

*Inferencia de la Permeabilidad Mediante
Sistemas Neuro-Difusos*

Br. Jesús Alejandro Díaz Guzmán

Tutora: Nuri Hurtado Villasana

Trabajo Especial de Grado



Caracas, 27 de octubre del año 2014



Universidad Central de Venezuela

Facultad de Ciencias

Escuela de Física

INFERENCIA DE LA PERMEABILIDAD MEDIANTE SISTEMAS NEURO-DIFUSOS

Br. Jesús Alejandro Díaz Guzmán

Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Caracas, 27 de octubre del año 2014

Inferencia de la Permeabilidad Mediante Sistemas Neuro-Difusos

Copyright © 2014

Universidad Central de Venezuela
Jesús Alejandro Díaz Guzmán

INFERENCIA DE LA PERMEABILIDAD MEDIANTE SISTEMAS
NEURO-DIFUSOS

Br. Jesús Alejandro Díaz Guzmán

*Trabajo Especial de Grado presentado
ante la ilustre Universidad Central de Venezuela
como requisito parcial para optar al título de
Licenciado en Física.*

Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Fecha

Quienes suscriben, miembros del Jurado que examinó el trabajo presentado por el Br. Jesús Alejandro Díaz Guzmán , titulado: “**Inferencia de la Permeabilidad Mediante Sistemas Neuro-Difusos**” para optar al título de Licenciado en Física, consideramos que dicho trabajo cumple con los requisitos exigidos por los reglamentos respectivos y por lo tanto lo declaramos APROBADO en nombre de la Universidad Central de Venezuela.

Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Fecha

Aquí $\frac{1}{2}$ jurado uno

Fecha

Aquí $\frac{1}{2}$ jurado dos

Fecha

Caracas, 27 de octubre del año 2014

Dedicado con mucho amor a Elizabeth,

Damarys e Isidro.

Agradecimientos

ÍNDICE GENERAL

Índice General	vii
Lista de Figuras	xi
1. INTRODUCCIÓN	3
2. MARCO TEÓRICO	6
2.1. Petrofísica	6
2.1.1. Porosidad	7
2.1.2. Permeabilidad	9
2.1.3. Saturación de fluidos S_i	11
2.1.4. Volumen de arcilla V_{sh}	13
2.2. Sistema de inferencia neuro-difuso (SND)	14
2.2.1. Sistema de inferencia adaptativo neuro-difuso (ANFIS)	14
2.2.2. Algoritmo de un sistema ANFIS	17
2.2.3. Ventajas de los sistemas neuro-difusos	18
2.2.4. Desventajas de los sistemas neuro-difusos	19

3. MARCO GEOLÓGICO	20
3.1. Ubicación Geográfica	20
3.2. Características Geológicas	21
3.2.1. Geología regional	22
3.2.2. Sedimentología	27
3.2.3. Estratigrafía	27
3.2.4. Características petrofísicas de las secciones estratigráficas de interés	29
4. MARCO METODOLÓGICO	31
4.1. Análisis de los datos	32
4.1.1. Control de calidad de lo datos	33
4.1.2. Análisis estratigráfico	34
4.1.3. Análisis de los parámetros petrofísicos para los pozos 812, 950, 1021 y 1041	35
4.2. Método lineal	36
4.2.1. Regresión Lineal Simple (RLS) para los datos del pozo 950	37
4.2.2. Análisis sobre Regresión Lineal Múltiple (RLM) para los datos del pozo 950	38
4.2.3. Ecuaciones obtenidas de la RLS y RLM con datos del pozo 950	40
4.3. Método No-lineal	41
4.3.1. Entrenamiento del Sistema Neuro-Difuso ANFIS usando datos del pozo 950	41
4.3.2. Porcentajes de datos aleatorios usados para el entrenamien- to del SND	46
4.3.3. Ecuaciones obtenidas del SND con datos del pozo 950 . . .	48
4.3.4. Inferencia de permeabilidad en pozos vecinos	49

5. RESULTADOS	51
5.1. Análisis estratigráfico de los pozos 812, 950, 1021, 1041	51
5.1.1. Análisis y conclusiones	54
5.2. Análisis de los parámetros petrofísicos para los pozos 812, 950, 1021 y 1041	55
5.2.1. Análisis y conclusiones	60
5.3. Inferencia en pozos a partir de las ecuaciones lineales y No-lineales obtenidas con datos del pozo 950	60
5.3.1. Inferencia de k , con datos del pozo 812	62
5.3.2. Inferencia de k con datos del pozo 950	67
5.3.3. Inferencia de k con datos del pozo 1021	72
5.3.4. Inferencia de k con datos del pozo 1041	77
6. CONCLUSIONES	83
Bibliografía	85
A. Relaciones lineales para el pozo 950	88
B. Redes neuronales	91
B.1. Perceptrón	92
B.2. Redes de retropropagación (backpropagation)	95
C. Lógica difusa	100
C.1. Conjunto difuso	100
C.2. Funciones de membresía	101
C.3. Variable lingüística	103

D. Gráficos cruzados del $Log(k_{inf})$ con el $Log(k_{real})$ para los distintos pozos	104
D.1. Pozo 812	105
D.2. Pozo 950	106
D.3. Pozo 1021	108
D.4. Pozo 1041	109

LISTA DE FIGURAS

2.1.	Representación de una roca porosa.	7
2.2.	Interconexión de los poros que dan permeabilidad a la roca.	10
2.3.	Fluidos presentes en una roca.	12
2.4.	Arquitectura del ANFIS.	15
3.1.	Ubicación del área de estudio.	21
3.2.	Sección O E de la Cuenca del Lago de Maracaibo. Tomado de:WEC-Schlumberger, 1997.	24
3.3.	Corte Estructural NW SE a través de la Cuenca del Lago de Maracaibo, desde los Andes Merideños hasta la Sierra de Perijá.Tomado de: WEC-Schlumberger, 1997.	24
3.4.	Columna estratigráfica de la Cuenca del lago de Maracaibo. Modificado de: WEC-Schlumberger, 1997.	25
3.5.	Ubicación de la Formación Misoa.	28
4.1.	Diagrama general donde se describe el desarrollo de la metodología empleada en este trabajo.	32

4.2.	Datos del pozo 812. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible.	36
4.3.	Correlación entre los datos petrofísicos: (a) k , ϕ , (b) k , $\text{Log}(\phi)$, (c) $\text{Log}(k)$, ϕ y (d) $\text{Log}(k)$, $\text{Log}(\phi)$	37
4.4.	Módulo de carga de los datos desde el “Workspace” de MatLab.	42
4.5.	Interfaz gráfica del ANFIS de MatLab.	43
4.6.	Código para la obtención de diferentes porcentajes de datos usado en MatLab.	47
5.1.	Perfiles estratigráficos de los pozos 812, 950, 1021 y 1041, constituidas por arenas limpias, arenas y la cantidad de arcilla presente en las muestras de núcleo, provenientes del Bloque III del Lago de Maracaibo.	53
5.2.	Datos del pozo 812. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las sección demarcada indica puntos de interés petrofísico.	56
5.3.	Datos del pozo 950. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las secciones demarcadas indican puntos de interés petrofísico.	57
5.4.	Datos del pozo 1021. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las secciones demarcadas indican puntos de interés petrofísico.	58
5.5.	Datos del pozo 1041. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las sección demarcada indica puntos de interés petrofísico.	59
5.6.	Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $\text{Log}(k_{RLS}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{SND}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	64

5.7. Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 65

5.8. Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 66

5.9. Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $Log(k_{RLS}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 69

5.10. Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 70

5.11. Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 71

5.12. Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $Log(k_{RLS}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460. 74

5.13.	Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	75
5.14.	Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	76
5.15.	Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $Log(k_{RLS}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	79
5.16.	Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	80
5.17.	Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.	81
A.1.	Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $Log(\phi)$; (b) ϕ , obtenidos para datos del pozo 950.	88
A.2.	Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $Log(V_{sh})$; (b) V_{sh} , obtenidos para datos del pozo 950.	89
A.3.	Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $Log(S_{wi})$; (b) S_{wi} , obtenidos para datos del pozo 950.	89

A.4.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k)$ y el parámetro: (a) ϕ ; (b) V_{sh} ; (c) S_{wi} , obtenidos para datos del pozo 950.	90
A.5.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k)$ y el: (a) $\text{Log}(\phi)$; (b) $\text{Log}(V_{sh})$; (c) $\text{Log}(S_{wi})$, obtenidos para datos del pozo 950.	90
B.1.	Estructura del perceptrón, la más simple en las RNA.	93
B.2.	Algunos tipos de funciones de activación.	94
B.3.	Descripción interna del perceptrón.	96
B.4.	Propagación de las señales en las neuronas.	97
B.5.	Retropropagación del error, capa de entrada, salida y ocultas.	98
B.6.	Retropropagación del error en capas intermedias.	98
B.7.	Actualización de los pesos.	99
C.1.	Funciones de membresía.	102
C.2.	Conceptos básicos de la lógica difusa.	103
D.1.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.	105
D.2.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.	105
D.3.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.	106
D.4.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ y $\text{Log}(k_{real})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso entrenado con 50 % de datos de porosidad del pozo 950, seleccionados aleatoriamente.	106
D.5.	Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.	107

D.6. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 107

D.7. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi))$ y $Log(k_{real})$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 108

D.8. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 108

D.9. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 109

D.10. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi))$ y $Log(k_{real})$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 109

D.11. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 110

D.12. Gráfico cruzado entre el $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $Log(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso. 110

Resumen

Inferencia de la Permeabilidad Mediante Sistemas Neuro-Difusos

Jesús Alejandro Díaz Guzmán

Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Universidad Central de Venezuela

En este trabajo se obtienen ecuaciones de inferencia, utilizando datos del pozo 950 con los métodos de Regresión Lineal Simple (RLS) y Múltiple (RLM), así como con el Sistema de Inferencia Neuro-difuso (SND). Estas ecuaciones fueron utilizadas para inferir permeabilidad en los pozos 812, 950, 1021 y 1041, ubicados en el Bloque III del Lago de Maracaibo. Para el entrenamiento del SND se utilizó el 50 % de los datos del pozo 950 escogidos al azar. Los datos utilizados comprenden valores de núcleo (permeabilidad (k) y porosidad (ϕ)) y de registro (volumen de arcilla (V_{sh}) y saturación de agua irreducible (S_{wi})). Las técnicas utilizadas (RLM) y (SND), dieron resultados muy satisfactorios cuando se consideraron la ϕ y el V_{sh} , en este caso, las ecuaciones obtenidas fueron del tipo $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ y $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$. Usando las del sistema No-lineal, se lograron reproducir adecuadamente las anomalías y valores medios de permeabilidad para los perfiles de los pozos 950, 1021 y 1041. Donde el carácter No-lineal entre la permeabilidad, la porosidad y el volumen de arcilla quedó evidenciado.

Nuri Hurtado Villasana
Tutora

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Parámetros petrofísicos como permeabilidad, porosidad, saturación de agua y volumen de arcilla, son de gran interés en el estudio de cuencas petroleras. Este conjunto de factores permiten estimar valores específicos de gran importancia para la industria, relacionados con los volúmenes de yacimientos tanto de gas como de petróleo, tipos de hidrocarburos localizados, movilidad de dichos hidrocarburos, así como la posibilidad de que una formación sea explotable, entre otros. La obtención de un modelo matemático que vincule estos parámetros, permitiría optimizar los procesos industriales, científicos y tecnológicos.

La creación de un modelo matemático que infiera permeabilidad no es una tarea sencilla, debido a: la pérdida de precisión, no disponibilidad de conocimiento técnico exacto acerca del sistema, al comportamiento fuertemente no lineal, al alto grado de incertidumbre y a sus características variantes en el tiempo del proceso [Gómez, 2007; Pedraza, 2012]. Esto ha motivado que numerosos investigadores realicen esfuerzos para definir nuevos modelos. La inteligencia artificial (IA) está siendo utilizada para la realización de modelos que puedan implementar dichos parámetros, con el objetivo de

inferir efectivamente la permeabilidad [Jordán, 2009].

Algunos autores clasifican los métodos utilizados para inferir permeabilidad de acuerdo a tres categorías: los modelos empíricos [Tixier, 1950; Timur, 1968; Coates, 1974; Balan, 1995], la regresión lineal con múltiples variables y los computacionales como las Redes Neuronales Artificiales o Lógica Difusa, con parámetros difusos o un sistema difuso con parámetros distribuidos [Finol, 2000]. Se han usado modelos híbridos que utilizan la potencialidad de las dos técnicas, como el sistema de inferencia neuro-difusa (SND) [Hurtado, 2009; Hurtado, 2014].

La técnica de inferencia fundamentada en el sistema neuro-difuso (SND) [Jang, 1996], la cual va a ser empleada en este trabajo, adopta las propiedades de las redes neuronales y la lógica difusa. Esta técnica se basa en una arquitectura híbrida de inteligencia artificial, que resuelve problemas de naturaleza no lineal, mediante soluciones aproximadas a eventos de carácter impreciso que se presentan en la naturaleza [Babuska, 1996].

Los SND tienen múltiples aplicaciones, dentro de los cuales se destacan el modelado y control de procesos de taladro de alto rendimiento [Gajate, 2010; Sheng, 2006]. El ajuste de un modelo lluvia-caudal para el Río Paute [Jordán, 2009], la inferencia del promedio mensual de flujo en el río de Bogotá [Gómez, 2010], el tráfico vehicular [Pedraza, 2012], la inferencia del rendimiento del mercado de valores [Boyacioglu, 2010]. Resultados de inferencia de permeabilidad han sido comparados, con los resultados usando la ley de Darcy [Agar, 2009], la ley empírica de Tixier [Tixier, 1950] y la ecuación teórica de Pape [Pape, 2000], basado en teoría fractal [Hurtado, 2007] y ley empírica de Paris [Hurtado, 2014]. En todos los casos se obtuvo que los resultados de los SND ofrecen mejores resultados de inferencia.

En este trabajo, utilizando datos de porosidad, saturación de agua y volumen de arcilla de pozos del Bloque III del Lago de Maracaibo, se establecerán ecuaciones de inferencia de la permeabilidad en pozo, a partir de las técnicas de regresión lineal y sistemas neuro-difusos (SND). En el capítulo 2 de este trabajo, se presentan los fundamentos teóricos necesarios para el entendimiento y comprensión del proyecto. En el capítulo 3 el marco geológico del área en estudio. Se describe la metodología a ser utilizada en el capítulo 4 y finalmente, los resultados y conclusiones se presentan en los capítulos 5 y 6.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

En el siguiente capítulo, se detallarán los conceptos de petrofísica para este trabajo, ecuaciones utilizadas en el desarrollo, así como la técnica computacional Sistema de Inferencia Difusa (SID), basado en el Sistema Adaptativo de Inferencia Difusa (ANFIS, por sus siglas en inglés).

2.1. Petrofísica

La petrofísica se encarga de evaluar el yacimiento en cuanto a la calidad de roca, porosidad ϕ , permeabilidad k , saturación de fluido S_i y volumen de arcilla V_{sh} . A continuación definiremos algunos conceptos importantes de estos parámetros.

2.1.1. Porosidad

La porosidad es una propiedad volumétrica fundamental de las rocas: describe el volumen de almacenamiento potencial de fluidos (es decir, agua, gas, petróleo) e influye en otras propiedades físicas de las rocas. La porosidad es una medida de la capacidad de almacenamiento de fluidos que posee una roca, y se define como la fracción de espacios que pueden almacenar fluidos entre el volumen total de la roca. La porosidad se puede determinar directamente mediante diversas técnicas de laboratorio e indirectamente por métodos de registro.

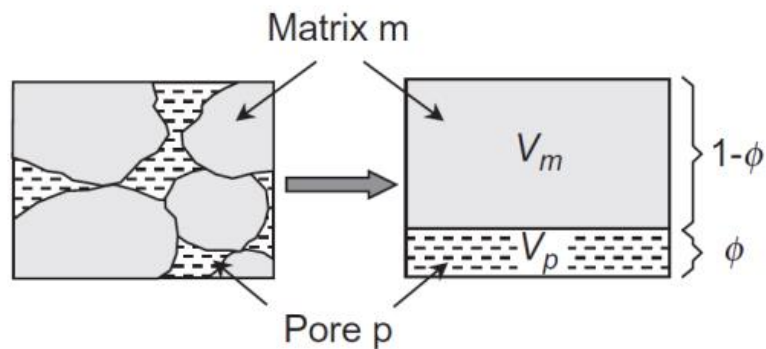


Figura 2.1: Representación de una roca porosa.

En la figura 2.1 se muestra un fragmento de roca constituida por la matriz (Matrix m) o material granulométricamente más fino de ésta, que rellena los intersticios y engloba a sus componentes. Así mismo, en la imagen se describe el espacio libre o poros (Pore p), generados por fracturas, grietas u otras hendiduras de las rocas, cuyos volúmenes pueden ser rellenos por fluidos como: gas/aire, agua e hidrocarburos y/o materia orgánica. Por lo tanto, haciendo uso de estos conocimientos, la porosidad, puede ser descrita matemáticamente como el volumen resumido de todos los poros, en el que se halla cualquier fluido generalizado, relacionados con el volumen total de la roca. En la ecuación 2.1 se muestra la relación entre porosidad y los volúmenes:

$$\Phi = \frac{V_P}{V_T} = \frac{V_P}{V_g + V_T} \quad (2.1)$$

donde:

Φ :Porosidad

V_P = Volumen Poroso

V_g = Volumen de granos

V_T = Volumen total

La porosidad total se define como una fracción de volumen (adimensional) o en porcentaje, y se encuentra constituida tanto por la porosidad eficaz como por la no eficaz. Si la roca contiene una parte de poros no interconectados (Vugs, moldic, entre otros), los cuales no contribuyen a ningún transporte de fluidos dentro de la roca, influyen en la denominada porosidad no eficaz. Por lo tanto, la porosidad eficaz o interconectada es la relación entre el volumen de poros conectados y el volumen total de roca. Para la descripción de un yacimiento es importante distinguir entre:

- Porosidad total, es el espacio intersticial total y como tal incluye los poros aislados y el espacio ocupado por el agua ligada a la arcilla.
- Porosidad efectiva, la fracción de mayor volumen ocupado por poros interconectados. En otras palabras la porosidad efectiva es la relación de la porosidad interconectada y el espacio vacío en la roca, respecto al volumen total de la roca.

La porosidad puede depender de variaciones primarias: (a) el ambiente de deposición de la roca, bien sea continentales, marinos o de transición, (b) el grado de uniformidad del tamaño de la partícula utilizado para evaluar la semejanza del tamaño de los granos de un suelo o estrato y (c) la naturaleza de los materiales que componen

la roca. Además pueden existir variaciones secundarias dependientes de la sedimentación y litificación sobre la roca ya formada, llevadas a cabo por: (a) fracturación y trituración, (b) resedimentación y cementación, (c) disolución y (d) compactación (debida a un aumento de la carga litostática).

2.1.2. Permeabilidad

La permeabilidad se refiere a el flujo de fluido laminar (volumen de líquido/tiempo) que atraviesa una sección transversal macroscópica de una roca, dependiente además de la viscosidad del fluido, y el gradiente de presión de fluido. La movilidad es el producto de la permeabilidad y de la viscosidad del fluido. Dependiendo de la composición del fluido se debe distinguir entre: Permeabilidad absoluta asociada al flujo laminar de un único fluido no reactivo. Permeabilidad efectiva ligada al flujo de un fluido en la presencia de otro fluido, en otras palabras es la relación de movimiento de un fluido respecto a otro presente en la roca. Permeabilidad relativa que es la relación de la permeabilidad eficaz y absoluta. La figura 2.2 muestra el flujo de un fluido a través de la roca.

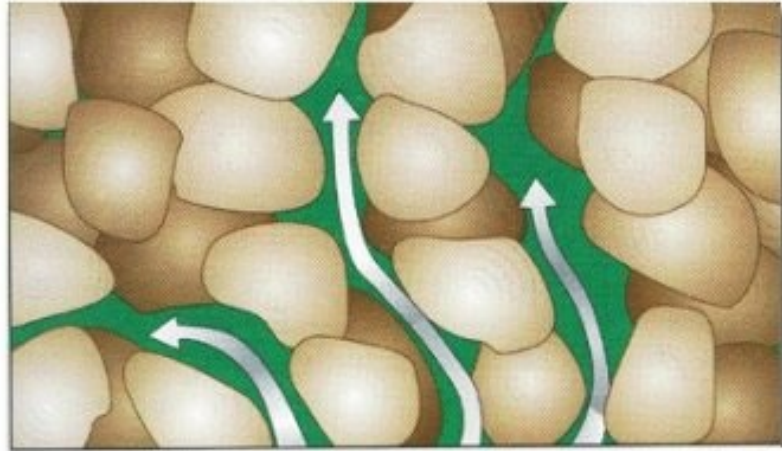


Figura 2.2: Interconexión de los poros que dan permeabilidad a la roca.

De otra manera se puede definir la permeabilidad como la capacidad que tiene una roca de permitir el flujo de fluidos a través de sus poros interconectados. Si los poros de la roca no se encuentran interconectados no puede existir permeabilidad. Con lo antes mencionado se procede a medir la permeabilidad haciendo pasar un fluido de viscosidad μ conocida a través del tapón de núcleo, al cual se le han medido las dimensiones A y dx , luego se determina la tasa de flujo q y la diferencia de presión dp . Resolviendo la ecuación de Darcy para la permeabilidad, se obtiene la ecuación 2.2:

$$K = \frac{q\mu dx}{Adp} \quad (2.2)$$

La permeabilidad tiene la unidad de un área m^2 en el SI, esto explica la permeabilidad como una medida geométrica de los poros. En la industria petrolera, el Darcy (d) o milidarcy (md) es la unidad típica utilizada con la conversión $1d = 0,9869 \times 10^{-12} m^2$ o $1d \approx 1\mu m^2$. Los principales aspectos de permeabilidad son: (a) caracteriza la capacidad de una roca para transmitir un fluido, (b) integra las propiedades de un fluido, como lo son el gradiente de presión aplicada y la viscosidad del fluido, con la velocidad de flujo dentro de la roca, (c) la permeabilidad es controlada por los pasajes

conectados entre los espacios de poro (gargantas de poros).

Metodologías utilizadas para determinar la permeabilidad:

- Métodos directos en muestras: núcleos, tapones de núcleo, permeámetro como sonda.
- Métodos indirectos: utilizando los parámetros del tamaño de grano en particular para sedimentos no consolidados y registros por cable basados en RMN, las ondas de Stoneley, técnicas combinadas.
- Pruebas directas: columna y pruebas de perforación, probadores de formación de línea fija, pumptests.

La variación de la permeabilidad en las arenas obedece a ciertos factores como: (a) el tamaño de grano, (b) la forma del grano, (c) el arreglo del empaquetamiento de los granos, (d) la distribución del tamaño de grano, (e) la cementación y (f) el contenido de arcilla.

2.1.3. Saturación de fluidos S_i

El espacio de los poros está lleno de fluidos, normalmente de gas/aire, agua y aceite. Si más de un fluido está presente, la distribución espacial de los diferentes fluidos depende de las propiedades físicas del material de roca, propiedades de los fluidos, interacciones entre los fluidos y entre fluidos-sólidos (tensión superficial). Para la descripción de la fracción de volumen de un fluido i en una roca porosa, la saturación de S_i se utiliza y se define como se muestra en la ecuación 2.3:

$$S_i = \frac{V_f}{V_P} \quad (2.3)$$

donde:

S_i = Saturación del fluido i

V_f = Volumen del fluido i

V_P = Volumen Poroso

Por lo tanto, la saturación es el volumen de líquido, normalizada por volumen de poros, puede venir dada como una fracción o en porcentaje. En un depósito con agua, petróleo y gas, se caracteriza por tres términos de saturación y su suma debe ser 1: $S_w + S_o + S_g = 1$, donde S_w = Saturación de agua, S_o = Saturación de petróleo y S_g = Saturación de gas.

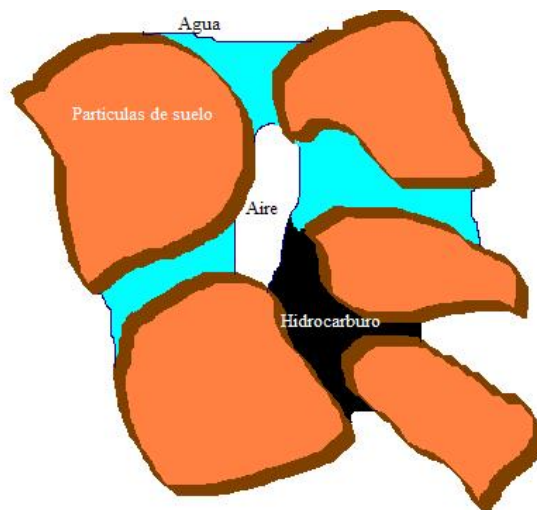


Figura 2.3: Fluidos presentes en una roca.

La figura 2.3 muestra un yacimiento de hidrocarburos, el cual puede contener dos de las tres saturaciones de fluidos, estando siempre presente la saturación de agua ya sea móvil o saturación de agua connata o irreducible (S_{wi}).

2.1.4. Volumen de arcilla V_{sh}

El volumen de arcilla se define como la fracción neta de arcilla presente en una formación. Desde el punto de vista petrolero se describe como la arcilla de los agregados de silicatos de aluminio hidratados, procedentes de la descomposición de rocas que contienen feldespato, en una formación. Físicamente se considera un coloide, de partículas extremadamente pequeñas y superficie lisa. El diámetro de las partículas de la arcilla es inferior a 0,002 mm. Por este motivo las arcillas pueden captar de manera muy efectiva grandes cantidades de agua, las cuales no fluyen, pero contribuyen a las respuestas de los perfiles. Si por una parte pueden tener una buena porosidad, por otra, su permeabilidad es esencialmente cero.

La mayoría de las rocas son radiactivas en cierto grado, las rocas ígneas y metamórficas, por ejemplo son mucho más radiactivas que las rocas sedimentarias. Sin embargo, entre todos los sedimentos, las arcillas son quienes emiten una mayor radiación, aunque deberá tomarse en cuenta que no todas las arcillas son radiactivas y que no toda radiactividad debe ser por ende emitida por estas. El volumen de arcilla presente en un reservorio puede determinarse usando los registros de gamma ray, midiendo la radiación gamma natural emitida por las formaciones en el subsuelo con respecto a la profundidad. En la naturaleza, los únicos isótopos inestables que producen una cantidad apreciable de rayos gamma son el potasio (40K), el uranio (238U) y el torio (232T). El significado geológico de la radiactividad se encuentra en la distribución de esos tres elementos.

El volumen de arcilla calculado a partir de la curva GR recibe el nombre de Índice de gamma ray (IGR) y está definido por la ecuación 2.4:

$$I_{GR} = \frac{GR - GR_{cn}}{GR_{sh} - GR_{cn}} \quad (2.4)$$

donde:

GR_{cn} = Gamma Ray mínimo

GR_{sh} = Gamma Ray máximo

GR = Medición de Gamma Ray a profundidad

La normalización de los registros genera $I_{GR} = 0$ para arenas limpias y $I_{GR} = 1$ para esquistos.

2.2. Sistema de inferencia neuro-difuso (SND)

Los SND son sistemas que incorporan aspectos de las Redes Neuronales (ver apéndice B) en el sentido de que son sistemas con la capacidad de aprender y generalizar, y aspectos de la Lógica Difusa (ver apéndice C), ya que trabajan con razonamientos lógicos basados en reglas de inferencia. Estos sistemas incorporan la posibilidad de trabajar con variables lingüísticas (si el problema lo requiere) y, además, cambian el tratamiento binario de problema que hacen las Redes Neuronales Artificiales (RNA) por un tratamiento difuso [Agar, 2010]. Los nodos en estas redes difieren de los utilizados en las redes neuronales en cuanto al tipo de función que realizan y la interpretación que se les da.

2.2.1. Sistema de inferencia adaptativo neuro-difuso (ANFIS)

El sistema neuro-difuso que usaremos es el ANFIS de MatLab, el cual dispone de cinco capas, como se muestra en la figura 2.4, los nodos representados con cuadrados son nodos cuyos parámetros son ajustables, mientras que los nodos representados por círculos son nodos fijos donde sólo se realizan cálculos. Es importante indicar que los O_i son las salidas de cada nodo, en donde i es el número de capa y el subíndice i indica

a cual subconjunto corresponde y en consecuencia con cuanta proporción. Partimos de que alimentamos al SND con dos conjuntos de entrada (x e y), para obtener una función de salida (z), combinación lineal de las funciones de salida parciales por reglas (z_1 y z_2). En este caso se tienen dos reglas difusas del tipo Si-entonces (Sugeno) :

Regla 1: Si x es A_1 y y es B_1 , entonces $z_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Regla 2: Si x es A_2 y y es B_2 , entonces $z_2 = p_2x + q_2y + r_2$

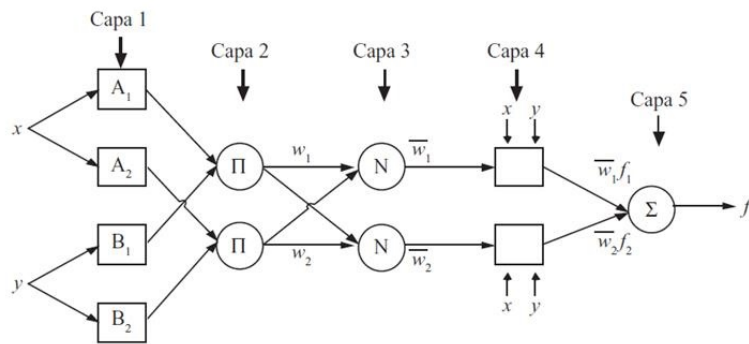


Figura 2.4: Arquitectura del ANFIS.

Las cinco capas de la estructura de la red ANFIS se describen a continuación:

2.2.1.1. Capa 1: Capa de pertenencia

Las entradas se corresponden con las entradas al sistema (x e y) y la salida es el grado de pertenencia para el cual la variable de entrada satisface el término lingüístico A_i asociado al nodo. Los parámetros A_i y B_i (ver figura 2.4) representan las particiones de los conjuntos difusos distribuidos de esta manera por la función de membresía (FM). Esta es una de las dos capas que tienen parámetros ajustables, ya que se modifican al variar el tipo de FM. La ecuación 2.5 muestra la salida de la primera capa.

$$O_i^1 = A_i(x) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.5)$$

2.2.1.2. Capa 2: Capa usada para generar el grado de disparo de la regla (T-norma)

Cada nodo calcula el grado de activación de la regla asociada al mismo. El grado de activación de la regla se obtiene multiplicando las señales de entrada (salida de los nodos de la capa 1), aunque se puede utilizar la regla de activación denominada función T-norma dentro del uso de la lógica difusa. La ecuación 2.6 representa la salida de la segunda capa.

$$O_i^2 = w_i = A_i(x) \cdot B_i(y) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.6)$$

2.2.1.3. Capa 3: Capa que actúa de normalizador.

Cada nodo de esta capa, representado por N en la figura 2.4, indica la normalización de los grados de activación. Su salida es el grado de activación normalizado (respecto a la suma de los grados de activación) de la regla i . Cada nodo se corresponde con una de las reglas que se han introducido en el sistema, igual que los nodos de la capa anterior, con la ecuación 2.7.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_1}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.7)$$

2.2.1.4. Capa 4: Capa usada para calcular la salida

La salida de los nodos se corresponde con el producto entre el grado de activación normalizado (salida de la capa 3) por la salida individual de cada regla (calculada por los nodos de esta capa), este producto viene dado con la ecuación 2.8.

$$O_i^4 = \bar{w}_i z_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

Donde $q_i x$, $r_i y$ forman el conjunto de parámetros, que son los coeficientes de las funciones lineales que forman el consecuente de las reglas.

2.2.1.5. Capa 5: Capa que combina todas las salidas en una en su único nodo

Tiene un único nodo que calcula la salida total del sistema (agregación) como la suma de todas sus señales de entradas individuales. La etapa final del SND, donde se aplica la sumatoria de todas las señales (ecuación 2.9).

$$O_i^5 = z_o = \overline{w_1}z_1 + \overline{w_2}z_2 \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.9)$$

2.2.2. Algoritmo de un sistema ANFIS

El algoritmo del sistema ANFIS presentado se basa en la generación del error cuadrático medio definido por la ecuación 2.10, en donde los x_i corresponden a los patrones de entrenamiento proporcionados (salidas deseadas) y \hat{x}_i es la correspondiente salida de la red generada. Se puede ver que el error es una función de energía que se tiende a reducir durante el proceso de entrenamiento.

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (2.10)$$

Ya que $ECM = E_p$, como resultado el error acumulado, se puede definir la suma de los error cuadráticos medios de la siguiente manera, por la ecuación 2.11.

$$E = \sum_{p=1}^p E_p \quad (2.11)$$

Se tiene como ecuación genérica para el parámetro alfa o gradiente descendiente (ecuación 2.12), que es la manera a que la función converja a la solución es mediante la función de aprendizaje.

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (2.12)$$

Y por último el coeficiente de aprendizaje η dado por la ecuación 2.13, siendo ésta la velocidad con la que el ANFIS entrena, en donde E es el error de salida y k es el coeficiente que determina el paso de avance para el coeficiente de aprendizaje.

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha}\right)^2}} \quad (2.13)$$

2.2.3. Ventajas de los sistemas neuro-difusos

La estructura neuro-difusa permite el uso de métodos cualitativos y cuantitativos en la construcción de modelos, en la etapa de aprendizaje, en la de funcionamiento y en la realimentación de conocimiento al usuario, permitiendo así, todo el conocimiento disponible:

- Interpretación lingüística
- Introducción de conocimiento previo
- Autoaprendizaje
- Generalización
- Interpolación

2.2.4. Desventajas de los sistemas neuro-difusos

- **Calidad de los datos:** Existen problemas asociados con la cantidad, distribución y ruido en la salida de los datos. Si los datos están mal distribuidos, el aprendizaje puede no ser muy bueno, presentando problemas de generalización de interpolación si faltan muchos datos en cierta región. Este inconveniente es herencia de los sistemas neuronales y puede ser superado interpolando los datos, haciendo un tratamiento previo o buscando una representación adecuada de los mismos.
- **Conocimiento previo:** En los SND es deseable tener el conocimiento previo y confiable de un experto en el sistema, pues de otro modo, se debe realizar un modelamiento por “Fuerza Bruta” exclusivamente a través de los datos numéricos empíricos y existirán problemas al no haber una descripción cualitativa del sistema, a menos que se apliquen técnicas de exploración de datos (descubrimiento de conocimiento) a la base de conocimiento del sistema neuro-difuso (SND).

CAPÍTULO 3

MARCO GEOLÓGICO

3.1. Ubicación Geográfica

El área de estudio está limitada al bloque III, el cual se encuentra ligeramente desplazado al este del área Centro-Sur del Lago de Maracaibo, como se muestra en la figura 3.1. Este bloque cubre una sección del campo Ceuta, que forma parte del alineamiento regional de Pueblo Viejo. Los datos de parámetros de física de rocas analizados en el presente trabajo provienen de los pozos 812, 950, 1021 y 1041 que se encuentran en esta área. Los datos de núcleo para estos pozos, corresponden a la profundidad dada entre los 13252 y 13378 pies. Este intervalo comprende a las unidades C-455 y C-460 de la arena C del Eoceno Inferior.

La unidad C-455 es una arenisca masiva que pertenece a la parte baja de una secuencia de canales interdistributarios (canales de indentación en el frente del delta) presentes en el área. Esta unidad contiene la mayor acumulación de reservas presentes en la zona. La unidad C-460 está compuesta principalmente por capas gruesas de areniscas limpias. La porosidad de estas dos unidades dentro del yacimiento varía entre

6 % y 18 % con un promedio de 13 %. El área de estudio posee dos formaciones de gran importancia como lo son la Formación Misoa y la Formación Mirador, de las cuales estaremos describiendo sus características sedimentológicas y estratigráficas [Hurtado, 2007].

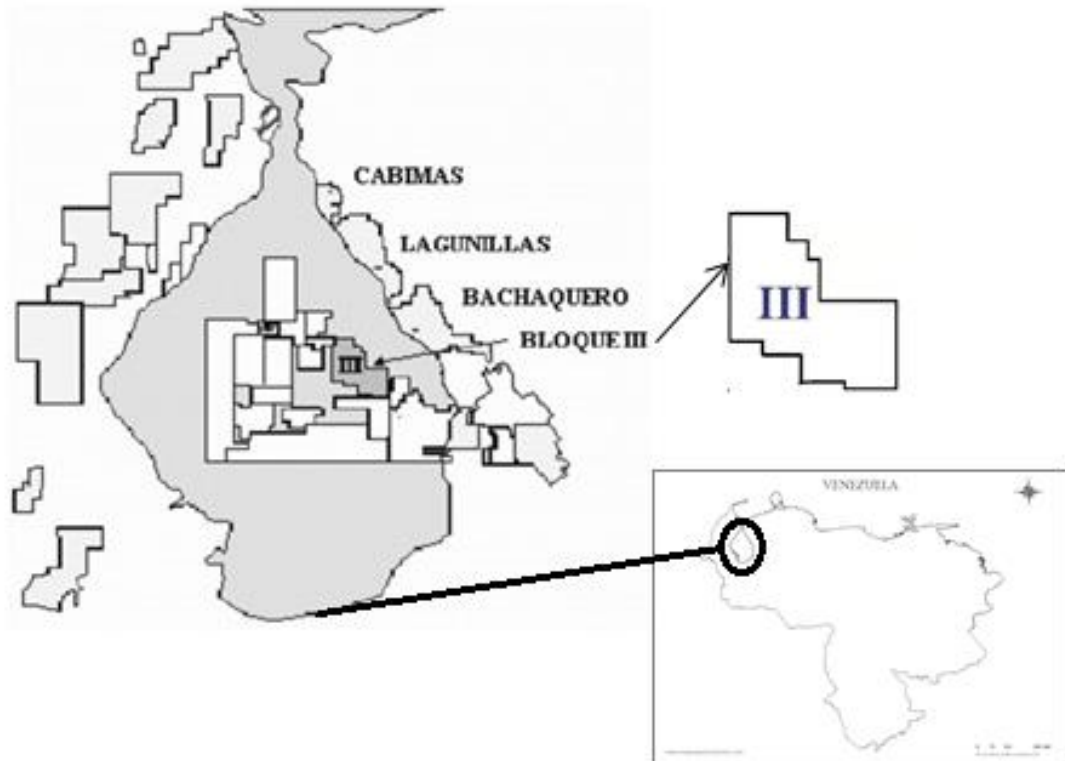


Figura 3.1: Ubicación del área de estudio.

3.2. Características Geológicas

A continuación describiremos las características geológicas más relevantes de esta zona, donde consideraremos la geología regional, aspectos sedimentológicos y la estratigrafía.

3.2.1. Geología regional

La cuenca del Lago está conformada por las tierras cuyas aguas drenan o alimentan la gran reserva lacustre. Abarca aproximadamente 78.180 km^2 y comprende todo el estado Zulia y parte de los estados Táchira, Mérida, Trujillo, Falcón y Lara; y una porción del departamento Norte de Santander, de Colombia. Lugar de nacimiento del río Catatumbo y de varios de sus afluentes, tales como el río de Oro, el Zulia, el Tarra y el Socuavó. Se caracteriza por tener un relieve de pre-montañas, piedemontes y terrenos planos. Presenta una extensión montañosa en forma de herradura que encierra el Lago en todo sus extremos excepto en el norte [González, 1980].

Su roca madre la Formación La Luna del Cretáceo Tardío (110 m.a. Cenomaniense–Santoniense) posee una superficie de 30.000 km^2 , un espesor de roca madre neta de 50 m, alcanza un total teórico de 480 x 109 barriles de petróleo. Las posibilidades de generar petróleo en la formación La Luna, no son igualmente favorables en toda su extensión conocida. En la parte sureste de la cuenca del lago, de ambientes más oxigenados, se dieron cambios que restan posibilidades de producción de crudo a la roca madre [González, 1980].

Genéticamente, esta cuenca pertenece al sistema de cuencas pericratónicas, que tuvo sedimentación discontinua hasta quedar aislada de la cuenca Barinas -Apure al sureste y de la cuenca de Magdalena al suroeste, debido al levantamiento de los Andes y la Sierra de Perijá en el terciario. La cuenca de Maracaibo es notable por su actual relieve estructural, por su complejidad geológica y por su magnífico hábitat de hidrocarburos. En esta cuenca se han descubierto campos gigantes, como el de Ceuta, Lama -Lamar, el costanero de Bolívar, La Paz -Mara y otros.

Estructuralmente, la cuenca de Maracaibo presenta dos sistemas de fallas principales en la dirección NNE, Icotea y Pueblo Viejo, las cuales han tenido una historia compleja generando decenas de interpretaciones desde los inicios de la explotación petrolera. Desde el Jurásico hasta el Eoceno Inferior, el desplazamiento de la falla Icotea es normal y está asociado al régimen de apertura continental iniciado en el Jurásico, para luego reactivarse durante toda la etapa de subsidencia termal que comenzó en el Cretácico [Lugo, 1992].

Existen diversos anticlinales de dirección preferencial N-NE, paralelos y cercanos a las fallas que se ubican cerca de las crestas de los mismos, constituyendo un rasgo bastante generalizado en toda la cuenca. Estas fallas son sistemas mayores que han sido reactivadas e invertidas durante los diferentes regímenes tectónicos que afectaron la cuenca y su relleno sedimentario. Son elementos estructurales que no mueren, sino que por el contrario acomodan la orientación del desplazamiento de los bloques adyacentes acorde con los sistemas de esfuerzos que se estén imponiendo a través del tiempo.

En el sistema de fallas de Icotea se encuentra un sistema de fallas longitudinales sub-paralelas a la falla principal y un sistema de fallas transversales presentes en toda la parte central del lago. En la figura 3.2 se observa un perfil Oeste-Este del marco estructural de la cuenca y en la figura 3.3 se muestra un corte Noroeste â Sureste de la Cuenca del lago de Maracaibo.

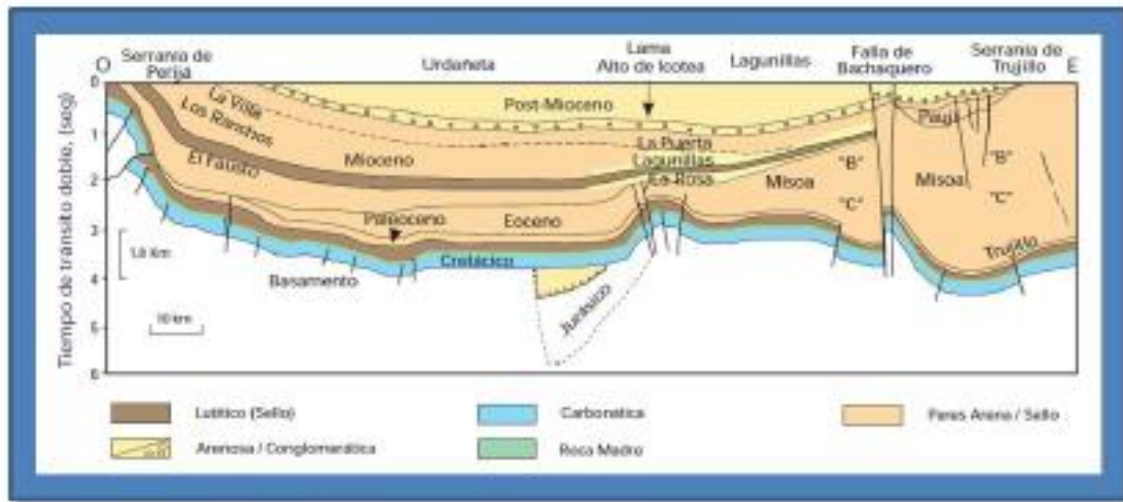


Figura 3.2: Sección O E de la Cuenca del Lago de Maracaibo. Tomado de: WEC-Schlumberger, 1997.

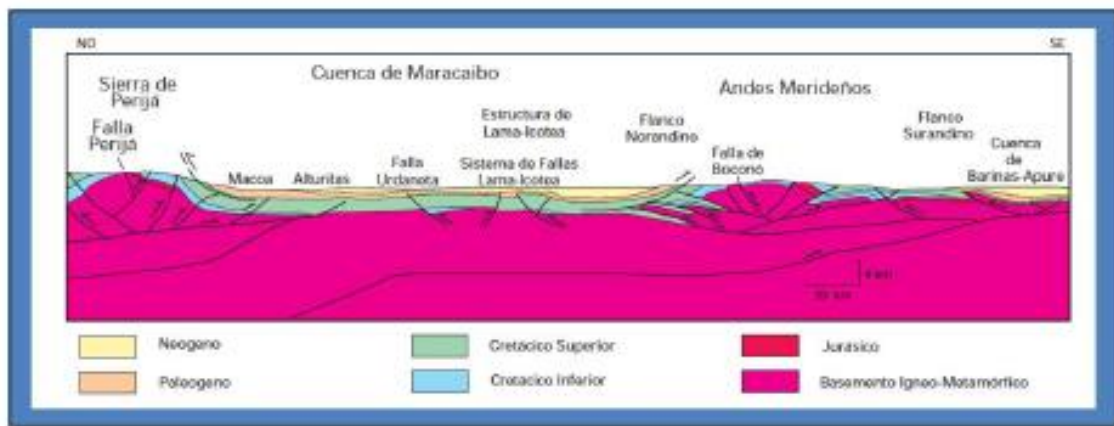


Figura 3.3: Corte Estructural NW SE a través de la Cuenca del Lago de Maracaibo, desde los Andes Merideños hasta la Sierra de Perijá. Tomado de: WEC-Schlumberger, 1997.

Dentro de la cuenca del Lago de Maracaibo, la zona de mayor interés para esta investigación corresponde a la Formación Misoa, de edad Eoceno Inferior y más específicamente al miembro de arenas “C”. Esta arena se divide en inferior y superior, que

a su vez se subdividen en las zonas C-1 hasta la C-7. La arena C del Eoceno pertenece a la Formación Misoa, se depositó en un ambiente deltáico, predominantemente en áreas ocupadas por llanuras de delta, donde se complementa la actividad fluvial con la influencia de mareas, seguido por una secuencia marino marginal [Torres, 2007].

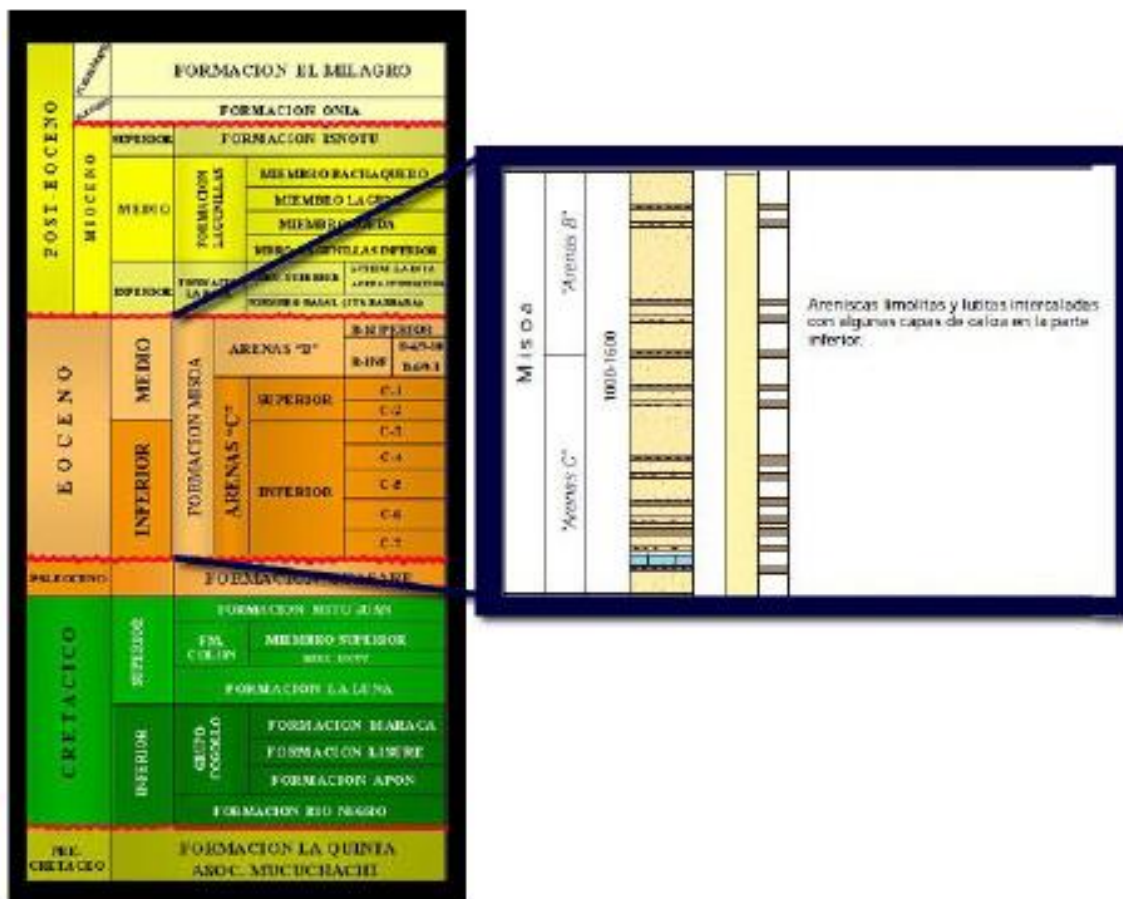


Figura 3.4: Columna estratigráfica de la Cuenca del lago de Maracaibo. Modificado de: WEC-Schlumberger, 1997.

Las arenas C-2 y C-4 constituyen intervalos realmente característicos, fáciles de reconocer en perfiles eléctricos y litológicos, que pueden emplearse para encuadrar ade-

cuadamente los intervalos intermedios y cuyas características resaltantes conducen a correlaciones más subjetivas. Las arenas C-2 se encuentran por debajo del intervalo predominantemente lutítico C-1 y por encima de otro intervalo lutítico situado en la base de C-2. El intervalo arenoso alcanza 50 m de espesor y suele estar formado por dos paquetes de arenas separados por un intervalo lutítico, esto se muestra de manera más gráfica en la figura 3.4 [Torres, 2007].

La arena C del Eoceno perteneciente a la Formación Misoa, se depositó en un ambiente deltáico, predominantemente en áreas ocupadas por llanuras de delta, donde se complementa la actividad fluvial con la influencia de mareas, seguido por una secuencia marino marginal. Cuando el intervalo lutítico basal de C-1 se vuelve arenoso, para llevar a cabo la separación pueden emplearse arbitrariamente algunas lutitas, secciones arenosas que sirven como marcadores del tope de C-2. Por debajo de los limos y lutitas de la parte inferior de C-3 aparecen las arenas C-4 con unos 60-70 m de espesor y una lutita intercalada de baja resistividad. Cuando la base de C-3 se hace arenosa, aún es posible identificar el tope de C-4 por marcadores visibles en lutitas delgadas [Torres, 2007].

Al oeste de la falla de Icotea, se encuentra un excelente desarrollo de las arenas C, especialmente en los intervalos C-6 y C-7 que aparecen con un contenido de arena neta de 70 %-80 %, intercaladas con algunas finas capas de caliza. Estos cuerpos de arenas se distinguen por su carácter macizo, su grano grueso que aumenta hacia la base y capas intercaladas de arcillas no muy gruesas, con granos relativamente angulares [Torres, 2007].

3.2.2. Sedimentología

La sedimentación, fundamentalmente continental, formada con acumulación de areniscas en espolones aluviales de un río de alta energía, está representada por la Formación Mirador, este río formó un gran delta que desemboca hacia el norte en la provincia deltaica; las fascies sedimentarias de este delta están representadas por la Formación Misoa. Al estudiar los ambientes sedimentarios de las formaciones Misoa y Mirador, indica que constituyen ambientes de un complejo fluvio-deltaico y que la Formación Misoa representa ambientes de un complejo deltaico en los cuales se reconocen llanuras deltaicas y canales distributivos y el frente del delta [Torres, 2007].

3.2.3. Estratigrafía

La Formación Misoa se puede definir como una sección de areniscas cuarcíticas de color gris claro en capas compuestas, con intercalaciones de lutitas laminadas micáceas y carbonosas. En el área de trabajo, las areniscas de la Formación Misoa son blancas, grises, amarillentas a oscuras, generalmente de grano fino con tendencia a pasar gradualmente a limolitas y ocasional mente de grano medio a grueso y aun conglomeráticas. En su mayoría son duras puras y arcillosas más o menos micáceas algunas veces calcáreas en la parte inferior frecuentemente contienen restos de plantas. La ubicación de la Formación Misoa se describe en la figura 3.5.

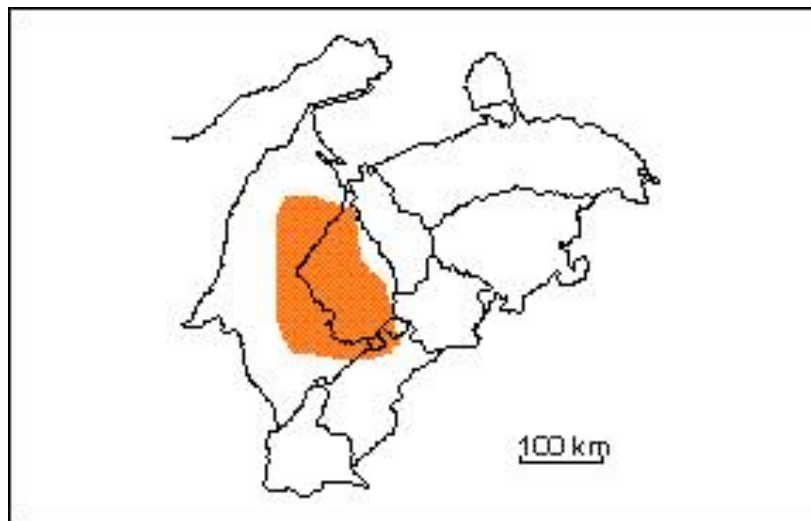


Figura 3.5: Ubicación de la Formación Misoa.

Las características de los sedimentos de la Formación Misoa, dependen de su posición en la cuenca, del ambiente de sedimentación, de la distancia entre ellos y de la fuente de los mismos. Hacia el noreste hay más lutitas y areniscas de grano fino, mientras que hacia el sur y sureste, el porcentaje de arena aumenta al 80 y 90 % de la sección, y los granos se hacen más gruesos. Se encuentran areniscas, limolitas y lutitas intercaladas en distintas cantidades, en toda la sección y hacia el este, en la sierra, algunas capas de caliza en la parte-inferior. En el área del lago se encuentran capas delgadas de caliza, en la parte inferior (Miembro C-7) [Garner, 1926].

Las areniscas presentan tamaños variados de grano, pero en general, son de grano fino y gradan a limolitas y luego a lutitas. Son generalmente auradas, micáceas, frecuentemente carbonáceas y generalmente bien estratificadas a macizas. Se presentan en unidades compuestas, con espesores normales de varias decenas de metros, las cuales localmente se agregan para totalizar espesores de centenares de metros, formando serranías pronunciadas. En el subsuelo, estas mismas arenas forman yacimientos múltiples verticales, con distribución lateral de decenas de kilómetros. Identificándose tipos

de arcosa-subarcosa y sublitarenita-subarcosa, en las áreas de Urdaneta-Lagunillas y cuarzo-arenitas en la de Barúa-Motatán [Garner, 1926].

Las lutitas se presentan tanto en forma de intercalaciones menores en las unidades compuestas de arenisca-limolita, como en secuencias que alcanzan varios centenares de metros de espesor, entre complejos de areniscas. Las lutitas han sido depositadas en ambientes de pro-delta, de aguas someras, e interdeltáico, principalmente, diferenciables por las delgadas capas de lignito y por el material carbonáceo que contienen. Las calizas son escasas y se presentan en la base de la formación, en la región suroriental y en el subsuelo del lago, con espesores de menos de un metro a varios metros, arenosas, gradando a areniscas calcáreas [Garner, 1926].

3.2.4. Características petrofísicas de las secciones estratigráficas de interés

En los yacimientos asociados a la primera parte del período neógeno de la era cenozoica o terciaria, o, la cuarta del período terciario de la era cenozoica, y precedente al plioceno; extendiéndose desde hace unos 25 millones de años hasta hace unos 5 millones de años denominada Mioceno y Eoceno siendo esta la segunda del período paleógeno de la era cenozoica o terciaria, o, la segunda del período terciario de la era cenozoica; se extiende desde hace unos 54 millones de años hasta hace unos 40 millones de años. La porosidad es casi en su totalidad intergranular y como tal, depende del transcurso sedimentológico que se ha promovido en la zona [Torres, 2007].

En primer lugar debe considerarse la influencia de la energía del ambiente sedimentario presente, ya que un ambiente de alta energía, se sedimentan arenas gruesas,

en las cuales el 50 % de los granos excede el tamaño de 125 micras, mientras que ambientes de baja energía predominan los nos con intercalaciones de lutitas. En general, la porosidad de los recipientes del Eoceno es inferior a los intervalos de Mioceno. Para las arenas del Eoceno C, la porosidad tiende a ser más baja, esto posiblemente se debe a procesos diagenéticos. La porosidad promedio de las arenas C es de 16 % al oeste del levantamiento Pueblo Viejo [Torres, 2007].

Otro factor importante a destacar es la permeabilidad, tratando de hallar la misma mediante parámetros como porosidad y respuesta a los rayos gamma; sin embargo no ha sido posible establecer una sola relación que permita reproducir la distribución de las permeabilidades de las arenas. En el Eoceno C Inferior, la relación de permeabilidad porosidad difiere de una unidad a otra, estando directamente relacionada al ambiente de depositación, a nivel de energía y a los efectos diagenéticos posteriores [Torres, 2007].

Al igual que la permeabilidad otros parámetros petrofísicos se han intentado obtener de las arenas en el Eoceno C Inferior, sin resultados exitosos, desde el punto de vista cuantitativo, solo se ha registrado información de anvalisis cualitativos con las observaciones realizadas a los núcleos [Torres, 2007].

CAPÍTULO 4

MARCO METODOLÓGICO

En este capítulo se explica la metodología empleada en las diferentes etapas, relacionadas con la obtención de ecuaciones de inferencia de permeabilidad (k) en función de porosidad (ϕ), volumen de arcilla (V_{sh}) y saturación de agua (S_{wi}). Los datos utilizados en este trabajo provienen de pozos del Bloque III del Lago de Maracaibo. La ejecución del análisis de datos será fundamentada en tres etapas: control de calidad de los datos, análisis estratigráfico y en el análisis de los parámetros petrofísicos.

Posteriormente se hace una evaluación de los datos utilizando regresión lineal, siendo ésta una técnica que se utiliza para verificar posibles relaciones entre k , ϕ , V_{sh} y S_{wi} . Para verificar dichas relaciones se usaron: la regresión lineal simple (RLS) y regresión lineal múltiple (RLM), este proceso lo denominamos método lineal. La siguiente etapa consistió en la aplicación de la técnica computacional basada en los sistemas neuro-difusos (SND), híbrido entre las redes neuronales artificiales, con inferencia difusa. A esta parte de la metodología la definiremos como método No-lineal.

Los dos procesos antes mencionados, el lineal y no-lineal, tienen como finalidad la obtención de ecuaciones de inferencia capaces de reproducir el comportamiento de la k a profundidad respecto a otras variables petrofísicas ϕ , V_{sh} y S_{wi} . Lo descrito anteriormente se puede observar de manera más resumida en el diagrama general explicativo (figura 4.1) donde se muestra la metodología a ser implementada.

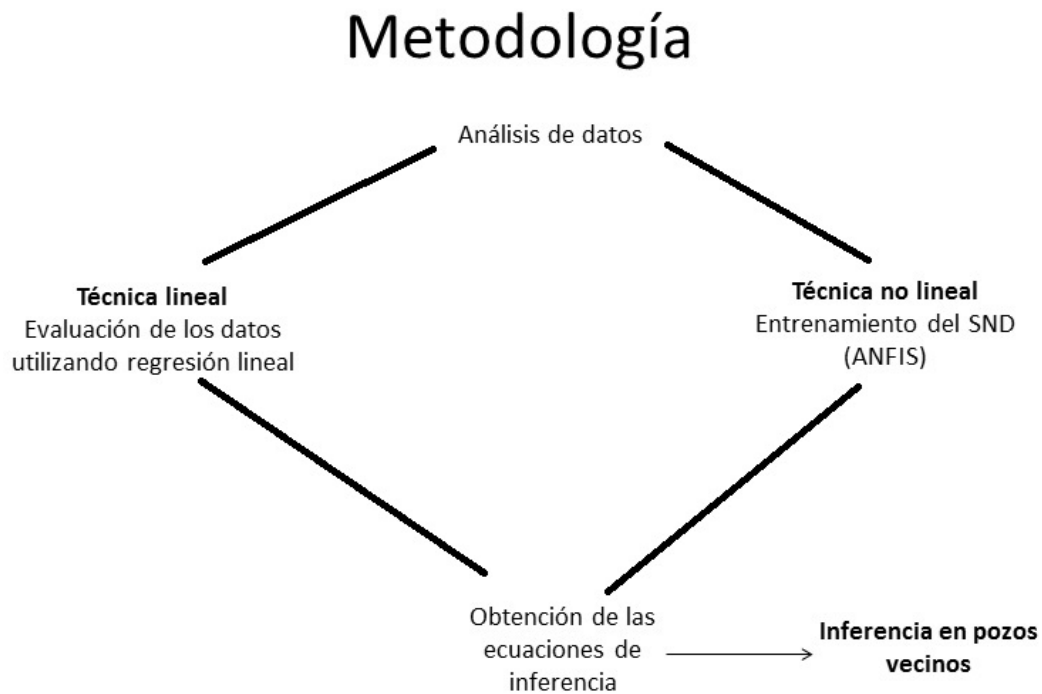


Figura 4.1: Diagrama general donde se describe el desarrollo de la metodología empleada en este trabajo.

4.1. Análisis de los datos

En esta primera sección se explicará la metodología usada para el análisis de los datos, lo cual suele ser llamado minería de datos.

4.1.1. Control de calidad de los datos

Dada la importancia del proceso de verificación de la data, el objetivo de comprobar la uniformidad en cuanto a las unidades de los datos que usaremos de los pozos 812, 950, 1021 y 1041 del Bloque III, así como las posibles relaciones entre los distintos parámetros petrofísicos usados (k , ϕ , V_{sh} y S_{wi}) de los distintos pozos, es el paso inicial, ya que no hacerlo nos podría llevar a cometer errores importantes. De igual forma, verificamos que todos los datos estén bien correlacionados a profundidad.

La data utilizada para la elaboración de este trabajo proviene de análisis especiales y convencionales de Maraven S. A. [Torres, 2007], donde la permeabilidad viene dada en md, la porosidad y la saturación de agua vienen dados en porcentaje y por último, el volumen de arcilla viene dado en grados API. Para el caso de la porosidad, ésta puede ser dividida entre 100 % y con ello obtener la porosidad en fracción.

- Los valores de V_{sh} fueron determinados a partir de la ecuación 2.3, con el uso de los registros a profundidad, de los índices de gamma ray en fracción.
- Se determinó la saturación de agua usando: $S_{wi} = S_w - \text{mín}(S_w)$, donde $\text{mín}(S_w)$ se refiere al mínimo valor de saturación de agua reportado en la data de cada pozo.
- Se calculó el rango de valores máximos, mínimos y promedios de los parámetros petrofísicos ha ser utilizados (k , ϕ , V_{sh} y S_{wi}) de cada uno de los pozos, los cuales se muestran en la tabla 4.1, donde se puede observar que los valores de permeabilidad promedio de los pozos 950 y 1021 son similares con rangos de profundidades diferentes.

Tabla 4.1: Valores máximos, mínimos y promedios de la profundidad (pies), k (mD), ϕ (fracción), V_{sh} (fracción) y S_{wi} (fracción) de datos provenientes del núcleo de los pozos 812, 950, 1021 y 1041, del Bloque III del Lago de Maracaibo.

Pozo	Prof. (pies)	k (mD)	ϕ (Frac)	V_{sh} (Frac)	S_{wi} (Frac)
812	13658-13260	990-0,02	0,20-0,05	0,82-0,01	0,90-0,06
	13459	63,06	0,13	0,27	0,29
950	13767-13218	672-0,01	0,21-0,01	1,00-0,02	0,95-0,05
	13493	50	0,11	0,04	0,41
1021	14425-14217	850-0,01	0,10-0,02	0,72 -0,04	0,70-0,02
	14321	46,17	0,08	0,25	0,27
1041	14467-14450	232-0,02	0,10-0,02	0,67-0,05	0,50-0,06
	14459	34,05	0,05	0,17	0,17

4.1.2. Análisis estratigráfico

En la etapa del análisis estratigráfico, se realizó un barrido de los datos de los registros de gamma ray para los pozos 950, 812, 1021 y 1041, en donde se obtuvo una relación entre el registro y el volumen de arcilla presente en la zona. Luego se procedió a efectuar un análisis sobre los porcentajes de arenas limpias (alta permabilidad), arenas y arcillas (permeabilidades bajas y muy bajas). En la tabla 4.2 se muestran los resultados obtenidos con los porcentajes de arenas limpias, arenas y arcillas para los distintos pozos, donde se puede observar que los porcentajes del contenido de arena es similar para los pozos 950 y 1021, mientras que para los pozos 812 y 1041, estos valores varían significativamente.

Tabla 4.2: Valores porcentuales estratigráficos de las muestras de núcleo, de pozos del Bloque III del Lago de Maracaibo.

Pozo	812	950	1021	1041	Permeabilidad
Arenas (%)	84,0	72,0	72,2	60,0	intermedia
Arenas Limpias (%)	15,2	20,0	19,5	40,0	alta
Arcillas (%)	0,8	8,0	8,3	0,0	baja

4.1.3. Análisis de los parámetros petrofísicos para los pozos 812, 950, 1021 y 1041

A continuación se muestra la metodología implementada para el estudio de los parámetros petrofísicos de los pozos 812, 950, 1021 y 1041. Se graficaron a profundidad los parámetros petrofísicos de k , ϕ , V_{sh} y S_{wi} de los pozos 812, 950, 1021 y 1041. Esto se realizó con la finalidad de observar la posible relación entre valores máximos y mínimos (anomalías) entre dichos parámetros. Obteniendo perfiles como se muestra en la figura 4.2, para el pozo 812 (Los perfiles de 812 y el resto de los pozos son mostrados y analizados en el capítulo de resultados).

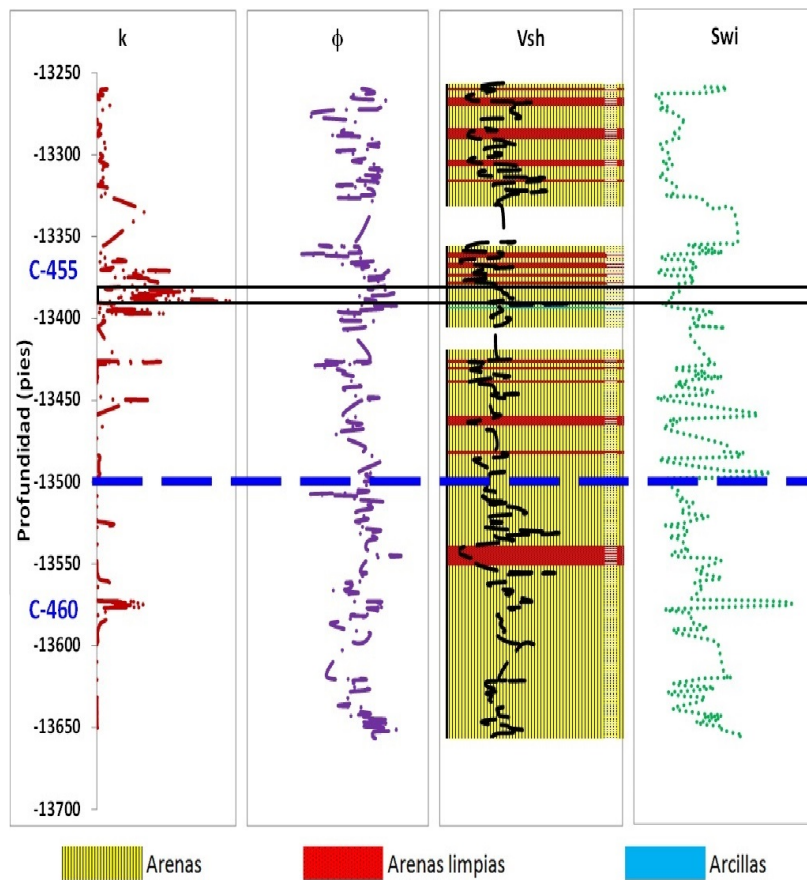


Figura 4.2: Datos del pozo 812. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible.

4.2. Método lineal

En esta sección explicaremos la metodología en base al estudio de regresión lineal (excel). En todos los casos la idea es determinar ecuaciones de inferencia de permeabilidad a partir de los parámetros disponibles del pozo 950, Bloque III, Lago de Maracaibo.

4.2.1. Regresión Lineal Simple (RLS) para los datos del pozo 950

El proceso mostrado en la figura 4.3, para los parámetros k y ϕ , (y sus logaritmos), fue utilizado a fin de determinar si existía una relación lineal simple entre las variables usadas. La aplicación del logaritmo a los datos, se ha realizado por si los parámetros guardan entre sí relaciones polinómicas o exponenciales, (para el resto de las combinaciones de los parámetros y sus logaritmos, ver el apéndice A.

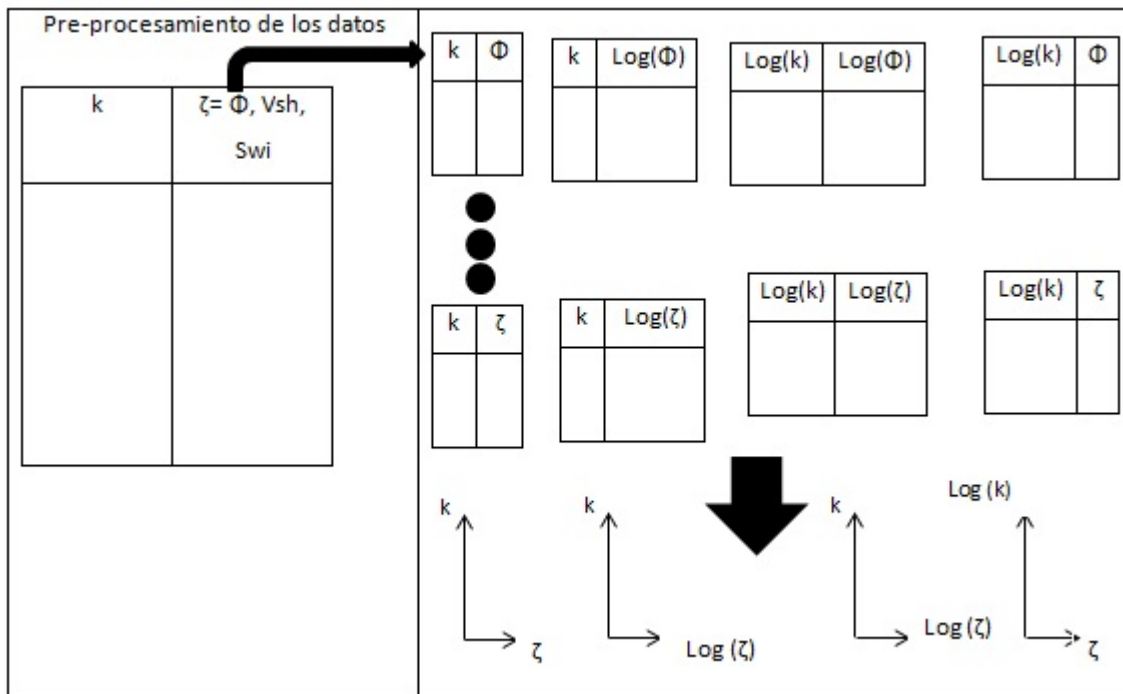


Figura 4.3: Correlación entre los datos petrofísicos: (a) k, ϕ , (b) $k, \text{Log}(\phi)$, (c) $\text{Log}(k), \phi$ y (d) $\text{Log}(k), \text{Log}(\phi)$.

En cada caso se calculó el coeficiente de correlación denominado R^2 (ecuación 4.1). Donde R^2 puede interpretarse como la proporción de la varianza de la variable

ζ , que puede atribuirse a la varianza de k .

$$R^2 = \frac{\sigma_{k\zeta}^2}{\sigma_k^2 \sigma_\zeta^2} \tag{4.1}$$

donde:

$\sigma_{k\zeta}^2$: Covarianza de (k , ζ)

σ_k : Desviación típica de la variable k

σ_ζ : Desviación típica de la variable ζ (ϕ , S_{wi} y V_{sh})

Este valor nos proporciona un resultado cuantitativo de la linealidad entre los datos estudiados. Con resultados cuantitativos y cualitativos, concluimos si los parámetros están linealmente correlacionados o no. Estos resultados nos permiten establecer que la variable que guarda una mayor relación con la permeabilidad es la porosidad $Log(k(\phi))$ (tabla 4.3).

Tabla 4.3: Coeficiente de correlación lineal, R^2 , entre k y $Log(k)$: ϕ , V_{sh} y S_{wi} , y sus respectivos logaritmos.

	ϕ	V_{sh}	S_{wi}	$Log(\phi)$	$Log(V_{sh})$	$Log(S_{wi})$
k	0,13	0,05	0,00	0,09	0,04	0,00
$Log(k)$	0,50	0,24	0,03	0,39	0,02	0,03

4.2.2. Análisis sobre Regresión Lineal Múltiple (RLM) para los datos del pozo 950

Usando regresión lineal múltiple (excel), encontramos relaciones entre tres y cuatro variables diferentes (k , ϕ , V_{sh} y S_{wi}). En la tabla 4.4, se indican los resultados con combinaciones usando dos de las tres variables petrofísicas (k , ϕ , V_{sh} y S_{wi}) en función de k y $Log(k)$.

Tabla 4.4: Coeficiente de correlación múltiple R^2 entre k y $Log(k)$, y las diferentes combinaciones, de dos de los parámetros petrofísicos estudiados.

ζ	$k(\zeta)$	$Log(k(\zeta))$
ϕ, V_{sh}	0,15	0,61
ϕ, S_{wi}	0,14	0,28
$\phi, Log(V_{sh})$	0,14	0,53
$\phi, Log(S_{wi})$	0,14	0,48
V_{sh}, S_{wi}	0,06	0,25
$Log(\phi), V_{sh}$	0,11	0,49
$V_{sh}, Log(S_{wi})$	0,05	0,25
$Log(\phi), S_{wi}$	0,10	0,37
$Log(V_{sh}), S_{wi}$	0,04	0,16
$Log(\phi), Log(S_{wi})$	0,09	0,37
$Log(\phi), Log(V_{sh})$	0,10	0,43
$Log(\phi), Log(S_{wi})$	0,09	0,37
$Log(V_{sh}), Log(S_{wi})$	0,04	0,17

Estos resultados nos permiten establecer que par de variables petrofísicas guardan una mayor relación con la permeabilidad (k o $Log(k)$). La mejor relación se obtuvo al combinar $Log(k(\phi, V_{sh}))$. Así mismo, en la tabla 4.5 se muestran los resultados obtenidos con el método de regresión lineal múltiple usando tres variables petrofísicas: ϕ, V_{sh}, S_{wi} y sus logaritmos, para k y $Log(k)$. La mejor relación que hemos hallado con los datos del pozo 950 para inferir la permeabilidad, se obtuvo al combinar $Log(k)$ con ϕ, V_{sh} y S_{wi} (o $Log(S_{wi})$ indistintamente).

Tabla 4.5: Coeficiente de correlación múltiple R^2 entre k y $Log(k)$ y las diferentes combinaciones, de tres de los parámetros petrofísicos estudiados.

ζ	$k(\zeta)$	$Log(k(\zeta))$
ϕ, V_{sh}, S_{wi}	0,17	0,61
$Log(\phi), V_{sh}, S_{wi}$	0,13	0,49
$Log(\phi), Log(V_{sh}), S_{wi}$	0,11	0,43
$\phi, Log(V_{sh}), Log(S_{wi})$	0,16	0,54
$\phi, V_{sh}, Log(S_{wi})$	0,17	0,61
$Log(\phi), Log(V_{sh}), Log(S_{wi})$	0,11	0,44
$\phi, Log(V_{sh}), S_{wi}$	0,16	0,54
$Log(\phi), V_{sh}, Log(S_{wi})$	0,12	0,46

4.2.3. Ecuaciones obtenidas de la RLS y RLM con datos del pozo 950

En la tabla 4.6 estamos colocando las ecuaciones de inferencia obtenidas con los métodos lineales, al utilizar los datos del pozo 950, del Bloque III, Lago de Maracaibo

Tabla 4.6: Ecuaciones de inferencia de permeabilidad, obtenidas a partir del método de regresión lineal, con datos del pozo 950.

Ecuaciones de inferencia
$Log(k_{RLS}(\phi)) = 25,08\phi - 2,03$
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh})) = 21,44\phi - 2,06V_{sh} - 0,95$
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 21,65\phi - 2,08V_{sh} + 0,25S_{wi} - 0,86$

4.3. Método No-lineal

En esta sección estaremos discutiendo sobre la metodología a realizar en las distintas etapas del proceso de entrenamiento del sistema neuro-difuso.

4.3.1. Entrenamiento del Sistema Neuro-Difuso ANFIS usando datos del pozo 950

En esta parte del trabajo, mostraremos la metodología empleada utilizando tres combinaciones diferentes de parámetros de entrada para entrenamiento del SND. Hemos utilizado el módulo de ANFIS, de MatLab. Los datos de núcleos usados como entrada para el entrenamiento del SND fueron tomados de los análisis especiales y convencionales del pozo 950, Bloque III, Lago de Maracaibo. Para el entrenamiento de la red se utilizaron combinaciones del $Log(k)$, ϕ , V_{sh} y S_{wi} . Cargados en la zona

de trabajo del editor de MatLab “Workspace” (ver figura 4.4) con cada una de las variables que se desean procesar y la que se desea inferir.

Para el entrenamiento del SND, los datos de la variable que se desea inferir deben ser colocados en la última columna, posición establecida por el software. El sistema de inferencia difusa de MatLab (ANFIS), cuenta con una interfaz gráfica que permite realizar todas las operaciones del entrenamiento (ver figura 4.4). Esta interfaz se abre desde el espacio de trabajo con el comando “anfisedit”.

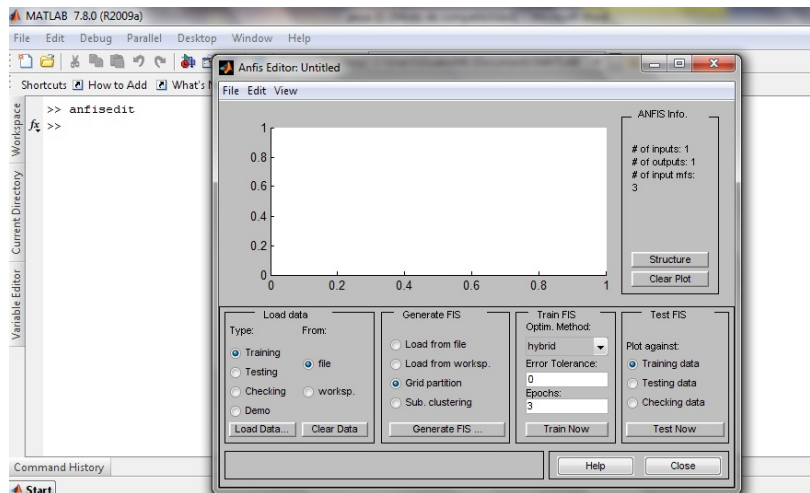


Figura 4.4: Módulo de carga de los datos desde el “Workspace” de MatLab.

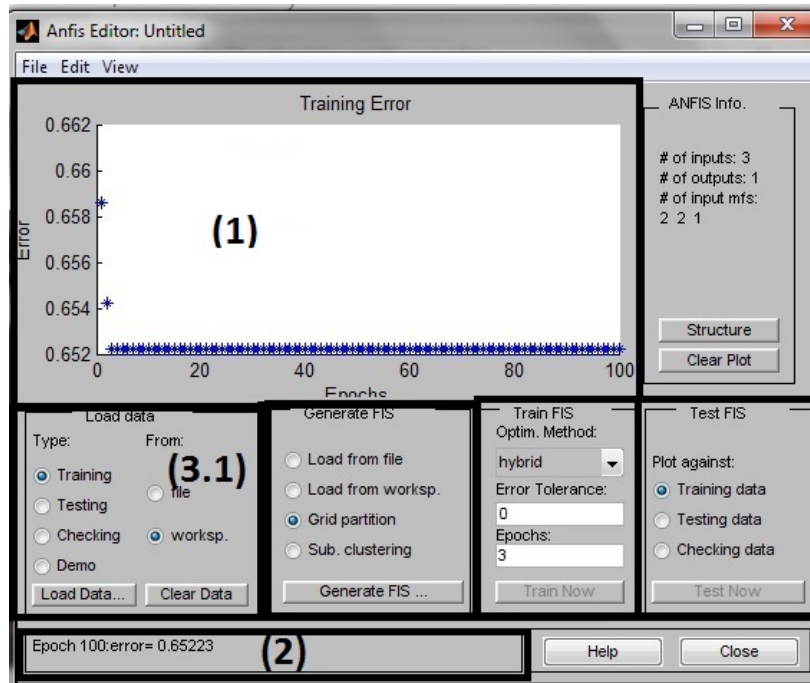


Figura 4.5: Interfaz gráfica del ANFIS de MatLab.

La interfaz ANFIS está dividida en varios módulos (ver figura 4.5), algunos de los cuales son:

- Una ventana superior donde se muestran los resultados del entrenamiento de forma gráfica (1). Al lado derecho está una opción para ver la estructura de la red construida.
- Una ventana inferior donde se muestra el valor (RMSE, ecuación 4.2) entre el valor inferido y el que se usó para entrenar (2):

– Error cuadrático medio:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (\text{Log}(k_{real}) - \text{Log}(k_{inf}))^2} \quad (4.2)$$

- En la zona intermedia, de izquierda a derecha:

- El menú para cargar la data (Load Data, 3.1): Cargamos los datos desde el escritorio de trabajo(Workspace).
- El menú para escoger el tipo de entrenamiento (Generate FIS, 3.2): Seleccionamos la opción “Grid partition”, la cual nos permite cargar:
 - * Número de reglas: Variamos de 2 a 4.
 - * Tipo de FM: Probamos con todas, escogiendo finalmente la función Pimf.
 - * Tipo de salida: Lineal.
- Escogimos para la supervisión del entrenamiento (Train FIS, 3.3):
 - * Método de optimización: Híbrido entre mínimos cuadrados y retropropagación.
 - * Error de tolerancia: Cero.
 - * Número de iteraciones: Variables.
- El menú de ejecución del tipo de entrenamiento que deseamos (Test FIS, 3.4): Usamos el entrenamiento de la data.

Para determinar la FM con la que íbamos a trabajar, utilizamos tanto el valor de RMSE arrojado por ANFIS, así como los valores R^2 y pendiente de los gráficos cruzados entre $Log(k_{inf})$ y $Log(k_{real})$ (ver tabla 4.7) para los 180 datos del pozo 950. Estos resultados nos permitieron escoger a la función Pi (Pimf).

Tabla 4.7: Valores de RMSE y R^2 usando diferentes funciones de membresía, obtenidos del gráfico cruzado entre $Log(k_{inf}(FM))$ y $Log(k_{real})$ con las reglas difusas $[\phi V_{sh} S_{wi}] = [2\ 2\ 1]$, para los datos del pozo 950 del Bloque III del Lago de Maracaibo.

Función	RMSE	R^2	Pendiente
Gaussmf	0,65	0,73	0,73
Gauss2mf	0,66	0,73	0,73
Pimf	0,65	0,74	0,74
Trapmf	0,66	0,73	0,73

Después de definir la función de membresía (FM) a ser usada, se variaron el número de reglas, de acuerdo al número de variables de entrada y sus permutaciones (ver tabla 4.8). Los resultados nos permiten decidirnos por la combinación $[\phi V_{sh} S_{wi}] = [2\ 2\ 1]$.

Tabla 4.8: Resultados para diferentes combinaciones del número de reglas difusas, aplicada a los datos del pozo 950, con una función de membresía del tipo Pimf en el SND.

Reglas [ϕ V_{sh} S_{wi}]	Iteraciones	RMSE	$Log(k_{inf})$ vs $Log(k_n)$	
			R^2	Pendiente
[2 1 1]	60	0,69	0,70	1
[1 2 1]	60	0,74	0,67	1
[1 1 2]	120	0,80	0,61	0,61
[3 1 1]	60	0,71	0,71	0,71
[1 3 1]	60	0,72	0,68	0,68
[1 1 3]	30	0,78	0,63	0,63
[2 2 1]	30	0,66	0,73	0,73
[2 1 2]	30	0,70	0,71	0,72
[1 2 2]	30	0,71	0,69	0,69

Una vez entrenado el sistema, se analiza el proceso de generación de ecuaciones de inferencia. Los resultados se guardan en el archivo generado automáticamente de extensión *.fis, que contiene toda la información referente a la forma de las ecuaciones de inferencia, el rango de validez, así como las condiciones especificadas por el usuario para el entrenamiento del SND.

4.3.2. Porcentajes de datos aleatorios usados para el entrenamiento del SND

A fin de evaluar adecuadamente los resultados obtenidos con el SND, se seleccionó de forma aleatoria un porcentaje de datos para entrenar el SND y con el resto de

los datos no usados para entrenar se validaron dichas ecuaciones. Esto nos permitió utilizar dos patrones diferentes del mismo conjunto de datos. Las pruebas realizadas variando el porcentaje de datos de entrenamiento fueron: 75 %, 50 % y 25 %. Para cada porcentaje de datos, se realizaron dichas pruebas al menos cuatro veces, corroborando que los datos fueran escogidos al azar. La selección de estos porcentajes se efectuó usando el siguiente código (figura 4.7):

```
.....salida50=randperm(179)';  
.....for i=1:90  
.....j=salida50(i)  
.....a(j,1:3)=entrenamiento2v(j,1:3);  
.....al=sortrows(a);  
.....end  
.....for h=i+1:179  
.....z(h-90,1:3)=al(h,1:3);  
.....end
```

Figura 4.6: Código para la obtención de diferentes porcentajes de datos usado en MatLab.

Después de generadas y evaluadas las ecuaciones para las tres pruebas con distintos porcentajes de datos escogidos aleatoriamente, se procedió a realizar la inferencia de la k , con el 100 % de los datos del pozo 950, para luego estos resultados compararlos con los valores reales de k en un gráfico cruzado y así determinar el R^2 y la pendiente (ver tabla 4.9), a fin de establecer el conjunto de ecuaciones con las que se realiza la inferencia en pozos vecinos. Se escogieron las ecuaciones obtenidas con el 50 % de los datos para entrenar el SND.

Tabla 4.9: Resultados de los gráficos cruzados entre $Log(k_{inf})$ y el $Log(k_{real})$, al usar el 75, 50 y 25 % de los datos del pozo 950, para entrenar el SND con: (a) ϕ , (b) ϕ, V_{sh} y (c) ϕ, V_{sh}, S_w .

%	(a)		(b)		(c)	
	$Log(k_{SND}(\phi))$		$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$		$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$	
	R^2	Pendiente	R^2	Pendiente	R^2	Pendiente
75	0,69	0,94	0,76	0,92	0,72	0,73
50	0,61	1,00	0,70	0,96	0,67	0,75
25	0,40	0,90	0,49	0,97	0,46	0,85

4.3.3. Ecuaciones obtenidas del SND con datos del pozo 950

En la tabla 4.10 estamos colocando las ecuaciones de inferencia obtenidas con los métodos no-lineales, al utilizar los datos del pozo 950, del Bloque III, Lago de Maracaibo.

Tabla 4.10: Ecuaciones de inferencia de permeabilidad, obtenidas con el SND, usando el 50 % de los datos del pozo 950.

Ecuaciones de inferencia
$\text{Log}(k_{SND}(\phi)) = 11,58\phi - 1,37$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi)) = -26,27\phi + 5,71$
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 18,54\phi + 2,02V_{sh} - 2,03$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = -10,41\phi + 3,46V_{sh} - 3,06$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 1,01\phi - 1,46V_{sh} + 1,88$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 20,22\phi - 6,12V_{sh} + 2,24$
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 1,81\phi + 1,08V_{sh} + 3,22S_{wi} - 2,01$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = -23,77\phi + 6,80V_{sh} + 3,48S_{wi} - 5,86$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 6,68\phi - 1,41V_{sh} + 1,63S_{wi} + 1,81$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 29,14\phi - 7,14V_{sh} + 2,29S_{wi} + 0,84$

4.3.4. Inferencia de permeabilidad en pozos vecinos

Las ecuaciones de inferencia obtenidas a partir de los datos del pozo 950, se utilizan para la inferencia de permeabilidad de los pozos vecinos: 812, 1021 y 1041. Esto consiste en evaluar con los datos de ϕ , V_{sh} y S_{wi} , de cada uno de estos pozos, las ecuaciones descritas en las tablas 5.2 y 5.3.

Una vez realizado el cálculo de $\text{Log}(k_{inf})$ con cada uno de los modelos matemáticos descritos en las tablas, se procedió a validar cualitativamente y cuantitativamente los resultados. Para la evaluación cuantitativa se generaron gráficos cruzados entre $\text{Log}(k_{inf})$ y $\text{Log}(k_{real})$, donde determinamos tanto el coeficiente de correlación, R^2 y la pendiente de la ecuación que los relaciona. Se espera que ambos valores tiendan a uno. Así mismo, para la evaluación cualitativa se graficaron los resultados del $\text{Log}(k_{inf})$ a profundidad, para datos de cada pozo y modelo, además se realizó (comparando con el perfil de $\text{Log}(k_{real})$, también colocado a profundidad) el comportamiento de estos perfiles, principalmente de las anomalías (máximos y mínimos de $\text{Log}(k_{real})$).

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

Como se ha descrito en los capítulos anteriores, para este trabajo, el proceso de inferencia de la permeabilidad (k) se lleva a cabo mediante la implementación de la técnica computacional de sistemas neuro-difusos (SND) sobre datos de núcleo del pozo 950, las cuales son usadas para inferir k en pozos vecinos: 812, 1021, 1041 del bloque III del Lago de Maracaibo. El objetivo es hallar ecuaciones de inferencia de k que reproduzcan los perfiles de los pozos y que luego sean comparables con los resultados obtenidos en los análisis estratigráficos.

5.1. Análisis estratigráfico de los pozos 812, 950, 1021, 1041

Seguidamente se presentan los resultados de los análisis estratigráficos realizados a los datos obtenidos de los registros, en donde usando la clasificación de Pettijohn [Pettijohn, 1973], se determinaron las áreas de estratos arcillosos, arenas y arenas limpias en los pozos 812, 950, 1021 y 1041, del Bloque III del Lago de Maracaibo. En la

figura 5.1, se muestran los resultados a profundidad según la clasificación de Pettijohn, para los cuatro pozos estudiados.

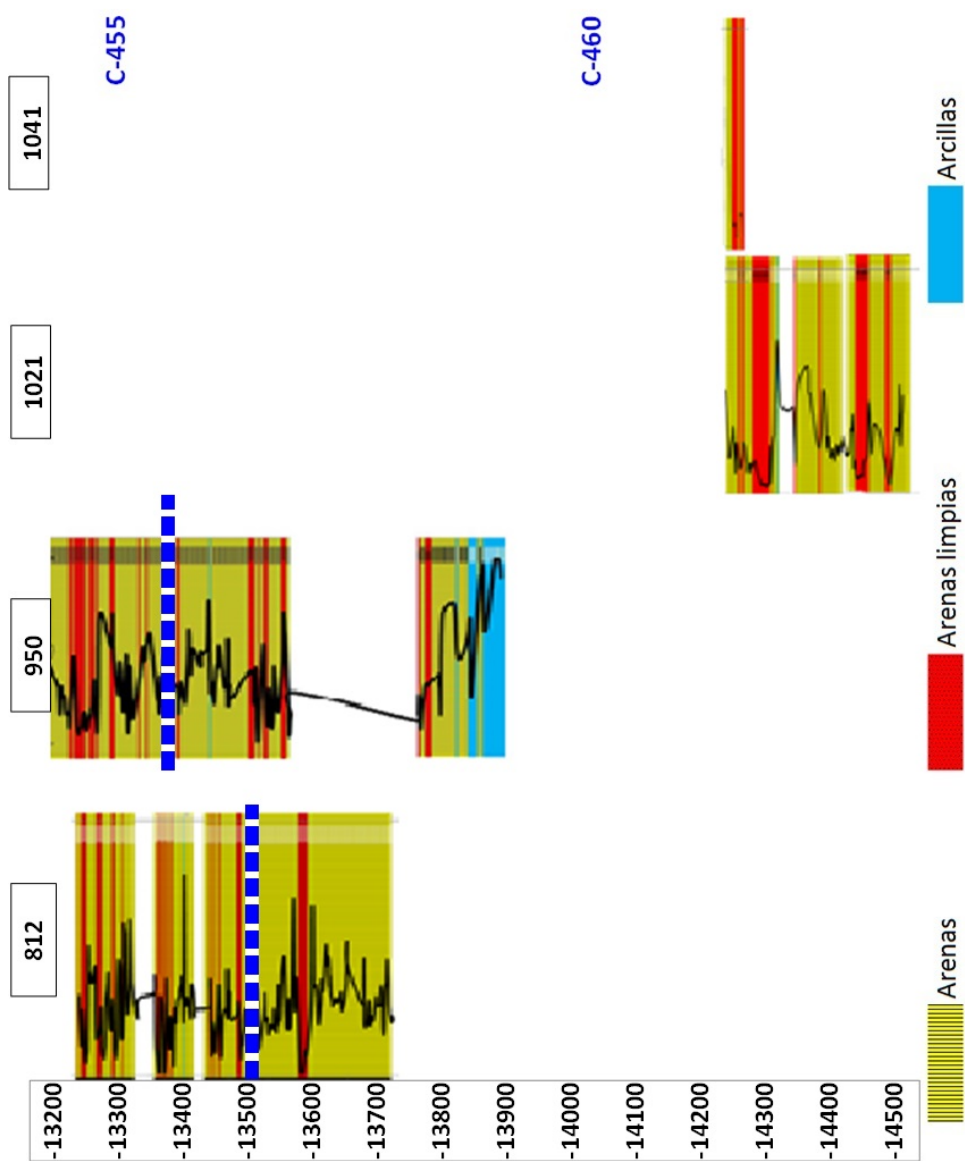


Figura 5.1: Perfiles estratigráficos de los pozos 812, 950, 1021 y 1041, constituidas por arenas limpias, arenas y la cantidad de arcilla presente en las muestras de núcleo, provenientes del Bloque III del Lago de Maracaibo.

Así mismo, en la tabla 5.1 se establecen porcentajes de arenas, arenas limpias y arcillas de los pozos vecinos al pozo 812, 950, 1021 y 1041 según la clasificación de Pettijohn antes mencionada.

Tabla 5.1: Porcentajes de arenas, arenas limpias y arcillas de los pozos vecinos al pozo 812, 950, 1021 y 1041 obtenidos a partir del análisis estratigráfico.

Pozo	812	950	1021	1041	Permeabilidad
Arenas (%)	84,0	72,0	72,2	60,0	intermedia
Arenas Limpias (%)	15,2	20,0	19,5	40,0	alta
Arcillas (%)	0,8	8,0	8,3	0,0	baja

5.1.1. Análisis y conclusiones

- Tanto en los datos del pozo 950 como los de 1021, los paquetes de arenas limpias están bien definidos, poseen una cantidad considerada de arenas limpias (del orden del 20%) con sellos de arcillas bastantes demarcados. En ambos se obtuvieron valores aproximados del 70% de arenas y menores del 10% de arcillas.
- En el caso de los pozos 812 y 1041 los paquetes de arenas limpias no están tan bien definidos, ambos pozos poseen muy bajos contenidos de arcilla (inferiores al 1%). Para el caso del pozo 812, este posee valores muy altos de arenas (aproximados del 84%) y una cantidad considerada de arenas limpias (del orden del 15%). El pozo 1041 posee valores aproximados de arenas del 60% y de arenas limpias del 40%.

5.2. Análisis de los parámetros petrofísicos para los pozos 812, 950, 1021 y 1041

Considerando que la porosidad (ϕ) es la cantidad de espacios llenos de algún fluido distinto de la matriz de la roca y que la permeabilidad (k) es la facilidad con la que este fluido se puede desplazar a través de los poros de la roca conectados entre sí, es lógico que exista una relación directa entre el valor de la k y la ϕ . Así mismo, se sabe que a mayor contenido de arcilla (V_{sh}) y a mayor saturación de agua irreducible (S_{wi}), menor es el valor de k esperado. En las figuras 5.2, 5.3, 5.4 y 5.5 se muestran los perfiles de ϕ y k provenientes de núcleo y los registros de pozo de V_{sh} y S_{wi} para los pozos 812, 950, 1021 y 1041.

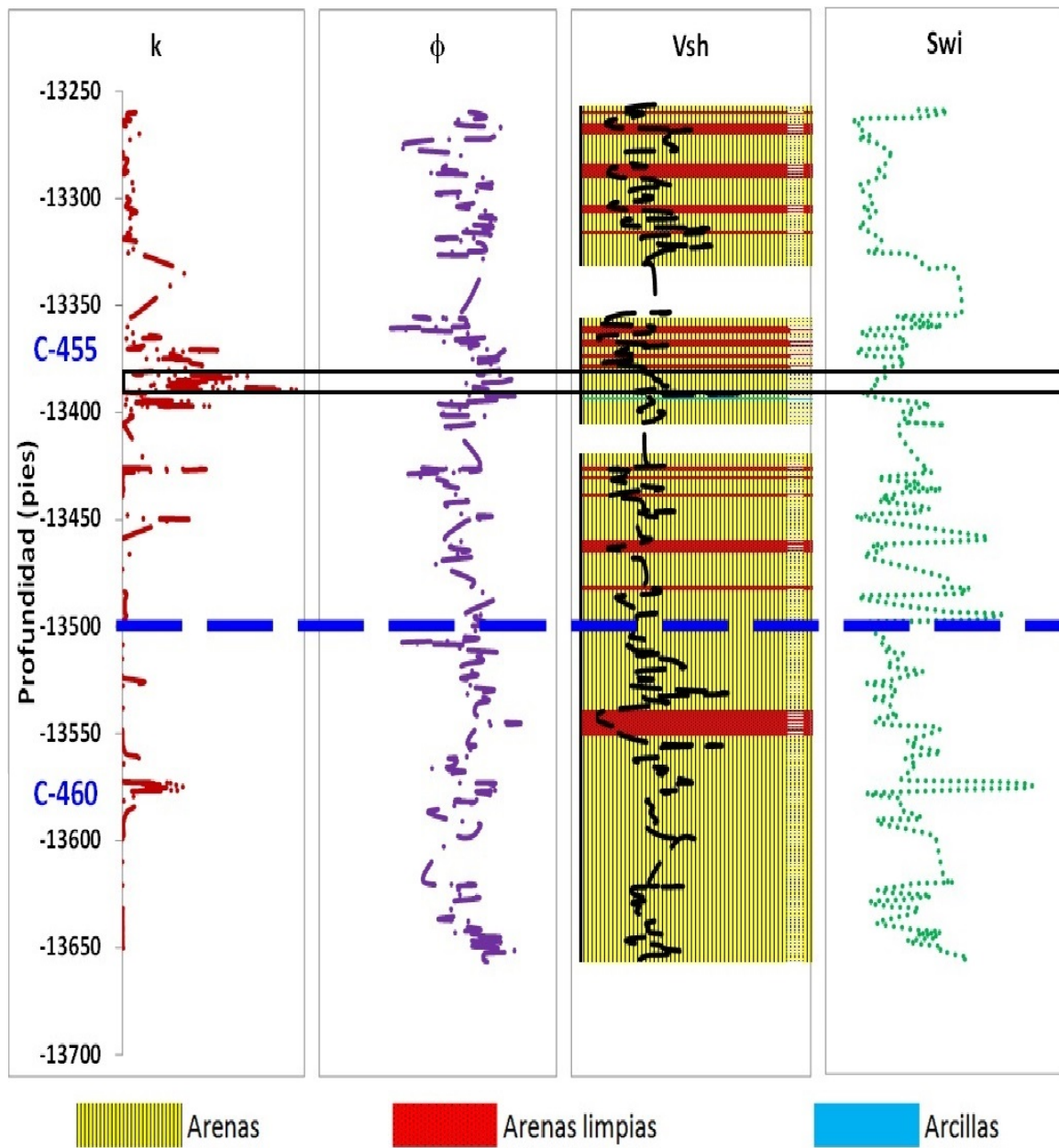


Figura 5.2: Datos del pozo 812. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las sección demarcada indica puntos de interés petrofísico.

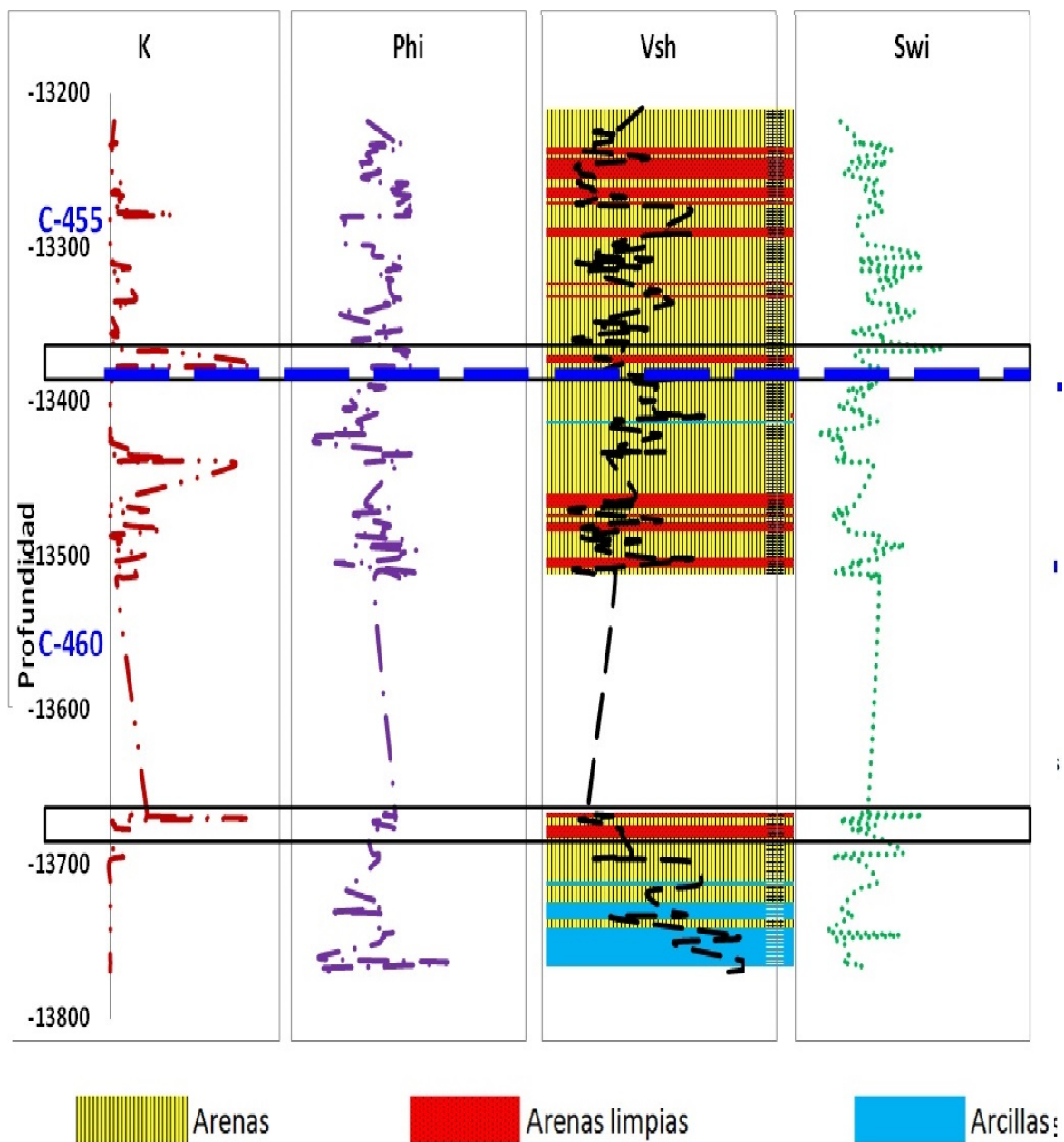


Figura 5.3: Datos del pozo 950. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las secciones demarcadas indican puntos de interés petrofísico.

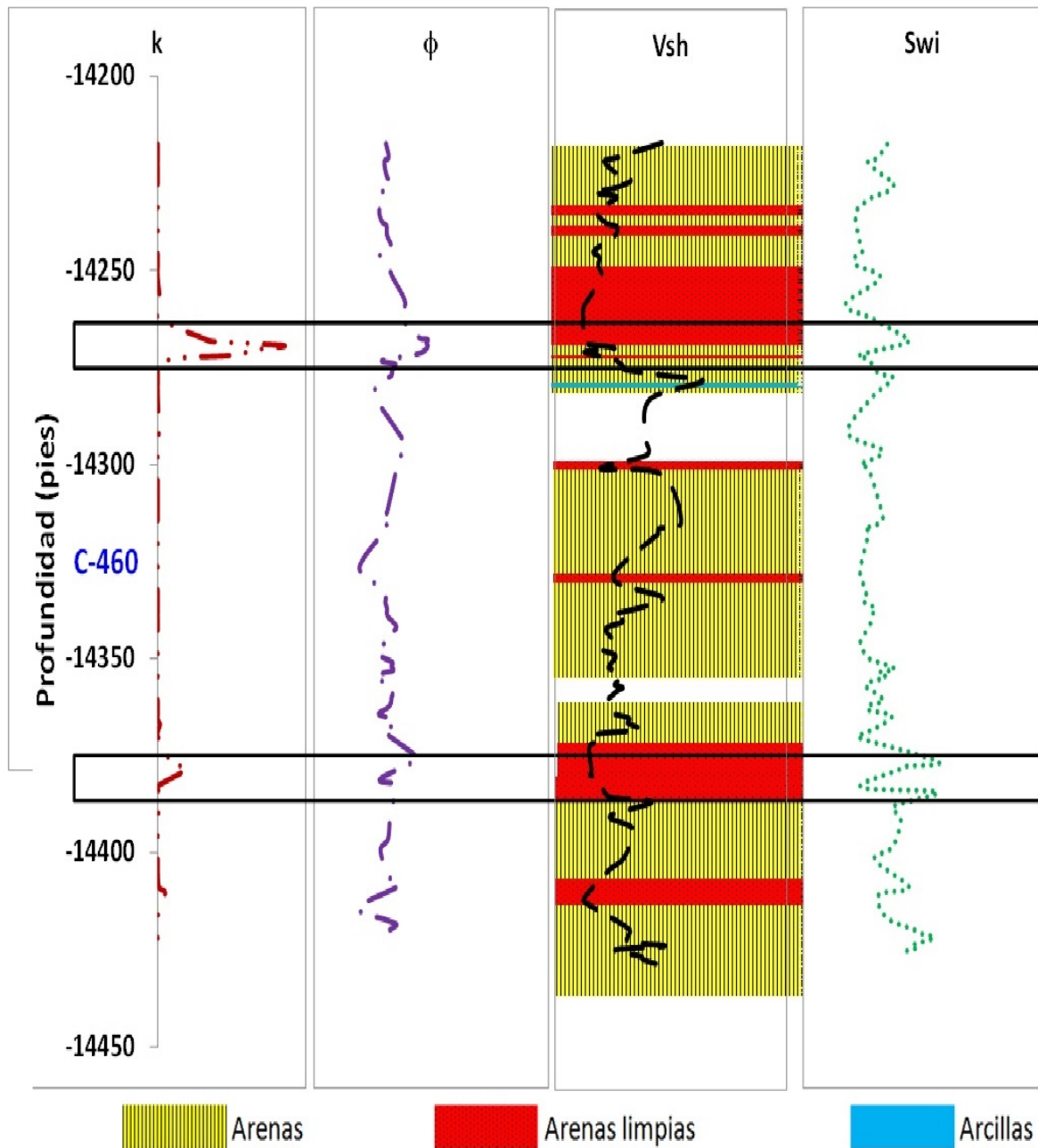


Figura 5.4: Datos del pozo 1021. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las secciones demarcadas indican puntos de interés petrofísico.

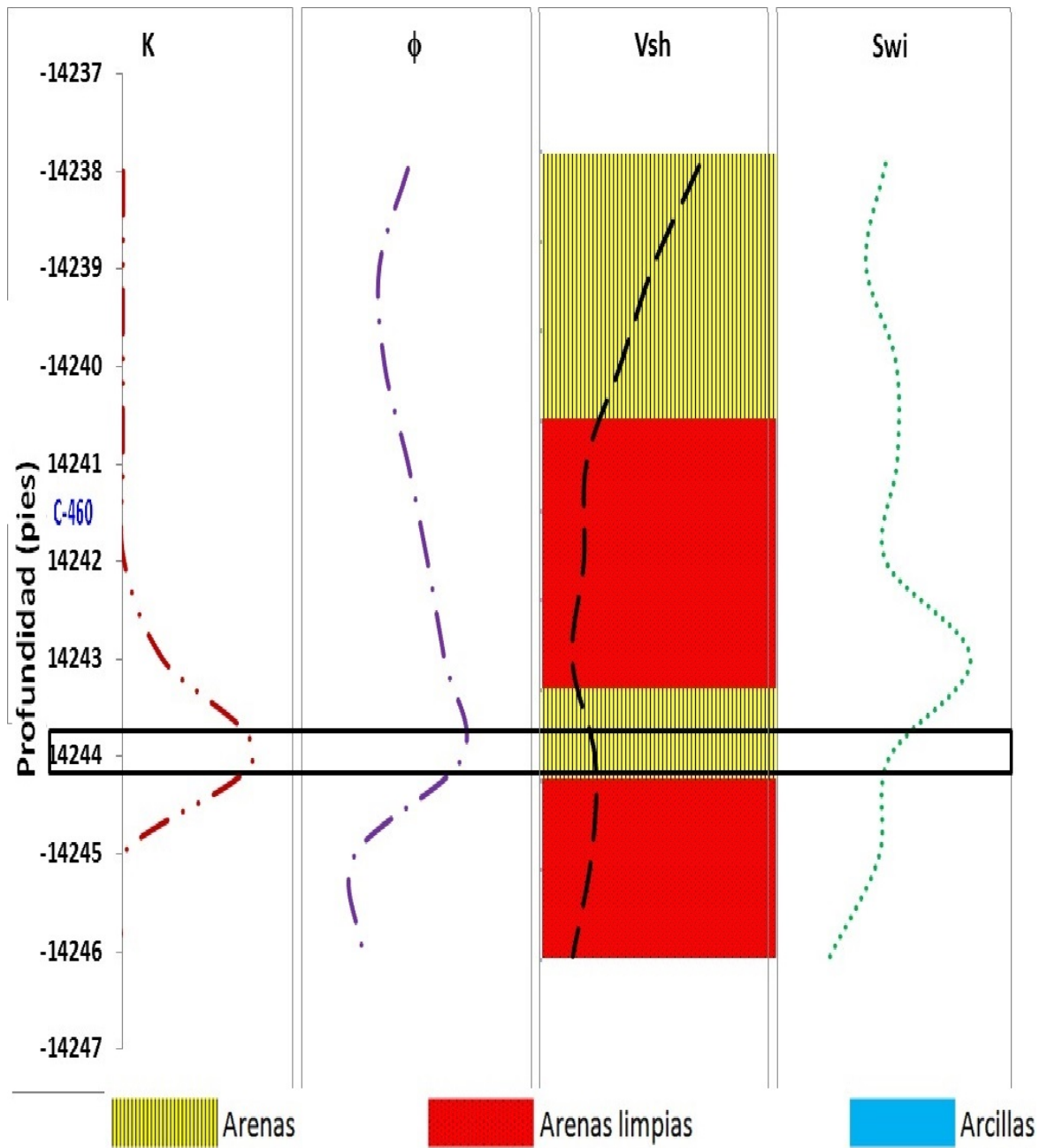


Figura 5.5: Datos del pozo 1041. Perfiles petrofísicos, de derecha a izquierda, permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla y saturación de agua irreducible. Las sección demarcada indica puntos de interés petrofísico.

5.2.1. Análisis y conclusiones

De los perfiles mostrados en las figuras anteriores se encuentra que:

- Existen zonas donde se observan valores altos de permeabilidad y porosidad, convirtiéndose en las zonas de interés petrofísico.
- Utilizando la clasificación de Pettijohn, pudimos definir las zonas de mayor interés petrofísico con mayor precisión, encontrando que a bajas concentraciones de V_{sh} , se observaban altos valores de k .
- Los valores de saturación de agua no parecen estar relacionados con las zonas de interés petrofísico en el pozo 812, a diferencia de los otros tres pozos.
- Para los pozos 950 y 1021 se pudieron establecer dos áreas con una relación conveniente entre máximos de k y ϕ , así como bajos valores de V_{sh} y S_{wi} . Para los pozos 812 y 1041 se pudo establecer una sola área con estas características. Es importante indicar que la cantidad de datos para el pozo 812 es similar a los datos del pozo 950 (180 datos). Para el pozo 1021 se contó con el 47 % de la data respecto al pozo 950, específicamente 85 datos y para el pozo 1041 la cantidad de datos es mucho menor (5 % respecto al pozo 950, concretamente 9 datos).

5.3. Inferencia en pozos a partir de las ecuaciones lineales y No-lineales obtenidas con datos del pozo 950

En las siguientes secciones, se muestran los resultados más importantes, obtenidos para la inferencia de permeabilidad de los pozos 812, 950, 1021 y 1041 a partir de $\{\phi\}$, $\{\phi$ y $V_{sh}\}$ y $\{\phi, V_{sh}$ y $S_{wi}\}$. En las tablas 5.2 y 5.3 se muestran las ecuaciones de inferencia obtenidas a través de los métodos lineal (Regresión Lineal Simple, RLS y múltiple RLM) y No-lineal (Sistema Neuro-Difuso, SND) usando el 50 % de los datos

del pozo 950, para el entrenamiento del SND.

Tabla 5.2: Ecuaciones de inferencia de permeabilidad, obtenidas a partir del método de regresión lineal, con datos del pozo 950.

Ecuaciones de inferencia
$Log(k_{RLS}(\phi)) = 25,08\phi - 2,03$
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh})) = 21,44\phi - 2,06V_{sh} - 0,95$
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 21,65\phi - 2,08V_{sh} + 0,25S_{wi} - 0,86$

Tabla 5.3: Ecuaciones de inferencia de permeabilidad, obtenidas con el SND, usando el 50 % de los datos del pozo 950.

Ecuaciones de inferencia
$\text{Log}(k_{SND}(\phi)) = 11,58\phi - 1,37$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi)) = -26,27\phi + 5,71$
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 18,54\phi + 2,02V_{sh} - 2,03$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = -10,41\phi + 3,46V_{sh} - 3,06$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 1,01\phi - 1,46V_{sh} + 1,88$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh})) = 20,22\phi - 6,12V_{sh} + 2,24$
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 1,81\phi + 1,08V_{sh} + 3,22S_{wi} - 2,01$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = -23,77\phi + 6,80V_{sh} + 3,48S_{wi} - 5,86$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 6,68\phi - 1,41V_{sh} + 1,63S_{wi} + 1,81$ $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi})) = 29,14\phi - 7,14V_{sh} + 2,29S_{wi} + 0,84$

5.3.1. Inferencia de k , con datos del pozo 812

En esta sección mostraremos los resultados cuantitativos y cualitativos de la inferencia de permeabilidad del pozo 812, utilizando las ecuaciones expuestas en las tablas 5.2 y 5.3, obtenidas a partir de las técnicas de RLS, RLM y SND, dependientes de ϕ ; ϕ, V_{sh} ; ϕ, V_{sh} y S_{wi} .

En la tabla 5.4, cuyos valores provienen de los gráficos cruzados entre el $Log(k_{inf})$ y el $Log(k_{real})$ (ver apéndice D), se puede observar, que los resultados no son cuantitativamente satisfactorios, para este pozo, y que la mejor aproximación se obtuvo con $Log(k_{RLS}(\phi))$. Lo cual nos sugiere que las ecuaciones No-lineales obtenidas con los datos del pozo 950, no representan el comportamiento de k para el pozo 812. Las características litológicas de ambos pozos son diferentes, lo cual podría justificar este resultado.

Tabla 5.4: Pozo 812. Valores de los gráficos cruzados entre $Log(k_{inf})$ y el $Log(k_{real})$, de los métodos lineal y No-lineal, inferidos con las ecuaciones obtenidos a partir del 50 % de los datos del pozo 950.

	R^2	Pendiente
$Log(k_{RLS}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,23	0,94
$Log(k_{SND}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,09	0,59
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,16	0,77
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,11	0,67
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,15	0,75
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,14	0,25

Al analizar los valores de correlación mostrados en la tabla 5.4, se encontró que el SND proporciona un nivel de inferencia de permeabilidad a partir tan solo del parámetro ϕ , menor que la que consigue la técnica de regresión lineal (ver figura 5.6).

La inclusión de V_{sh} (ver figura 5.7) y S_{wi} (ver figura 5.8), no mejoraron los resultados significativamente para este pozo, con ninguna de las técnicas empleadas.

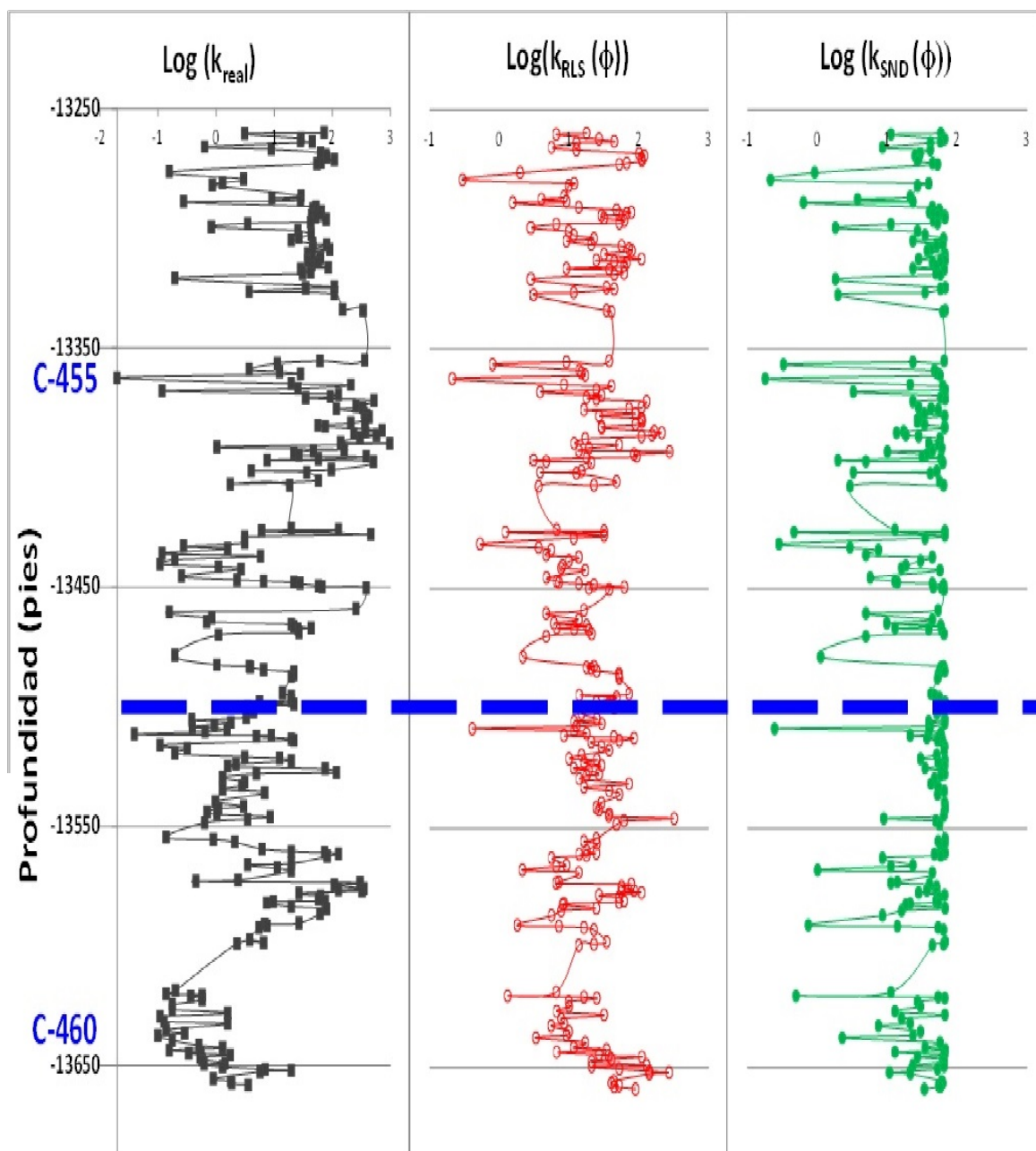


Figura 5.6: Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $Log(k_{RLS}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

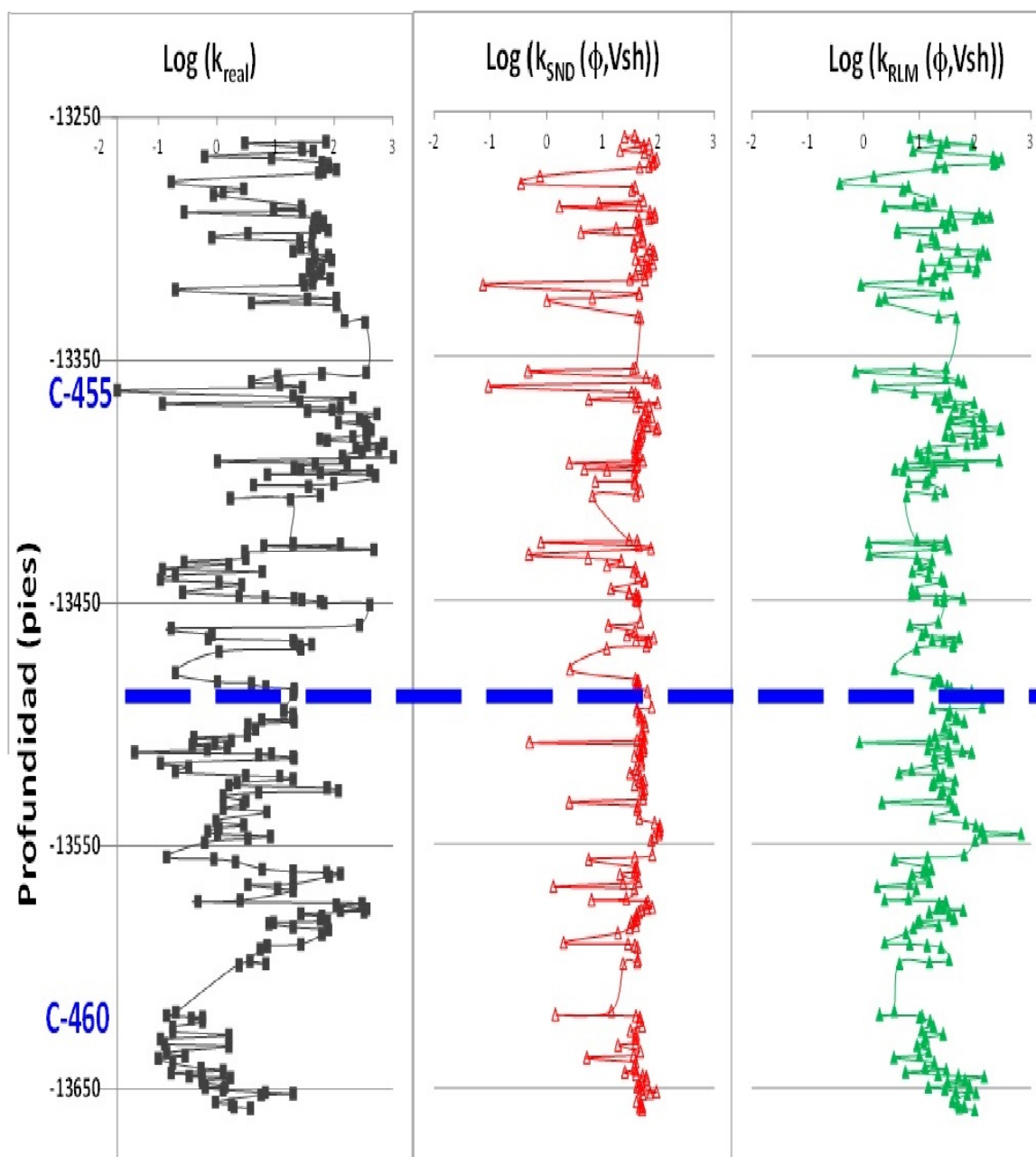


Figura 5.7: Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $\text{Log}(k_{\text{RLM}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

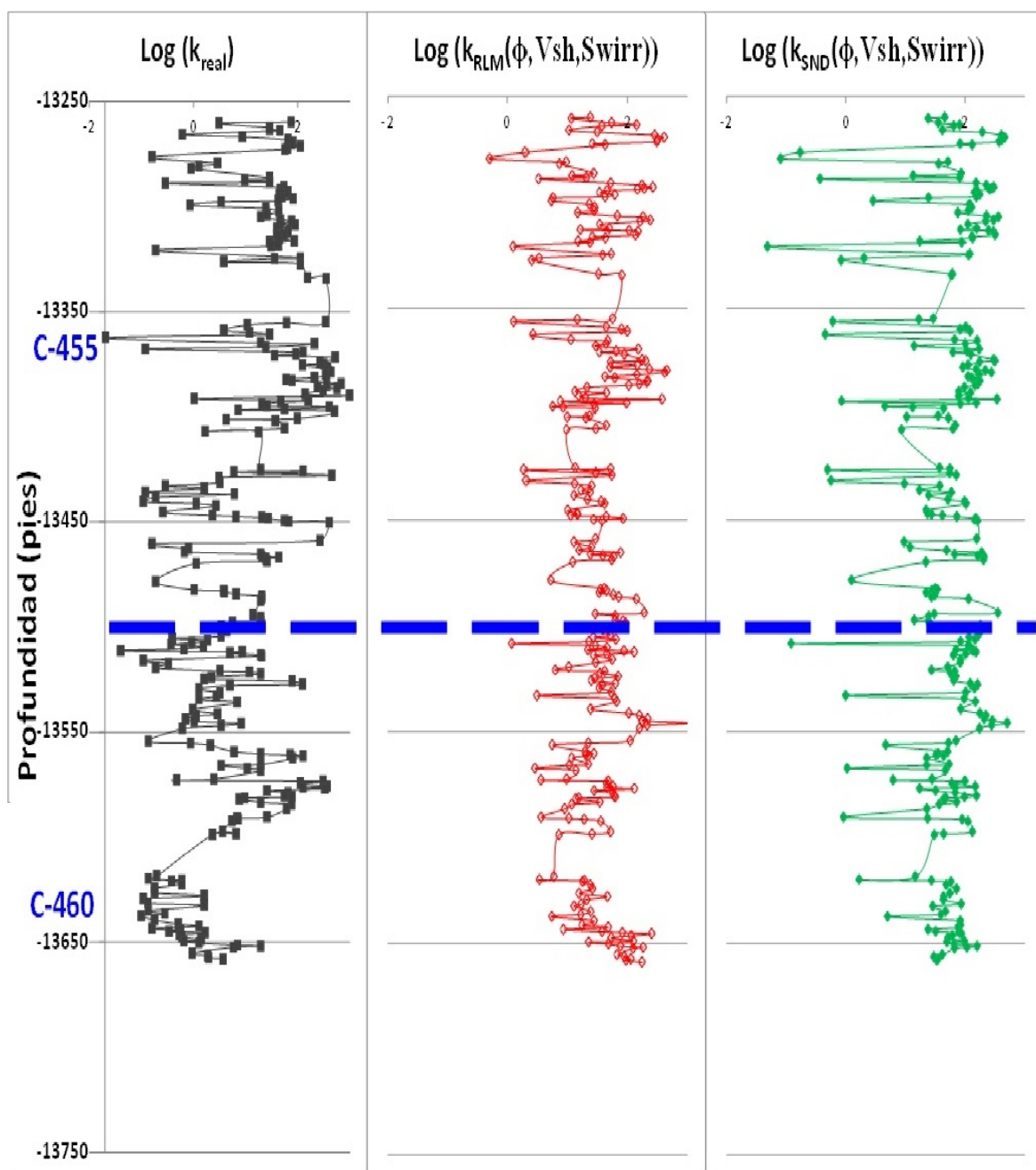


Figura 5.8: Pozo 812. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Léidos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

Análisis y conclusiones

- Al comparar los perfiles del $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ de datos del pozo 812, se puede observar, que para datos pertenecientes a arenas C-455 como arenas C-460, el método de regresión lineal simple describe cualitativamente mejor que el sistema neuro-difuso los valores máximos y mínimos de permeabilidad.
- Al incluir V_{sh} en el estudio, se obtiene al comparar los perfiles de $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$, se obtiene que tanto el sistema neuro-difuso, como la técnica estadística de regresión lineal múltiple, no generan una buena inferencia en el pozo 812.
- Así mismo, al analizar los perfiles a profundidad del $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ no observamos ningún tipo de mejora.

5.3.2. Inferencia de k con datos del pozo 950

En esta sección mostraremos los resultados cuantitativos y cualitativos de la inferencia de permeabilidad del pozo 950, utilizando las ecuaciones expuestas en las tablas 5.2 y 5.3, obtenidas a partir de las técnicas de RLS, RLM y SND, dependientes de ϕ ; ϕ, V_{sh} ; ϕ, V_{sh} y S_{wi} .

En la tabla 5.5, cuyos valores provienen de los gráficos cruzados entre el $\text{Log}(k_{inf})$ y el $\text{Log}(k_{real})$ (ver apéndice D), se puede observar, que los resultados son cuantitativamente satisfactorios para este pozo y que la mejor aproximación se obtuvo con $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$. Lo cual nos sugiere que las ecuaciones No-lineales obtenidas, representan el comportamiento de k para el pozo 950, lo que es de esperarse, ya que el entrenamiento del SND fue realizado usando el 50 % de los datos de este pozo, seleccionados aleatoriamente, lo cual podría justificar este resultado. Al introducir la variable

S_{wi} la inferencia disminuye.

Tabla 5.5: Pozo 950. Valores de los gráficos cruzados entre $Log(k_{inf})$ y el $Log(k_{real})$, de los métodos lineal y No-lineal, inferidos con las ecuaciones obtenidos a partir del 50 % de los datos.

	RMSE	R^2	Pendiente
$Log(k_{RLS}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,92	0,48	0,99
$Log(k_{SND}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,79	0,61	1,01
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,81	0,61	1,00
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,78	0,70	0,96
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,83	0,62	0,98
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,78	0,66	0,75

Los valores de correlación mostrados en la tabla 5.5, indican que en todos los casos el SND proporciona un nivel de inferencia de permeabilidad mayor que el ofrecido por las técnicas de RLS y RLM.

Los resultados de la inferencia de permeabilidad, colocada a profundidad y comparada con los valores reales del pozo 950, son mostrados en las figuras 5.9), 5.10 y 5.11). En estas figuras podemos observar el grado de inferencia que se ha obtenido utilizando el SND.

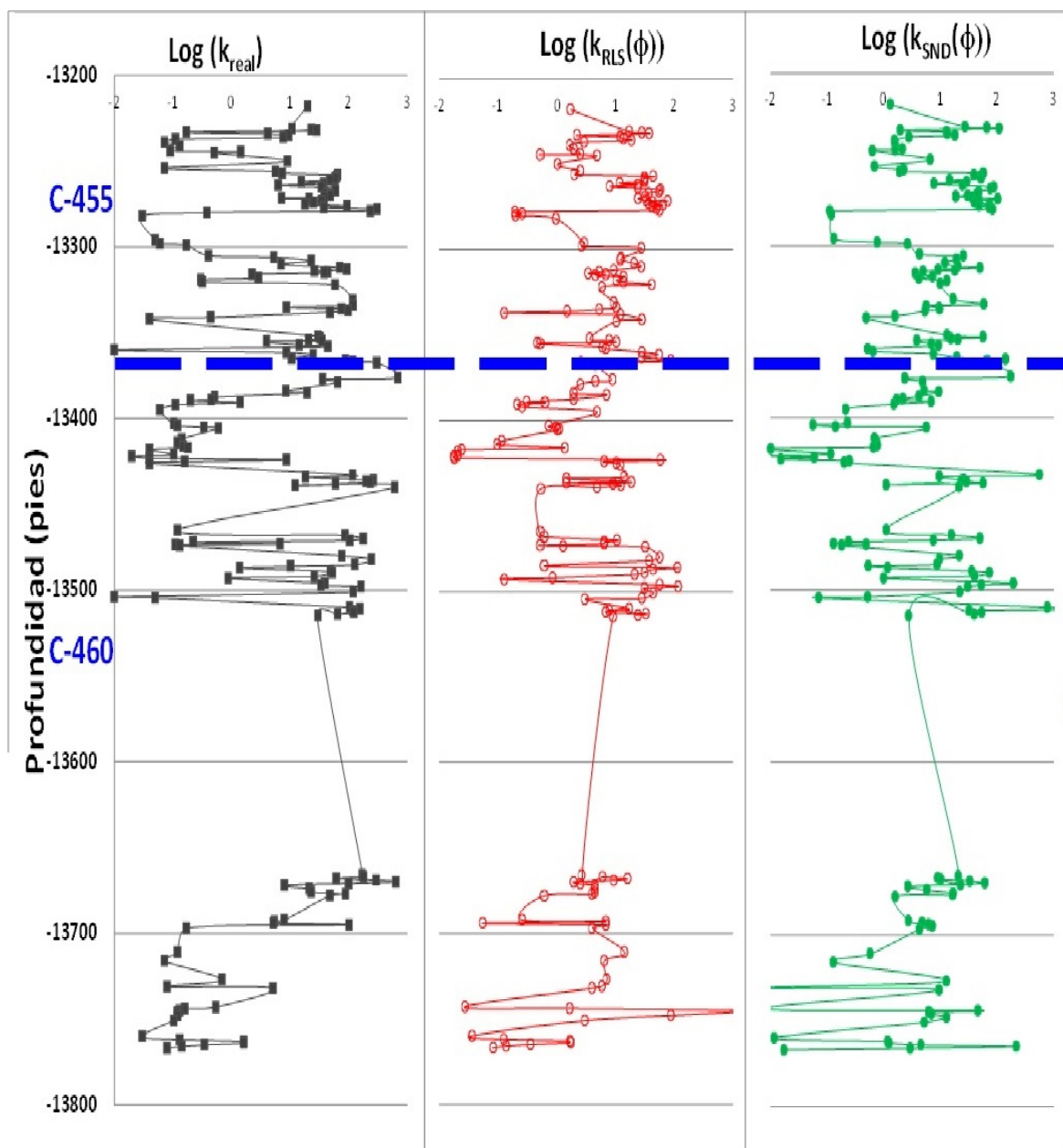


Figura 5.9: Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $\text{Log}(k_{\text{RLS}}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

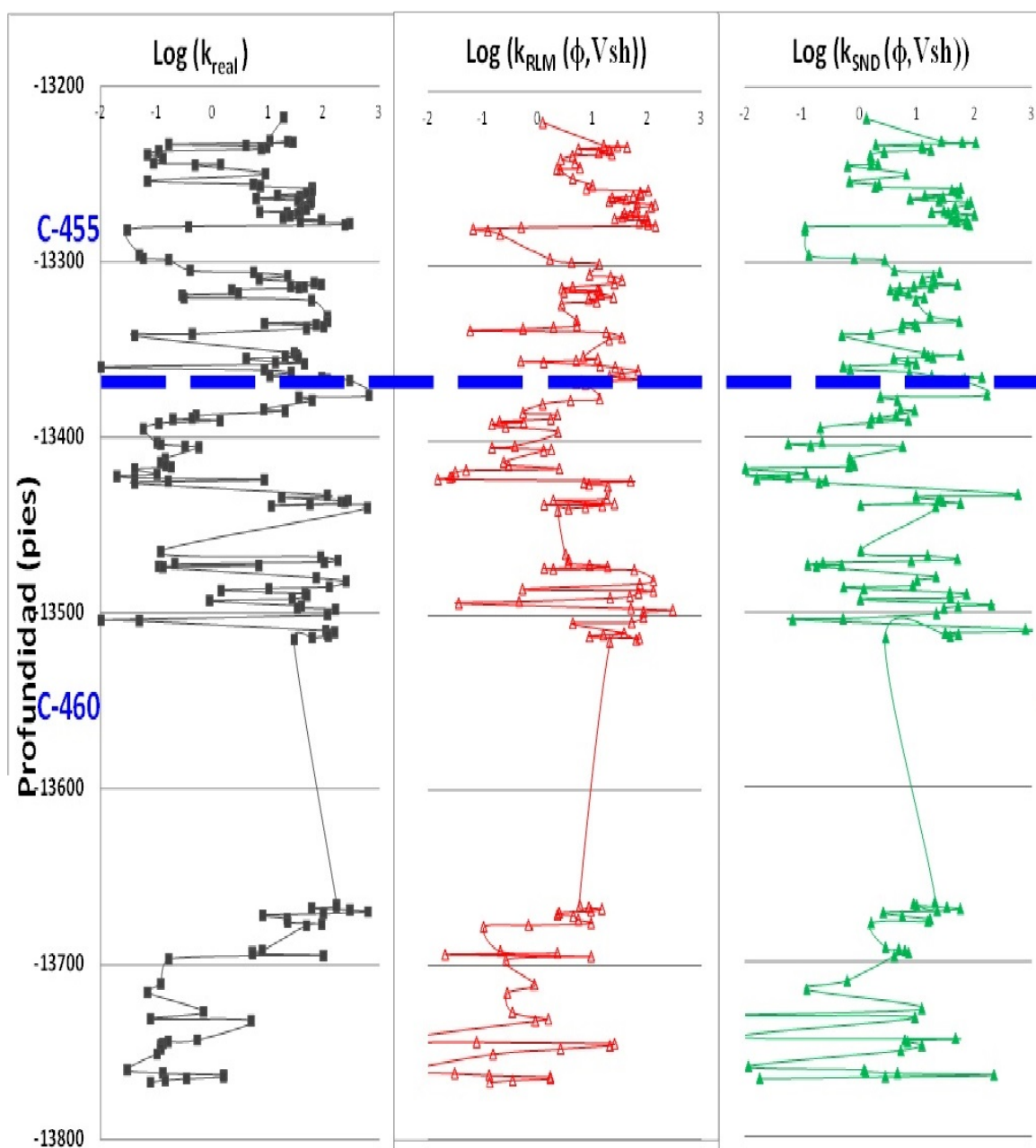


Figura 5.10: Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $\text{Log}(k_{\text{RLM}}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi, V_{sh}))$ (triángulos llenos). Léidos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

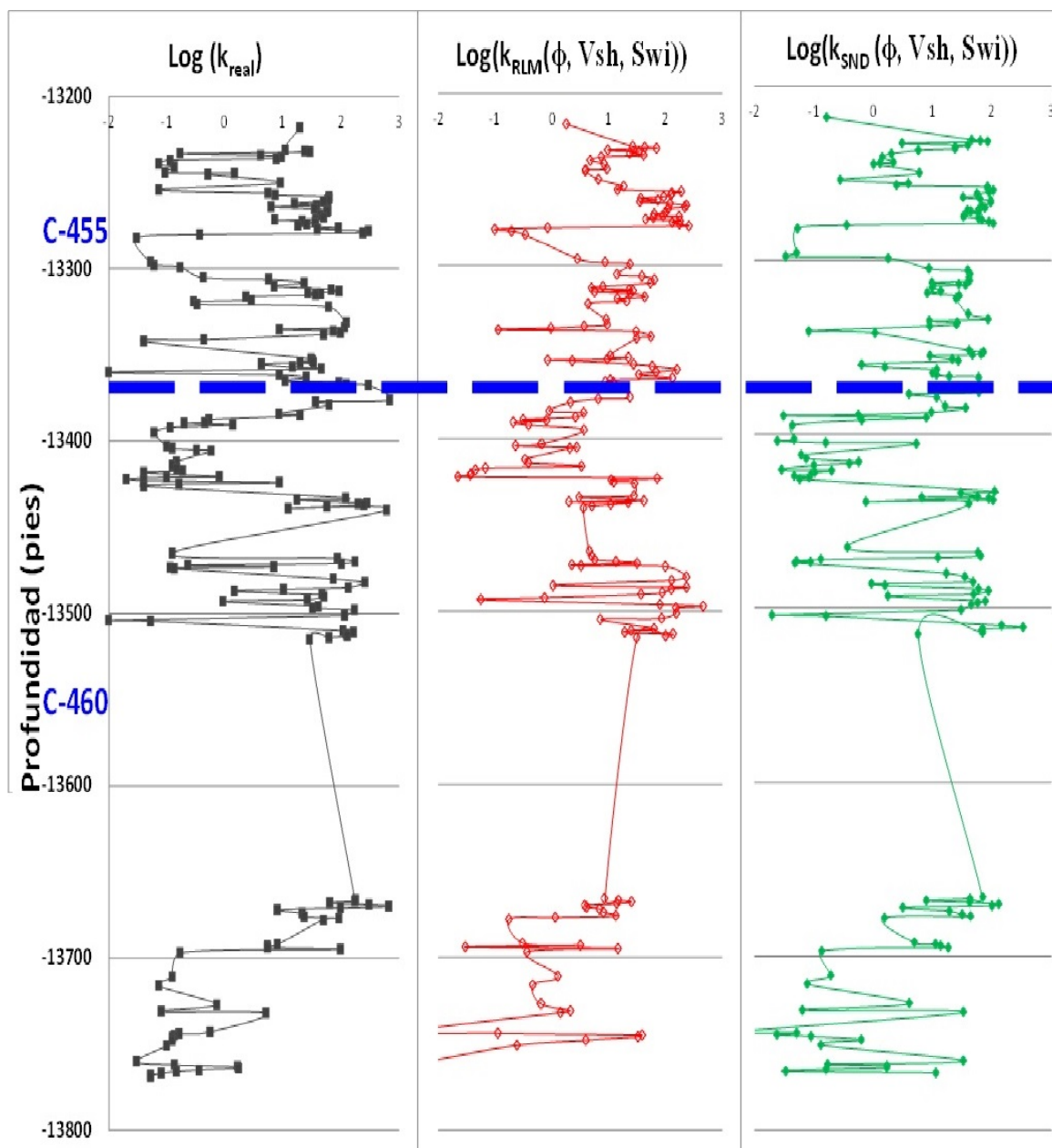


Figura 5.11: Pozo 950. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

En este caso, a partir del parámetro ϕ (ver figura 5.9), y al incluir datos de V_{sh} (ver figura 5.10) se obtiene una mejoría de los resultados, no así la inclusión de S_{wi} (ver figura 5.11).

Análisis y conclusiones

- Al comparar los perfiles del $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ con los del $\text{Log}(k_{real})$, de datos del pozo 950, puede observarse tanto para datos correspondientes a las arenas C-455 como a las arenas C-460, el sistema neuro-difuso describe cualitativamente mucho mejor que la técnica de regresión lineal simple los valores máximos y mínimos de permeabilidad .
- De la comparación entre los perfiles del $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$, observamos que nuevamente para las arenas C-455 que el sistema neuro-difuso describe cualitativamente mejor los valores máximos y mínimos de permeabilidad que la técnica de regresión lineal múltiple, sin embargo para la arenas C-460, tanto los sistemas neuro-difusos como la técnica de regresión lineal múltiple no describen adecuadamente el perfil.
- De igual forma, se obtienen resultados similares, evidenciandose, una vez mas, el poco efecto que tiene en la inferencia de k el incluir S_{wi} .

5.3.3. Inferencia de k con datos del pozo 1021

En esta sección mostraremos los resultados y cuantitativos de la inferencia de permeabilidad del pozo 1021, utilizando las ecuaciones expuestas en las tablas 5.2 y 5.3, obtenidas a partir de las técnicas de RLS, RLM y SND, dependientes de ϕ ; ϕ, V_{sh} ; ϕ, V_{sh} y S_{wi} .

En la tabla 5.6, cuyos valores provienen de los gráficos cruzados entre el $\text{Log}(k_{inf})$ y el $\text{Log}(k_{real})$ (ver apéndice D), se puede observar, que los que los resultados son cuantitativamente satisfactorios para el pozo 1021 y que la mejor aproximación se obtiene con $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$. Lo cual nos sugiere que las ecuaciones No-lineales obtenidas, representan el comportamiento de k para el pozo 1021, asumimos que esto se debe a la similitud entre los porcentajes de arenas limpias, arenas y arcillas del pozo 950 y de este pozo.

Tabla 5.6: Pozo 1021. Valores de los gráficos cruzados entre $\text{Log}(k_{inf})$ y el $\text{Log}(k_{real})$, de los métodos lineal y No-lineal, inferidos con las ecuaciones obtenidos a partir del 50 % de los datos del pozo 950.

	R^2	Pendiente
$\text{Log}(k_{RLS}(\phi))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,63	1,81
$\text{Log}(k_{SND}(\phi))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,71	1,58
$\text{Log}(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,61	1,58
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,60	1,30
$\text{Log}(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,61	0,61
$\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $\text{Log}(k_{real})$	0,61	0,61

Comparando los valores de correlación mostrados en la tabla 5.6, se encontró que nuevamente el SND proporciona una mejor inferencia de permeabilidad y que la inclusión de ϕ y V_{sh} en la inferencia fue lo adecuado en estas pruebas. Los resultados a profundidad, de los datos de permeabilidad del pozo 1021, son mostrados en las figuras 5.12, 5.13 y 5.14. En estas figuras se corroboran los resultados obtenidos cuantitativamente, en todos los casos los resultados de inferencia son reproducidos con un porcentaje adecuado (mayor al 50 %). Los mejores resultados se obtuvieron al realizar la inferencia con $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$.

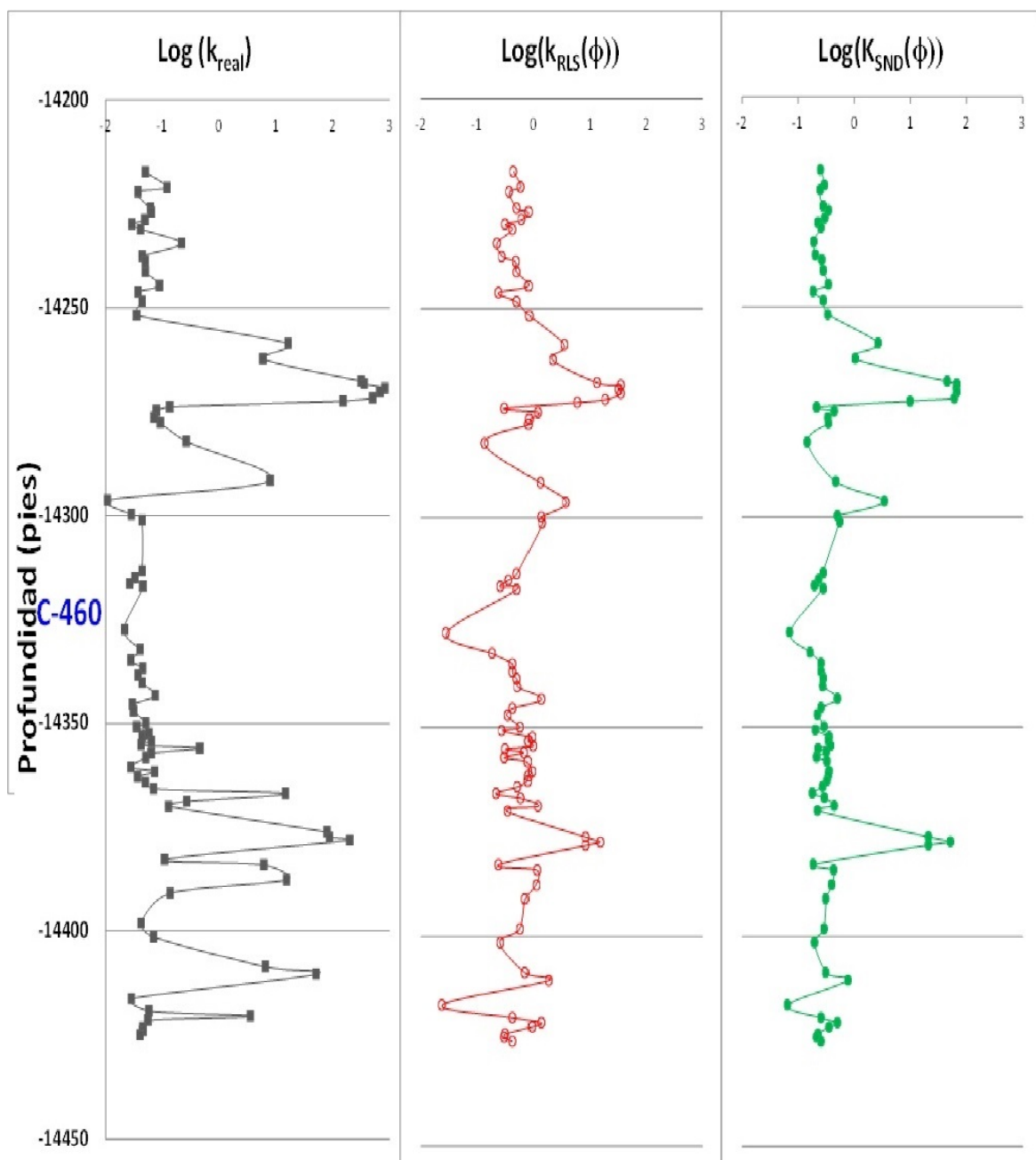


Figura 5.12: Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $\text{Log}(k_{\text{RLS}}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

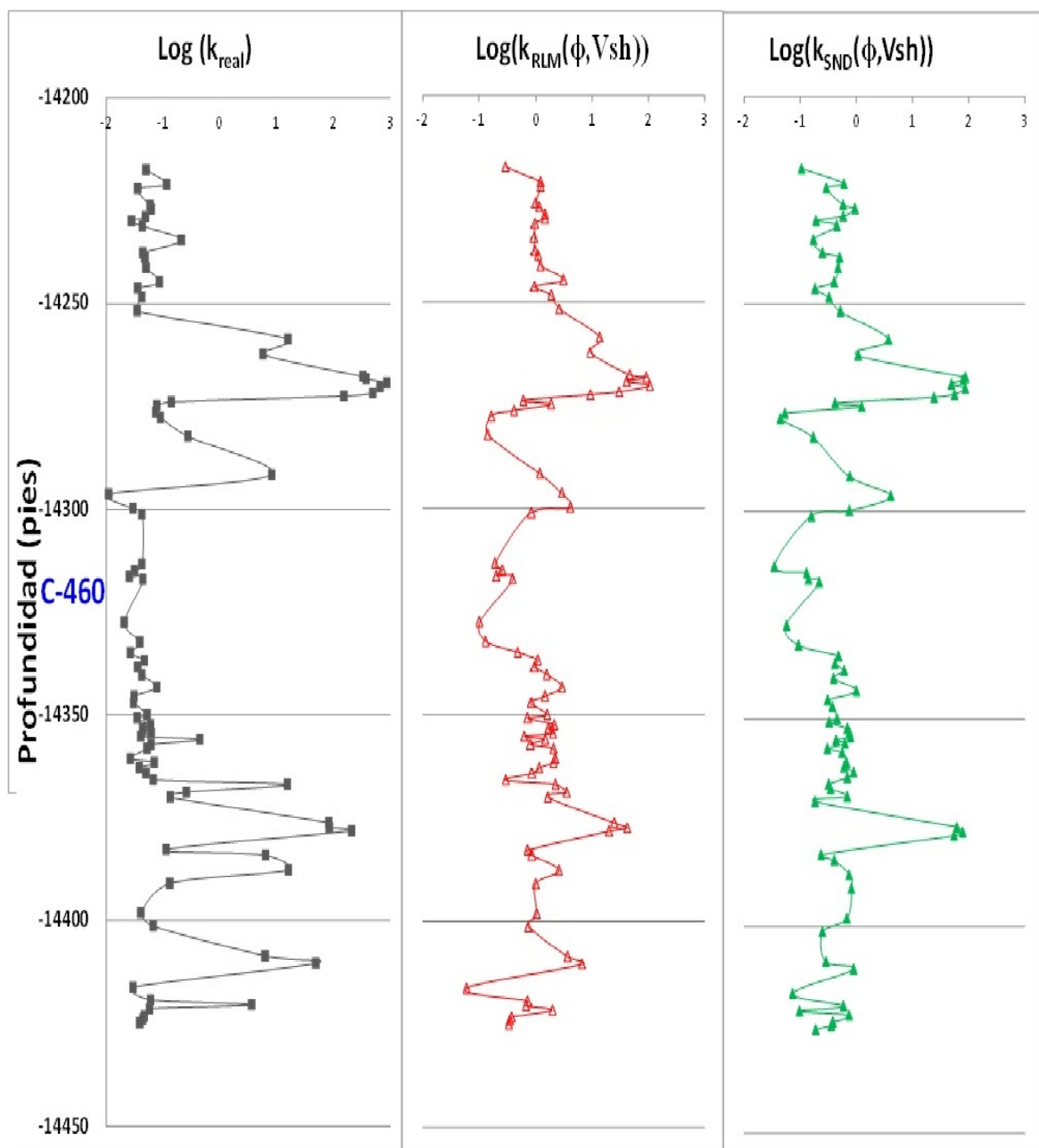


Figura 5.13: Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $\text{Log}(k_{\text{RLM}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

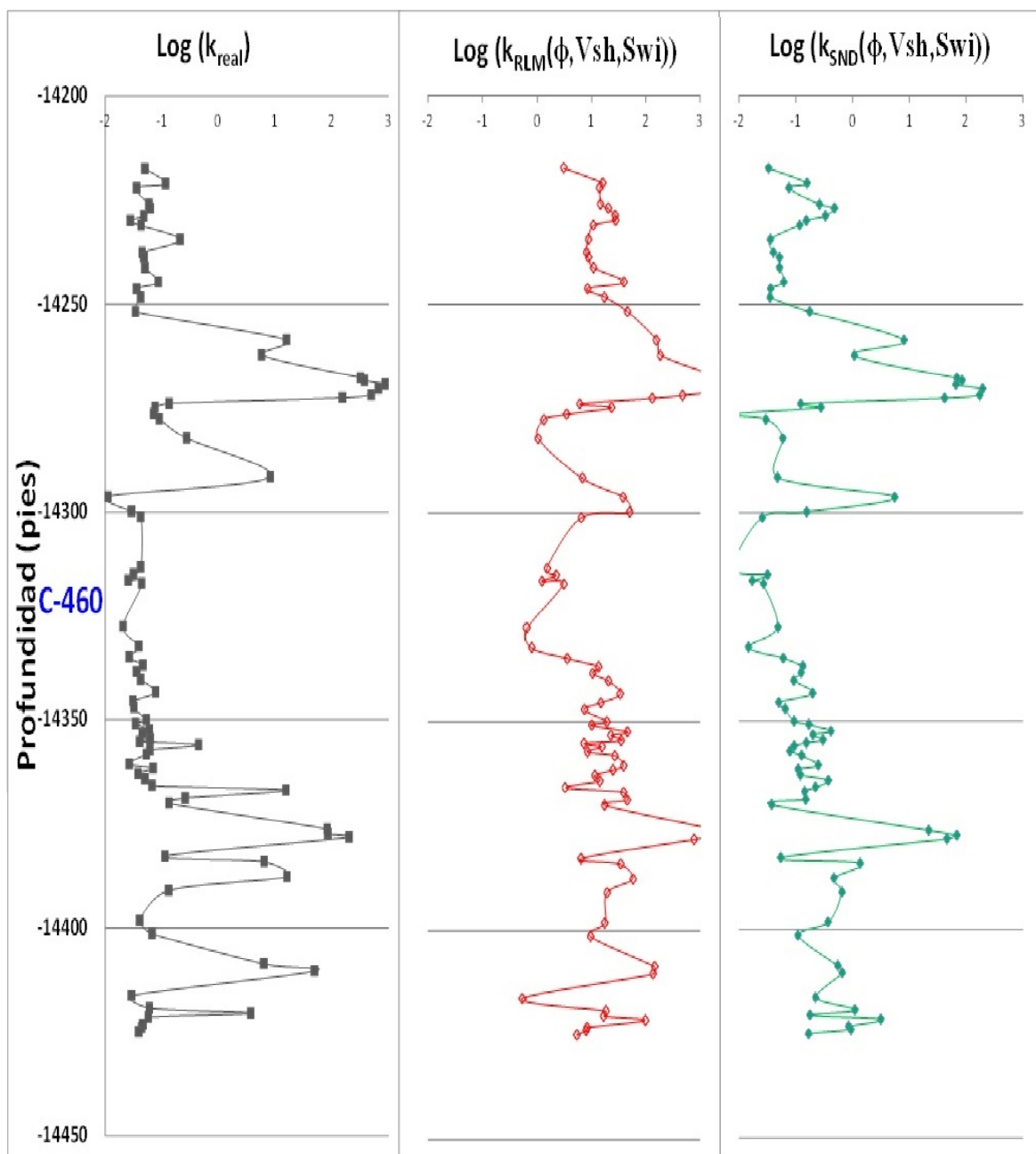


Figura 5.14: Pozo 1021. Perfiles debido a datos de núcleo $Log(k_{real})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_w))$ (rombos llenos). Léidos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

Análisis y conclusiones

- Comparando los perfiles del $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ con los del $\text{Log}(k_{real})$, de datos del pozo 1021, se observa que el sistema neuro-difuso describe cualitativamente mejor que la técnica de regresión lineal simple los valores máximos y mínimos de permeabilidad .
- Al comparar los perfiles del $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con los del $\text{Log}(k_{real})$, el sistema neuro-difuso describe cualitativamente mejor que la técnica de regresión lineal múltiple los valores máximos y mínimos de permeabilidad.
- Al analizar los perfiles a profundidad del $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$, los resultados no presentan mejoras respecto a los que no incluyen S_{wi} .

5.3.4. Inferencia de k con datos del pozo 1041

En esta sección mostraremos los resultados y cuantitativos de la inferencia de permeabilidad del pozo 1041, utilizando las ecuaciones expuestas en las tablas 5.2 y 5.3, obtenidas a partir de las técnicas de RLS, RLM y SND, dependientes de ϕ ; ϕ , V_{sh} ; ϕ , V_{sh} y S_{wi} .

En la tabla 5.7, cuyos valores provienen de los gráficos cruzados entre el $\text{Log}(k_{inf})$ y el $\text{Log}(k_{real})$ (ver apéndice D), se puede observar, que los que los resultados son cuantitativamente satisfactorios para el pozo 1041 y que la mejor aproximación se obtuvo con $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$. Lo cual nos sugiere que las ecuaciones No-lineales obtenidas, representan el comportamiento de k para el pozo 1041. Pero es importante destacar que la data para este pozo muestra escasa información, por lo tanto la inferencia para este pozo podría estar sujeta a algún error.

Tabla 5.7: Pozo 1041. Valores de los gráficos cruzados entre $Log(k_{inf})$ y el $Log(k_{real})$, de los métodos lineal y No-lineal, inferidos con las ecuaciones obtenidos a partir del 50 % de los datos del pozo 950.

	R^2	Pendiente
$Log(k_{RLS}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,68	1,04
$Log(k_{SND}(\phi))$ vs $Log(k_{real})$	0,74	2,81
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,56	1,34
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$ vs $Log(k_{real})$	0,55	0,69
$Log(k_{RLM}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,55	0,40
$Log(k_{SND}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ vs $Log(k_{real})$	0,55	0,38

Al analizar los valores de correlación mostrados en la tabla 5.7, se encontraron resultados similares a los anteriores, donde el SND proporciona un nivel de inferencia de permeabilidad, mejor que las técnicas de regresión lineal.

Los resultados del $Log(k_{inf})$ a profundidad del pozo 1041 son mostrados en las figuras 5.15, 5.16 y 5.17. En estas figuras podemos observar que los resultados obtenidos no satisfacen cualitativamente el comportamiento del perfil de permeabilidad de núcleo.

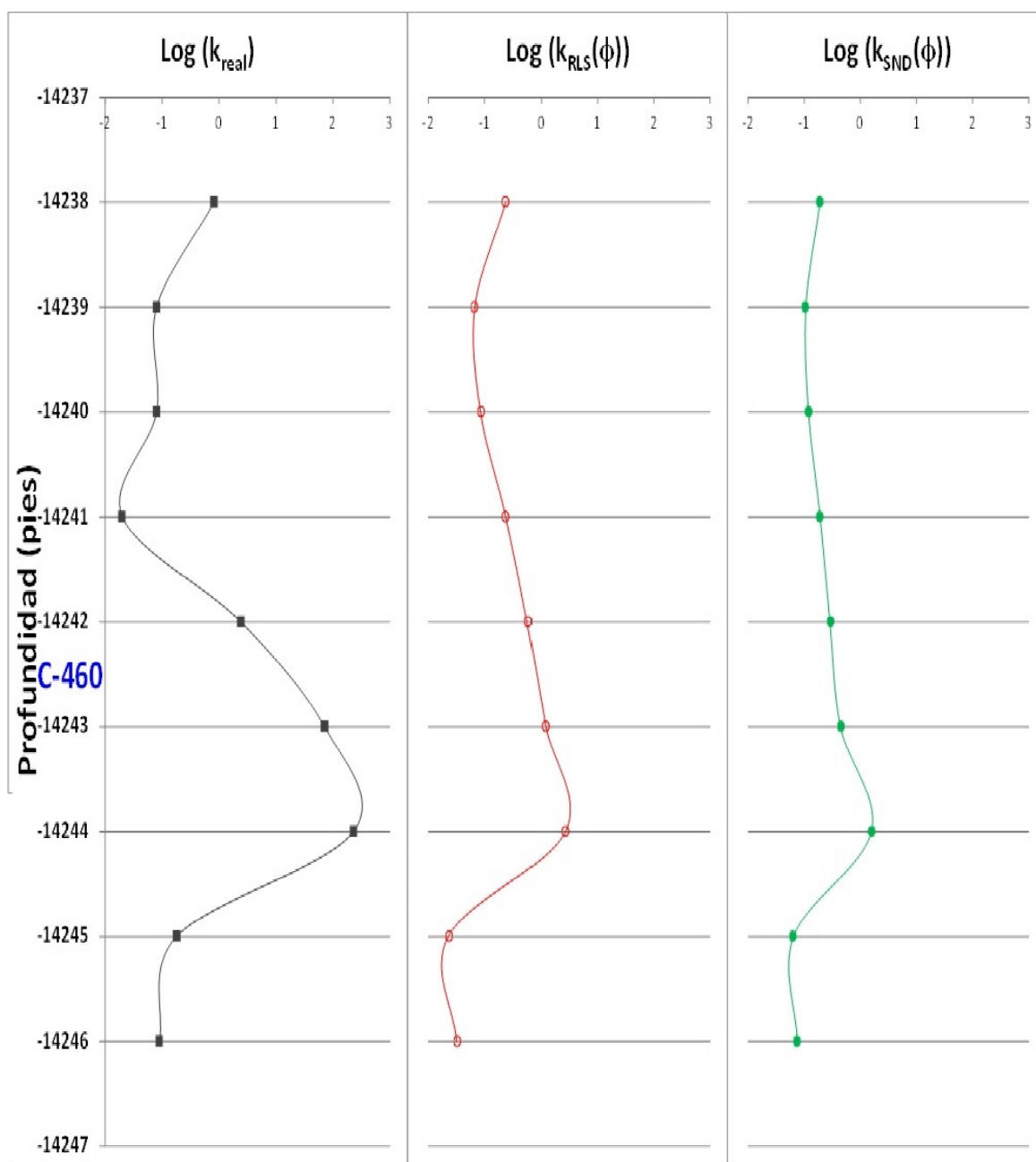


Figura 5.15: Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal simple $\text{Log}(k_{\text{RLS}}(\phi))$ (círculos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi))$ (círculos llenos). Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

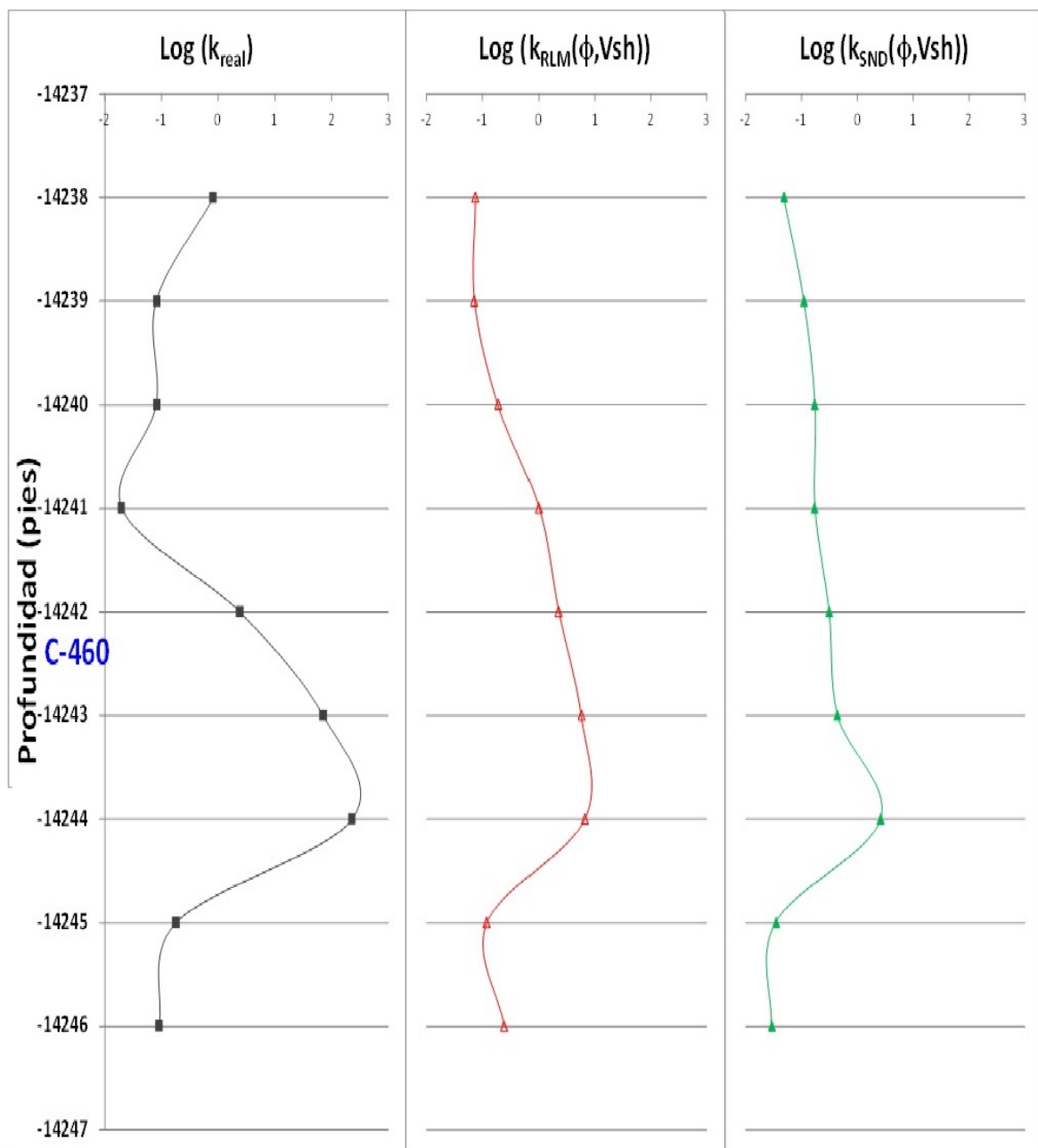


Figura 5.16: Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $\text{Log}(k_{\text{RLM}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi, V_{\text{sh}}))$ (triángulos llenos). Léidos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

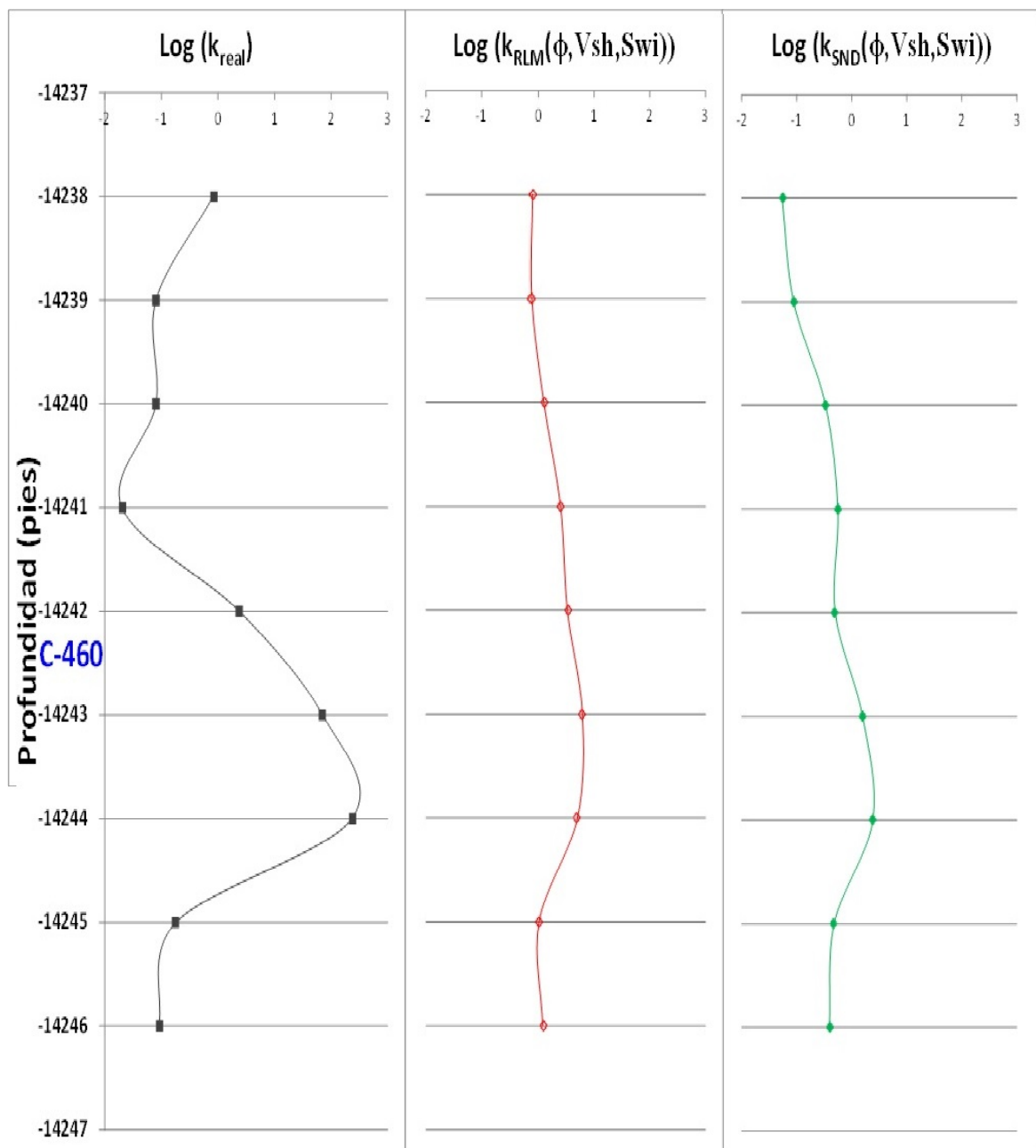


Figura 5.17: Pozo 1041. Perfiles debido a datos de núcleo $\text{Log}(k_{\text{real}})$ (cuadrados), resultados obtenidos mediante regresión lineal múltiple $\text{Log}(k_{\text{RLM}}(\phi, V_{\text{sh}}, S_{\text{wi}}))$ (rombos vacíos) y resultados obtenidos con el SND $\text{Log}(k_{\text{SND}}(\phi, V_{\text{sh}}, S_{\text{wi}}))$ (rombos llenos). Léidos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas C-455 y en la parte inferior arenas C-460.

Análisis y conclusiones

- Al realizar comparaciones entre los perfiles del $Log(k_{inf}(\phi))$, $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ y $Log(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con los del $Log(k_{real})$, de datos del pozo 1041 encontramos que los resultados no fueron satisfactorios en ninguno de los casos, lo cual probablemente se deba a las diferencias litológicas entre los datos del pozo 950, con los que se diseñaron las ecuaciones y los del pozo 1041.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

El objetivo fundamental de este trabajo es obtener ecuaciones de inferencia para la permeabilidad (k) usando métodos lineales y No-lineales. Se utilizó el 50 % de los datos del pozo 950 escogidos al azar para el entrenamiento del Sistema Neuro-Difuso (SND). Estas ecuaciones fueron utilizadas para inferir permeabilidad en los pozos 812, 950, 1021 y 1041, ubicados en el Bloque III del Lago de Maracaibo. Los datos utilizados comprenden valores de núcleo (permeabilidad (k) y porosidad (ϕ)) y de registro (volumen de arcilla (V_{sh}) y saturación de agua irreducible (S_{wi})). Las conclusiones más relevantes de este trabajo se describen a continuación:

- Haciendo un análisis cualitativo y cuantitativo de la inferencia de permeabilidad en función de la porosidad ($Log(k_{inf}(\phi))$), encontramos que para los pozos 950, 1021 y 1041 los resultados mejoran con la técnica No-lineal, sin embargo para el pozo 812 la técnica lineal da mejores resultados. Esto nos sugiere que las características petrofísicas del pozo 950, con la que se construyeron las ecuaciones, no son similares a los del pozo 812, lo cual intuimos al determinar los valores promedio de las cantidades petrofísicas usadas.

- Con los resultados de la inferencia de permeabilidad a partir de porosidad y volumen de arcilla ($\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$), encontramos que al incorporar el V_{sh} en la ecuación, la inferencia de permeabilidad en los pozos 950 y 1021 mejora, tanto porcentual como cualitativamente, con lo que pudimos concluir que ambos pozos son litológicamente parecidos, a pesar de que los datos corresponden a profundidades diferentes. En el caso de los pozos 812 y 1041 la inclusión de V_{sh} en la ecuación no representa una mejora cuantitativa, ni cualitativa. En todos los casos la técnica No-lineal dio mejores resultados.
- Las ecuaciones de inferencia de permeabilidad que incorporan ϕ , V_{sh} y S_{wi} ($\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$), tanto con la técnica lineal, como la No-lineal, nos indican que la S_{wi} , para estos pozos, no representa un aporte en la inferencia de la permeabilidad, encontrándose inclusive que en algunos casos los resultados empeoraron al incluir los valores de S_{wi} .
- Las técnicas utilizadas de regresión lineal múltiple (RLM) y del sistema de inferencia difusa (SND), dieron resultados satisfactorios al considerar la ϕ y el V_{sh} ($\text{Log}(k_{RLM}(\phi, V_{sh}))$ y $\text{Log}(k_{SND}(\phi, V_{sh}))$). Usando las ecuaciones obtenidas con el sistema No-lineal se lograron reproducir adecuadamente las anomalías y valores medios de permeabilidad para perfiles de los pozos 950, 1021 y 1041. Donde el carácter No-lineal entre la permeabilidad, la porosidad y el volumen de arcilla queda evidenciado.

BIBLIOGRAFÍA

- [Agar, 2009] Agar, S., Burak, G. and Halis, A. (2009), *Estimation of the permeability of granular soils using neuro-fuzzy system*. AIAEP **475**: 333-342.
- [Babuska, 1996] Babuska, R. and Verbruggen, H. (1996), *An overview of fuzzy modeling for control*. Control Engineering Practice **4**: 1593-1606.
- [Balan, 1995] Balan, B., Mohaghegh, S. and Ameri, S. (1995), *State of the art in permeability determination from well log data: Part 1-A comparative study, model development*. Eastern regional conference and exhibition held in Morgantown. Society of Petroleum Engineers, Inc.
- [Boyacioglu, 2010] Boyacioglu, M. and Avci, D. (2010), *An adaptive network-based fuzzy inference system ANFIS for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul stock exchange*. Expert Systems with Applications **37**: 7908-7912.
- [Coats, 1974] Coats, D. and Jacques, D. (1974), *A new approach to improved log-derived permeability*. The Log Analyst: 17.

- [Contreras, 2007] Contreras, E. y García, P. (2007), *Importancia de las actividades de planificación, corte, manejo y análisis de los núcleos de perforación de pozos petroleros*. Institute of International Education Boletín IIE **3**: 75-85.
- [Finol, 2000] Finol, G. and Jing, X. (2000), *A rule based fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameters*. Journal of Petroleum, Science and Engineering **29** (2): 97-113.
- [Gajate, 2010] Gajate, A., Vega, P. y Haber, R. (2010), *Modelado y control neuro-difuso de procesos de taladro de alto rendimiento*. ESTYLF **15**: 429-434.
- [Garner, 1926] Garner, A. (1926), *Suggested nomenclature and correlation of the geological formations in Venezuela*. Am. Inst. Min. Metall. Eng: 677-684.
- [Gómez, 2010] Gómez, E., Obregón, N. and Socarras, V. (2010), *Application of neuro-fuzzy ANFIS model vs neural network, to the predictive monthly mean flow problem in the Bogotá river in Villa Pinzon*. Tecnura **14** (27): 18-29.
- [González, 1980] González, J. (1980), *Geología de Venezuela y de sus cuencas petrolíferas*. FONINVES: 1031.
- [Hurtado, 2009] Hurtado, N., Aldana, M. and Torres, J. (2009), *Comparison between neuro-fuzzy and fractal models for permeability prediction*. Comput Geosci **13**: 181-186.
- [Hurtado, 2014] Hurtado, N., Díaz, R. and Torres, J. (2014), *Training hybrid neuro-fuzzy system to infer permeability in wells on Maracaibo Lake, Venezuela*. Comput Geosci **2**: 1221-1226
- [Jordán, 2009] Jordán, C., Diego Medina y Zúñiga, A. (2009), *Ajuste de un modelo lluvia-caudal para la cuenca media del Río Paute aplicando el modelo neuro-difuso ANFIS*. Revista Tecnológica ESPOL-RTE **22** (2): 27-36.
- [Jang, 1996] Jang, R. (1996), *Input selection for ANFIS learning*. Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems **2**: 1493-1499.

- [Lugo, 1992] Lugo, J. (1992), *Historia tectónica a lo largo de los sistemas de fallas de Icoitea y Pueblo Viejo, Cuenca de Maracaibo*. S.O.V.G. Memorias VI Congreso Venezolano de Geofísica: 118-124.
- [Pape, 2000] Pape, H., Clauser, C. and Iffland J. (2000), *Variation of permeability with porosity in sandstone diagenesis interpreted with a fractal pore space model*. Pure and Applied Geophysics **157** : 603-619.
- [Pedraza, 2012] Pedraza, L., Hernández, C. and López D. (2012), *Vehicular traffic control using ANFIS*. Ingeniare **20** (1): 79-88.
- [Pettijohn, 1973] Pettijohn, F. (1973), *Sand and sandstone*. Springer-Verlag **20** (1): 79-88.
- [Saemi, 2008] Saemi, M. and Ahmadi, M. (2008), *Integration of genetic algorithm and a coactive neuro-fuzzy inference system for permeability prediction from well logs data*. Transp Porous Med **71**: 273-288.
- [Sheng, 2006] Sheng, Y. and Tomizuka, M. (2006), *Intelligent modeling of thrust force in drilling process*. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME **128**: 846-855.
- [Timur, 1968] Timur, A. (1968), *An investigation of permeability, porosity and residual water saturation relations for sandstone reservoirs*. The Log Analyst **9** (4): 8.
- [Tixier, 1949] Tixier, M. (1949), *Evaluation of permeability from electric-log resistivity gradients*. Oil Gas Journal: 113.
- [Torres, 2007] Torres, J., Hurtado, N. y Aldana, M. (2007), *Comparación de tres técnicas distintas con datos reales de pozo, en la determinación de la permeabilidad*. Ciencia **15** (4): 433-437.

APÉNDICE A

RELACIONES LINEALES PARA EL POZO 950

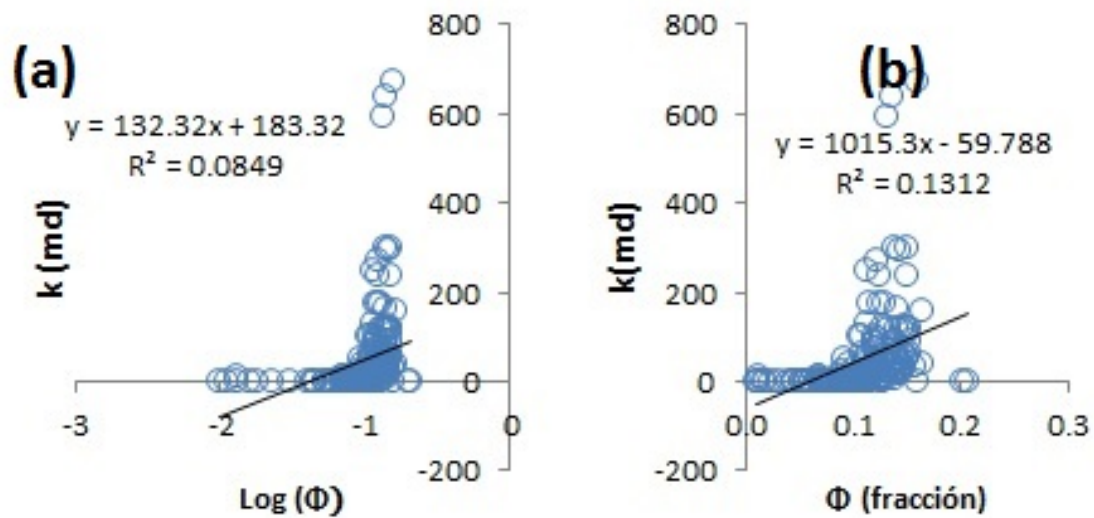


Figura A.1: Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $\text{Log}(\phi)$; (b) ϕ , obtenidos para datos del pozo 950.

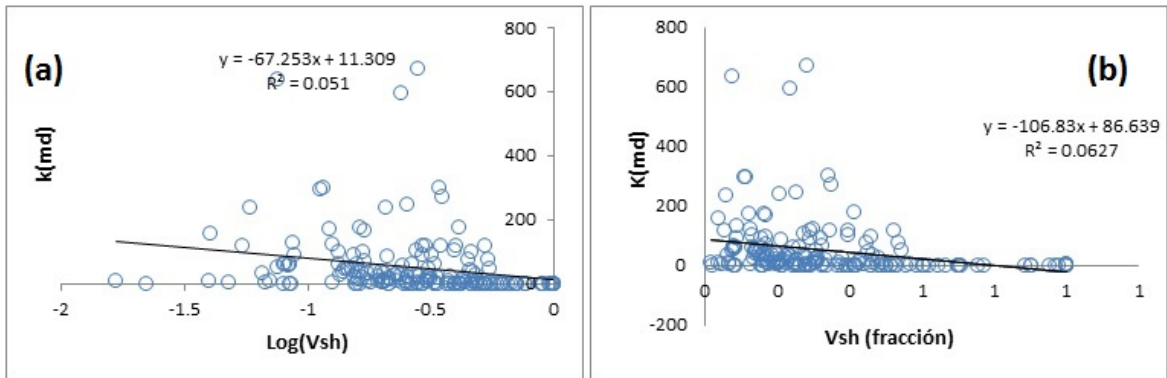


Figura A.2: Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $\text{Log}(V_{sh})$; (b) V_{sh} , obtenidos para datos del pozo 950.

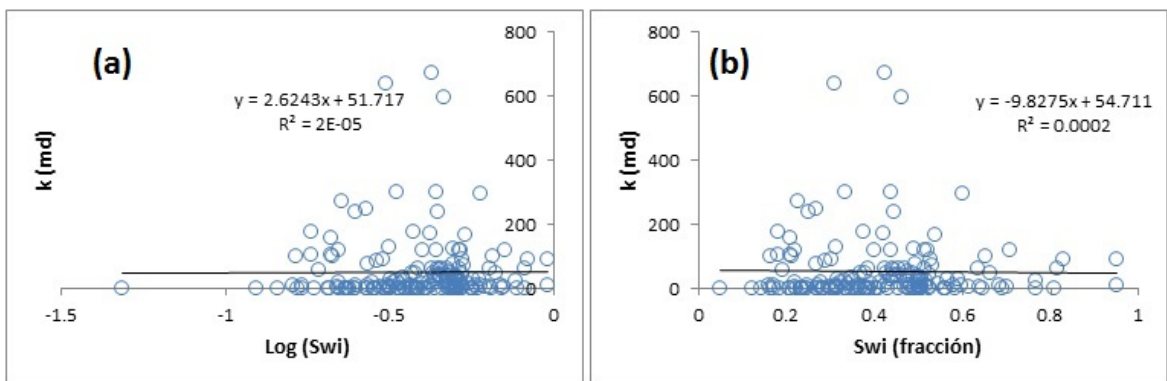


Figura A.3: Gráfico cruzado entre el parámetro k y el valor de: (a) $\text{Log}(S_{wi})$; (b) S_{wi} , obtenidos para datos del pozo 950.

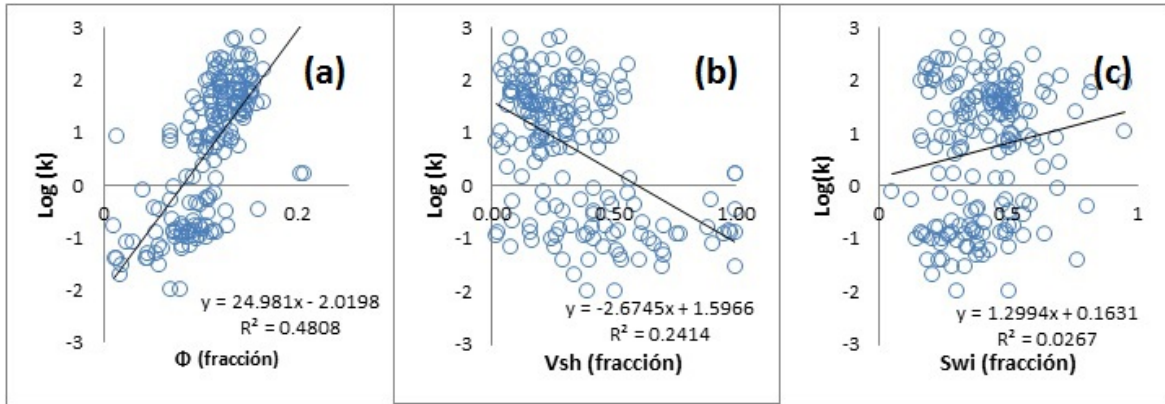


Figura A.4: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k)$ y el parámetro: (a) ϕ ; (b) V_{sh} ; (c) S_{wi} , obtenidos para datos del pozo 950.

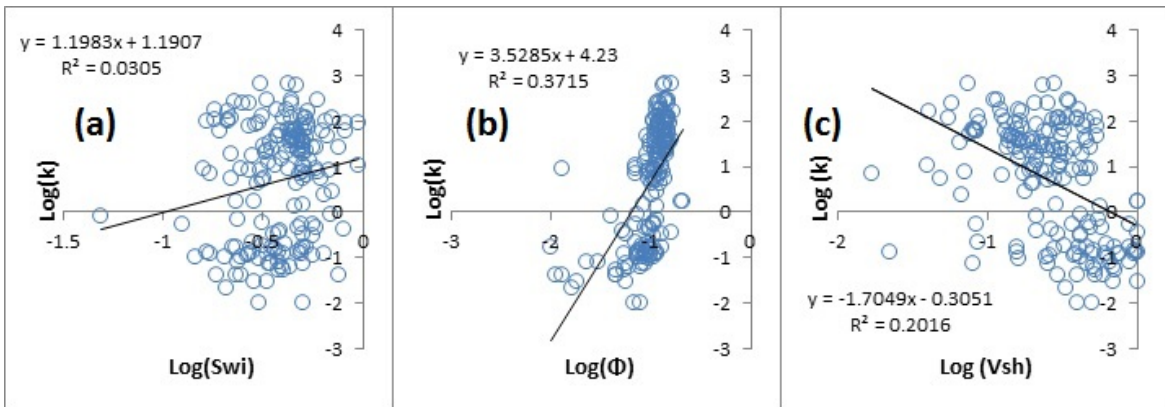


Figura A.5: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k)$ y el: (a) $\text{Log}(\phi)$; (b) $\text{Log}(V_{sh})$; (c) $\text{Log}(S_{wi})$, obtenidos para datos del pozo 950.

APÉNDICE B

REDES NEURONALES

Las redes de neuronas son un prototipo de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Consiste en una malla de neuronas interconectadas que colaboran entre sí para producir un estímulo de salida. Una red neuronal se compone de unidades llamadas neuronas. Cada neurona recibe una serie de entradas a través de interconexiones y emite una salida. Algunas ventajas de las RNA frente a otros sistemas de procesamiento de información son: Las RNA pueden sintetizar algoritmos a través de un proceso de aprendizaje. La solución de problemas no lineales es uno de los fuertes de las RNA.

Las RNA son robustas, pueden fallar algunos elementos de procesamiento pero la red continúa trabajando; esto es contrario a lo que sucede en programación tradicional. Como todas las técnicas computacionales, las redes neurales poseen ciertas desventajas, por ejemplo se deben entrenar para cada problema. Además, es necesario realizar múltiples pruebas para determinar la arquitectura adecuada. Debido a que las redes se entrenan en lugar de programarlas, éstas necesitan muchos datos. Las RNA representan un aspecto complejo para un observador externo que desee realizar cambios.

Para añadir nuevo conocimiento es necesario cambiar las iteraciones entre muchas unidades para que su efecto unificado sintetice este conocimiento. Para un problema de tamaño considerable es imposible hacer esto manualmente, por lo tanto una red con representación distribuida debe emplear algún esquema de aprendizaje. El entrenamiento está basado en el algoritmo de “retropropagación del error” por el método del gradiente descendente, en donde los pesos se actualizan mediante el uso de un conjunto ordenado de entradas y salidas deseadas y la comparación entre dicha salida y la salida real de la red neural. También se utiliza para el entrenamiento otra metodología alterna que es el perceptrón.

Ambas tecnologías antes mencionadas se explican con más detalle a continuación:

B.1. Perceptrón

Es un tipo de red neural artificial, también puede entenderse como perceptrón la neurona artificial y unidad básica de inferencia en forma de discriminador lineal. Éste consiste en una suma de las señales de entrada, multiplicadas por unos valores de pesos escogidos inicialmente en forma aleatoria. En una fase en la que éste aprende, la entrada se compara con un patrón preestablecido para determinar la salida de la red. Si en la comparación la suma de las entradas multiplicadas por los pesos es mayor o igual que el patrón preestablecido, la salida de la red es uno (1); en caso contrario la salida es cero (0).

El perceptrón es una unidad que, en su configuración inicial, no está en capacidad de distinguir patrones de entrada muy complejos, sin embargo mediante un proceso de aprendizaje es apto para adquirir esta capacidad. En esencia, el entrenamiento implica

un proceso de refuerzo a través del cual los pesos que codifican las sinapsis se incrementan o se disminuyen. En la figura B.1 se muestra la representación de una neurona “artificial”, la cual intenta modelar el comportamiento de la neurona biológica. Aquí el cuerpo de la neurona se representa como un sumador lineal de los estímulos externos z_j , seguida de una función no lineal $y_j = f(z_j)$.

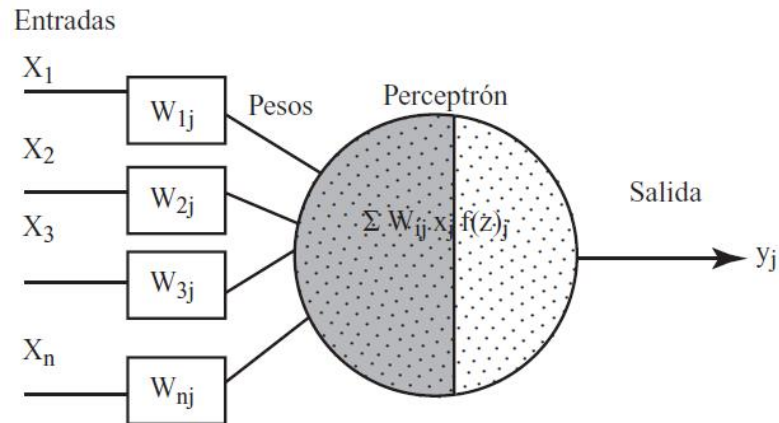


Figura B.1: Estructura del perceptrón, la más simple en las RNA.

La función $f(z_j)$ es llamada la función de activación y es la función que utiliza la suma de estímulos para determinar la actividad de salida de la neurona. Este modelo es la base de la mayoría de las arquitecturas de las RNA que se interconectan entre sí. Las neuronas emplean funciones de activación diferentes según la aplicación. Algunas veces son funciones lineales, distintas de las funciones sigmoideas y otras existentes son las funciones de umbral de disparo. La eficiencia sináptica se representa por factores de peso de interconexión w_{ij} , desde la neurona i hasta la neurona j . A continuación en la figura B.2 se muestran algunos tipos de funciones de activación o también llamadas de transferencia.


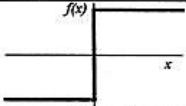
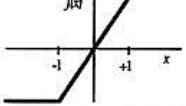
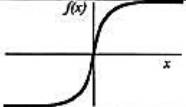
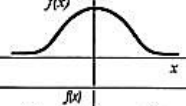
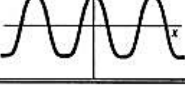
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Figura B.2: Algunos tipos de funciones de activación.

Es preciso comprender que la elección de la función de activación depende fuertemente del algoritmo de aprendizaje que se vaya a utilizar. Los pesos pueden ser positivos (excitación) o negativos (inhibición). Los pesos junto con las funciones $f(z)$ dictan la operación de la red neural. Normalmente las funciones no se modifican de tal manera que el estado de la red neural depende del valor de los factores de peso (sinapsis) que se aplica a los estímulos de la neurona. En un perceptrón, cada entrada se multiplica por el peso w correspondiente y los resultados se suman, siendo evaluados contra el valor de umbral; si el resultado es mayor al mismo, el perceptrón se activa.

El perceptrón sólo es capaz de resolver funciones definidas por dos dimensiones. Un ejemplo de una función que no puede ser resuelta es el operador lógico. El entrenamiento de un perceptrón es por medio de la regla de aprendizaje delta. Para cada peso w se realiza un ajuste dw según la regla de aprendizaje de la ecuación B.1:

$$dw = \eta(x - Y)X \quad (\text{B.1})$$

Donde η es la razón de aprendizaje, y el valor deseado, Y el valor obtenido y X la entrada aplicada al perceptrón.

B.2. Redes de retropropagación (backpropagation)

Tomando en cuenta la información teórica sobre el perceptrón, se puede formar con éste, varios principios de entrenamiento para una red multicapa empleando el algoritmo de retropropagación. El algoritmo Backpropagation para redes multicapa es una generalización del algoritmo de mínimos cuadrados. Ambos algoritmos realizan su labor de actualización de pesos y ganancias con base en el error medio cuadrático. La red Backpropagation trabaja bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesita un conjunto de instrucciones de entrenamiento que le describa cada salida y su valor de salida esperado.

Si se considera la red de tres capas con dos entradas y una salida de la figura B.3, es posible apreciar que cada neurona está compuesta de dos unidades, donde la primera suma los productos de las entradas por sus respectivos pesos, y la segunda unidad contiene la función de activación. La señal x corresponde a la salida de la suma y $y = f(x)$ es la señal de salida del elemento no lineal de la función de activación, así como la salida de la neurona.

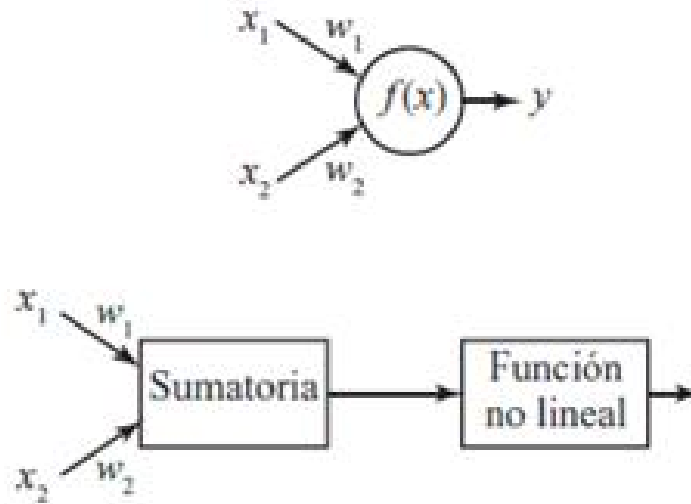


Figura B.3: Descripción interna del perceptrón.

El entrenamiento es un proceso iterativo, en cada iteración los pesos de los nodos se modifican usando nuevos datos del conjunto para el entrenamiento. Las modificaciones de los pesos se calculan empleando el algoritmo de retropropagación del error para el entrenamiento supervisado. Cada paso del entrenamiento comienza al forzar ambas entradas de salida del conjunto de entrenamiento. Después es posible determinar los valores de salida de las señales de cada neurona en cada capa de la red.

En la figura B.4 se muestra cómo se propaga la señal a través de la red, donde los pesos w_{mn} corresponden a la conexión de la salida de la neurona m con la entrada de la neurona n en la capa siguiente, siendo n' y n'' los perceptrones pertenecientes a cada una de las capas. En la ecuación B.2 se muestra la función de salidas por capa.

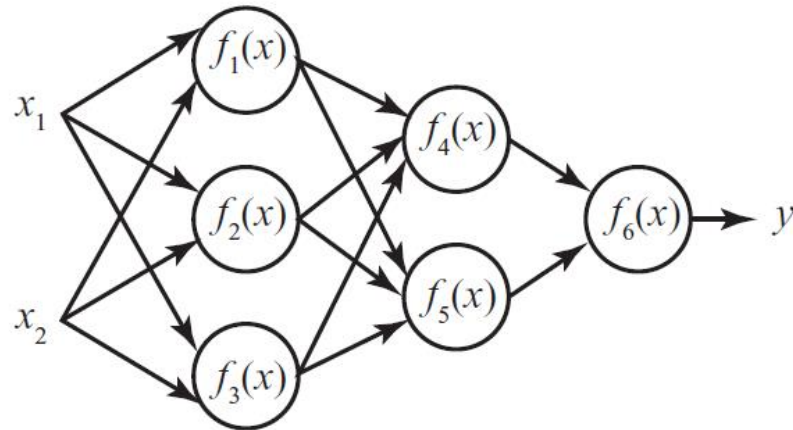


Figura B.4: Propagación de las señales en las neuronas.

$$y_m = f_m(w_{nm}y_n + w_{n'm}y_{n'} + w_{n''m}y_{n''}) \quad (\text{B.2})$$

En el siguiente paso del algoritmo, la salida de la red se compara con el valor objetivo deseado. La diferencia se denomina error de la señal δ . Es imposible conocer el error en las neuronas de las capas internas directamente, debido a que los valores de salida de estas neuronas son desconocidas. El algoritmo de retropropagación propaga el error de regreso a todas las neuronas, cuya salida n fue la entrada de la última neurona n' ; esto se puede apreciar en la figura B.5, además basados en la ecuación B.3.

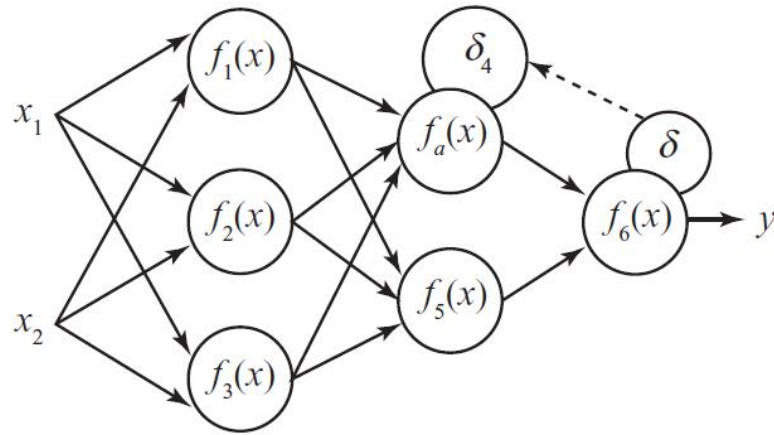


Figura B.5: Retropropagación del error, capa de entrada, salida y ocultas.

$$\delta_n = w_{nn'}\delta \tag{B.3}$$

Posteriormente el error se va propagando a las neuronas de capas anteriores considerando los pesos de las conexiones, según se muestra en la figura B.6. La ecuación B.4 genera la propagación en neuronas anteriores.

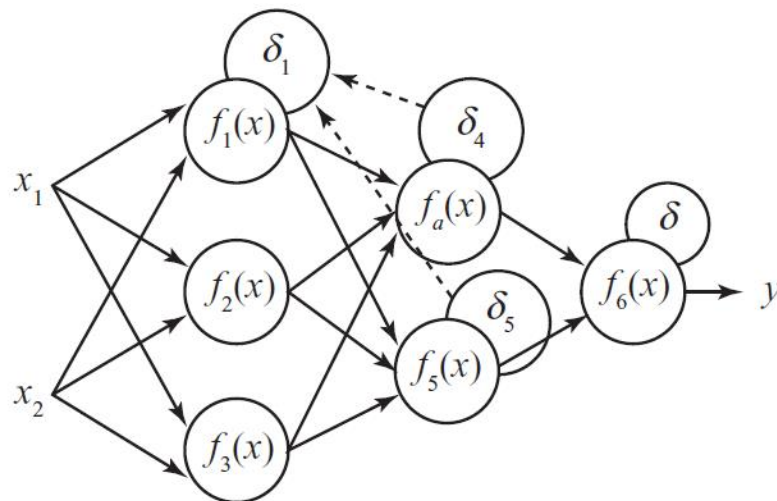


Figura B.6: Retropropagación del error en capas intermedias.

$$\delta_n = w_{nn'}\delta_n' + w_{nn''}\delta_n'' \quad (\text{B.4})$$

Cuando se calcula el error para cada neurona, los pesos de entrada pueden modificarse según los ejemplos que se presentan en la figura B.7. Los coeficientes η afectan la velocidad de aprendizaje y pueden seleccionarse por distintos métodos. Uno de ellos implica que al inicio del proceso de entrenamiento se elige un valor grande, el cual va descendiendo gradualmente conforme avanza el proceso. La ecuación B.5 muestra la actualización de los pesos estadísticos.

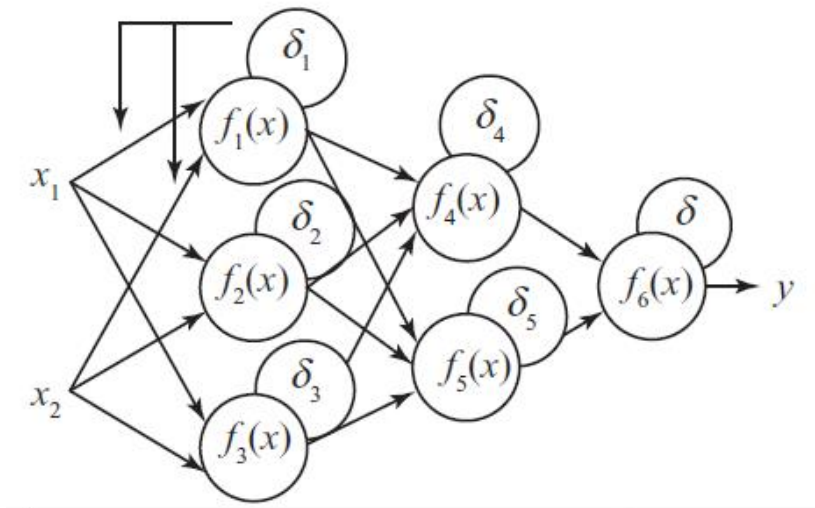


Figura B.7: Actualización de los pesos.

$$w'_{(x_1)1} = w_{(x_1)1} + \eta\delta_1 \frac{df(e)}{de} x_1 w'_{(x_2)1} = w_{(x_2)1} + \eta\delta_1 \frac{df(e)}{de} x_2 \quad (\text{B.5})$$

Así se construye el proceso de retropropagación del error de las redes neuronales, usando el principio básico del perceptrón.

APÉNDICE C

LÓGICA DIFUSA

Según el diccionario de la real academia española, el término lógica se refiere a la Ciencia que establece las leyes, modos y formas del conocimiento racional, que al añadir el término difusa se indica parámetros del conocimiento racional que admite una cierta incertidumbre entre la verdad o falsedad de sus proposiciones, a semejanza del raciocinio humano. De una manera más concreta la lógica difusa, a diferencia de los sistemas lógicos clásicos, pretende ajustar modos imprecisos de razonamiento, que juegan un papel esencial en la capacidad humana extraordinaria para tomar decisiones racionales en un ambiente de incertidumbre e imprecisión.

C.1. Conjunto difuso

Básicamente, es un conjunto que puede tener elementos con un grado parcial de pertenencia. Está caracterizado por funciones de membresía, las cuales dan a los conjuntos difusos flexibilidad para modelar expresiones lingüísticas empleadas cotidianamente. Este conjunto puede ser definido como $A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}$ donde

$\mu_A(x)$ se conoce como la función de membresía (FM) de A. La FM transforma cada elemento de X hacia un grado de membresía (o valor de membresía) entre 0 y 1. Generalmente, X es llamado el universo de discurso o, simplemente, el universo, el cual puede consistir de objetos discretos.

C.2. Funciones de membresía

Las funciones de membresía (μ_A según la definición de conjuntos difusos) están asociadas con los términos que aparecen en el antecedente o consecuente de las reglas. Se definen como una curva, en la cual cada punto del espacio de entrada o universo de discusión es representado con un valor de pertenencia entre 0 y 1.

Las formas más comunes que se emplean en las funciones son las triangulares, trapezoidales, sigmoidales y gaussianas (figura C.1). El uso de cualquiera de éstas no es arbitrario, depende del tipo de dato y de la experiencia del usuario. Aunque, más recientemente, las funciones de membresía han sido diseñadas de acuerdo a procesos de optimización.

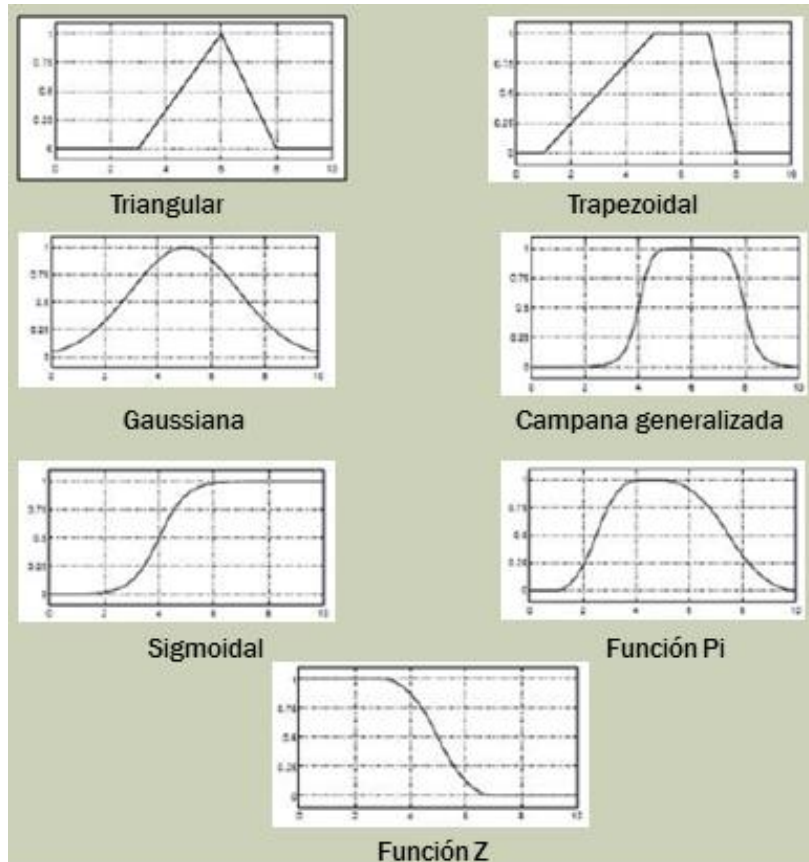


Figura C.1: Funciones de membresía.

En las funciones de membresía es importante resaltar dos conceptos importantes que van ligados a los parámetros de la lógica difusa, como lo son el universo del discurso y el grado de pertenencia. Cuando se hace referencia al universo del discurso se quiere realizar mención a todo lo que se desea considerar, variables y valores lingüísticos del sistema que se desea estudiar, y el grado de pertenencia de una variable lingüística es asociado a un valor lingüístico que se realiza a través de la función de membresía. A diferencia de la lógica booleana, la lógica difusa puede permitir ciertos rangos de valores, dependiendo de los parámetros utilizados: función de membresía, universo del discurso y el grado de pertenencia [Jang, 1996].

C.3. Variable lingüística

Es la encargada de adoptar valores con palabras que permiten describir el estado de un objeto o fenómeno; estas palabras se pueden representar mediante conjuntos difusos. Una variable numérica toma valores numéricos, por ejemplo: edad = 65, mientras que una variable lingüística toma valores lingüísticos: edad es “viejo”. En la figura C.2 se muestran los conceptos fundamentales para la lógica difusa.

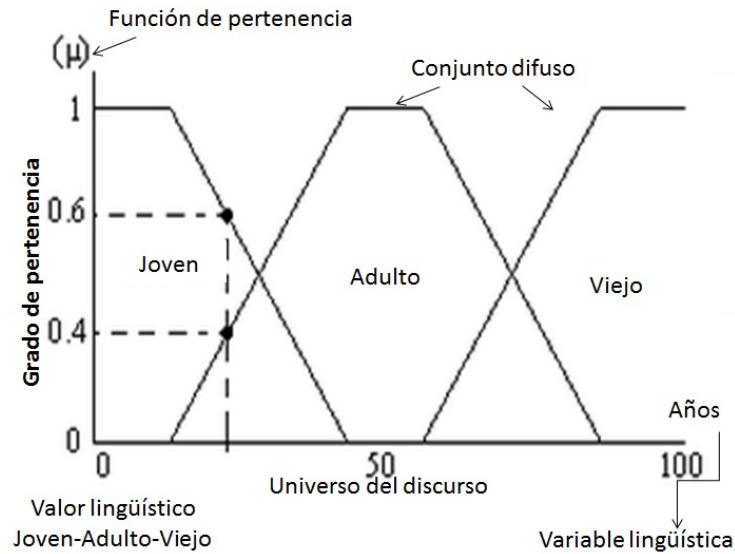


Figura C.2: Conceptos básicos de la lógica difusa.

APÉNDICE D

GRÁFICOS CRUZADOS DEL $LOG(K_{INF})$ CON EL
 $LOG(K_{REAL})$ PARA LOS DISTINTOS POZOS

A continuación se muestran los resultados obtenidos al graficar los valores del $Log(k_{real})$ con los del $Log(k_{inf})$ para los pozos 812, 950, 1021 y 1041:

D.1. Pozo 812

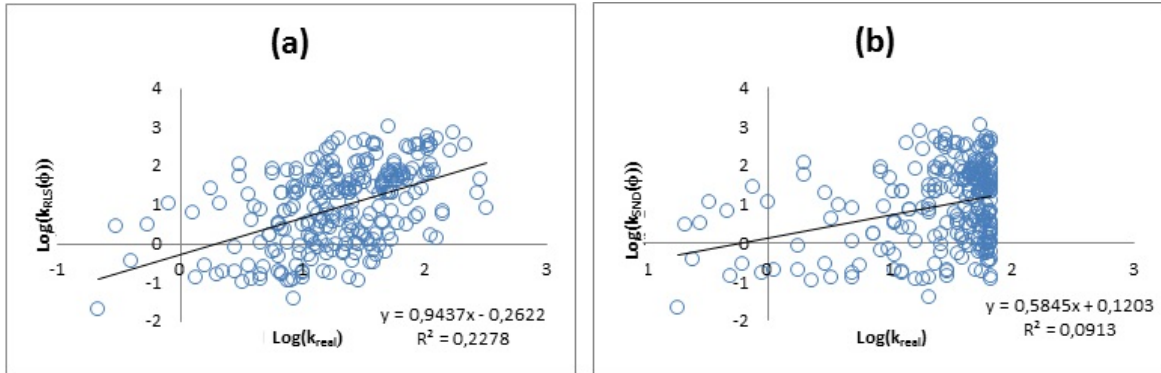


Figura D.1: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

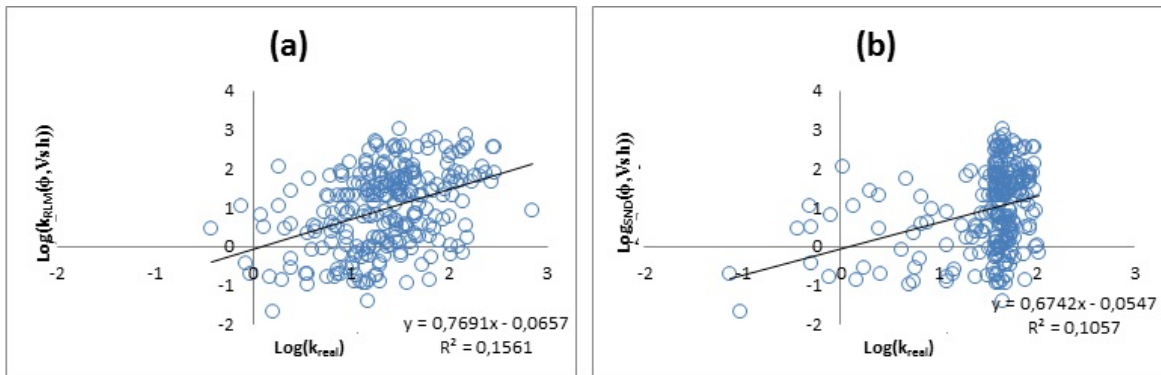


Figura D.2: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

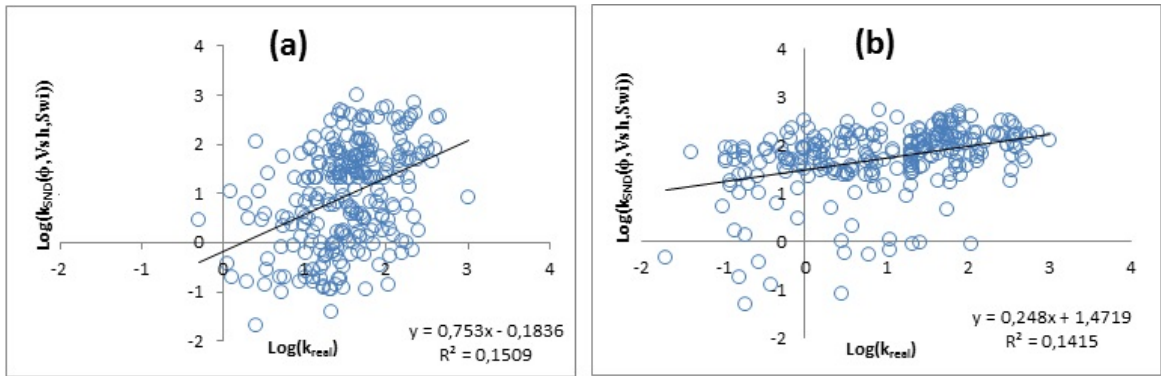


Figura D.3: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 812, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

D.2. Pozo 950

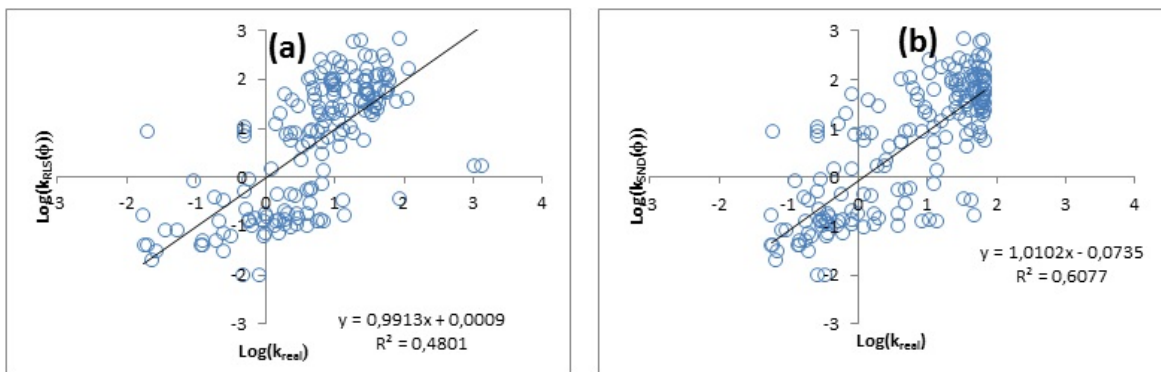


Figura D.4: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ y $\text{Log}(k_{real})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso entrenado con 50% de datos de porosidad del pozo 950, seleccionados aleatoriamente.

Apéndice D: Gráficos cruzados del $\text{Log}(k_{inf})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para los distintos pozos107

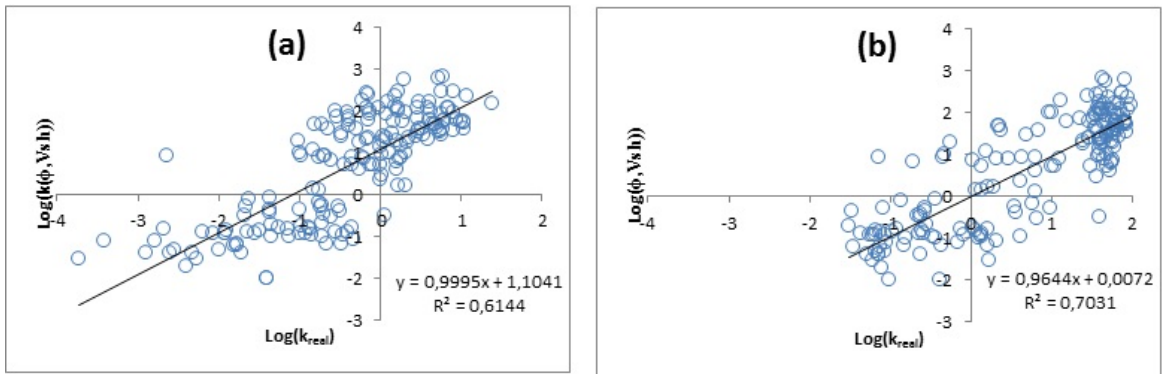


Figura D.5: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

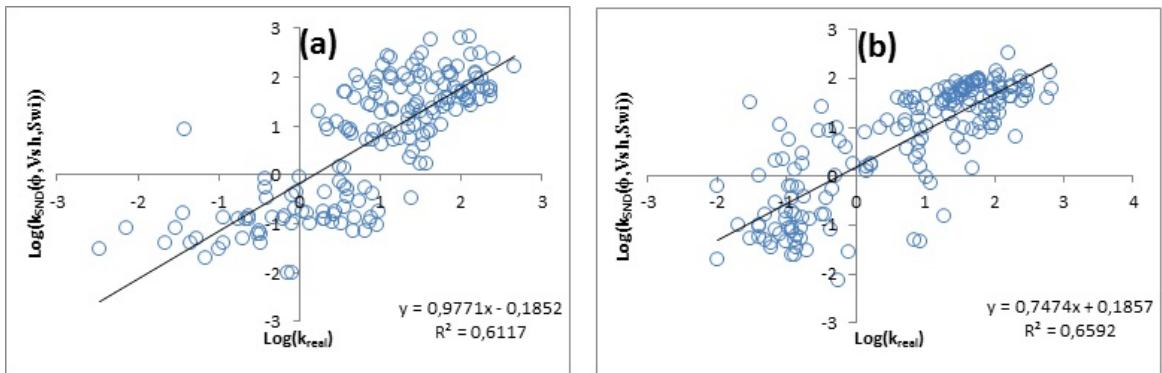


Figura D.6: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

D.3. Pozo 1021

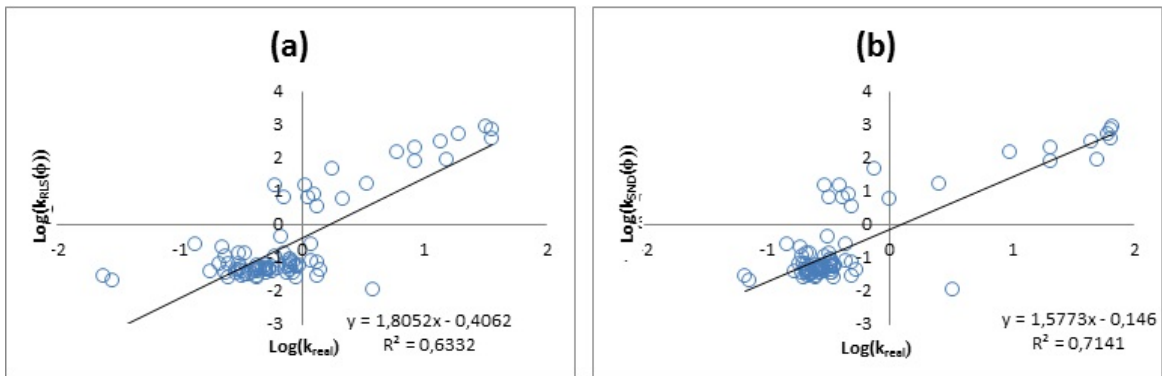


Figura D.7: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ y $\text{Log}(k_{real})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

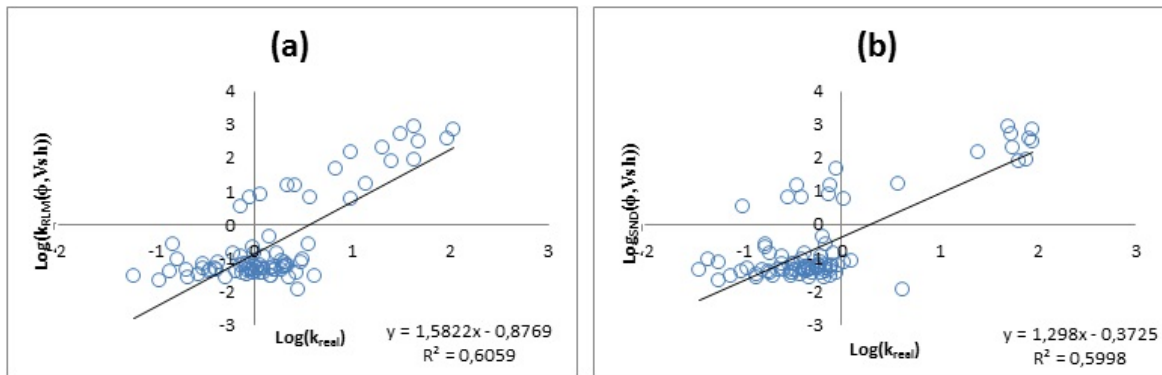


Figura D.8: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

Apéndice D: Gráficos cruzados del $\text{Log}(k_{inf})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para los distintos pozos109

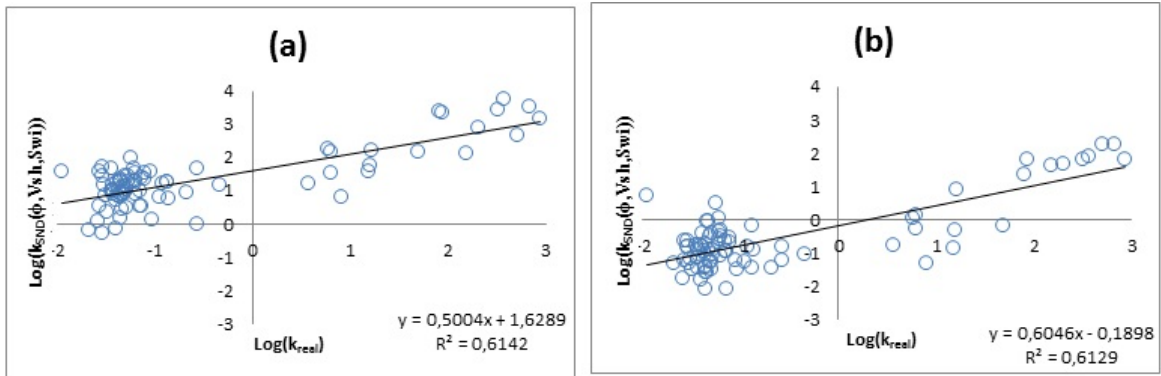


Figura D.9: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 950, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

D.4. Pozo 1041

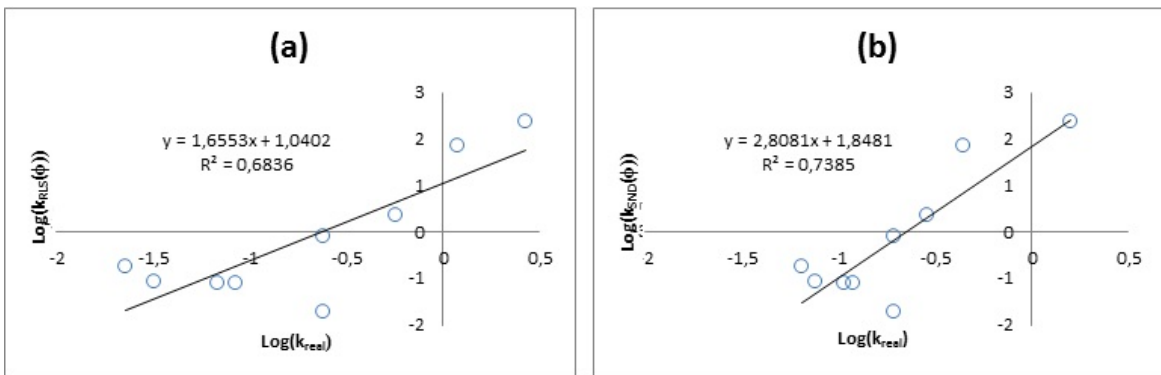


Figura D.10: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi))$ y $\text{Log}(k_{real})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Simple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

Apéndice D: Gráficos cruzados del $\text{Log}(k_{inf})$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para los distintos pozos110

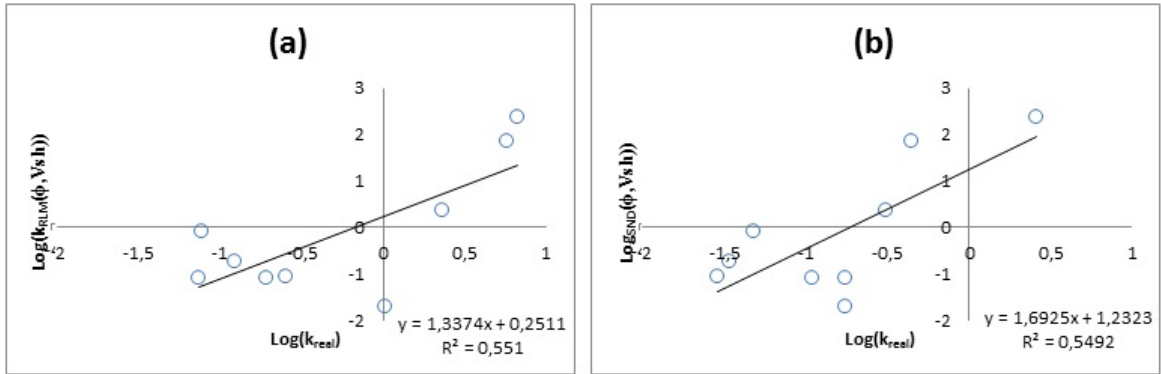


Figura D.11: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.

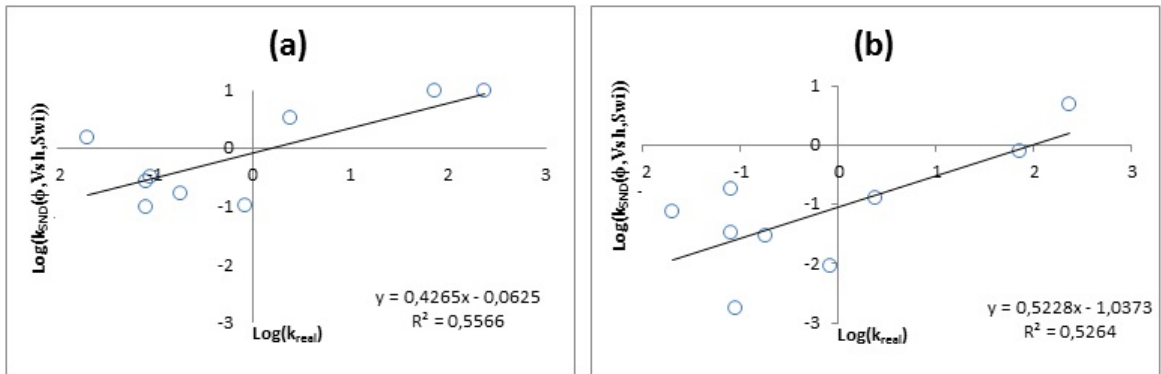


Figura D.12: Gráfico cruzado entre el $\text{Log}(k_{inf}(\phi, V_{sh}, S_{wi}))$ con el $\text{Log}(k_{real})$ para el pozo 1041, obtenidos a partir de utilizar: (a) la técnica de Regresión Lineal Múltiple y (b) el Sistema Neuro-Difuso.