástico: Básicamente consiste en realizar cambios aleatorios en los pesos y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidades.

Aprendizaje No supervisado. También son conocidos como redes con aprendizaje no supervisado; este tipo de red no requiere de un agente externo para realizar el ajuste de sus pesos sinápticos. La red no recibe ninguna información que le pueda indicar si la salida es correcta o no, por ello, se dice que estos tipos de redes son capaces de autoorganizarse.

En cuanto a los procesos de aprendizaje de las redes no supervisadas se pueden clasificar en dos tipos:

1. Aprendizaje Hebbiano: Fue postulado por Donald O. Hebb en 1949 y consiste en el ajuste de pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación (multiplicación en caso de los valores binarios +1 y -1) de los valores de activación (salidas) de las neuronas conectadas

$$dw_{ij} = x_i y_i \quad \text{Ecuación 20}$$

En esta regla, el patrón de entrada y salida son los pares $x_i y_i$ la cual está asociada al peso sináptico. Así, si las dos unidades son activas (positivas), se produce un reforzamiento de la conexión, caso contrario, se produce un debilitamiento de la conexión.

2. Aprendizaje competitivo o cooperativo: Está claro que en todas las RNA inicialmente deben ser suministradas por informaciones y en el proceso se ajustan los pesos. En las redes de este tipo, cuando se le presenta una información de entrada, sólo una de las neuronas de salida a la red o un cierto grupo de neuronas pueden llegar a activarse. Por lo tanto, el aprendizaje competitivo se refiere a que las neuronas deben alcanzar un estímulo para que puedan activarse y solo algunas lo logran (las que alcanza el valor de respuesta máximo). Las conexiones de las neuronas se dan en todas las capas de la red, existiendo en estas neuronas conexiones recurrentes de autoexcitación y conexiones de inhibición por parte de las neuronas vacías, si se logran activar alguna de ellas por alguna neurona vecina se dice que es cooperativo.

Aprendizaje Híbrido. En algunas redes pueden llegar a combinarse el aprendizaje, el supervisado y el no supervisado, y pueden presentarse en distintas capas de neuronas.

Capítulo 3. Inversión petrofísica de registros convencionales

La complejidad de los yacimientos en México conduce a la necesidad de conocerlos mejor, y para esto, hay que recurrir a flujos de trabajo y tecnologías que permitan ir más allá del trabajo tradicional, con el objeto de ser más precisos en las estimaciones petrofísicas. Una de ellas es la inversión conjunta de registros geofísicos de pozos.

En un inicio los proyectos previamente publicados sobre inversión de registros de pozo no reportaban ejemplos de integración de los diferentes registros. Los ejemplos estaban limitados a inversiones de una sola medición de datos sintéticos o de campo (Dyos, 1987; Freeman y Minerbo, 1989; Frenkel y Mezzatesta, 1998; Gao y Torres-Verdin, 2003; Hakwoodtt, 1999; Tabaroski and Rabinovich, 1996; Woothouse, et al. 1984; en Sánchez-Ramírez., et al. 2010).

Existen varios modelos de inversión conjunta de registros que ya han sido propuesto por diversos autores como: Aquino, et al. (2011); Sánchez-Ramírez, et al. (2010); Zhipeng Liu, et al. (2007); Mendoza et al. (2007); Mousatov, et al. (2006). La inversión de registros se ha aplicado a formaciones con carbonatos, areniscas, yacimientos complejos, con alto contenido de arcilla y también en lutitas.

El proceso de inversión conjunta puede realizarse para dos herramientas (resistividad y densidad) o más (resistividad, densidad, neutrón y sónicos) para mejorar el cálculo petrofísico en yacimientos complejos. La inversión conjunta aplicada a registros geofísicos también permite la simulación de mediciones no confiables, incluyendo casos de corrección de mediciones anormales sesgadas que de otra manera dificultan el diagnóstico en los registros procesados.

En otros casos la inversión de registros en el aspecto determinístico ha sido usada para reducir el efecto de capa y mejorar la estimación de las propiedades físicas y petrofísicas de secuencias multicapa. De acuerdo con Wang, et al. (2009); Zhang, et al. (1995); y Zhang et al. (1999), también ha sido usada para clarificar la interpretación petrofísica a través de capas delgadas, y permite aplicaciones en secciones de mucha profundidad o en aguas profundas.

Los casos analizados en este trabajo corresponden a secuencias sedimentarias similares a las presentes en México en las cuales ya se ha realizado recuperación mejorada; por lo tanto se propone aplicar aquí, la técnica de inversión conjunta de registros, porque apoya en la discretización de la distribución espacial de arcilla que es un factor importante para el cálculo de la porosidad, permeabilidad, saturación de agua y volumen de hidrocarburos (Vhc); que en combinación con los datos de núcleo se puede tratar de encontrar una relación entre la mineralogía y la espectroscopia de rayos gamma, para determinar los probables factores que se deben considerar en la valoración petrofísica de registros y apoyar la caracterización de este tipo de yacimientos.

3.1 Teoría de inversión petrofísica

Se propone revisar la inversión conjunta de registros, con la finalidad de calcular la distribución de la arcilla (laminar, estructural o dispersa) así como una aproximación a la porosidad secundaria (vúgulos, fracturas y canales) para una mejor estimación de la naturaleza petrofísica en yacimientos compactos.

La inversión conjunta a la que se hará referencia en este trabajo es la utilizada por Aquino, et al. (2011, 2015) y Mousatov, et al. (2006). Se trata de dos modelos diferentes, el primero es un modelo para rocas clásticas; asumiendo que en las rocas clásticas no hay

porosidad secundaria (podría haber, pero en este modelo no se considera, porque se simula bajo condiciones ideales), solo la porosidad primaria. Esto se logra simulando las velocidades de ondas elásticas y la conductividad eléctrica en las rocas arcillosas y de arena con diferente distribución espacial de arcilla, y auxiliándose de un modelo unificado de microestructura.

El segundo es un modelo para carbonatos, asumiendo en este caso que la geometría de la porosidad secundaria (presente en este tipo de formaciones) es el principal factor para la alteración de la porosidad total. Al igual que en el caso anterior el modelo se auxilia de la unificación y jerarquización de la microestructura del medio.

La aplicación de estos modelos es únicamente para obtener y ver cómo está distribuida la arcilla en las rocas, así como una discretización de la porosidad secundaria las cuales se presentan en diferentes grados de homogenización: a nivel de poro, a nivel de roca y a nivel de secuencia para formaciones clásticas a y a nivel poro, matriz, carbonato y formación para el segundo caso. Siendo posible observar tentativamente el volumen de fluido, esto con la finalidad de facilitar la correlación de información mineralógica de los pozos con los datos arrojados por la red neuronal.

Al igual que con cualquier otro método de inversión de datos, es necesario regularizar una ecuación que relacione los datos y los parámetros del modelo, entonces:

- Tenemos datos observados que es un vector

$$\mathbf{d}_{\text{obs}} = (d_1, d_2, d_3, \dots, d_n)^T \quad \text{Ecuación 21}$$

- Necesitamos restablecer una distribución de parámetros en el modelo

$$\mathbf{m} = (m_1, m_2, m_3, \dots, m_n)^T \quad \text{Ecuación 22}$$

- Esto último nos muestra que existe una relación (matriz A) entre los datos y parámetros del modelo

$$\mathbf{d}_{\text{obs}} = \mathbf{A}\mathbf{m} \quad \text{Ecuación 23}$$

- Ahora bien, la inversión consiste en buscar una función o matriz inversa A^{-1} , la cual nos permita invertir los datos observados en parámetros de un modelo.

$$A^{-1}\mathbf{d}_{\text{obs}} = \mathbf{m} \quad \text{Ecuación 24}$$

3.2 El Dilema de la Inversión

Una de las principales limitantes que tiene el trabajar con datos obtenidos mediante un modelo en lugar de hacerlo con datos obtenidos en campo es la situación conocida como un problema mal condicionado.

Esta problemática es inherente a las aplicaciones aproximadas mediante el problema inverso.

De acuerdo con el Dr. Óscar Valdivieso (2013): “El problema inverso es un conjunto de técnicas matemáticas que se usa con el fin de obtener información valiosa a partir de un conjunto de medidas tomadas ya sea en el campo o el laboratorio. A este conjunto de medidas se llama datos y lo que se busca son los valores numéricos de ciertas propiedades físicas del problema estudiado, conocidos como parámetros del modelo.”

Entonces podríamos entender que el problema directo es aquel en el que se predicen resultados medibles a partir del comportamiento de ciertas condiciones físicas bajo condiciones determinadas llevando a una solución única; en contraste con el problema inverso en el que a partir de la data que se tiene, y de una ley modelo propuesto cómo se tratan de determinar los parámetros del mismo.

Este mal acondicionamiento, aunado a una posible mala definición en cuanto a las condiciones en los que se desarrollan el problema, lleva a escenarios donde se puede obtener más de un resultado sin que exista un cambio relativamente grande, ya en el modelo, ya los datos con los que se cuenta. Adicionalmente a que se puede dar la situación que el problema no tenga solución, o peor aún, que parezca ofrecer una excelente solución

pero que al ser revisada con mayor detenimiento nos encontremos con que no tiene una verdadera relación con el fenómeno que se pretende representar.

Se entiende entonces que existe un mal acondicionamiento, cuando se presenta una situación en el cual una leve variación en los componentes del sistema conlleva a una perturbación mayor en las soluciones. Esto puede ser expresado que cualquier cambio, por muy pequeño que sea en un coeficiente x puede llevar a cambios de una mayor magnitud en $f(x)$.

También nos encontramos con el problema de una falta de unicidad dentro del modelo, Situación que se presenta cuándo existen soluciones similares, pero con cambios significativos dentro del modelo lo que impide determinar una solución correcta.

Para paliar todas estas situaciones se han desarrollado métodos mediante los cuales es posible estimar los parámetros del modelo con cierta fiabilidad, siendo en su mayoría desarrollado mediante optimización no lineal a fin de minimizar una función (que tampoco sería lineal= y así determinar los mejores parámetros físicos.

Se recomienda que si el lector gusta abordar en el tema se acerque a los textos más especializados como el de Nelder & Mead (1965), ya que aquí no se ahondará más en el tema por exceder la temática y alcances de la tesis.

3.3 Inversión en Formaciones Terrígenas

A continuación, se describe el modelo petrofísico que se tomara como base. Este modelo puede ser visto de acuerdo con diferentes niveles de homogenización en donde la separación de cada uno de ellos se debe a la diferencia simulación de propiedades físicas utilizando ecuaciones empíricas y métodos micromecánicos. Esto se logra mediante una homogenización de los tipos de arcillas mencionados anteriormente, de la forma descrita

se escalas entre las diversas componentes. En cada nivel de homogenización, se calculan las propiedades efectivas de las mezclas de diferentes componentes

3.3.1 Datos de entrada y salida

La inversión conjunta de registros de pozos utiliza los datos crudos de campo: resistividad (Rt), rayos gamma (GR), sónicos (DTS, DTC), neutrón (NPHI) y densidad (RHOB). Los productos obtenidos por el proceso de inversión conjunta son: (Vclam), (Vcdis), (Vcest), (Vfl) y porosidad.

- Vclam-volumen de arcilla laminar.
- Vcdis-volumen de arcilla dispersa.
- Vcest-volumen de arcilla estructural.
- Vfl-volumen de fluido.

3.3.2 Arcilla Laminar

Las arcillas laminares son estratos de una o varias pulgadas que se forman como capas delgadas o láminas dentro de la arena. Comprender la distribución laminar para el análisis de registros es importante para aspectos como los efectos de capa delgada y anisotropía eléctrica, afectando la cuantificación de las propiedades del yacimiento como la porosidad efectiva y saturación de agua (Stieber, 1970). Por lo general, la arcilla laminar es de origen detrítico.

3.3.3 Arcilla Estructural

Esta distribución de arcilla se presenta cuando algunos minerales arcillosos sustituyen granos de arena. Este tipo de distribución sustituye al cuarzo y no afecta la porosidad ni la permeabilidad de la arena. Las arcillas estructurales tienen un tamaño granular que están grande como los granos de arena, por ello las arcillas estructurales ocupan parte de la matriz. La arcilla estructural al igual que la arcilla laminar es de origen detrítico.

3.3.4 Arcilla dispersa

Están dispersas en los espacios porosos de la arena y sustituyen a los fluidos presentes en la arena. Este tipo de distribución afecta drásticamente a la porosidad y permeabilidad de la arena debido a que una cantidad pequeña de éstas, cierran los poros y se opone al flujo de los fluidos. La arcilla dispersa es de origen autógeno. La arcilla autógena puede precipitarse directamente del agua de formación o a través de alteraciones diagenéticas de feldespatos.

La inversión conjunta brinda mejor estimación de las propiedades petrofísicas de la roca debido a que utilizan los registros convencionales con la misma importancia.

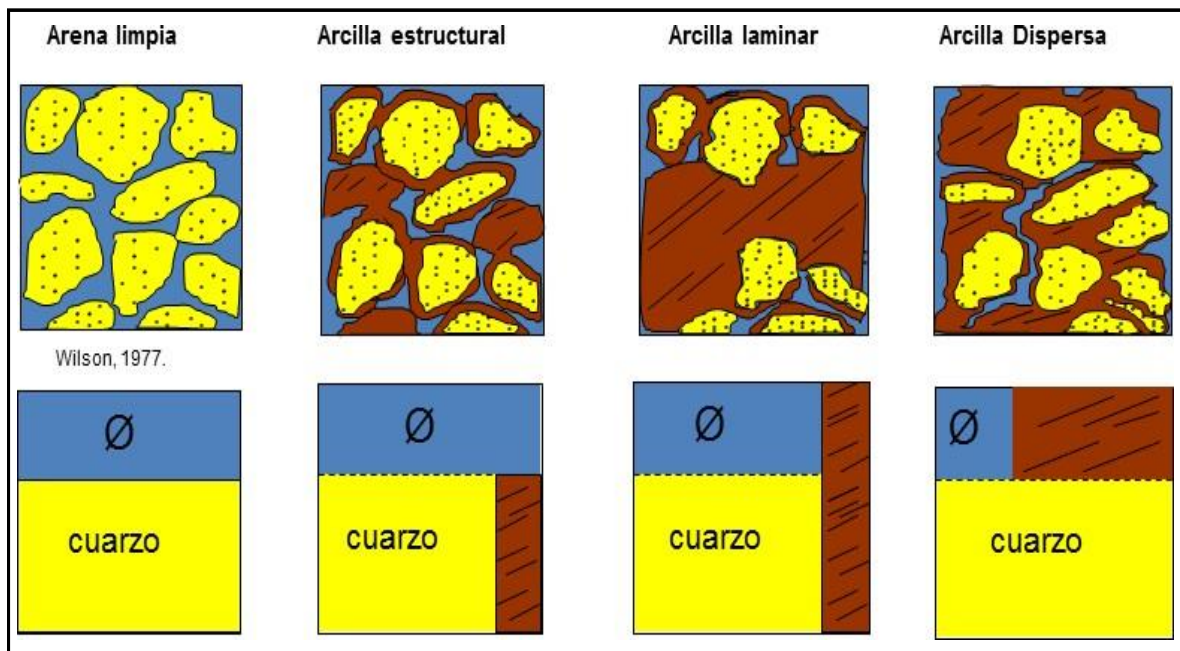


Figura 15 Representación hipotética de los tipos de arcillas en rocas clásticas Wilson (1977), en Gallardo A. (2010)

3.3.5 Estimación del volumen de arcilla

Si se desea calcular la cantidad y tipo de arcillas que están en la roca, la arcilla puede estar representada por el modelo que se va a utilizar en arcilla dispersa, laminar y estructural; recordando que, el objetivo es calcular cuánto de estos volúmenes existen y el volumen de

fluidos. En síntesis, el proceso de inversión conjunta consiste en calcular el volumen de los parámetros o productos de salida ((V_{clam} , V_{cdis} , V_{cest} , V_{fl}), en función de las mediciones de las sondas de registros de R_t , GR , $NPHI$, $RHOB$, DTC Y DTS .

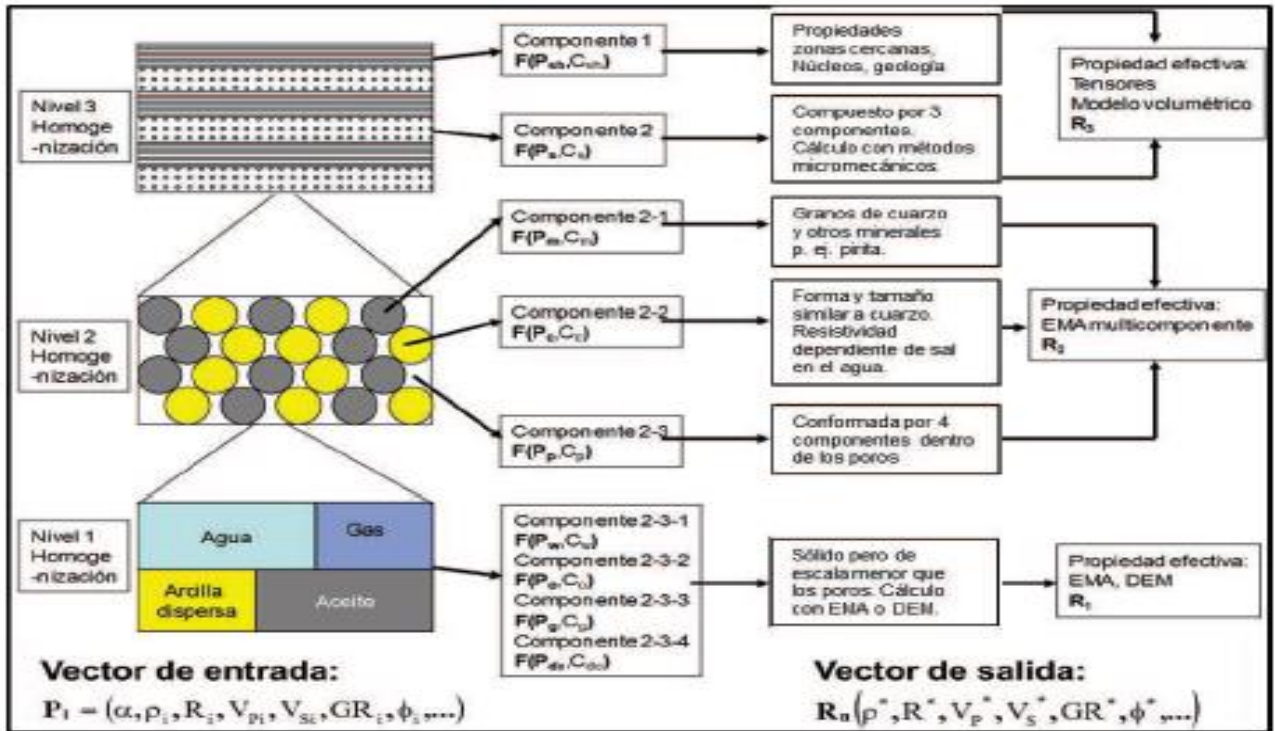


Figura 16 Representación hipotética de las tres escalas del modelo para rocas clásticas. Tomado de Aquino, et al. (2011).

De acuerdo con Aquino, et al. (2011), esto se resuelve usando un modelo unificado del espacio poroso y el método denominado Aproximación del Medio Efectivo (EMA, por sus siglas en inglés de "Effective Medium Approximation"). El método es ampliamente usado para obtener propiedades de compuestos, en este caso de velocidades elásticas y conductividad eléctrica. La porosidad se presenta como un espacio elipsoidal en la matriz isotrópica homogénea conductiva. Por lo tanto, la variación geométrica de los elipsoides permite describir diferentes formas de poros.

La relación de grano/poro, que depende de la porosidad ha sido obtenida, aplicando el procedimiento de inversión conjunta, consiste en minimizar la diferencia entre los datos experimentales (registros medidos o crudos) y teóricos estimados por EMA.

El método de inversión conjunta emplea una función de costo (FC), compuesta de cinco mediciones y resuelve cuatro incógnitas (o productos):

$$WR \left(\frac{R_k - R^*}{R_k} \right)^2 + WV_p \left(\frac{V_{pk} - V_{p^*}}{V_{pk}} \right)^2 + WV_s \left(\frac{V_{sk} - V_{s^*}}{V_{sk}} \right)^2 + W\rho \left(\frac{\rho_k - \rho^*}{\rho_k} \right)^2 + W\phi \left(\frac{\phi_k - \phi^*}{\phi_k} \right)^2 =$$

$$FC = (V_{cdis}, V_{cest}, V_{clam}, V_{fl}) \quad \text{Ecuación 25}$$

Dónde:

FC Función de Costo.

WR función de peso para la diferencia normalizada de resistividad

R_k Resistividad simulada.

R* Resistividad medida.

WV_p función de peso para la diferencia normalizada de la velocidad de onda P

V_{pk} Velocidad de onda P simulada.

V_{p*} Velocidad de onda P medida.

WV_s función de peso para la diferencia normalizada de velocidad de onda S.

V_{sk} Velocidad de onda S simulada.

V_{s*} Velocidad de onda S medida.

Wρ función de peso para la diferencia normalizada de densidad.

ρ_k Densidad simulada.

ρ* Densidad medida.

WØn función de peso para la diferencia normalizada de porosidad neutrón.

Ø_{nk} Porosidad neutrón simulada.

ϕ_n^* Porosidad neutrón medida.

La función de costo (FC) se aplica a cada profundidad (k) a lo largo del intervalo que se va a someter a la inversión.

La velocidad de onda P (V_p) tiene un valor mínimo ($V_{p\min}$) y un valor máximo ($V_{p\max}$), el peso de esta velocidad (WV_p) se calcula como el inverso de la dispersión de los datos.

$$WV_p = \frac{1}{(V_{p\max} - V_{p\min})} \quad \text{Ecuación 26}$$

Este procedimiento se aplica para cada una de las mediciones de propiedades físicas.

Los pesos significan la confianza que se da a la medición de cada una de las curvas medidas (o de campo); es una especie de ponderación, pero esta es matemática, y se estima en términos de la dispersión de datos.

El proceso de inversión consiste en la minimización de la función de costo. Esto implica que el proceso es interactivo y para encontrar el mínimo, se cambian los parámetros del modelo para calcular el sintético y compararlo con los datos de campo. La inversión se realiza para cada profundidad. Esto quiere decir, que, si tenemos 1000, 3000 u 8000 datos de un registro por intervalo dado se tendrían 1000, 3000 u 8000 resultados puntuales para ese intervalo; porque para cada profundidad los valores son diferentes. Para la minimización de la función de costo se aplica el método de gradiente conjugado.

En términos de planteamiento se aplica el modelo para rocas clásticas, o sea, para formaciones areno-arcillosas; la roca clástica se representa en 3 niveles o etapas básicas.

1. A nivel de poro de las arenas. Se calculan los parámetros físicos efectivos de la mezcla que satura los poros, que consiste en fluidos y arcilla dispersa.

2. A nivel arena. Simula las propiedades eléctricas y acústica efectiva compuestas por granos sólidos (cuarzo, arcilla estructural y poros), y poros con parámetros efectivos obtenidos en el primer nivel de homogeneización.

3. A nivel de formación. Simula las propiedades efectivas considerando capas de arena y arcilla. Se puede cotejar con fotografías de núcleo convencional.

Por lo tanto, el abanico queda representado por tres escalas, con el afán de ver una roca desde la parte microscópica a la más representativa (no olvidar conceptualizar este panorama).

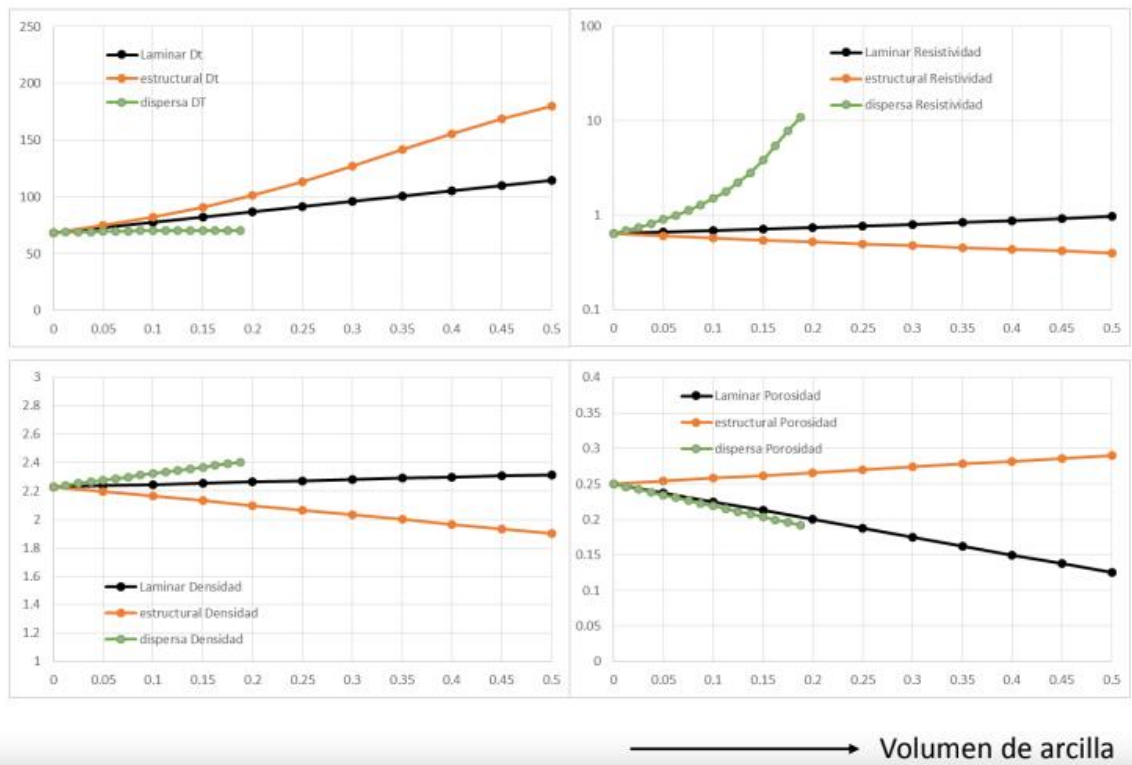


Figura 17 Efecto de los diferentes tipos de arcilla en las propiedades petrofísicas. Las unidades del eje vertical de cada gráfica, yendo de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo son: $\mu\text{s/ft}$, ohm/m , gr/cm^3 y porcentaje en fracción de 1.

3.4 Inversión en Formaciones Carbonatadas

Al igual que con los medios terrígenos, es posible realizar inversión petrofísica en medios carbonatados, entendiendo la física de sus características generales y con base en ello, generar un modelo unificado que se adecue a las necesidades de la geología en cuestión.

Para lograrlo, en lugar de enfocarnos en la naturaleza de la arcilla presente en la formación, nos enfocaremos en la geometría y conectividad de su porosidad secundaria.

Para esto algunos autores han propuesto un modelo que de igual manera se encuentra jerarquizado en diversos niveles de acuerdo con los componentes que se distribuyen en el medio.

Estos diversos niveles son modelados mediante el uso de métodos micromecánicos al igual que para las formaciones arcillosas con la diferencia de que en este caso aproximan un comportamiento de los poros en el medio y no la razón geométrica de los granos que los componen. Para el caso mostrado en el ejemplo (Aquino, 2014) se utilizan específicamente el Método de Aproximación de Medio Efectivo (EMA) y el Método de Medio Efectivo Diferencial (DEM).

La finalidad de modelar mediante estos métodos está sustentada en el hecho de poder calcular la influencia de los poros secundarios en el factor de formación y en cómo al catalogarlos según su geometría se puede aproximar la influencia de los dos sistemas de poros secundarios (vúgulos y fracturas) en las propiedades físicas de la formación.

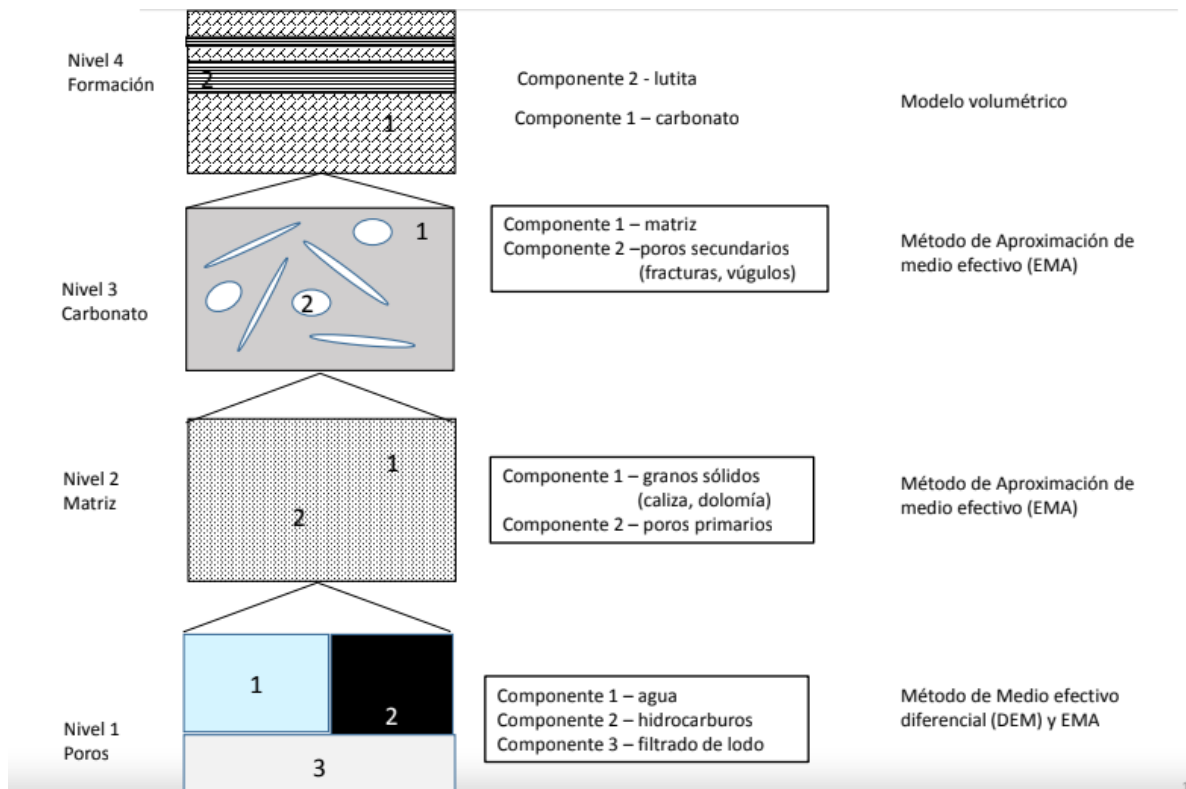


Figura 18 Modelo para carbonatos

3.4.1 Datos de entrada y salida

Al igual que en el modelo carbonatado, la inversión conjunta de registros de pozos utiliza los datos crudos de campo: resistividad (R_t), rayos gamma (GR), sónicos (DTS, DTC), neutrón (NPHI) y densidad (RHOB). Para en este caso obtener aproximaciones de porcentaje para la porosidad primaria, la porosidad secundaria de vugulos, la de fracturas, así como la razón geométrica modelada de estas dos últimas.

En este caso el método de inversión se sustenta en encontrar el mínimo de una función de múltiples variables utilizando un algoritmo que es basado en la combinación de muestras no lineales y las simulaciones iteradas obtenidas por el algoritmo. (“The SIMPSA algorithm”, Cardoso et al., 1996).

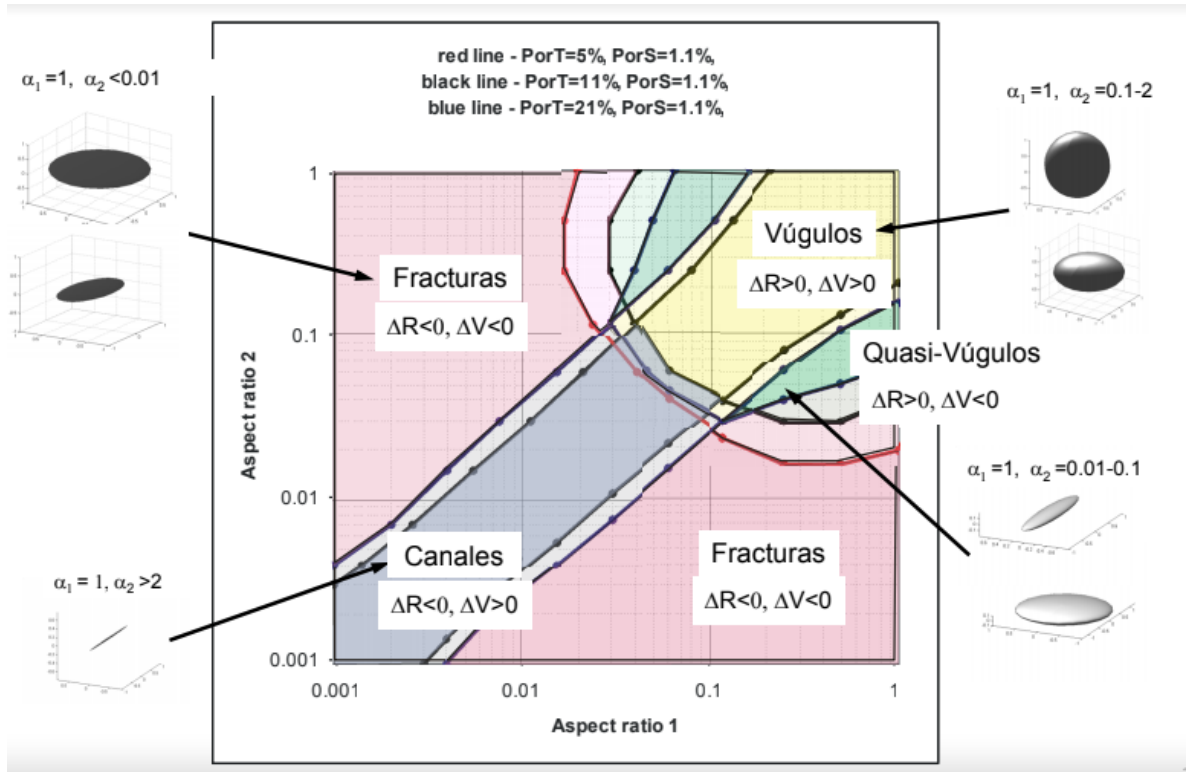


Figura 19 Geometría de poros

La solución matemática usada para esta inversión es la siguiente:

$$F(z_i) = (\mathbf{W}_d(d(m) - d_{obs}))^2 + \lambda(\mathbf{W}_m(m - m_0))^2 \quad \text{Ecuación 27}$$

Donde:

$$\begin{aligned}
 d_{obs} &= [\lg DT, \lg DTS, \lg MSFL, \lg LLD, \lg NPHI, RHOB, \lg GR, \lg PEF]^T \\
 d(m) &= \begin{bmatrix} \lg DT(m), \lg DTS(m), \lg MSFL(m), \lg LLD(m), \\ \lg NPHI(m), RHOB(m), \lg GR(m), \lg PEF(m) \end{bmatrix}^T \\
 m &= [\phi_p, \phi_v, \phi_{fr}, \alpha_v, \alpha_{fr}, V_{ar}, V_{dol}, Soi_{pp}, Soi_{ps}, Sor_{pp}, Sor_{ps}]^T \\
 m^0 &= [\phi_p^0, \phi_v^0, \phi_{fr}^0, \alpha_v^0, \alpha_{fr}^0, V_{ar}^0, V_{dol}^0, Soi_{pp}^0, Soi_{ps}^0, Sor_{pp}^0, Sor_{ps}^0]^T
 \end{aligned} \quad \text{Ecuación 28}$$

3.5 Inversión mediante redes neuronales

Tomando en cuenta lo anterior, para este trabajo se propuso el uso de inversión conjunta de registros geofísicos de pozo mediante el uso de redes neuronales, esto sustentado en la posibilidad de que la naturaleza del método SIMPSA pudiese ser replicada con redes neuronales.

Para lograr esto, lo primero que se realizó es una delimitación de los valores utilizando un modelo petrofísico que fuera jerárquico, unificado y auto-consistente. Este modelo consiste en una simplificación de los modelos mostrados en los capítulos 3.3 Inversión en Formaciones Terrígenas y 3.3 Inversión en Formaciones Carbonatadas

A este modelo se le asignan valores “promedio” para cada uno de sus componentes y que basándonos en los modelos expuestos anteriormente nos permite realizar una primera aproximación de la influencia de la distribución espacial de la arcilla (o de la geometría de los poros secundarios en caso de ser una formación carbonatada).

Una vez obtenido esto se procede a realizar un cálculo de las propiedades petrofísicas mediante ecuaciones empíricas para cada de ellas (densidad, porosidad, volumen de arcilla, tiempo de tránsito, resistividades, saturación de agua y permeabilidad)

Estos valores sólo servirán como eje para el siguiente paso, el cual consiste en la interpretación del paquete de registros más completo que se tenga para el campo, o la introducción de un registro ya interpretado (preferentemente con datos de núcleo).

Posteriormente los datos de este registro, siempre parametrizados según el modelo (esto para ahorrar tiempo y recursos de cómputo), servirán como entrenamiento para la red neuronal.

Esta red neuronal ya entrenada servirá como verdadero modelo para la inversión de todos los demás datos y para un cálculo de propiedades petrofísicas de todo el campo.

3.5.1 Datos de entrada y salida

Cómo ya se mencionó, el primer dato de entrada ya se encuentra precargado dentro del software, el cual es un modelo simplificado de los dos tipos principales de formaciones (terrígenas y carbonatadas).

Los siguientes datos, al igual que en los dos métodos explicados con anterioridad, consisten en un paquete de datos crudos, entre los que se encuentran resistividad (R_t), rayos gamma (GR), sónicos (DTS , DTC), neutrón ($NPHI$) y densidad ($RHOB$).

Adicionalmente, en el primer pozo se deben ingresar los datos ya interpretados de mineralogía, porosidad y densidad, esto con el fin de acelerar y hacer más precisos los resultados obtenidos mediante la inversión para los demás pozos, de los cuales solo se necesitan datos de mineralogía básica ($VMatriz$, $VolW$, $VolSh$).

El resultado obtenido por el software será la porosidad total, lo cual nos servirá para más adelante poder calcular el volumen de CO_2 , eso sí, siempre y cuando la media de error sea menor al 30%.

Para lograr que el error sea mínimo, se realizan diversas iteraciones, en las que el error de predicción de la red neuronal va disminuyendo gradualmente, es importante aclarar que el error de entrenamiento, aunque en relación filial, no es el mismo que el error existente entre los registros sintéticos y los reales.

Este error de entrenamiento nunca podrá ser igual o menor a 0 pero con mantenerlo en valores entre 0.1 y 0.05 ha demostrado ser más que suficiente ya que valores menores no afectan a los resultados de forma importante.

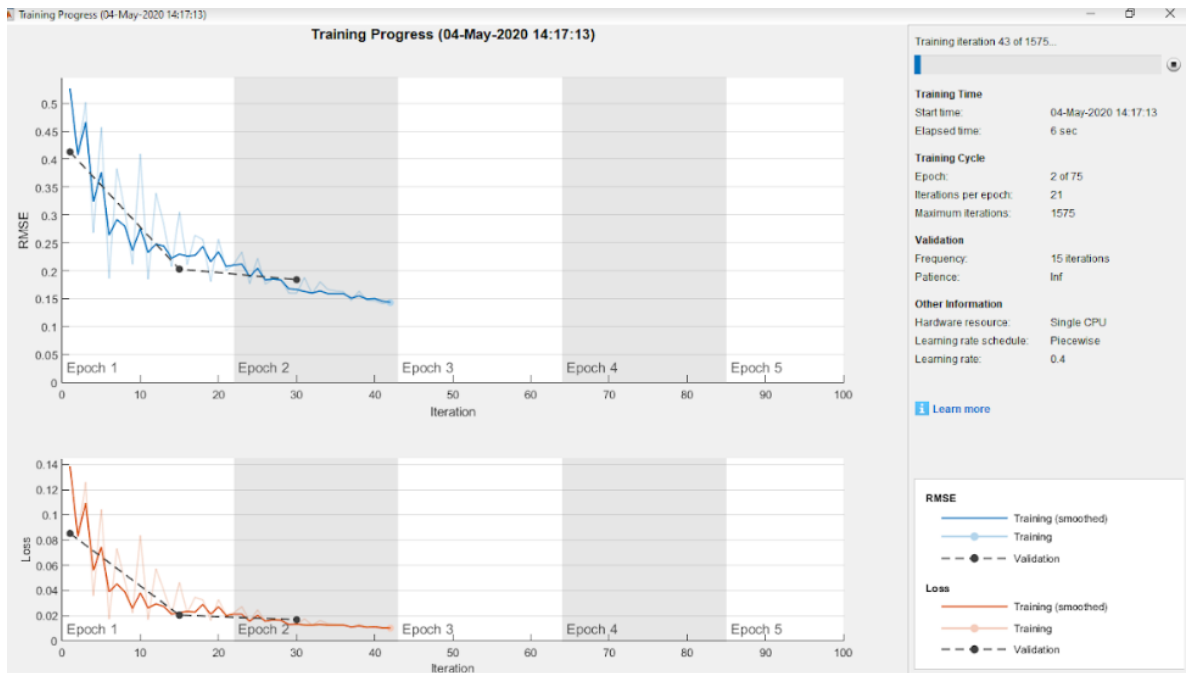


Figura 20 Gráfica de error durante el entrenamiento durante el proceso

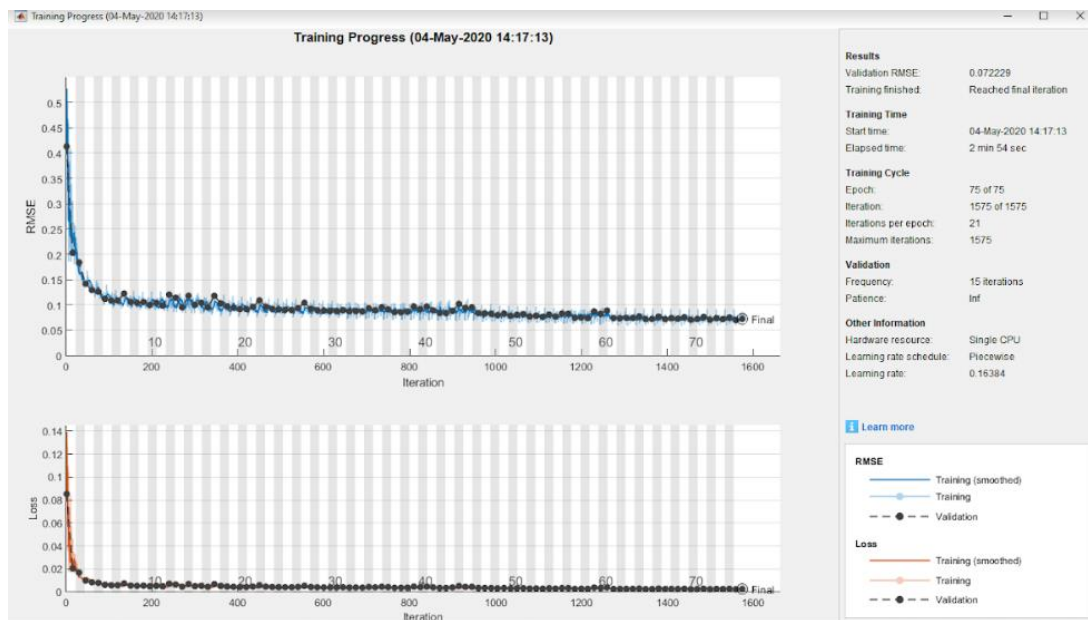


Figura 21 Gráfica de error durante el entrenamiento al finalizar

Ya completado el entrenamiento, el siguiente procedimiento consiste en el cálculo conjunto de propiedades físicas a invertir comenzando con la conjunción de un espacio poroso unificado, así como del modelo, de acuerdo con lo explicado anteriormente.

Una vez considerado el modelo obtenido, se supone que tanto las propiedades, como los poros están distribuidos y orientados aleatoriamente.

La inversión conjunta de los registros acústicos y de resistividad para determinar la porosidad se lleva a cabo resolviendo un problema no lineal para minimizar la función de costo (Ecuación 29)

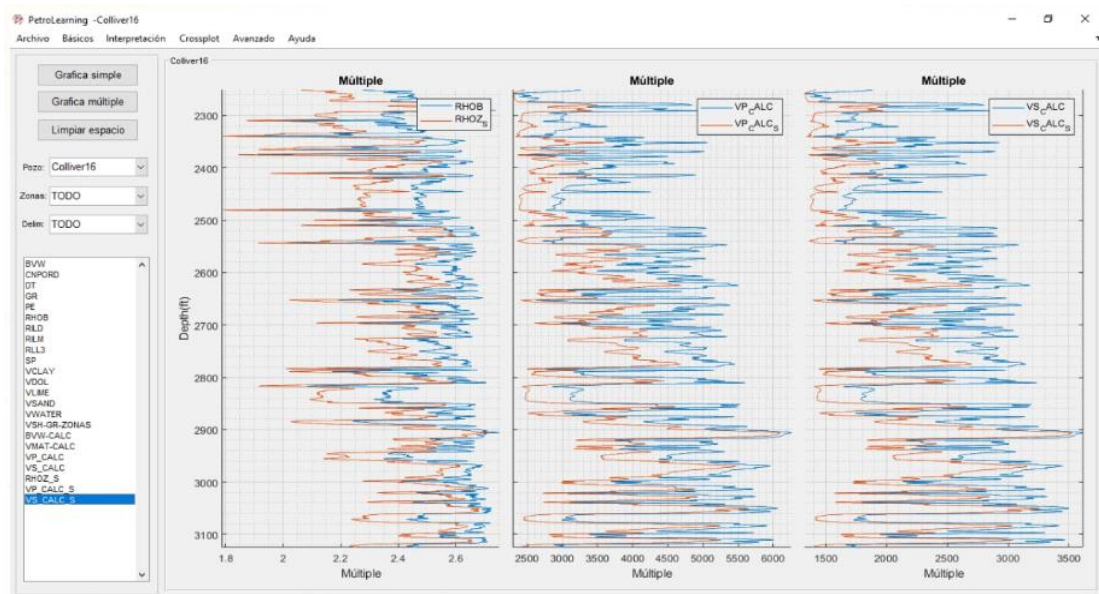


Figura 22 Comparación entre los datos obtenidos en campo y los sintéticos

Cómo se explicó anteriormente, al ser estos parámetros obtenidos mediante una aproximación del problema inverso, es necesario que la función de error ayude tanto a poder ligar de alguna manera los parámetros calculados por la red neural con aquellos obtenidos de los RGP, así como a disminuir la inestabilidad de la inversión, mediante una ponderación de los datos de acuerdo con su error, dando más peso a aquellos que menor error arrojen.

También se aclara que la optimización de las soluciones para los sistemas no lineales se realiza directamente dentro de la red neural, ahorrando de esta manera una optimización por separado, a costa de disminuir la verdadera representatividad con los datos en campo.

En el capítulo 5 “Diseño de Software”, se aborda de mejor manera la forma en cómo se propone evitar esta baja correlación entre ambos paquetes de datos.

Para comprobar la relación existente entre los parámetros predichos y las obtenidas en campo se debe de realizar una función de error (Ecuación 29) la cual nos entregará el error para cada uno de los parámetros. En la mayoría de los casos este error se comportará en forma de campana de Gauss, teniendo la mayoría de los datos un error bajo pero existente, mientras que una minoría tenderá a mostrar un error casi inexistente, o, por el contrario, un error relativamente alto.

Esta función de error está dada por:

$$E = ((D_{ren} - D_{med})^2)^{-2} \quad \text{Ecuación 29}$$

Donde

E Error

D_{ren} Datos obtenidos por la red neuronal

D_{med} Datos obtenidos en campo

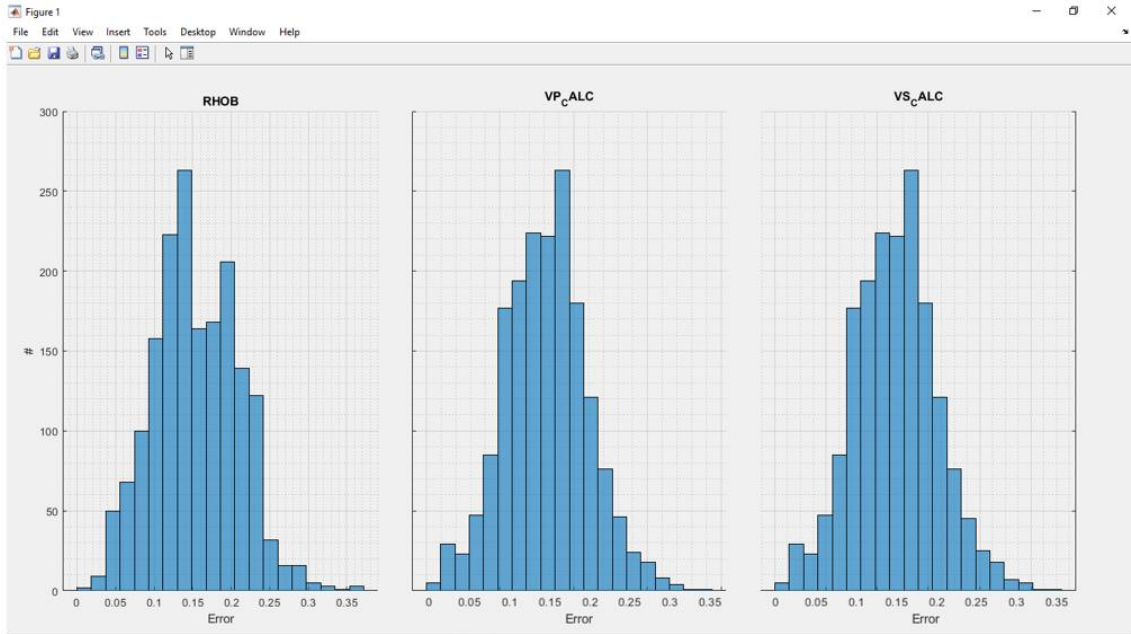


Figura 23 Error existente entre los datos

Como resultado final del proceso de inversión se obtiene la porosidad, que para el caso será porosidad total y porosidades afectadas por afectos secundarios (fracturas y vórgulos), así mismo queda dentro de la memoria datos que sirven para repetir el proceso con cualquier otro pozo que se encuentre dentro del mismo campo.

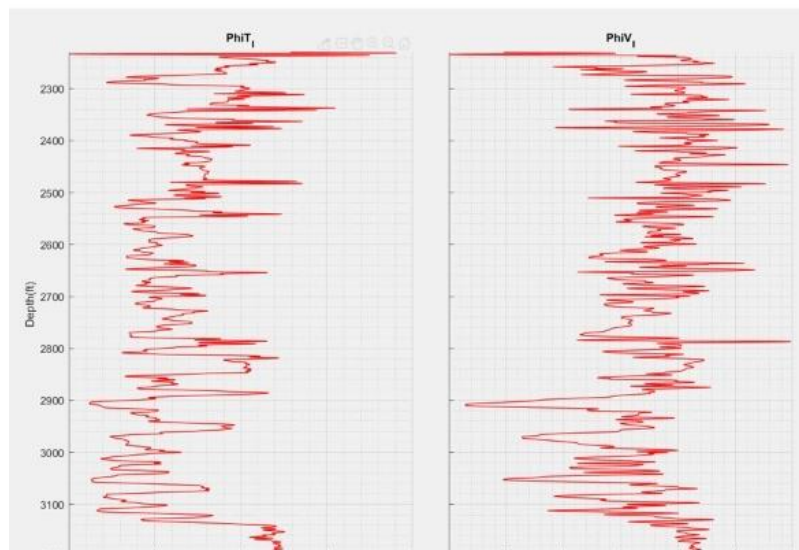


Figura 24 Porosidades obtenidas mediante la inversión petrofísica

3.6 Aplicación de resultados de inversión.

La matriz, porosidad y mineralogía obtenidos mediante inversión (en cualquiera de sus variantes) pueden considerarse características cuantitativas y cualitativas de la formación, así como estos datos permiten una aproximación diferente a los resultados petrofísicos obtenidos en su totalidad mediante ecuaciones empíricas, eliminando la discrepancia existente entre ellas, tratando de evitar que estas fórmulas, propuestas para una formación específica, aumenten el error en el cálculo de propiedades de otra formación totalmente diferente; esto lo logra considerando en los parámetros de entrada las condiciones específicas de cada yacimiento.

Ahora bien, dependiendo del modelo del cual parte la inversión se podrán aproximar unos u otros aproximamientos, por ejemplo, si se trata de un modelo terrígeno nos permitirá inferir los procesos mediante los cuales se depositó la arcilla en la formación, también muestra la influencia que tiene la distribución espacial de arcilla en las porosidades.

Si se parte de un modelo carbonatado, tanto la matriz como las porosidades secundarias y las formas de los poros secundarios obtenidos permiten caracterizar los procesos y las litografías de carbonatos y la génesis de su porosidad secundaria (fractura, dolomitización, disolución) y también ayuda en la determinación de la saturación de rocas de doble porosidad.

Otro tipo de diferenciación más allá de la geología del modelo es la matemática del mismo, por ejemplo, los resultados obtenidos mediante métodos micromecánicos nos ayudan ya sea para conocer la geometría de los granos de arcilla o para estimar parámetros geomecánicos mediante la reconstrucción de los registros de naturaleza anisotropía (como

las ondas S usadas en la calibración de datos sísmicos), también son de utilidad para evaluar la probabilidad de interconexión secundaria de poros para predecir la permeabilidad de la formación.

En cuanto a los datos arrojados por el método propuesto en este trabajo, las redes neuronales sirven para realizar una buena aproximación de las porosidades (ya sea total, primaria o secundarias según se requiera) de una forma rápida y sencilla, al igual que el margen de error tan pequeño en teoría nos permitiría usar los datos obtenidos para cálculos de volumen de aceite remanente e ingeniería de reinyección, usados tanto para recuperación mejorada como en el almacén de hidrocarburos.

Capítulo 4. Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO2

En la industria del petróleo siempre ha sido de vital importancia la maximización de la recuperación de hidrocarburos que se encuentran almacenados en el yacimiento, sin embargo, Al-Mjeni, R., Arora, S., Cherukupalli, P., Wunnik, J., Edwards, J., Felber, J. B., Gurpinar, O., Hirasaki, G. J., Miller, C. A., Jackson, C. Kristensen, M. R., Lim, F. y Rumamoorthy, R. (2010) para Schlumberger mencionan que, aunque, el petróleo original remanente varía en cada campo petrolero, en EUA en promedio dos tercios del petróleo original en in sitio permanecen después de agotados los métodos de recuperación tradicionales. Por lo cual se requiere de técnicas que permitan explotar el yacimiento de manera más eficiente, lo cual se traduce en la obtención del mayor volumen de hidrocarburos y en aumentar la vida productiva del yacimiento.

Sabido Alcántara (2020) menciona que las técnicas que permiten maximizar la recuperación de hidrocarburos y prolongar la vida productiva de un yacimiento se dividen dentro de tres etapas:

- **Primaria:** Esta etapa comienza desde el inicio de la explotación de un yacimiento y es aquella en la cual se aprovecha la energía natural con la que cuenta el yacimiento. Se estima que el factor de recuperación de aceite en esta etapa es entre 2% y 30%.
- **Secundaria:** Durante esta etapa, el objetivo es mantener la energía del yacimiento, ya sea por medio de la inyección de agua o de gas natural bajo condiciones inmiscibles, ambos procesos actúan como una forma de mantener la presión. El factor de recuperación en esta etapa es aproximadamente entre 30% y 40%.
- **Mejorada:** Es la etapa en la que para continuar explotando el yacimiento se requiere implantar tecnologías que modifiquen las propiedades tanto de la roca como de los fluidos

almacenados en el yacimiento. Esta etapa por lo general es posterior a la recuperación primaria y secundaria, sin embargo, se puede realizar en cualquier momento durante la vida productiva de un yacimiento (Al-Mjeni et al, 2004).

En términos generales, uno de los grandes retos que tiene la industria petrolera a lo largo del mundo es la maximización del factor de recuperación de los yacimientos.

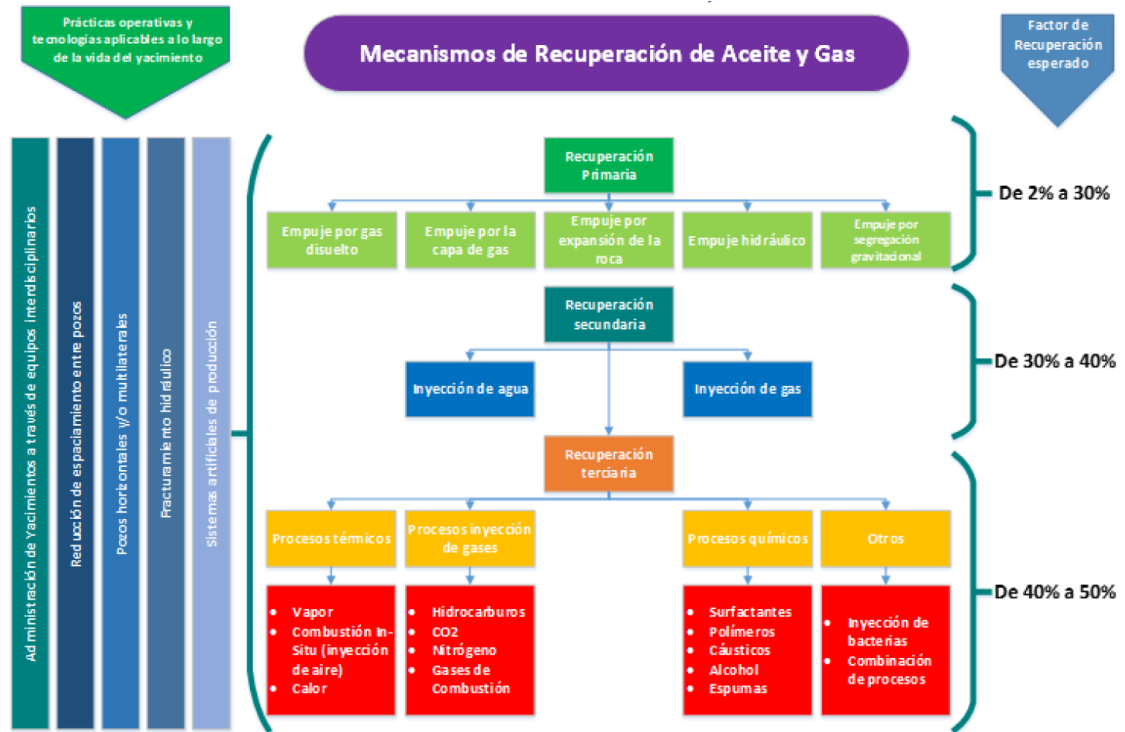


Figura 25 Esquema de las etapas de recuperación de Hidrocarburos (Sabido Alcántara, 2020)

En términos generales la recuperación mejorada de aceite (EOR por sus siglas en inglés) se define como el conjunto de métodos que emplean fuentes externas de energía y/o materiales para producir el aceite que no puede ser producido por medios convencionales (recuperación primaria y secundaria). La recuperación mejorada cada vez tendrá un papel más primordial en la explotación de los yacimientos. En estudios recientes (AEI CHG, 2002) señalan que el 20% de la producción de petróleo mundial en 2030 serán de Recuperación Mejorada de Aceite.

El uso del CO₂ dentro de los métodos de Recuperación Mejorada de Aceite ha sido investigado por muchos años. Coconi Morales (2017) hace énfasis en que la inyección de CO₂ es de suma importancia dado que es un gas super crítico, es decir que al ser inyectado a alta presión este se mezcla con los hidrocarburos, con lo cual se modifican las características propias del líquido al expandirlo y reducir su viscosidad. En este caso, al expandirse el petróleo se impulsa fuera de los poros de la roca con mayor facilidad. Sin embargo, aunque por lo general se utiliza el proceso de miscibilidad, cuando esto no sucede, se aumenta la viscosidad del aceite, empujándolo hacia los pozos productores, este proceso es más lento. El uso mediante la forma miscible o inmisible se encuentra en función de las condiciones existentes (presión, temperatura y composición del aceite en el yacimiento).

4.1 Propiedades físicas del CO₂

En condiciones atmosféricas, el CO₂ es un gas termodinámicamente estable y más denso que el aire. El estado físico del CO₂ varía con la temperatura y la presión. A bajas temperaturas y presiones el CO₂ es un sólido (hielo seco). El CO₂ sólido se evapora a -78.5 °C a la presión de 1 atm; incrementando la presión, la fase líquida se presenta en primera instancia y coexiste con la fase sólida y la fase de vapor en el punto triple, cuya temperatura es $T_{tr} = -56.6$ °C; la presión en el punto triple es $P_{tr} = 5.28$ atm.

La fase líquida y la fase vapor del CO₂ coexisten en el punto crítico, donde la temperatura es $T_c = 31.1$ °C y la presión es $p_c = 73$ atm; debajo de la temperatura crítica el CO₂ puede existir como líquido o como gas en una gran variedad de presiones; arriba de la temperatura crítica de 31.1 °C existirá CO₂ puro como un gas, independientemente de la presión utilizada.

A temperaturas superiores a 31.1 °C (si la presión es mayor a 73.9 bar, presión que corresponde al punto crítico), el CO₂ se dice que está en estado supercrítico donde el CO₂ se comporta como un gas, pero donde la densidad del gas puede ser muy grande, en algunos casos acercándose o incluso superior a la densidad del agua líquida.

A continuación, se muestran las propiedades físicas del CO₂.

Propiedad	Valor
Peso Molecular	44.01
Temperatura Crítica	31.1°C
Presión Crítica	73.9 bar
Densidad Crítica	467 kg m ⁻³
Temperatura en el punto triple	-56.5°C
Presión en el punto triple	5.18 bar

Tabla 1 Propiedades físicas del CO₂ (IPCC, 2007).

4.2 Captura de CO₂

La finalidad de la captura de CO₂ es con el objeto de producir un flujo concentrado de CO₂ a alta presión que pueda ser almacenado geológicamente, sin embargo, antes de realizar alguna operación de almacenamiento geológico es necesario llevar a cabo un proceso de captura, de tal forma que se pueda disponer de este con la mayor pureza posible. La procedencia del CO₂ emitido a la atmósfera proviene de la combustión de combustibles fósiles (considerando gas natural, petróleo o carbón), lo cual hace muy diversa su procedencia, aunque se pueden englobar en tres grandes grupos, los cuales son:

- Generación de energía eléctrica
- Transporte: Considerando que actualmente no se cuenta con tecnología que permita la captura del CO₂ producido por este tipo de sistemas.
- Industria

El IPCC (2005) menciona que dependiendo del proceso del que se trate y su aplicación existen tres métodos principales para capturar el CO₂, los cuales son:

- En el proceso de pre-combustión
- En el proceso de post-combustión
- En el proceso de Oxicombustión

La selección de qué proceso será utilizada depende principalmente de la concentración de CO₂, la presión de gas y el tipo de combustible que se utiliza.

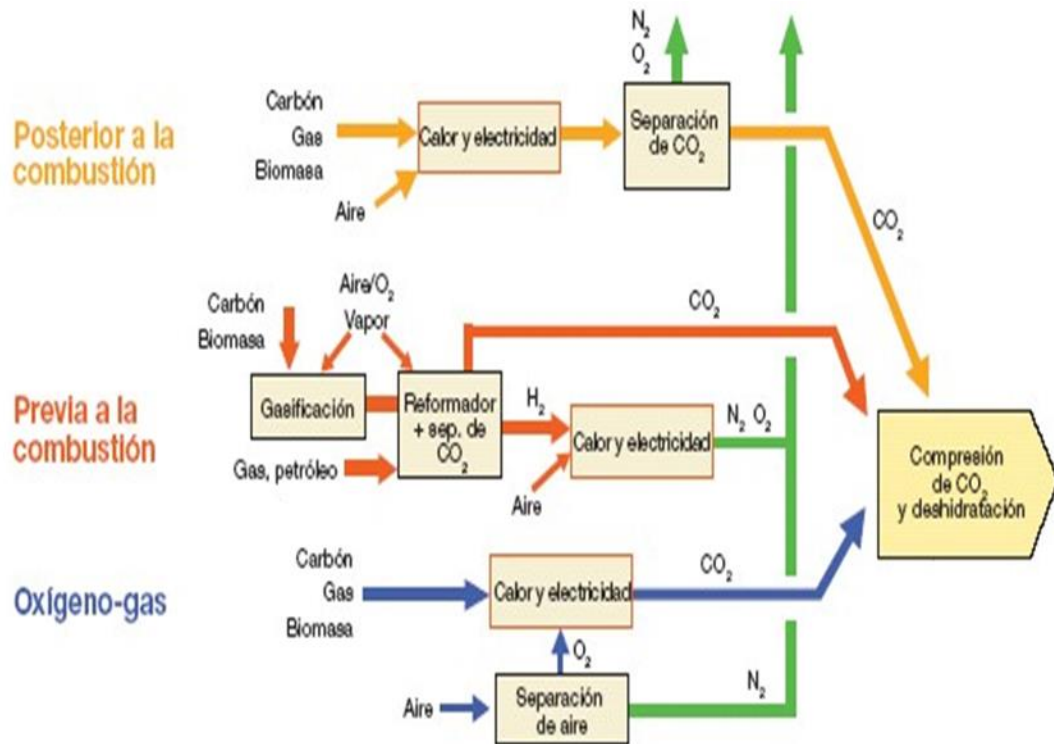


Figura 26 Esquema general del proceso de captura de CO₂ (Tomado de IPCC (2005)).

Los sistemas de captación **posterior a la combustión** separan el CO₂ de los gases de combustión de combustibles primarios en el aire. Cabe destacar que por lo general este método utiliza un solvente líquido realizar la captura que es aproximadamente entre el 3% y el 15% del volumen (IPCC, 2005).

Los sistemas de captación **previa a la combustión** tienen como objetivo principal la transformación del combustible primario en una corriente de gases cuyos componentes principales son CO_2 y H_2 , los cuales pueden ser separados de forma sencilla. Este tipo de captura se realiza principalmente en plantas de Ciclo Combinado con Gasificación Integrada (CCGI). Esta tecnología suele usarse para gasificación de carbón, pero es posible utilizarla también con cualquier combustible gaseoso o líquido. El CO_2 puede entonces ser almacenado y el hidrógeno será un producto energético el cual puede ser utilizado para generar calor o como gas de entrada, por ejemplo, en un ciclo combinado para producir electricidad (IPCC, 2005).

Los sistemas de captación **combustión de oxígeno-gas** hacen de oxígeno en lugar de aire para la combustión del combustible primario para producir un gas que contenga vapor de agua y CO_2 . Lo anterior, permite obtener valores más altos de concentraciones de CO_2 , el IPCC (2007) menciona que para este método se pueden alcanzar valores de hasta el 80%. En este método el vapor de agua es sustraído mediante enfriamiento o compresión, cabe destacar que este método requiere que en primera instancia el oxígeno se separe a un grado de pureza del 95% al 99% (IPCC, 2005).

El Departamento de Energía de Estados Unidos (2017) menciona que los actuales sistemas de captura de CO_2 posterior y previa a la combustión para las centrales eléctricas podrían captar entre el 85% y el 95% del CO_2 que se produce. Es importante mencionar que la vigilancia, riesgos y repercusiones jurídicas no parecen ser un reto esencialmente nuevo, ya que estos ya existen dentro del control sanitario, ambiental y de seguridad en la industria.

4.3 Transporte de CO₂

Es muy probable que el lugar donde se realice el proceso de captura, no se pueda realizar la inyección en el subsuelo, por no existir formaciones adecuadas para retener el CO₂. Es por este motivo que el CO₂ captado debe ser transportado desde el punto de captura hasta un lugar de almacenamiento idóneo. Es sumamente importante examinar tanto aspectos técnicos como económicos dentro del proceso de transporte con el objetivo de encontrar un tipo de transporte económico, seguro y viable.

Hay que tener en cuenta que existen diversas formas de transportar el CO₂, el IPCC (2005) menciona que los dos principales sistemas de transporte utilizados hasta la fecha son:

- Transporte por tubería: se trata de la solución óptima para el transporte de CO₂ a larga distancia. El transporte de CO₂ por tubería no es una tecnología nueva pues se lleva utilizando en Estados Unidos desde hace mucho tiempo, actualmente se transportan cerca de 50 millones de toneladas anuales de CO₂.

- Transporte en vehículos: el transporte en vehículos se utiliza principalmente cuando el transporte por tuberías es inviable económicamente o en su defecto cuando no existe una infraestructura suficiente para llevarlo a cabo. El transporte en vehículos puede ser tanto terrestre como marítimo. Las distancias recorridas con este tipo de transporte suelen ser pequeñas

Según la experiencia y los estudios realizados, la mejor opción es el transporte por tubería cuando el transporte del fluido es terrestre, mientras que existe competencia entre barco y tubería en transporte marino. Sea cual sea el medio de transporte utilizado, los costos dependen de la distancia y de la cantidad de CO₂ transportado, e independientemente

del método de transporte, ya sea terrestre o marino los ductos de CO₂ son construidos de la misma manera que los ductos de gas. A través de un análisis de los aspectos técnicos se logrará optimizar los aspectos energéticos del transporte a su punto de inyección, lo que al final se reflejará en el aspecto económico (Departamento de Energía de Estados Unidos, 2017).

4.4 Criterios de escrutinio

Considerando que se cuente con la infraestructura necesaria para la captura y transporte, se requiere localizar zonas potenciales para el almacenamiento de CO₂, en el presente caso una de las claves para el éxito de un proyecto de Recuperación Mejorada de Aceite es la selección adecuada del yacimiento, pues no todos los yacimientos son convenientes para llevar a cabo la aplicación de un proyecto de Recuperación Mejorada de Aceite con inyección de CO₂, los yacimientos para almacenar CO₂, además de ser geológicamente adecuados, deben de ser económicamente viables, técnicamente posible y aceptados socialmente. Existen varios criterios que permiten realizar una preselección de los métodos de recuperación mejorada aplicables a un cierto yacimiento. El escrutinio técnico está basado en la experiencia a nivel mundial en pruebas de campo exitosas reportadas en la literatura.

Dentro de los principales criterios se tienen los siguientes:

- Método de Taber
- Método del Programa Selector
- Métodos con base en sistemas expertos

4.4.1 Método de Taber

Para establecer estos criterios de escrutinio, los autores se han basado en información tanto con estudios de laboratorio como de resultados publicados de aplicaciones de campo de diferentes procesos de recuperación mejorada, en el cual se identificaron los parámetros críticos que, conforme a ciertos criterios, tuvieron mayor impacto en el éxito o fracaso de dichos procesos. Las guías de escrutinio (Taber, Martín, & Seright, 1997) consideran ocho métodos de recuperación mejorada como los más prometedores, esto debido a que han tenido una gran aplicabilidad.

Los criterios de selección utilizados para identificar yacimientos favorables son: la profundidad del yacimiento, la gravedad del aceite, la presión del yacimiento, la temperatura del yacimiento y la viscosidad del aceite. Las principales características de los yacimientos y del aceite de los proyectos de recuperación mejorada incluidos en este estudio que fueron exitosos, se refieren en la tabla a continuación:

	Propiedades del aceite			Características del yacimiento			
	Densidad (°API)	Viscosidad (cp)	Composición	Saturación de Aceite (%)	Tipo de formación	Espesor neto (p)	Prof. (p)
Método EOR	Métodos (miscibles) inyección de gas						
N ₂ y gases de combustión	>35 (<u>46</u>)	<0.4 (<u>0.2</u>)	Alto % de C1 a C7	>40 (<u>75</u>)	Arenisca o carbonato	Delgado (NA con echado)	>6000
Hidrocarburos	>23 (<u>41</u>)	<3 (<u>0.5</u>)	Alto % de C2 a C7	>30 (<u>80</u>)	Arenisca o carbonato	Delgado (NA con echado)	>4000
CO ₂	>22 (<u>36</u>)	<10 (<u>1.5</u>)	Alto % de C5 a C12	>20 (<u>55</u>)	Arenisca o carbonato	Rango amplio	>2500
Gases inmiscibles	>12	<600	NC	>35 (<u>70</u>)	NC	NC	>1600

Tabla 2 Guía de escrutinio de Taber (Taber, Martín, & Seright, 1997) Nota: Los valores subrayados representan la media o promedio aproximado actual para el proyecto del campo

Diversos autores han desarrollado sus propias guías, pero al final todas se basan en la aplicación exitosa de los métodos de recuperación mejorada. La Tabla 2 compara los valores propuestos por diversos autores para la inyección de CO₂.

Parámetro del yacimiento	Carcoana (1982)	Taber y Martin (1983)	Klins (1984)
Profundidad (m)	<3000	>700	>914
Temperatura (°C)	<90	-	-
Presión (Mpa)	>83	-	>103
Permeabilidad (mD)	>1	-	-
Densidad (°API)	>40	>26	>30
Viscosidad (cp)	<2	<15	<12
Saturación de aceite (%)	>0.30	>0.30	>0.25

Tabla 3 Comparación de los criterios de escrutinio para la inyección de CO₂ Tomada de Castro (2013))

La Tabla 3 fue una ampliación que Taber realizó a su trabajo de 1983. Se recomienda trabajar con guías lo más actual posible ya que dichas guías manejan rangos de valores más precisos. En el 2011 el Instituto Mexicano del Petróleo realizó una tabla con los criterios para la selección de un proyecto de inyección de CO₂, la cual es mostrada en la Tabla 4:

Parámetros	Unidad	Origen	CO ₂ miscible
Viscosidad del aceite @CY	cP	LAB	<10 prom 1.5
Composición del aceite	-	LAB	Alto % C5-C12
Salinidad	-	LAB	NC
Densidad	°API	LAB	>22 prom 36
Temperatura	°C	YAC	NC
Saturación de aceite	% VP	YAC/LAB	>20 prom 55
Espesor de la formación	m	YAC	Rango amplio
Casquete de gas	-	YAC	Sin casquete

Parámetros	Unidad	Origen	CO ₂ miscible
Tipo de formación	-	LAB	Areniscas o carbonatos
Profundidad	m	YAC	>600
Presión original de la presión de fondo	psi	YAC	>1500
Presión actual	psi	YAC	1.3 PMM
Permeabilidad	mD	YAC/LAB	NC
Porosidad	&	YAC/LAB	12 a 32

Tabla 4 Criterio de escrutinio para la inyección de CO₂ (*Instituto Mexicano del Petroleo, 2011*)

4.4.2 Método del Programa Selector

A través del paso del tiempo se han desarrollado herramientas para la preselección de procesos de recuperación mejorada, como el programa EOR Selector (Mata, 2010), el cual es una herramienta que permite realizar una selección automatizada de procesos potenciales. Este programa realiza analogías a nivel mundial existentes para un determinado campo en estudio, este programa cuenta con una base de datos que contiene información de yacimientos en los cuales ya ha sido implementado algún proceso de recuperación mejorada.

El uso de programas para la preselección brinda una comparación automatizada de los parámetros de un campo en estudio, con diferentes criterios de selección, y ofrece como resultado, de manera jerarquizada, los procesos potenciales que pueden llegar a ser implementados.

El programa EOR Selector utiliza parámetros como son: densidad, viscosidad, saturación de aceite, espesor neto, permeabilidad, porosidad, profundidad, temperatura, echado y tipo de formación. Cada parámetro tiene la misma importancia dentro de la jerarquización de los procesos considerados.

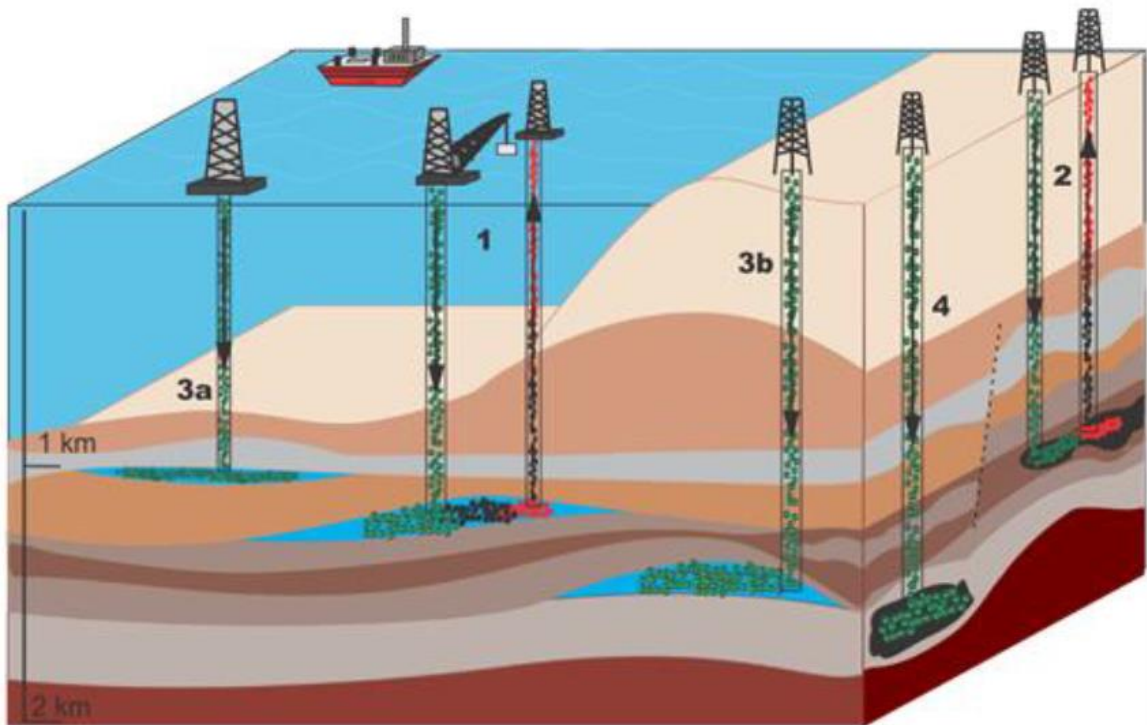
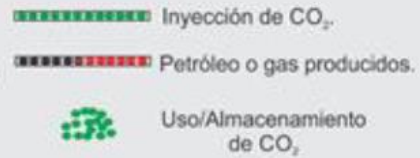
4.5 Mecanismos de almacenamiento de CO₂ en formaciones geológicas

El almacenamiento consiste en retener de manera permanente el CO₂ en formaciones geológicas profundas o en el océano, con la intención de aislar el CO₂ de la atmósfera. Las principales formaciones terrestres aptas para el almacenamiento geológico de CO₂ se encuentran en cuencas sedimentarias: yacimientos de hidrocarburos ya agotados, formaciones salinas profundas y capas de carbón económicamente no rentables; de la misma forma se ha analizado la posibilidad de hacerlo en basaltos, lutitas y cavidades. En cada caso se considera la inyección en forma condensada y a profundidades mayores a los 800 metros (IPCC, 2005).

OPCIONES DE USO/ALMACENAMIENTO GEOLÓGICO DE CO₂.

SIMBOLOGÍA

1. Recuperación mejorada de hidrocarburos (EOR).
2. Recuperación de metano en capas de carbón (ECBM).
3. Almacenamiento de CO₂ en Acuíferos Profundos.
 - a) Costa afuera.
 - b) Costa adentro.
4. Almacenamiento en capas de carbón.




*Figura 27 Panorama general de las opciones de uso/almacenamiento de CO₂
(Tomado de Coconi Morales (2007))*

De modo similar se pretende realizar el almacenamiento oceánico de dos maneras: por medio de la inyección y la disolución en la columna de agua a profundidades mayores a 1000 metros mediante gasoductos fijos o buques en desplazamiento; también inyectándolo a profundidades mayores de 3000 metros donde se espera se forme un “lago” que permita el retraso de disolución de CO₂, este último se encuentra en etapa de pruebas (Coconi Morales, 2017).

OPCIONES DE ALMACENAMIENTO OCEÁNICO DE CO₂.

SIMBOLOGÍA

1. Captación.
2. Almacenamiento oceánico por disolución.
 - a) Buque en desplazamiento.
 - b) Gasoducto fijo.
3. Almacenamiento oceánico formando un "lago".

 Inyección de CO₂.

 Almacenamiento Oceánico de CO₂.

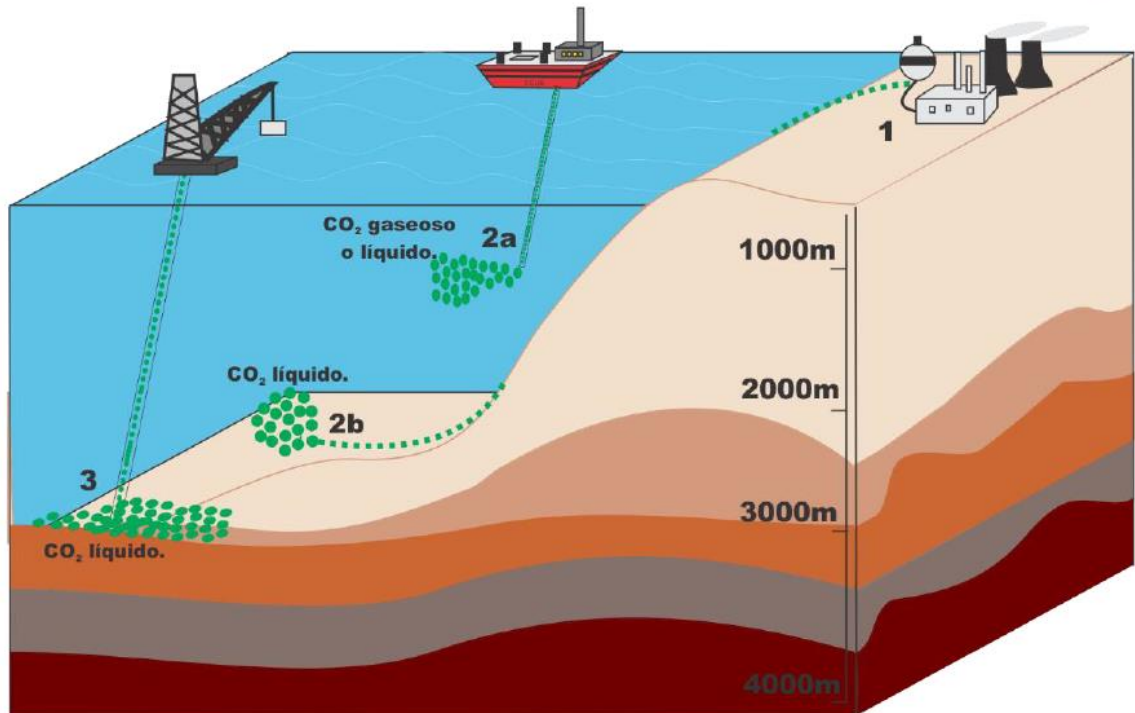


Figura 28 Panorama general del almacenamiento oceánico: almacenamiento por disolución y formando un "lago" (Tomado de Coconi Morales (2017)).

4.6 Capacidad de almacenamiento del CO₂

La caracterización de los posibles sitios con capacidad para almacenar CO₂ busca evaluar qué tanto puede ser almacenado en un sitio con potencial almacenador para asegurar y comprobar que el sitio es capaz de cumplir con lo esperado. Durante la caracterización se obtendrá una cantidad de datos, la integración de los diferentes tipos de datos es necesaria para desarrollar un modelo confiable que pueda ser usado al evaluar el sitio de almacenamiento elegido y verificar si es adecuado para el almacenamiento geológico.

Cierto tipo de datos son necesarios para generar un modelo el cual pueda representar el comportamiento del CO₂ dentro del sitio elegido, datos de geofísica, hidrogeología y geomecánica son necesarios para la realización de dicho modelo.

A partir de la integración de los datos en un modelo, la simulación de yacimientos juega un papel muy importante dentro de un proyecto de inyección, ya que a través de este se logrará obtener la predicción de la capacidad de almacenamiento, además de que a partir de esta herramienta se puede obtener el número óptimo de pozos, su localización y la profundidad.

Si bien la tecnología de captura y almacenamiento de CO₂ busca maximizar la cantidad de CO₂ inyectada, en proyectos de recuperación mejorada lo que se desea es minimizar la cantidad de CO₂ inyectada, con ayuda de la simulación es posible determinar el momento y la cantidad de CO₂ óptima de inyección. El modelo de simulación debe ser reajustado conforme valla pasando el tiempo, pues se tendrá más y mejor calidad la información.

La capacidad de almacenamiento de un yacimiento incluye el CO₂ remanente en el yacimiento al final de la operación del proceso de Recuperación Mejorada y todo el CO₂ extra que puede ser inyectado después del proyecto de EOR. La experiencia de Estados Unidos de Norteamérica según lo indicado por Watney y Rush (2012) indican que aproximadamente el 40% del CO₂ originalmente inyectado es comenzado a producirse en los pozos productores y puede ser reinyectado.

Una primera aproximación al cálculo de la capacidad de almacenamiento propuesta por Hosseini (2017) está basada en la estimación del volumen total de poro de la formación válida para el almacenamiento reducido por aquellos factores:

$$Q = V_t * \emptyset * \rho_{CO_2} * h_{st} \quad \text{Ecuación 30}$$

Donde:

Q = Capacidad de almacenamiento (kg)

\emptyset = Porosidad efectiva

ρ_{CO_2} = Densidad del CO_2 puro a las condiciones de yacimiento (kg/cm³)

h_{st} = Eficiencia del yacimiento

La porosidad de la formación es uno de los factores más influyentes en el cálculo final de las capacidades de almacenamiento. En la misma influyen factores tales como la forma, la disposición y el tamaño de los granos, por lo que cada tipo de roca presentará intervalos de porosidad distintos. La roca almacén debe tener una porosidad elevada, siendo el valor óptimo aproximadamente el 12%, para que pueda albergar en su interior una gran cantidad de CO_2 , valores muy pequeños deben de descartarse pues no sería económicamente viable.

4.7 Búsqueda de zonas potenciales para proyectos de EOR- CO_2

Conforme a lo mencionado en el presente apartado en los numerales 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 y 4.6 se dispone de herramientas que permiten conocer las bases para determinar zonas con posibilidades para albergar proyectos rentables de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO_2 , sobre lo anterior, la Secretaria de Energía (2014) hace mención de que el país se encuentra en la etapa de diseño de actividades propias de pruebas piloto en diferentes campos a lo largo del país que tienen como objetivo principal continuar en

etapas a escala demostrativa y comercial. Como una de las primeras actividades se considera la selección de sitios de prueba, dentro de lo cual se establece que se requiere de la caracterización del yacimiento para conocer que cumpla con las características idóneas para que los resultados del proyecto puedan definir objetivamente la viabilidad técnica y económica, por lo cual, es necesario que se defina una metodología que brinde menor incertidumbre en la elección de las zonas potenciales.

4.7.1 Proyectos en México

Para poder realizar una propuesta de la metodología a implementar para la localización de zonas con mayor potencial es necesario conocer aquellas que se encuentran en la etapa de proyectos piloto y que servirán como campos análogos a lo largo del país. La Secretaria de Energía (2011) propone los campos Orgarrio, dentro del Activo Cinco Presidentes, y en el activo Aceite Terciario del Golfo, en el cual las pruebas están encaminadas en determinar la presión mínima de mezclado del gas con el aceite, cambios en el hinchamiento de la formación y viscosidad del crudo, en este campo al momento de lo reportado ya se realizaban pruebas de inyección, pero no se cuenta con los resultados de esta.

Por otra parte, Arteaga et al (2015) muestra que en el Campo Brillante se han realizado los estudios previos que permiten determinar que conforme a los criterios de escrutinio (ver 4.4 Criterios de escrutinio) el campo es óptimo para llevar a cabo la prueba piloto de inyección de CO₂ con el objetivo de incrementar el factor de recuperación. En este caso, se infiere que es factible disminuir la fuerte declinación de la presión y producción e incrementar el factor de recuperación, que actualmente se encuentra en 20%, a un valor de 33%.

4.7.2 Metodología de localización con Registros Geofísicos de Pozo

De acuerdo con los objetivos del proyecto que se ha planteado se ha propuesto como parte medular de la localización de zonas potenciales la interpretación de Registros Geofísicos de Pozo, sobre lo anterior Coconi Morales (2017) propone una metodología que permite establecer zonas potenciales a partir de la mineralogía, permeabilidad y zonas de paga obtenidas de la interpretación (Figura 29)

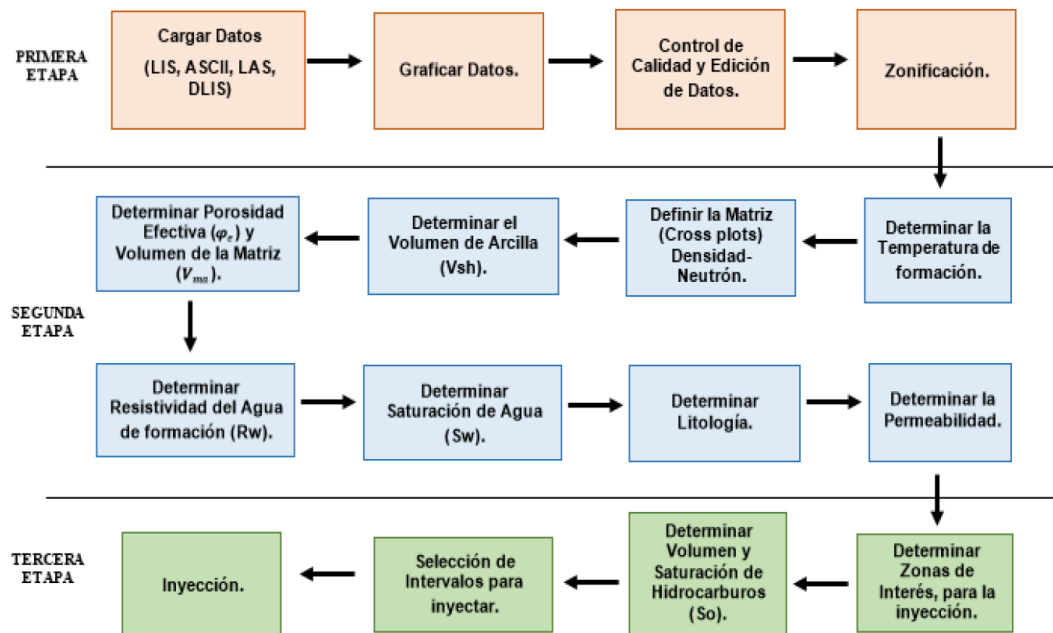


Figura 29 Metodología propuesta para la tecnología EOR-CO2 por Coconi Morales (2017) (Tomada de Coconi Morales (2017)).

Coconi Morales (2017) menciona que la metodología propuesta es útil para evaluar pozos candidatos a Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂ y obtener los requisitos indispensables que deben cumplir las formaciones susceptibles a inyección: contenido de hidrocarburos remanentes, alta porosidad y permeabilidad; espesores considerables y finalmente que estas zonas estén delimitadas por cuellos arcillosos para prevenir fugas. Los parámetros dichos y la metodología presentada permiten establecer la

base para proponer una metodología que optimice y reduzca la incertidumbre en la interpretación de Registros Geofísicos de Pozo.

En el presente proyecto se propone una metodología que pretende implementar el uso de Redes Neuronales Artificiales e Inversión Petrofísica para obtener resultados posiblemente más acercados a la realidad, aplicando esto a lo propuesto por Coconi Morales (2017) y Hosseini (2017) en la Ecuación 30 (en específico lo mostrado en el capítulo 3.5 Inversión mediante redes neuronales) se pretende obtener un resultado que tenga como objetivo ser una primera aproximación a la discretización de zonas con potencial para realizar proyectos de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂ con menor incertidumbre al procurar que los parámetros petrofísicos del yacimiento sean idóneos para esta clase de proyectos.

Capítulo 5. Diseño de Software

5.1 Metodología

Para el diseño del software se siguió una metodología que consiste en primero definir las características que son necesarias, tomando como punto de comparación software comercial disponible, lo anterior supuso la primera necesidad de incluir en el software las herramientas necesarias que permitan la interpretación convencional de Registros Geofísicos de Pozo (explicado a detalle en el apartado 5.2 Características Básicas del Software) con el objeto de que sea accesible para una comunidad amplia y funcional de manera independiente.

Posteriormente, se realizó la inclusión del proceso de inversión mediante la construcción de un modelo petrofísico (explicado a detalle en el apartado 5.3 Proceso de inversión) y su posterior inclusión dentro del software mediante el uso de herramientas tecnológicas, en especial el software MATLAB.

Se realizó la selección del lenguaje y herramientas necesarias para lo cual se utilizó el software MATLAB con su respectivo lenguaje de programación (explicado a detalle en el apartado 5.4 Herramientas computacionales y las RNA). Es importante destacar que las consideraciones para tomar la decisión de este lenguaje fue la cantidad de contenido de apoyo disponible que permitía una construcción del software eficiente, la accesibilidad que tiene para el uso de Redes Neuronales Artificiales y que el Instituto Politécnico Nacional nos brinda una licencia de uso académico que nos permite acceder a contenido útil para el proyecto.

Por último y con el apoyo del software previamente mencionado se integró la Red Neuronal Artificial para así obtener una primera versión del producto final, a este se le

realizaron pruebas a lo largo de su diseño para comprobar su correcto funcionamiento y eficacia para cumplir con los objetivos planteados en el proyecto.

5.2 Características Básicas del Software

Aunque el software que se pretende elaborar se encuentra enfocado en la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales en el proceso de interpretación de Registros Geofísicos de Pozo, se pretende que su alcance se enfoque en todo el proceso de interpretación, por lo cual, considerando el flujo de trabajo para la interpretación convencional se definieron los módulos que deben ser considerados dentro del software.

5.2.1 Control de calidad

Como parte de un proceso previo a la interpretación se requiere que los archivos donde se contiene la información tomada con los Registros Geofísicos de Pozo sufran de un proceso de control de calidad, especialmente para que el usuario conozca los datos disponibles, tales como las curvas y datos propios del pozo que nos servirán para realizar la interpretación, que los datos presenten lógica, es decir que no haya datos muy altos, bajos o nulos que no tengan sentido entre sí o desde el punto de vista geológico y por ultimo un aspecto muy importante para el correcto funcionamiento de las RNA es que el valor de datos nulos en la curva sea mínimo.

En consecuencia, de lo descrito previamente, se ha establecido en el software la necesidad de contar con una herramienta que nos permita leer el encabezado del archivo .las, así como la posibilidad de graficar para observar las curvas, la cantidad de datos y la lógica que estos presentan. En el sentido propio de la revisión de los datos dentro del archivo no se pretende incluir una visualización de estos, lo anterior ya que se pueden abrir con un bloc de notas.

5.2.2 Temperatura de formación

La interpretación de Registros Geofísicos de Pozo requiere de manera básica determinar la temperatura de formación a lo largo del pozo, para esto se consideran dos métodos, el primero será leer los datos de temperatura de formación directamente del registro con apoyo del encabezado.

Por otra parte, en el caso de que el archivo con el que se encuentre no contenga datos de temperatura o estos no contengan la densidad adecuada para la correcta interpretación es necesario establecer un método de cálculo de la curva correspondiente. Para este caso consideramos el gradiente de temperatura en el subsuelo de un grado centígrado cada 33 metros, lo anterior se ve reflejado en la siguiente ecuación:

$$T_f = \left(\frac{T_{\max} - T_{\min}}{\text{PROF}_{\max}} \right) + T_{\min} \quad \text{Ecuación 31}$$

Donde:

- T_f es la temperatura de formación.
- T_{\max} es la temperatura máxima del registro
- T_{\min} es la temperatura mínima o de superficie
- PROF_{\max} es la profundidad máxima leída directamente del registro

Para permitir subsistir la necesidad de esta información ya se cuenta con el lector de encabezados, así mismo se procederá a incluir un modelo que permita realizar el cálculo y que este sea de los primeros en ejecutarse dado que es información básica y útil en un gran número de cálculos posteriores.

5.2.3 Resistividad de lodo y lodo filtrado a temperatura de formación

En el proceso de la toma de Registros Geofísicos de Pozo el lodo utilizado durante la perforación influye en los datos recopilados, lo anterior afecta en mayor medida los datos

de registros resistivos y radioactivos, así mismo para el caso de la interpretación permite identificar la resistividad de la zona lavada. Los datos de resistividad del lodo y lodo filtrado muchas veces ya vienen dentro del archivo .las, pero en el caso que esto no sea así se cuenta con ecuaciones que nos permiten obtener los datos correspondientes.

$$R_{mf} = K_m(R_m)^{1.07} \quad \text{Ecuación 32}$$

$$R_{mc} = 0.69R_{mf} \left(\frac{R_m}{R_{mf}} \right)^{2.65} \quad \text{Ecuación 33}$$

$$R_m TF = R_m \left(\frac{T_{min} + 22}{T_{max} + 22} \right) \quad \text{Ecuación 34}$$

$$R_{mf} TF = R_{mf} \left(\frac{T_{min} + 22}{T_{max} + 22} \right) \quad \text{Ecuación 35}$$

Donde:

- K_m es una constante dependiente de la densidad del lodo de perforación
- R_m es la resistividad del lodo de perforación
- R_{mf} es la resistividad del lodo filtrado
- R_{mc} es la resistividad del enjarre
- $R_m TF$ es la resistividad del lodo de perforación a temperatura de formación
- T_{min} es la temperatura mínima registrada en el pozo (a boca de pozo)
- T_{max} es la temperatura máxima registrada a lo largo del pozo
- $R_{mf} TF$ es la resistividad del lodo filtrado a temperatura de formación

Para el caso de este módulo se requiere que los datos de la constante K_m vengan dentro del software en consideración de la Tabla 5 para así hacer más fácil el cálculo.

Peso del lodo		Constante
lb/gal	Kg/m ³	Km
10	1200	0.847
11	1320	0.708
12	1440	0.584

Peso del lodo		Constante
13	1560	0.488
14	1680	0.412
16	1920	0.38
18	2160	0.35

Tabla 5 Valores comunes de K_m

5.2.4 Volumen de arcilla

Uno de los aspectos que más influyen en el comportamiento de las mediciones es la presencia de arcilla, así mismo su identificación dentro de los Registros Geofísicos de Pozo permite determinar zonas sucias y limpias (se determina limpia cuando hay poca presencia de arcilla), límites y espesor de capas, determinar zonas de mayor interés dado que en yacimientos convencionales su presencia disminuye la posibilidad de encontrar hidrocarburos que sean potencialmente rentables y por otra parte, en el proceso de interpretación es útil en el proceso de corrección de porosidad.

El método más utilizado es mediante la curva de Rayos Gamma, del cual podemos extraer un dato denominado índice de arcilla.

$$I_{sh} = \frac{GR_{log} - GR_{min}}{GR_{max} + GR_{min}} \quad \text{Ecuación 36}$$

Donde:

- I_{sh} es el índice de arcillosidad
- GR_{log} es el registro de Rayos Gamma leído directo del registro
- GR_{min} es el registro de Rayos Gamma en la zona más limpia
- GR_{max} es el registro de Rayos Gamma en la zona con mayor presencia de arcilla

El método de índice de arcillosidad en términos generales puede representar el volumen de arcilla en la formación de manera lineal, es decir:

$$V_{sh} = I_{sh} \quad \text{Ecuación 37}$$

Sin embargo, muchas veces se requiere mayor precisión, y se realizan correcciones a partir del índice de arcillosidad en función de las características de la formación.

$$V_{sh} = \frac{I_{sh}}{3 - (2 * I_{sh})} \quad \text{Ecuación 38}$$

$$V_{sh} = 1.7 - (3.38 - (I_{sh} + 0.7)^2)^{1/2} \quad \text{Ecuación 39}$$

$$V_{sh} = 0.33 * (2^{2 * I_{sh}} - 1) \quad \text{Ecuación 40}$$

$$V_{sh} = 0.083 * (2^{3.7 * I_{sh}} - 1) \quad \text{Ecuación 41}$$

Los métodos presentados previamente se utilizan cuando el volumen de arcilla es calculado mediante el registro de Rayos Gamma, para el caso de calcularlo con otros registros también es posible y en esos casos no se requiere de una corrección como en el caso del índice de arcillosidad. Es importante incluir dentro del software las diferentes formas de cálculo.

5.2.5 Porosidad

La porosidad es un dato sumamente relevante dado que el espacio poroso es aquel donde podremos encontrar algún fluido (como hidrocarburos o gas) por lo tanto su obtención es esencial para un proceso de interpretación de RGP. Comúnmente, los archivos .las contienen una curva de Registro de Neutrón que representa directamente la porosidad de la formación. Aun así, en el caso que se requiera se pueden realizar cálculos de porosidad en función de la curva de densidad y de tiempo de tránsito.

$$\phi_D = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad \text{Ecuación 42}$$

Donde:

- ϕ_D es la porosidad por densidad

- ρ_{ma} es la densidad de la matriz
- ρ_b es la densidad de registro
- ρ_f es la densidad del fluido predominante

$$\phi_S = \frac{\Delta t_{log} - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \quad \text{Ecuación 43}$$

Donde:

- ϕ_S porosidad por tiempo de tránsito
- Δt_{log} tiempo de tránsito del registro
- Δt_{ma} tiempo de tránsito de la matriz
- Δt_f tiempo de tránsito del fluido predominante

Sin embargo, no todo el espacio poroso es útil para que el fluido pueda moverse y en algún momento sea extraído, por lo tanto, el espacio poroso interconectado (denominado porosidad efectiva) es más útil a la hora de realizar cálculos, por lo cual incluir el módulo de cálculo del mismo es sumamente importante.

$$\phi_e = \phi_T * (1 - Vsh) \quad \text{Ecuación 44}$$

Donde:

- ϕ_e es porosidad efectiva
- ϕ_T es porosidad total
- Vsh es volumen de arcilla

Otro efecto común a la hora de buscar aceite es la presencia de gas, por lo tanto, es necesario realizar una corrección a la porosidad que permita descartar la presencia de gas.

$$\phi_g = \left(\frac{\phi_D^2 + \phi_N^2}{2} \right)^{1/2} \quad \text{Ecuación 45}$$

Donde:

- ϕ_g es la porosidad corregida por presencia de gas
- ϕ_D es la porosidad por densidad
- ϕ_S es la porosidad por tiempo de tránsito

Dentro del software se incluirá un módulo que permita realizar el cálculo de diferentes tipos de porosidades, lo anterior, con el objetivo de que el usuario pueda interactuar con diferentes cálculos y definir cuál es el ideal para el estudio que se esté realizando.

5.2.6 Saturación de agua

Como parte del flujo convencional de interpretación de RGP se entiende que el modelo de las formaciones en el subsuelo involucra la presencia de matriz, arcilla y espacios porosos, hasta el momento ya conocemos el volumen de arcilla y los espacios porosos, pero estos espacios porosos se encuentran llenos de fluidos que suponemos son agua e hidrocarburos (gas o aceite), por lo tanto, el flujo continúa en el cálculo de la saturación de agua de los espacios porosos.

Sin embargo, en consideración de las características geológicas de la formación estudiada se pueden aplicar diferentes fórmulas que permiten el cálculo, partiendo del caso más sencillo considerando una formación limpia, sin presencia de arcilla, dentro del cual encontramos el método de Archie.

$$S_w = \left[\frac{aR_w}{\phi^{m_{Rt}}} \right]^{1/n} \quad \text{Ecuación 46}$$

Donde:

- S_w es la saturación de agua mediante el método de Archie
- a es una constante denominada índice de tortuosidad
- n es el exponente de saturación

- R_w es la resistividad del agua de la formación
- R_t es la resistividad total de la formación
- \emptyset es la porosidad
- m es el exponente de cementación

Para el caso de formaciones arcillosas, existen varias ecuaciones que nos permiten obtener la saturación de agua en la formación, entre ellos se destaca el método de Indonesia, el cual es un modelo empírico basado en las características típicas del agua de la formación y alta salinidad que presentan algunos yacimientos de hidrocarburos en Indonesia.

$$S_w = \left\{ \left[\left(\frac{V_{sh}^2 - V_{sh}}{R_{sh}} \right)^{1/2} + \left(\frac{\emptyset e^m}{R_w} \right)^{1/2} \right]^2 R_t \right\}^{-1/n} \quad \text{Ecuación 47}$$

Donde:

- S_w es la saturación de agua mediante el método de Indonesia
- V_{sh} es el volumen de arcilla en la formación
- R_{sh} es la resistividad en la zona arcillosa
- $\emptyset e$ es la porosidad efectiva
- m es el exponente de cementación
- R_w es la resistividad del agua de la formación
- R_t es la resistividad de la zona lavada
- n es el exponente de saturación

Por otra parte, en el caso de contar con arcilla laminar el método de Simandoux ha demostrado gran utilidad, la cual se expresa de la siguiente forma:

$$S_w = \left(\frac{cR_w@Tf}{\emptyset e^2} \right) \left\{ \left[\left(\frac{\emptyset e^2}{R_w@Tf * R_t} \right) + \left(\frac{V_{sh}}{R_{sh}} \right)^2 \right]^{1/2} - \left(\frac{V_{sh}}{R_{sh}} \right) \right\} \quad \text{Ecuación 48}$$

Donde:

- S_w es la saturación de agua mediante el método de Simandoux
- c es una constante que es 0.4 para renas y 0.45 para carbonatos
- $R_{w@Tf}$ es la resistividad del agua de la formación a temperatura de formación
- \emptyset_e es la porosidad efectiva
- R_t es la resistividad total de la formación
- V_{sh} es el volumen de arcilla en la formación
- R_{sh} es la resistividad en la zona arcillosa

Considerando el caso de presencia de arcilla. También se cuenta con el método de Fertl descrito a continuación:

$$S_w = \left(\frac{1}{\emptyset_e}\right) \left\{ \left[\left(\frac{R_{w@Tf}}{R_t} + \left(\frac{aV_{sh}}{2} \right)^2 \right)^{1/2} \right] - \left[\frac{aV_{sh}}{2} \right] \right\} \quad \text{Ecuación 49}$$

Donde:

- S_w es la saturación de agua mediante el método de Fertl
- \emptyset_e es la porosidad efectiva
- $R_{w@Tf}$ es la resistividad del agua de la formación a temperatura de formación
- a es una constante con valor de 0.025
- V_{sh} es el volumen de arcilla en la formación

Otro método importante para el cálculo de saturación de agua es el método propuesto por Schlumberger.

$$S_w = \frac{\left\{ \left(\frac{-V_{sh}}{R_{sh}} \right) + \left[\left(\frac{V_{sh}}{R_{sh}} \right)^2 + \left(\frac{\phi e^2}{(0.2 * R_{w@Tf}(1-V_{sh})R_t)} \right) \right]^{1/2} \right\}}{\left[\frac{\phi e^2}{(0.4 * R_{w@Tf}(1-V_{sh}))} \right]}$$

Ecuación 50

Donde:

- S_w es la saturación de agua mediante el método de Schlumberger
- V_{sh} es el volumen de arcilla en la formación
- R_{sh} es la resistividad en la zona arcillosa
- ϕe es la porosidad efectiva
- $R_{w@Tf}$ es la resistividad del agua de la formación a temperatura de formación
- R_t es la resistividad total en la formación

Los módulos previamente descritos permiten evaluar la formación considerando diversos criterios y características, por lo cual su inclusión dentro del software desarrollado es esencial, por otra parte, es necesario considerar que el usuario final solo deberá seleccionar las curvas de aquellos datos necesarios para el cálculo.

Así mismo es importante incluir un módulo que nos permita calcular la resistividad del agua de la formación dado que como vimos este dato es sumamente importante, para lo anterior será necesario incluir la siguiente ecuación.

$$R_w = \frac{R_{mf}}{10^{-\left[\frac{SSP}{K} \right]}}$$

Ecuación 51

Donde:

- R_w es la resistividad del agua de la formación
- R_{mf} es la resistividad del lodo filtrado

- SSP es el Potencial Espontáneo Estático que se obtiene del valor de una arena limpia invadida de agua salada.
- K es la constante con valor de $64+0.23T_f$ si la temperatura está en grados Celsius y $64+0.13T_f$ si está en grados Fahrenheit

El cálculo de la resistividad del agua de la formación deberá constar de un módulo propio que permita realizar el cálculo de manera básica y contar con él cuando sea necesario.

5.2.7 Módulos complementarios

Como parte del proceso de interpretación es importante contar con opciones en el software que nos permitan apoyar mediante hacer accesible la presentación y visualización de los datos, para lo cual se requiere un graficador que al menos incluya las posibilidades de graficar varios carriles y en cada uno incluir uno o más curvas.

Para lo anterior se basará en un software libre (revisar licencia en el Anexo II. Licencia de uso del graficador) y se adecuará en función de las necesidades que se presenten. Cabe destacar que como parte del código de funcionamiento del software se incluirá la licencia de uso.

Como parte del graficador y con el objeto de que el software sea más estable considerando las necesidades requeridas por la Red Neuronal y el proceso de inversión solo se permitirá la graficación sin incluir la edición de los carriles en el sentido de escala, color de las curvas y nombres de las curvas, lo anterior será determinado por default. Se permitirá la graficación de varias curvas dentro de un mismo carril, sin embargo, las limitantes ya descritas en este párrafo seguirán persistentes.

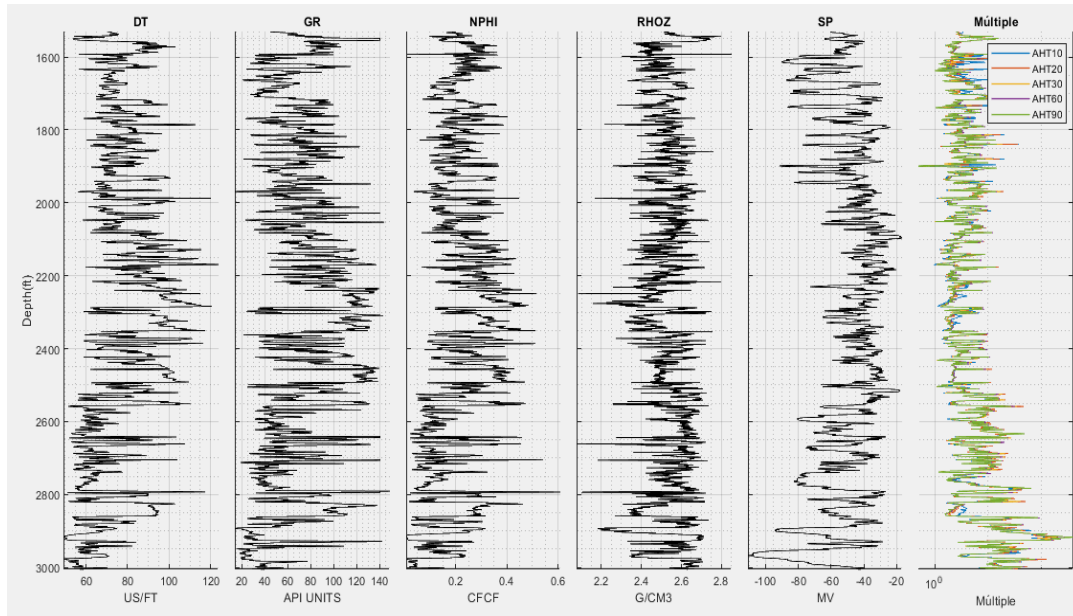


Figura 30 Producto final del graficador

Para una interpretación adecuada de los RGP también se requiere permitir zonificar, en función de los datos de las formaciones presentes en el subsuelo o de las tendencias que presentan las curvas.

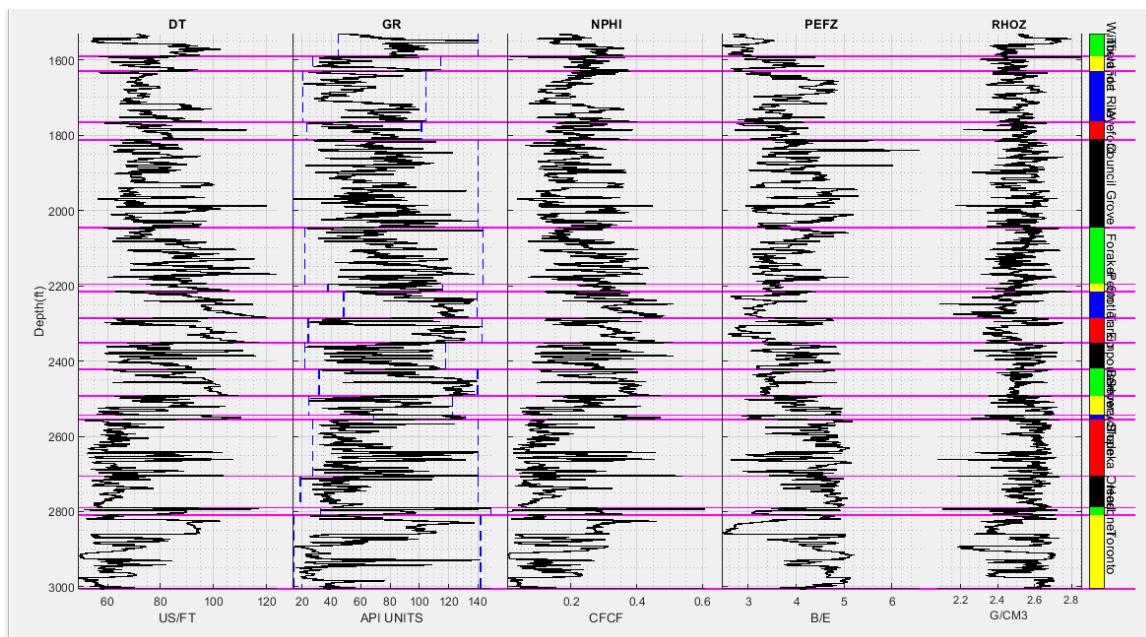


Figura 31 Producto final del módulo de zonificación

Entre otras utilidades también se deben incluir la presentación de los datos en gráficos cruzados (crossplot).

5.2.8 Volumen de CO₂

Como parte del presente proyecto se pretende agregar un paso final que permita ser un paso esencial para el cálculo de volumen de CO₂ que puede ser inyectado en la formación para posteriores aplicaciones en técnicas de Recuperación Mejorada de Aceite, por el momento el cálculo se limita a volumen estático de CO₂ que se puede obtener mediante la siguiente ecuación.

$$Q = V_t * \emptyset * \rho_{CO_2} * h_{st} \qquad \text{Ecuación 52}$$

Donde.

- Q es la capacidad de almacenamiento
- \emptyset es la porosidad
- ρ_{CO_2} es la densidad del CO₂
- h_{st} es la capacidad de almacenamiento que se delimita por una constante

Como parte de este módulo cabe destacar que las constantes serán seleccionables y su inclusión se encuentra enfocada en futuras mejoras que permitan incluir herramientas computacionales más complejas para un correcto cálculo.

5.3 Proceso de inversión

Un eje esencial en el diseño del software será la inclusión de la inversión mediante Redes Neuronales Artificiales, para lo anterior se sustenta en la posibilidad de que la naturaleza del método SIMPSA pudiese ser replicada con redes neuronales, para lo anterior se partió de los modelos explicados dentro de este trabajo (capítulos 3.3 Inversión en Formaciones

Terrígenas Y 3.3 Inversión en Formaciones Carbonatadas), dadas sus características de ser un modelo petrofísico jerárquico, unificado y auto consistente.

Sin embargo, los modelos presentados en los capítulos 3.3 Inversión en Formaciones Terrígenas Y 3.3 Inversión en Formaciones Carbonatadas requerían de herramientas más complejas y que estaban fuera de los límites de alcance del presente proyecto, por lo cual se recurrió a su simplificación mediante la asignación de valores “promedio” para cada uno de sus componentes y que basándonos en los modelos expuestos anteriormente nos permite realizar una primera aproximación de la influencia de la distribución espacial de la arcilla (o de la geometría de los poros secundarios en caso de ser una formación carbonatada).

Con el proceso anterior, se nos permite realizar un cálculo de las propiedades petrofísicas mediante ecuaciones empíricas, considerando para el presente proyecto las propiedades de densidad, porosidad, volumen de arcilla, tiempo de tránsito, resistividades, saturación de agua y permeabilidad. Los valores calculados servirán como eje para el siguiente paso, el cual consiste en la interpretación del paquete de registros más completo que se tenga para el campo, o la introducción de un registro ya interpretado (preferentemente con datos de núcleo).

Posteriormente los datos de este registro, siempre parametrizados según el modelo (esto para ahorrar tiempo y recursos de cómputo), servirán como entrenamiento para la red neuronal. Esta red neuronal ya entrenada servirá como verdadero modelo para la inversión de todos los demás datos y para un cálculo de propiedades petrofísicas de todo el campo.

Cómo ya se mencionó, el primer dato de entrada ya se encuentra precargado dentro del software, el cual es un modelo simplificado de los dos tipos principales de formaciones (terrígenas y carbonatadas).

Los siguientes datos, al igual que en los dos métodos explicados con anterioridad, consisten en un paquete de datos crudos, entre los que se encuentran resistividad (R_t), rayos gamma (GR), sónicos (DTS , DTC), neutrón ($NPHI$) y densidad ($RHOB$).

Para lograr que el error sea mínimo, se realizan diversas iteraciones, en las que el error de predicción de la red neuronal va disminuyendo gradualmente, es importante aclarar que el error de entrenamiento, aunque en relación filial, no es el mismo que el error existente entre los registros sintéticos y los reales.

Este error de entrenamiento nunca podrá ser igual o menor a 0 pero con mantenerlo en valores entre 0.1 y 0.05 ha demostrado ser más que suficiente ya que valores menores no afectan a los resultados de forma importante.

Debido a la situación del proceso y su diferencia con otros métodos de inversión, se ha propuesto un coeficiente de fiabilidad que, si bien en esta versión del software no se le da verdadera importancia (y por lo mismo no se obtiene de manera automática), ayuda a identificar si la relación existente entre los parámetros obtenidos por el modelo y los presentados en los RGP es lo suficientemente viable para dar un resultado que se considere certero.

Este coeficiente se obtendrá comparando dos valores. El primero es el nivel de validación arrojado durante el entrenamiento de la red (denominado también como Validation RMSE), el cual mide la diferencia entre los valores predichos por el modelo y los valores observados (actuales). Se puede pensar en este valor como la “desviación de

errores estándar”, y debido a la naturaleza iterativa de las redes neuronales, este tenderá a decrecer hasta un punto donde esta desviación es muy pequeña, evitando de esta manera una optimización dato por dato como normalmente nos lo requeriría tratarse de un problema inverso, lo anterior observado en la Figura 33.

El segundo dato para considerar es aquel que represente la media dentro de las gráficas de nuestra función de error. Aquí conviene aclarar que, si bien el promedio sería un mejor elemento estadístico para el cálculo siguiente, el obtenerla directamente de las gráficas resulta complicado, por lo que es posible el uso de la moda siempre que se realicen los cambios pertinentes, lo anterior se puede observar en la Figura 35.

La función queda representada de la siguiente manera:

$$CF = \frac{V_{rmse} + M_e}{C_a} \quad \text{Ecuación 53}$$

Dónde:

CF Coeficiente de Fiabilidad

V_{rmse} Validación de la red

M_e Media del error (o en su caso la moda)

C_a Constante de ajuste. Su valor es de 0.25 en el caso del uso de la media y de 0.225 si se usa la moda.

Sí el resultado del CF se encuentra entre 1.2 y 0.8, entonces se puede considerar que los parámetros obtenidos son los suficientemente buenos.

Si CF es mayor a 1.2 entonces el error es lo suficientemente grande para considerar que es inválido, y, por el contrario, sí el CF es menor a .8, el entrenamiento y la semejanza entre los diferentes paquetes de datos es tan certera que aumenta la probabilidad de que lo obtenido no tenga verdadera representación geológica.

Se considera importante recalcar que este método no soluciona del todo el problema de la no unicidad, ya que, si bien se minimizan errores, la optimización se realiza para varias funciones objetivo al mismo tiempo, las que, aunque ponderadas, no pueden ser eliminadas al modelo una vez introducidas, lo que puede llevar al improbable pero posible caso de que un set de datos diferentes nos arroje parámetros similares.

Además, es importante considerar las limitaciones del CF, ya que no representa del todo la naturaleza de los datos, así que puede ser mejorado mediante algún modelo de estadística inferencial que represente de mejor manera la relación existente entre las variables que se consideran, lo que también bajaría el nivel de incertidumbre a medida que aumente el pronóstico de datos.

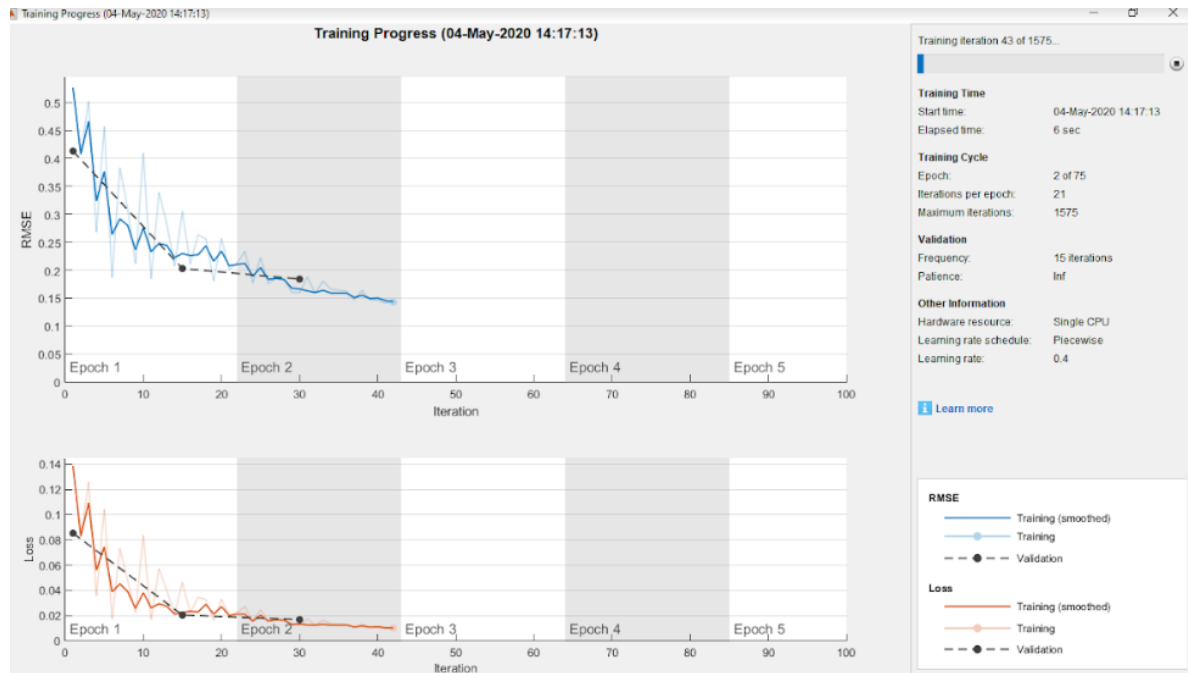


Figura 32 Error del entrenamiento al inicio

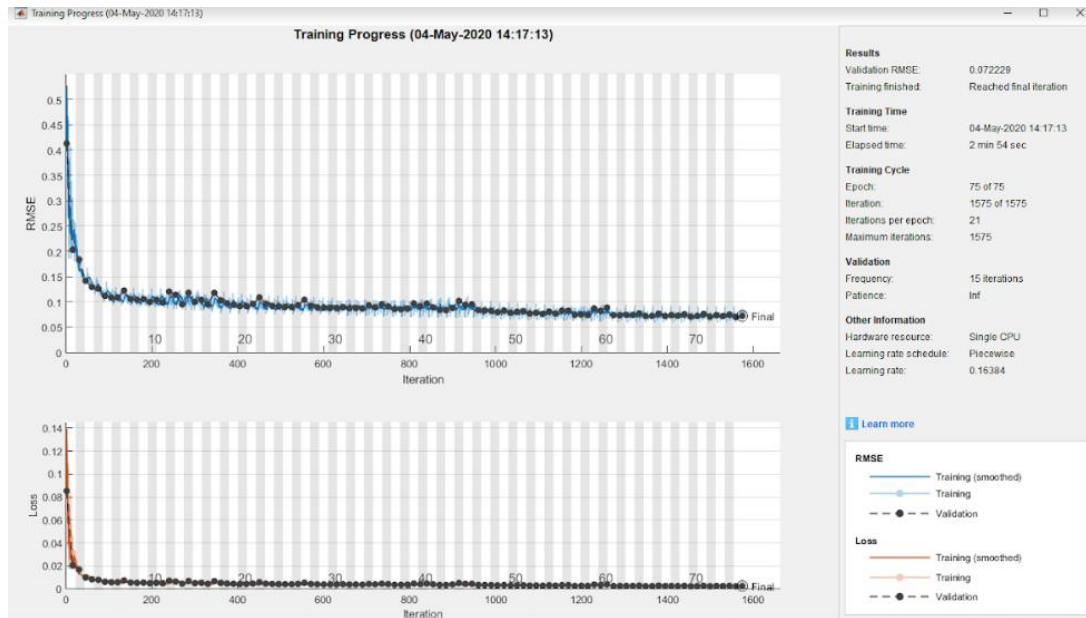


Figura 33 Ejemplo de errores adecuados

Una vez completado el entrenamiento, el siguiente procedimiento consiste en el cálculo conjunto de propiedades físicas a invertir comenzando con la unificación de un espacio poroso unificado, así como del modelo, de acuerdo con lo explicado anteriormente. Una vez considerado el modelo, se supone que tanto las propiedades, como los poros están distribuidos y orientados aleatoriamente.

La inversión conjunta de los registros acústicos y de resistividad para determinar la porosidad se lleva a cabo resolviendo un problema no lineal para minimizar la función de costo.

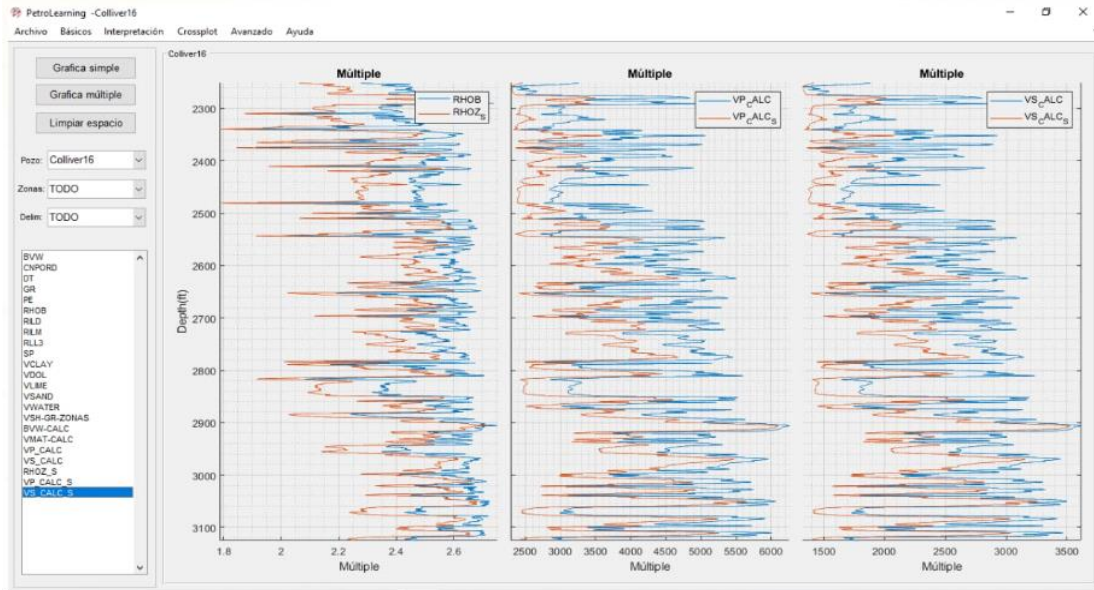


Figura 34 Ejemplo de Inversión de RGP

Para comprobar la relación existente entre los parámetros predichos y las obtenidas en campo se debe de realizar una función de error (Ecuación 54) la cual nos entregará el error para cada uno de los parámetros. En la mayoría de los casos este error se comportará en forma de campana de Gauss, teniendo la mayoría de los datos un error bajo pero existente, mientras que una minoría tenderá a mostrar un error casi inexistente, o, por el contrario, un error relativamente alto.

Esta función de error está dada por:

$$E = ((D_{ren} - D_{med})^2)^{-2} \quad \text{Ecuación 54}$$

Donde

E Error

D_{ren} Datos obtenidos por la red neuronal

D_{med} Datos obtenidos en campo

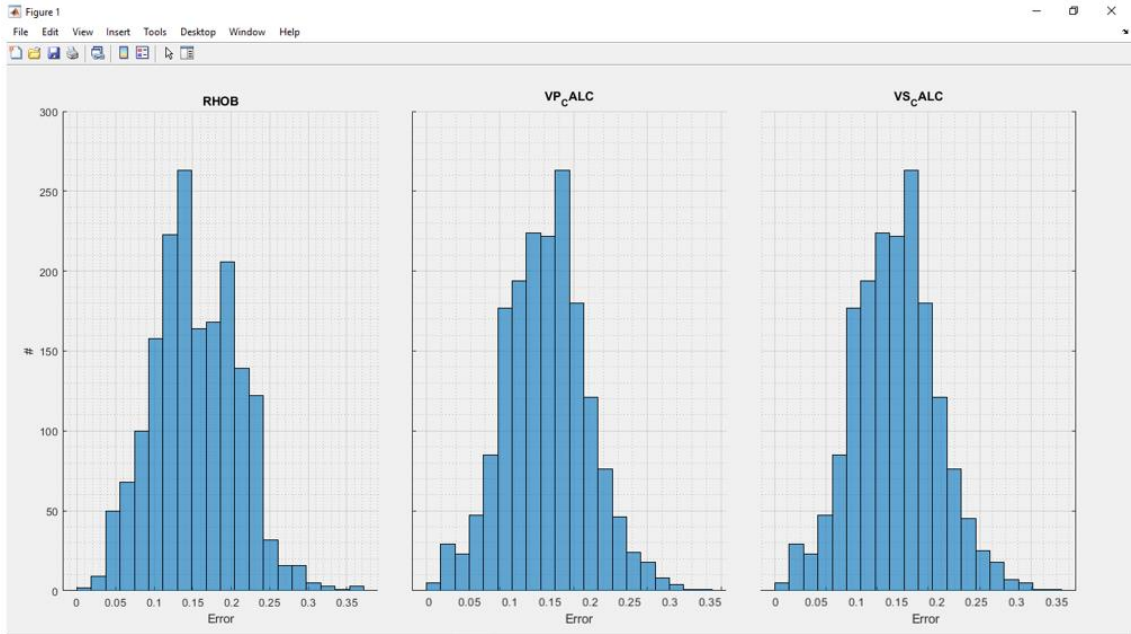


Figura 35 Campana de Gauss de la función de error

5.4 Herramientas computacionales y las RNA

MATrix LABoratory (MATLAB) es un entorno de desarrollo integrado (IDE, por sus siglas en inglés) desarrollado por la compañía MathWorks. Es un software especializado en el cálculo matemático a través de matrices diseñado para la codificación de algoritmos matemáticos, simples y complejos, y creación de simulaciones numéricas para diversas aplicaciones; permite también la representación gráfica en dos y tres dimensiones, así como la creación de interfaces de usuario simples. Para la codificación, MATLAB emplea un lenguaje propio llamado M que, como muchos otros actuales, está basado en lenguajes de programación anteriores.

En los últimos años, MATLAB ha logrado posicionarse como uno de los principales softwares de programación científica a nivel mundial por la sencillez, pero gran poder del lenguaje.

5.4.1 Deep Learning Toolbox™

MathWorks ha implementado una gran cantidad de módulos diseñados para simplificar la solución y automatización de problemas en diferentes áreas de la ciencia como Robótica, Electrónica, Finanzas e Ingeniería; estos módulos son conocidos como Toolbox. Para el caso del presente trabajo el principal módulo utilizado es el llamado “Deep Learning Toolbox™”.

Considerando la información proporcionada por la empresa MathWorks en la página oficial del software MATLAB, (Math Works, 2020) menciona lo siguiente:

Deep Learning Toolbox™ proporciona un marco para diseñar e implementar redes neuronales profundas con algoritmos, modelos previamente entrenados y apps. Puede utilizar redes neuronales convolucionales (ConvNet y CNN) y redes de memoria de corto-largo plazo (LSTM) para realizar la clasificación y la regresión en imágenes, series temporales y datos de texto. Es posible crear arquitecturas de red como redes generativas antagónicas (GAN) y redes siamesas mediante diferenciación automática, bucles de entrenamiento personalizados y pesos compartidos. Con la app Deep Network Designer, puede diseñar, analizar y entrenar redes gráficamente. La app Experiment Manager ayuda a gestionar varios experimentos de deep learning, realizar un seguimiento de los parámetros de entrenamiento, analizar resultados y comparar código de diferentes experimentos. Puede visualizar las activaciones de capas y supervisar gráficamente el progreso del entrenamiento.

Considerando lo anterior, se destaca que este módulo nos permite realizar una gran cantidad de pruebas con diferentes tipos de RNA, lo anterior posibilita que el producto final reciba la cantidad de pruebas necesarias para obtener los mejores resultados disponibles, por otra parte, con las funciones del módulo en comento podemos realizar seguimiento de los parámetros de entrenamiento que nos den la posibilidad de realizar un análisis de estos contra los resultados obtenidos, lo anterior conlleva a que estos parámetros puedan ser optimizados para así generar los mejores resultados en cada situación en que el software sea aplicado.

Otro aspecto muy importante para el uso de este módulo como parte del diseño del software es que nos permite realizar la administración de experimentos mediante herramientas de visualización de diagramas entrenamiento que le permitan a los usuarios posteriores del software definir métricas personalizadas para evaluar los parámetros utilizados y, si fuese necesario, la modificación de estos para obtener resultados con una mejor aproximación.

Cabe destacar que el punto principal del módulo será el poder aplicar RNA long short-term memory (en adelante, LSTM), dadas sus características, en especial las RNA Bi long short-term memory (en adelante, BiLSTM) que nos permitirán obtener aprendizaje para la RNA de principio a fin y de fin a principio, algo que supone será de gran utilidad para la inversión de RGP (se explica con mayor precisión en el apartado 5.4.2 RNA BiLSTM).

5.4.2 RNA BiLSTM

En esta sección se describe la arquitectura y entrenamiento de diferentes modelos de RNA propuestos, comenzando por Redes Neuronales Recurrentes (en adelante, RNN) que son

un tipo de RNA que construye el aprendizaje a partir de conexiones recurrentes, donde todos los datos de entrada deben estar conectados entre sí, considerando que la principal característica de este tipo de RNA es que son secuenciales y, por lo tanto, requieren que los datos analizados mantengan cierto comportamiento durante un cierto periodo. Considerando esta información, se destaca que para la solución del problema de inversión de RGP no es útil dada la naturaleza de los datos y la manera aleatoria en que se presentan.

Considerando lo anterior, podemos destacar la utilidad las RNA LSTM, que permiten corregir ciertos errores que generan las RNN en la propagación a través del tiempo mientras que mantienen un error consistente que supone que el modelo LSTM permite continuar aprendiendo aún en tiempos grandes. La principal característica de LSTM consiste en que la información se encuentra fuera del flujo básico de las RNN y se encuentran dispuestas en forma de válvulas. Estas válvulas permiten o no el paso de la información considerando el peso estadístico de los datos. Después de esto las señales se combinan junto con sus propios pesos. Posteriormente, el proceso de aprendizaje modifica los pesos para definir las capas ocultas y, de entrada. Por último, las neuronas aprenden a dejar que la información entre y salga, o se elimine, mediante la formación de conjeturas, análisis del error de propagación y modelación de pesos.

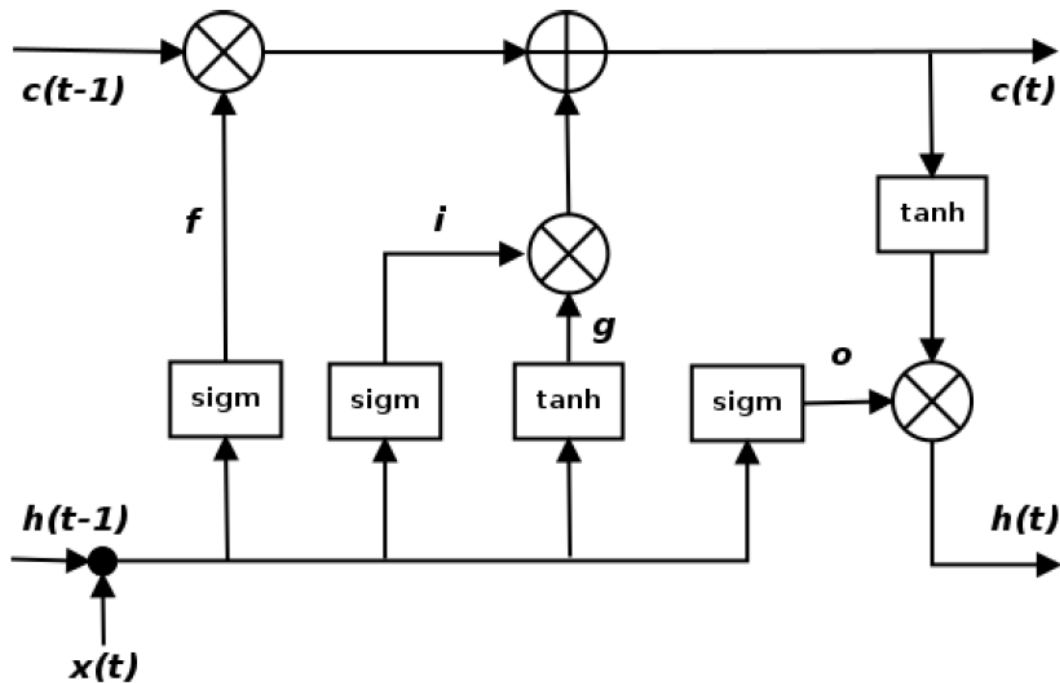


Figura 36 Funcionamiento de las LSTM

Aunque en el caso del LSTM el procedimiento es más complejo y permite mantener un error consistente a lo largo del aprendizaje, las RNA de memoria de corto-largo plazo bidireccional (BiLSTM) han demostrado ser muy útiles en las ocasiones donde se necesita el contexto de la entrada, siendo una característica sumamente importante considerando que en los RGP el contexto geológico es muy importante para comprender los datos obtenidos. De forma esencial el funcionamiento corresponde a lo explicado en el caso del LSTM, aunque en el caso del LSTM la información fluye de atrás hacia adelante, pero en el caso de BiLSTM también lo hace de adelante hacia atrás usando dos estados ocultos, suponiendo así que el contexto de los datos es más comprendido. En la Figura 37 se aprecia de manera gráfica el funcionamiento del modelo BiLSTM.

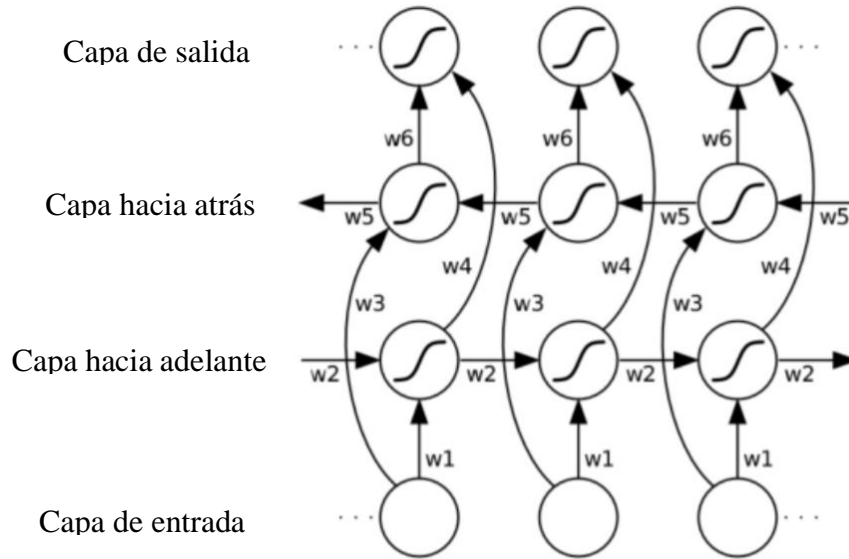


Figura 37 Funcionamiento de las BiLSTM

Se propuso para el diseño del software hacer uso del modelo BiLSTM, mediante el módulo Deep Learning Toolbox™ integrado en el software MATLAB, haciendo apoyo de una función de activación que sirva como rectificador, en específico la función denominada leakyReluLayer que utiliza la función descrita en la

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \text{escalar} * x, & x < 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 55}$$

5.4.3 Graphical User Interface Development Environment

Para una correcta presentación de los datos es necesario organizar los módulos y la presentación de resultados en una interfaz que sea accesible que permita la localización de los módulos integrados en el software siguiendo una secuencia lógica acorde con la interpretación convencional de RGP. Para el diseño de la interfaz gráfica se empleó el módulo Graphical User Interface Development Environment (en adelante, GUIDE), otra de las principales aplicaciones de MATLAB.

(Math Works, 2020) menciona que las GUIDE son una opción que permiten el control sencillo de los módulos ofrecidos por el software MATLAB, permitiendo suplir la necesidad de utilizar un lenguaje de programación que requiere la escritura y ejecución de comandos que, aunque también permiten ejecutar una aplicación, no se realiza de manera sencilla y accesible.

Cabe destacar que, aunque las aplicaciones de MATLAB son autónomas y en algunas ocasiones presentan una interfaz gráfica, éstas pueden ser incluidas dentro de las GUIDE, así como automatizar los cálculos a realizar. Dentro de las GUIDE se pueden incluir menús, barras de herramientas, botones y controles deslizantes.

Así mismo, el propio módulo GUIDE permite de manera automática generar el código de MATLAB para construir la interfaz, mediante diferentes herramientas, con lo anterior se posibilita que el diseño de la interfaz sea más rápido, lo anterior de muy utilidad en el presente trabajo dado que permite cumplir con los objetivos del proyecto.

5.5 Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales

Previamente se ha hablado a detalle de las RNA (ver Capítulo 2. Redes Neuronales y apartado 5.4.2 RNA BiLSTM), sin embargo, en el presente apartado se considera de manera particular el diseño propio del software que nos ocupa en el presente proyecto.

La RNA diseñada para esta versión de software emplea un proceso iterativo con el cual se pretende minimizar el error al calcular una salida modificando el valor de ciertos parámetros, conocido como Backpropagation.

Cabe destacar que para el diseño se considera que existen dos parámetros esenciales para el trabajo de toda RNA, lo anterior toma mayor importancia en algoritmos de este estilo:

- Capas ocultas: Dentro de la estructura básica de una RNA (Entrada – Capa oculta - Salida), representan el elemento más importante en el proceso de aprendizaje ya que en ellas se realizan la mayoría de las operaciones propias de la RNA. Las entradas son multiplicadas por el peso establecido por el algoritmo de optimización y posteriormente son modificadas por la función de activación.

Además, es capaz de guardar información de la relación que existe entre el conjunto de datos de entrenamiento, o entrada que ayuda a mejorar el entrenamiento global.

Cada capa está formada por elementos conocidos como neuronas que, en término sencillos, contienen diferentes combinaciones de los pesos de cada elemento de entrada. A pesar de que no existe una regla, puede decirse que, en situaciones complejas, a mayor número de capas ocultas existen más posibilidades de que la RNA aprende correctamente. Se considera que el valor mínimo es 1 y no existe un límite máximo.

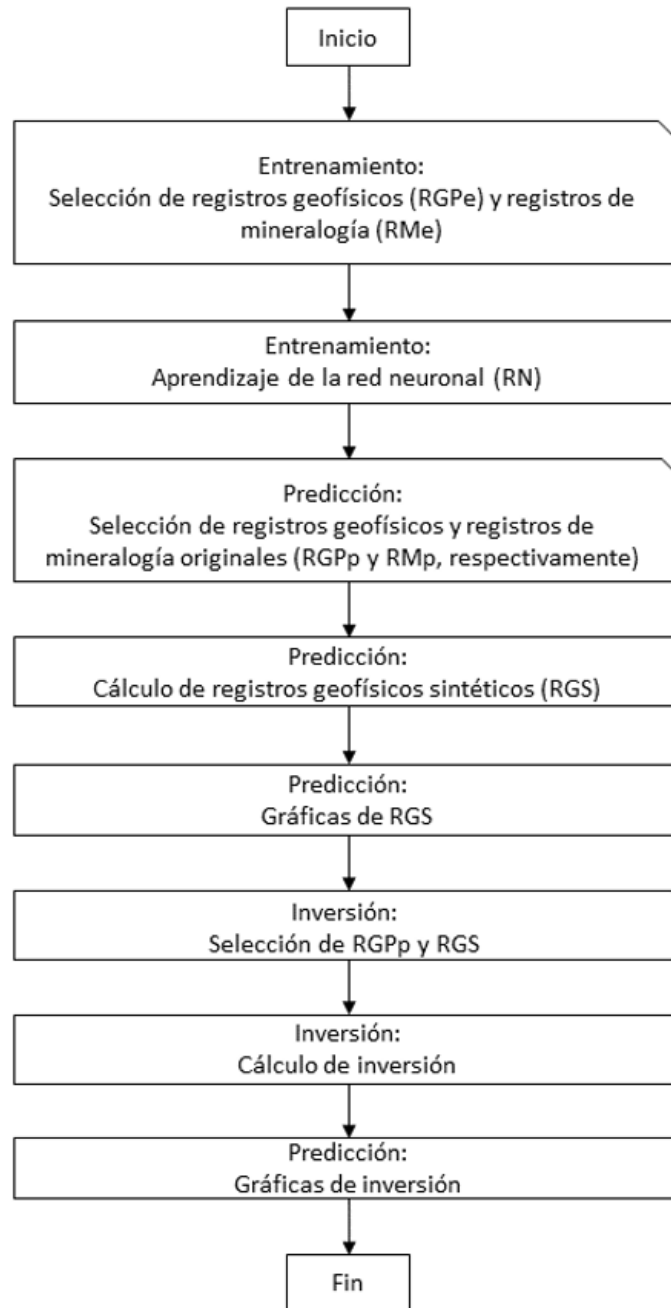


Figura 38 Flujo de trabajo de la RNA

- Ciclos (llamado comúnmente como Epoch): Es el número de veces que el conjunto completo de datos de entrenamiento “pasa” a través de la RNA. Después de cada ciclo, el algoritmo modifica el valor de los pesos de todas las capas ocultas minimizando el error de predicción.

Existe un parámetro similar llamado Batch (o Batch size) que subdivide el conjunto de datos en muestras de un tamaño preestablecido que “pasan” a través de la RNA, pero no se realiza ninguna modificación de pesos hasta que son procesados todos los subconjuntos (significa que se ha completado un ciclo). El valor mínimo es 1 y no existe un límite máximo.

Cabe mencionar que existen ciertas consideraciones, entre las que se encuentran que esta versión de software no permite modificar el valor del Batch, tampoco se permite modificar el número de neuronas en cada capa oculta, en esta RNA el valor se establece de acuerdo con el número de elementos en el conjunto de entrenamiento, no existe una relación lineal entre el número de capas ocultas, número de ciclos y la eficacia de la RNA, por lo que no se recomienda incrementar excesivamente el valor de los parámetros y que para efectos de tiempo de cómputo es importante destacar que a mayor número de capas ocultas y/o número ciclos, el tiempo de entrenamiento será mayor.

La RNA emplea una variación de descenso del gradiente estocástico (SGD, por sus siglas en inglés) estándar llamado RMSProp (Root Mean Square Propagation) como método de minimización del error.

El algoritmo requiere de distintos parámetros para operar correctamente, pero para minimizar los resultados negativos debido a la modificación errónea de estos, esta versión del software sólo permite modificar tres de ellos:

- Factor de aprendizaje (en adelante, FA): Conocido como learning rate, controla el peso con que el error estimado al final de cada ciclo es usado para actualizar los parámetros de las capas ocultas.

Grandes valores de FA ayudan a que la RNA aprenda más rápido (es decir, necesitan menos ciclos) pero puede generar predicciones erróneas; valores pequeños mejoran los resultados del aprendizaje, pero suelen ser más lentos (es decir, son necesarios más ciclos). El valor mínimo es 0.01 y usualmente el máximo es 1, aunque este puede ser mayor. No es recomendable usar valores de FA muy grandes ni muy pequeños. En aplicaciones generales, el estándar es de 0.1.

- Frecuencia de ajuste de FA: Controla la periodicidad, medida en ciclos o EPOCH, en la que se ajusta el FA. El valor mínimo es 1 y el máximo es el total de ciclos.
- Descenso por período de FA (medido en porcentaje): Es el ajuste del FA en cada período (indicado por Frecuencia de ajuste) el FA es modificado de acuerdo con el valor establecido en este parámetro el valor mínimo es 1 y el máximo es 100. Se debe mencionar que no es recomendable usar valores de descenso por período de FA muy grandes o iguales a 100. Hacerlo, sería similar a no modificar el FA.

Aunque no existe una regla, es importante considerar la cantidad de ciclos al elegir el valor del FA, valores muy grandes o pequeños en ambos parámetros reducirá la eficacia de la RNA, así mismo es importante mencionar que es posible realizar el entrenamiento sin modificar el FA, es decir, que la frecuencia de ajuste sea mayor al máximo de datos, pero es recomendable no hacerlo ya que ese ajuste de ese parámetro ayuda a mejorar el ajuste del error global.

Por otra parte, se integrará con apoyo de los módulos explicados en el apartado 5.4 Herramientas computacionales y las RNA la Gráfica de entrenamiento de la RNA, con la cual es posible detectar problemas relacionados con el aprendizaje. Modificar erróneamente alguno de los parámetros provocará que el error no disminuya o que el

aprendizaje entre en un ciclo creando una gráfica casi constante. En cualquiera de los casos, se recomienda detener el proceso y regresar a los parámetros preestablecidos.

5.5.1 Optimización de los parámetros

Considerando los diferentes parámetros de las RNA se realizó un proceso de pruebas en las que se buscaron los valores óptimos que permitían obtener los mejores resultados (para observar el resultado obtenido por las pruebas ver Anexo III. Pruebas previas).

Para la ejecución de las pruebas se utilizó un equipo de cómputo con características bajas, lo anterior considerando la disponibilidad de los equipos y que el software pueda ser accesible en una población que en su mayoría son estudiantes de licenciatura. Cabe destacar que, aunque las características del equipo no son las idóneas es el equipo con el que se contaba.

Las características del equipo en el que se realizaron las pruebas

- Procesador: Intel® Core™ i5-4210U CPU @ 1.70GHz 2.40GHz
- Memoria RAM: 8 gigabytes totales
- NO se dispone de memoria gráfica dedicada.

Considerando que los resultados fueron los mejores disponibles (ver apartado de Conclusiones y recomendaciones), manteniendo un error bajo, aproximaciones aceptables y tiempos de cómputo razonables para el propósito de diseño del software en comento.

Los parámetros finales obtenidos son los siguientes:

- Capas ocultas: 100
- Ciclos o Epoch: 50
- Learning rate: 0.5
- Drop: 15

- Learning rate drop: 0.8
- Validation: 35

En el presente proyecto de investigación los parámetros de la RNA no podrán ser modificados directamente en la interfaz gráfica, lo anterior en conveniencia de las características del hardware disponible y con el objeto de obtener estabilidad en el software que es presentado.

Capítulo 6. Estudio de Caso

Como parte del estudio de caso se pondrá a prueba el software en la interpretación de datos de Registros Geofísicos de Pozo disponibles libremente en la web, sin embargo, la explicación del uso del software y la presentación a detalle de sus características puede ser consultada en el Anexo I. Manual del Software PetroLearning donde se mencionan las características finales del software y se explica a detalle su funcionamiento.

6.1 Adquisición y control de la información de entrada

Para el caso del presente proyecto se requieren de datos ya obtenidos por terceros, los datos utilizados se pueden consultar en el Servicio Geológico de Kansas mediante su sitio web <http://www.kgs.ku.edu/PRS/petroDB.html>.

Los datos deberán estar presentados en archivos tipo las, tradicionales dentro de la presentación de datos correspondientes a Registros Geofísicos de Pozo, asimismo, se busca que se mantengan lo más posible cierta homogeneidad de los datos, que en este caso se representa mediante una similitud de los Tipos de Registros que se incorporan en cada uno de los pozos.

Para el caso del presente proyecto se analizará el área del campo Hall Gurney que se encuentra en el estado de Kansas, la litología presenta alta complejidad ya que, aunque predominan los carbonatos, también existen zonas con areniscas y arcillas, por lo cual su estudio permite mostrar las deficiencias de un software que interprete estos datos. Asimismo, existen aplicaciones de producción de aceite y gas mediante Recuperación Mejorada inyectando CO₂, por lo cual es un buen punto de control tomando objetivamente los datos resultantes del presente proyecto.

Para la interpretación se van a considerar cuatro pozos, el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 será la base para mostrar la interpretación de los datos y los datos de entrada para realizar el entrenamiento de la Red Neuronal, lo anterior dado que los datos muestran una mayor calidad conforme a lo observado en un análisis previo sustentado en el control de calidad que se puede consultar en el Anexo IV.

Los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1 serán aquellos en los que con apoyo de la Red Neuronal entrenada se hará la inversión de los datos y el cálculo de la capacidad de almacenamiento de CO₂.



Figura 39 Ubicación de los pozos en estudio

6.2 Interpretación Convencional con el software PetroLearning

Comenzaremos estableciendo que para la interpretación de los datos se utilizó un equipo de cómputo portátil con un procesador Intel® Core™ i5-4210U que consta de cuatro núcleos a 1.70GHz, cuenta con una memoria instalada de 8.00 GB de RAM en un sistema de Windows 8.1 a 64 bits sin memoria gráfica dedicada, el software utilizado fue PetroLearning en su versión 1.0.

Considerando lo anterior, se comienza con la ejecución y carga de los datos, por lo tanto, creamos un proyecto que llamaremos “Kansas_EC” (Figura 40), se recomienda que

el proyecto se guarde dentro de la misma carpeta en la que se encuentran los archivos .las de los Registros Geofísicos de Pozo.

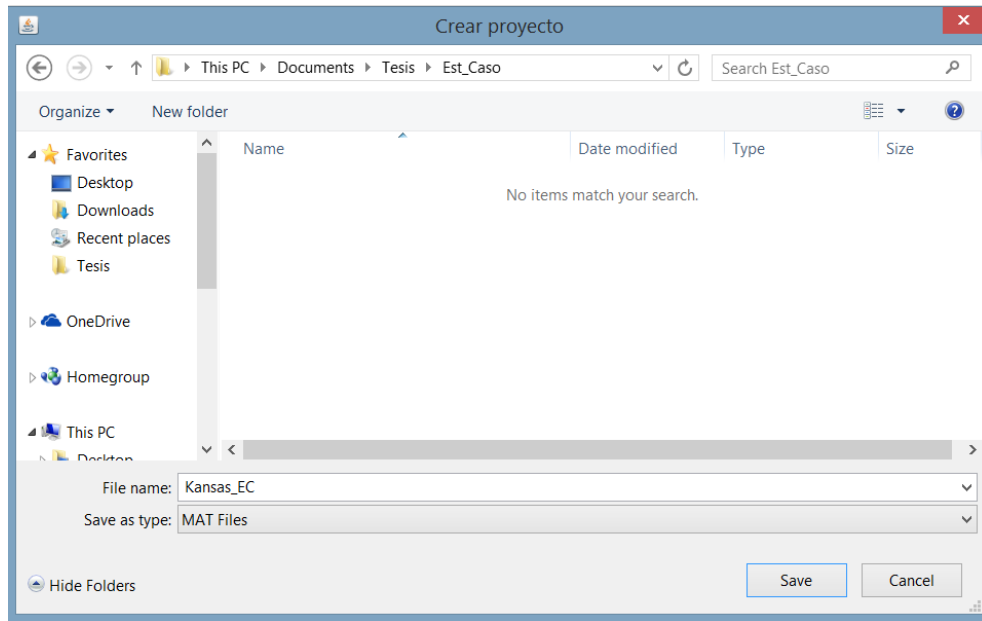


Figura 40 Definición del proyecto

Comenzaremos con la interpretación del pozo “CARTER-COLLIVER #1-C02”, seleccionando el archivo “Carter-Col_1_W1.las” que ya se encuentra dentro de la carpeta en donde se guardó el proyecto (Figura 41).

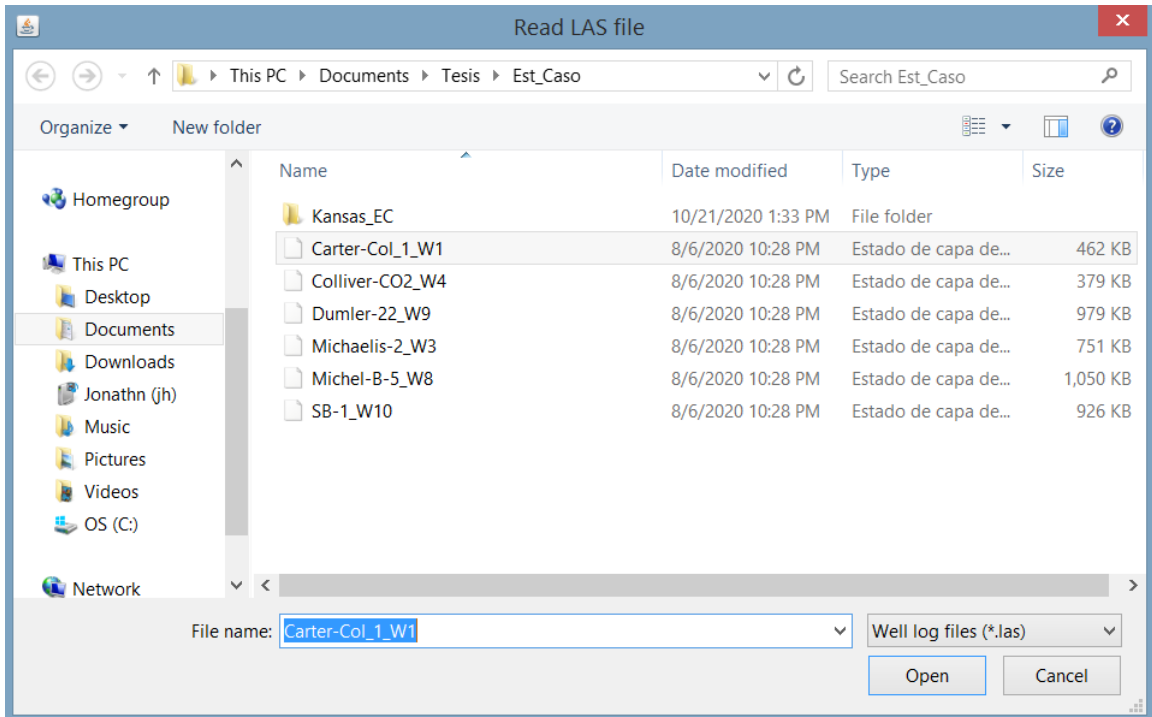


Figura 41 Archivo las interpretado

Comenzamos visualizando los datos con los que contamos, en la Figura 42 observamos de izquierda a derecha las curvas de tiempo de tránsito, rayos gamma, porosidad de neutrón, PEF, densidad, potencial espontáneo y resistividad de la zona verdadera.

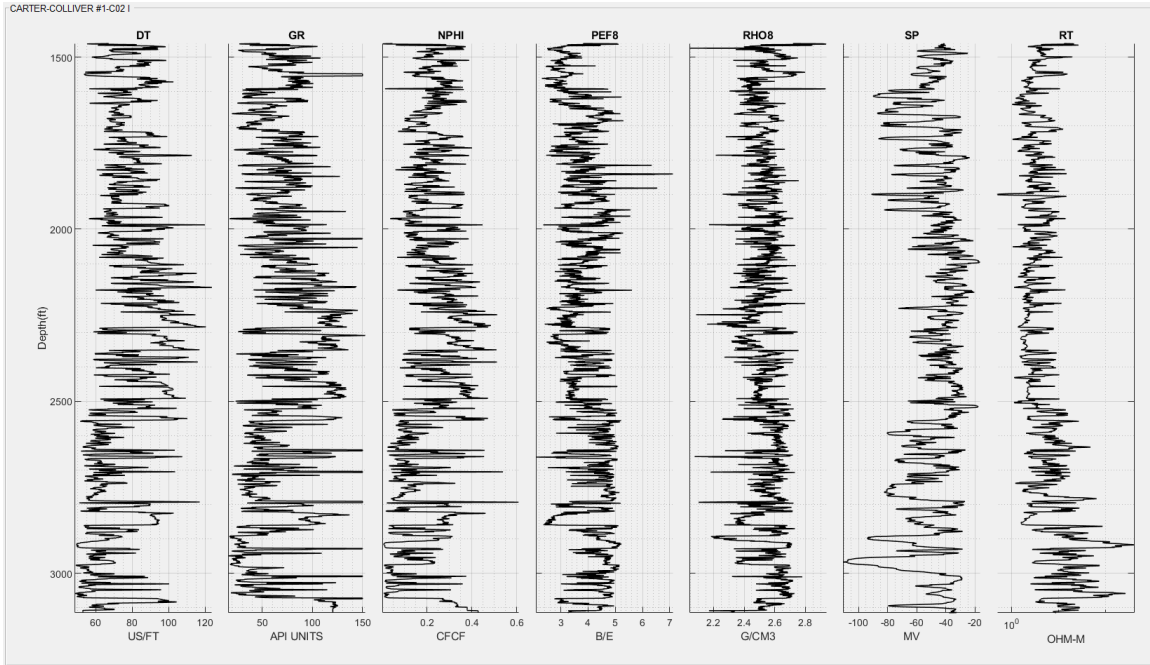


Figura 42 Curvas en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

El pozo cuenta con información geológica que permite la zonificación, mostrada en la Figura 43 y la Figura 44, la primera muestra los datos de las cimas y posteriormente se observan las curvas del pozo con las respectivas zonas.

Zonificación manual

		Nombre	L. Superior	L. Inferior	Color
9	<input checked="" type="checkbox"/>	Penn	2196	2215	Rojo
10	<input checked="" type="checkbox"/>	Stotler	2215	2286	Verde
11	<input checked="" type="checkbox"/>	Tarkio	2286	2352	Azul
12	<input checked="" type="checkbox"/>	Emporia	2352	2422	Cian
13	<input checked="" type="checkbox"/>	Bern	2422	2493	Magenta
14	<input checked="" type="checkbox"/>	Howard	2493	2544	Amarillo
15	<input checked="" type="checkbox"/>	Severy Shale	2544	2556	Negro
16	<input checked="" type="checkbox"/>	Topeka	2556	2706	Blanco
17	<input checked="" type="checkbox"/>	Oread	2706	2790	Rojo
18	<input checked="" type="checkbox"/>	Heebner	2790	2810	Verde
19	<input checked="" type="checkbox"/>	Toronto	2810	3115	Azul

U: ft

Nombre:

Figura 43 Datos de cimas del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

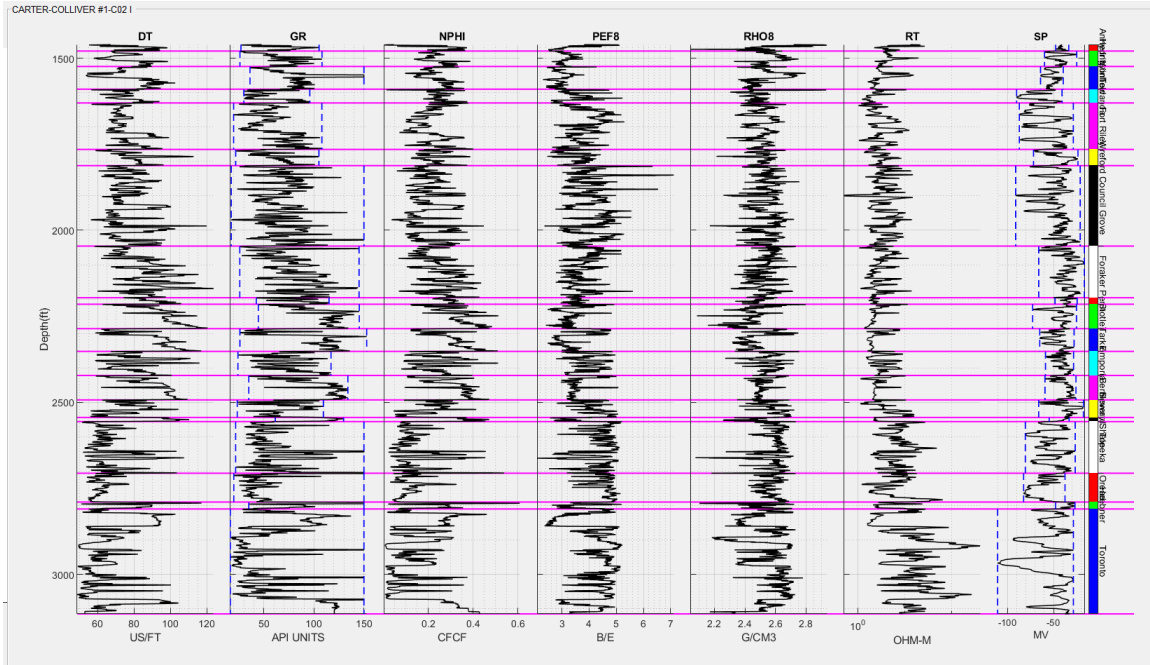


Figura 44 Curvas zonificadas del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Conociendo las curvas disponibles, procedemos a conocer la litología del pozo lo que se puede hacer con un crossplot (Figura 45). En el crossplot densidad vs neutrón se observa que la litología predominante es Dolomía y Caliza y algunos puntos se encuentran ubicados en la zona de Arena, por lo tanto, consideramos que la mineralogía del pozo será Caliza, Arcilla y el fluido.

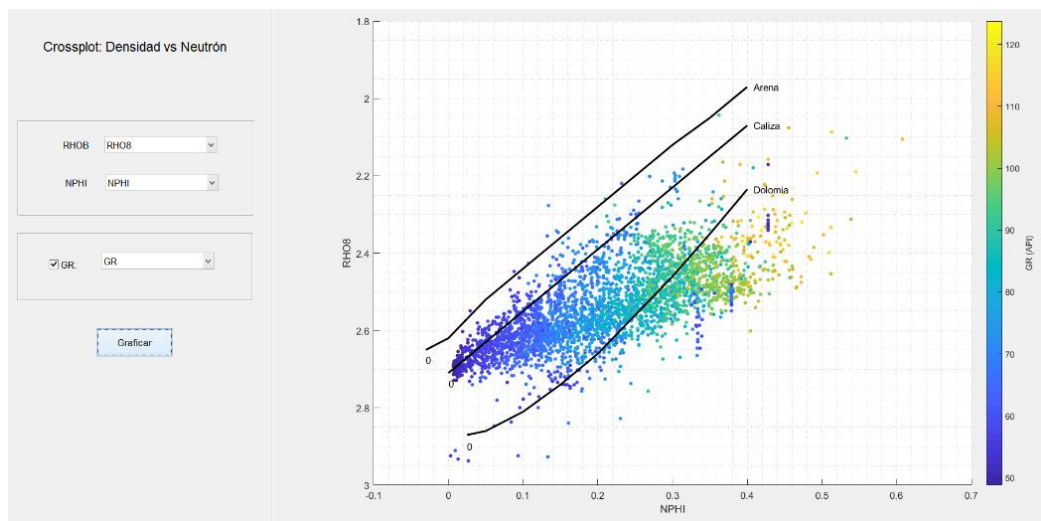


Figura 45 Crossplot Densidad vs Neutrón en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Considerando las curvas disponibles se comienza con la interpretación de los Registros Geofísicos de Pozo, para lo cual, comenzamos con el cálculo de la curva de temperatura a lo largo del pozo

The screenshot shows a software window titled "Cálculo de Temperatura". It contains the following input fields and buttons:

- Profundidad: (dropdown menu)
- T max: (dropdown menu set to °C)
- Prof max: FT
- T amb:
- Nombre:
- Buttons: "Omitir" and "Ejecutar"

Figura 46 Datos para el cálculo de la curva de temperatura CARTER-COLLIVER #1-C02

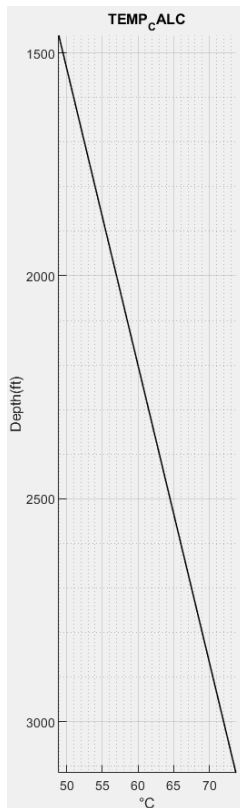



Figura 47 Curva de temperatura calculada para el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

También se realizó el cálculo de la resistividad del lodo de perforación, aunque en el pozo no se contaba con información se utilizaron datos convencionales (Figura 48).



The image shows a software window titled "Cálculo Resistividad de lodo" with a standard Windows-style title bar (minimize, maximize, close buttons). The window contains several input fields arranged in a grid:

KM:	0.8470	Rm:	2
Rmf:	1.6	Rmc:	2.4
T min:	27	T max:	73.725
RmTf:	Rmf_calc	RmfTf:	Rmf_calc

At the bottom of the window, there is a unit selection field "U: OHMM / F" and two buttons: "Omitir" and "Ejecutar".

Figura 48 Datos para el cálculo de la resistividad de lodo del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

El pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 solo cuenta con porosidad Neutrón, por lo que se calcularán las curvas de porosidad por densidad y porosidad por tiempo de tránsito, considerando que la matriz es Caliza para conveniencia de la interpretación. En la Figura 49 se observan las curvas calculadas, observamos de izquierda a derecha que en el primer carril se encuentra la porosidad neutrón, en el segundo la curva de porosidad por densidad, en el tercero la curva de porosidad por tiempo de tránsito y en el cuarto y último carril una comparativa de las diferentes curvas de porosidad.

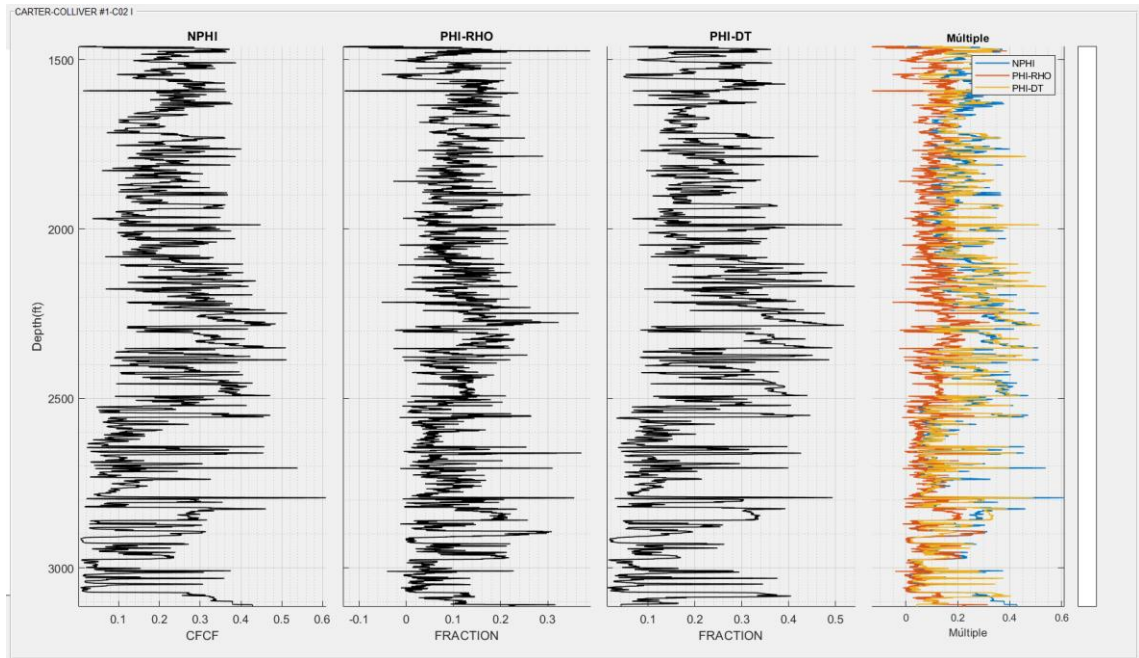


Figura 49 Curvas de Porosidad del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

La mineralogía considerada en el pozo consta de tres partes, un volumen de arcilla, volumen de agua y volumen de matriz que para el presente caso se considera Caliza, por lo tanto, el paso siguiente consiste en el cálculo del volumen de arcilla, para esto PetroLearning nos ofrece varias opciones, la primera es utilizar los diferentes modos de cálculo que incluyen las curvas de Rayos Gamma, Potencial Espontáneo, Resistividad y métodos combinados de dos diferentes registros. Estos métodos entregan buenos resultados, sin embargo, los cálculos se realizan considerando solo una zona a lo largo del pozo y sus resultados no involucran la zonificación que previamente se mencionó.

Para el caso de querer considerar la zonificación el software nos brinda la opción de hacerlo con los registros de Rayos Gamma y de Potencial Espontáneo mediante un método gráfico, en este trabajo se utilizaron los métodos de cálculos a lo largo del pozo y de manera gráfica, en la Figura 50 se muestran las líneas de máximo y mínimo de Rayos Gamma en cada zona.

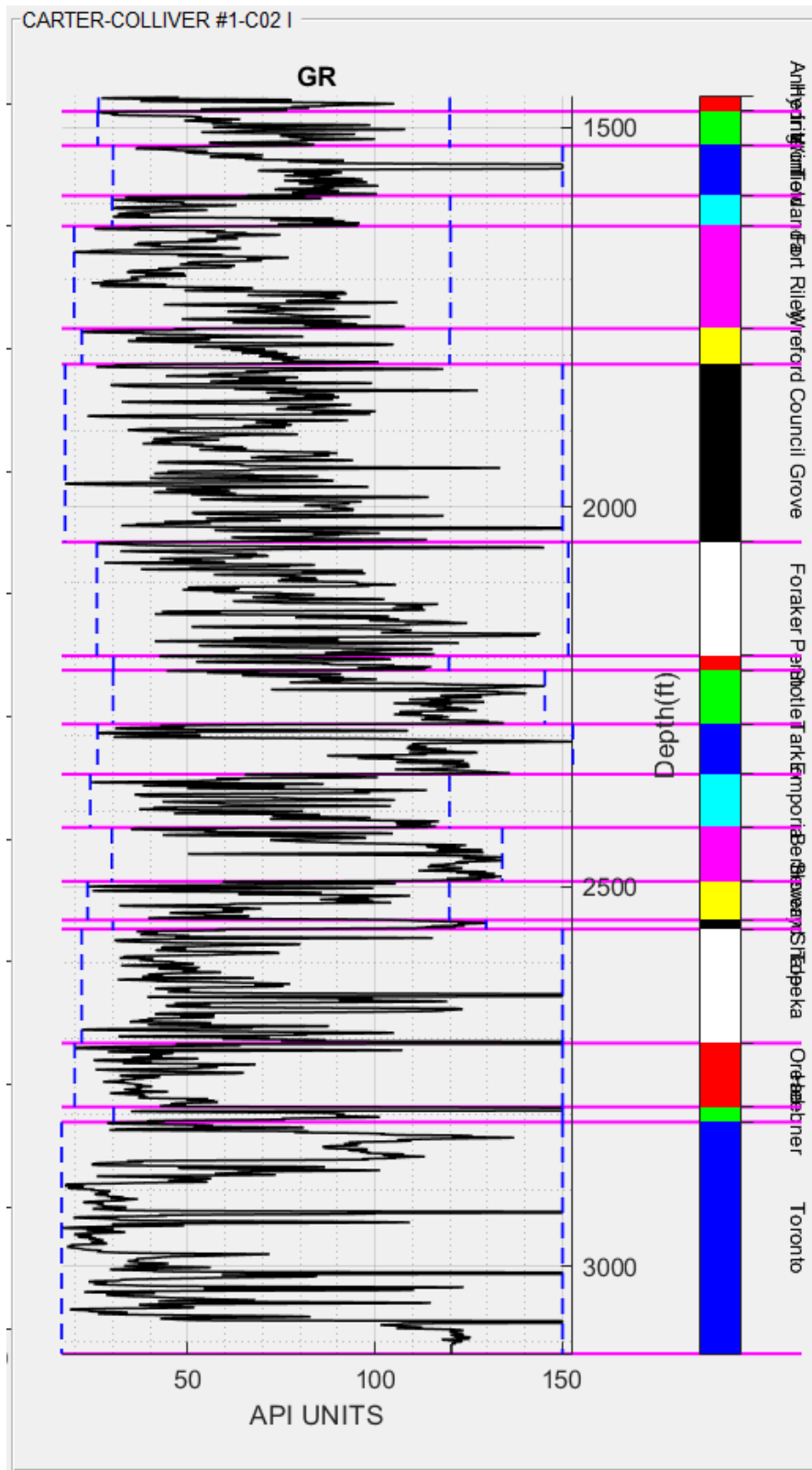


Figura 50 Definición gráfica de los valores máximo y mínimo de Rayos Gamma en cada zona del pozo Carter-Colliver #1

En la Figura 51 podemos observar en el segundo carril el cálculo del volumen de arcilla con la curva de rayos gamma considerando los valores máximo y mínimo en todo el pozo, mientras que en el tercer carril se muestra cuando estos valores se obtienen por zona, la comparativa es más clara en el cuarto carril, mostrando que es mínima.

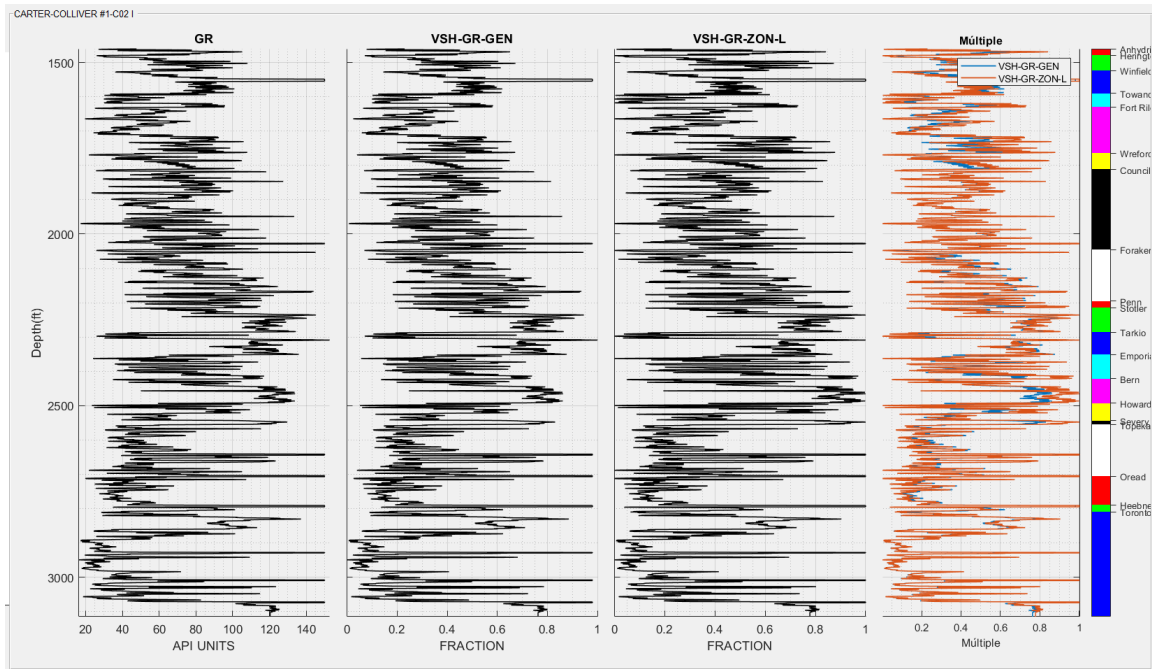


Figura 51 Valores de Rayos Gamma en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Para posteriores cálculos se tomará en cuenta la curva de Volumen de Arcilla con el registro de Rayos Gamma y en la que se utilizó la definición gráfica por zonas de los límites máximo y mínimo.

Considerando la presencia de arcilla y conforme al flujo convencional de interpretación de Registros Geofísicos de Pozo con los valores de porosidad de neutrón y de volumen de arcilla calcularemos la porosidad efectiva utilizando el módulo integrado en el programa.

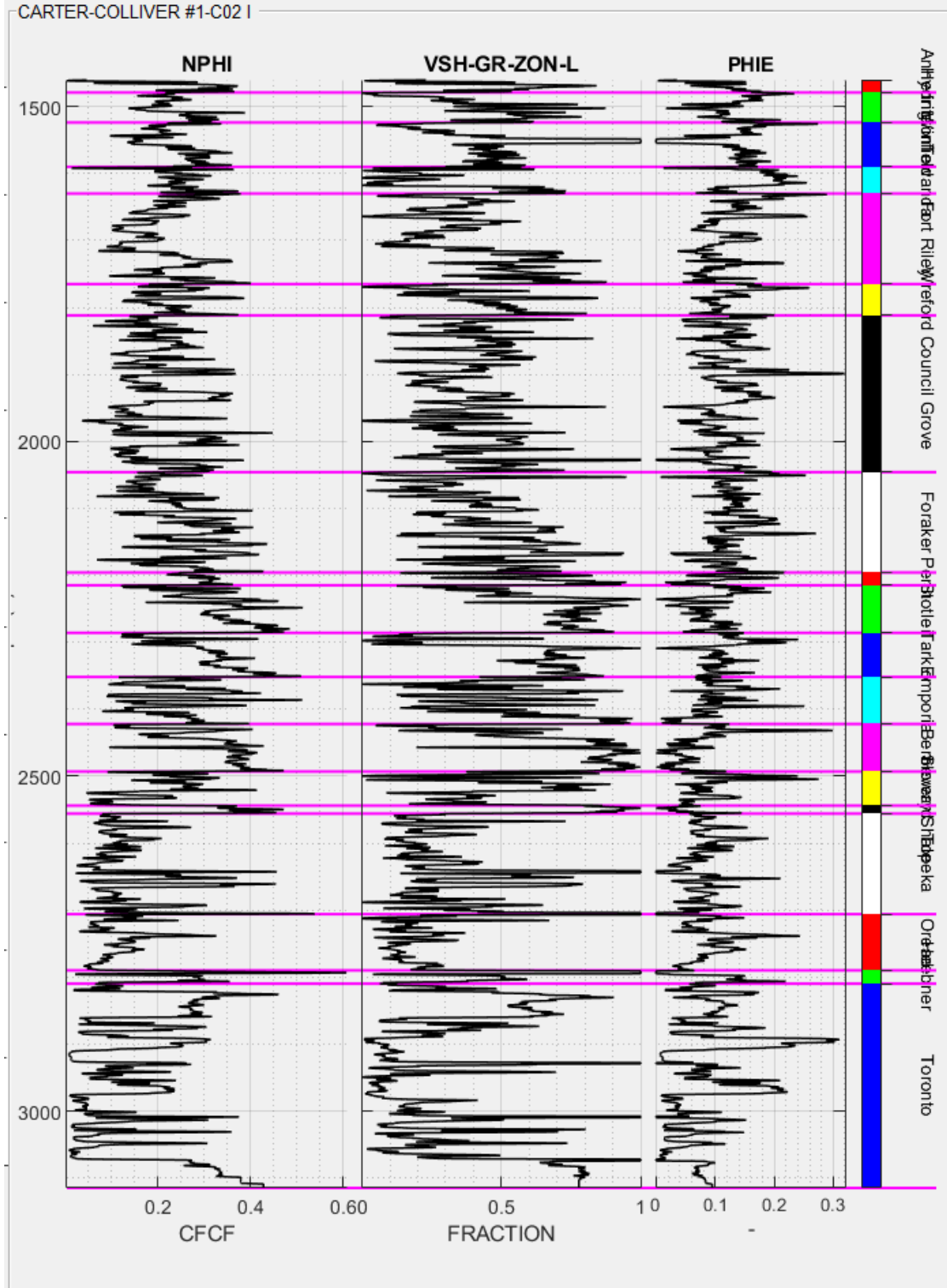


Figura 52 Cálculo de porosidad efectiva en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Hasta el momento como datos sumamente relevantes se conoce en el pozo el volumen de arcilla y la porosidad efectiva, por lo tanto, para conocer el volumen de agua se requiere continuar con el cálculo de la saturación de agua, primero conociendo los valores de la resistividad del agua de la formación (R_w) y el exponente de cimentación (m) a partir de la gráfica Pickett (Figura 53). Por otra parte, para el caso del factor de tortuosidad (a) consideramos el valor de 0.85 siendo este un valor común para carbonatos.

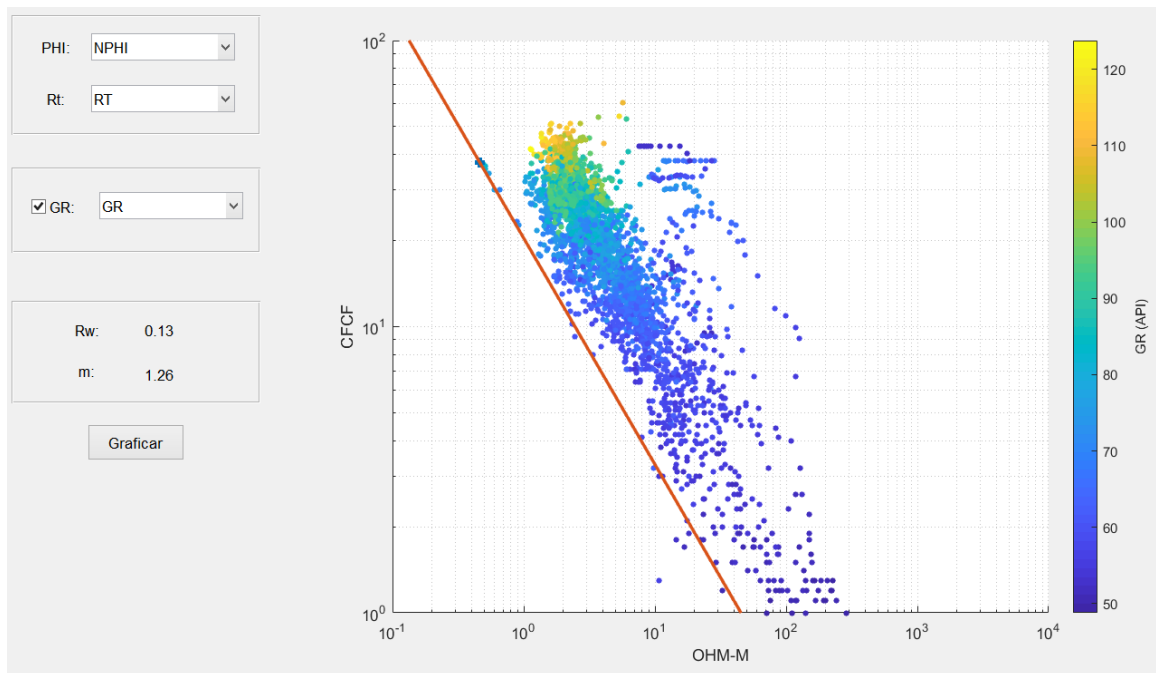


Figura 53 Gráfica de Pickett del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Los datos obtenidos de la gráfica de Pickett nos permiten realizar el cálculo de la saturación de agua bajo los diferentes métodos que el software nos brinda, en la Figura 54 se observa la saturación de agua calculada a lo largo del pozo.

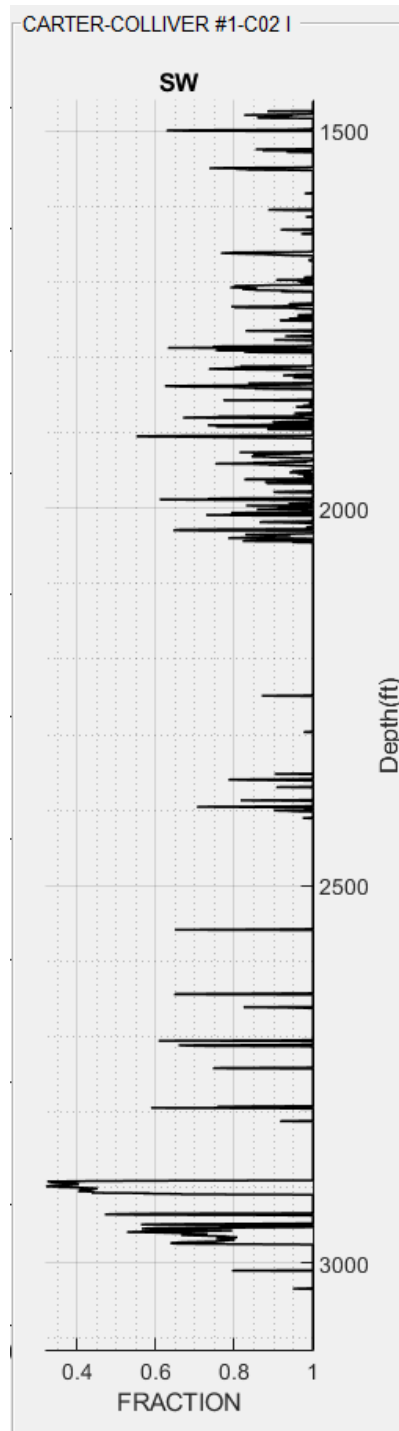


Figura 54 Saturación de agua del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Con los datos de saturación de agua obtenidos podemos obtener los valores de mineralogía simple que constan de un volumen de matriz, un volumen de arcilla y el volumen del fluido en los poros.

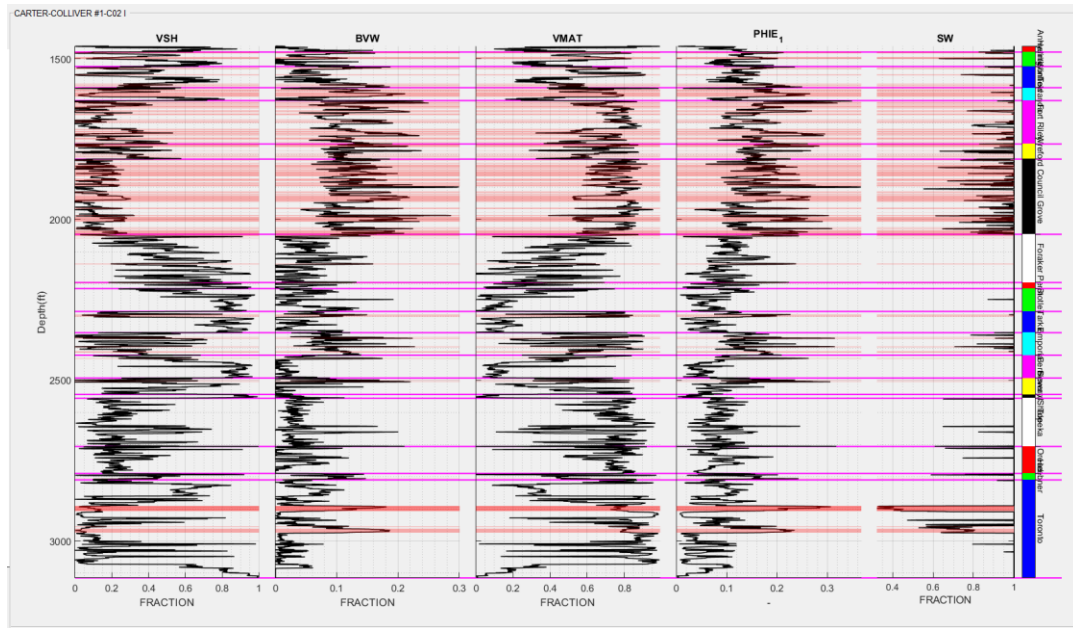


Figura 56 Zonas prospectivas en el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Sin embargo, para localizar mejores zonas es necesario incluir también un valor de corte para la saturación de agua, en este caso consideramos un valor menor a 50%.

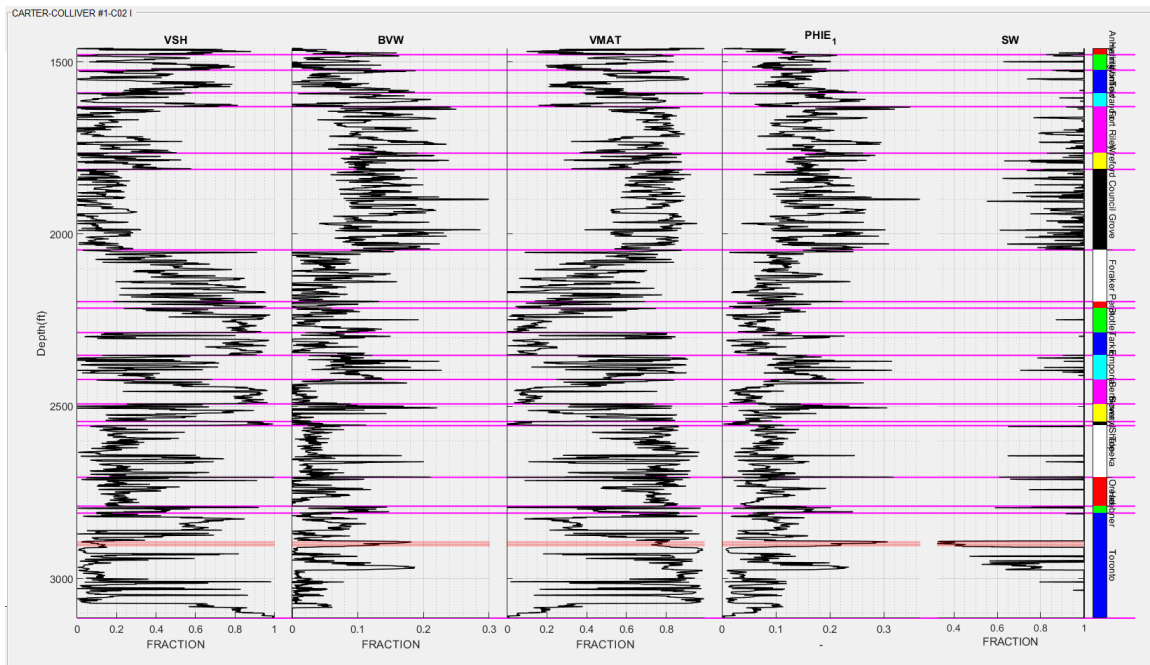


Figura 57 Zonas de paga del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

El pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 es el pozo que utilizaremos como datos de entrada para el entrenamiento de la RNA, por lo cual, la interpretación de los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1 no es documentada a detalle y los resultados son retomados en la sección pertinente del presente trabajo.

6.3 Aplicación de las RNA en el software PetroLearning

Con los pozos interpretados, pasamos a la inversión de RGP, para lo anterior debemos tener al menos dos pozos interpretados, en este caso contamos con el pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 que nos permitirá entrenar la RNA y los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1 para la inversión que conlleve al cálculo de almacenamiento de CO₂. Para comenzar y en función del modelo utilizado se requiere de la conversión del tiempo de tránsito (DT) a velocidades de onda P y S del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02.

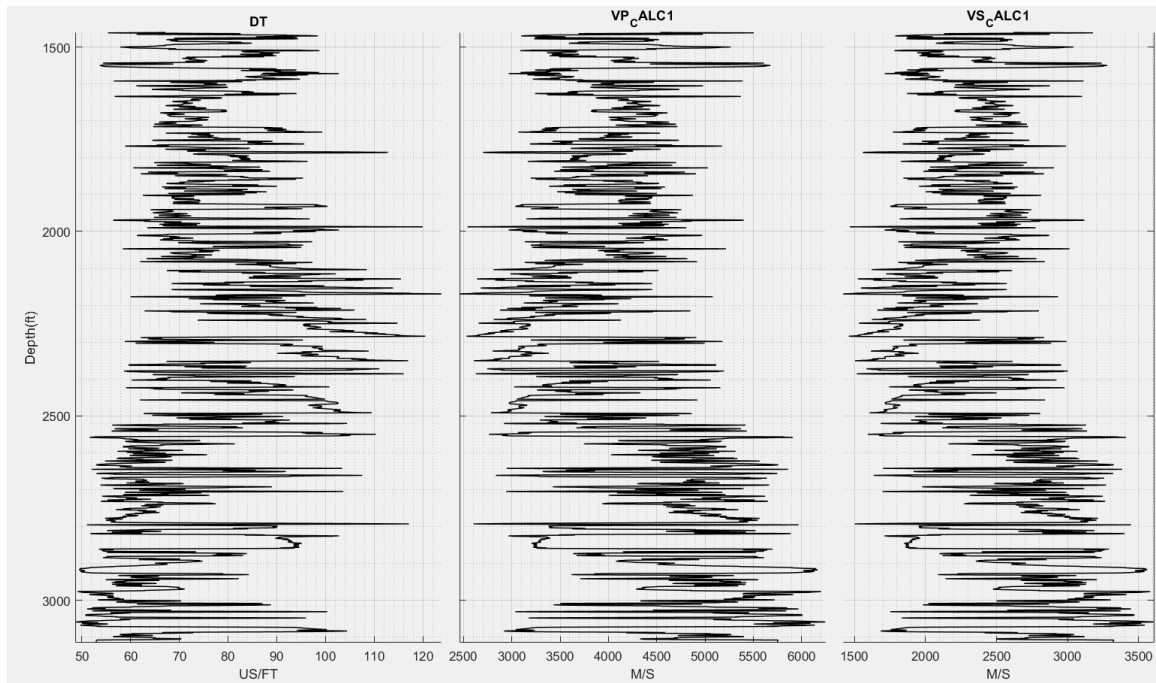


Figura 58 Tiempo de tránsito y velocidades de onda P y S del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

Como parte del proceso de entrenamiento se requiere que el pozo contenga al menos las curvas de los registros de densidad y de velocidad de onda P y de onda S, así como datos de mineralogía, en el caso del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 el archivo tenía la curva de densidad y se calcularon las curvas de velocidad de onda P y S (proceso mostrado previamente en esta sección), para el caso de la mineralogía se contempló lo obtenido en el apartado previo.

Con toda la información de entrada que se requiere ya calculada se procedió al entrenamiento de la RNA, en la Figura 59 se muestra la ventana de selección de los datos de entrada, para observar más acerca del entrenamiento se puede consultar el Anexo I. Manual del Software PetroLearning en específico la sección titulada Inversión conjunta mediante Redes Neuronales Artificiales.

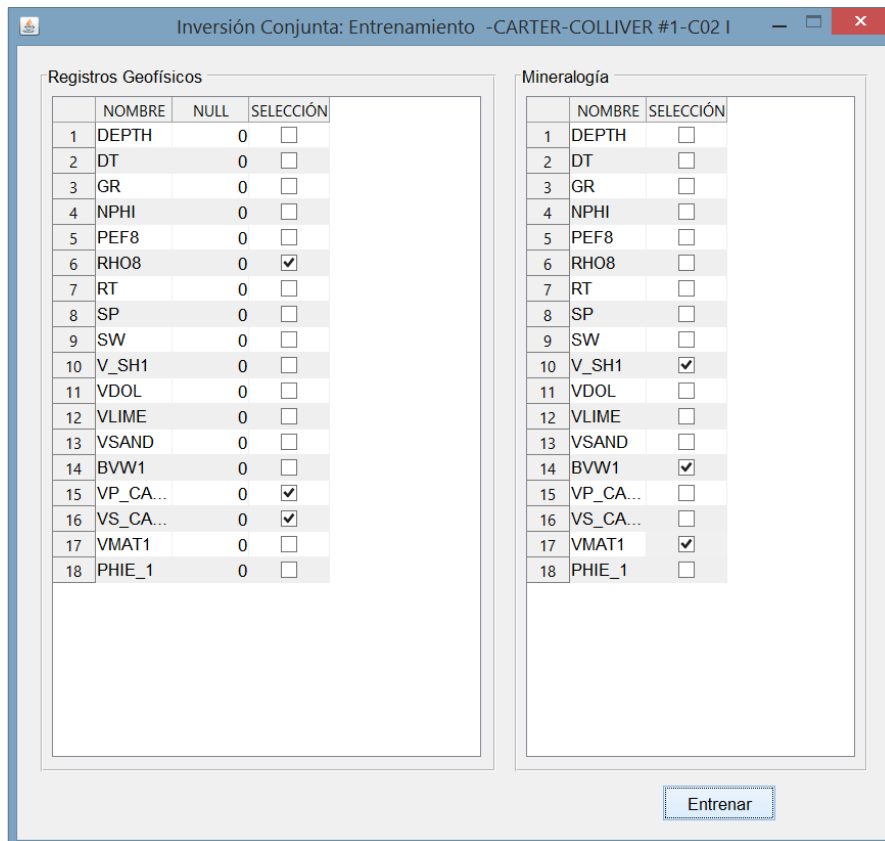


Figura 59 Datos de entrada para el entrenamiento

El entrenamiento aquí mostrado solo será realizado una vez, destacando que los tres pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1 serán afectados por este entrenamiento, en la Figura 60 se observa la gráfica del entrenamiento.

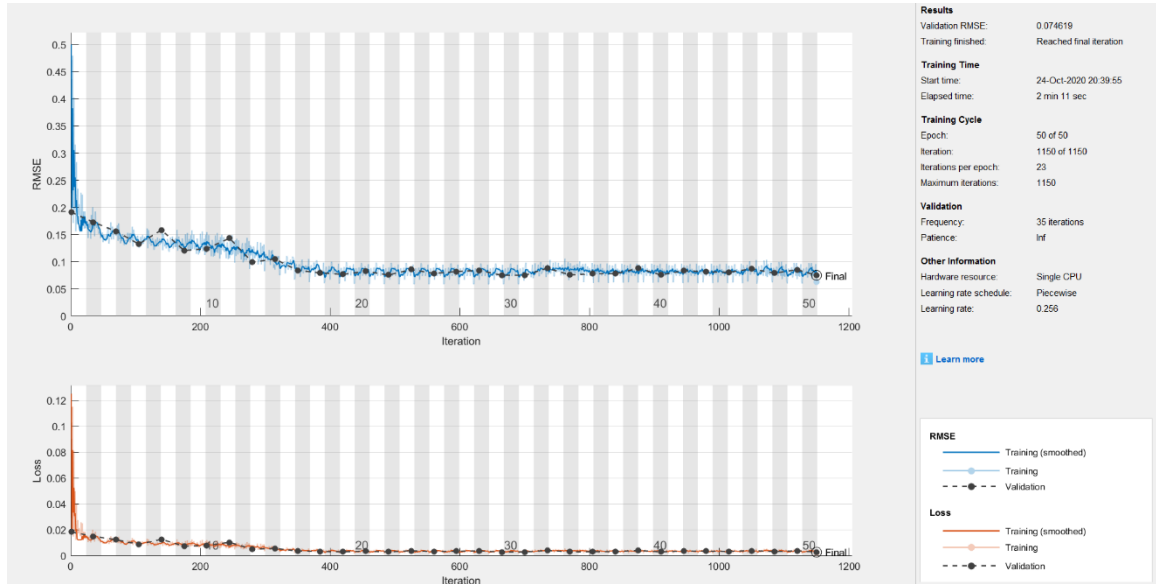


Figura 60 Gráfica del entrenamiento del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02

6.3.1 Pozo Colliver 16

Con el entrenamiento del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 realizado se comienza con la inversión de los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1, siendo el primer caso será el pozo Colliver 16, el proceso de inversión comienza generando curvas sintéticas para las curvas de los registros de densidad y velocidad de onda P y S.

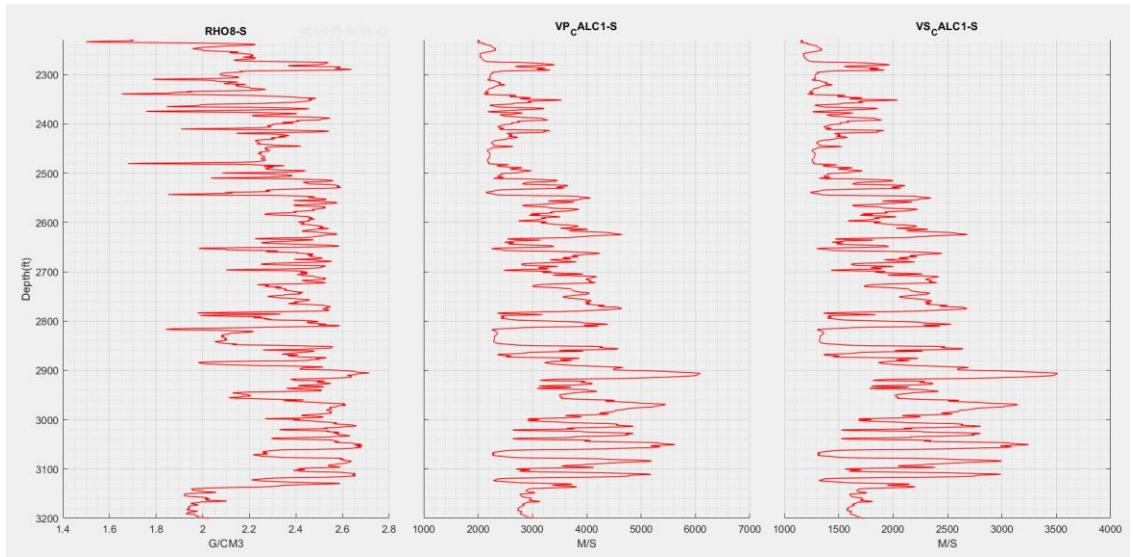


Figura 61 Registros sintéticos del pozo Colliver 16

Con las curvas de los registros sintéticos se realiza la inversión de los datos, el producto que obtendremos será la porosidad total, vugular y de fracturas, en el presente caso conocemos que la matriz es caliza, por lo que la porosidad de fracturas es solo un cálculo matemático más que una representación geológica.

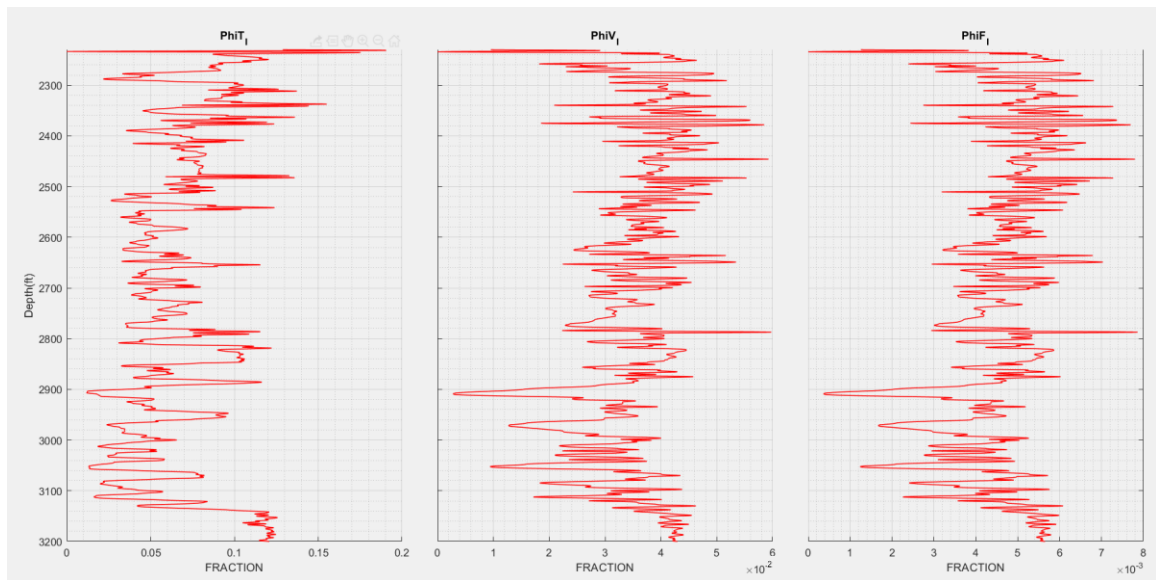


Figura 62 Curvas de porosidad para el pozo Colliver 16

Con las curvas de porosidad se puede realizar el cálculo de la capacidad de almacenamiento geológico de CO₂, para lo anterior haremos uso de las curvas obtenidas para la inversión de porosidad total y vulgar, los resultados obtenidos para el pozo Colliver 16 se muestran en la Figura 63.

Es importante destacar que los valores obtenidos para la capacidad de almacenamiento de CO₂ fueron obtenidos con base en la Ecuación 30 pero sin considerar un volumen, lo anterior considerando que en el presente estudio solo se cuenta con datos de pozos y para suponer un volumen se requiere un estudio más detallado que permita obtener el volumen del yacimiento.

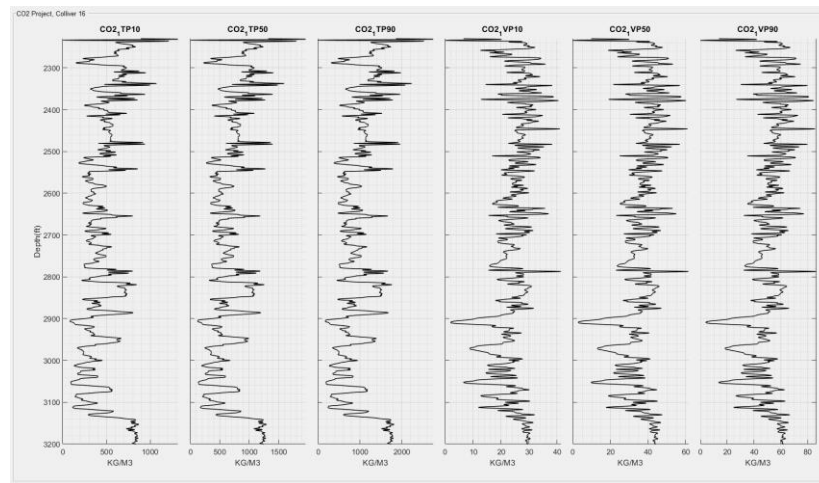


Figura 63 Volúmenes de CO₂ comparados entre eficiencia del yacimiento y por tipo de porosidad para el pozo Colliver 16

6.3.2 Pozo Dumler No. 22

El segundo pozo se encuentra más alejado del pozo que sirvió para el entrenamiento de la RNA, el proceso seguido fue el mismo que en el caso del pozo Colliver 16, mostrado en la Figura 64 se muestran los registros sintéticos obtenidos por la predicción de la RNA, en la Figura 65 se encuentran las porosidades obtenidas de la inversión y en la Figura 66 el cálculo de la capacidad de almacenamiento geológico de CO₂.

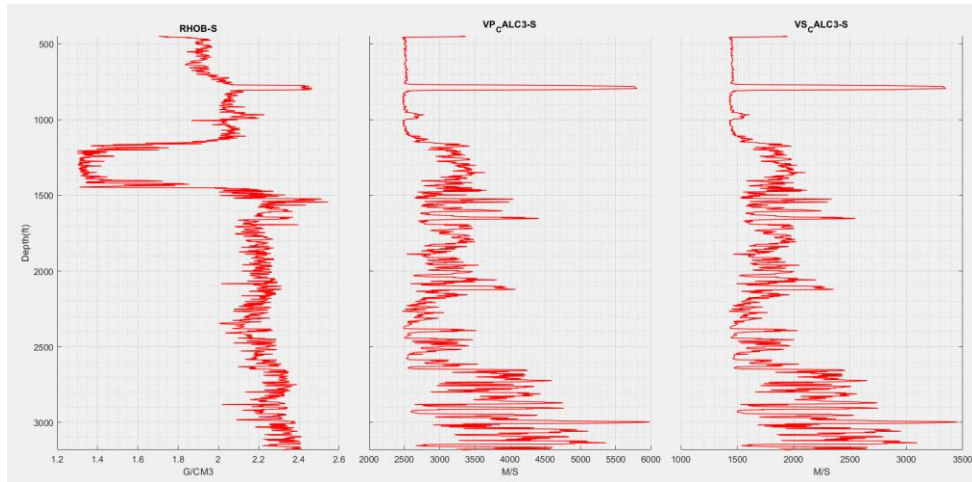


Figura 64 Registros sintéticos del pozo Dumler No. 22

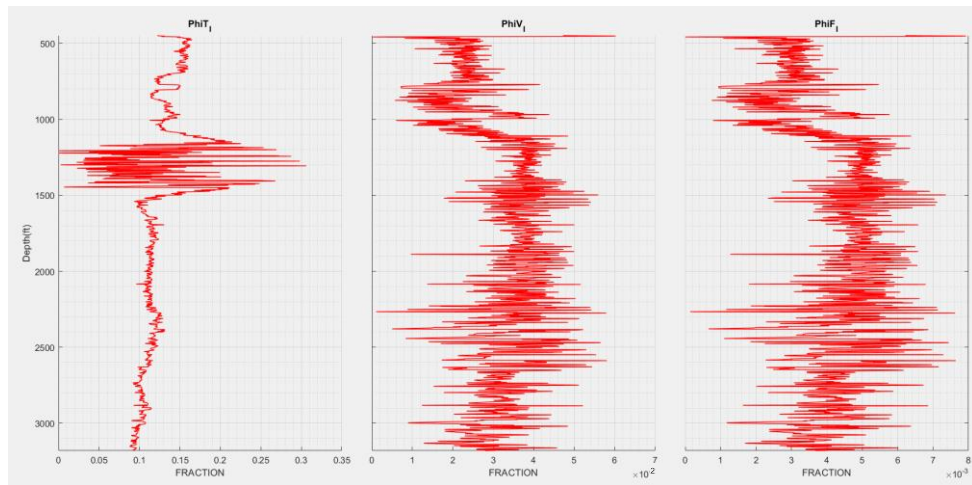


Figura 65 Porosidad del pozo Dumler No. 22

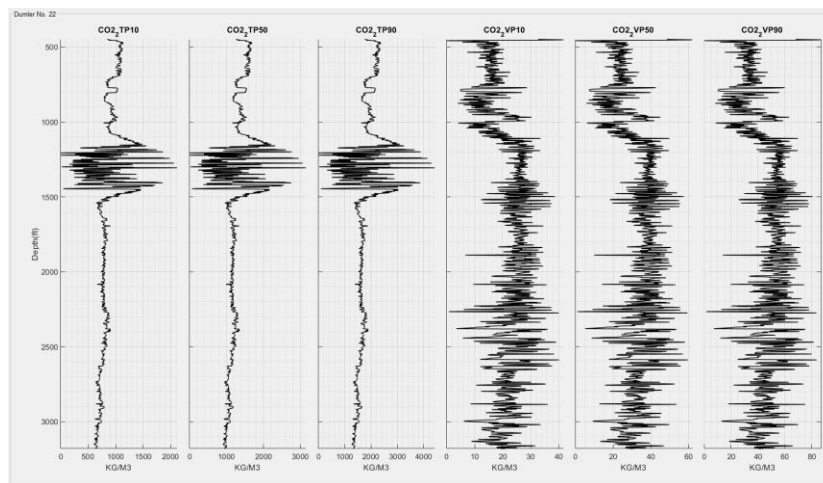


Figura 66 Capacidad de almacenamiento de CO₂ del pozo Dumler No. 22

6.3.3 Pozo SB No.1

Para el pozo SB No.1 se siguió el mismo procedimiento de los pozos Colliver 16 y Dumler No. 22, los resultados para el pozo SB No.1 se muestra en la Figura 67 (registros sintéticos propios del pozo), Figura 68 (porosidades obtenidas por la inversión) y la Figura 69 donde se observan los cálculos para la capacidad de almacenamiento de CO₂.

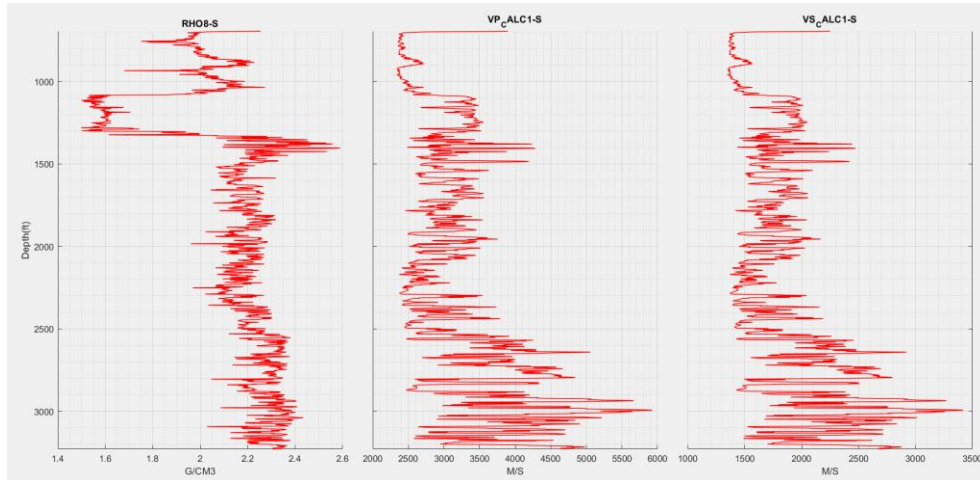


Figura 67 Registros sintéticos del pozo SB No.1

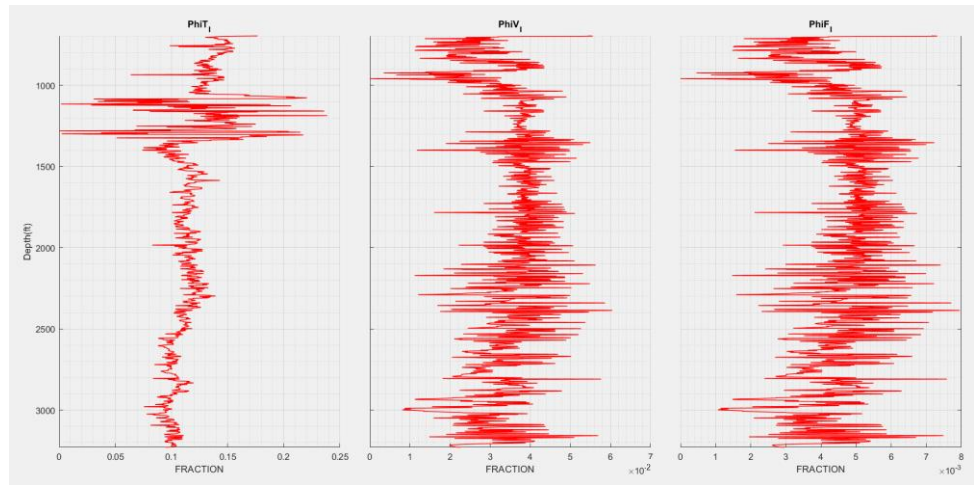


Figura 68 Porosidades del pozo SB No.1

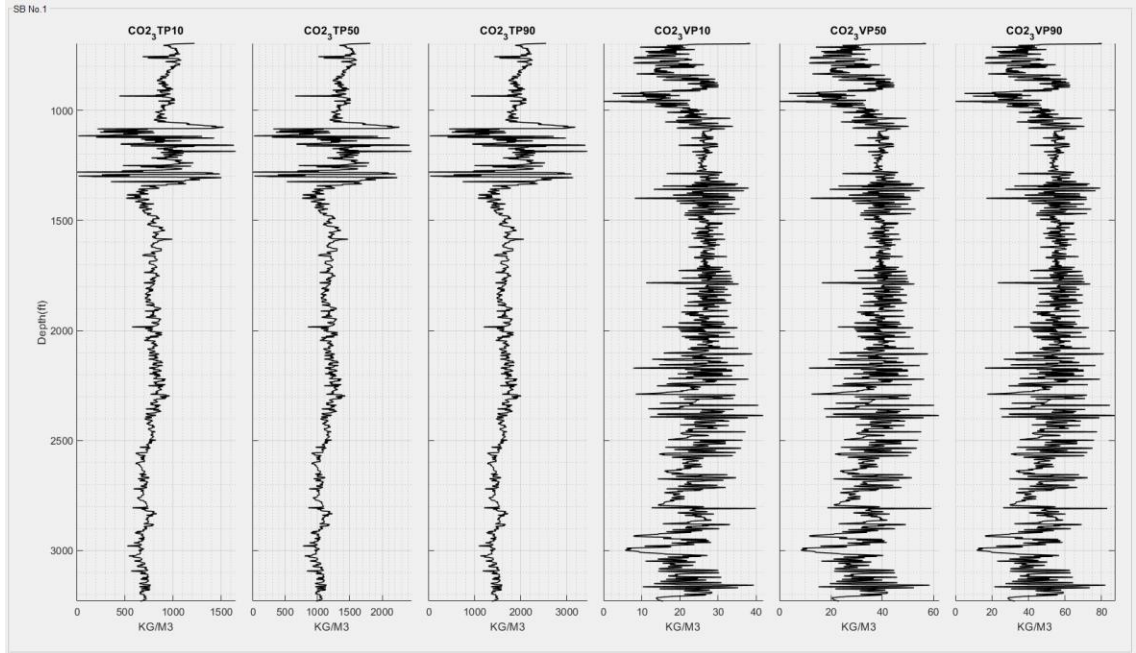


Figura 69 Capacidad de almacenamiento de CO₂ del pozo SB No.1

El análisis de lo obtenido en el estudio de caso puede ser consultado en la sección de Resultados, sin embargo, se destaca que al seguir el flujo de trabajo propuesto se obtienen resultados para realizar una primera aproximación acerca de zonas con las características apropiadas para una posterior aplicación de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂.

Resultados

Cabe destacar que el estudio de caso no tiene como objetivo primordial dar una solución definitiva al problema que supone la búsqueda de zonas potenciales para aplicar métodos de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂, más bien su objetivo principal es observar los alcances y limitantes que el software presenta a partir de la interpretación de datos reales, lo anterior conlleva a que en este apartado de resultados se aborda primero lo referente al funcionamiento del software y la inclusión de las Redes Neuronales Artificiales en el proceso de interpretación de Registros Geofísicos de Pozo para posteriormente analizar lo obtenido.

En primera instancia, el software brinda una opción accesible y de libre uso para la comunidad estudiantil del Instituto Politécnico Nacional que incluye los módulos necesarios para la interpretación convencional de RGP hasta un modelo mineralógico simple, en el mismo sentido el módulo para el cálculo de la capacidad de almacenamiento geológico de CO₂ ofrecido en el software “PetroLearning”, no requiere de herramientas adicionales. Por otra parte, para el caso específico de la aplicación de las RNA es necesario contar con el espacio de trabajo en el que se encuentra diseñado.

A través de la RNA empleada, y considerando que se realizaron diversas pruebas en búsqueda de los mejores parámetros, las diversas iteraciones realizadas nos ayudaron a encontrar la combinación idónea para obtener los mejores resultados en función del equipo de cómputo disponible y la necesidad de realizar cálculos en tiempos cortos. Lo anterior, generó un algoritmo idóneo que permite emplearse como primera aproximación para conocer la capacidad de almacenamiento de CO₂.

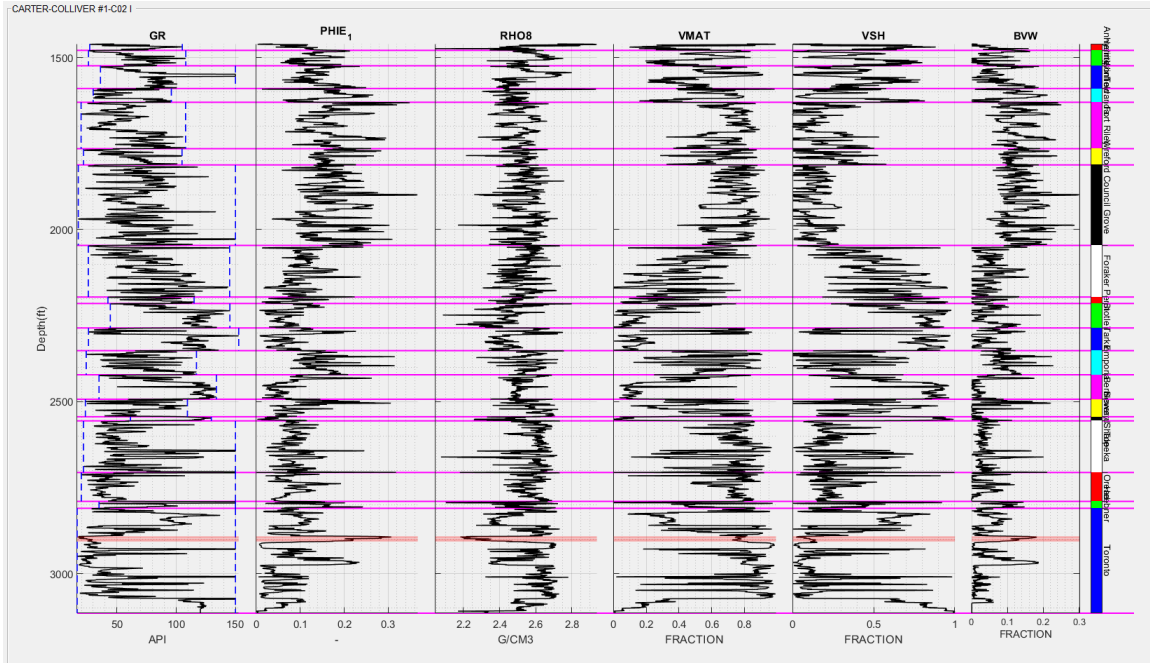


Figura 72 Zonas de paga del pozo CARTER-COLLIVER #1-C02 (Valores de corte $V_{sh} < 35\%$, $PHIE > 15\%$ y $Sw < 50\%$)

Se observa que las zonas de paga son muy reducidas y se encuentran dentro de la formación Toronto, aunque para el primer caso registrado en la Figura 71 se distinguen varias zonas que podrían contener hidrocarburos, permitiendo un mayor número de posibilidades, dado lo anterior se recomienda un estudio más a detalle. Con respecto a la aplicación del software se aprecia que permite el cumplimiento del flujo de trabajo de interpretación, obteniendo como resultado datos de mineralogía y dándonos la opción de señalar zonas de paga en función de características que el usuario crea son las adecuadas.

Para el caso de los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1, se interpretó la información en los archivos .las y así dar pie a los resultados que a continuación se comentan. Para el pozo Colliver 16 se realizó la interpretación de los datos que generaron la mineralogía simple mostrada en la Figura 73 y en la Figura 74 esta última con los valores de corte propuestos para los cuatro pozos del estudio de caso.

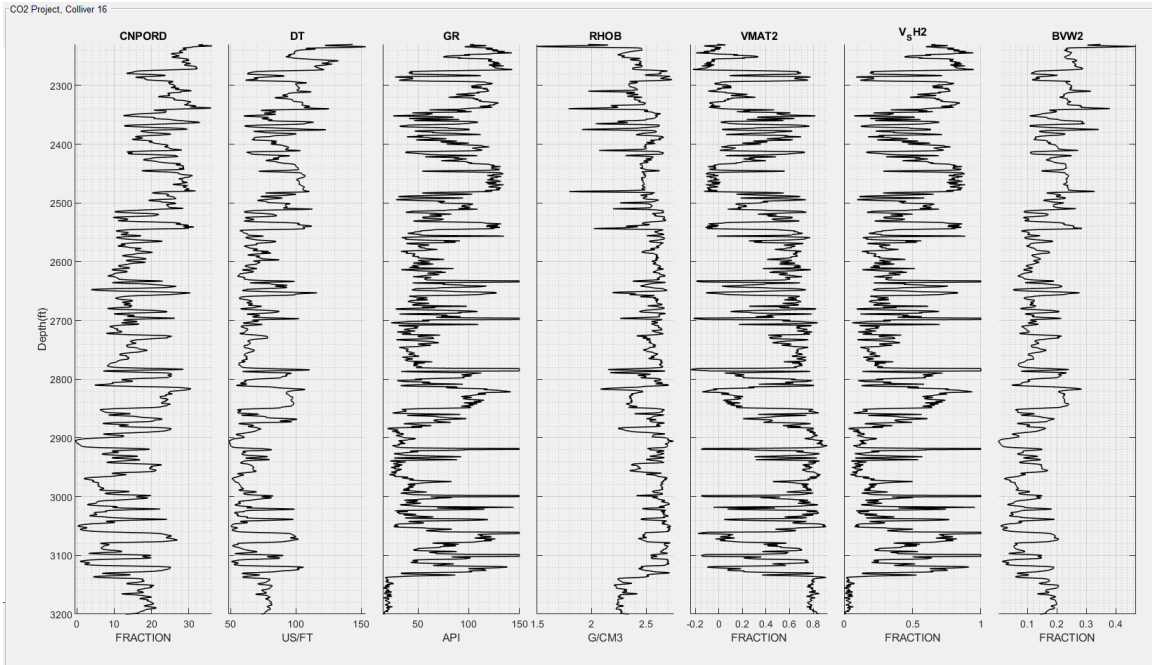


Figura 73 Interpretación de los registros en el pozo Colliver 16

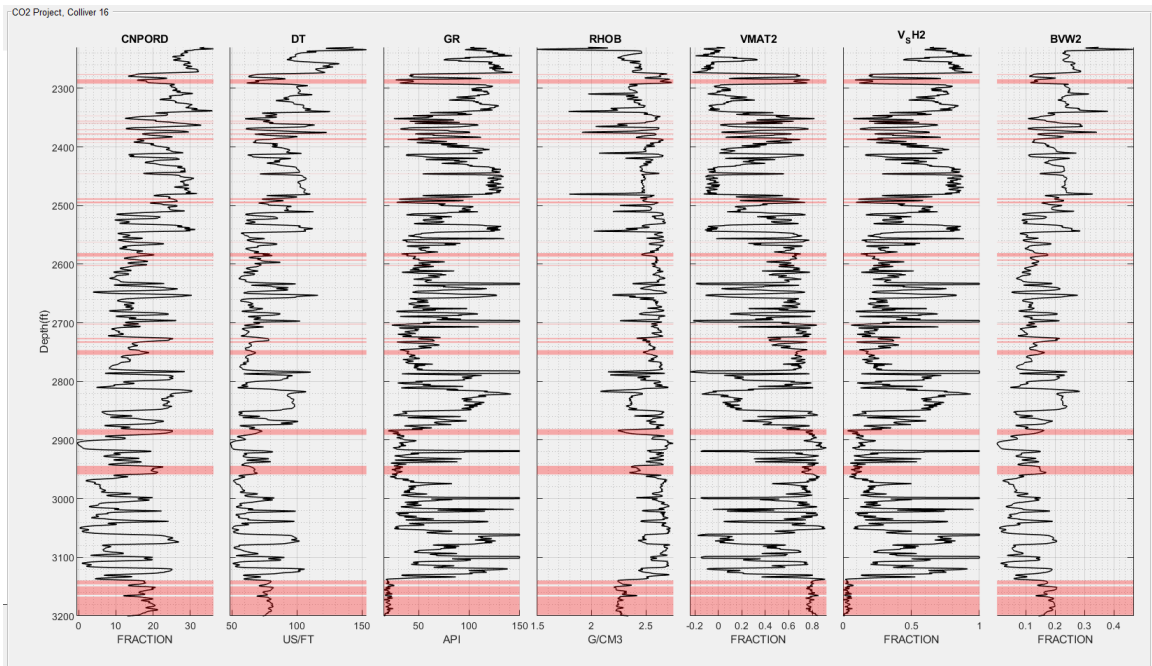


Figura 74 Zonas de paga del pozo Colliver 16 (Valores de corte $V_{sh} < 35\%$, $PHIE > 15\%$ y $Sw < 50\%$)

Al realizar la inversión de los datos se calcularon valores de capacidad de almacenamiento de CO_2 , que si señalamos junto con los valores de corte propuestos

podemos observar zonas que potencialmente son aptas para contener hidrocarburos y presentan relativamente valores altos de capacidad de almacenamiento. En la Figura 75 se observa lo descrito.

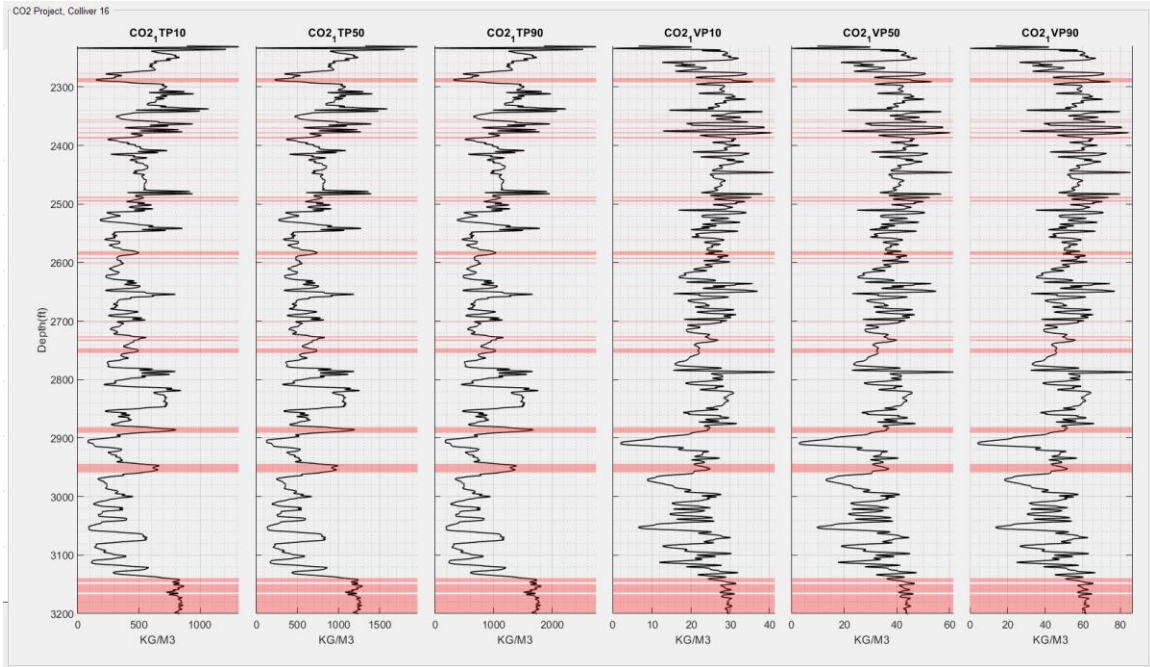


Figura 75 Zonas de paga del pozo Colliver 16 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO₂

En la Figura 75 se observa que en la parte baja del pozo en las profundidades aproximadas de entre 3100 y 3200 pies podemos localizar un área extensa que cumple con los criterios para poder ser propuesta en posteriores estudios de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂, a otra área importante se le ha hecho un acercamiento ilustrado en la Figura 76 (entre las profundidades de 2950 y 2880 pies) que presenta áreas de oportunidad con valores considerables en la capacidad de almacenamiento.

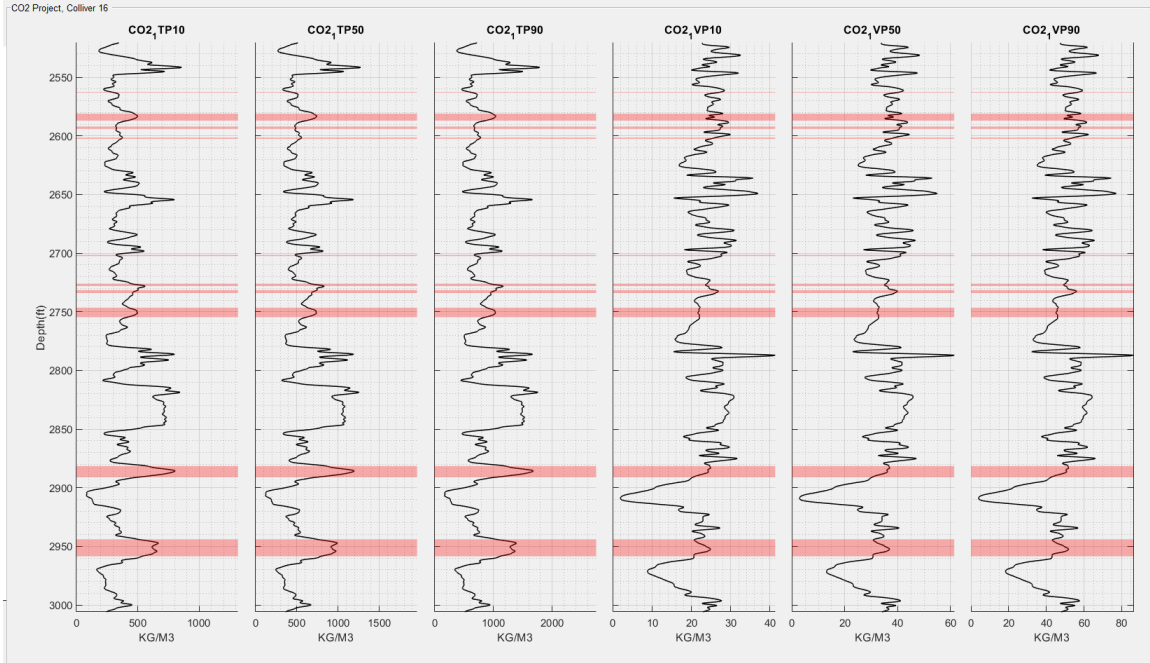


Figura 76 Zoom a las áreas de interés del pozo Colliver 16

Con respecto al pozo Dumler No. 22 en la Figura 77 se encuentran las curvas obtenidas de la interpretación de los datos disponibles y en la Figura 78 las zonas de paga identificadas, es importante señalar que en los datos con los que se contaba existen intervalos de profundidad con datos que parecen no ser de calidad como es el caso de las curvas de tiempo de tránsito, rayos gamma y porosidad neutrón que entre los 700 y 800 pies presentan variaciones que pueden afectar la correcta interpretación. En el caso de la curva de densidad se encuentra un caso similar en el mismo intervalo y uno más notorio en el intervalo de entre 1200 y 1500 pies, dato muy importante ya que la curva de densidad es sumamente importante para la inversión de los datos.

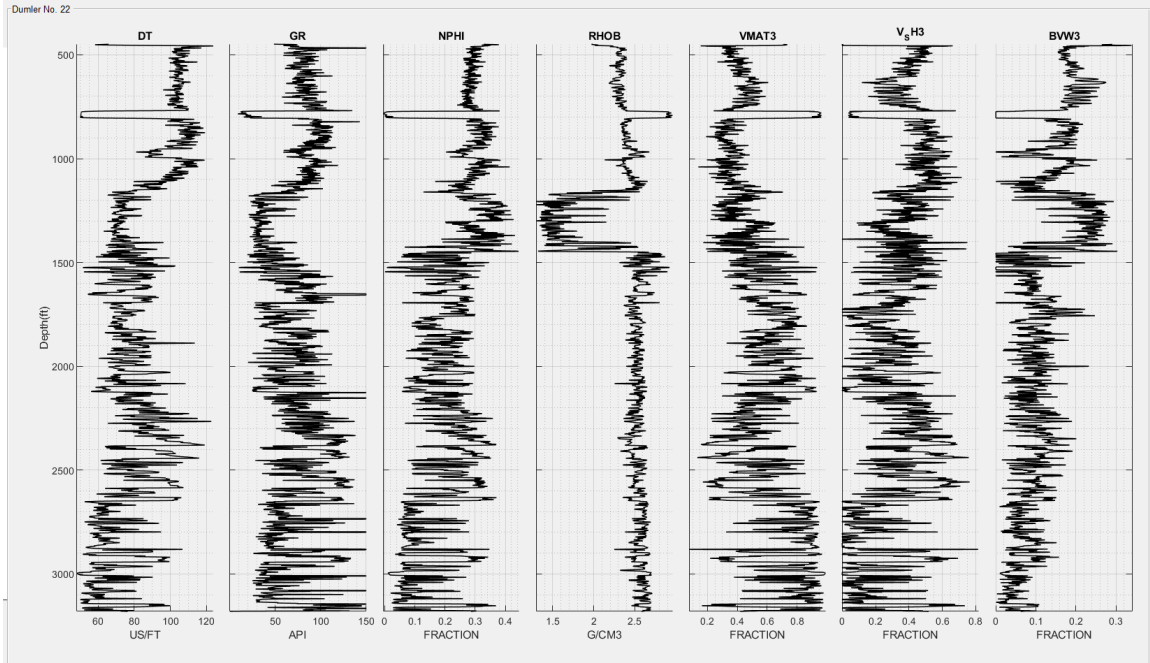


Figura 77 Interpretación de los registros en el pozo Dumler No.22

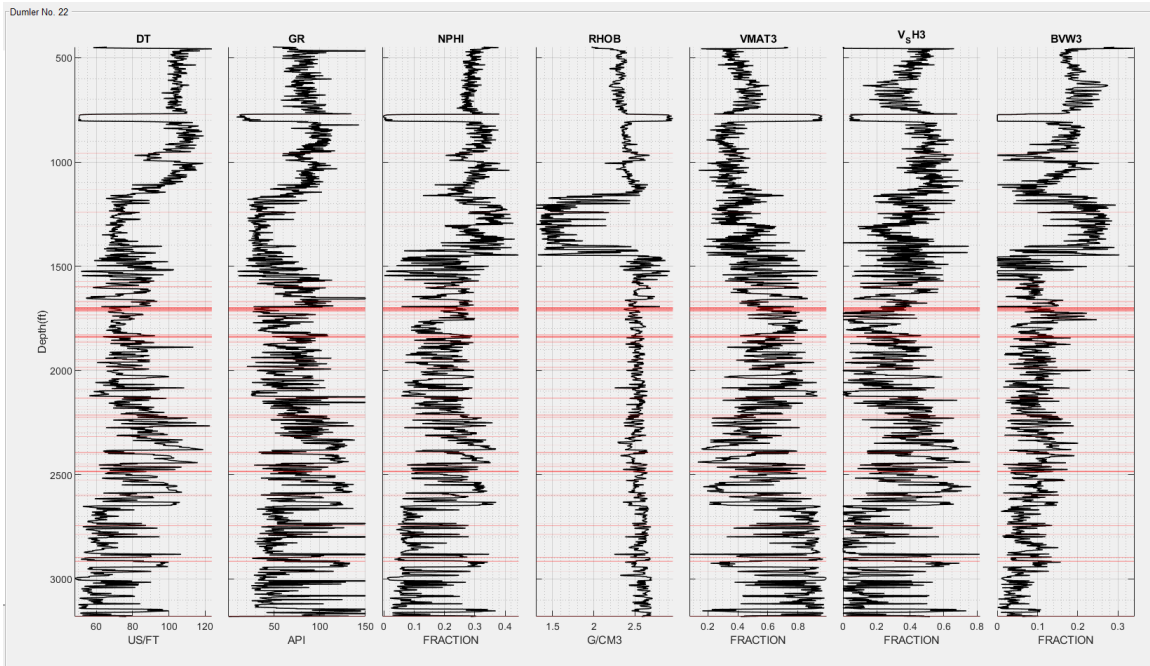


Figura 78 Zonas de paga del pozo Dumler No. 22 (Valores de corte $V_{sh} < 35\%$, $PHIE > 15\%$ y $Sw < 50\%$)

Con los datos obtenidos de la inversión se efectuó el cálculo de la capacidad de almacenamiento de CO_2 , sin embargo como puede analizarse de la Figura 79 el resultado

no parece muy confiable, lo anterior dado que los métodos utilizados para la inversión se ven afectados directamente por los datos de entrada y como ya se mencionó en el párrafo previo, las curvas con las que se contaba presentan valores anormales en el mismo intervalo que las curvas en la Figura 79, dado lo anterior aunque el programa cumplió con su propósito se requiere un estudio más detallado que permita solucionar los problemas comentados, algo que no se encuentra dentro de los alcances del software PetroLearning por el momento.

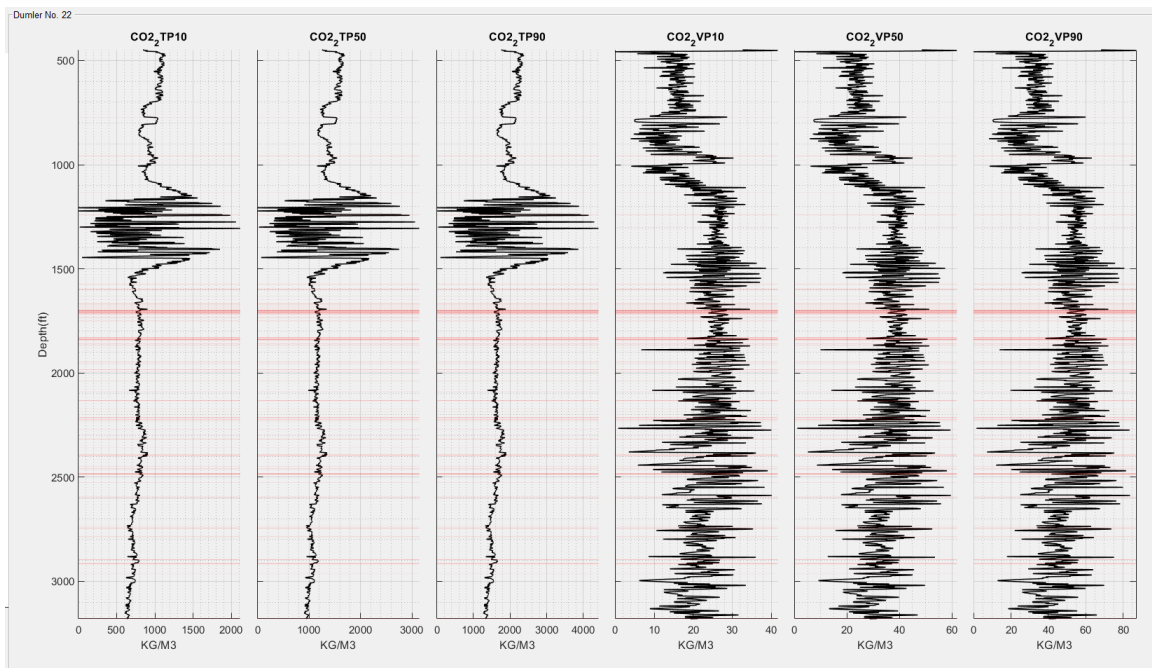


Figura 79 Zonas de paga del pozo Dumler No. 22 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO₂

En el pozo SB No.1 se puede apreciar en la Figura 80 que la curva de densidad presenta una tendencia que se mantiene a lo largo del pozo en el valor de 2.5 g/cm³, aunque en el intervalo de entre los 1100 y 1300 pies presentan valores bajos, lo anterior supone una baja calidad del dato que afecta los resultados de la inversión y en consecuencia el resultado de la capacidad de almacenamiento.

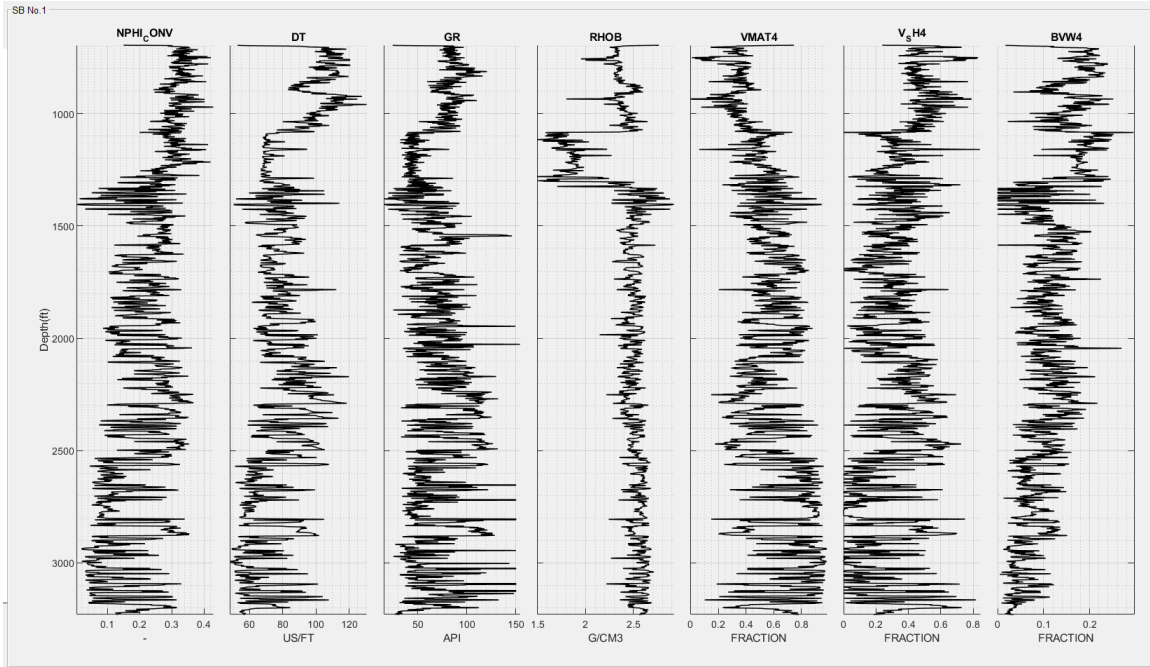


Figura 80 Interpretación de los registros en el pozo SB No. 1

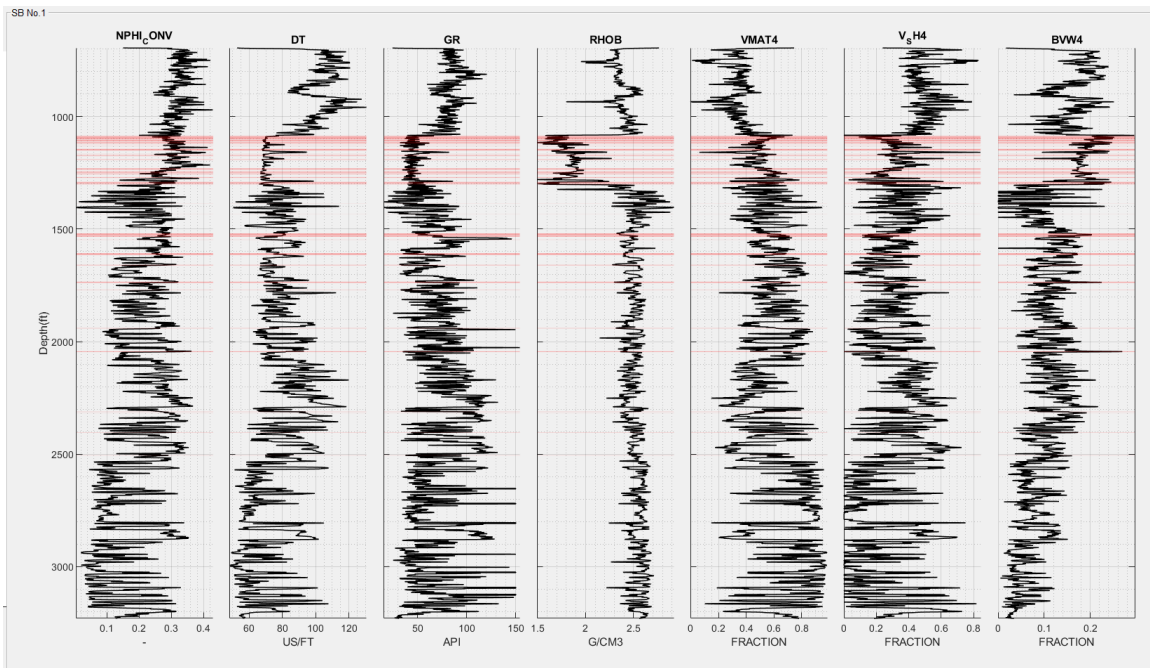


Figura 81 Zonas de paga del pozo SB No. 1 (Valores de corte $V_{sh} < 35\%$, $PHIE > 15\%$ y $Sw < 50\%$)

Conforme a lo señalado en el párrafo previo se menciona que aunque en la Figura 82 se pueda apreciar que las zonas de paga se encuentran en valores relativamente altos de

capacidad de almacenamiento de CO₂, no se puede llegar a una conclusión positiva que estas zonas sean propensas a ser evaluadas para procesos de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂, lo anterior por la baja confiabilidad del dato en consecuencia de que los datos de entrada no son de buena calidad y esto afecta el proceso seguido.

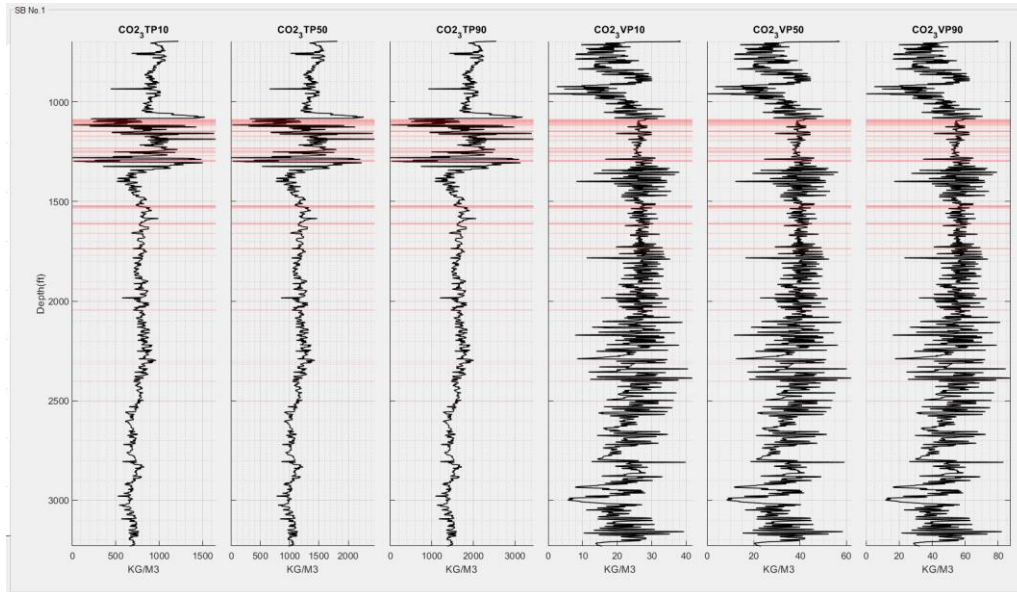


Figura 82 Zonas de paga del pozo SB No. 1 sobre los datos de capacidad de almacenamiento de CO₂

Al analizar los resultados de la evaluación de los pozos Colliver 16, Dumler No. 22 y SB No.1 se puede concluir que el software PetroLearning permite realizar un flujo de interpretación de RGP básico y que este sea aplicado en un proceso de inversión mediante RNA que permita calcular la capacidad de almacenamiento de CO₂, sin embargo, en el estudio de caso, solo el pozo Colliver 16 mostró valores que permiten concluir que hay zonas aptas para evaluar la aplicación de procesos de Recuperación Mejorada mediante inyección de CO₂. Por su parte los pozos Dumler No. 22 y SB No.1 no permitieron llegar a resultados concluyentes dado que el método utilizado en este proyecto presenta limitantes para dar solución a problemas como los presentados en los pozos en comentario.

Aunque no se ha realizado una completa evaluación de las posibilidades de aplicar el método de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂, es importante destacar que con los datos obtenidos por el software (considerando las limitantes ya analizadas previamente) y bajo la correcta correlación de los datos se puede llegar a un análisis que defina áreas potenciales, cumpliendo así con el objetivo del proyecto bajo ciertas limitantes que rebasan los alcances planteados.

Conclusiones y recomendaciones

Se destaca que las RNA son un método plenamente matemático lo cual puede generar discrepancias con el contexto geológico en el que son aplicadas, sobre todo en presencia de geología compleja, debido a esto, es recomendable recopilar y analizar información geológica adicional que ayude a llevar a cabo un control de calidad extra de los resultados arrojados por la RNA.

A pesar de las limitaciones visuales, se considera que el software propuesto cumple con las características básicas para usarse en la visualización e interpretación convencional de Registros Geofísicos de Pozo, destacando que los módulos relacionados no requieren de una herramienta adicional y por lo tanto se asegura el libre acceso al software para este propósito. Sin embargo, para el caso del módulo de inversión incluido si es necesario disponer del entorno en el que fue desarrollado, lo anterior supone un reto para mejoras en el software.

El esquema de trabajo planteado permite seguir un flujo que tiene como objetivo aproximar al usuario con el método de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂ al utilizar los resultados de la inversión petrofísica con Redes Neuronales en el cálculo de la capacidad de almacenamiento de CO₂.

La simplicidad del lenguaje empleado, permiten que agregar nuevos módulos de interpretación sea tarea sencilla y rápida, como por ejemplo se sugiere que en futuros trabajos se añada un módulo para el cálculo de mineralogía compleja.

El entorno en el que se diseñó es amigable para la presentación del software, pero presenta ciertas limitantes que generan incertidumbre en los resultados obtenidos por lo que se sugiere migrar el código a un lenguaje de programación libre para optimizar el

rendimiento, evitar las dependencias de software y crear una RNA que no se base en algoritmos prediseñados.

El modelo de inversión, al encontrarse totalmente ligado a los parámetros de entrada, es propenso a mostrar irregularidades que pueden ser relacionadas tanto con una geología compleja como con errores humanos al interpretar el pozo de entrenamiento, así mismo su similitud con la geología del yacimiento se encuentra ligada a la distancia existente entre pozos y la homogeneidad del medio, por lo que se recomienda que los resultados siempre sean comparados con un modelo petrofísico más robusto que incluya otros parámetros como anisotropía del medio. Así mismo, se cree que es posible definir una ecuación objetivo que ayude a delimitar mejor los parámetros.

Del lado de las posibles mejoras en el software, se recomienda añadir un módulo que permita cargar información de modelos petrofísicos como método de calibración de la RNA y agregar módulos que lleven directamente al método de Recuperación Mejorada de Aceite mediante inyección de CO₂.

De igual forma se recomienda que se introduzcan la mayor cantidad posibles de datos, ya que, si bien no son necesarios para llevar a cabo el flujo de trabajo de forma correcta, si ayudan a limitar el error que puedan tener los parámetros obtenidos mediante las RNA.

Finalmente, y como parte del proceso de análisis del software, éste se puso en práctica con datos reales, sin embargo, para poder evaluar a mayor detalle los alcances se sugiere que se realicen prueba con pozos en campos diferentes, con diversos tipos de geología, bajo condiciones variables y con un mayor detalle en la interpretación de los

registros que se puedan disponer, con el objeto de evaluar su funcionamiento en situaciones que no simuladas en este trabajo.

Es importante destacar que, como cualquier método matemático, es imposible encontrar un modelo único, esto nos lleva a encontrar diferentes metodologías en la literatura. En la mayoría de los casos, la elección entre una u otra no se centra por completo en la metodología per se, sino que se incluyen diferentes aspectos, como la cantidad de información disponible y el poder de cómputo. Para esta metodología se propuso el uso de un pozo para realizar el entrenamiento debido a la capacidad de procesamiento a nuestro alcance, pero recomendable realizar diferentes pruebas incluyendo dos o más pozos, en busca de mejorar los resultados arrojados por la RNA, así como modificar el diseño de esta, variando los valores de los diferentes parámetros.

Referencias

- AEI CHG. (2002). Opportunities for early application of CO₂ sequestration technologies, report PH4/10, Sept. 2002, IEA Greenhouse Gas R&D Programme. Cheltenham, UK.
- Aïfa, B., & Baddari, K. (2014). Neuro-fuzzy system to predict permeability and porosity from well log data: A case study of Hassi R'Mel gas field. *Journal of Petroleum Science and Engineering*.
- Akinyokun, O. C. (2009). Well Log Interpretation Model for the Determination of Lithology and Fluid Contents. *The Pacific Journal of Science and Technology*.
- Al-Mjeni, R., Arora, S., Cherukupalli, P., Wunnik, J., Edwards, J., Felber, J. B., Gurpinar, O., Hirasaki, G. J., Miller, C. A., Jackson, C. Kristensen, M. R., Lim, F. y Rumamoorthy, R. (2010). ¿Llegó el momento para la tecnología EOR? Obtenido de *Schlumberger Oilfield Review* (pág. 16-35). Volumen 22. Número 4.
- Aquino Ambrosio (2015). Inversión Conjunta de Registros de Pozos para la Evaluación en Formaciones Areno-Arcillosas Anisótropas. Tesis para obtener el grado de doctorado. IMP
- Aquino Ambrosio (2015). Registros Geofísicos de Pozos, Escuela Superior de Ingeniería y Arquitectura, IPN.
- Aquino Ambrosio (2017). Taller de base Teórica de Formaciones Carbonatadas, Escuela Superior de Ingeniería y Arquitectura, IPN.
- Arteaga Cardona, M., Rodríguez de la Garza, F., & Báez Marin, I. (2015, octubre). Inyección de bióxido de carbono en el campo Brillante. *Ingeniería Petrolera*, 55(10), 608-623.

- Arzuman, S. (2009). Comparison of geostatistics and artificial neural networks in reservoir estimation. Tesis doctoral, Escuela de Ciencias Naturales y Aplicadas de la Universidad Técnica de Oriente Medio.
- Avalos Torres, H. (2013). Análisis petrofísico en yacimientos compactos; porción central del paleocañón de Chicontepec. Tesis para obtener el grado de maestría. UNAM
- Ayala Martín, C. A., & García-Yela, C. C. (2010). Methodology to design of synthetic sonic log (SSL), using artificial neural networks. Colorado field application. Bucaramanga, Colombia: Ciencia, Tecnología y Futuro.
- Banco Mundial sección Latinoamérica y el Caribe. (2016). United Mexican States MX TF Carbon Capture, Utilization and Storage Development in Mexico: Combining CO2 Enhanced Oil Recovery with Permanent Storage in Mexico. Reporte Final, Washington, DC.
- Berryman, J. (1980). Long wavelength propagation in composite elastic media, J. Acoust. Soc. Am., 68.
- Bhatt, A. (2002). Reservoir properties from well logs using neural networks. Tesis doctoral, Universidad Noruega de Ciencia y Tecnología, Departamento de Ingeniería Petrolera y Geofísica Aplicada, Noruega.
- Calzada Elorza, D. G. (2016). Ventajas en la recuperación secundaria de yacimientos de Hidrocarburos, caso: CO2 y nanotecnología. Tesis para obtener el título de Maestro en Geociencias y Administración de Recursos Naturales del Instituto Politécnico Nacional. D.F., México.

- Castro Castañeda, L. F. (2013). Inyección de CO₂ como método de recuperación mejorada. Tesis para obtener el título de Ingeniero Petróleo de la Universidad Nacional Autónoma de México. Ciudad Universitaria, D.F., México.
- Chamwudhiprecha, N., & Blunt, M. (2012). Carbon Dioxide Storage Potential in the North Sea. International Petroleum Technology Conference. Bangkok.
- Choquette, P. W. y Pray, L. C. (1970). Geologic nomenclature and classification of porosity in sedimentary carbonates, AAPG Bulletin, 54
- Coconi Morales, E. (2017). Tecnología de Captura, Uso y Almacenamiento de CO₂ (CCUS) con Registros Geofísicos de Pozos. Ciudad de México: Academia de Ingeniería México.
- Departamento de Energía de Estados Unidos. (2017). Carbon Dioxide Enhanced Oil Recovery. Informe Primer, Laboratorio Tecnológico de Energía Nacional, Estados Unidos.
- Dyos, C. J. (1987). Inversion of the induction log by the method of maximum entropy. SPWLA 28th Annual Logging Symposium.
- Frenkel, M. et al. (1999). Joint inversion processing method for resistivity and acoustic well log data US Patent 5,870,690.
- Gao, G.-Z., y Torres-Verdín, C. (2003). Fast inversion of borehole array induction data using an inner-outer loop optimization technique, 44th SPWLA Annual Logging Symposium, Paper TT.
- Hernández Vargas, I. (2016). Captura y almacenaje de CO₂ y su viabilidad como proceso de recuperación mejorada de petróleo. *Tesis para obtener el título de Ingeniero*

Químico de la Universidad Nacional Autónoma de México. Ciudad Universitaria, D.F., México.

Hosseini, S. (2017). *Geologic Storage of CO₂ in Saline Aquifers Short Course. Parte del Programa Especializado de en CCUS de la Secretaria de Energía y la Jackson School of Geosciences. Ciudad de México, México.*

Instituto Mexicano del Petróleo. (2005). *Propuesta técnico-económica: Selección y validación a escala de laboratorio de procesos de recuperación mejorada miscible, térmico o químico para yacimientos del activo integral Poza Rica- Altamira. México.*

IPCC. (2005). *IPCC Special Report on Carbon Dioxide Capture and Storage.*

IPCC. (2005). *La captación y el almacenamiento de dióxido de carbono: Resumen para responsables de políticas. Informe producido por el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. ISBN 92-9169-319-7*

IPCC. (2007). *Intergovernmental Panel on Climate Change WGII Fourth Assesment Report, Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability Working Group. Intergovermental Panel on Climate Change Fourth Assesment Report. Bruselas.*

Jablonowski, C., & Singh, A. (2010). *A Survey of CO₂-EOR and CO₂ Storage Project Costs. SPE International Conference on CO₂ Capture, Storage and Utilization in New Orleans. Nuevo Orleans, Louisiana, EEUU.*

Juárez Gil, V. R. (2006). *Explotación de yacimientos de CO₂. Tesis para obtener el título de Ingeniero Petróleo de la Universidad Nacional Autónoma de México. Ciudad Universitaria, D.F., México.*

Kazatchenko, E., et al. (2004). *Application of petrophysical inversion of well logs for pore-system characterization of South Florida aquifer.*

- Kazatchenko, E., et al. (2007). Joint inversion of conventional well logs for evaluation of double-porosity carbonate formations. *Journal of Petroleum Science & Engineering*.
- Kazatchenko, E., Markov, M., Mousatov, A., Pervago, E., (2006). Simulation of the electrical resistivity of dual-porosity carbonate formations saturated with fluid mixtures. *Petrophysics* 47
- L.A. Tabarovsky, M.B. Rabinovich (1998). Real time 2D inversion of induction logging data. *J. Appl. Geophys.*, 38
- Lake, L. W. (1992). A Niche for Enhanced Oil Recovery in the 90's.
- Lashin, A. (2005). Reservoir parameter estimation using well logging data and production history of the Kaldárholt geothermal field, S-Iceland. Facultad de Ciencias de la universidad de Benha, Departamento de Geología, Egipto.
- LeCun, B., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*.
- Liu, Z. (2007). Joint inversion of density and resistivity logs for the improved petrophysical assessment of thinly bedded clastic rock formations, 48th SPWLA Annual Logging Symposium.
- Long, C., & Aminzadeh, F. (2016). Pseudo density log generation using artificial neural network. Anchorage, Alaska, USA: Society of Petroleum Engineers Western Meeting.
- Lopes, R., & Alípio, J. (2017). Mind the gap: a well log data analysis. Proceedings of the Workshop on Data Mining for Oil and Gas. Houston, Texas. USA.

- Mata, J. J. (2010). Procesos de recuperación mejorada viables a aplicar mediante un criterio de selección jerarquizado. Tesis para obtener el título de Ingeniero Petrolero de la Universidad Autónoma de México. Ciudad de México, México.
- Matías Galdea, C. P. (2015). Desarrollo de un software basado en el modelo de Koval modificado por Claridge para evaluar reservorios candidatos en Recuperación Mejorada con inyección de CO₂ miscible. Tesis para obtener el título de Ingeniero Petrolero de la Universidad Estatal Península de Santa Elena. La Libertad, Ecuador.
- McCulloch, W., & Pits, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*.
- Moctezuma Berthier, A. E. (2011). El reto de la Recuperación Mejorada de Hidrocarburos en México. Instituto Mexicano del Petróleo, México.
- Mohaghegh, S. (2005). Recent developments in application of artificial intelligence in Petroleum Engineering. *Journal of Petroleum Engineers*.
- Mohammad-Ali, A. (2014). Connectionist model predicts the porosity and permeability of petroleum reservoirs by means of petrophysical logs: Application of artificial intelligence. *Journal of Petroleum Science and Engineering*.
- Nelder, J. A. (1965). A simplex Method for function minimization. *Comput*. 7.
- Nelder, J., & Meed, R. (1965). Nelder-Mead (SImplex) Method. *Computer Journal*, 308-313. V. 7.
- Ozdemir, I. (2015). Synthetic well log generation for complex well architectures using artificial intelligence-based tools. Tesis de maestría, Universidad Estatal de Pensilvania, EUA, Pensilvania, EUA.
- Petróleos Mexicanos. (2009). Un siglo de perforación en México. Distrito Federal.

- Reynolds, J. (1997). An introduction to applied and environmental geophysics. Inglaterra.
- Rodríguez de la Garza, F., & Arana Ortiz, V. (2012). EOR as a Driver for CCS Projects in México. México.
- Rosenblatt, F. (1961). Principles of Neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain mechanisms. Nueva York: Armed Services Technical Information Agency.
- Sabido Alcántara, J. C. (2020). Curso Administración Integral de Yacimientos y Filosofía Regulatoria en México. Ciudad de México, México.
- Salehi, M. (2016). Estimation of the non-records logs from existing logs using artificial neural networks. Egypt. J. Petrol. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejpe.2016.11.002>
- Sánchez-Ramírez, J. et al. (2009). Field examples of the combined petrophysical inversion of gamma-ray, density, and resistivity logs acquired in thinly bedded clastic rock formations.
- Saráchaga Esteves, J. L. (2007). Oxy-Combustión aplicada a la Recuperación Mejorada de Petróleo (CO₂-EOR) en el Noreste Peruano. Tesis para obtener el título de Ingeniero Petroquímico de la Universidad Nacional de Ingeniería de Lima Perú. Perú.
- Schlumberger. (1989). Principios/aplicaciones de la interpretación de registros.
- Secretaria de Energía. (2011). Estado que guardan las tecnologías de Captura y Almacenamiento de Carbono y su aplicación en México. México: Gobierno Federal.
- Secretaria de Energía. (2014). Mapa de Ruta Tecnológica de CCUS en México. México: Gobierno Federal.

- Stergiou, C., & Siganos, D. (1996). Neural Networks. Imperial College of London, Departamento de Computación.
- Taber, J. J., Martín, F. D., & Seright, R. S. (1997, Agosto). EOR Screening Criteria Revisited Part. 1: Introduction to Screening Criteria and Enhanced Recovery Field Projects. Revista SPE, 189-196.
- Valdiviezo, O. C. (2013). Problema Inverso. En J. R. Sabag, Matemáticas Aplicadas a la Industria Petrolera. Ciudad de México, México: Reverte Ediciones.
- Watney, L., y Rush, J. (2012). Evaluating CO₂-EOR and CO₂ Storage Capacity in Kansas. Servicio Geológico de Kansas, Kansas, Estados Unidos.
- Widrow, B., & Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits.

ANEXOS

Anexo I. Manual del Software PetroLearning

manual de usuario.

PETRO LEARNING

Versión 1.0



Abriendo el software

Con apoyo del software Matlab abriremos el software “PetroLearning”, lo cual nos arrojará la ventana principal que será explicada conforme vayamos avanzando en el flujo de trabajo.

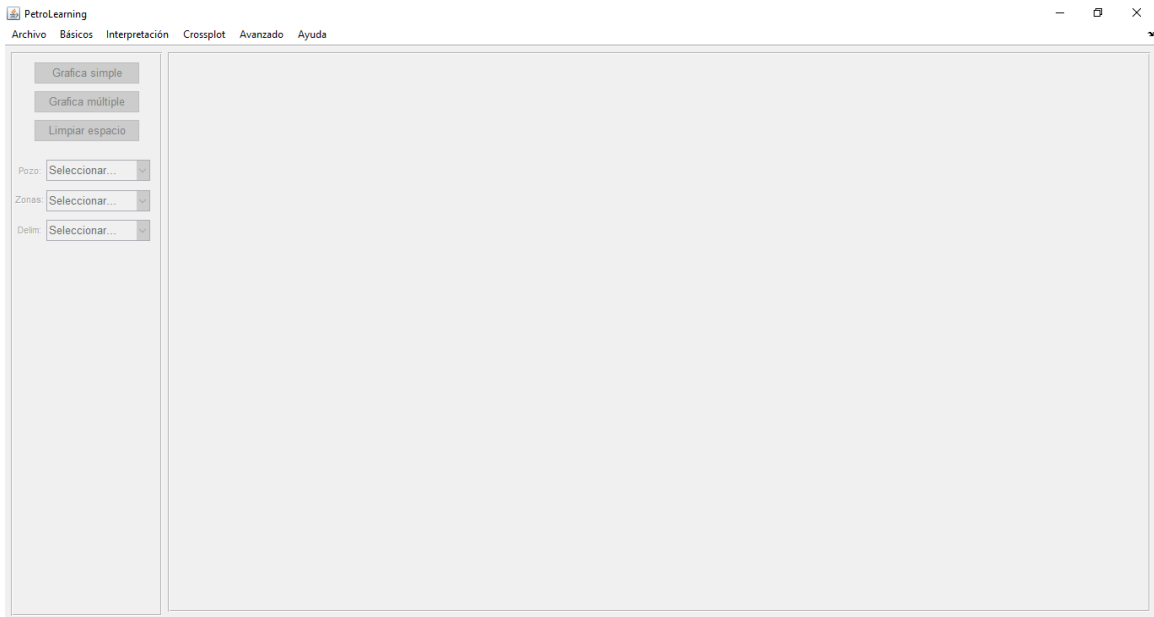


Figura 83 Ventana de inicio

Ventana principal

El software Petro Learning se conforma de una ventana principal desde donde podemos acceder a las funciones y herramientas que el software brinda. Principalmente distinguimos cinco (5) zonas de las que estaremos hablando a lo largo del manual, pero que en este apartado explicamos para el correcto entendimiento.

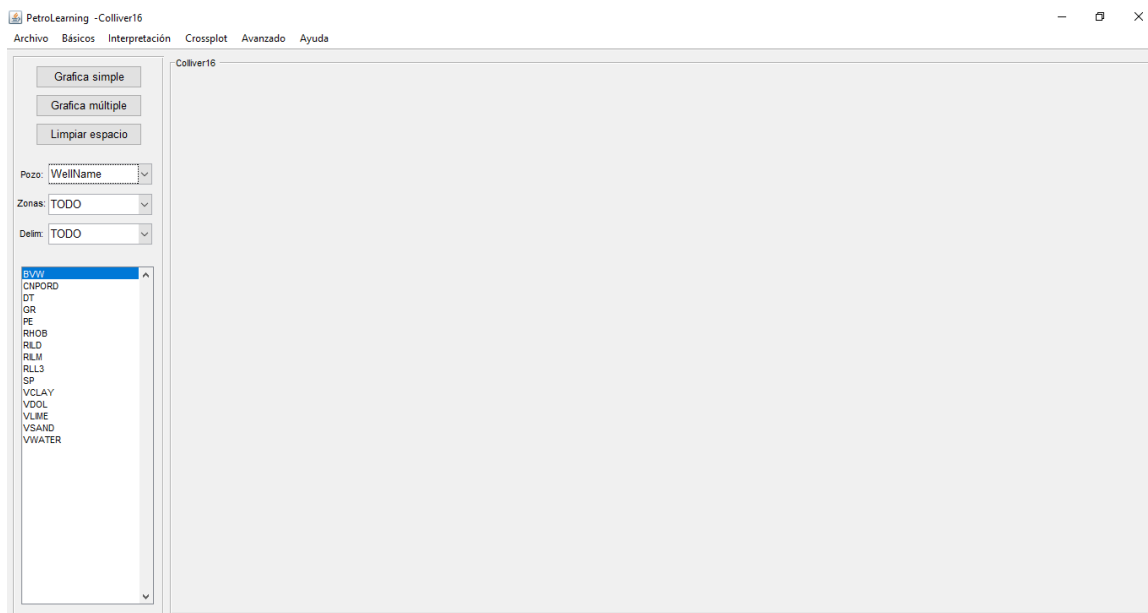


Figura 84 Ventana principal del software

En la parte superior se tiene la barra de menús con los siguientes menús:

- Archivo: Nos permite generar, crear y abrir proyectos y pozos, así como guardar y cerrar el proyecto realizado.
- Básicos: Engloba cálculos básicos tales como zonificación, resistividad de agua de la formación, de la curva de temperatura y la calculadora del software.
- Interpretación: Incluye los módulos propios de la interpretación, tales como obtención de porosidad, volumen de arcilla, saturación de agua y mineralogía básica.
- Crossplot: Incluye cuatro tipos de Crossplot que pueden realizarse.
- Avanzado: Incluye los módulos que permiten la inversión de Registros Geofísicos de Pozo y cálculo de volumen de CO₂.
- Ayuda: Permite acceder al manual del usuario.

Figura 85 Barra de menús.

En la parte izquierda tenemos en la parte superior las opciones que nos permiten graficar, explicadas posteriormente en Graficando Registros Geofísicos de Pozo.

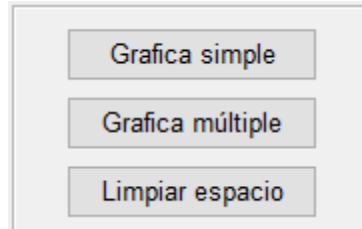


Figura 86 Botones para graficar Registros Geofísicos de Pozo

En la parte media tendremos la selección del pozo en el que trabajamos, las diferentes zonas y la delimitación considerando valores de corte.

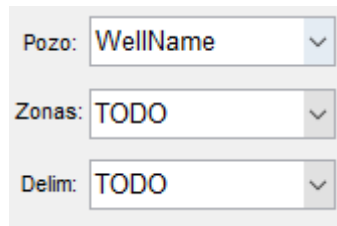
A vertical stack of three dropdown menu controls. Each control consists of a label on the left and a text box with a downward-pointing arrow on the right. The first control is labeled 'Pozo:' and has 'WellName' selected. The second is labeled 'Zonas:' and has 'TODO' selected. The third is labeled 'Delim:' and has 'TODO' selected.

Figura 87 Selección de criterio

En la parte baja encontraremos las diferentes curvas de los Registros Geofísicos de Pozo que el archivo .las tenía, así como los que se generen de los cálculos realizados dependiendo del pozo seleccionado.

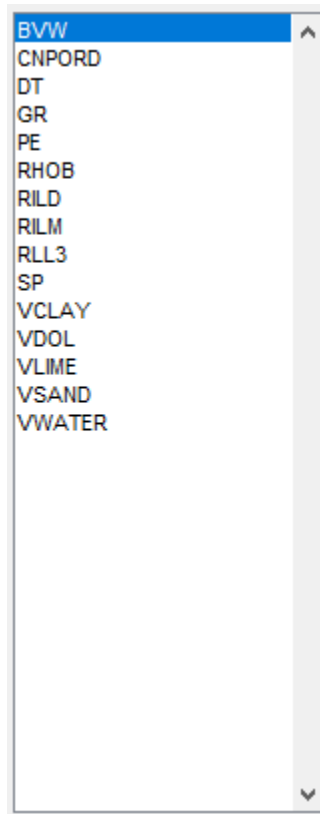


Figura 88 Curvas disponibles

Por último, en la parte central encontramos la zona donde se graficarán las curvas seleccionadas.

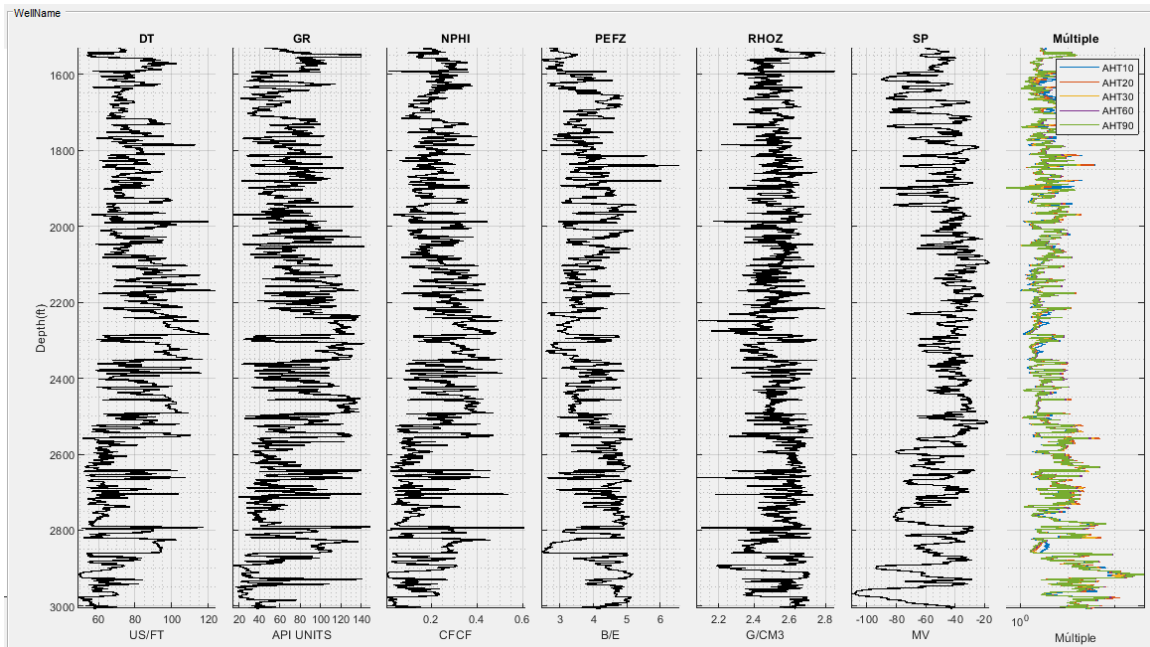


Figura 89 Zona de gráficas

Creando un Proyecto

Comenzamos un nuevo proyecto, para esto nos dirigimos al menú “Archivo”, seleccionamos la opción “Nuevo” y por último “Nuevo proyecto”. Lo anterior puede realizarse también presionando las teclas de Control “Ctrl” y “N” desde la pantalla de inicio.

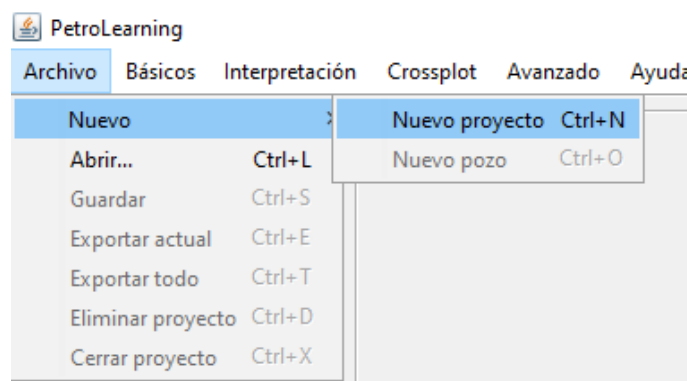


Figura 90 Menú "Archivo" para crear un Nuevo Proyecto

Lo anterior, nos mostrará el explorador, para lo cual seleccionamos la carpeta donde deseamos guardar el proyecto y le asignamos un nombre, en este caso le llamaremos “Man-1”. Este archivo tendrá una terminación “.mat”.

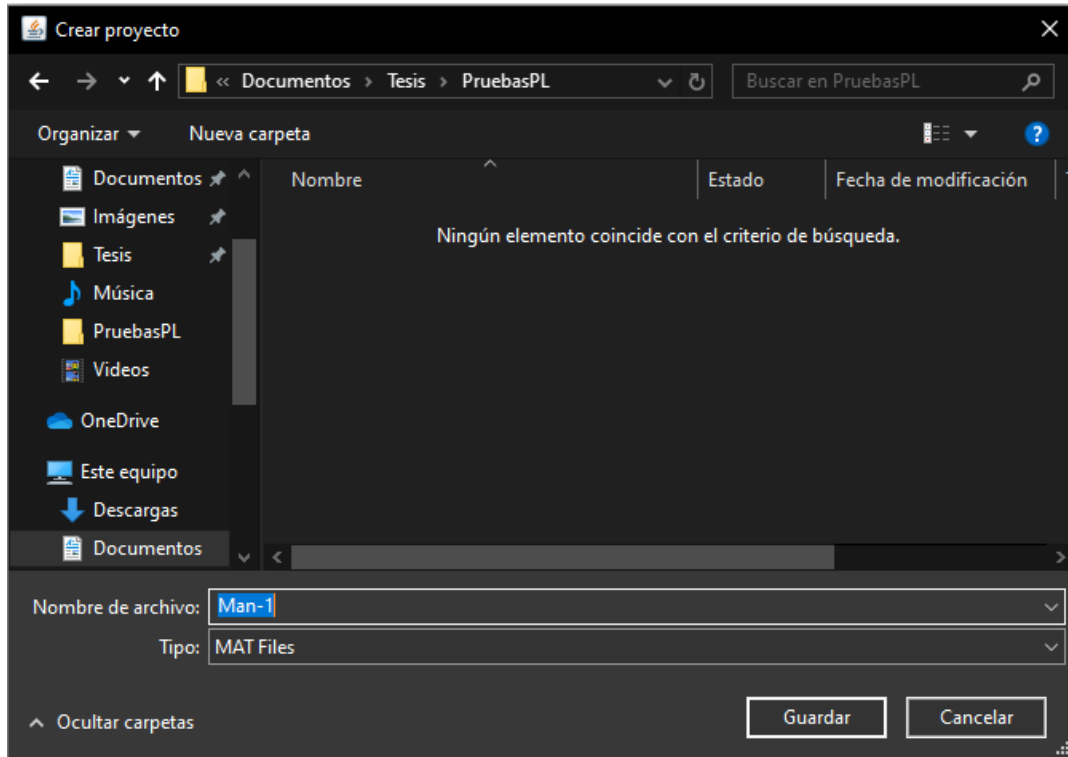


Figura 91 Explorador para crear el proyecto.

Cuando designamos el nombre del proyecto y seleccionemos la opción Guardar, se arrojará una nueva ventana del explorador, en la cual deberemos seleccionar el archivo para cargar en el proyecto. Esta acción generará una carpeta con el nombre del proyecto, “Man_1.mat” para este caso, y una carpeta con el mismo nombre dentro de la cual se creará automáticamente un archivo nuevo llamado “temp.mat” por cada pozo cargado en el proyecto. Es importante siempre mantener todos los archivos juntos y no modificar los nombres de estos.

Cargando un archivo

En la versión actual del software solo se permite la carga de un archivo por vez y en formato LAS.

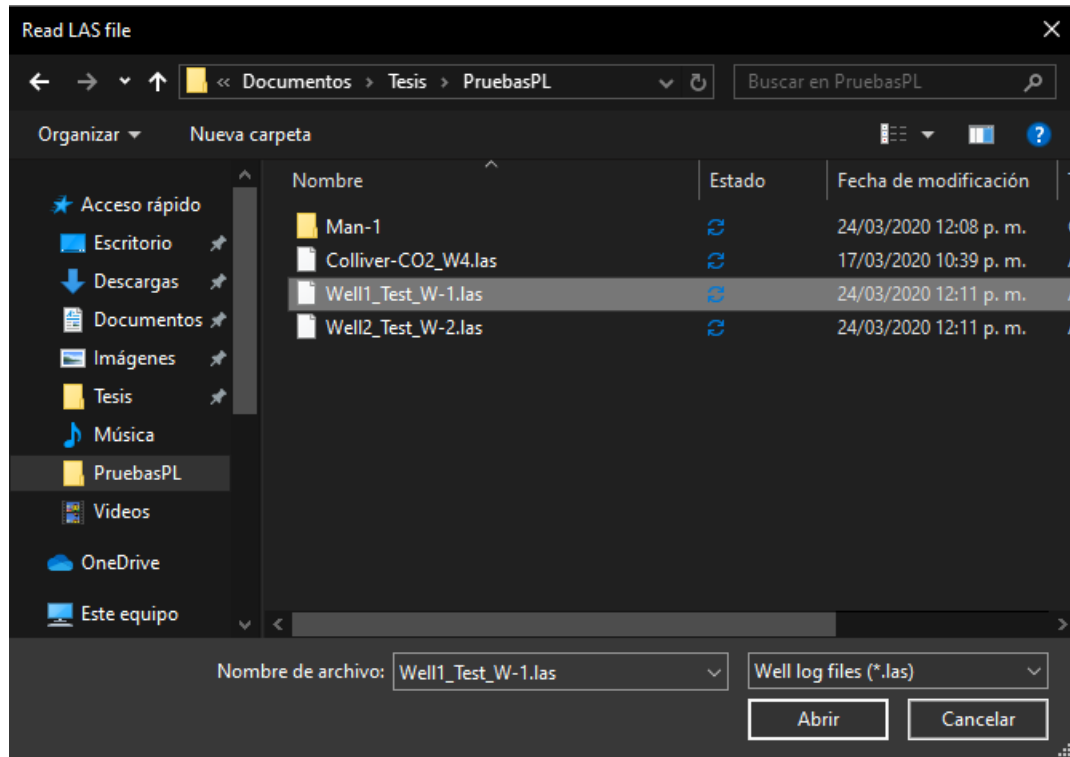


Figura 92 Selección del archivo .las

Para cargar la n cantidad de pozos que se requiera conforme el proyecto de interpretación que deseemos realizar, nos iremos a la ventana principal y seleccionaremos en el menú “Archivo” la opción “Nuevo” y posteriormente la opción “Nuevo pozo”, o, en su caso, dar clic de forma simultánea de las teclas “Ctrl” y “O”.

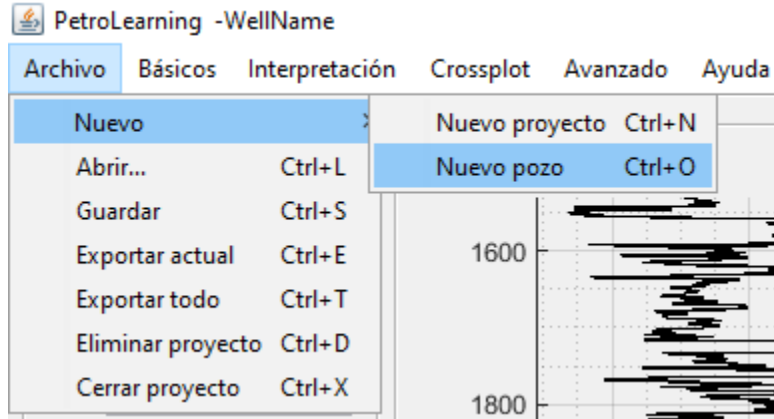


Figura 93 Carga de un nuevo Pozo.

Lo anterior, nos mostrará una nueva ventana del explorador, en la cual seleccionaremos el archivo las con la información de los nuevos pozos, considerando que solo se puede cargar uno por vez y en formato LAS.

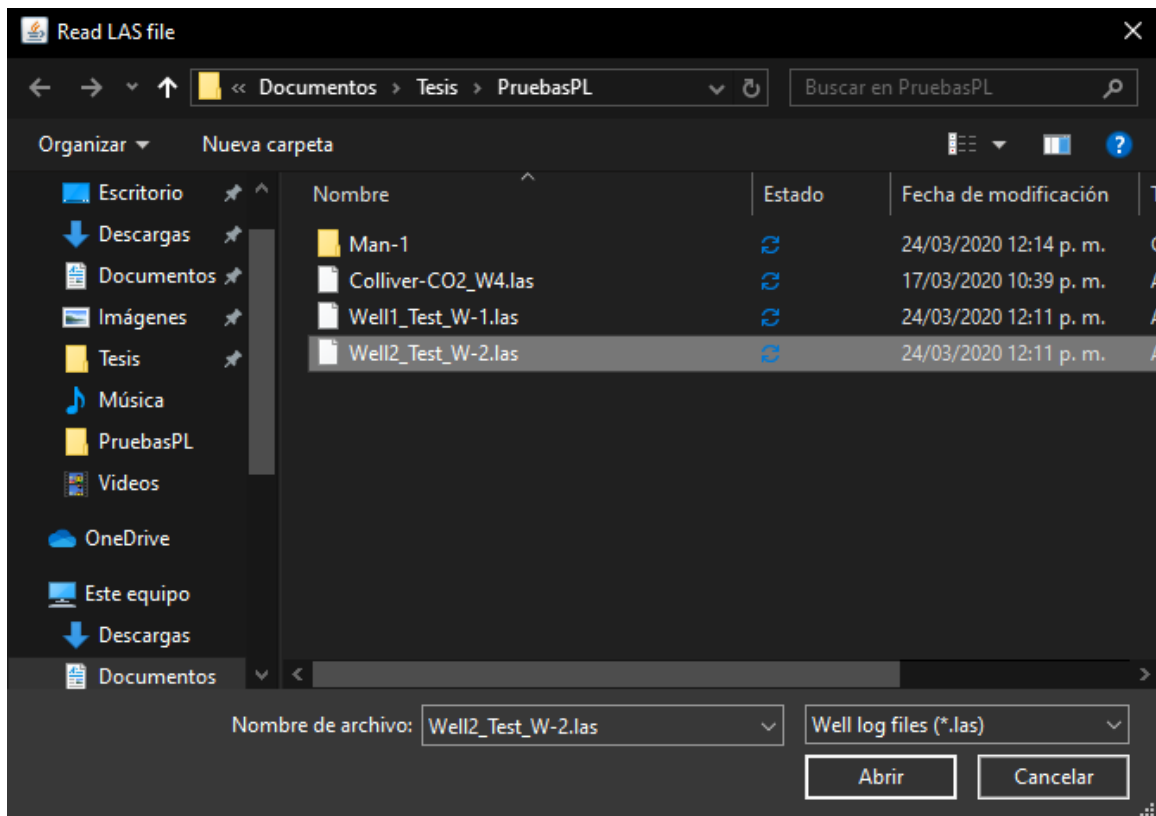


Figura 94 Ventana de carga de pozo

En la ventana principal del lado izquierdo podremos seleccionar el pozo que será trabajado, la versión actual del software solo permite trabajar un pozo a la vez, sin realizar relaciones directas entre sí.

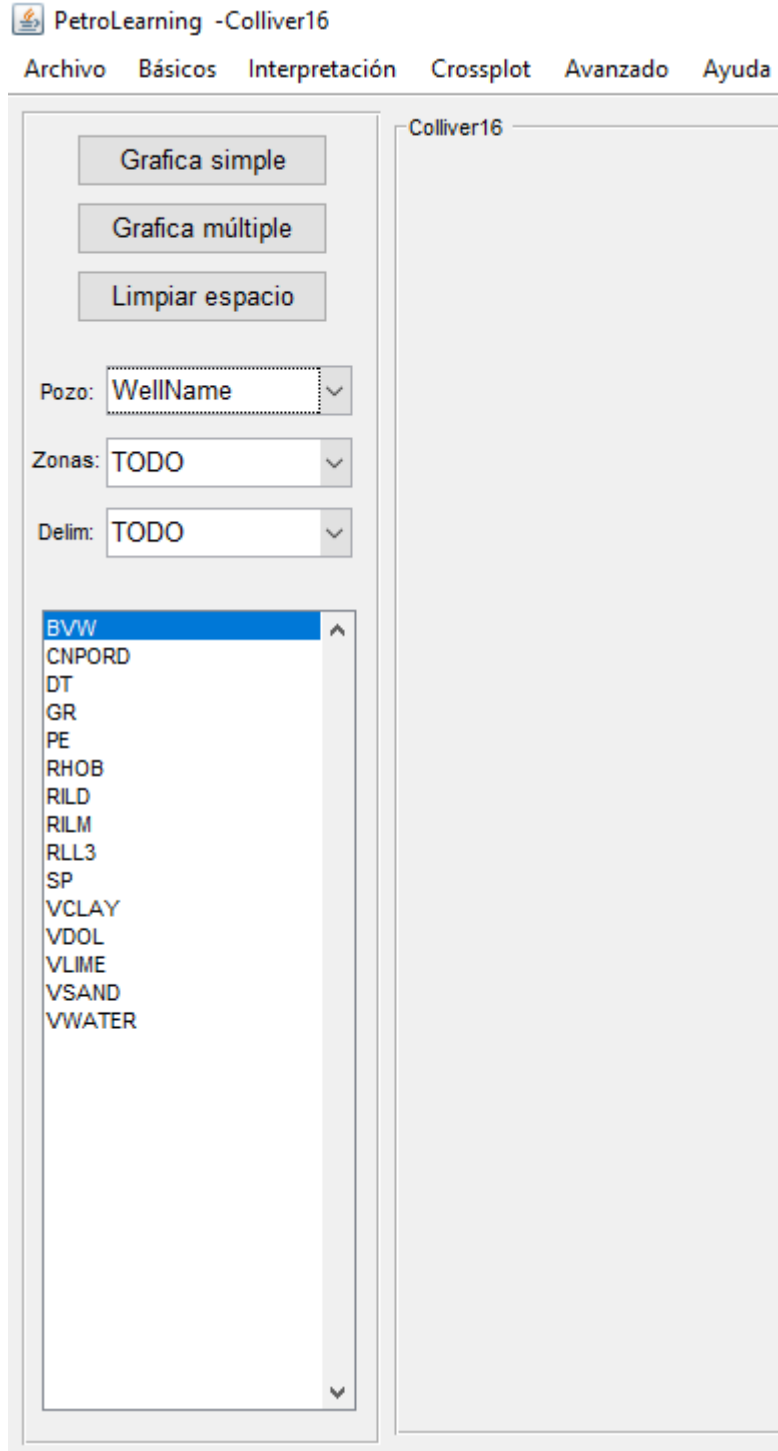


Figura 95 Visualización de los pozos cargados

Guardando el proyecto

Para continuar con el flujo de trabajo debemos guardar el proyecto con el fin de evitar pérdida de información, en el menú “Archivo” seleccionamos la opción “Guardar” o mediante combinar las teclas “Ctrl” y “S”. Cabe destacar que en la versión actual del software no se cuenta con guardado automático, por lo cual, se recomienda guardar constantemente el proyecto.

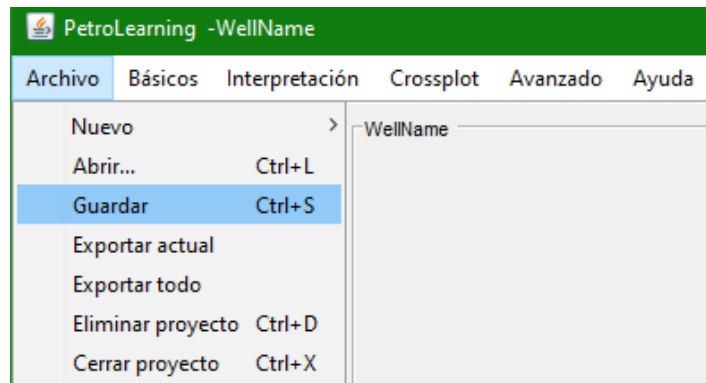


Figura 96 Guardado de proyecto.

Cálculos Básicos

Cargado el archivo LAS, de manera predeterminada, con el objetivo de conocer los datos, se mostrará una ventana que muestra en tres divisiones el encabezado (header) del archivo LAS. En la parte superior se muestra del lado izquierdo la información del pozo, tal como la profundidad, el nombre, entre otros. Del lado derecho superior se muestran los parámetros, y, por último, en la parte inferior se muestran los registros con los que consta el archivo.

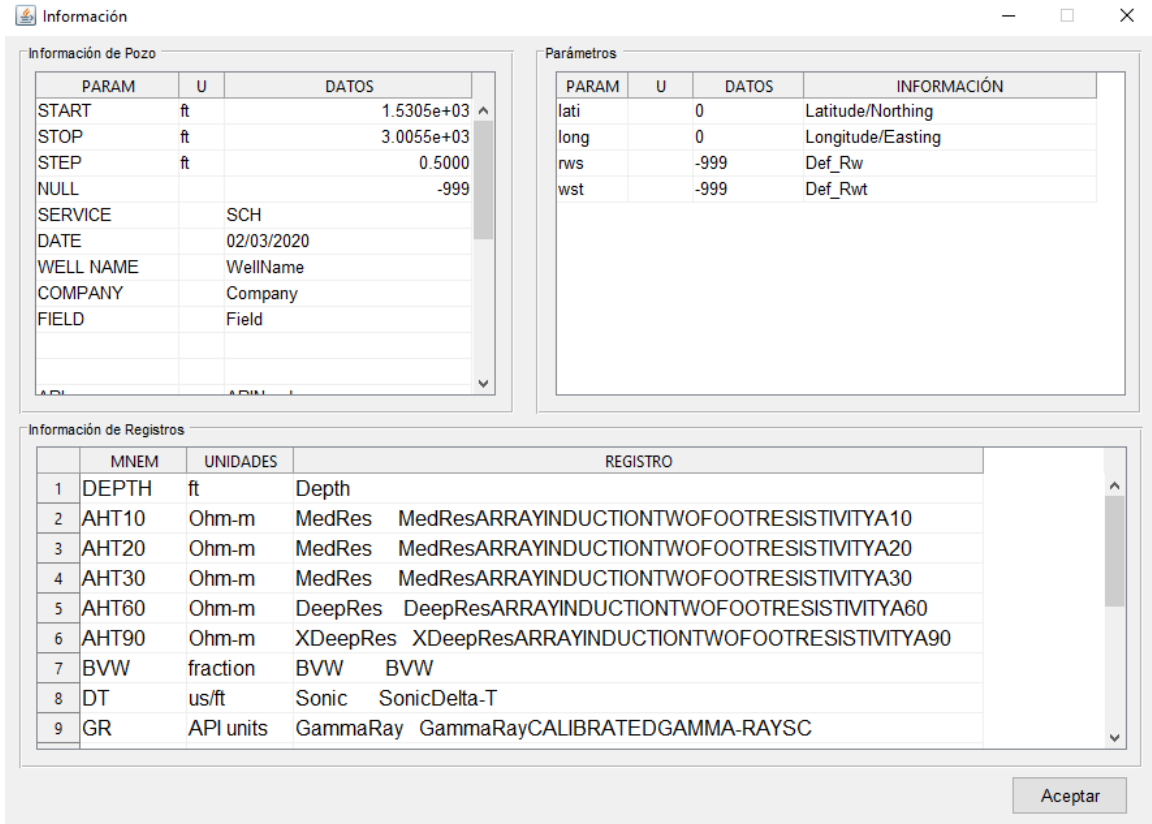


Figura 97 Ventana de información del encabezado.

Aunque de manera predeterminada al inicio se muestra esta ventana, también se puede abrir desde la ventana principal dando clic en el Menú “Básicos” y posteriormente la opción “Información de pozo”.

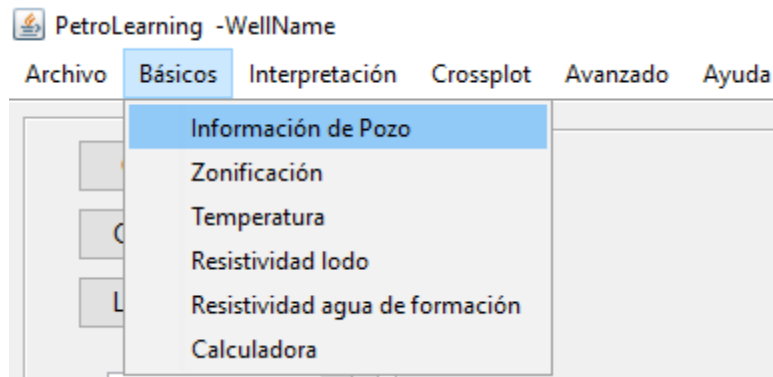
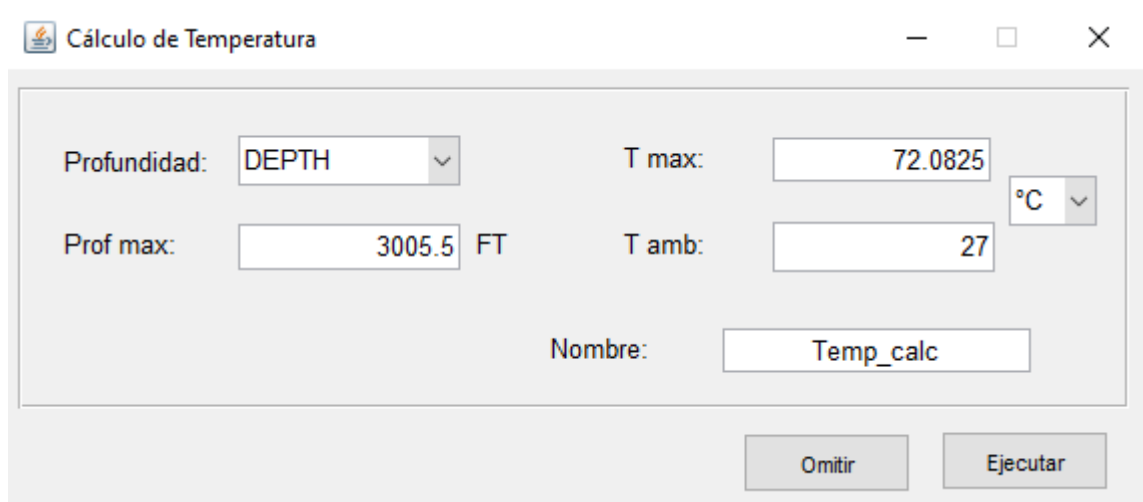


Figura 98 Apertura de la ventana "Información de Pozo" desde el menú "Básicos"

Después de revisar la información del encabezado del archivo, podemos cerrar la ventana utilizando la opción del lado derecho superior representada por una “X”, esto forma nos llevará a la venta principal, o podemos seleccionar la opción “Aceptar” en el lado inferior derecho lo cual nos llevará a una siguiente ventana. La información del encabezado nos permitirá conocer los datos que utilizaremos en las posteriores ventanas.

Esta nueva ventana nos permitirá realizar el cálculo de temperatura a lo largo del pozo, considerando la profundidad máxima y la temperatura ambiente. Cabe destacar que el software utiliza un gradiente de temperatura precargado lineal que permite calcular la temperatura máxima, sin embargo, si conocemos las temperaturas mínima y máxima se calculará un gradiente en específico. Colocando los parámetros solicitados obtendremos una curva nueva considerando el nombre que nosotros asignemos, el nombre predeterminado es “Temp_calc”. Para realizar el cálculo seleccionamos la opción “Ejecutar”. El software rellena automáticamente los campos disponibles en el archivo cargado.



Cálculo de Temperatura

Profundidad: DEPTH

T max: 72.0825

Prof max: 3005.5 FT

T amb: 27

Nombre: Temp_calc

Omitir Ejecutar

Figura 99 Ventana de Cálculo de Temperatura.

Si continuamos el flujo mencionado posterior a la ventana de “Información del pozo” nos arrojará esta ventana, sin embargo, podemos abrirla desde la ventana principal dando clic en el Menú “Básicos” y posteriormente la opción “Temperatura”.

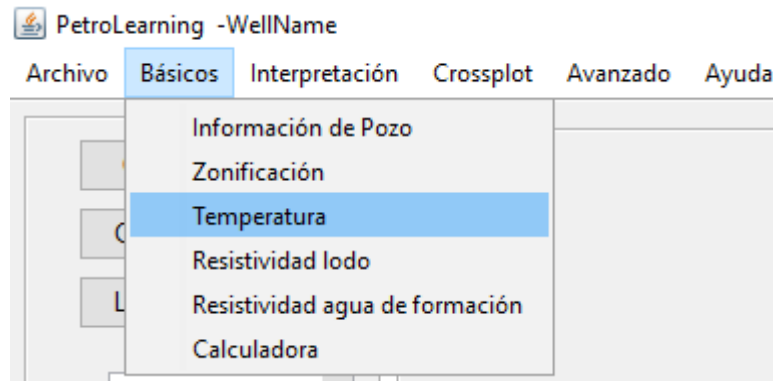


Figura 100 Apertura de la ventana "Cálculo de Temperatura" desde el menú "Básicos"

Después de seleccionar la opción de “Ejecutar”, el software ahora nos mostrará la ventana para el cálculo de Resistividad de lodo. En la cual colocaremos los datos correspondientes, a partir de lo señalado en el encabezado del archivo, que en su caso puede verse desde el módulo de “Información de Pozo”. Donde KM es un factor relacionado directamente con el lodo de perforación, una ventana nos apoyará a conocer el valor, R_m es la Resistividad del lodo, R_{mf} es la Resistividad del lodo filtrado y R_{mc} es la Resistividad del enjarre. Con estos datos obtendremos la Resistividad del Lodo a Temperatura de formación y del lodo filtrado a temperatura de formación.

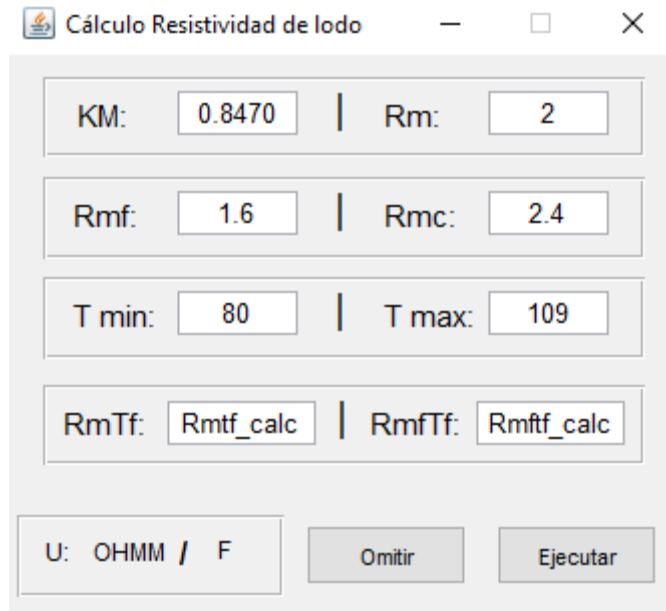


Figura 101 Ventana de cálculo de resistividad de lodo.

Si continuamos el flujo mencionado posterior a la ventana de “Cálculo de Temperatura” nos arrojará esta ventana, sin embargo, podemos abrir esta ventana dando clic en el Menú “Básicos” y posteriormente la opción “Resistividad lodo”.

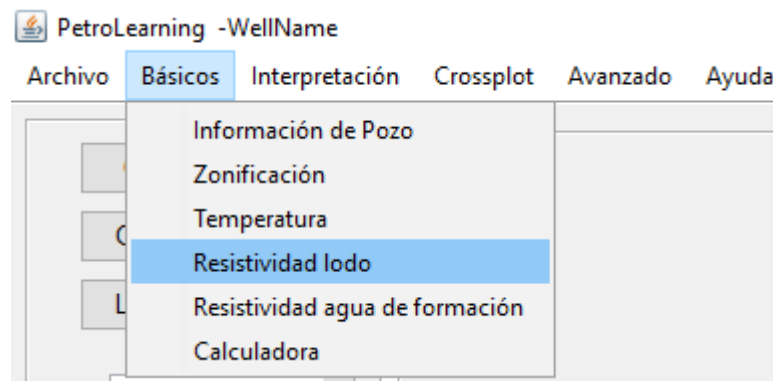


Figura 102 Apertura de la ventana "Cálculo de Resistividad de lodo" desde el menú "Básicos"

Posteriormente calcularemos la Resistividad de agua de la formación a partir del Registro de Potencial Espontáneo, accediendo a este módulo desde el menú “Básicos” y seleccionando la opción “Resistividad agua de formación”.

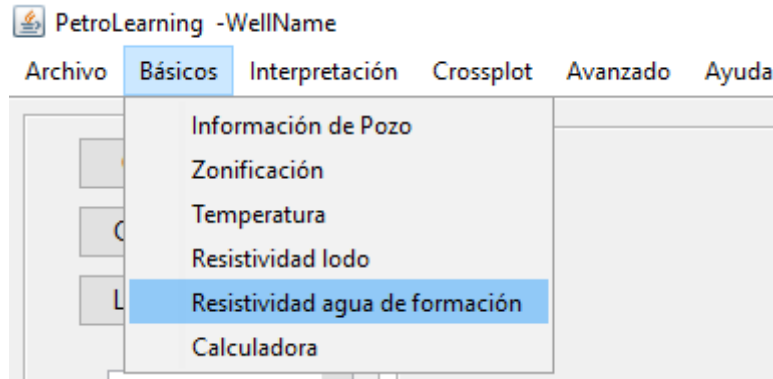


Figura 103 Acceso al módulo de cálculo de Resistividad de Agua de Formación a partir de SP

En la ventana del módulo de cálculo de Resistividad de Agua de Formación a partir de SP introduciremos la curva de Temperatura calculada en la opción “Temperatura”, la curva de la Resistividad del Lodo Filtrado a Temperatura de Formación en la opción “Rmf a TF” y la curva del Registro de Potencial Espontáneo en la opción “SP”

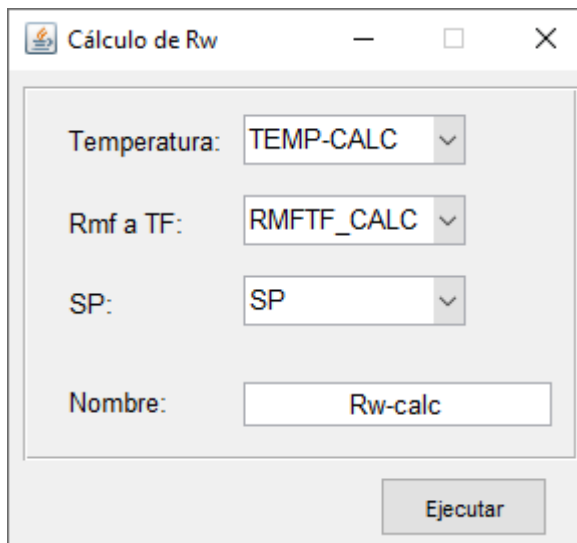


Figura 104 Cálculo de Resistividad de Agua de Formación a partir de SP

Con esto haremos los cálculos básicos, ahora continuaremos con la interpretación de los Registros Geofísicos de Pozo.

Graficando Registros Geofísicos de Pozo

Para realizar la interpretación comenzaremos visualizando los datos, con el fin de observar la calidad de los datos. Para esto nos colocaremos en la ventana principal, donde observaremos en la parte izquierda tres principales funciones, en la parte superior tendremos las opciones para graficar:

- Gráfica simple: Gráfica cada curva seleccionada en un carril diferente.
- Gráfica múltiple: En un mismo carril gráfica varias curvas con la misma escala.
- Limpiar espacio: Elimina las gráficas realizadas.

Posteriormente tendremos la opción para seleccionar el pozo que estamos trabajando. Por último, encontraremos las diferentes curvas de RGP disponibles, considerando que solo muestra las del pozo seleccionado.

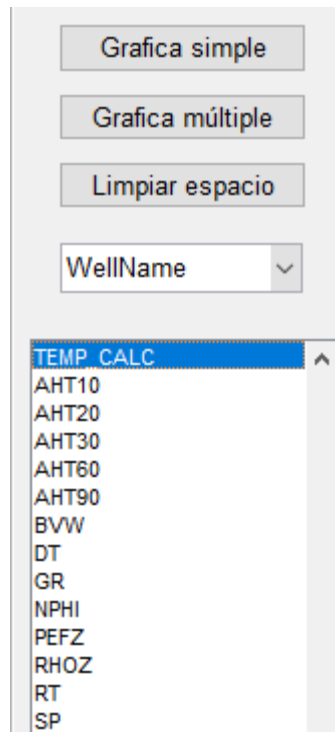


Figura 105 Zona con opciones del graficador, selección de pozo y curvas disponibles.

Para realizar la visualización de las curvas tenemos dos opciones explicadas previamente, primero graficaremos los principales Registros (Densidad, Tiempo de Tránsito, Porosidad Neutrón, Rayos Gamma y SP) mediante la opción de Gráfica Simple, para observar cada uno en un carril diferente. Para saber que registro corresponde a cada uno debemos dirigirnos a la Ventana de Información de Pozo, en este caso son las curvas denominadas RHOZ, DR, NPHI, GR y RHOZ.

Para graficar los cinco registros simultáneamente seleccionamos las curvas y damos clic en la opción Grafica Simple, esto nos mostrará en la ventana las cinco curvas, pero cada una en un carril.

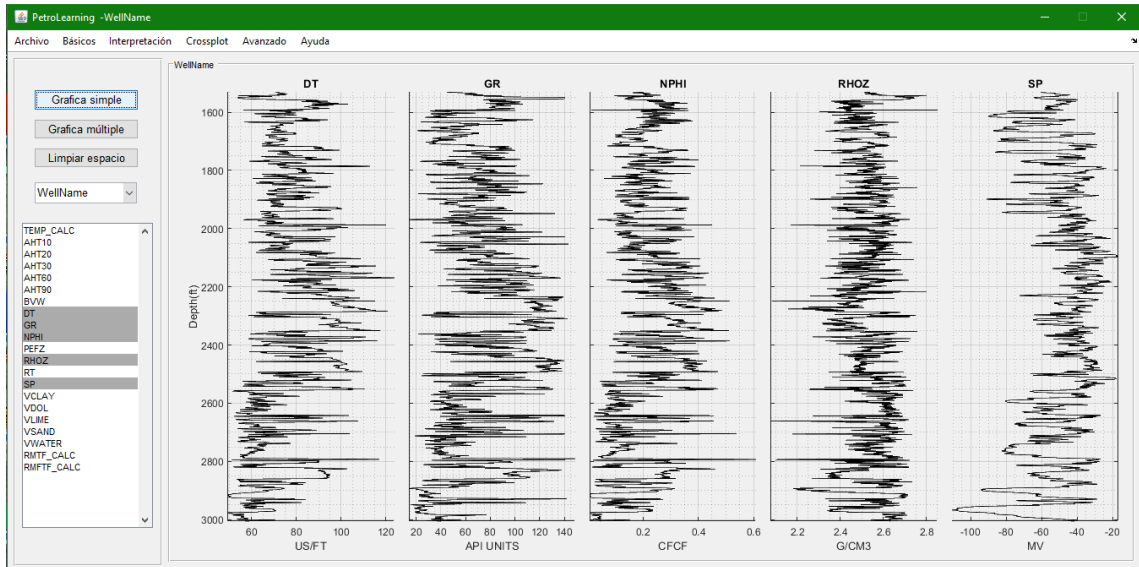


Figura 106 Gráficas simples

Cada curva se muestra en un carril diferente, observamos que la profundidad se muestra del lado izquierdo dado que para todos los pozos es compartida, cada carril en la parte superior tiene el nombre de la curva graficada y en la parte inferior la escala, arrojada por el software considerando los datos que tiene la propia curva, y las unidades de la curva, lo anterior extraído del encabezado del archivo LAS.

Es posible hacer zoom y desplazarse verticalmente a lo largo del pozo usando el teclado. Para incrementar el zoom se debe oprimir la tecla “I” y para alejarse la tecla “O”. Para desplazarse verticalmente se oprimen las flechas up o down. Se puede regresar rápidamente al estado original del registro oprimiendo la tecla r.

Posteriormente graficaremos los registros eléctricos disponibles, considerando que al menos debemos tener cercano, medio y profundo, en este caso tenemos cinco curvas que serán graficadas en un mismo carril, para esto seleccionamos las curvas de los registros resistivos y daremos clic en la opción Grafica Múltiple.

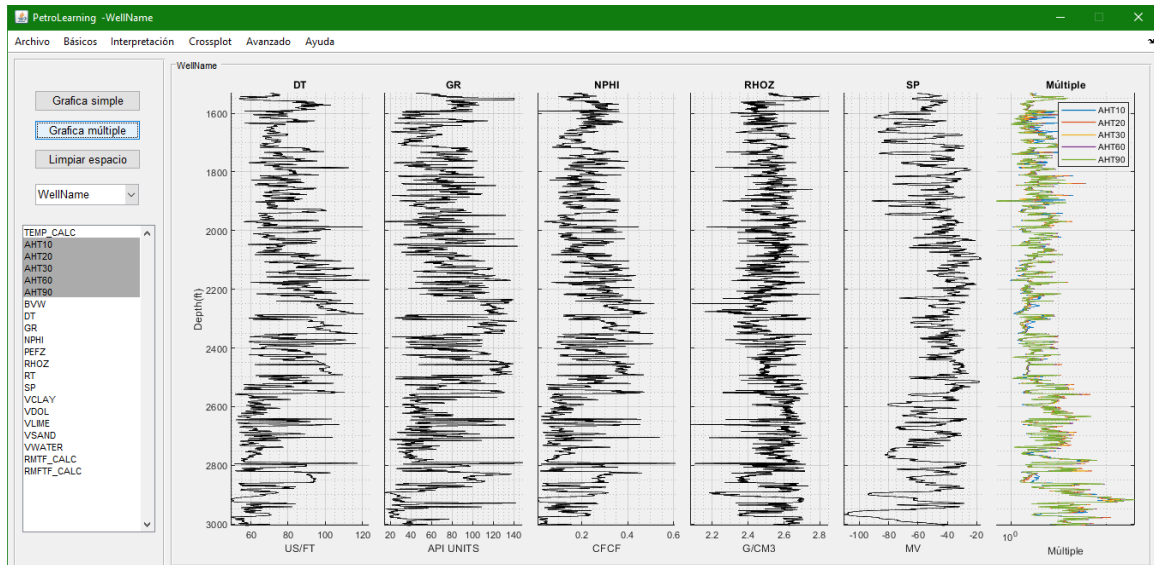


Figura 107 Grafica Múltiple

Dado que no seleccionamos la opción de “Limpiar Espacio” los registros resistivos se grafican de manera adicional a los graficados de manera sencilla. Se observa que la gráfica múltiple en su parte superior presenta el nombre “Múltiple” y en la parte superior derecha se muestran las curvas y la escala de colores de esta, en la parte inferior solo contamos con la escala numérica. El ancho de las curvas se hace de forma predeterminada ajustándose a la ventana. Se recomienda no graficar más de 15 carriles simultáneos o más de 5 curvas en el mismo carril.

Considerando las curvas graficadas se puede realizar un control de calidad que pueda conllevar a la edición de las curvas, sin embargo, actualmente el software no cuenta con un módulo que realice esta acción, pero dado el origen de los datos, los archivos LAS pueden abrirse mediante un Bloc de Notas en el sistema operativo de Windows y ahí ser editados, en apoyo con el graficador con el que si se cuenta en el software. Los datos que se requieren para posteriores cálculos propios de la interpretación deben contar con este

control de calidad ya realizado de la manera explicada o cualquier otro método que le sea de mejor apoyo al usuario.

Zonificando

Con el objeto de realizar una mejor interpretación de los Registros Geofísicos de Pozo y con las curvas graficadas podemos zonificar, para esto tenemos dos formas sugeridas de realizarlo, en primera instancia se sigue utilizando los marcadores geológicos que el pozo haya localizado, sin embargo, para esto se requiere conocer de estos desde el origen de los datos, o se pueden graficar diversas curvas y observar ciertas tendencias, observando que cada una de las tendencias observadas pueda incluir una zona diferente y observando donde comienza y donde termina.

Con los datos de en qué profundidades se delimitan las zonas podemos pasar a en el software realizar la zonificación necesaria, para esto nos dirigimos al menú “Básicos” y seleccionamos la opción “Zonificación”.

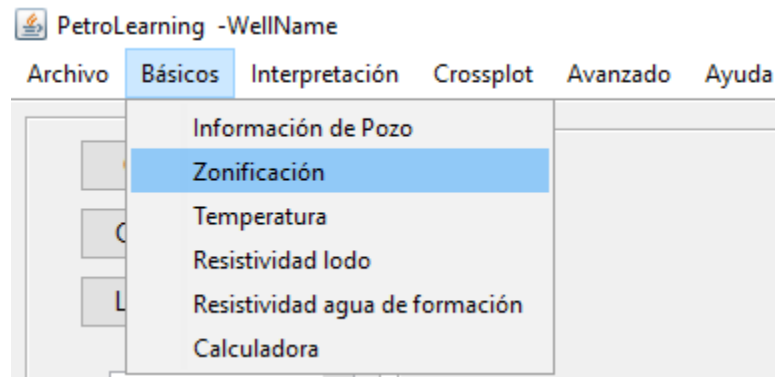


Figura 108 Acceso al módulo Zonificación

Al dar clic en la opción “Zonificación” se generará una nueva ventana donde podemos colocar el nombre que le daremos a cada cima y las profundidades de los límites superiores e inferiores, así como un color representativo.

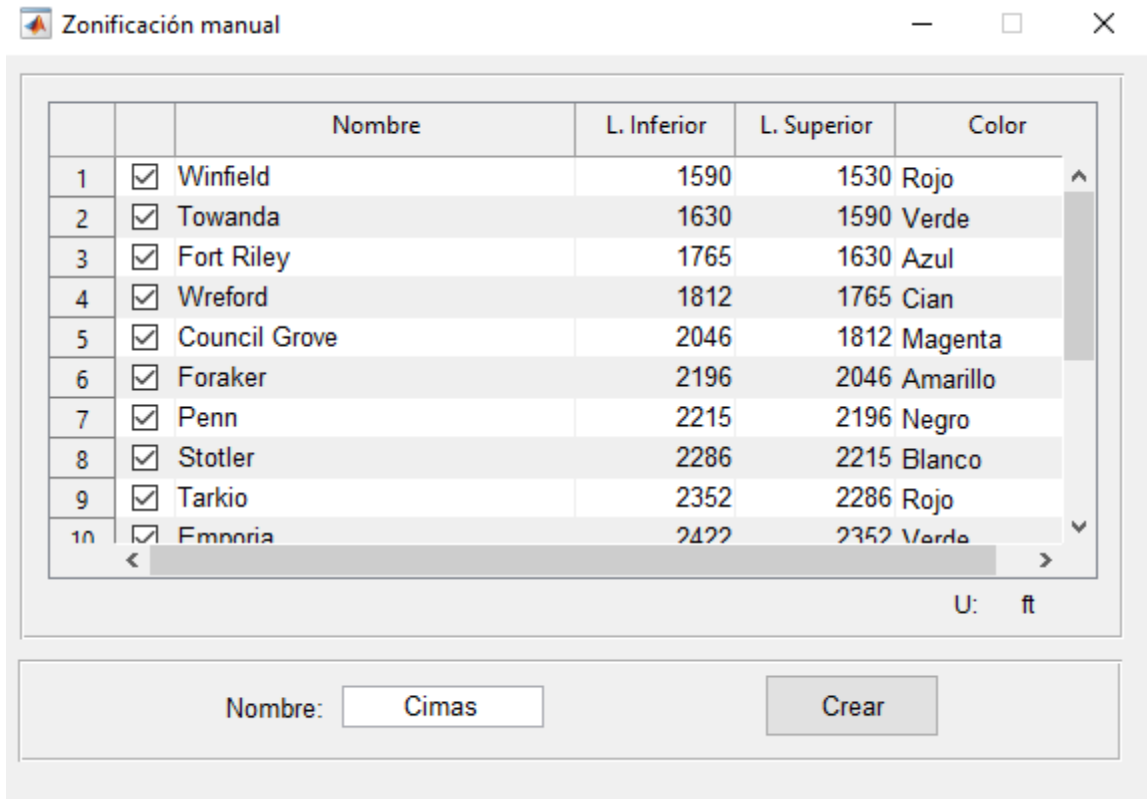


Figura 109 Ventana de creación de cimas

En la ventana primero tenemos una casilla verificadora, cuando seleccionamos esta nos permite otra fila más donde colocar datos, en la columna “Nombre” le damos el nombre, en el caso del ejemplo se tienen datos de marcadores geológicos y por eso los nombres colocados, en la columna “L. Inferior” y “L. Superior” donde pondremos los datos de profundidad correspondiente y por último seleccionaremos entre ocho colores diferentes para hacer visible las cimas colocadas.

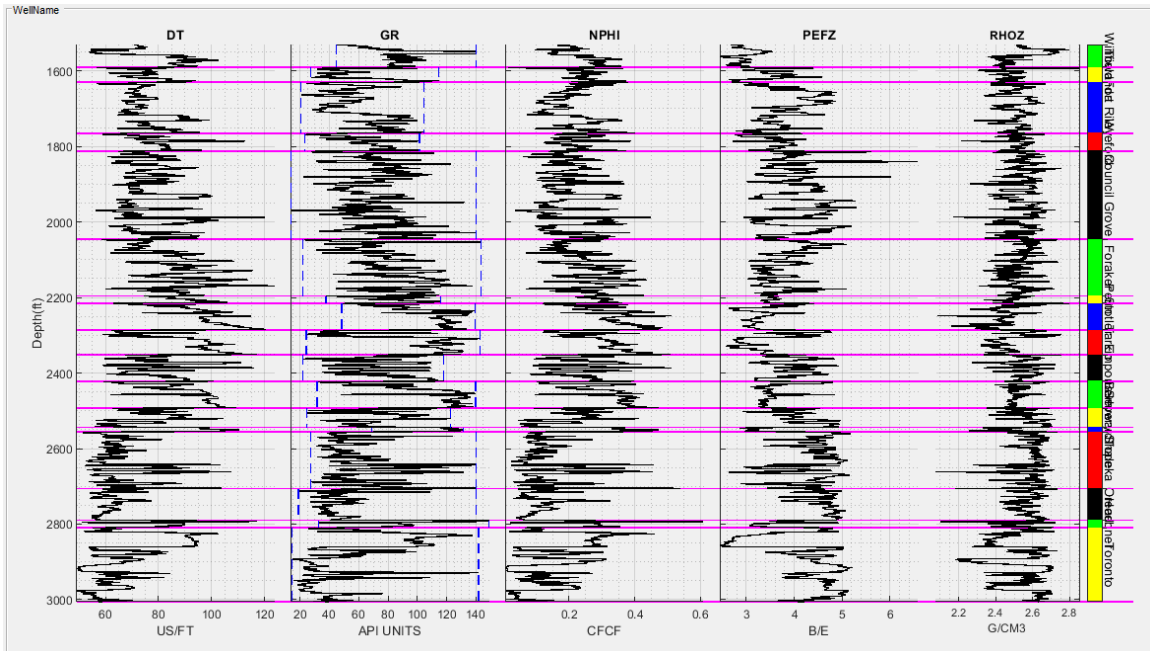


Figura 110 Visualización de las cimas

Las cimas realizadas nos permitirán observar de mejor manera las diferentes zonas y realizar una mejor interpretación de los datos.

Conociendo la Litología

Es necesario conocer la litología del pozo estudiado, para esto nos dirigimos al Menú “Crossplot” donde observamos diferentes opciones de gráficas cruzadas que permiten observar la litología.

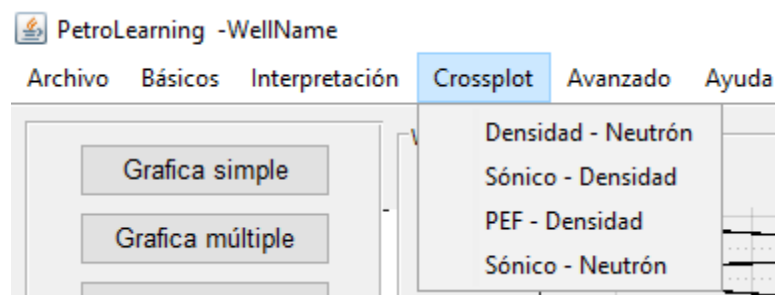


Figura 111 Menú Crossplot

Hasta el momento el software nos permite generar cuatro gráficas cruzadas diferentes, todas estas gráficas nos permiten observar la litología de los pozos y por

consecuencia la matriz. Para generar la gráfica cruzada del menú “Crossplot” seleccionamos la opción que deseemos, considerando la disponibilidad de registros.

La ventana para las gráficas cruzadas es similar en los cuatro casos del lado izquierdo en la parte superior observamos el título del crossplot, donde se señalan los registros que se grafican, en la parte baja observamos los registros que debemos seleccionar y un menú desplegable que nos permite seleccionar la curva correspondiente, así como una opción denominada “GR” la cual nos permite visualizar mediante una escala de colores los valores del Registro de Rayos Gamma considerando que este se relaciona directamente con el volumen de arcilla, lo anterior es la forma tradicional de representación de la gráfica cruzada, aunque es posible observar cualquier otra curva. Del lado izquierdo cubriendo la mayor parte de la ventana se mostrará la gráfica y en el caso de seleccionar la opción GR la escala de colores de este registro. Para cerrar la gráfica se requiere dar clic en el botón cerrar “X” ubicado en la parte superior derecha.

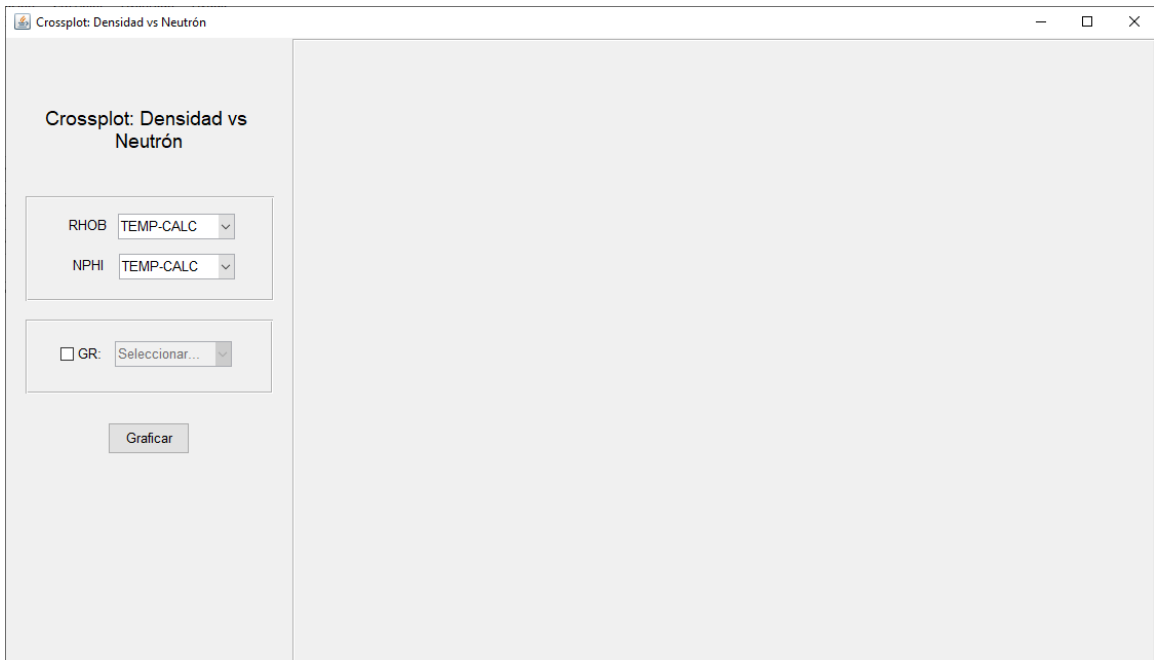


Figura 112 Ventana de gráfica cruzada

Comenzaremos con la gráfica de Densidad contra Porosidad Neutrón, dado que son registros muy comunes de encontrar en los archivos LAS, para generar esta gráfica, seleccionamos la opción “Densidad – Neutrón”, lo cual nos mostrará una nueva ventana, en este caso la mostrada en la Figura 112, donde seleccionaremos primero la curva que contiene el Registro de Densidad en la opción señalada como “RHOB”, después el Registro de Porosidad Neutrón en la opción señalada como “NPHI” y, en el caso que se requiera el Registro de Rayos Gamma en la opción señalada como “GR”.

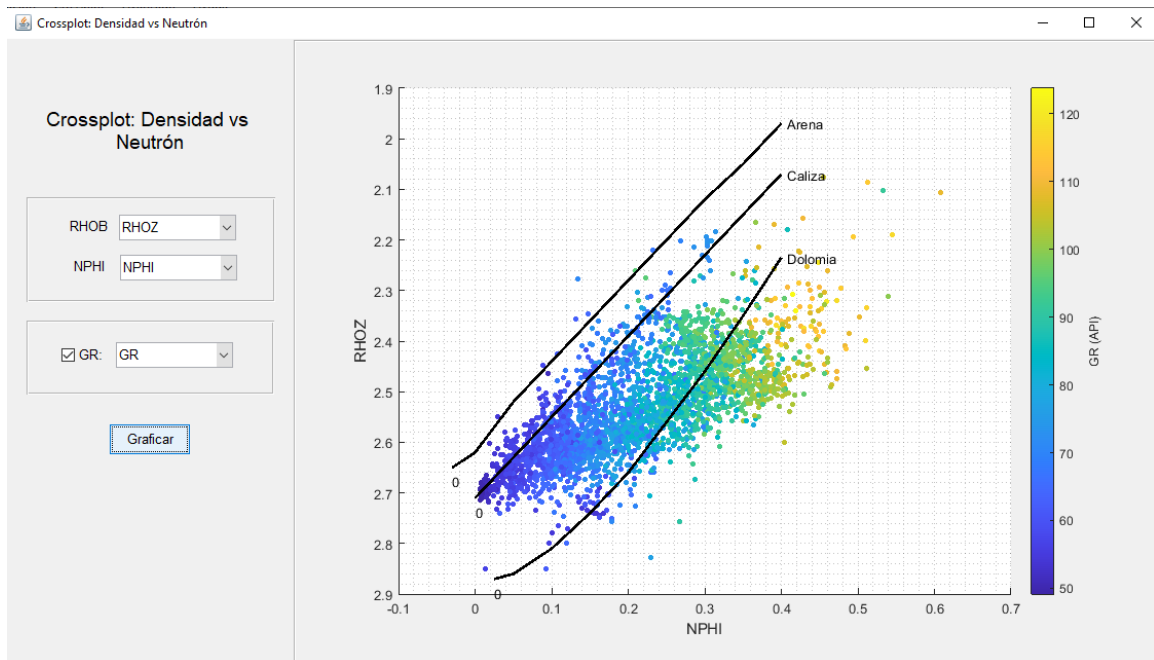


Figura 113 Crossplot Registro de Densidad contra Registro de Porosidad Neutrón

Se observa en la Figura 113 una de las características más importantes de las gráficas cruzadas que es la presencia de curvas patrón que nos permiten visualizar y asociar los datos a ciertas propiedades, en este caso litología, para el caso específico de la Figura 113 se distingue que el registro presenta una matriz de Dolomía con presencia de Caliza y un poco de Arena.

Para el caso de la gráfica del Registro de Tiempo de Tránsito (denominado Sónico de manera coloquial) contra el Registro de Densidad seleccionamos la opción “Sónico – Densidad” en el menú “Crossplot”, en la ventana que se muestre seleccionamos el Registro de Tiempo de Tránsito en la opción “DT”, el Registro de Densidad en la opción “RHOB” y, en el caso que se requiera el Registro de Rayos Gamma en la opción señalada como “GR”.

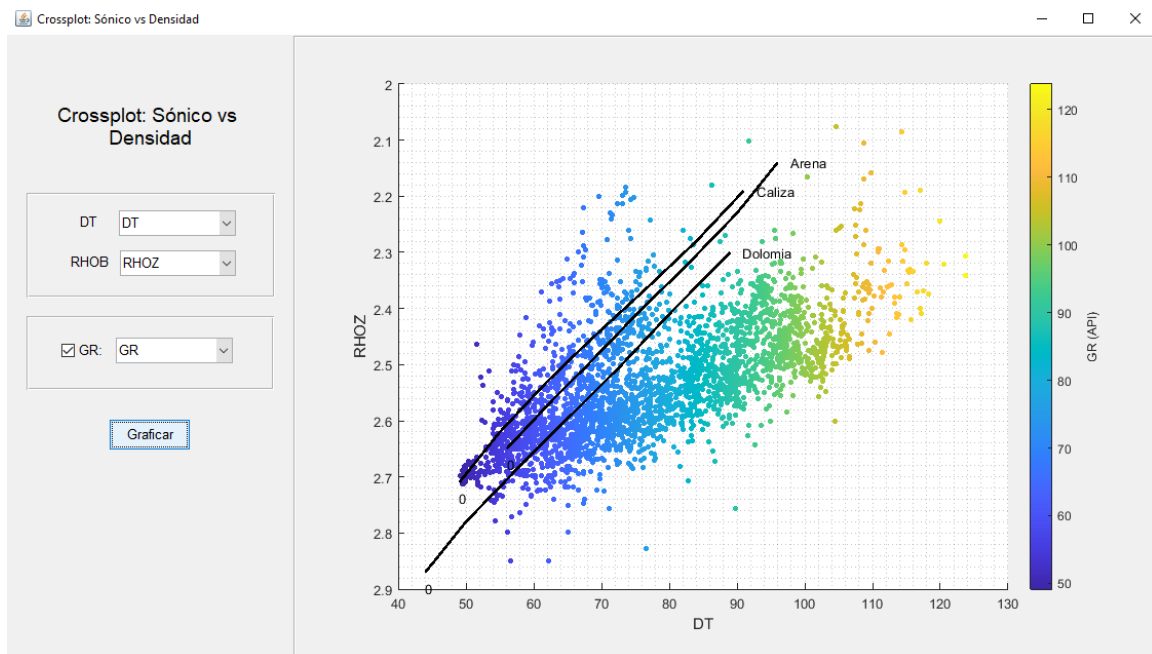


Figura 114 Crossplot Registro de Tiempo de Tránsito contra Registro de Densidad

Se observa en la Figura 114 que predomina la presencia de Dolomía, aunque en este caso se muestra un mayor volumen de Arena y Caliza, así mismo se destaca la presencia de valores altos de Rayos Gamma distinguido en la escala de colores mostrada.

Para el caso de la gráfica cruzada entre el Registro PEF y el Registro de Densidad seleccionamos la opción “PEF – Densidad” en el menú “Crossplot”, se desplegará una ventana donde seleccionamos la curva del Registro PEF en la opción “PEF”, la curva del

Registro de Densidad en la opción “RHOB” y, en el caso que se requiera el Registro de Rayos Gamma en la opción señalada como “GR”.

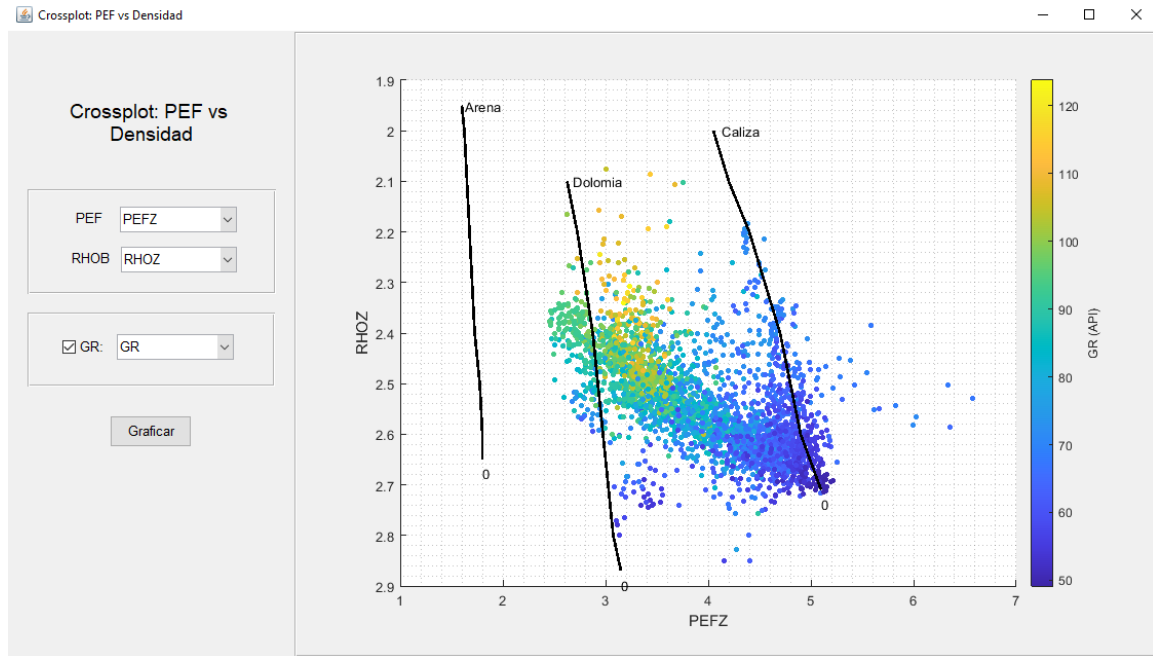


Figura 115 Crossplot Registro PEF contra Registro de Densidad

Se observa en la Figura 115 que existe dominio de matriz de Dolomía y Caliza, en este caso, se observa una menor cantidad de Arena y en el caso de la Dolomía una alta presencia de Arcilla relacionado con el volumen de arcilla.

Para el caso de la gráfica del Registro de Tiempo de Tránsito (denominado Sónico de manera coloquial) contra el Registro de Porosidad Neutrón seleccionamos la opción “Sónico – Neutrón” en el menú “Crossplot”, en la ventana que se muestre seleccionamos el Registro de Tiempo de Tránsito en la opción “DT”, el Registro de Porosidad Neutrón en la opción “NPHI” y, en el caso que se requiera el Registro de Rayos Gamma en la opción señalada como “GR”.

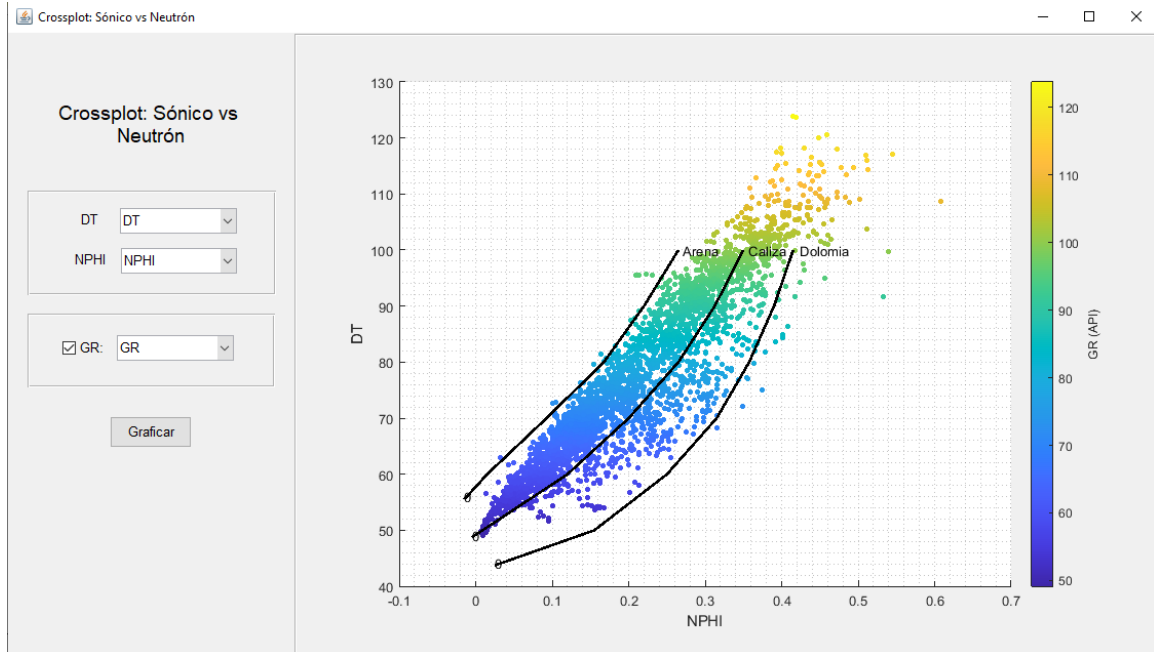


Figura 116 Crossplot Registro de Tiempo de Tránsito contra Registro de Porosidad Neutrón

En el caso de la Figura 116 observamos que los datos se dispersan de una manera más uniforme entre la Dolomía y la Caliza, con poca presencia de Arena, se han mostrado cuatro gráficas cruzadas con conclusiones similares, con lo cual ahora identificamos la matriz, en este caso Dolomía, sin embargo, puede ser que las gráficas no muestren una relación entre ellas, por lo cual debemos cuidar que los registros seleccionados para identificar la matriz sean de buena calidad y evitar errores al interpretar.

Cálculo de volumen de arcilla con Registros Geofísicos de Pozos

Al comenzar la interpretación comenzaremos obteniendo el volumen de arcilla, para calcular el volumen de arcilla nos dirigimos al menú “Interpretación” y seleccionamos la opción “Volumen de arcilla”

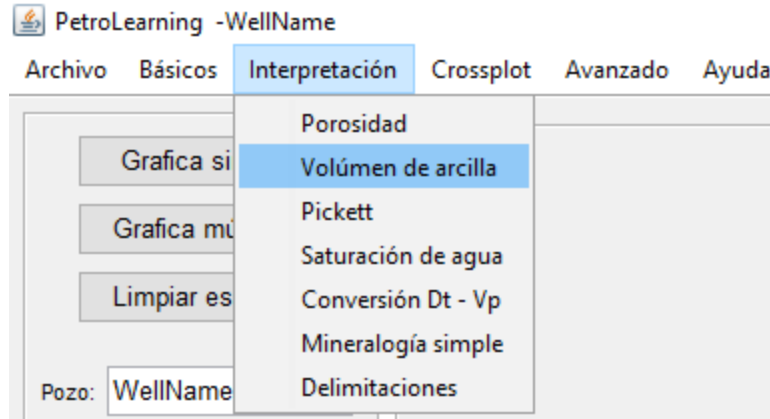


Figura 117 Ejecutar el módulo de volumen de arcilla.

Con lo anterior se desplegará una ventana donde podremos realizar los cálculos necesarios, primero seleccionamos los registros con los que queremos realizar el cálculo, para la versión actual podemos elegir entre el Registro de Rayos Gamma, Potencial Espontáneo, Resistivo o mediante métodos que combinan registros, como Porosidad a partir del Registro de Densidad con Porosidad Neutrón, Porosidad Neutrón con Porosidad a partir del Registro de Tiempo de Tránsito y Porosidad calculada por Tiempo de Tránsito con Porosidad por Densidad. Para esto seleccionamos de la lista desplegable el método utilizado considerando los registros disponibles.

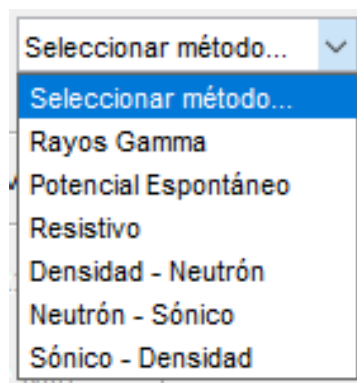


Figura 118 Métodos de cálculo de volumen de arcilla por registros

Para el caso de la selección del método mediante Rayos Gamma el software nos permite elegir entre diferentes métodos de corrección, para el caso de los otros métodos es necesario seleccionar la opción Lineal en el menú desplegable de la Figura 119.

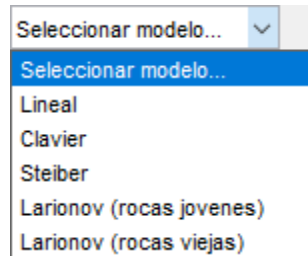


Figura 119 Métodos de corrección al volumen de arcilla calculado por Rayos Gamma

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma, seleccionamos la opción en el menú de la Figura 118 lo cual nos permitirá realizarlo mediante dos opciones diferentes.

Para la primera opción disponible en el caso del cálculo mediante el registro de Rayos Gamma en la parte baja de la pantalla desplegada seleccionaremos la opción “TODOS”, esto nos permitirá seleccionar la curva de Rayos Gamma en la opción “GR”, así como los valores máximo y mínimo de manera general a lo largo de todo el pozo, siendo así un valor máximo y un valor mínimo únicamente (de manera predeterminada el software nos arroja los valores correspondientes que pueden ser modificados), seleccionamos un método de corrección que nos sea conveniente, así mismo le asignamos un nombre a la curva para que sea plenamente identificable y damos clic en Ejecutar, con lo cual se generará la nueva curva.

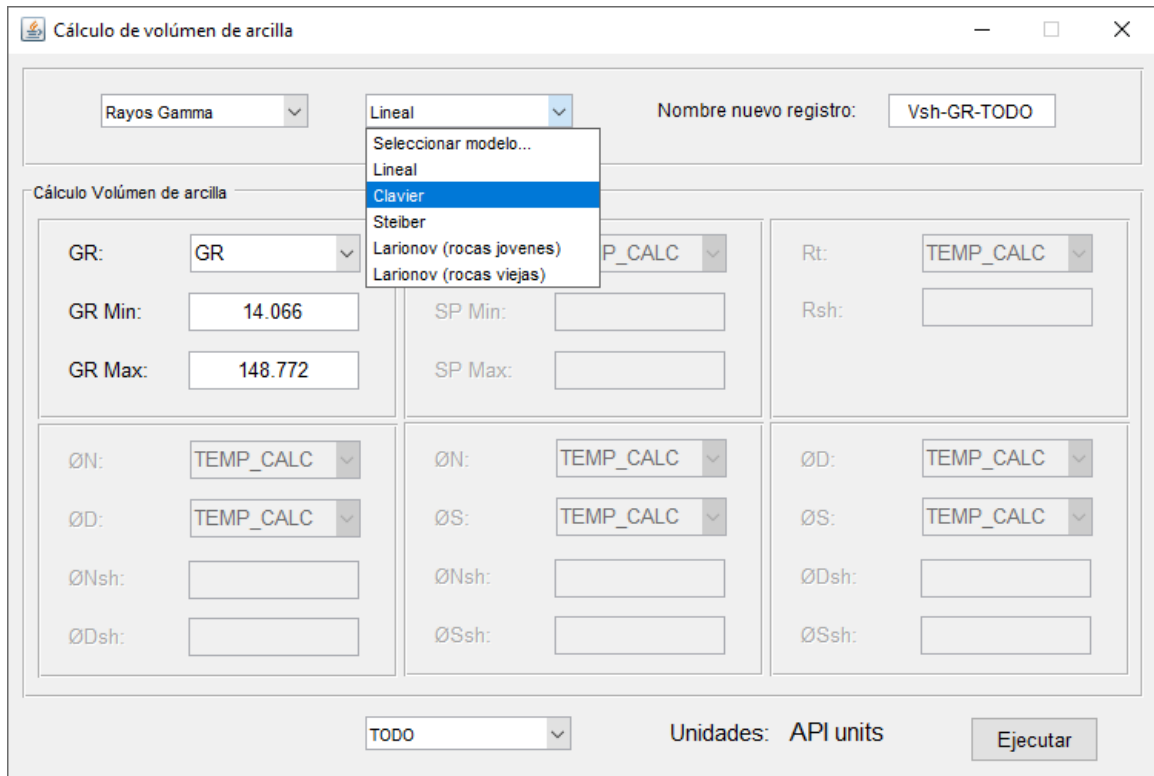


Figura 120 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma a lo largo de todo el pozo

Otra opción para el cálculo del volumen de arcilla considerando el registro de Rayos Gamma es ahora en el menú desplegable de la opción de la parte baja seleccionando las cimas que hayamos creado previamente, para realizar esto en el graficador debemos graficar el registro de Rayos Gamma con las cimas creadas y las líneas punteadas moverlas al mínimo y máximo por zona, para moverlas solo se requiere dar clic izquierdo y moverlas a criterio del usuario, tal como se muestra

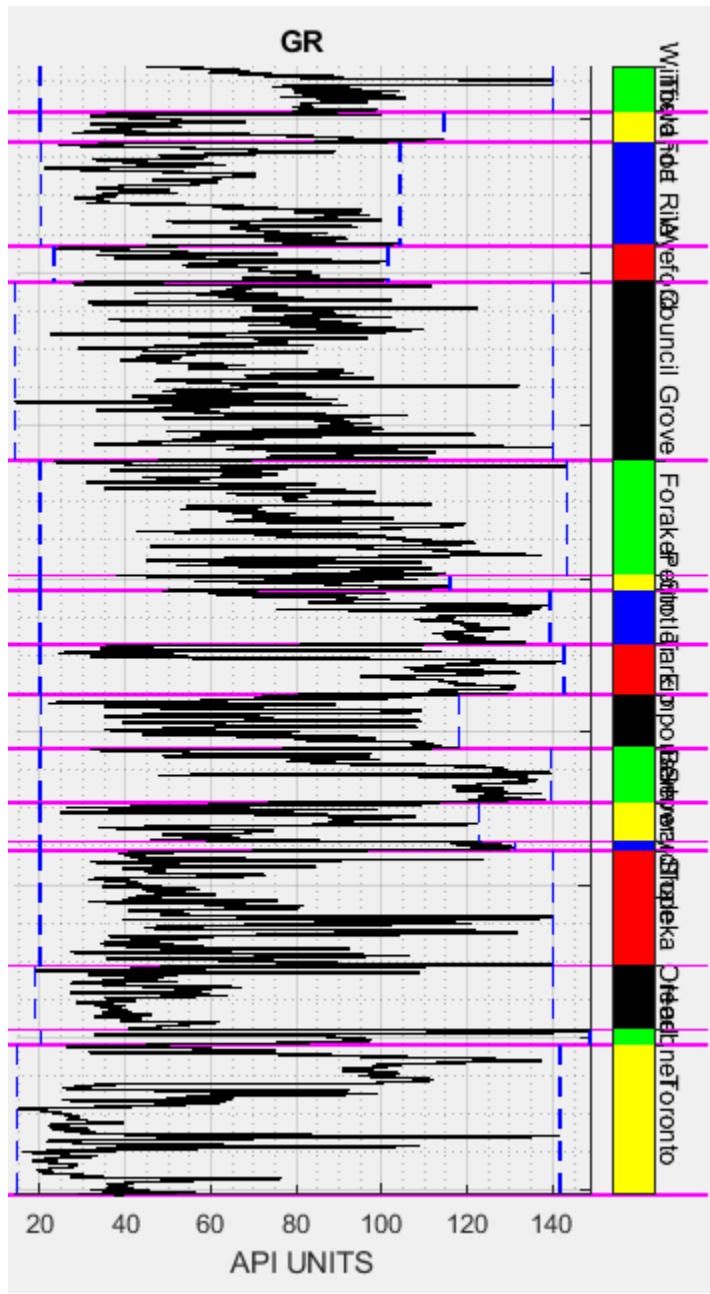


Figura 121 Identificación de mínimos y máximos por zona

Con los mínimos y máximos seleccionamos nuevamente la opción de cálculo mediante Rayos Gamma, un método de corrección que nos sea conveniente y la curva de Rayos Gamma en la opción “GR”, por último, en la parte baja seleccionamos las cimas con las

que hayamos marcado los mínimos y máximos y ejecutamos el módulo.

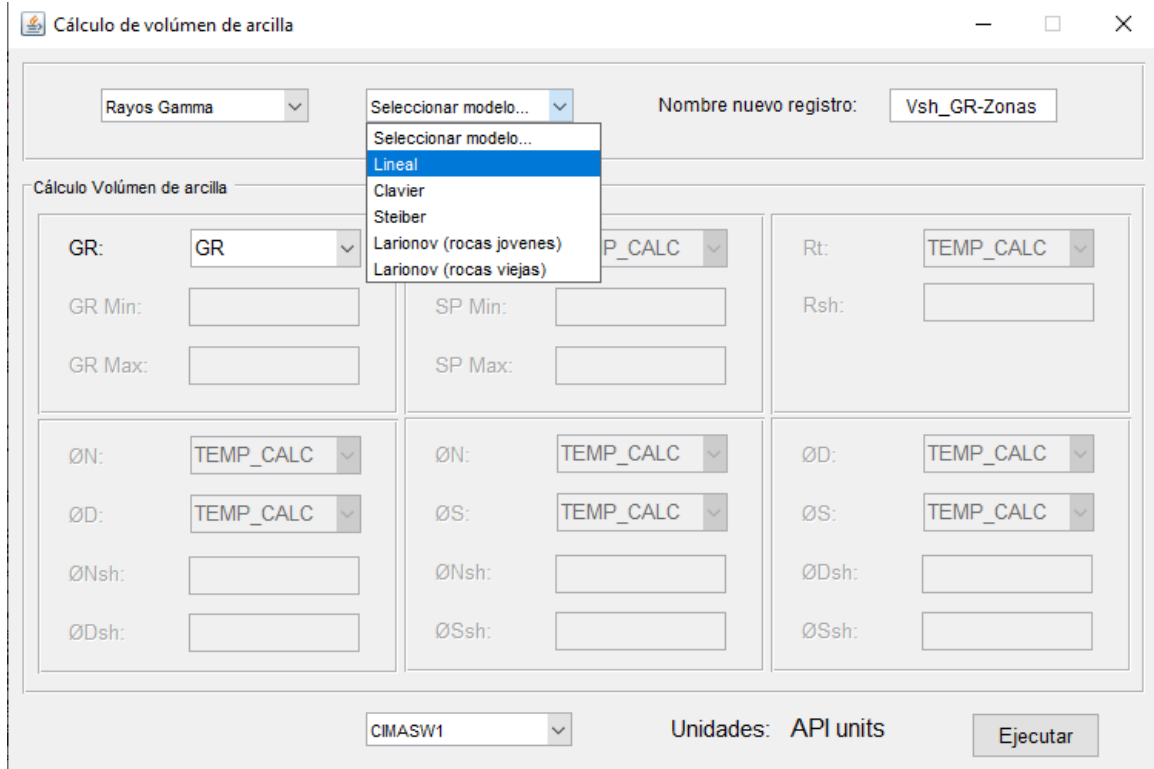


Figura 122 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma por zonas

Calculando por zonas nos permite realizar una mejor interpretación y aunque los resultados son muy similares, nos permite evitar errores.

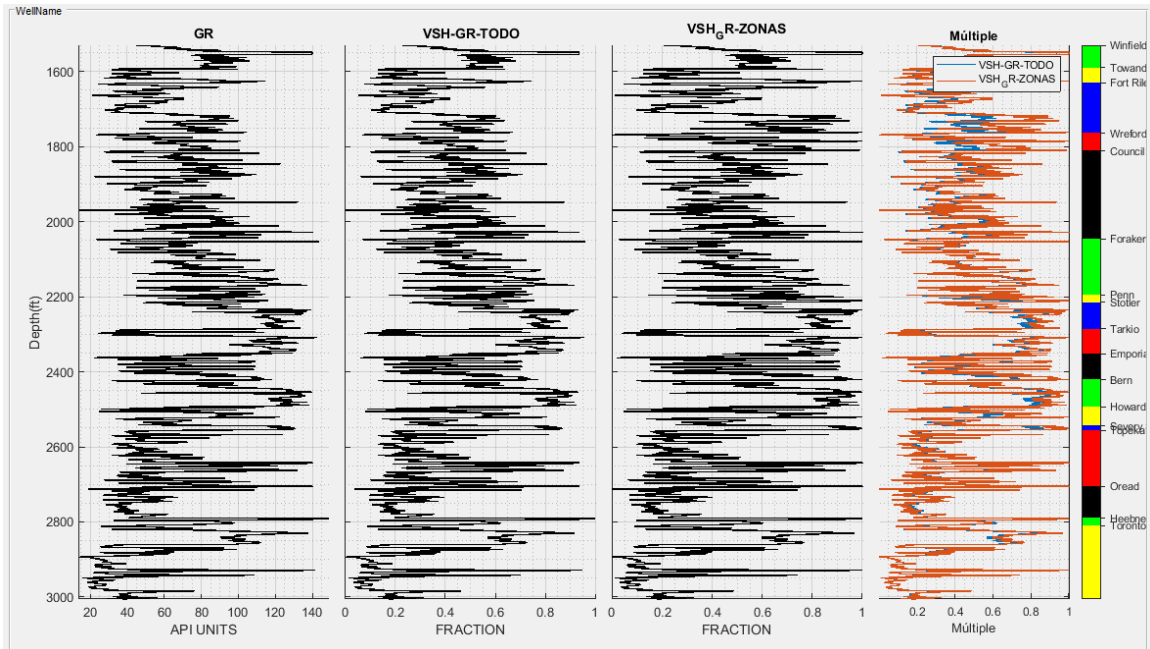


Figura 123 Comparativa del cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Rayos Gamma a lo largo de todo el pozo y por zonas

NOTA: Para el caso del cálculo de volumen de arcilla con Rayos Gamma es necesario seleccionar un método de corrección de los disponibles y que se muestran en el menú desplegado en la Figura 120, considerando que cada uno de los métodos presenta diferencias y deberá seleccionarse a criterio del interprete. Así mismo, en la versión actual del software solo para el caso del volumen de arcilla mediante la curva de Rayos Gamma se permite la interpretación por zonas.

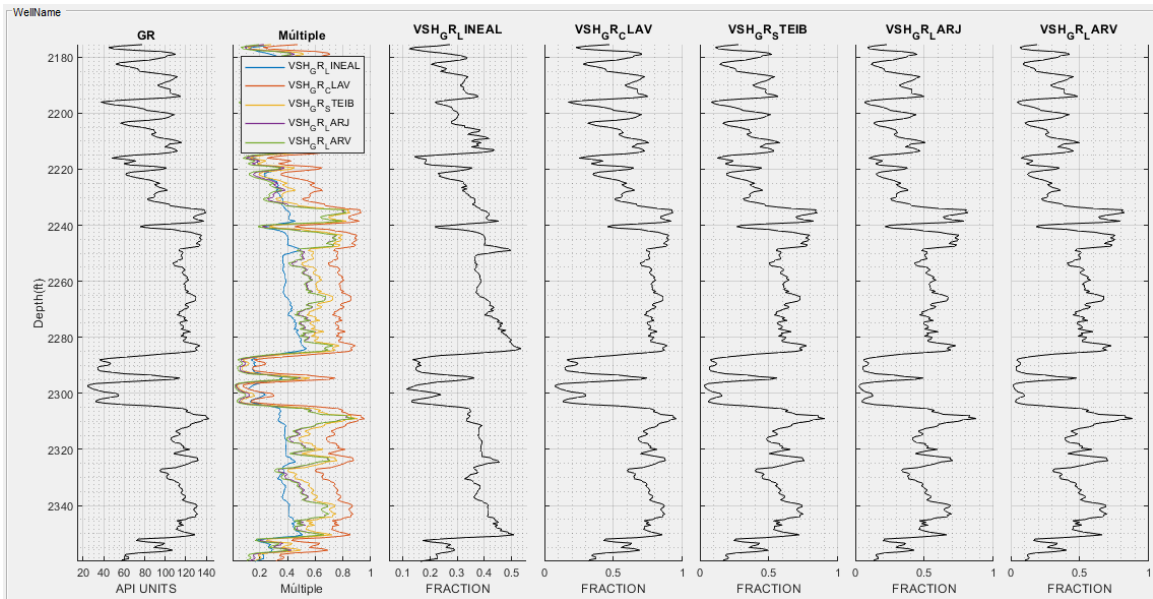


Figura 124 Diferencia entre los métodos de cálculo de volumen de arcilla

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante el Registro de Potencial Espontáneo, seleccionamos la opción “Potencial Espontáneo”, lo cual nos permitirá introducir la curva de Potencial Espontáneo en la opción “SP” y los valores mínimo y máximo y la opción de Lineal como en la Figura 125, el software nos arroja los valores correspondientes, sin embargo, estos pueden modificarse para mejores efectos, así mismo le asignamos un nombre a la curva para que sea plenamente identificable y damos clic en Ejecutar, con lo cual se generará la nueva curva.

Figura 125 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Potencial Espontáneo

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante el Registro de Resistividad, seleccionamos la opción “Resistividad”, lo cual nos permitirá introducir la curva de Resistividad Profunda o de RT en el caso de que dispongamos de ella en la opción “Rt”, el valor de la Resistividad de la Arcilla en la opción “Rsh” (20 ohm.m por lo general) y la opción de Lineal, por ultimo le asignamos un nombre a la curva para que sea plenamente identificable y damos clic en Ejecutar, con lo cual se generará la nueva curva.

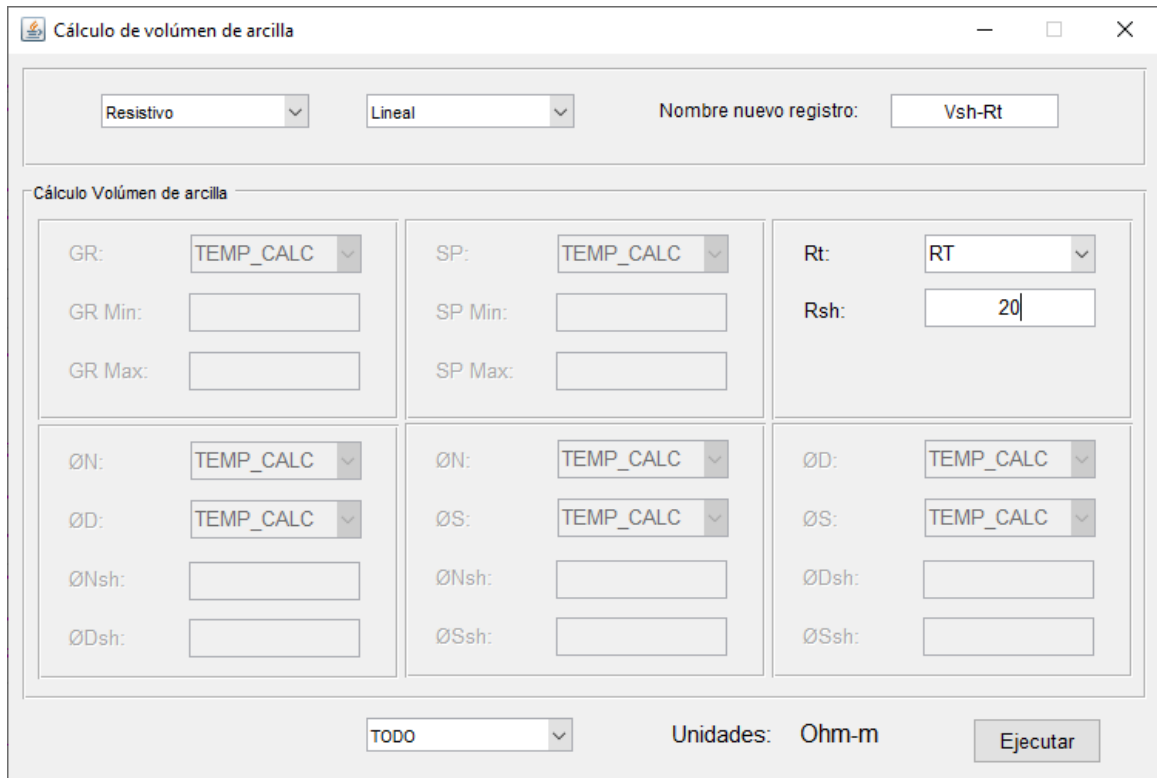


Figura 126 Cálculo de Volumen de Arcilla mediante el Registro de Resistividad Profunda
También es posible calcular el volumen de arcilla mediante la calculadora, para esto ingresamos al Menú “Básicos” y seleccionamos la opción “Calculadora”.

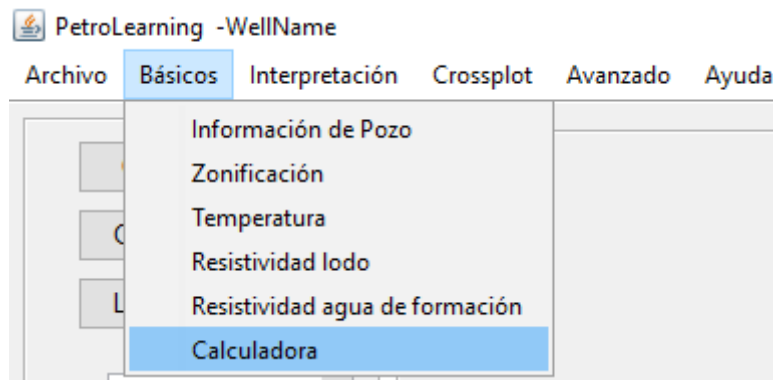


Figura 127 Acceso a la Calculadora

Obtendremos una nueva ventana donde podremos introducir la fórmula para el cálculo de volumen de arcilla o, en su caso, para calcular lo que sea necesario, lo anterior seleccionando en la opción “RGP” la curva y esta se colocará en automático, así mismo le

asignamos un nombre y obtendremos una nueva curva. En la Figura 128 el valor de 14 es el valor mínimo de Rayos Gamma y el de valor de 150 es el valor de Rayos Gamma máximo.

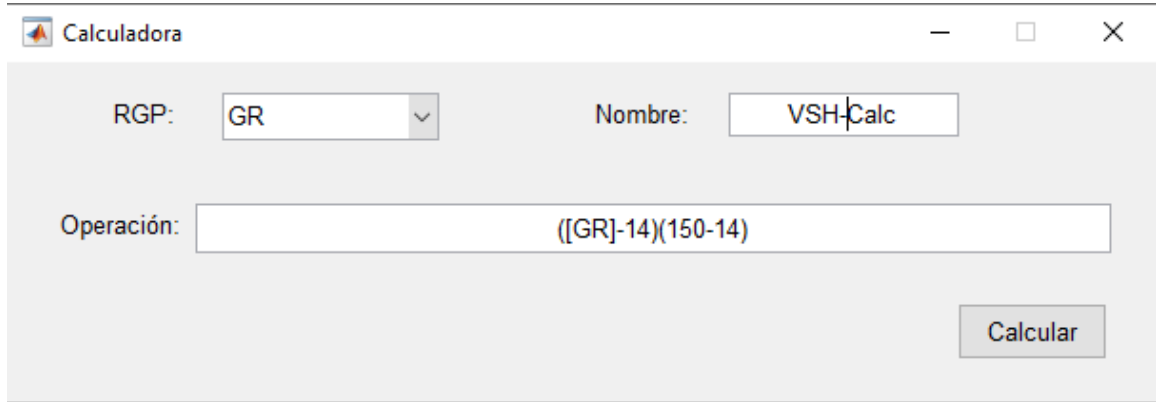


Figura 128 Cálculo de volumen de arcilla mediante la Calculadora

Conocido el volumen de arcilla y después de seleccionar el cálculo que nos parezca con los mejores resultados procederemos a realizar el cálculo de Porosidad por Densidad y Tiempo de Tránsito Corregido por Densidad.

Cálculo de Porosidad Efectiva

Conociendo el valor del volumen de arcilla podemos conocer la porosidad efectiva, para lo cual, nos dirigimos al menú “Interpretación” y seleccionamos la opción “Porosidad”.

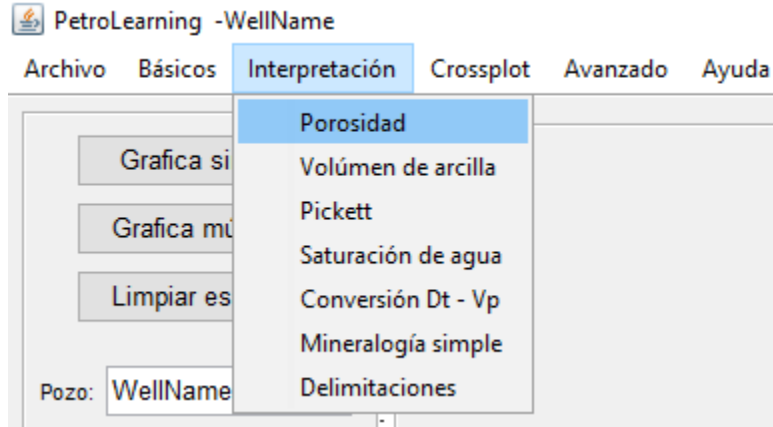


Figura 129 Acceso al módulo de cálculo de Porosidad

Esto nos llevará a nueva ventana que nos permitirá realizar varios cálculos de porosidad, Porosidad Efectiva, Porosidad por Densidad y de Porosidad por Tiempo de Tránsito y con corrección por Gas, lo cual, debe ser seleccionado de la lista desplegable, cabe destacar que se incorpora también la opción de estas dos últimas porosidades corregidas por arcilla.

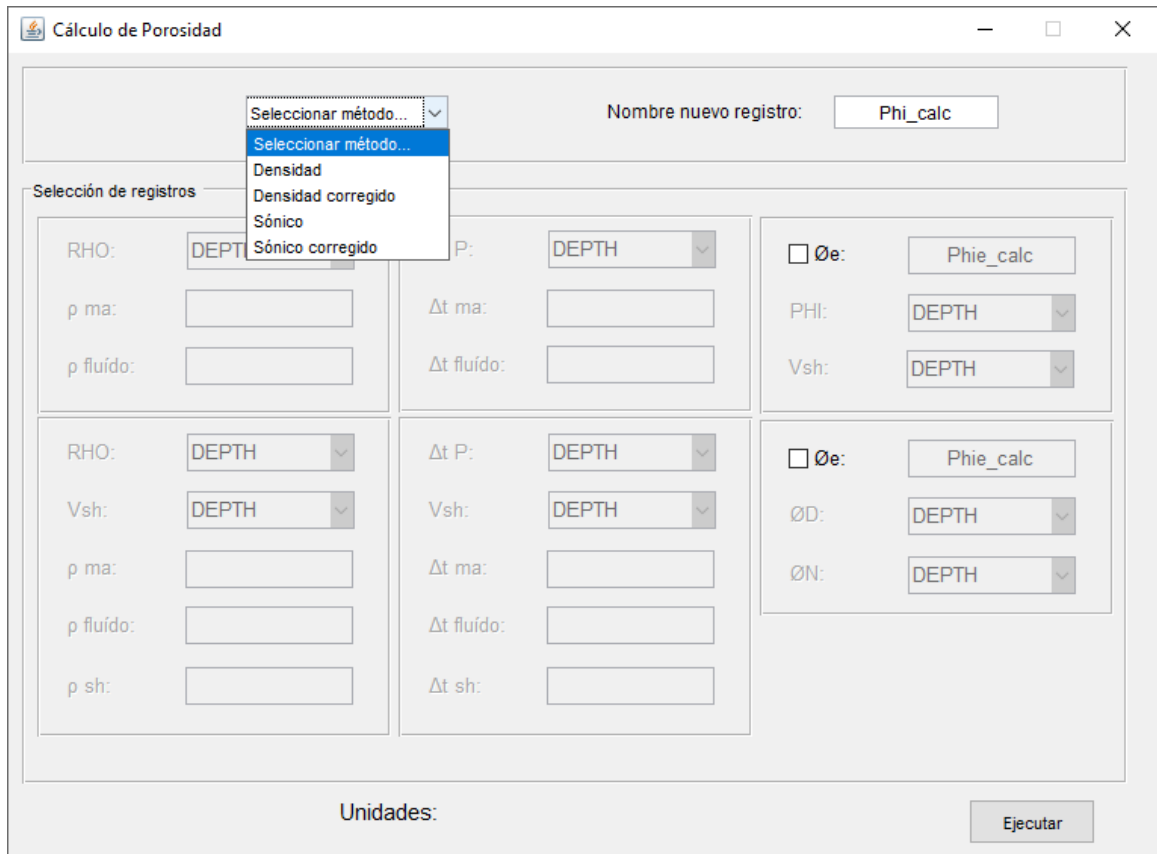


Figura 130 Selección de método para calcular porosidad.

Para seleccionar la porosidad efectiva seleccionamos la casilla en la parte derecha, tal y como se muestra en la Fig. 131, con lo cual podemos seleccionar la porosidad a criterio del interprete en la opción “PHI”, por lo general la curva del Registro de Porosidad Neutrón, y alguna de las curvas de Volumen de Arcilla previamente calculadas en la opción “Vsh”, así mismo, le asignamos un nombre con el que se generará la nueva curva.

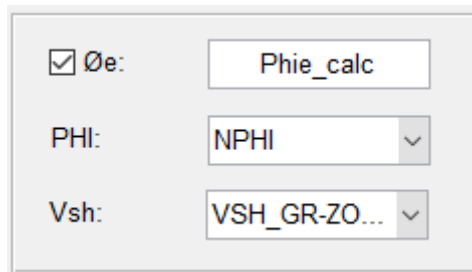


Figura 131 Cálculo de Porosidad Efectiva en el módulo Porosidad

También es posible calcular la Porosidad Efectiva utilizando el módulo de calculadora, accediendo a él mediante la Figura 127 y utilizando la Ecuación 56.

$$\phi_e = \text{NPHI} * (1 - \text{Vsh}) \quad \text{Ecuación 56}$$

donde ϕ_e es porosidad efectiva, NPHI es el registro de Porosidad Neutrón y \ el Volumen de arcilla, obteniendo lo que se muestra en la Figura 132.

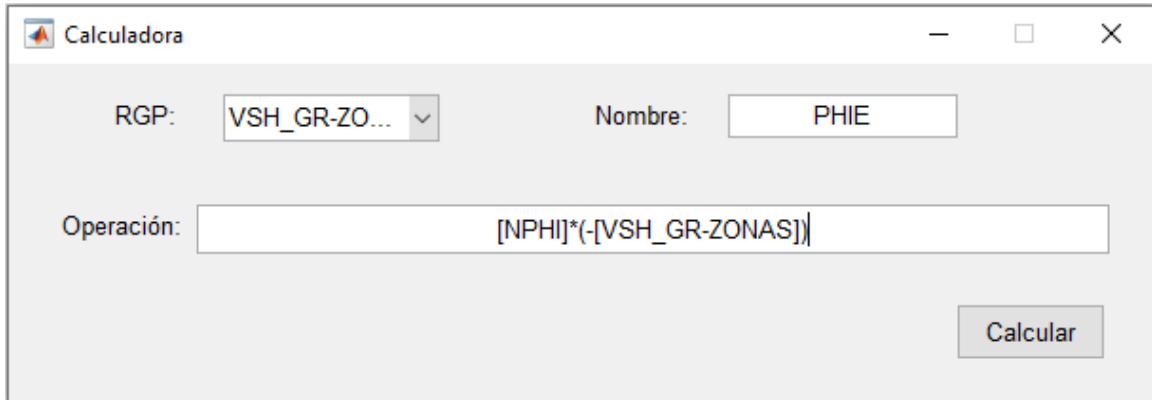


Figura 132 Cálculo de Porosidad Efectiva con la Calculadora

Cálculo de Porosidad mediante el registro de Densidad y Tiempo de Tránsito

Sin embargo, en el módulo de Porosidad se tienen cinco opciones adicionales para calcular porosidad, Porosidad por Densidad y corregida por arcilla, por Tiempo de Tránsito y corregido por arcilla y con corrección de gas, para esto solo basta que en el menú desplegable seleccionemos alguno de los cuatro métodos, para que el software nos permitirá introducir los datos necesarios.

En el caso de seleccionar la opción “Densidad” calcularemos la porosidad a partir de la curva de densidad, para esto tendremos que seleccionar la curva del Registro de Densidad en la opción “RHO”, el valor de densidad de la matriz conocida a partir de las gráficas cruzadas en la opción “p ma” y el valor de la densidad del fluido “p fluido” así como el nombre de la curva que calculará. Con los datos damos clic sobre “Ejecutar”, lo

cual cerrará la ventana y ahora podremos ver en la venta principal la nueva curva con el nombre dado.

Densidad

Nombre nuevo registro: Phi-RHO

Selección de registros

RHO: RHOZ

ρ ma: 2.85

ρ fluido: 1

Δt P: DEPTH

Δt ma:

Δt fluido:

Φ_e : Phie_calc

PHI: DEPTH

Vsh: DEPTH

RHO: DEPTH

Vsh: DEPTH

ρ ma:

ρ fluido:

ρ sh:

Δt P: DEPTH

Vsh: DEPTH

Δt ma:

Δt fluido:

Δt sh:

Φ_e : Phie_calc

Φ_D : DEPTH

Φ_N : DEPTH

Unidades: g/cm3

Ejecutar

Figura 133 Cálculo de porosidad por Densidad

En el caso de la opción “Sónico” calcularemos la porosidad a partir de la curva del Registro de Tiempo de Tránsito, para lo cual seleccionaremos la curva de Tiempo de Tránsito en la opción “ Δt P”, colocaremos el valor de Tiempo de Tránsito de la Matriz conocida a partir de las gráficas cruzadas en la opción “ Δt ma” y del fluido en “ Δt fluido” así como el nombre de la curva que calculará. Con los datos damos clic sobre “Ejecutar”, lo cual cerrará la ventana y ahora podremos ver en la venta principal la nueva curva con el nombre dado.

Cálculo de Porosidad

Sónico Nombre nuevo registro: Phi-Dt

Selección de registros

RHO: DEPTH <input type="button" value="v"/>	Δt P: DT <input type="button" value="v"/>	<input type="checkbox"/> ϕ_e : Phie_calc
ρ ma: <input type="text"/>	Δt ma: 42	PHI: DEPTH <input type="button" value="v"/>
ρ fluido: <input type="text"/>	Δt fluido: 189	Vsh: DEPTH <input type="button" value="v"/>
RHO: DEPTH <input type="button" value="v"/>	Δt P: DEPTH <input type="button" value="v"/>	<input type="checkbox"/> ϕ_e : Phie_calc
Vsh: DEPTH <input type="button" value="v"/>	Vsh: DEPTH <input type="button" value="v"/>	ϕ_D : DEPTH <input type="button" value="v"/>
ρ ma: <input type="text"/>	Δt ma: <input type="text"/>	ϕ_N : DEPTH <input type="button" value="v"/>
ρ fluido: <input type="text"/>	Δt fluido: <input type="text"/>	
ρ sh: <input type="text"/>	Δt sh: <input type="text"/>	

Unidades: us/ft

Figura 134 Cálculo de Porosidad mediante el Registro de Tiempo de Tránsito

Ahora contamos con tres curvas de porosidad, la curva del Registro de Porosidad Neutrón y las curvas calculadas mediante el Registro de Densidad y Tiempo de Tránsito.

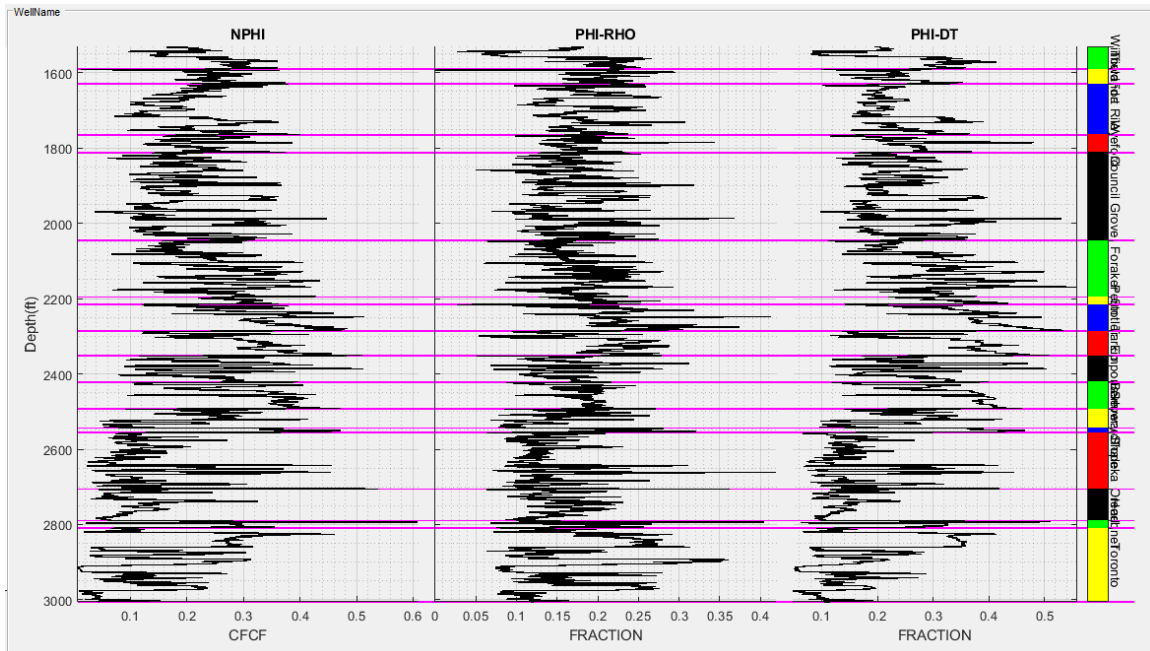


Figura 135 Curvas de Porosidad

Cálculo de Porosidad corregido por Arcilla

Para calcular las curvas de Porosidad corregidas por Arcilla accedemos al módulo de porosidad siguiendo lo establecido en la Figura 129 y ahora seleccionamos la opción “Densidad corregido”, permitiendo la curva del Registro de Densidad en la opción “RHOB”, la curva del volumen de Arcila en la opción “Vsh”, el valor de la densidad de la matriz en la opción “p ma”, de la densidad del fluido “p fluido” y de la densidad de la arcilla “p sh”, así como un nombre, después de introducir todos los datos damos clic en el botón “Ejecutar” lo cual generará una nueva curva con el nombre seleccionado.

Cálculo de Porosidad

Densidad corregido Nombre nuevo registro:

Selección de registros

RHO: <input type="text" value="DEPTH"/>	Δt P: <input type="text" value="DEPTH"/>	<input type="checkbox"/> ϕ_e : <input type="text" value="Phie_calc"/>
ρ ma: <input type="text"/>	Δt ma: <input type="text"/>	PHI: <input type="text" value="DEPTH"/>
ρ fluido: <input type="text"/>	Δt fluido: <input type="text"/>	Vsh: <input type="text" value="DEPTH"/>
RHO: <input type="text" value="RHOZ"/>	Δt P: <input type="text" value="DEPTH"/>	<input type="checkbox"/> ϕ_e : <input type="text" value="Phie_calc"/>
Vsh: <input type="text" value="VSH_GR-ZO..."/>	Vsh: <input type="text" value="DEPTH"/>	ϕ_D : <input type="text" value="DEPTH"/>
ρ ma: <input type="text" value="2.85"/>	Δt ma: <input type="text"/>	ϕ_N : <input type="text" value="DEPTH"/>
ρ fluido: <input type="text" value="1"/>	Δt fluido: <input type="text"/>	
ρ sh: <input type="text" value="2.35"/>	Δt sh: <input type="text"/>	

Unidades: g/cm3

Figura 136 Cálculo de porosidad por Densidad corregido por arcilla

Para el caso de la Porosidad por Tiempo de Tránsito corregido por arcilla seleccionamos la opción “Sónico corregido”, permitiendo la curva del Registro de Tiempo de Tránsito en la opción “ Δt P”, la curva del volumen de Arcilla en la opción “Vsh”, el valor de tiempo de tránsito de la matriz en la opción “ Δt ma”, del tiempo de tránsito del fluido “ Δt fluido”, el valor del tiempo de tránsito de la arcilla “ Δt sh”, así como un nombre, después de introducir todos los datos damos clic en el botón “Ejecutar” lo cual generará una nueva curva con el nombre seleccionado.

Figura 137 Cálculo de porosidad por Tiempo de Tránsito corregido por arcilla

Cálculo de Porosidad corregido por Gas

En el caso de la presencia de Gas, podemos calcular corrigiendo el efecto del Gas, para esto accedemos al módulo de porosidad siguiendo lo establecido en la Figura 129 y seleccionando la casilla en el lado derecho inferior, lo cual nos permitirá seleccionar un nombre para la curva con la corrección de Porosidad por Gas así como el Registro de Porosidad por Densidad calculado previamente en la opción “ØD” y el Registro de Porosidad Neutrón en la opción “ØN”.

<input checked="" type="checkbox"/> Øe:	Phi_Gas
ØD:	PHI_DENSID... ▼
ØN:	NPHI ▼

Figura 138 Cálculo de Porosidad corregida por efecto de Gas

Cálculo de volumen de arcilla con Registros de Porosidad

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante las curvas de Porosidad Neutrón y Porosidad por Neutrón seleccionamos la opción “Densidad – Neutrón”, lo cual permitirá introducir la curva de Porosidad Neutrón en la opción “ØN” y la curva de Porosidad por Densidad en la opción “ØD”, así como los valores de la porosidad neutrón de la zona arcillosa en la opción “ØNsh” y de la Porosidad por Densidad en la zona arcillosa en la opción “ØDsh”, para esto graficamos el Registro de Rayos Gamma, ligado directamente a la presencia de arcilla, y el Registro de Porosidad por Densidad de lo cual identificaremos el valor del Registro de Porosidad por Densidad donde el valor de Rayos Gamma sea alto, como en la Figura 139.

Figura 140 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad Neutrón y Porosidad por Densidad

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante las curvas de Porosidad Neutrón y Porosidad por Tiempo de Tránsito seleccionamos la opción “Neutrón - Sónico”, lo cual permitirá introducir la curva de Porosidad Neutrón en la opción “ØN” y la curva de Porosidad por Tiempo de Tránsito en la opción “ØS”, así como los valores de la porosidad neutrón de la zona arcillosa en la opción “ØNsh” y de la Porosidad por Tiempo de Tránsito en la zona arcillosa en la opción “ØSsh”, para esto realizaremos lo ya explicado y mostrado en la Figura 139, seleccionamos la opción “Lineal” y le asignamos un nombre a la curva para que sea plenamente identificable y damos clic en Ejecutar, con lo cual se generará la nueva curva.

The screenshot shows a software window titled "Cálculo de volúmen de arcilla". At the top, there are two dropdown menus: "Neutrón - Sónico" and "Lineal". To the right is a text box labeled "Nombre nuevo registro:" with the value "Vsh-NPHI-DT". Below this is a section titled "Cálculo Volúmen de arcilla" which contains a grid of input fields. The first row has fields for GR, SP, and Rt, each with a "TEMP_CALC" dropdown and empty input boxes for "Min" and "Max". The second row has fields for ØN, ØD, and ØS, each with a "TEMP_CALC" dropdown. The ØS field has a dropdown set to "PHI-DT" and input boxes for "ØNsh" (0.35) and "ØSsh" (0.30). The third row has fields for ØNsh, ØDsh, and ØSsh, each with empty input boxes. At the bottom of the window, there is a dropdown menu set to "TODO", the text "Unidades: fraction", and an "Ejecutar" button.

Figura 141 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad Neutrón y Porosidad por Tiempo de Tránsito

Para el caso del cálculo de volumen de arcilla mediante las curvas de Porosidad por Densidad y Porosidad por Tiempo de Tránsito seleccionamos la opción “Densidad – Sónico”, lo cual permitirá introducir la curva de Porosidad por Densidad en la opción “ØD” y la curva de Porosidad por Tiempo de Tránsito en la opción “ØS”, así como los valores de la porosidad neutrón de la zona arcillosa en la opción “ØDsh” y de la Porosidad por Tiempo de Tránsito en la zona arcillosa en la opción “ØSsh”, para esto realizaremos lo ya explicado y mostrado en la Figura 139, seleccionamos la opción “Lineal” y le asignamos un nombre a la curva para que sea plenamente identificable y damos clic en Ejecutar, con lo cual se generará la nueva curva.

Figura 142 Cálculo de Volumen de Arcilla a partir de la Porosidad por Densidad y por Tiempo de Tránsito

Cálculo de Saturación de Agua

Ahora se calculará la saturación de Agua, sin embargo, primero se requiere conocer los valores de las constantes a , m y n , para lo cual utilizaremos una gráfica cruzada de Pickett, para acceder a ella es necesario dirigirse al menú “Interpretación” en la opción “Pickett”

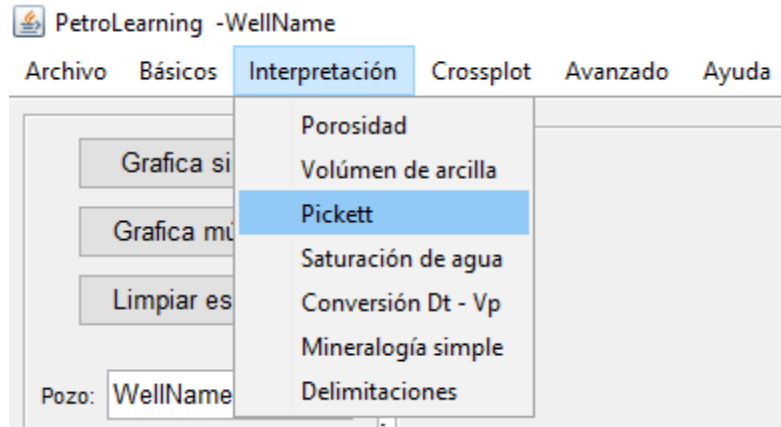


Figura 143 Acceso a la gráfica cruzada de Pickett

Esto nos mostrará una ventana donde colocaremos la curva de Porosidad en la opción “PHI”, la curva de Resistividad Profunda o de Resistividad Real en la opción “RT”, la curva de Rayos Gamma en la opción “GR” y damos clic en la opción Graficar que nos mostrará la dispersión de datos.

The image shows a data input window for the Pickett plot. It contains several fields: 'PHI:' with a dropdown menu showing 'PHIE'; 'Rt:' with a dropdown menu showing 'RT'; a checked checkbox next to 'GR:' with a dropdown menu showing 'GR'; 'Rw:'; and 'm:'. At the bottom of the window is a button labeled 'Graficar'.

Figura 144 Introducción de datos para la gráfica de Pickett

Cuando grafiquemos podremos observar el orden de los datos y entonces marcar la curva del 100% de saturación tal y como se muestra en la Figura 145 con lo cual obtendremos los datos de Resistividad de agua de la formación y el valor de la constante m que utilizaremos posteriormente.

NOTA: Para marcar la curva del 100% de saturación de agua solo debemos dar clic al inicio de la línea que queremos marcar y al final de esta.

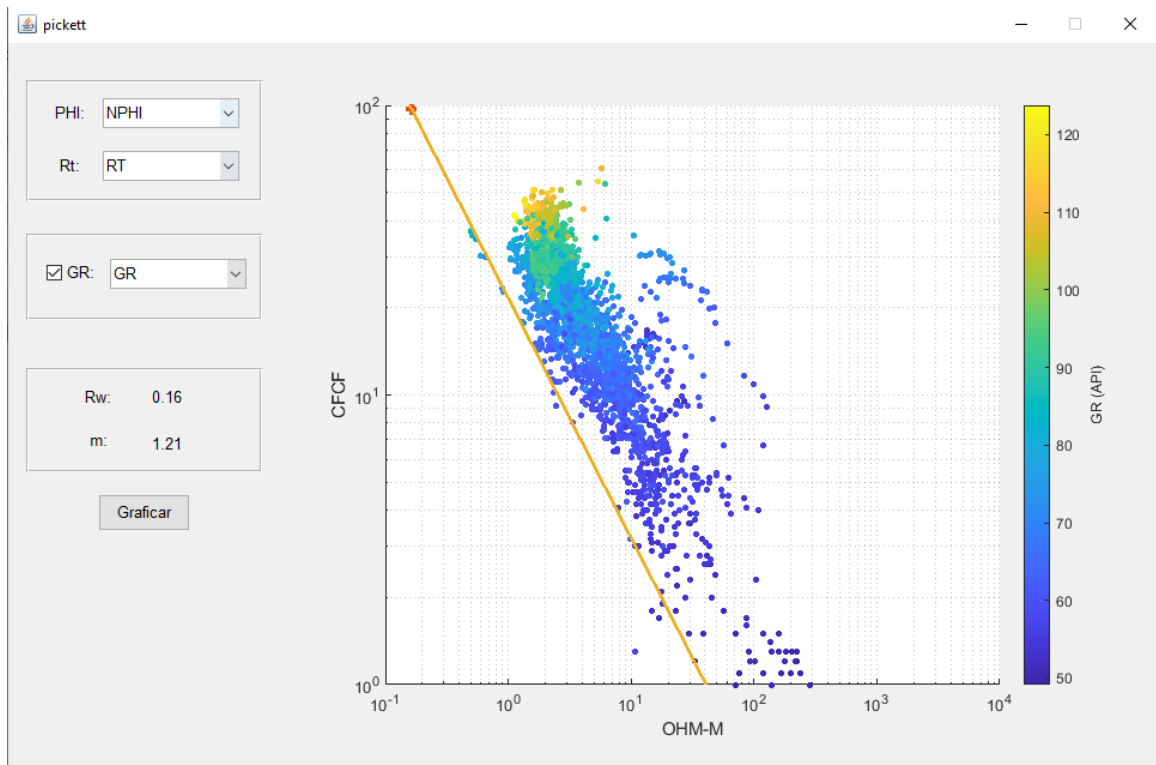


Figura 145 Gráfica de Pickett

Conocidos los valores de las constantes podremos calcular el valor de la saturación de agua a lo largo del pozo, para lo cual abrimos el módulo dirigiéndonos al menú “Interpretación” y seleccionar la opción “Saturación de Agua”.

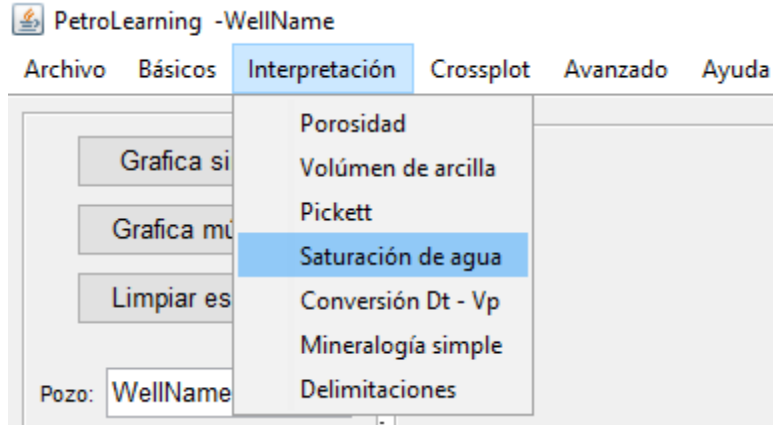


Figura 146 Acceder al módulo de Saturación de Agua

Lo anterior nos mandará a la ventana correspondiente donde tenemos la posibilidad de seleccionar entre los métodos que se señalan en la Figura 147.

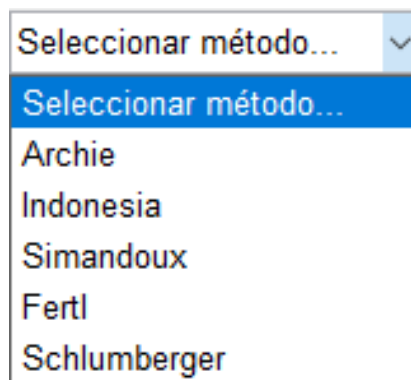
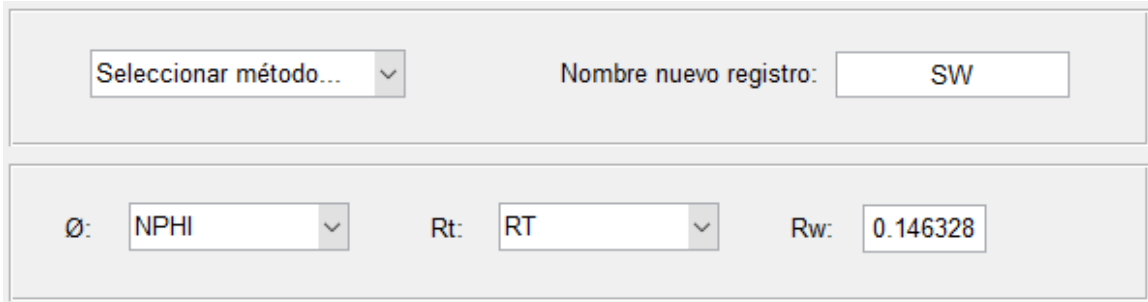


Figura 147 Métodos de cálculo de Saturación de Agua

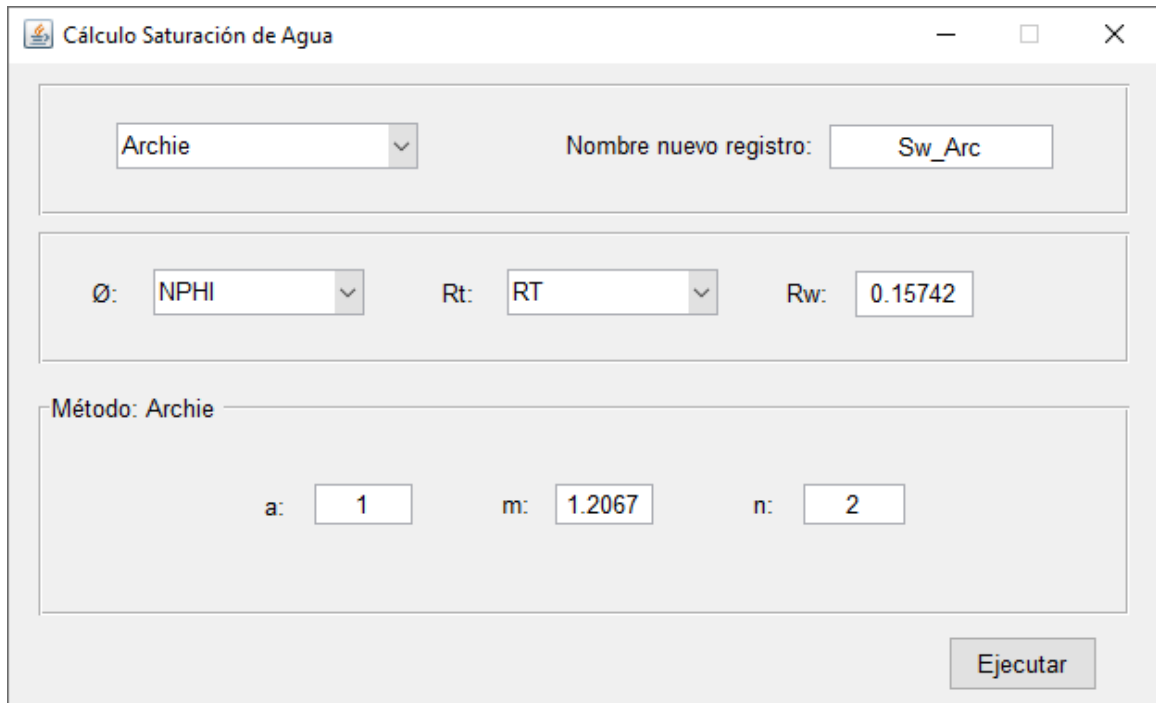
Para el caso de todos los métodos introducimos la curva de Porosidad en la opción “ \emptyset ”, la curva de Resistividad Profundad o Real en la opción “Rt”, el valor de R_w se introduce solo al realizar el cálculo en la gráfica de Pickett.



Seleccionar método...
 Nombre nuevo registro: SW
 ø: NPHI Rt: RT Rw: 0.146328

Figura 148 Datos comunes para los métodos de cálculo de Sw

Para el caso del método por la ecuación de Archie se solicita el exponente de saturación “n”, el factor de tortuosidad “a” y el exponente de cementación “m”.



Cálculo Saturación de Agua
 Archie Nombre nuevo registro: Sw_Arc
 ø: NPHI Rt: RT Rw: 0.15742
 Método: Archie
 a: 1 m: 1.2067 n: 2
 Ejecutar

Figura 149 Cálculo de saturación por Archie

Para el caso del método por Indonesia se solicita el exponente de saturación “n” y el factor de tortuosidad “a”.

The image shows a software window titled "Cálculo Saturación de Agua". The window contains several input fields and a button. At the top, there is a dropdown menu with "Indonesia" selected and a text box labeled "Nombre nuevo registro:" containing "Sw-IND". Below this, there are three more input fields: "Ø:" with a dropdown menu showing "NPFI", "Rt:" with a dropdown menu showing "RT", and "Rw:" with a text box containing "0.15742". Underneath these is a section labeled "Método: Indonesia" which contains two text boxes: "a:" with "1" and "n:" with "2". At the bottom right of the window is a button labeled "Ejecutar".

Figura 150 Cálculo de saturación por Indonesia

Para el caso del método por Fertl se solicita el factor de tortuosidad “a” y el volumen de Arcilla.

Cálculo Saturación de Agua

Fertl

Nombre nuevo registro: Sw-Fertl

Ø: NPHI Rt: RT Rw: 0.15742

Método: Fertl

a: 1 Vsh: VSH_GR-ZO...

Ejecutar

Figura 151 Cálculo de saturación por Fertl

Para el caso del método de cálculo Schlumberger se solicita el valor de Resistividad de la arcilla y el volumen de arcilla.

Figura 152 Cálculo de saturación por Schlumberger

Cálculo de Mineralogía Básica

Por último, conociendo el valor del volumen de arcilla, la saturación de agua y la porosidad, podemos establecer un modelo mineralógico básico compuesto por el Volumen de Matriz (Vmat), el Volumen de Arcilla (Vsh) y el Volumen Volumétrico de Agua (BVW) como se establece en la Ecuación 57.

$$1 = Vmat + Vsh + BVW \quad \text{Ecuación 57}$$

Para esto accedemos al menú Interpretación y seleccionamos la opción “Mineralogía Simple”, lo cual nos mostrará una nueva ventana con las opciones para realizar el cálculo de Volumen Volumétrico de Agua y Volumen de Matriz, para lo cual ya debemos conocer la porosidad, la saturación de agua, el volumen de arcilla y la matriz a partir de las gráficas cruzadas.

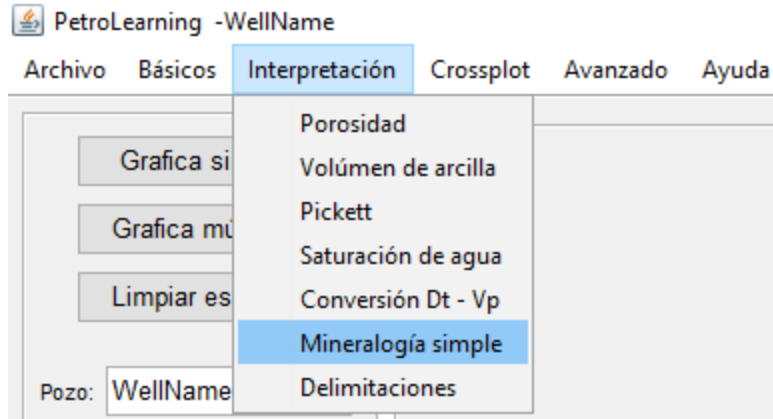


Figura 153 Acceso al módulo de Mineralogía Simple

En la nueva ventana, primero seleccionamos la casilla del lado izquierdo con la cual calcularemos el volumen volumétrico de agua, para lo cual le asignamos el nombre a la curva que generemos, la porosidad en la opción “PHI” y la saturación de agua en la opción “Sw”.

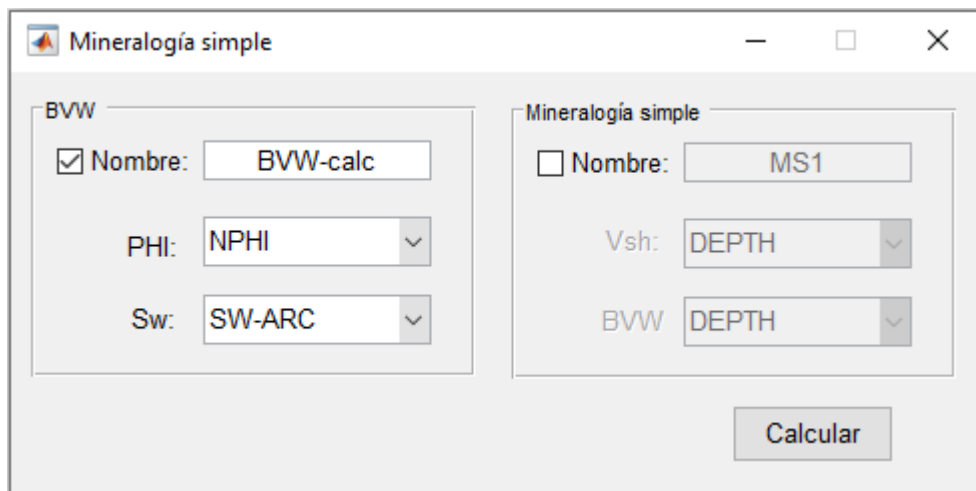


Figura 154 Cálculo de Volumen Volumétrico de Agua

Conociendo el Volumen Volumétrico de Agua ahora podemos calcular el volumen de Matriz, para lo cual seleccionamos la casilla del lado derecho, le asignamos un nombre y seleccionamos la curva del Volumen de Arcilla en la opción “Vsh” y la curva del Volumen Volumétrico de Agua en la opción “BVW”.

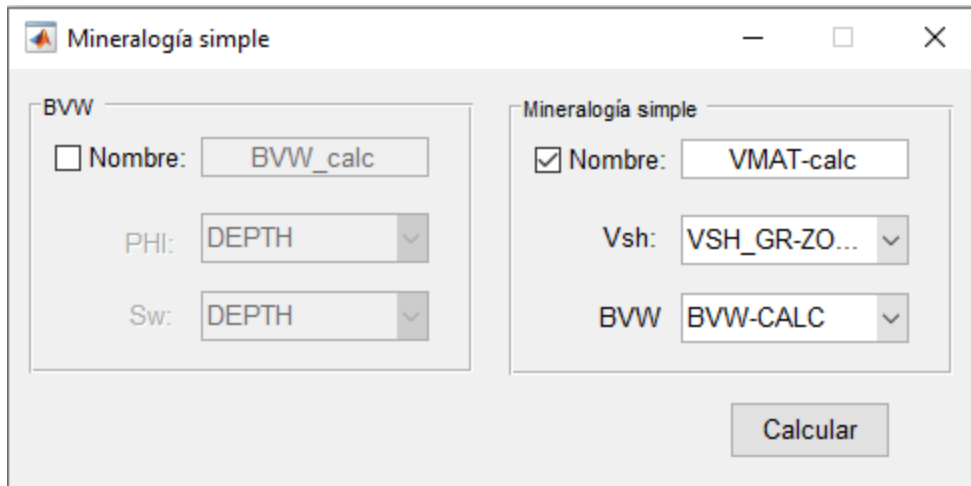


Figura 155 Cálculo de Volumen de Matriz

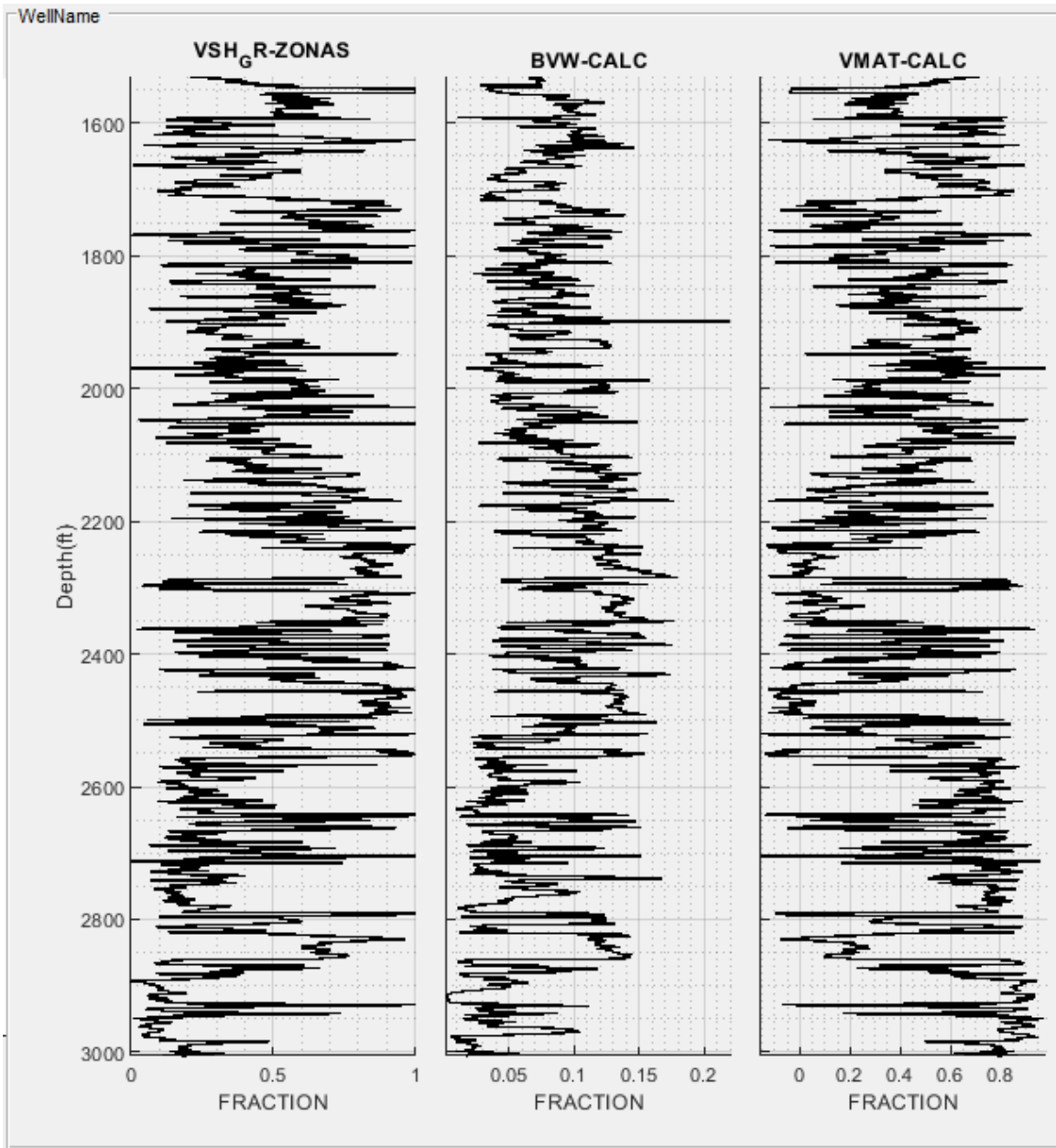


Figura 156 Resultado de la mineralogía básica

Identificación de zonas de paga

Considerando el modelo básico, se pueden obtener zonas específicas que tienen las mejores condiciones físicas para considerar que hay presencia de hidrocarburos, para esto definimos que los principales parámetros a considerar son la porosidad, buscando zonas con buena porosidad que por lo tanto puedan contener mayor volumen de hidrocarburos,

el volumen de arcilla, debe ser bajo por sus características físicas y la saturación de agua que debe ser baja para que los poros estén saturados de hidrocarburos. A continuación, se mencionan algunos valores de corte generales que deben ser modificados a condiciones y el criterio del campo estudiado:

- Porosidad efectiva mayor o igual a 50%
- Volumen de arcilla menor o igual a 35%
- Saturación de agua menor o igual a 30%

Para identificar las zonas que cumplen con este criterio accedemos al módulo denominado Delimitaciones, para lo cual accedemos al módulo “Interpretación” y seleccionamos la opción “Delimitaciones”.

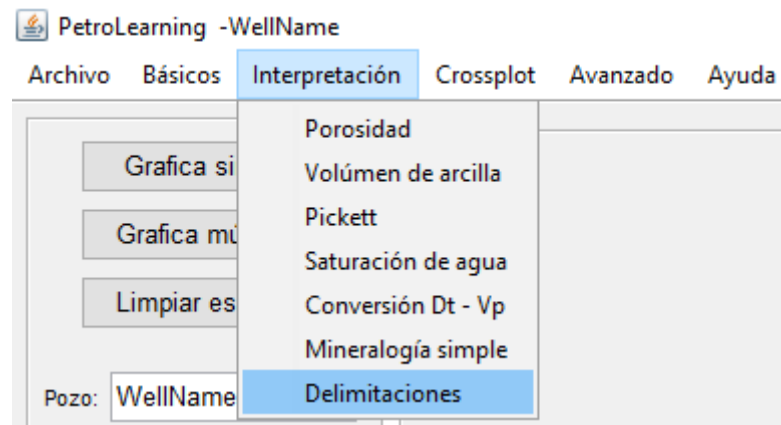


Figura 157 Acceso al módulo Delimitaciones

Lo cual nos arrojará una nueva ventana donde podemos seleccionar hasta seis diferentes registros en los cuales delimitaremos los valores de corte que el software nos ayudará a identificar.

The image shows a software window titled "Delimitación" with standard window controls (minimize, maximize, close). The main area contains six panels, each representing a condition:

- Condición 1:** RGP 1: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]
- Condición 2:** RGP 2: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]
- Condición 3:** RGP 3: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]
- Condición 4:** RGP 4: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]
- Condición 5:** RGP 5: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]
- Condición 6:** RGP 6: DEPTH (dropdown), Mínimo: [input], Máximo: [input], U: [input]

At the bottom of the window, there is a "Nombre:" label followed by a text input field containing "Delim_1" and a "Crear" button.

Figura 158 Ventana principal del módulo Delimitaciones

Considerando este módulo para obtener zonas de paga entonces ingresamos los registros propios de los parámetros mencionados previamente.

Delimitación

Condición 1

RGP 1: NPHI

Mínimo: 0.50

Máximo: 1

U: CFCF

Condición 2

RGP 2: VSH_GR-ZO...

Mínimo: 0

Máximo: 0.35

U: fraction

Condición 3

RGP 3: SW-ARC

Mínimo: 0

Máximo: 30

U: %

Condición 4

RGP 4: DEPTH

Mínimo:

Máximo:

U:

Condición 5

RGP 5: DEPTH

Mínimo:

Máximo:

U:

Condición 6

RGP 6: DEPTH

Mínimo:

Máximo:

U:

Nombre: Pay-Flags

Crear

Figura 159 Delimitación de zonas de paga

Lo cual nos arrojará en la ventana principal del software en la opción “Delim” la zona que nosotros hemos creado, la cual después de graficar a seleccionarla nos mostrará las zonas que cumplen con los criterios señalados.

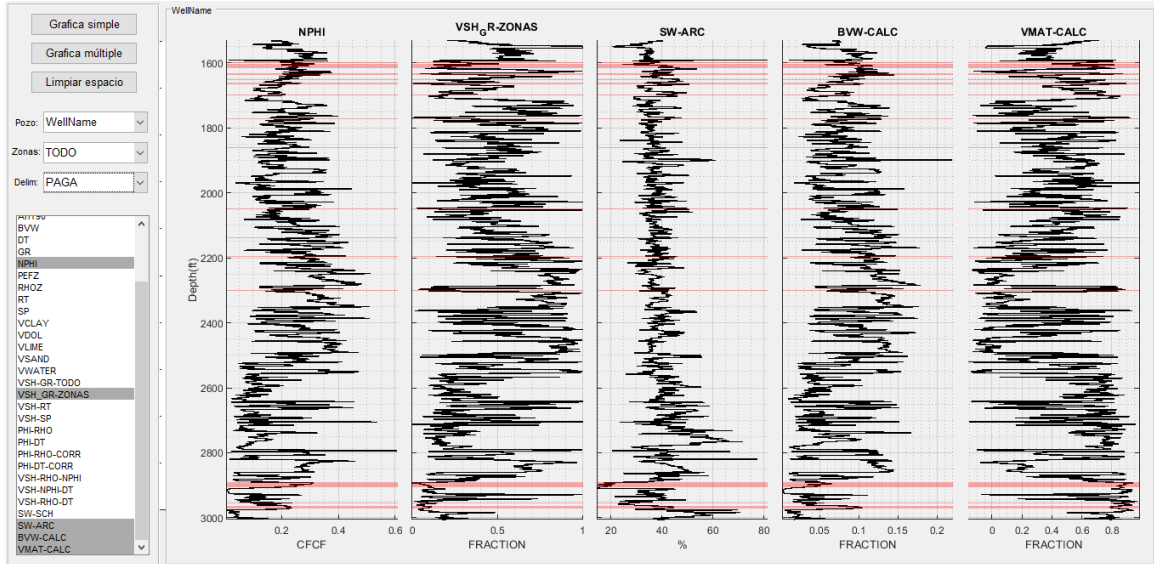


Figura 160 Zonas de paga

Los valores sugeridos no funcionan adecuadamente para todos los casos, por lo cual deben ser modificados en virtud de las características del área de estudio y el usuario.

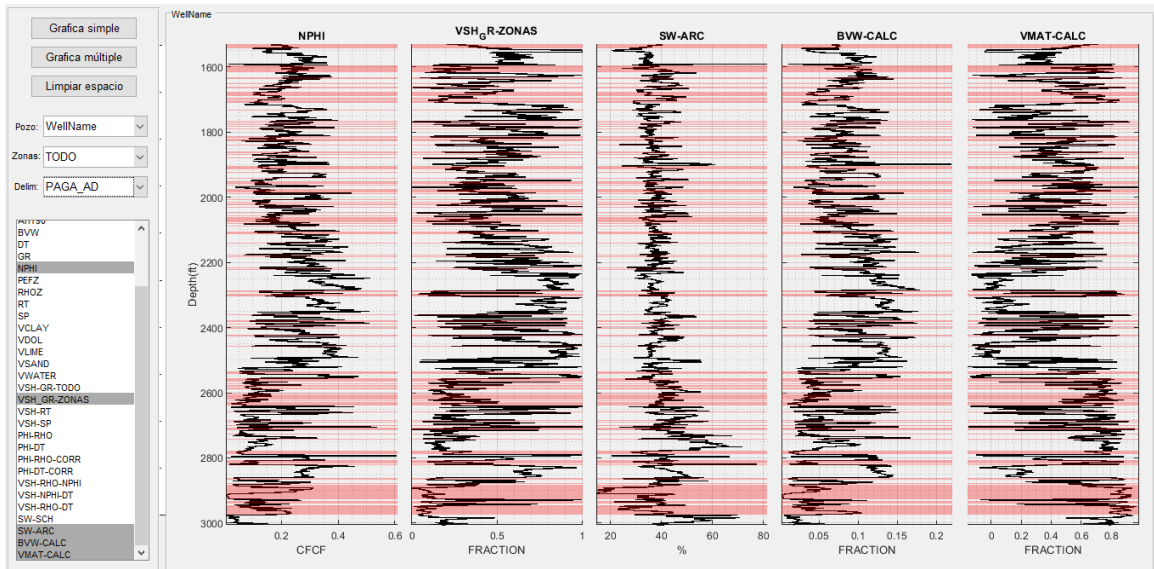


Figura 161 Zonas de paga modificadas

Inversión conjunta mediante Redes Neuronales Artificiales

Para acceder a todos los pasos del proceso de inversión, es necesario dirigirse al menú “Avanzado” de la ventana principal. Inicialmente sólo una de las opciones se encontrará habilitada, el resto cambiará al terminar el primer paso (Entrenamiento).

El proceso puede realizarse con dos o más pozos para cada proyecto y está dividido en dos:

Iteración primaria o inicial: Cuando se ejecuta un ciclo completo o únicamente se ejecuta el primer paso del proceso.

Está subdividido de la siguiente manera:

- 1) Entrenamiento: Del total de registros seleccionados, RMe’s representan las entradas a la red neuronal y RGPe’s los elementos a predecir (o salidas).
- 2) Predicción: Del total de registros seleccionados, RMp’s representan las entradas a la red neuronal y RGpp’s los elementos a predecir (o salidas).
- 3) Inversión.

Iteración secundaria: Representa cada ciclo que no se ejecuta completo. Consta solamente de los pasos 2 a 4 de la lista anterior. Es necesario realizar una iteración primaria previa ya que, en este caso, la predicción emplea la red neuronal entrenada previamente.

Para el Entrenamiento se recomienda iniciar el proceso con el pozo más grande y con la menor cantidad de valores nulos, ya que de esto dependerá la calidad del resultado final.

Ir al menú “Avanzado”, después seleccionar la opción “Inversión conjunta” y posterior “Entrenamiento” o combinar las teclas “Control” y la Tecla I”.

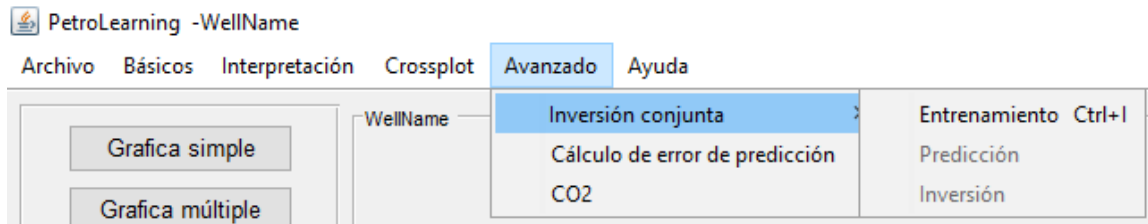


Figura 162 Acceso a menú de inversión

Se genera una nueva ventana con dos tablas: Registros Geofísicos y Mineralogía, en las que se enlistan todos los registros del pozo que se encuentre en uso en la ventana principal. Adicionalmente, la tabla Registros Geofísicos contiene la cantidad de valores nulos de cada registro.

Para este cálculo se introducirán el Registro de Densidad, Registro de Porosidad Neutrón, Registro de Velocidad de onda P y de Velocidad de Onda S, este lo obtendremos convirtiendo el Registro de Tiempo de Tránsito en Velocidad de Onda P y S, para esto nos dirigimos al menú “Interpretación” y seleccionamos la opción “Conversión Dt – Vp”.

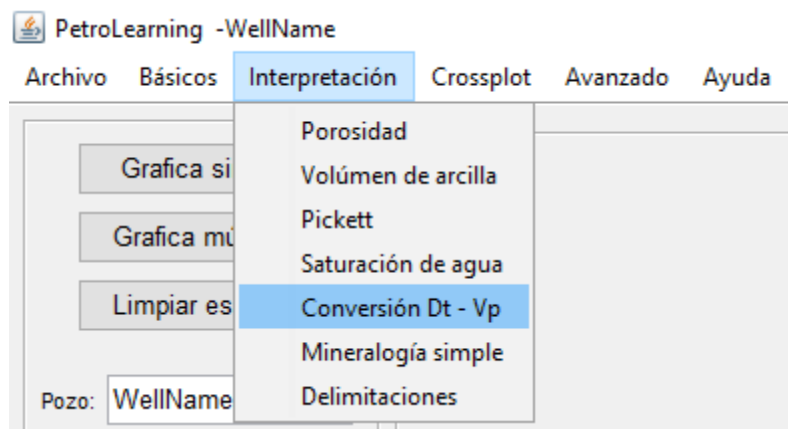
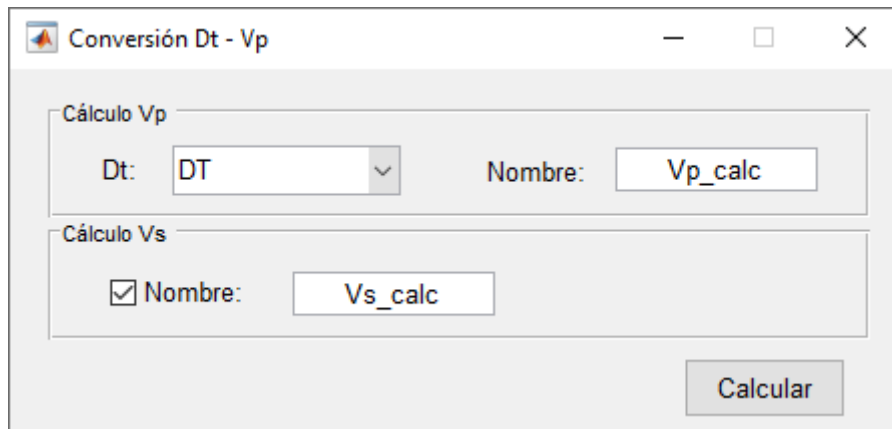


Figura 163 Acceso al módulo de conversión de Tiempo de Tránsito a Velocidad

Al dar clic obtendremos una nueva ventana en la cual seleccionaremos el Registro de Tiempo de Tránsito y el nombre de las curvas de salida.



The image shows a software dialog box titled "Conversión Dt - Vp". It has a standard window header with a close button (X) and a maximize button (square). The dialog is divided into two main sections. The first section, "Cálculo Vp", contains a label "Dt:" followed by a dropdown menu currently showing "DT", and a label "Nombre:" followed by a text input field containing "Vp_calc". The second section, "Cálculo Vs", contains a checked checkbox followed by a label "Nombre:" and a text input field containing "Vs_calc". At the bottom right of the dialog is a button labeled "Calcular".

Figura 164 Cálculo de Velocidad de Onda P y S

Ya calculadas las Velocidades de Onda P y S se deben seleccionar el mismo número de registros en cada tabla.

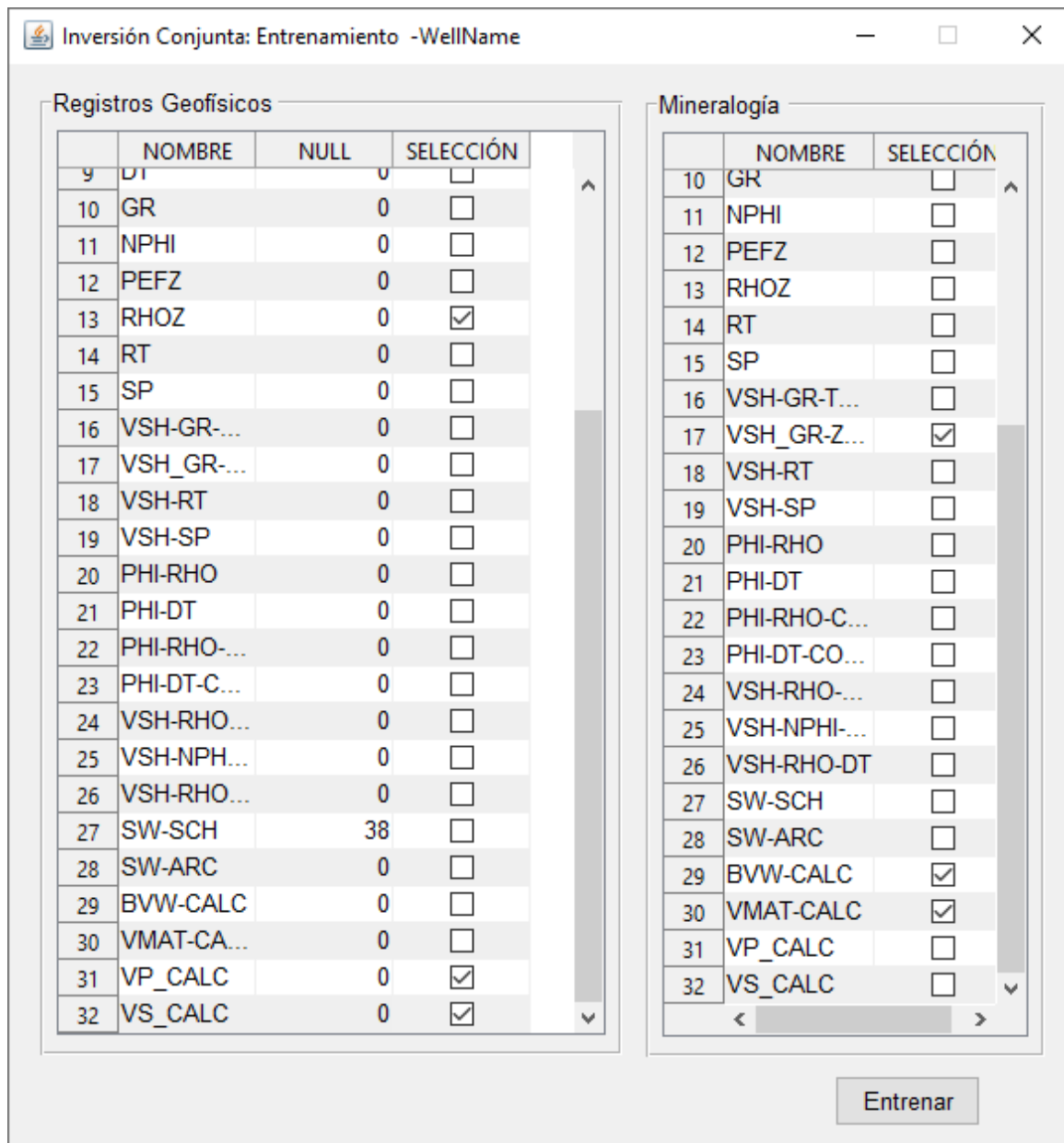


Figura 165 Ventana de selección de datos para el Entrenamiento

Al presionar el botón Entrenar se generará la siguiente ventana de entrenamiento. El Deep Learning Toolbox permite generar una ventana con diferentes elementos que permiten monitorear el progreso del entrenamiento de cualquier Red Neuronal. Al ser creada por Matlab, la información siempre se mostrará en inglés.

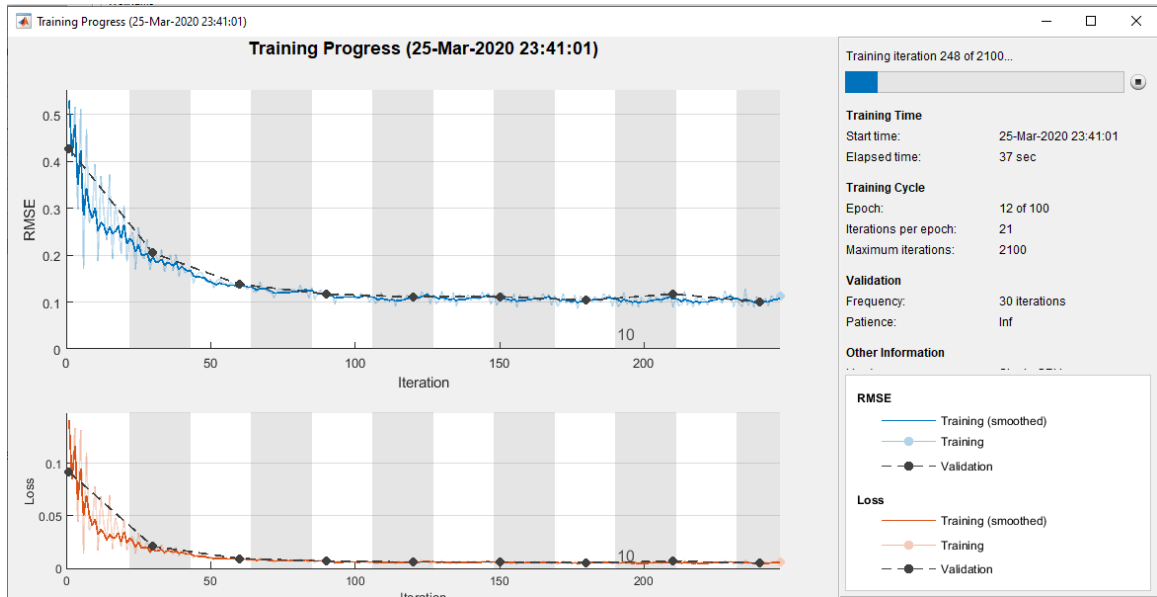


Figura 166 Ventana de Entrenamiento

Se puede ver que la ventana está dividida en dos secciones principales:

- Gráficas: Muestran el error cuadrático medio (RMSE, gráfica superior) y el progreso de optimización de la función de costo (Loss, gráfica inferior). A través de ellas, es posible observar si el proceso de aprendizaje de la Red Neuronal es correcto.

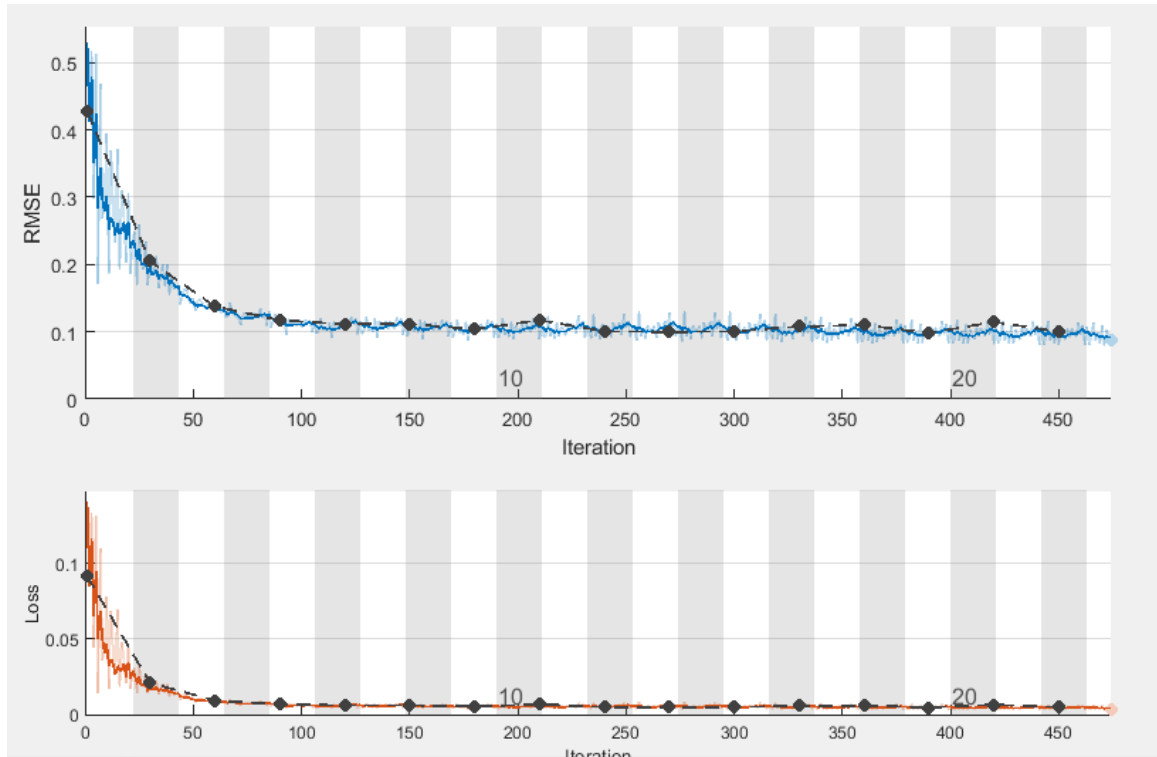


Figura 167 Gráficas de error

- Lista de información: Está dividida en secciones que contienen diversos elementos que nos permite observar el progreso del entrenamiento.
 - Training iteration ## of ###: Es una barra que muestra el progreso del entrenamiento. Durante el procedimiento, junto a la barra siempre se mostrará un botón de Stop que permite detener en cualquier momento el entrenamiento (ver Sección 6 para más información)
 - Training time – Start time: Muestra la hora y la fecha en la que se inició el entrenamiento.
 - Training time – Elapsed time: Muestra el tiempo transcurrido desde el inicio del entrenamiento.

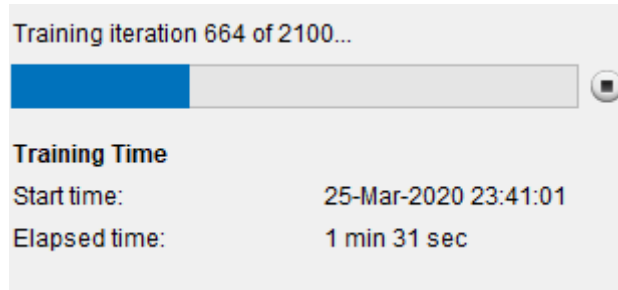


Figura 168 Lista de información (Sección de iteraciones y progreso)

- Training cycle – Epoch: Muestra el ciclo actual del total de ciclos establecidos para el entrenamiento. Un Epoch es el número de veces que el conjunto completo de datos de entrenamiento “pasa” a través de la RN. Después de cada ciclo, el algoritmo modifica el valor de los pesos de todas las capas ocultas intentando minimizar el error de predicción.
- Training cycle – Iterations per epoch: Muestra la cantidad de iteraciones que se realizan entre cada Epoch. Es importante mencionar que una iteración no se realiza con el conjunto completo de datos, sino que lo divide en conjuntos más pequeños para disminuir el tiempo de procesamiento.
- Training cycle – Maximum iterations: Muestra el total de iteraciones que se ejecutarán durante el entrenamiento. Es el número de ciclos multiplicado por la cantidad de iteraciones por ciclo.

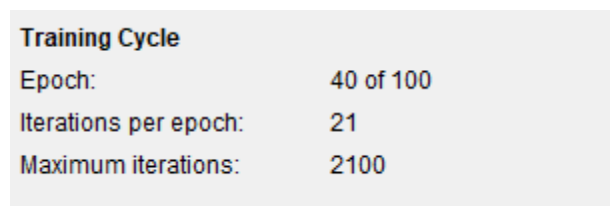


Figura 169 Lista de información (Sección de ciclo de entrenamiento)

- Other information – Hardware resource: Muestra la arquitectura de la PC en la que se ejecute el programa. La estructura computacional más sencilla es Single CPU. Si es posible, el software se adapta automáticamente a un entorno de Computo Paralelo o calculo con GPU.
- Other information – Learning rate schedule: Piecewise indica que se realizará un ajuste del factor de aprendizaje (Learning rate) de la RN al término de cada ciclo.
- Other information – Learning rate: Controla el peso con que el error estimado al final de cada ciclo es usado para actualizar los parámetros de las capas ocultas, es decir:
(FA * error estimado en el ciclo).

Other Information	
Hardware resource:	Single CPU
Learning rate schedule:	Piecewise
Learning rate:	0.32

Figura 170 Lista de Información (Información adicional)

El tiempo de entrenamiento dependerá de las características de la PC en la que se ejecute el software y del tamaño de RGPe y RMe. El tiempo estimado para una PC con los requisitos mínimos varía entre 15 y 30 minutos.

Al terminar el proceso nos arrojará una ventana nueva que nos permitirá realizar, primero la predicción de los Registros Sintéticos y posteriormente realizar la correspondiente Inversión con estos datos.

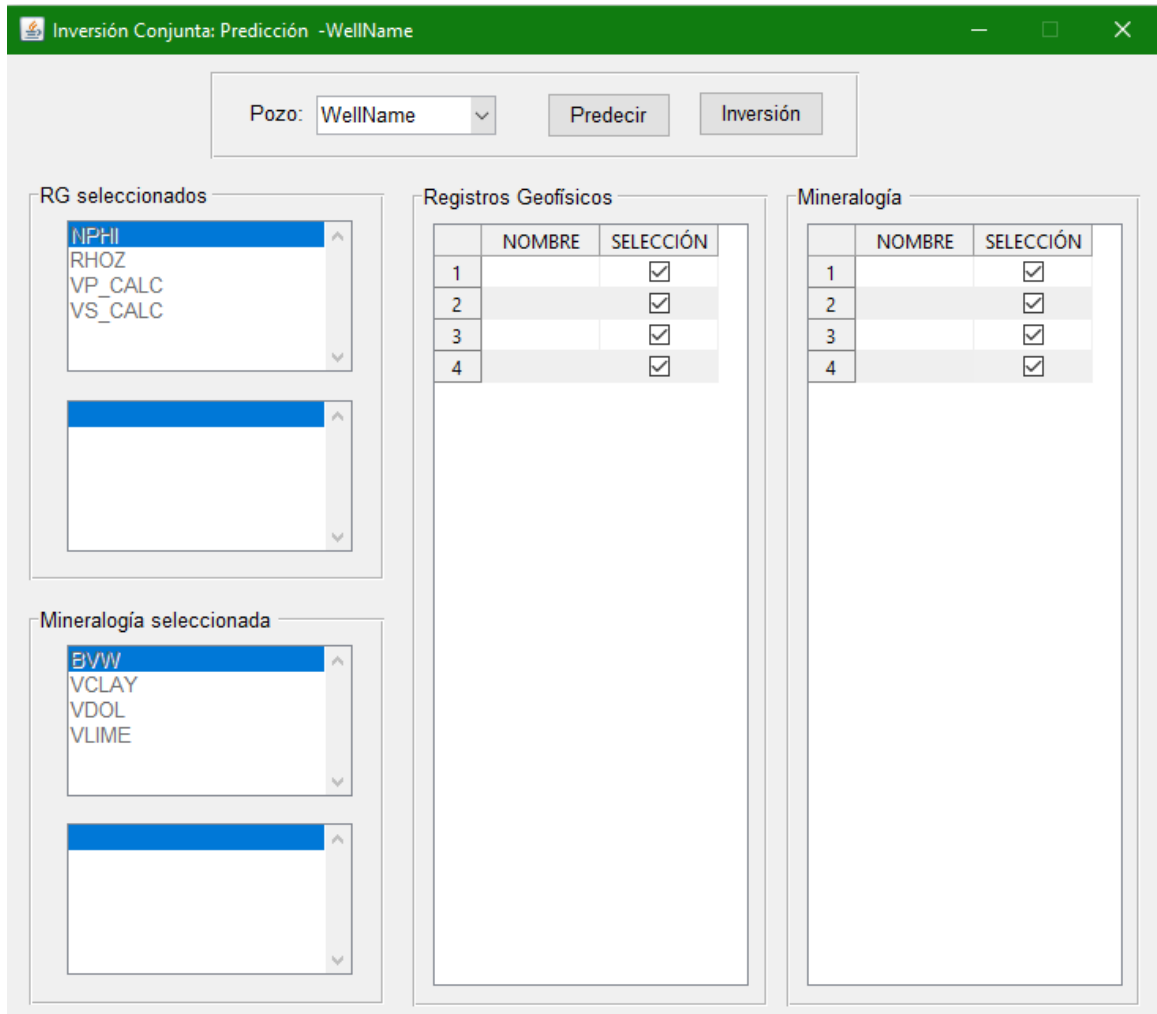


Figura 171 Ventana para predicción e inversión de RGP

En la ventana de la Figura 171 debemos seleccionar el pozo sobre el cual realizaremos la predicción e inversión, por lo tanto, es importante destacar que se debe **realizar en otro pozo** que también tenga los datos completos y en el mismo orden que el pozo que nos sirvió para entrenar la Red Neuronal. Cuando seleccionemos el pozo se nos permitirá seleccionar los Registros y la Mineralogía, recordar mantener el mismo orden que con el que se entrenó, este se muestra del lado izquierdo.

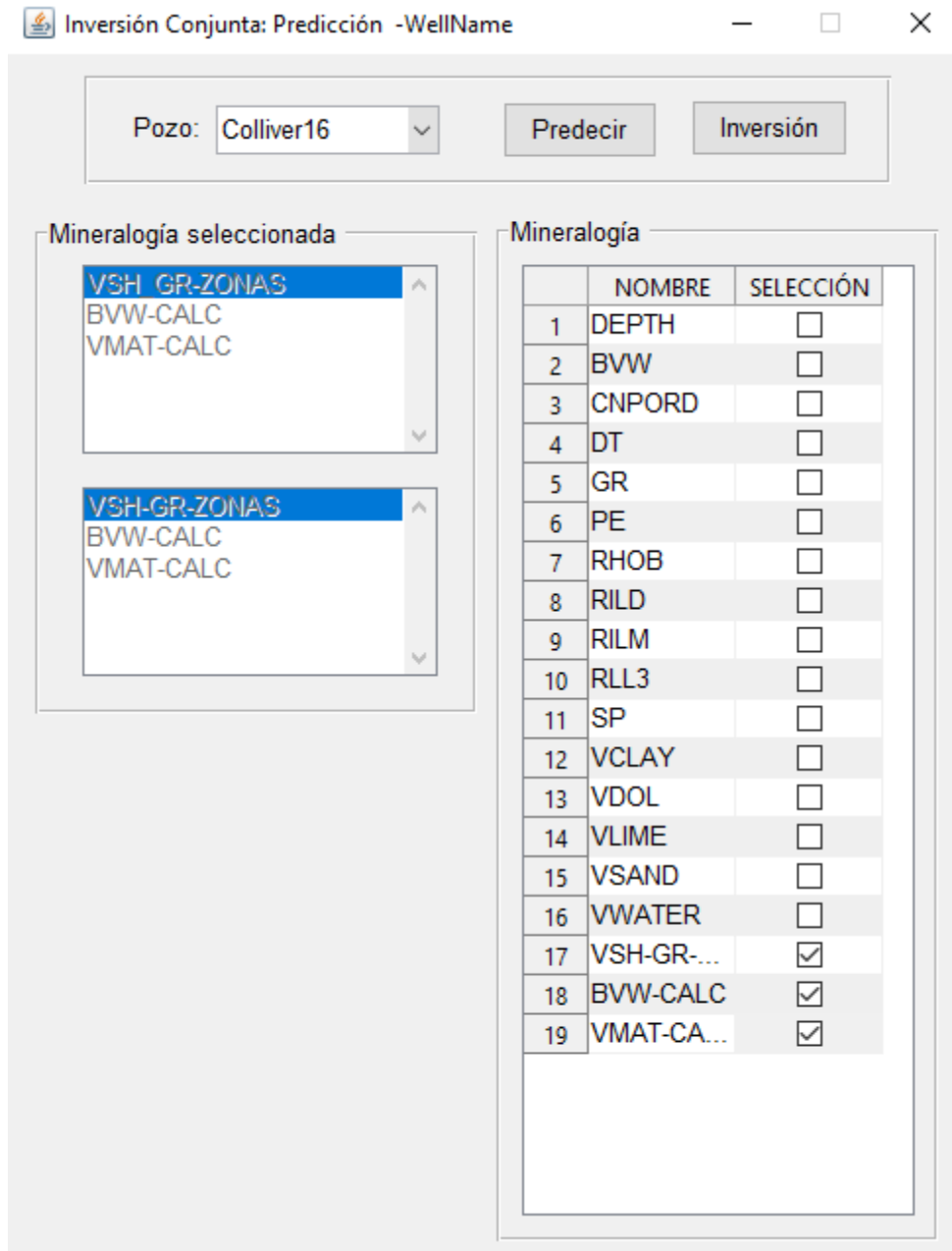


Figura 172 Selección de Registros Geofísicos de Pozo y Mineralogía

Cuando tenemos la selección completa procurando mantener el orden podemos dar clic en Predicción, lo cual generará nuevas curvas que tendrán el nombre de la curva original con el sufijo “-S”, estos registros serán graficados de forma automática en comparación con los registros originales como en la Figura 173.

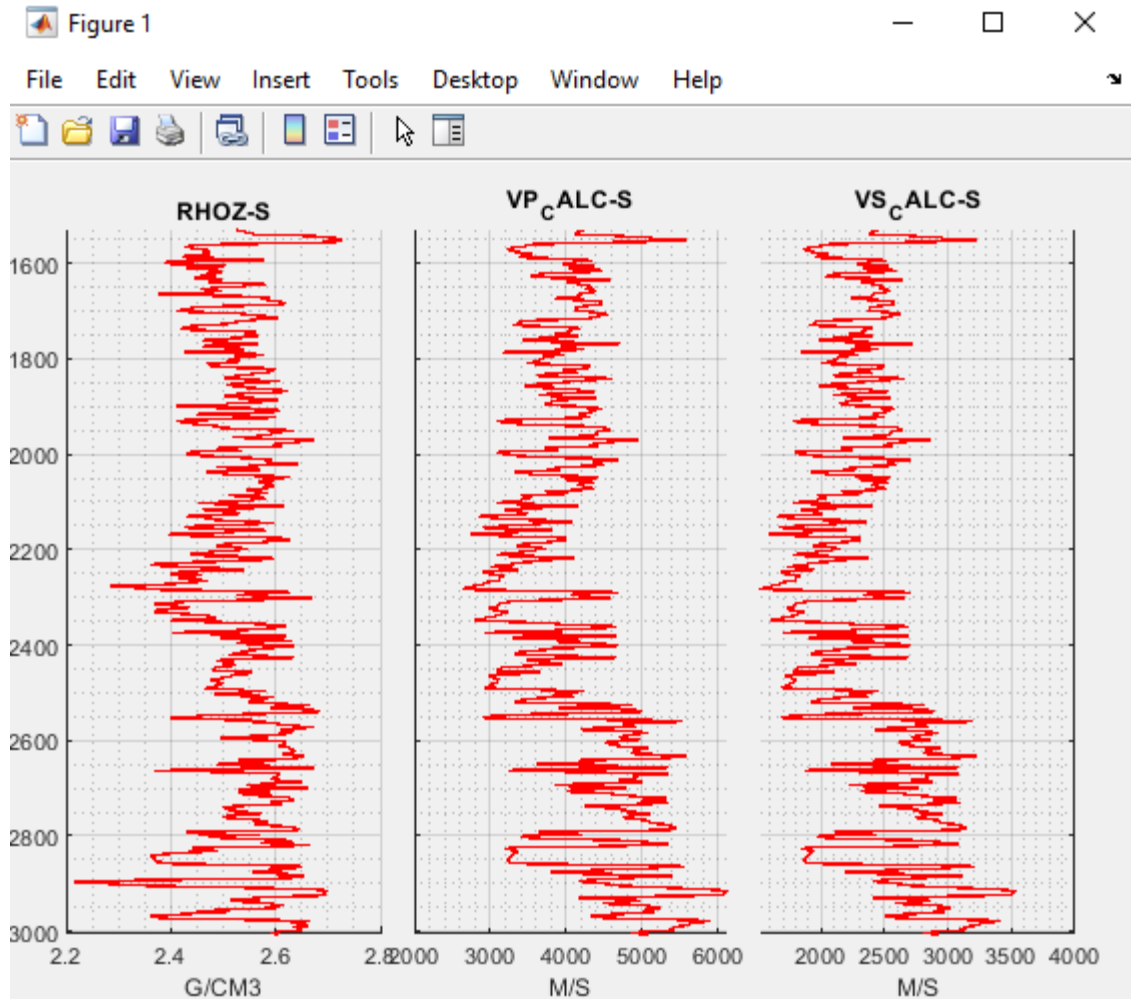


Figura 173 Generación de Registros Sintéticos

Posterior al tener los Registros Sintéticos realizaremos la Inversión, para esto cerramos la ventana de la Figura 173 y ahora seleccionamos la opción Inversión que nos mostrará la ventana de la Figura 174, en la cual nuevamente debemos seleccionar del lado izquierdo los registros del pozo de manera original y del lado derecho los Registros Sintéticos (aquellos con el sufijo “-S”), recordando siempre procurar el mismo orden inicial dado que si no se continua así el problema presentará problemas.

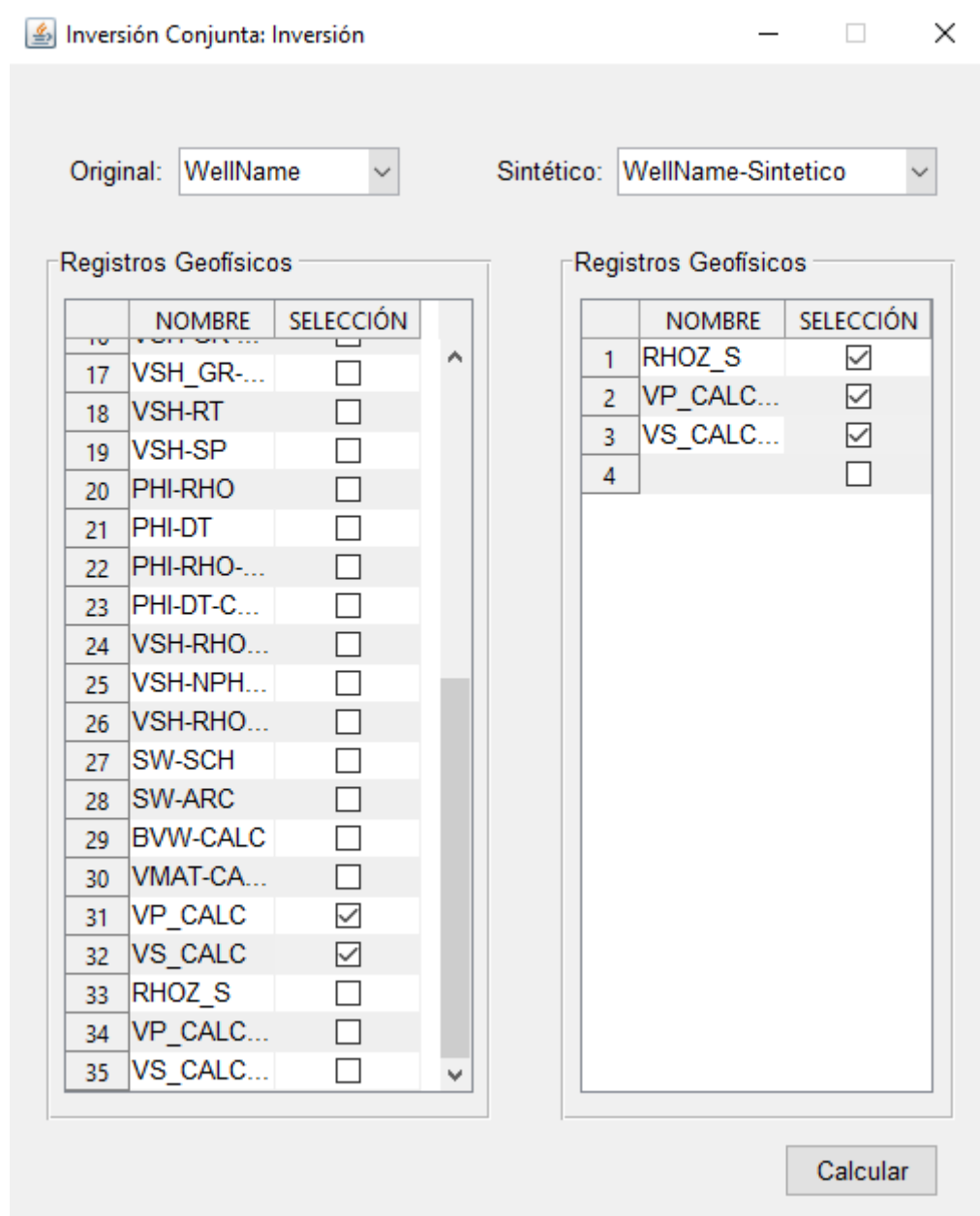


Figura 174 Ventana de selección de datos para la Inversión

Al dar en Calcular obtendremos la Inversión que arrojará valores de Porosidad por Porosidad Neutrón, por Densidad, por Velocidad de Onda P y por Velocidad de Onda S, esto dependiendo del orden en que hayan sido introducidos, lo anterior se muestra en la Figura 175.

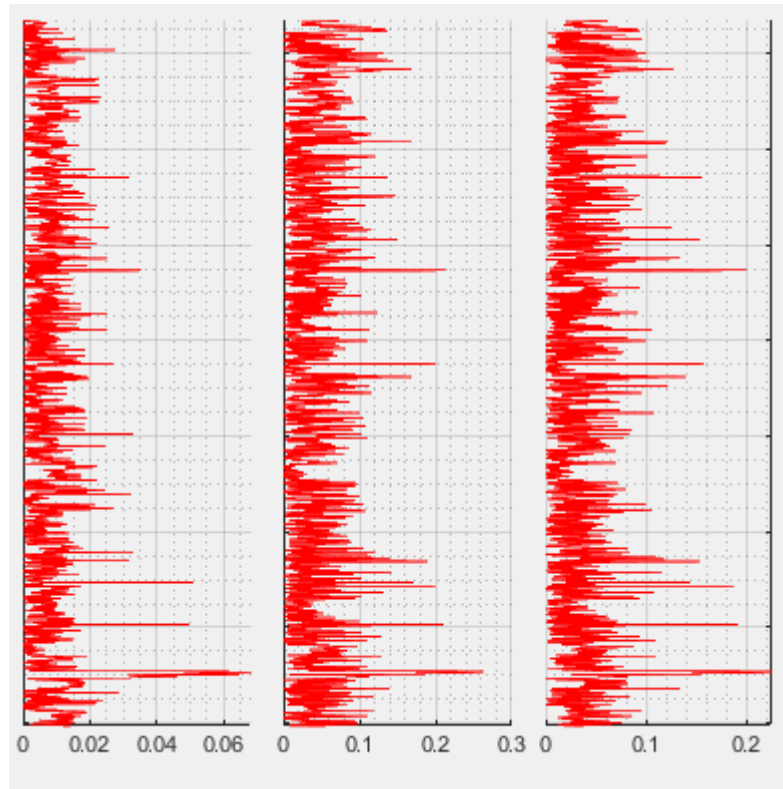


Figura 175 Gráficas de Porosidades obtenidas de la Inversión

Cálculo de la Capacidad de Almacenamiento de CO₂

Para esto nos dirigimos al menú “Avanzado” y seleccionamos la opción CO₂.

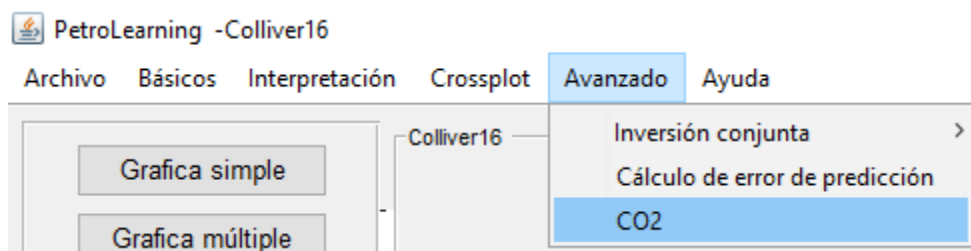


Figura 176 Acceso al Módulo de CO₂

Al acceder al módulo de CO₂ nos mostrará una ventana en la cual colocaremos la densidad del CO₂ en la opción “p CO₂”, el valor de eficiencia de yacimiento que es un valor establecido de manera regional y/o nacional y la curva de porosidad total que obtuvimos de la Inversión de datos.

Cálculo de Volumen de Almacenamiento

Archivo

Pozo:	WellName	ρ CO2:	1976	kg/m3			
Matriz:	Dolomia	P10:	5.1 %	P50:	6.9 %	P90:	9.2 %
Ø1:	RHOZ_S	Nombre RGP:	Val_1				
Ø2:	PhiV_I	Nombre RGP:	Val_2				

Calcular

Figura 177 Cálculo de Volumen de Almacenamiento de CO2

Anexo II. Licencia de uso del graficador

Copyright (c) 2015, Chen Qi

All rights reserved.

Redistribution and use in source and binary forms, with or without modification, are permitted provided that the following conditions are met:

- * Redistributions of source code must retain the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer.
- * Redistributions in binary form must reproduce the above copyright notice, this list of conditions and the following disclaimer in the documentation and/or other materials provided with the distribution
- * Neither the name of the University of Houston nor the names of its contributors may be used to endorse or promote products derived from this software without specific prior written permission.

THIS SOFTWARE IS PROVIDED BY THE COPYRIGHT HOLDERS AND CONTRIBUTORS "AS IS"

AND ANY EXPRESS OR IMPLIED WARRANTIES, INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO, THE

IMPLIED WARRANTIES OF MERCHANTABILITY AND FITNESS FOR A PARTICULAR PURPOSE

ARE DISCLAIMED. IN NO EVENT SHALL THE COPYRIGHT OWNER OR
CONTRIBUTORS BE
LIABLE FOR ANY DIRECT, INDIRECT, INCIDENTAL, SPECIAL,
EXEMPLARY, OR
CONSEQUENTIAL DAMAGES (INCLUDING, BUT NOT LIMITED TO,
PROCUREMENT OF
SUBSTITUTE GOODS OR SERVICES; LOSS OF USE, DATA, OR PROFITS;
OR BUSINESS
INTERRUPTION) HOWEVER CAUSED AND ON ANY THEORY OF
LIABILITY, WHETHER IN
CONTRACT, STRICT LIABILITY, OR TORT (INCLUDING NEGLIGENCE
OR OTHERWISE)
ARISING IN ANY WAY OUT OF THE USE OF THIS SOFTWARE, EVEN IF
ADVISED OF THE
POSSIBILITY OF SUCH DAMAGE.

Anexo III. Pruebas previas

De acuerdo con la literatura consultada, debido a la naturaleza del método, así como del tipo de datos que pueden ser ingresados, no existen reglas que indiquen un camino para elegir los parámetros de las RNA, por lo que, para este trabajo, se decidió realizar diversas pruebas para encontrar los parámetros que cumplieran con las necesidades del proyecto.

A pesar de que no existen reglas, se deben tener ciertas consideraciones para evitar realizar procedimientos erróneos, lo anterior se señala a continuación:

- Por lo general, en problemas complejos, las redes neuronales de una capa no conseguirán resultados adecuados, pero es importante que el tamaño de la red nunca supere el tamaño de los datos de entrenamiento.
- Como ya se mencionó, el factor de aprendizaje es crucial durante el entrenamiento. este puede tomar el valor que se quiera, pero casos extremos, muy grande o pequeño, pueden causar que la red nunca encuentre los valores óptimos para los pesos. por lo general ese valor oscila entre 0.1 y 0.5, pero se hicieron pruebas con valores más grandes para observar lo que sucedía.
- Tampoco existe una regla para el número máximo o mínimo de iteraciones, simplemente es importante considerar dos cosas: en situaciones complejas, un número muy pequeño seguramente no va a conseguir un ajuste de pesos adecuado (underfitting), un número muy grande de iteraciones creará entrenamientos muy largos y llegará un punto en el que la red ya no pueda mejorar el ajuste, entre otras cosas, porque el factor de aprendizaje será muy muy pequeño.

A continuación, se muestra una tabla con algunas de las pruebas que se realizaron. Considerando que como parte del producto final del software y para facilidad y rapidez de

ejecución, estas pruebas se hicieron fuera de la interfaz del software desarrollado. Para el entrenamiento se emplearon los mismos datos de entrada requeridos en el producto final, los datos de mineralogía (Curva de volumen de matriz, arcilla y fluido) y en la salida o predicción los registros de densidad, velocidad de onda P y S.

Capas Ocultas	Epoch	Iteraciones	Factor de Aprendizaje	Período de corte	Factor de corte	Tiempo de ejecución
25	300	5700	0,2	95	0,6	12:16
55	350	6650	0,8	75	0,6	11:53
125	350	6650	0,3	75	0,6	21:53
125	350	6650	0,7	75	0,8	24:12
125	400	7600	0,7	75	0,8	24:47
125	450	8550	0,7	75	0,8	27:52
150	350	6650	0,7	75	0,8	27:30
150	350	6650	0,4	75	0,8	28:30
150	350	6650	0,2	100	0,8	24:10
150	400	7600	0,4	75	0,8	28:37
150	450	8550	0,4	75	0,8	31:16

Tabla 6 Valores obtenidos en varias pruebas previas al software PetroLearning

A continuación, se muestran cuatro de las imágenes con los resultados arrojados en las pruebas.

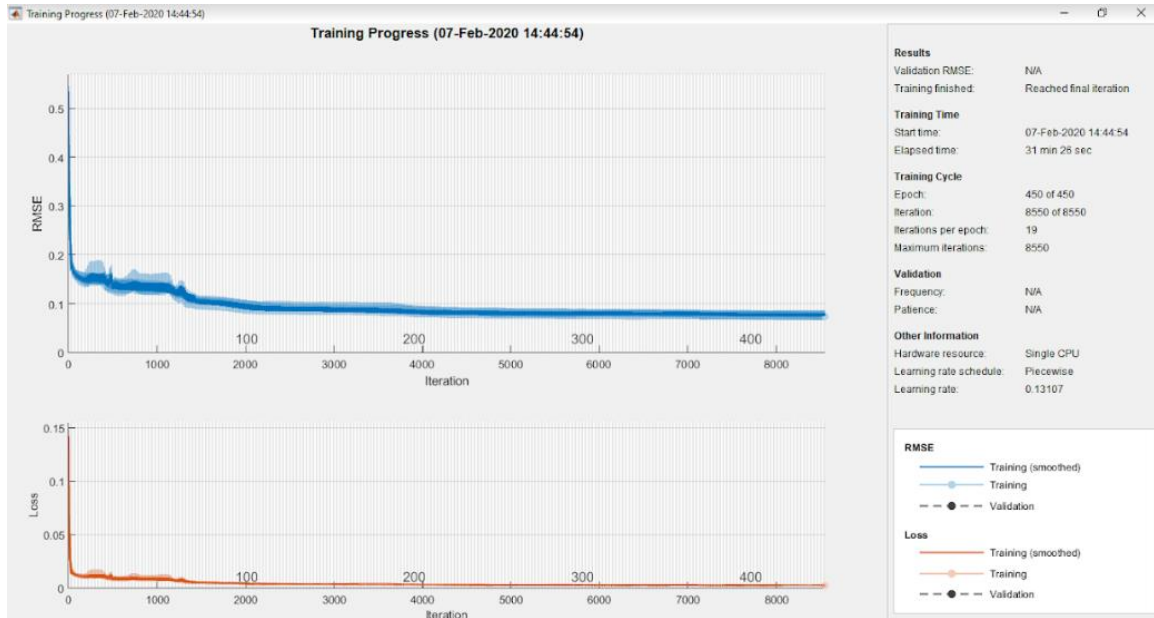


Figura 178 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

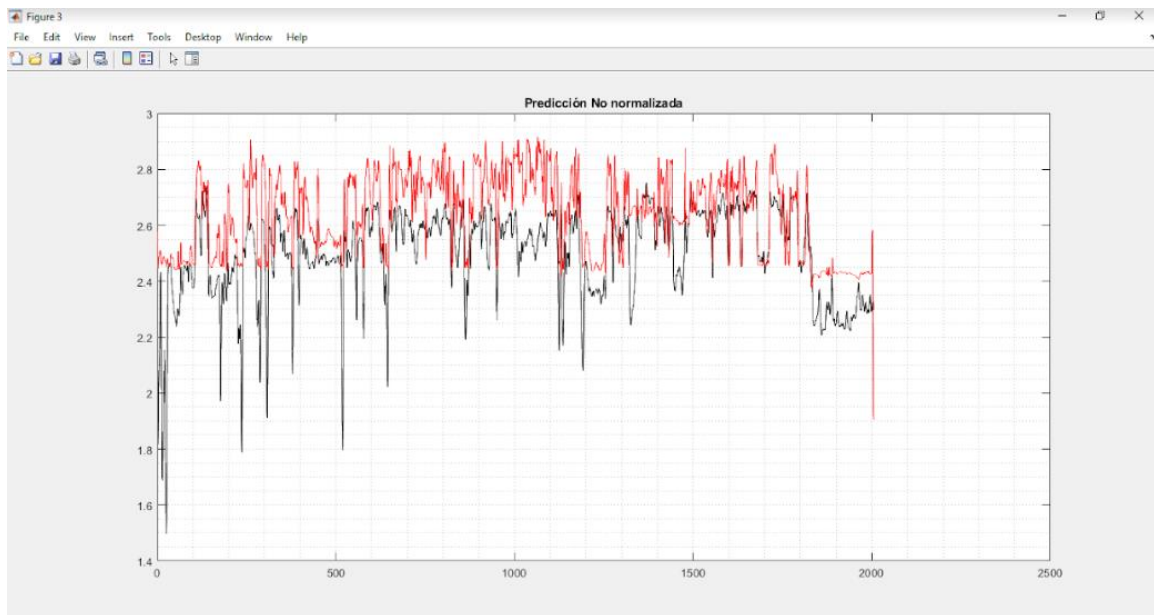


Figura 179 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

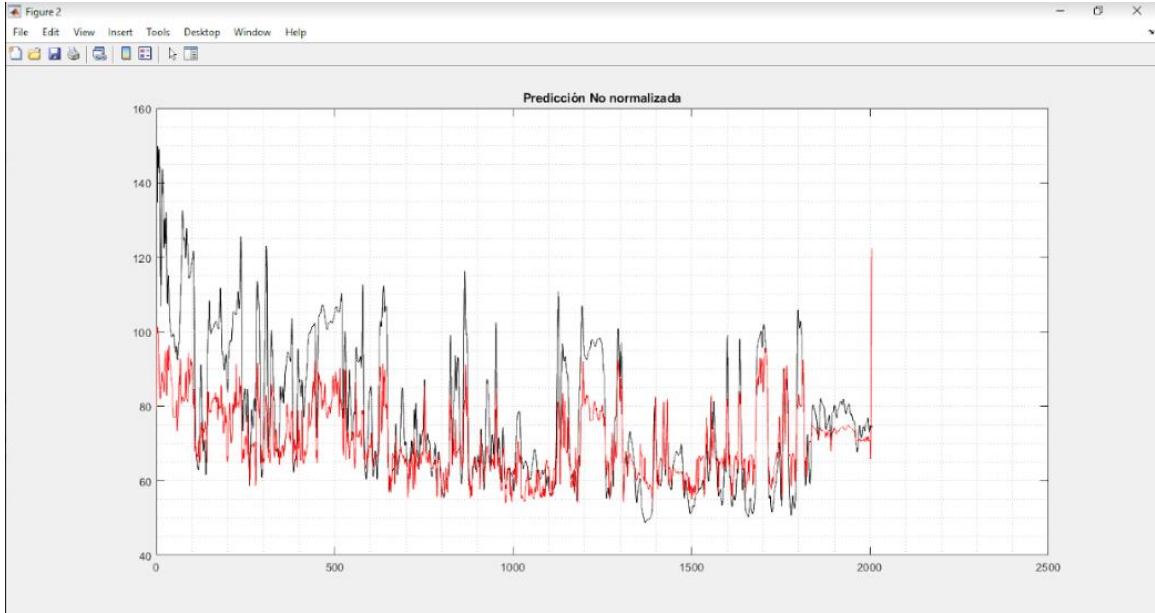


Figura 180 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

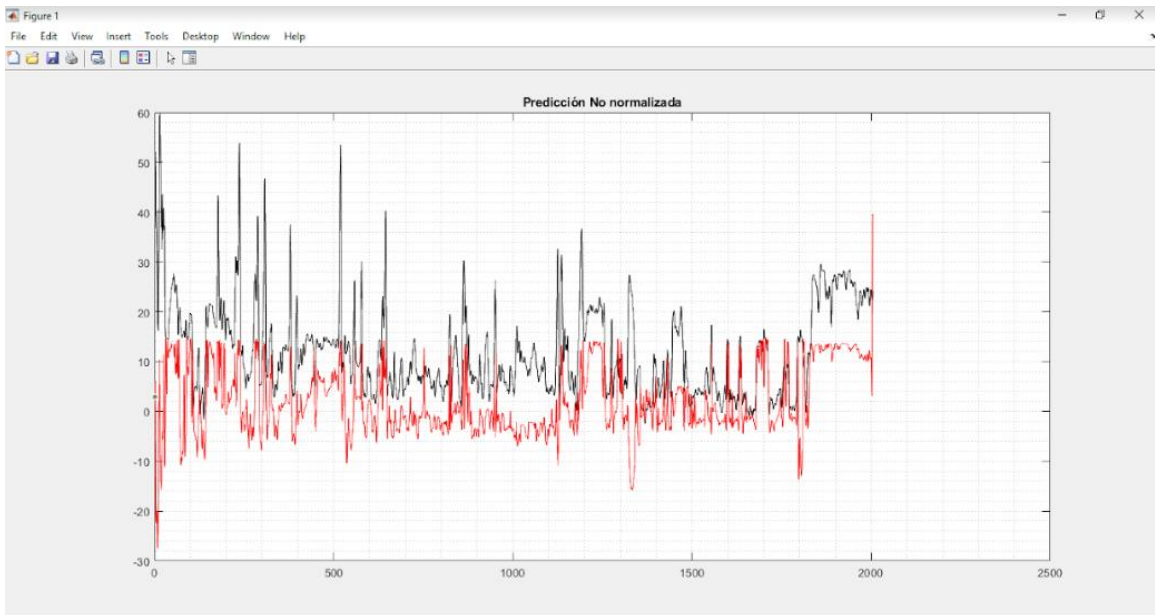


Figura 181 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 450 de Epoch, 8550 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

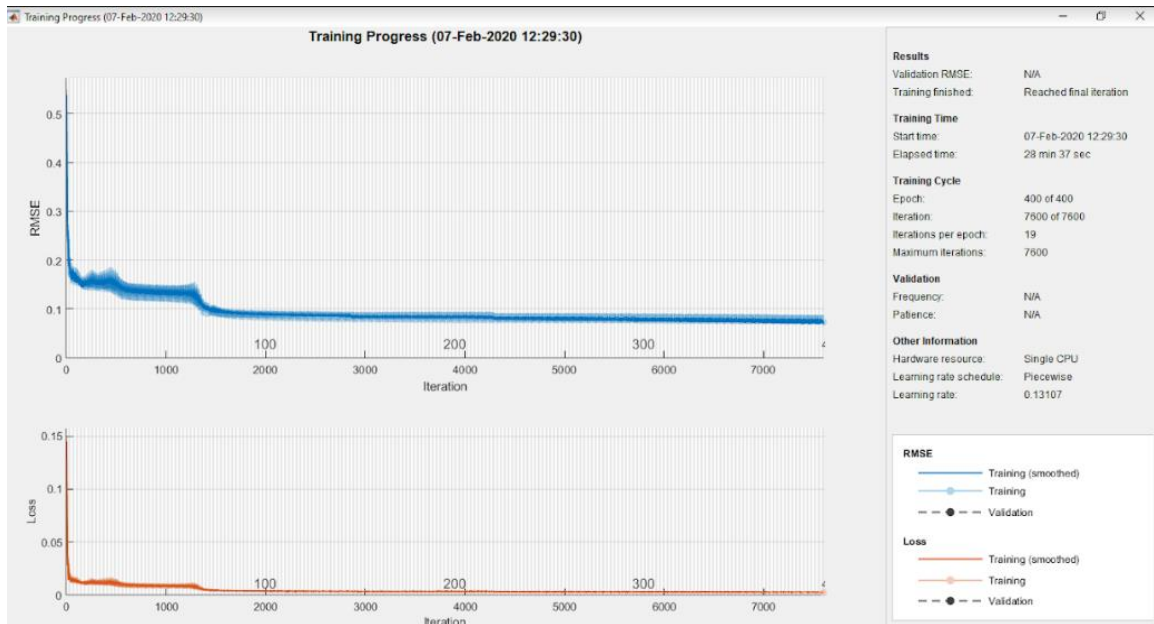


Figura 182 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

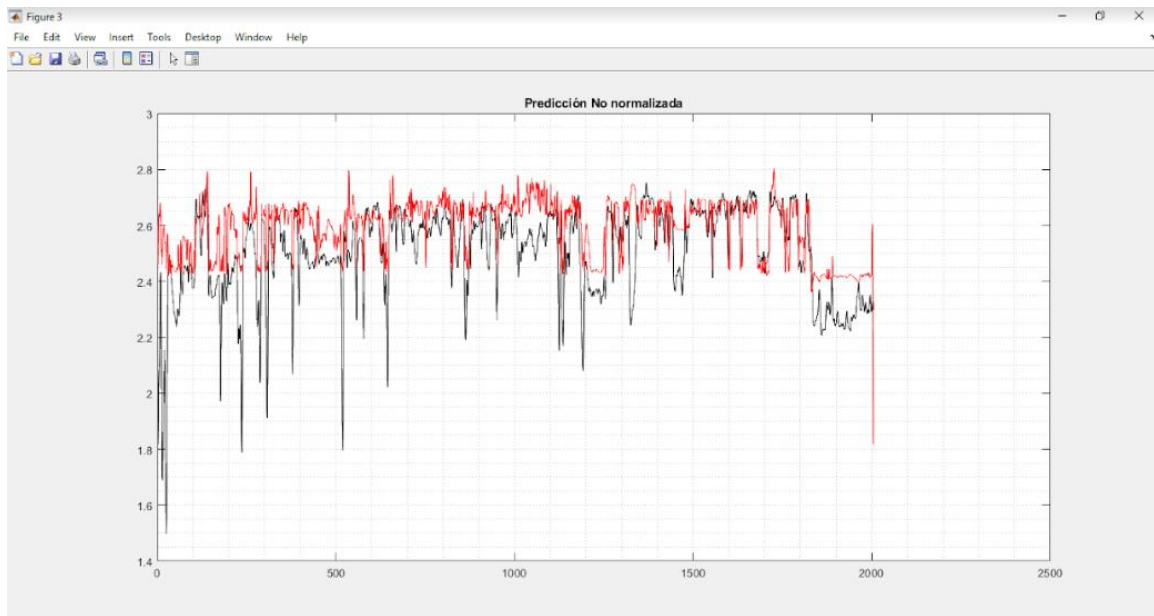


Figura 183 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

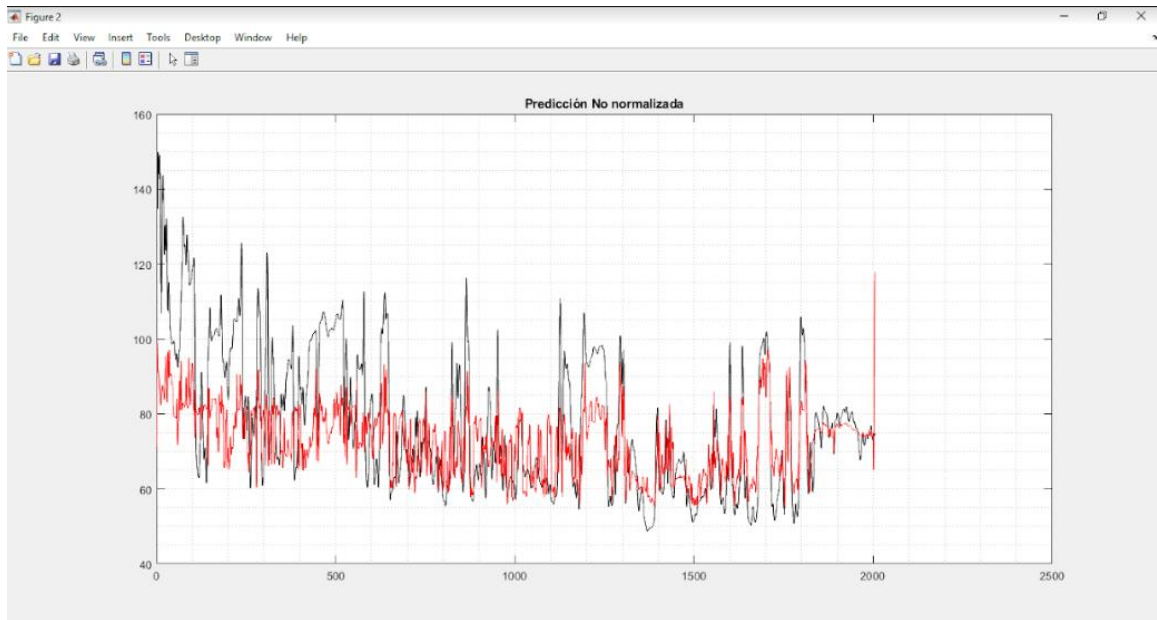


Figura 184 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

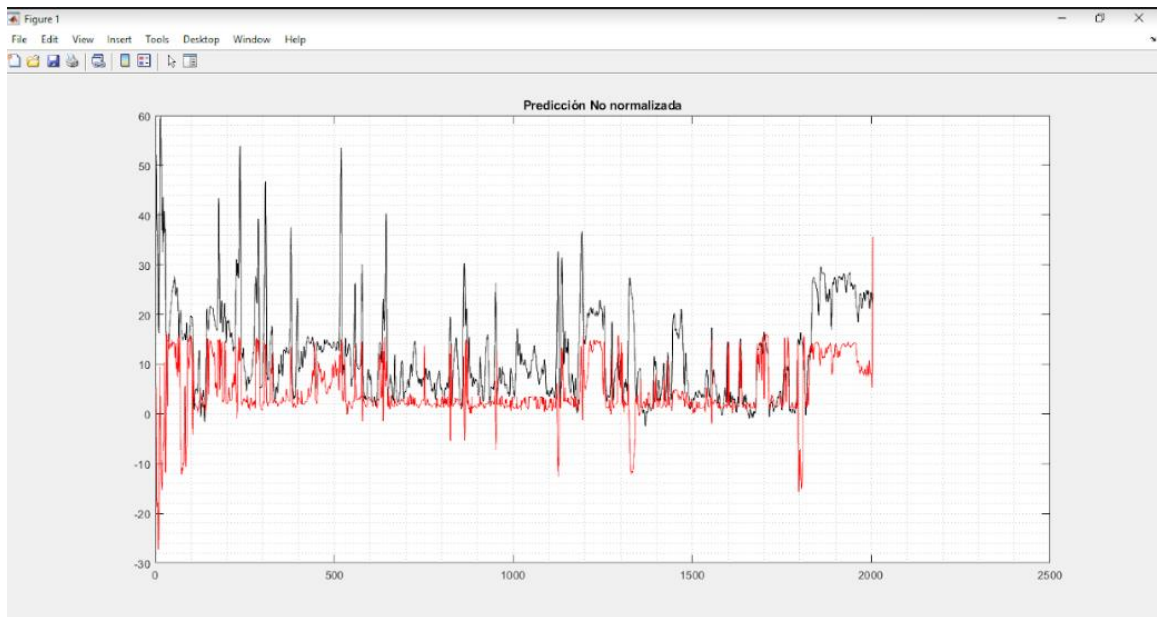


Figura 185 Imagen de la prueba realizada con 150 capas ocultas, 400 de Epoch, 7600 iteraciones y 0.4 de factor de aprendizaje.

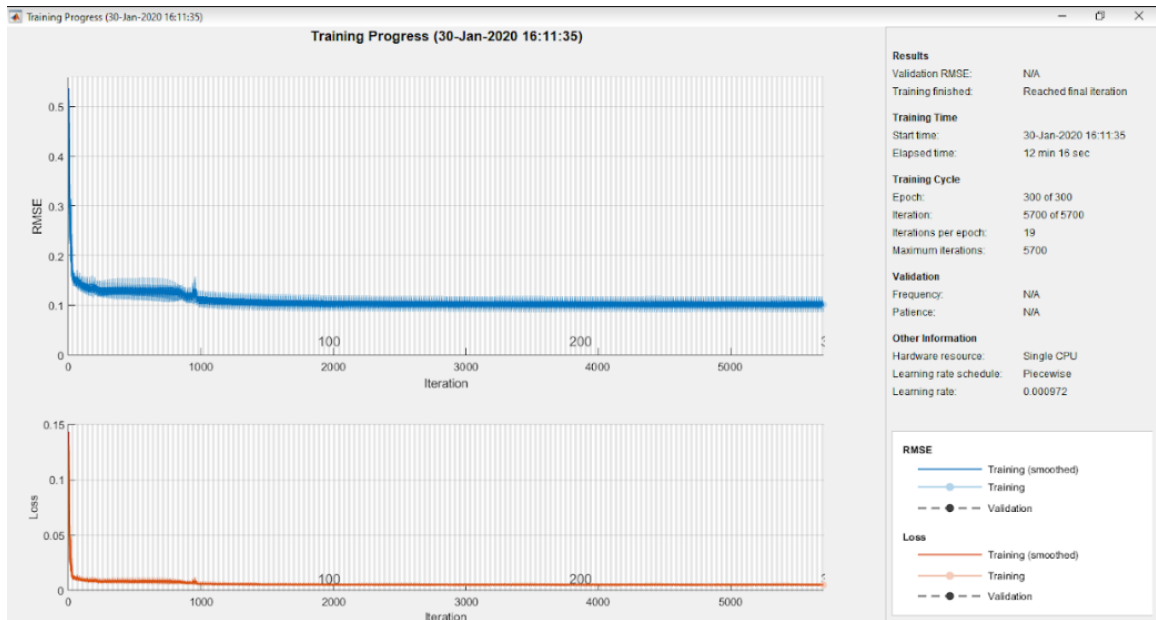


Figura 186 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.

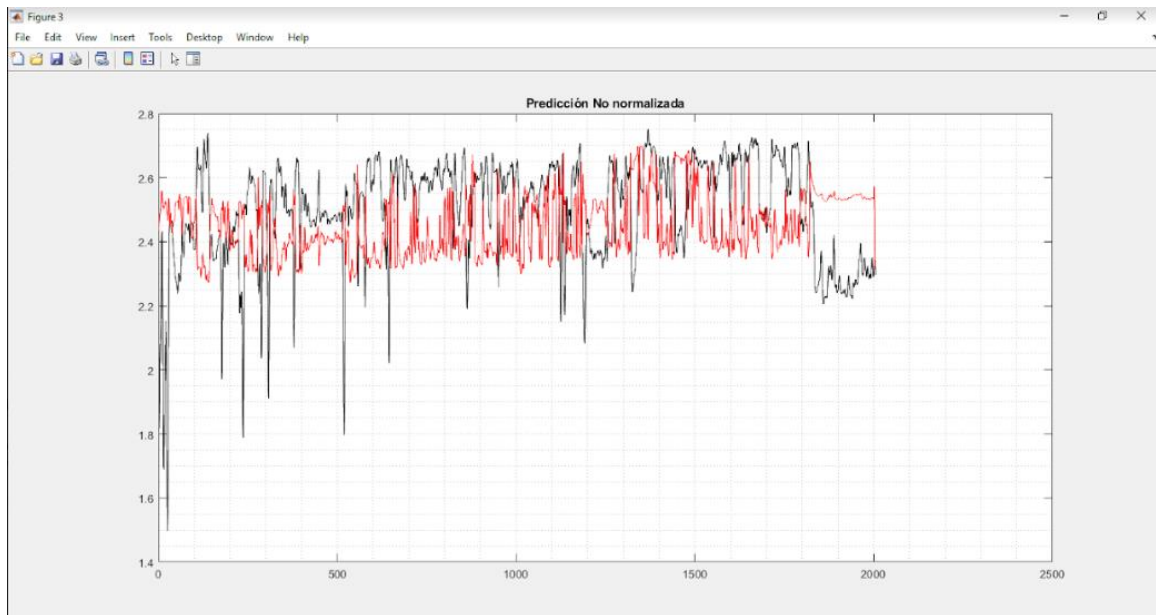


Figura 187 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.

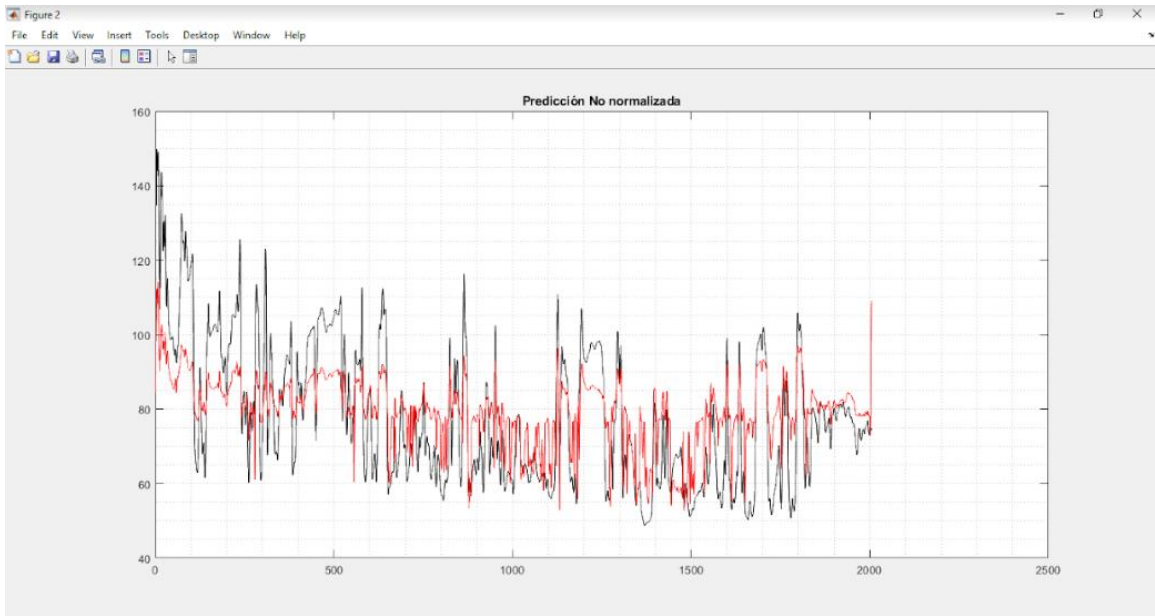


Figura 188 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.

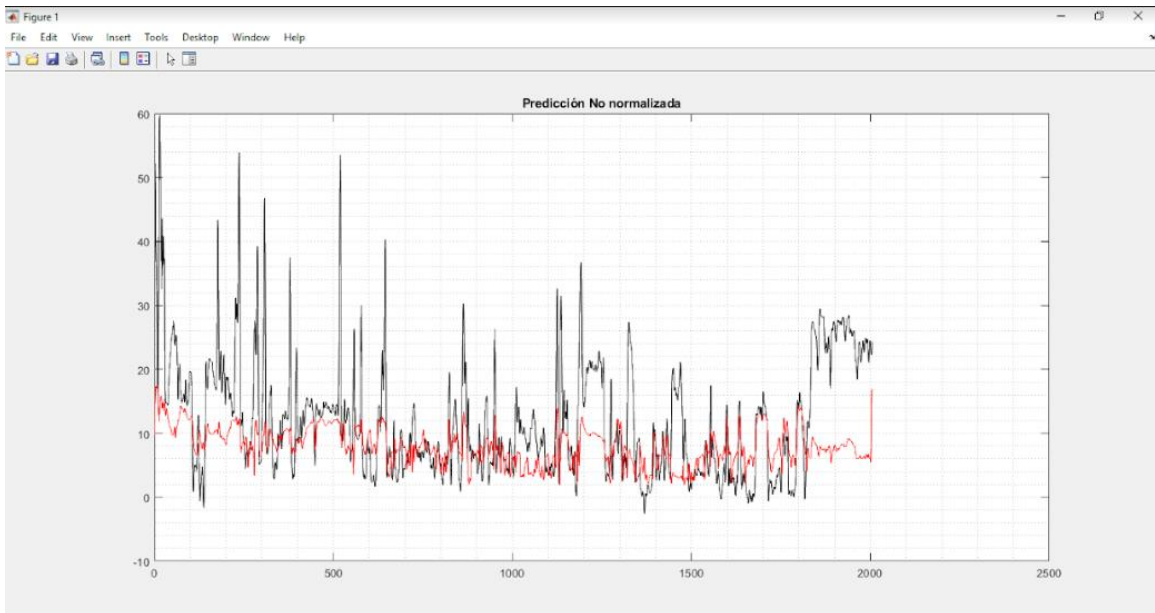


Figura 189 Imagen de la prueba realizada con 25 capas ocultas, 300 de Epoch, 5700 iteraciones y 0.2 de factor de aprendizaje.

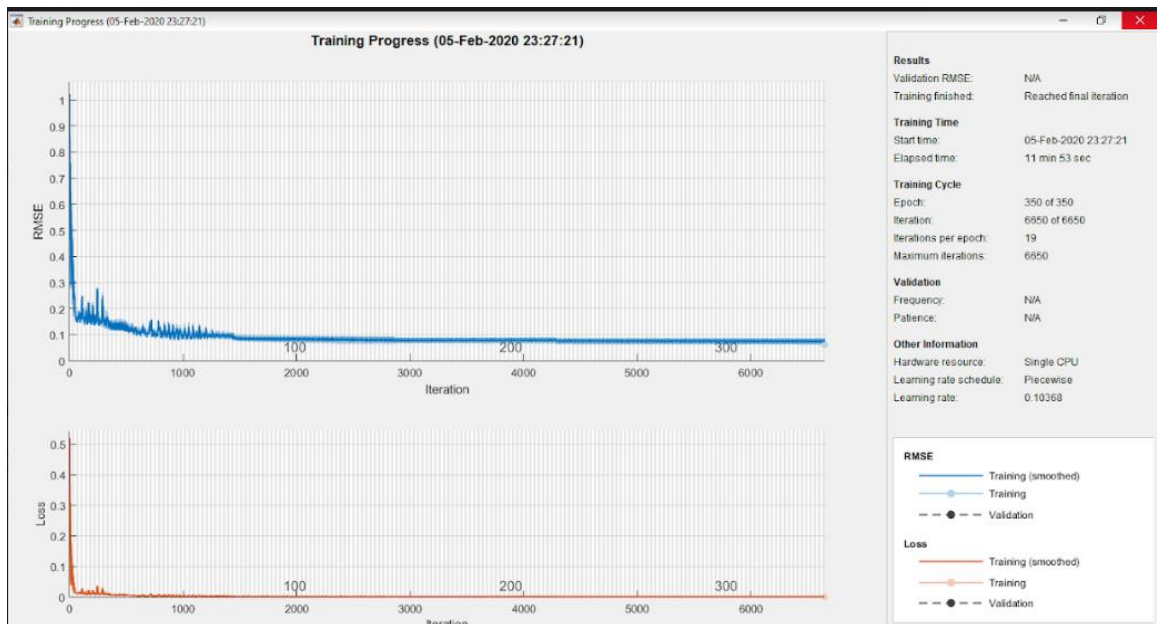


Figura 190 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.

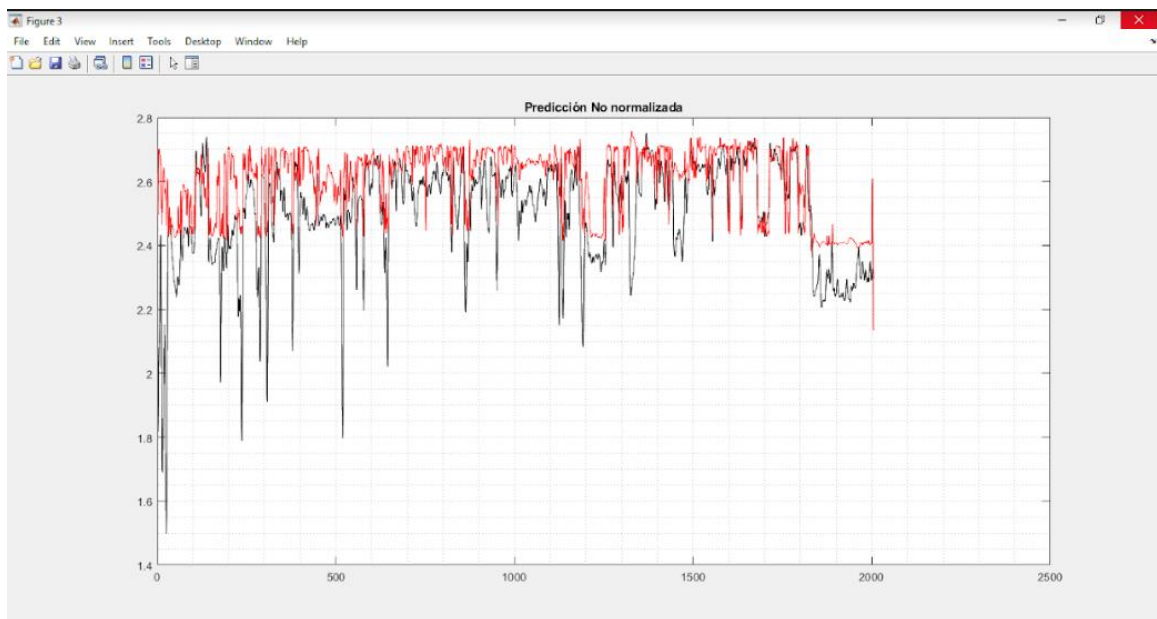


Figura 191 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.

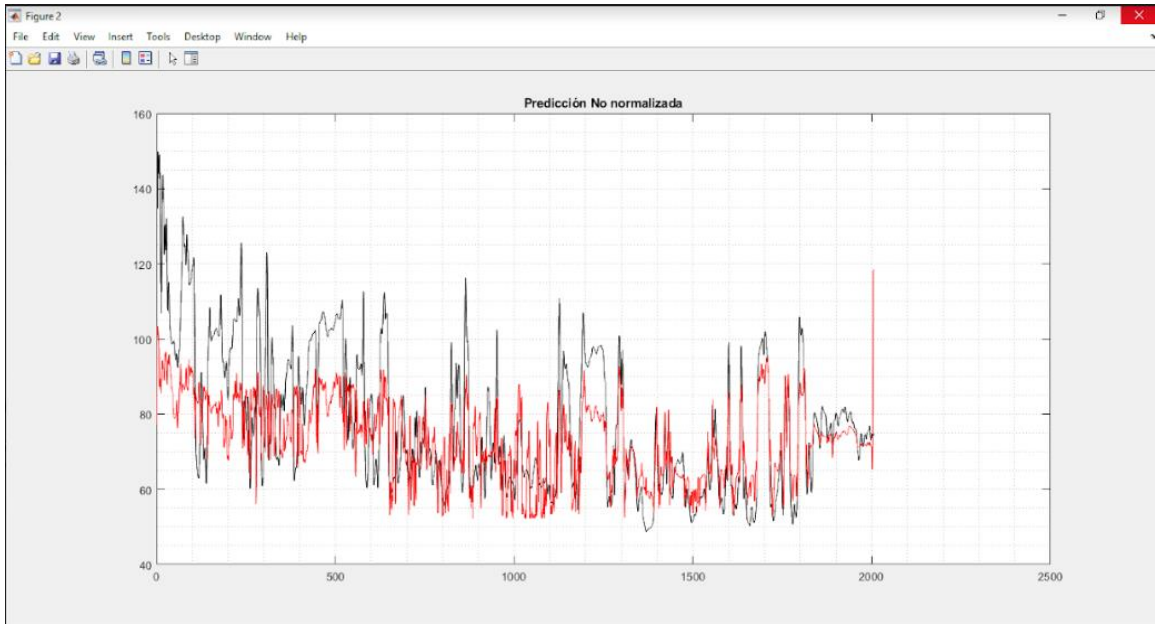


Figura 192 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.

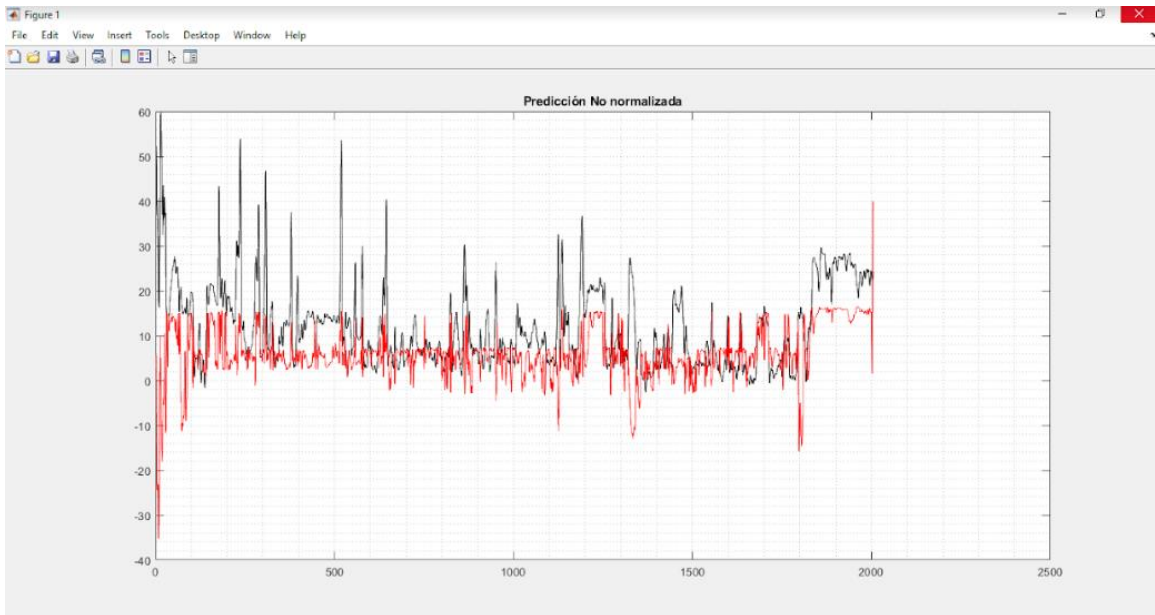


Figura 193 Imagen de la prueba realizada con 55 capas ocultas, 350 de Epoch, 6650 iteraciones y 0.8 de factor de aprendizaje.

Anexo IV. Control de calidad de los datos de los Registros Geofísicos de Pozos.

Nombre del Pozo	Localización		Nombre del Registro	Tipo de Registro	Profundidad	
	Longitud	Latitud			Inicio	Final
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	DT	Tiempo de Tránsito	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	GR	Rayos Gamma	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	NPHI	Porosidad Neutrón	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	PEF8	Foto eléctrico	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	RHO8	Densidad	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	RT	Resistividad zona verdadera	1460.5	3115
CARTER-COLLIVER #1-C02	-98.76688	38.80031	SP	Potencial Espontáneo	1460.5	3115
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	CNPORD	Porosidad Neutrón	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	DPOR	Porosidad Densidad	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	DT	Tiempo de Tránsito	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	GR	Rayos Gamma	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	RHOB	Densidad	2230	3200

Nombre del Pozo	Localización		Nombre del Registro	Tipo de Registro	Profundidad	
	Longitud	Latitud			Inicio	Final
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	RHOC	Corr. Densidad	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	RILD	Resistivo	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	RILM	Resistivo	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	RLL3	Resistivo	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	SP	Potencial Espontáneo	2230	3200
Colliver 16	- 98.7635084	38.8011916	SPOR	Porosidad Sónico	2230	3200
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	DPOR	Porosidad Densidad	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	DT	Tiempo de Tránsito	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	GR	Rayos Gamma	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	NPHI	Porosidad Neutrón	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	RHOB	Densidad	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	RHOC	Corr. Densidad	448.5	3180.5
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	SP	Potencial Espontáneo	448.5	3180.5

Nombre del Pozo	Localización		Nombre del Registro	Tipo de Registro	Profundidad	
	Longitud	Latitud			Inicio	Final
Dumler No. 22	- 98.8351482	38.8229032	SPOR	Porosidad Sónico	448.5	3180.5
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	CNPOR	Porosidad Neutrón	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	DPOR	Porosidad Densidad	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	DT	Tiempo de Tránsito	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	GR	Rayos Gamma	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	RHOB	Densidad	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	RHOC	Corr. Densidad	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	SP	Potencial Espontáneo	695	3230
SB No.1	- 98.7014512	38.8164404	SPOR	Porosidad Sónico	695	3230