

*Inferencia de Permeabilidad en Pozo Mediante
un Sistema Neuro-Difuso*

Br. Raamses Díaz Soto

Tutora: Dra. Nuri Hurtado Villasana

Trabajo Especial de Grado



Caracas, 16 de Julio del año 2013



Universidad Central de Venezuela

Facultad de Ciencias

Escuela de Física

INFERENCIA DE PERMEABILIDAD EN POZO MEDIANTE UN SISTEMA NEURO-DIFUSO

Br. Raamses Díaz Soto

Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Caracas, 16 de Julio del año 2013

Inferencia de Permeabilidad en Pozo Mediante un Sistema Neuro-Difuso

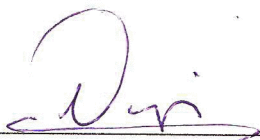
Copyright © 2013

Universidad Central de Venezuela
Raamses Díaz Soto

**INFERENCIA DE PERMEABILIDAD EN POZO MEDIANTE UN
SISTEMA NEURO-DIFUSO**

Br. Raamses Díaz Soto

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

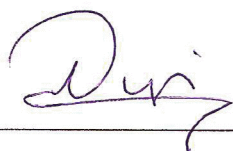


Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

16/07/13

Fecha

Quienes suscriben, miembros del Jurado que examinó el trabajo presentado por el Br. Raamses Díaz Soto, titulado: "**Inferencia de Permeabilidad en Pozo Mediante un Sistema Neuro-Difuso**" 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.



Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

16/07/13

Fecha



Prof. Levi García

16/07/13

Fecha



Prof. Rosa Mujica

16/07/13

Fecha

Caracas, 16 de Julio del año 2013

*A mis padres, Mariela y José y a mi hermano Lenin, por
todo el apoyo y el cariño.*

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a mi familia por apoyarme siempre y por toda la dedicación, comprensión y atención, para que yo pueda consagrar mis metas.

Un especial agradecimiento a mi tutora, Nuri Hurtado, quien no escatimó esfuerzos para la realización de este trabajo, brindandome todo el apoyo posible, por su paciencia en los momentos de las dificultades y las largas jornadas de trabajo conjunto en el Laboratorio de Física Teórica del Sólido.

A todos los amigos de la escuela de Física y de otras escuelas de la Facultad de Ciencias, que estuvieron presentes, antes y durante la realización de este trabajo, gracias por sus presencias, han sido buenos tiempos.

ÍNDICE GENERAL

Índice General	vii
Lista de Figuras	x
Lista de Tablas	xiv
1. Introducción	3
2. Marco Teórico	6
2.1. Petrofísica y Física de Rocas	6
2.1.1. Parámetros de Física de Rocas	7
2.1.2. Modelos Empíricos	16
2.2. Sistemas Neuro-Difusos	18
2.2.1. Lógica Difusa	19
2.2.2. Redes Neuronales Artificiales	21
2.2.3. Técnica de optimización	22
2.2.4. Sistema Neuro-Difuso Adaptado	24

3. Marco Geológico	28
3.1. Geología Regional	29
3.2. Sedimentología	34
3.3. Estratigrafía	35
3.4. Sistemas Petroleros	36
3.5. Características Petrofísicas	37
3.5.1. Distribución de la Permeabilidad	38
4. Metodología	40
4.1. Pre-procesamiento de los datos	42
4.1.1. Resultados del pre-procesamiento	44
4.2. Entrenamiento del Sistema Neuro-Difuso (SND)	45
4.2.1. Selección aleatoria de datos para el entrenamiento del ANFIS	46
4.2.2. Entrenamiento del ANFIS	47
4.2.3. Resultados del entrenamiento de ANFIS	50
4.3. Validación de las ecuaciones de inferencia	51
4.3.1. Resultados de validación de ANFIS	53
4.4. Inferencia de permeabilidad	54

5. Resultados	56
5.1. Inferencia de $\text{Log}(K)$, utilizando las ecuaciones SND50 y ecuaciones empíricas	57
5.1.1. Inferencia del $\text{Log}(K)$ con $\text{SND50}(\text{Log}(S_w))$ y Tixier . . .	57
5.1.2. Inferencia del $\text{Log}(K)$ con $\text{SND50}(V_{sh})$ y Paris	58
5.2. $\text{Log}(K_{Inferido})$ para los pozos Px12 y Px21, usando las ecuaciones de SND50	59
5.2.1. $\text{Log}(K_{Inferido})$ para el pozo Px12	60
5.2.2. $\text{Log}(K_{Inferido})$ para el pozo Px21	62
5.3. Análisis de resultados a profundidad	64
6. Conclusiones	72

LISTA DE FIGURAS

2.1.	Un roca porosa (Modificado de: Schön, 2011).	7
2.2.	Porosidad efectiva y no efectiva (Modificado de: Schön, 2011).	8
2.3.	Porosidad según un arreglo cúbico o romboédrico (Modificado de: Peters, 2007).	8
2.4.	Material cementante en una roca (Modificado de: Peters, 2007).	9
2.5.	Movilidad de un fluido en una roca (Modificado de: Bigelow, 1995).	10
2.6.	Permeabilidad relativa crudo-agua, según la proporción de fluido (Modificado de: Nelson, 2007).	13
2.7.	Registro Gamma Ray indicando los valores de Volumen de Arcilla (Modificado de: Nelson, 2007).	15
2.8.	Conjunto difuso de los elementos que representan la variable lingüística de la edad humana y que queda particionada por tres subconjuntos difusos llamados: joven, edad media y viejo; cada uno especificado por una función de pertenencia (Modificado de: Wu et al., 2011).	20
2.9.	Estructura de una neurona biológica (izquierda) y su símil computacional (derecha) (Modificado de: Suzuki, 2013).	21
2.10.	Red neuronal implementando lógica difusa (Moya, 2005).	25
2.11.	Arquitectura de un Sistema Neuro-Difuso Adaptado (Modificado de: Allaoua et al., 2009).	25

3.1.	Ubicación del Bloque III del Lago de Maracaibo (Modificado de: Torres, 1996).	28
3.2.	Localización regional de la cuenca de Maracaibo. (Modificado de: WEC-Schlumberger, 2009)	30
3.3.	Columna estratigráfica compuesta del Lago de Maracaibo. (WEC-Schlumberger, 2009)	31
3.4.	Columna estratigráfica compuesta de la Cuenca de Maracaibo hacia el Flanco Norandino (WEC-Schlumberger, 2009).	32
3.5.	Sección O-E de la Cuenca de Maracaibo (Modificado de: Parnaud et al., 1995).	33
3.6.	Sistema petrolero de la roca madre cretácica (WEC-Schlumberger, 2009).	36
3.7.	Sistema petrolero definido en la cuenca de Maracaibo, roca madre Formación La Luna, al tiempo presente (WEC-Schlumberger, 2009). .	37
4.1.	Etapas de la metodología para la obtención de las ecuaciones de inferencia a ser utilizadas.	41
4.2.	Ejemplo del pre-procesamiento de los datos utilizando sólo los parámetros K y ϕ . Se presentan los datos en forma de matrices (2 x parámetro). Se realizan las distintas combinaciones lineales y logarítmicas entre los parámetros y se comprueban, en cada caso, la linealidad entre ellos. .	43
4.3.	Correlación entre los parámetros K y ϕ y sus logaritmos, usando el 100 % de los datos del pozo Px50.	44
4.4.	Patrón del 50 % de los datos (círculos cerrados) escogidos aleatoriamente del 100 % de los datos (círculos abiertos) del pozo Px50.	46
4.5.	Código en MatLab que permite seleccionar, en forma aleatoria, un porcentaje de datos. En este caso, el 50 %.	47
4.6.	Ventana del módulo ANFIS de MatLab.	48
4.7.	Ejemplo de la validación de las ecuaciones de inferencia de permeabilidad para los casos: $K(\phi, S_w)$ y $Log(K(\phi, S_w))$	52
5.1.	Crossplot entre el logaritmo de la permeabilidad inferida para: (a) $Log(K_{Tixer})$ y (b) $Log(K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w)))$ en función del logaritmo de la permeabilidad de núcleo $Log(K_{Núcleo})$ para el pozo Px50. .	58

- 5.2. Crossplot entre el logaritmo de la permeabilidad inferida para: (a) $\text{Log}(K_{\text{Paris}})$ y (b) $\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$ en función del logaritmo de la permeabilidad de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$) para el pozo Px50. . . . 59
- 5.3. Crossplot entre el los valores de $\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$ y los de: (a) $\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$, (b) $\text{Log}[K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (c) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (d) $\text{Log}(K_{\text{Paris}})$, (e) $\text{Log}[K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$ y (f) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$. 62
- 5.4. Crossplot entre el los valores de $\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$ y los de: (a) $\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$, (b) $\text{Log}[K_{\text{SND21}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (c) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (d) $\text{Log}(K_{\text{Paris}})$, (e) $\text{Log}[K_{\text{SND21}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$ y (f) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$. 64
- 5.5. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$) y resultados obtenidos del SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) para el pozo Px50. 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
- 5.6. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($\text{Log}(K_{\text{Paris}})$) y resultados obtenidos del SND ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px50. 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 $C - 460$ 67
- 5.7. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$), resultados obtenidos del SND12 ($\text{Log}(K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) y resultados obtenidos del SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) para el pozo Px12. 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 $C - 460$ 68
- 5.8. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($\text{Log}(K_{\text{Paris}})$), resultados obtenidos del SND12 ($\text{Log}(K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) y resultados obtenidos de las ecuaciones SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px12. 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

- 5.9. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($Log(K_{Núcleo})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($Log(K_{Tixier})$), resultados obtenidos del SND21 ($Log(K_{SND21}(Log(\phi), Log(S_w)))$) y resultados obtenidos del SND50 ($Log(K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w)))$) para el pozo Px21. Leídos de izquierda a derecha. 70
- 5.10. Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($Log(K_{Núcleo})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($Log(K_{Paris})$), resultados obtenidos del SND21 ($Log(K_{SND21}(Log(\phi), V_{sh}))$) y resultados obtenidos de las ecuaciones SND50 ($Log(K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px21. Leídos de izquierda a derecha. 71

LISTA DE TABLAS

2.1.	Valores de permeabilidad según el tamaño de grano y la diferenciación poral (Modificado de: Peters, 2007).	11
4.1.	Ecuaciones características y valores de R^2 de las gráficas crossplot entre K y ϕ y sus logaritmos para el 100 % de los datos del pozo Px50.	45
4.2.	Opciones utilizadas de "Generate Fis" para construir las ecuaciones de inferencia con el sistema neuro-difuso.	48
4.3.	Opciones utilizadas en "Train Fis" para entrenar al sistema neuro-difuso.	49
4.4.	Valores de RMSE obtenidos para las distintas ecuaciones de inferencia para el $\text{Log}(K)$, usando las combinaciones entre $[\phi$ y $S_w]$, $[\phi$ y $V_{sh}]$, así como sus logaritmos. Valores obtenidos de entrenar ANFIS con datos del pozo Px50.	50
4.5.	Valores de $RMSE$ y R^2 para la selección de reglas difusas más adecuadas. Las entradas sin valor expreso representan una validación de las ecuaciones que no ofrece información relevante.	53
4.6.	Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido, $\text{Log}(K)$, para las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del SND con datos del pozo Px50.	54
4.7.	Ecuaciones del SND entrenado con datos del pozo Px12 (SND12). Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido $\text{Log}(K)$	55

- 4.8. Ecuaciones del SND entrenado con datos del pozo Px21 (SND21). Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido $Log(K)$ 55
- 5.1. Ecuaciones de inferencia y valores de $RMSE$ y R^2 de permeabilidad, usando un ajuste lineal entre $Log(K)$ y ϕ , el logaritmo de la ecuación empírica de Tixier $Log(K_{Tixier})$ y las ecuaciones obtenidas del SND al ser entrenado con datos del pozo Px50 (SND50) $Log(S_w)$ 57
- 5.2. Ecuaciones de inferencia y valores de $RMSE$ y R^2 de permeabilidad, usando un ajuste lineal entre $Log(K)$ y ϕ , el $Log(K_{Paris})$ y las ecuaciones obtenidas del SND al ser entrenado con datos del pozo Px50 (SND50) V_{sh} 58
- 5.3. Valores de $RMSE$ y R^2 obtenidos de los crossplot entre los valores del $Log(K_{Núcleo})$ y los de: $Log(K_{Tixier})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log[K_{SND12}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log(K_{Paris})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh})]$ y $Log[K_{SND12}(Log(\phi), V_{sh})]$. SDN50 y SND12, son las ecuaciones obtenidas del SND al entrenar con datos del pozo Px50 y Px12 respectivamente. 61
- 5.4. Valores de $RMSE$ y R^2 obtenidos de los crossplot entre los valores del $Log(K_{Núcleo})$ y los de: $Log(K_{Tixier})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log[K_{SND21}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log(K_{Paris})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh})]$ y $Log[K_{SND21}(Log(\phi), V_{sh})]$. SDN50 y SND21, son las ecuaciones obtenidas del SND al entrenar con datos del pozo Px50 y Px21 respectivamente. 63

Resumen

Inferencia de Permeabilidad en Pozo Mediante un Sistema Neuro-Difuso

Raamses Díaz Soto

Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Universidad Central de Venezuela

La alta precisión en la inferencia de propiedades de roca como porosidad (ϕ), saturación de agua (S_w), volumen de arcilla (V_{sh}) y permeabilidad (K); es sumamente útil en el análisis de pozo, principalmente cuando se quiere determinar si es rentable su explotación o no. Esto ha traído como consecuencia el desarrollo y utilización de ecuaciones empíricas como la ecuación de Tixier, Timur, Paris, entre otras. Con la finalidad de mejorar el porcentaje de inferencia de permeabilidad que arrojan los métodos empíricos, hemos utilizado una técnica conocida como Sistema Neuro-Difuso (SND), del módulo de ANFIS de MatLab, la cual nos ha permitido inferir permeabilidad de pozo. El trabajo se realizó con datos de los pozos Px12, Px21 y Px50, del Bloque III, Lago de Maracaibo, Venezuela. Para entrenar el SND se utilizó el 50 % de los datos de núcleo del pozo Px50 (K, ϕ, S_w, V_{sh}), tomados de forma aleatoria, con este proceso se obtienen dos conjuntos de ecuaciones de inferencia (SND50): $Log(K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w)))$ y $Log(K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh}))$. Estas ecuaciones (SND50), nos permitieron inferir permeabilidad en el pozo de donde provienen los datos para entrenar la red asociada al SND, esto es, el pozo Px50, así como para dos pozos vecinos, también pertenecientes al Bloque III: Px12 y Px21. Los resultados obtenidos con estas inferencias fueron comparados con los obtenidos por las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris. Los resultados arrojados por las ecuaciones SND50 fueron cualitativa y cuantitativamente mejores que

los resultados obtenidos por las ecuaciones empíricas. Las ecuaciones SND50 permitieron reproducir con bastante certeza las zonas de máximos y mínimos de permeabilidad. Al discriminar entre las arenas $C - 455$ y $C - 460$, hemos obtenido que las ecuaciones SND50 dan excelentes resultados, cuando los datos con los que son evaluadas pertenecen a un solo tipo de arena.

CAPÍTULO 1

Introducción

La caracterización de los fluidos en las capas geológicas y el modelado de producción de los reservorios de hidrocarburos o acuíferos, involucran propiedades dinámicas de las rocas. Una de estas propiedades, de gran relevancia, es la permeabilidad, la cual es una propiedad intrínseca que define la capacidad de transmitir un fluido en un medio poroso (Zinszner et al., 2007). La permeabilidad está relacionada con la forma y tamaño de poro. El cálculo de como un fluido determinado se mueve a través de un espacio poral ha sido descrito mediante la ecuación de Henry Darcy desde 1856 (Darcy, 1856). En esta ecuación, la permeabilidad es una constante de proporcionalidad entre la presión aplicada al fluido y la velocidad que adquiere el fluido a esa presión (Pal et al., 2006).

Debido a que las mediciones de permeabilidad dependen de la presión ejercida sobre las rocas que circundan el fluido, la determinación de sus valores en pozo se realizan utilizando muestras de núcleo, que son analizadas en laboratorio. Sin embargo, por el tiempo y el costo requerido en este tipo de proceso, no es posible realizarlo a todos los pozos de un campo en específico (Tiab et al., 2004). Otra limitación importante

es que, no existe un registro de pozo del que se obtengan los valores directamente de permeabilidad (Ellis et al., 2008). Existen diferentes métodos que suelen ser utilizados como técnicas de inferencia, por ejemplo, el modelo empírico de Tixier (Balan et al., 1995), el modelo Difuso (Sugeno et al., 1993), la teoría Fractal (Pape et al., 2000; Torres et al., 2007; Wang et al., 2011), el modelo de Paris (Pape et al., 1987), etc.

Una técnica importante y utilizada cada vez con mayor frecuencia es la técnica de inferencia basada en el sistema neuro-difuso, SND, (Jang, 1993), que en general proporciona resultados estadísticos bastante satisfactorios. En esta técnica se combinan las propiedades de las redes neuronales y la lógica difusa y 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 (Babuška et al., 2003). Algunos ejemplos del uso de esta técnica están en el área de la medicina (Cárdenas et al., 2009), los sistemas magnéticos (Rairán et al., 2009), la paleoclimatología (Da Silva et al., 2010a; Da Silva et al., 2010b), magnetismo de roca (Hurtado et al., 2013), etc.

Es de nuestro interés particular el uso que se le ha dado al SND en el área de la petrofísica. Esta técnica ha sido utilizada anteriormente para inferir datos de permeabilidad considerando el tipo de arena existente (Torres et al., 2007, Hurtado et al., 2009), pero involucrando tan sólo una variable para la inferencia, la porosidad (ϕ). Más recientemente, se trabajó con el SND, pero considerando tanto ϕ , como la saturación de agua (S_w) en la ecuación (Díaz et al., 2012), esto permitió mejorar considerablemente los resultados de inferencia frente a otros métodos, como por ejemplo, la teoría fractal (Pape et al., 2000; Torres et al., 2007; Wang et al., 2011) y aquellos basados en ecuaciones empíricas.

La ventaja de aplicar un razonamiento difuso para interpretar datos de índole geofísicos recae en que un SND es una herramienta fundamentada en la toma de decisiones más cercana a la realidad, por ende, se adapta a los eventos bajo estudio de forma más óptima y reproduce resultados con mayor fidelidad. Para ello los SND se respaldan en un proceso estadístico donde los datos de entrada son interpretados según reglas difusas, que pueden determinarse a partir de las características de los valores a inferir. El SND que usaremos, es el método de inferencia adaptativa del sistema neuro-difuso (Adaptive Neuro Based-Fuzzy Inference System, ANFIS) que permite sincronizar o crear la base de reglas de un sistema difuso (Wu et al., 2011).

En este trabajo estamos interesados en, utilizando datos de pozo Px50 del Bloque III del Lago de Maracaibo, generar un conjunto de ecuaciones de inferencia de permeabilidad, a partir de datos de porosidad (ϕ), saturación de agua (S_w) y volumen de arcilla (V_{sh}), esperando poder inferir permeabilidad en otros pozos del mismo campo (Px12 y PX21). Se usa concretamente el módulo de ANFIS de MatLab, versión Rb-2011. En los siguientes capítulos mostraremos la teoría relacionada con el tema, la geología del campo, así como la metodología y resultados obtenidos. En las conclusiones colocamos los aspectos más destacados que se han obtenido en el trabajo.

CAPÍTULO 2

Marco Teórico

2.1. Petrofísica y Física de Rocas

La identificación y evaluación de los reservorios de hidrocarburos, rocas generadoras de hidrocarburos, rocas sellos y acuíferos, están relacionados con las propiedades física de las rocas, cuyas características se obtienen mediante el estudio de la Petrofísica. La Petrofísica abarca el estudio de las rocas según sus propiedades físicas y químicas, que nos permiten obtener información sobre el aspecto y la distribución de los fluidos que pudiera contener una roca en específico (Thomas, 2007).

El estudio de la física de rocas, en un territorio de interés petrolero, suministra respuestas sobre criterios como la calidad del reservorio, características de los fluidos y litología (tipo de roca). Para caracterizar los yacimientos petroleros se utilizan ciertos parámetros, tales como: Porosidad (ϕ), Permeabilidad (K), Saturación de fluido (S_w, S_o, S_g), Volumen de Arcilla (V_{sh}) Presión Capilar (P_c), Mojabilidad (σ), Radio

de Poro (r_i), etc, (Thomas, 2007). A continuación daremos la definición de algunos de estos parámetros. Aleluya.

2.1.1. Parámetros de Física de Rocas

2.1.1.1. Porosidad

Es la capacidad de una roca de contener algún fluido determinado. El espacio creado a través de dos granos cualesquiera (figura 2.1) que conformen la roca es llamado espacio poroso y es allí donde se puede almacenar el fluido (Tiab et al., 2004); por lo tanto la porosidad puede ser expresada mediante la relación que existe entre el volumen de poro de una roca y el volumen total. Expresada en porcentaje sería:

$$\phi (\%) = \left(\frac{\text{Volumen de Poro}}{\text{Volumen Total}} \right) \times 100 \quad (2.1)$$

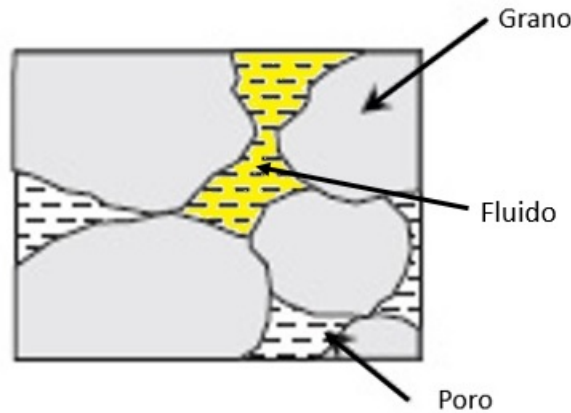


Figura 2.1: Una roca porosa (Modificado de: Schön, 2011).

La porosidad depende del espacio poroso de la roca, que puede ser de dos tipos: poro abierto y poro cerrado. Los poros cerrados están totalmente aislados de la superficie externa, por lo tanto no permiten la entrada de un fluido externo. En contraste, los poros abiertos están conectados con la superficie externa y por lo tanto son accesibles al fluido externo, también dependen del tamaño de poro y de la naturaleza del fluido.

Los poros abiertos pueden ser del tipo de poro interconectado. El porcentaje de poros interconectados dentro de una roca es conocido como porosidad efectiva. La porosidad efectiva excluye los poros aislados. Por otra parte, la porosidad total determinada por la ecuación 2.1, toma en cuenta el espacio poroso interconectado o no (figura 2.2). La porosidad efectiva es típicamente menor que la porosidad total (Šperl et al., 2008).

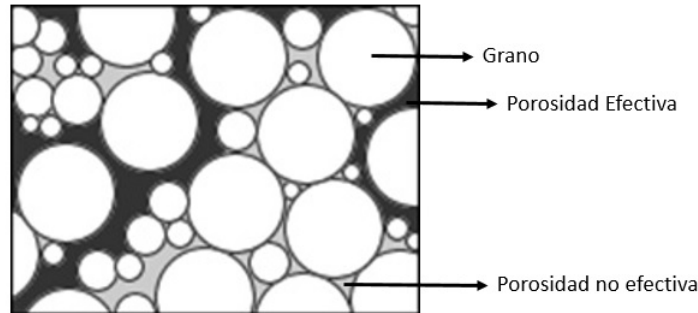


Figura 2.2: Porosidad efectiva y no efectiva (Modificado de: Schön, 2011).

Los factores que gobiernan la porosidad determinan sus valores límites. Por ejemplo, la forma del arreglo de los granos influye, ya sea cúbico o romboédrico, variando de un valor de porosidad de 47,6 % a 25,9 % respectivamente (figura 2.3); sin importar el tamaño de grano que los arreglos tengan. La uniformidad del tamaño de grano, grado de cementación o consolidación, la cantidad de compactación durante y después de la depositación y los métodos de empaquetamiento son otros delimitadores de la porosidad.

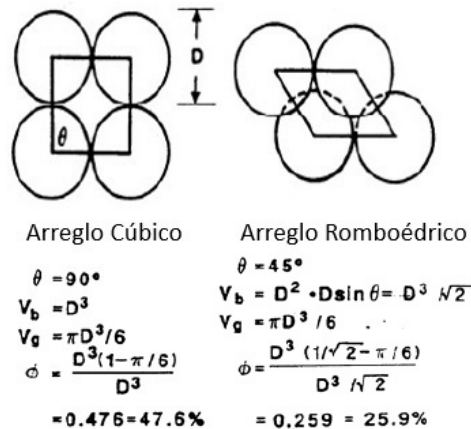


Figura 2.3: Porosidad según un arreglo cúbico o romboédrico (Modificado de: Peters, 2007).

Por otra parte, si se mezclan granos grandes con granos pequeños dentro de la estructura de una roca, los granos más pequeños se sitúan en el espacio poral de los granos más grandes, el radio del espacio poroso disminuye y la porosidad se reduce, por lo tanto se reduce la capacidad de almacenamiento de fluidos en la roca (Tiab et al., 2004). Otra causa importante que involucra una disminución de la porosidad es la presencia de material cementante, constituido por arcilla (figura 2.4), que pudiera generar una disminución de entre un 36 % sin material cementante a un 20 % en presencia de material cementante (Bigelow, 1995).

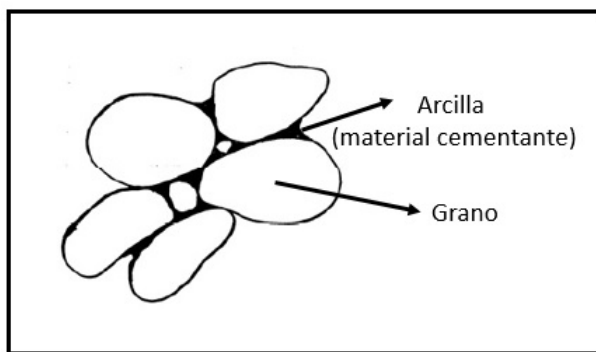


Figura 2.4: Material cementante en una roca (Modificado de: Peters, 2007).

Desde un punto de vista geológico la porosidad también se clasifica según el tiempo, modo y distribución que genera el espacio poroso. Dicha clasificación consta de la porosidad primaria y la porosidad secundaria, que se basan en elementos tales como la dolomitización, la intercristalización y fractura poral entre otros (Tiab et al., 2004).

2.1.1.2. Permeabilidad

La permeabilidad se define como la capacidad de un medio poroso para permitir el movimiento de un fluido específico a través del espacio poroso (figura 2.5). Lo anterior indica que las rocas muy poco porosas tienen una permeabilidad descartable, dado que la permeabilidad depende de la porosidad efectiva, es decir, de la continuidad del espacio poral (Nelson, 2007).

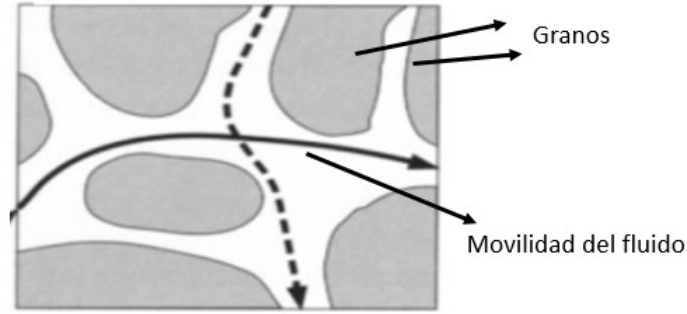


Figura 2.5: Movilidad de un fluido en una roca (Modificado de: Bigelow, 1995).

Uno de los parámetros más importantes que describe un medio poroso es la permeabilidad. La estimación precisa de éste parámetro es de interés para determinar si un pozo petrolero tiene cualidades aprovechables para la producción de hidrocarburos (Finol et al., 2002).

Desde un punto de vista matemático, el ingeniero Henry Darcy desarrolló en 1856 una ecuación estándar que modela la movilidad de los fluidos y que hasta ahora ha sido una herramienta de cálculo en ingeniería de petróleo (Tiab et al., 2004). La ecuación en su forma diferencial tiene la siguiente forma:

$$u = \frac{k}{\mu} \frac{dp}{dl} \quad (2.2)$$

La ecuación 2.2 involucra el gradiente de presión en la dirección de la movilidad del fluido ($\frac{dp}{dl}$) expresada en atmósfera/centímetros, permeabilidad de la roca (k) expresada en Darcy, la viscosidad del fluido (μ) expresada en Centipoises y donde u es la velocidad del fluido (Darcy, 1856). Con ésta ecuación se obtienen valores de permeabilidad real medidas en campo.

Las medidas aportadas por la ecuación de Darcy arrojan valores altos de permeabilidad, pero en los reservorios la mayoría de los valores que se miden son menores que un Darcy, por lo tanto se suele utilizar el milidarcy (mD). En el sistema internacional de unidades se utiliza el metro cuadrado como la unidad equivalente al Darcy, $1mD = 9,869,10^{-6}m^2$ y para efectos de las medidas en la industria, se utiliza el micrómetro al cuadrado μm^2 (Tiab et al., 2004).

La permeabilidad es afectada por la compactación, tamaño de poro, diferenciación poral, cementación, depositación y la intrusión de arcilla (Peters, 2007). Si las rocas están más compactas se reduce la porosidad y por lo tanto la permeabilidad. A mayor profundidad la compactación es mayor y la permeabilidad tiende a disminuir. El tamaño de poro afecta a la permeabilidad en el sentido del tamaño de grano, dado que la permeabilidad es proporcional al tamaño de grano. Por lo tanto, en una roca con una buena diferenciación poral y un elevado tamaño de grano la permeabilidad será alta, en contraste con una mala diferenciación poral y un pequeño tamaño de grano. En la tabla 2.1 se muestran éstas relaciones:

Tamaño $\Rightarrow$	Grueso	Medio		Fino		Muy Fino	
Diferenciación $\Downarrow$	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Bajo
Extremadamente bien diferenciados	43% 240D	42% 120D	42% 60D	42% 30D	43% 15D	43% 7D	43% 4D
Muy bien diferenciados	42% 240D	40% 115D	40% 60D	40% 30D	41% 15D	41% 7D	42% 4D
Bien diferenciados	38% 150D	38% 75D	39% 40D	39% 20D	40% 10D	40% 5D	40% 2D
Moderadamente diferenciados	33% 50D	34% 30D	34% 15D	34% 7D	34% 4D	35% 2D	35% 1D
Pobrememente diferenciados	30% 25D	31% 10D	31% 6D	31% 4D	31% 2D	32% 1D	32% 5D

Tabla 2.1: Valores de permeabilidad según el tamaño de grano y la diferenciación poral (Modificado de: Peters, 2007).

La cementación y la mala diferenciación poral reduce el tamaño de poro y por lo tanto la permeabilidad. Debido a la depositación, la permeabilidad horizontal tenderá a aumentar en comparación con la permeabilidad vertical, dado que su comportamiento es diferente en distintas direcciones. Cuando la roca tiene algún contenido de arcilla, ésta absorbe de su alrededor el fluido, disminuyendo así la permeabilidad (Peters, 2007).

EL rango de los valores de permeabilidad en reservorios van desde $K < 1mD$ para permeabilidad muy baja, pasando por valores de $50mD < K < 200mD$ para permeabilidad promedio hasta $K > 500mD$ para valores de permeabilidad alta (Peters, 2007). La verificación del rango de valores de permeabilidad en un pozo determinado, suministra información acerca de la producción del mismo.

2.1.1.3. Saturación de Fluido

El espacio poroso es normalmente llenado con fluido (gas/aire, agua, petróleo). Si más de un fluido está presente, la distribución espacial del diferencial del fluido depende de las propiedades físicas de la roca, de las propiedades del fluido y de las interacciones del fluido con otros fluidos y con el material sólido (Shön, 2011).

La saturación de fluido puede determinarse del análisis in situ del reservorio o mediante mediciones indirectas (registros de pozos); la información que se obtiene son los valores en fracción o porcentaje que se desprenden de la ecuación 2.3:

$$S_i = \frac{\text{Volumen del fluido } i}{\text{Volumen de poro}} \quad (2.3)$$

Un reservorio con los fluidos de agua, gas y petróleo es caracterizado por tres términos de saturación cuya suma debe ser 1 (Shön, 2011):

$$S_w + S_o + S_g = 1 \quad (2.4)$$

donde S_w es la saturación de agua, S_o es la saturación de petróleo y S_g es la saturación de gas.

Según el índice de la saturación de un fluido, puede determinarse la permeabilidad relativa por fluido en el reservorio, en base al volumen ocupado por ese fluido (figura 2.6). La medida de proporción de los fluidos se utiliza además para localizar los puntos de contacto entre gas-petróleo, agua-petróleo (Peters, 2007). Es de interés conocer los valores aproximados de cada fluido, para visualizar las regiones de producción del reservorio.

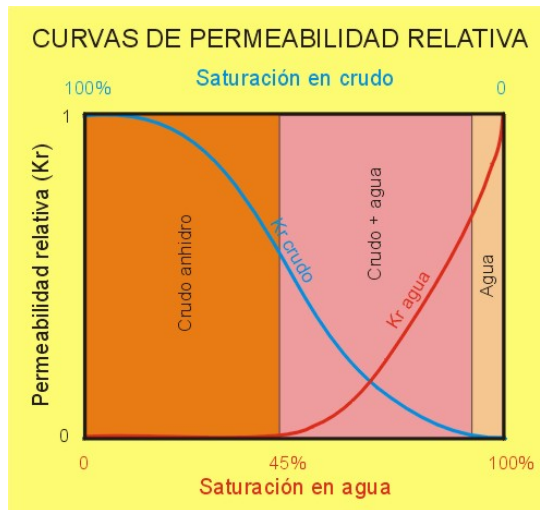


Figura 2.6: Permeabilidad relativa crudo-agua, según la proporción de fluido (Modificado de: Nelson, 2007).

2.1.1.4. Volumen de Arcilla

La radioactividad de las rocas se ha utilizado por muchos años para derivar la litología de las mismas. A pesar de que no existe una conexión fundamental entre los diferentes tipos de rocas y la medición del registro de la intensidad de gamma ray (registro radiactivo de rayos gamma a profundidad), sí existe una fuerte correlación general entre los contenidos de isótopos y la mineralogía de la roca (Nelson, 2007).

El volumen de arcilla es asociado al registro gamma ray, ya sea en una forma lineal o no lineal, por lo tanto se han realizado distintas modificaciones a esa asociación, obteniéndose ecuaciones empíricas (Nelson, 2007). La variación entre las relaciones de gamma ray y volumen de arcilla se realiza como parte de la clasificación de la edad de las rocas.

El uso más común del registro gamma ray es estimar el volumen de arcilla en las rocas. Es importante resaltar que ésta herramienta mide radioactividad y que la correlación con el contenido de arcilla es empírica. Debido a lo anterior, el registro gamma ray es correlacionado con el tamaño de grano, dado que los paquetes de arena que rodean a los cúmulos de arcilla contienen material radioactivo en su estructura. Para extraer las medidas de volumen de arcilla en rocas, una relación lineal o no lineal es usada para convertir el índice de gammara ray I_{gr} a volumen de arcilla V_{sh} , eligiendo un nivel de punto de referencia cerca de la zona de interés, como lo muestra la ecuación 2.5 (Nelson, 2007):

$$I_{gr} = \frac{GR(Registro) - GR(min)}{GR(max) - GR(min)} \quad (2.5)$$

El registro gamma ray ocupa el rango de arenas que va desde dos líneas delimitadoras: la línea de lutitas puras (línea de lutitas) o el valor de máximo de GR hasta el valor nulo de lutitas (línea de arena) o valor mínimo de GR (figura 2.7). Una relación lineal simple coloca el contenido de arcilla asociado directamente al índice de gamma ray (Nelson, 2007).

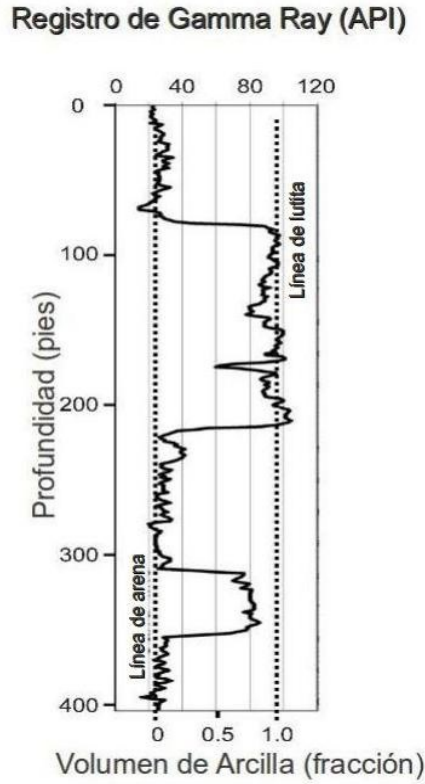


Figura 2.7: Registro Gamma Ray indicando los valores de Volumen de Arcilla (Modificado de: Nelson, 2007).

Una de las modificaciones más utilizadas al momento de calcular el volumen de arcilla es la propuesta por Larinov:

$$V_{sh} = 0,33(2^{2I_{gr}} - 1) \quad \text{para rocas antiguas o consolidadas} \quad (2.6)$$

$$V_{sh} = 0,083(2^{3,7I_{gr}} - 1) \quad \text{para rocas terciarias o no consolidadas} \quad (2.7)$$

Una vez conocidas las litologías, se pueden emplear las ecuaciones de Larinov (ecuaciones 2.6 y 2.7) junto con la información del registro de gamma ray para predecir el volumen de arcilla. El conocimiento preciso de los valores de V_{sh} es muy importante ya que influye directamente sobre la capacidad de las rocas de almacenar fluido y de transportarlo (Nelson, 2007).

2.1.2. Modelos Empíricos

A comienzos del siglo XX, se desarrollaron técnicas empíricas basadas en el análisis de registros de pozos para la inferencia de parámetros petrofísicos tales como: permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla, saturación de agua, presión capilar, etc. (Torres et al., 2007), los cuales rigen el movimiento de los fluidos y con las cuales se pueden realizar inferencias coherentes sobre el carácter productivo de un reservorio. Entre los modelos desarrollados estamos interesados principalmente en la porosidad y saturación de agua, como el modelo de Tixier, y los asociados a la porosidad y el volumen de arcilla, como el modelo de Paris.

2.1.2.1. Ecuaciones empíricas para la permeabilidad, relacionadas con porosidad y saturación de agua

Una gran cantidad de trabajo se ha llevado a cabo en distintas investigaciones para comprender el comportamiento de la permeabilidad en función de un modelo general aplicable. Todos estos estudios aportan un mejor entendimiento sobre los factores que controlan la permeabilidad, pero no proporcionan una visión universal entre la permeabilidad y otros parámetros petrofísicos (Balan et al., 1995). Los modelos más sencillos, que han ofrecido mejores respuestas en distintas circunstancias (Tixier, Kozeny, Wyllie and Rose) son los más utilizados en la industria del petróleo.

Utilizando relaciones empíricas entre resistividad y saturación de agua, saturación de agua y presión capilar, y presión capilar y permeabilidad, Tixier (1949) estableció un método para la determinación de la permeabilidad a partir de gradientes resistivos:

$$K = C \left(a \frac{2,3}{\rho_w - \rho_o} \right)^2 ; \quad (2.8)$$

$$a = \frac{\Delta R}{\Delta D} \frac{1}{R_o} \quad (2.9)$$

donde C es una constante, generalmente cercana al valor 20, ΔR es el cambio en resistividad (ohm-m), ΔD es el cambio en profundidad (pies), ρ_w es la densidad del agua y ρ_o es la densidad del hidrocarburo (Balan et al., 1995).

Utilizando las ecuaciones 2.8 y 2.9 se puede escribir lo siguiente:

$$\left(\frac{K}{20} \right)^{1/2} = \frac{2,3}{R_o(\rho_w - \rho_o)} \frac{\Delta R}{\Delta D} \quad (2.10)$$

A partir de la información aportada por los registros de pozos y manipulando la ecuación 2.10, Tixier desarrolló una ecuación simple que es reiteradamente utilizada en la industria petrolera para calcular el valor de la permeabilidad (Balan et al., 1995):

$$K = \left(250 \frac{\phi^3}{S_w} \right)^2 \quad (2.11)$$

2.1.2.2. Ecuaciones empíricas para la permeabilidad relacionadas con la porosidad y el volumen de arcilla

Se puede utilizar la ecuación de Paris (Pape et al., 1982) para predecir los valores de la permeabilidad en función de la porosidad y del volumen de arcilla, mediante la ecuación 2.12:

$$K = (0,332)(\phi^2) \left(\frac{(0,313)(V_{sh})}{q} \right)^{-3,11} \quad (2.12)$$

donde la constante q se refiere al factor de lamella (Pape et al., 1987).

En el caso de rocas sedimentarias, con contenido de minerales de arcilla, las medidas de la superficie específica no deberían diferenciarse mucho de las medidas del radio efectivo de los poros, por lo que se puede considerar una factor de lamella igual a uno ($q = 1$). En base a esto se modificó la ecuación de Paris, para finalmente utilizar la ecuación 2.13:

$$K = (0,332)(\phi^2)((0,313)(V_{sh}))^{-3,11} \quad (2.13)$$

2.2. Sistemas Neuro-Difusos

Existe una gran clase de problemas para los que la inteligencia humana es mucho más rápida y eficiente que el procesamiento de la mejor computadora actual. Tratando de atacar éstas deficiencias en la forma de resolver problemas tradicionalmente, surgieron áreas como algoritmos genéticos, lógica difusa, redes neuronales artificiales y la hibridación de esas dos últimas categorías, originando a los sistemas neuro-difusos, enmarcados en el concepto de inteligencia artificial (Moya, 2005).

Los sistemas neuro-difusos (SND) combinan el tipo de razonamiento de la lógica difusa, similar al razonamiento humano, con la estructura conexionista de las redes neuronales. Las arquitecturas combinadas o híbridas usando lógica difusa y redes neuronales artificiales, se utilizan para ampliar la clase de problemas que cada una puede tratar por sí misma y mejorar la solución global encontrada (Moya, 2005). Lo más destacable de los SND es que son aproximadores universales con la habilidad de interpretar las reglas de un modelo lingüístico "SI antecedente ENTONCES consecuente".

El conocimiento implícito adquirido por las redes neuronales proporciona una buena forma de ajustar el conocimiento experto y generar automáticamente reglas difusas y funciones de pertenencia o idoneidad para ajustarse a ciertas especificaciones y reducir el tiempo de diseño. Por otro lado, la lógica difusa aumenta la capacidad de generalización de las redes neuronales a través del conocimiento implícito, proporcionando salidas más fiables cuando se necesita extrapolar más allá de los datos de entrada (Moya, 2005).

2.2.1. Lógica Difusa

Se define la lógica difusa a partir de los conjuntos difusos, que a su vez se definen sobre un universo de discurso; que representa una clase o concepto y queda caracterizado por una función de pertenencia o inclusión, que toma valores en el intervalo $[0, 1]$ y asigna a cada objeto un valor de ese intervalo, es decir, un grado de pertenencia al conjunto difuso (Moya, 2005).

Un universo de discurso denominado como X es aquel que contiene tanto valores discretos como continuos en un intervalo definido de $[0, 1]$, que relaciona una variable

lingüística a través de una función de pertenencia $\mu_A(x)$ al conjunto difuso A y que puede ser expresado según la relación 2.14 (Wu et al., 2011):

$$A = \{x, \mu_A(x) | x \in X\} \quad (2.14)$$

Las funciones de pertenencias son las que modelan el grado de pertenencia de un conjunto difuso determinado (figura 2.8) y que son diferenciadas según sus parámetros geométricos.

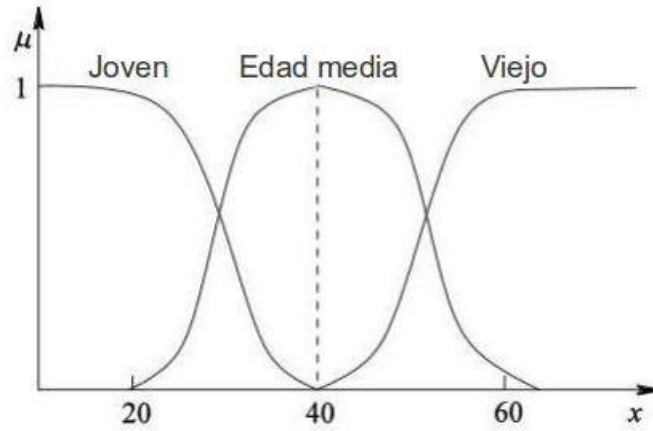


Figura 2.8: Conjunto difuso de los elementos que representan la variable lingüística de la edad humana y que queda particionada por tres subconjuntos difusos llamados: joven, edad media y viejo; cada uno especificado por una función de pertenencia (Modificado de: Wu et al., 2011).

Las reglas difusas asociadas a un conjunto difuso combinan uno o más conjuntos borrosos de entrada (antecedentes o premisas) y les asocian un conjunto borroso de salida (consecuente o consecuencia) (Moya, 2005). La base de reglas suele agrupar todas las reglas que se necesitan para representar todo el conocimiento de la relación que existe entre los antecedentes y los consecuentes. Se puede representar como una tabla de reglas o como una memoria asociativa borrosa, que son matrices que representan la consecuencia de cada regla definida para la combinación de dos entradas.

Hay dos tipos de formato para las reglas borrosas:

- Borroso puro o de tipo Mamdani: al consecuente le asocian a un conjunto borroso de otro universo de discurso.
- De tipo Sugeno: la función de salida es una combinación lineal de las variables de entrada o una función genérica de las mismas.

2.2.2. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales representan una técnica de mucha aplicación como método para realizar el procesamiento flexible de la información. Las redes neuronales se consideran desde un punto de vista fundamental como un grupo de neuronas del cerebro humano modeladas para conformar un grupo de neuronas de tipo computacional. Las redes neuronales tienen algunas arquitecturas, una de ellas es que permiten adquirir conocimiento mediante el entrenamiento, aumentando la habilidad del manejo de la información (Suzuki, 2013).

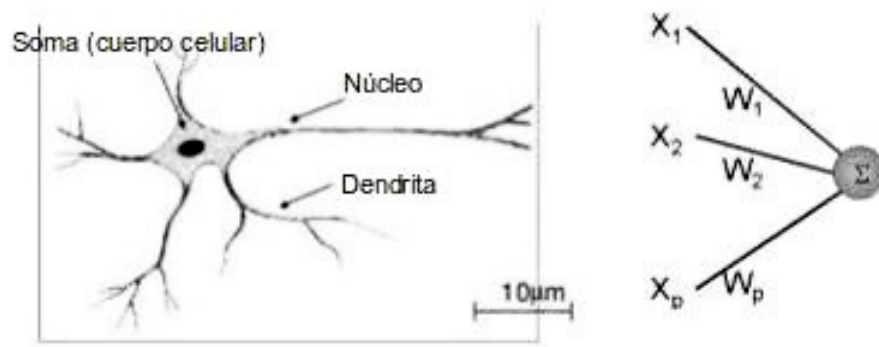


Figura 2.9: Estructura de una neurona biológica (izquierda) y su símil computacional (derecha) (Modificado de: Suzuki, 2013).

A la izquierda de la figura 2.9 se muestra la estructura a grandes rasgos de una neurona biológica, la cual posee dendritas donde ingresa la información a la neurona, el cuerpo celular o soma donde es procesada la información y el axon por donde se transporta dicha información hasta otras dendritas que a su vez están conectadas a otras neuronas. La estructura mostrada a la derecha representa la forma más simple de una neurona artificial, que posee los mismos mecanismos básicos del manejo de la información que la neurona biológica. Las entradas de la neurona artificial así ejemplificada son X_1, X_2 hasta X_p , modelando las dendritas, existen diversificaciones denotadas con W_1, W_2 hasta W_p llamados pesos difusos, que representan la transmisión de la información de forma difusa y que convergen en un nodo según una operación determinada (Suzuki, 2013).

Hay varias posibilidades para entrenar una red neuronal asociada a un sistema neuro-difuso, dentro de las más importantes tenemos la retropropagación, algoritmos genéticos y mínimos cuadrados ortogonales. La retropropagación es un método muy utilizado debido a la sencillez y calidad de respuesta obtenida luego de su aplicación (Moya, 2005).

2.2.3. Técnica de optimización

El método de retropropagación es un método más local que un algoritmo genético y suele dar buenos resultados cuando hay alguna solución próxima a la óptima. Las técnicas que utilizan retropropagación en estos sistemas son similares a las de las redes neuronales ya que un sistema borroso se podría ver como una red unidireccional de 3 capas. Se puede configurar el sistema inicialmente con unos valores especificados por expertos y luego ir ajustándolos por medio de un algoritmo de aprendizaje (Moya, 2005). En el caso de elegir como algoritmo de aprendizaje el de retropropagación los pasos a seguir, de forma general, serán los siguientes:

1. Presentar al sistema un ejemplo de entrada y computar su salida.
2. Calcular el error entre la salida obtenida y la esperada (según el ejemplo presentado al sistema).
3. Ajustar los pesos de las conexiones y las funciones de pertenencia o idoneidad.
4. En un número concreto de etapas eliminar las reglas y las neuronas que no sean de utilidad y añadir otras nuevas.
5. Si el error que se ha calculado en 2 es mayor que un nivel de tolerancia fijado se volverá al paso 1, en caso contrario se terminará el proceso.

Cuando el error cae por debajo de la tolerancia definida por el usuario, los pesos de interconexión finales reflejan los cambios en las reglas difusas iniciales y las funciones de pertenencia. En el caso en el cual el peso de una regla sea próximo a cero podemos eliminar esa regla ya que será insignificante en comparación con las otras. Ajustando los parámetros de las neuronas de las capas durante el proceso de entrenamiento también se modela la forma de las funciones de idoneidad de las capas de borrosificación y desborrosificación (Moya, 2005).

El proceso de retropropagación de las redes da origen a la regla de activación de información:

$$Salida = f \left(\sum \text{Entrada} (W - T) \right) \quad (2.15)$$

donde f es la función de membresía, W es el peso asociado a las reglas difusas que genera el valor deseado del sistema y T es el valor umbral o real obtenido (Jung et al., 2006).

2.2.4. Sistema Neuro-Difuso Adaptado

La hibridación de sistemas difusos y redes neuronales puede llevarse a cabo principalmente de dos formas:

- Dotando una red neuronal con la capacidad de soportar información difusa (Redes Neuronales Difusas).
- Aumentando un sistema difuso con una red neuronal que le proporcione algunas de sus características, como la flexibilidad, la velocidad y la adaptabilidad (Sistemas Neuro-Difusos).

En el primero, las entradas, los pesos y las salidas son conjuntos difusos o valores de las funciones de inclusión de algún conjunto difuso. En el segundo, que está diseñado para procesar razonamiento difuso, tenemos que los pesos de las conexiones de la red se corresponden con parámetros de dicho razonamiento. Mediante algoritmos de retropropagación, los SND pueden identificar reglas difusas y aprender funciones de pertenencia del razonamiento difuso. Los componentes de un sistema neuro-difuso adaptado son similares a los de un SND, pero añadiendo una capa oculta de neuronas en cada etapa/fase y la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales para aumentar el conocimiento del sistema (Moya, 2005).

Diseñar las redes neuronales para implementar la lógica difusa, además de implementar funciones de pertenencia que representen conjuntos difusos, es diseñar un SND. En esta categoría nos encontramos con las redes neuronales que se emplean en tareas de computación dentro del marco de los modelos difusos (figura 2.10):

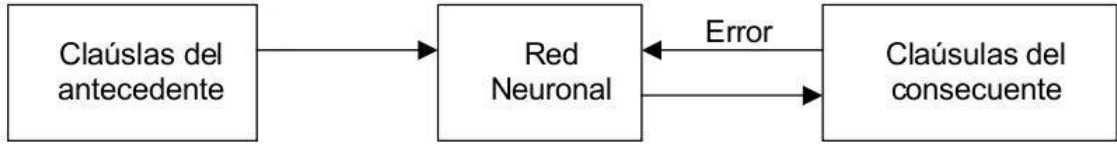


Figura 2.10: Red neuronal implementando lógica difusa (Moya, 2005).

Una arquitectura específica de un SND es el Sistema Neuro-Difuso Adaptado (figura 2.11). Los círculos representan los nodos de las redes neuronales, los recuadros indican nodos adaptativos enlazados a los parámetros ajustables de las funciones de pertenencia. Se considera a las entradas como x e y y una salida z . El modelo de inferencia difusa utilizado se basa en las reglas difusas tipo Sugeno, dada su gran interpretabilidad y eficiencia computacional.

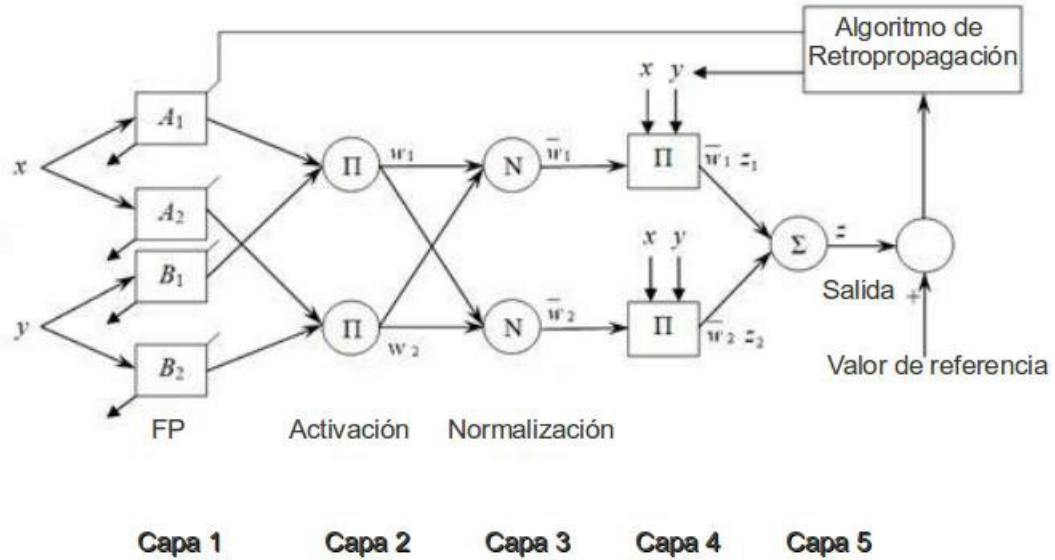


Figura 2.11: Arquitectura de un Sistema Neuro-Difuso Adaptado (Modificado de: Al-laoua et al., 2009).

La base de reglas tiene dos reglas difusas SI- ENTONCES del tipo Takagi-Sugeno (Takagi et al., 1985):

- 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 $z_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Las cinco capas de la estructura de la red ANFIS son las siguientes (Allaoua, 2009):

Capa 1: 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. Esta es una de las dos capas que tienen parámetros ajustables, como se ha dicho antes, en este caso, los parámetros son los que representan las particiones difusas usadas en las reglas, es decir, se corresponden con los parámetros de las funciones de pertenencia de las entradas.

Como función de pertenencia se suele elegir una de las que tienen forma de campana con valor máximo en 1 y mínimo en 0.

$$O_i^1 = A_i(x) \quad (2.16)$$

Los parámetros de las funciones de pertenencia (constantes que las caracterizan) son los que se conocen como parámetros del antecedente.

Capa 2: Cada nodo calcula el grado de activación de la regla asociada al mismo. Se suelen conocer como nodos de reglas.

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 lenguaje de la lógica difusa

$$O_i^2 = wi = A_i(x).B_i(y) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.17)$$

Capa 3: Cada nodo de la capa 3 está representado por N en el dibujo de forma que se 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.

$$O_i^3 = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.18)$$

Capa 4: 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).

$$O_i^4 = \overline{w}_i z_i = w_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.19)$$

donde p_i, q_i y r_i forman el conjunto de parámetros calculados en el entrenamiento del sistema. Los parámetros de esta capa se conocen como parámetros del consecuente. Esos parámetros, como se puede ver, son los coeficientes de las funciones lineales que forman el consecuente de las reglas. Son parámetros ajustables, como los de la capa 1.

Capa 5: Tiene un único nodo que calcula la salida total del sistema (agregación) como la suma de todas sus señales de entradas individuales:

$$O^5 = z_o = \overline{w}_1 z_1 + \overline{w}_2 z_2 \quad (2.20)$$

CAPÍTULO 3

Marco Geológico

Los datos de parámetros de física de rocas analizados en el presente trabajo provienen de tres pozos (Px12, Px21 y Px21) que se encuentran en el área de la cuenca del Lago de Maracaibo, en la región Occidente-Bloque III (figura 3.1).

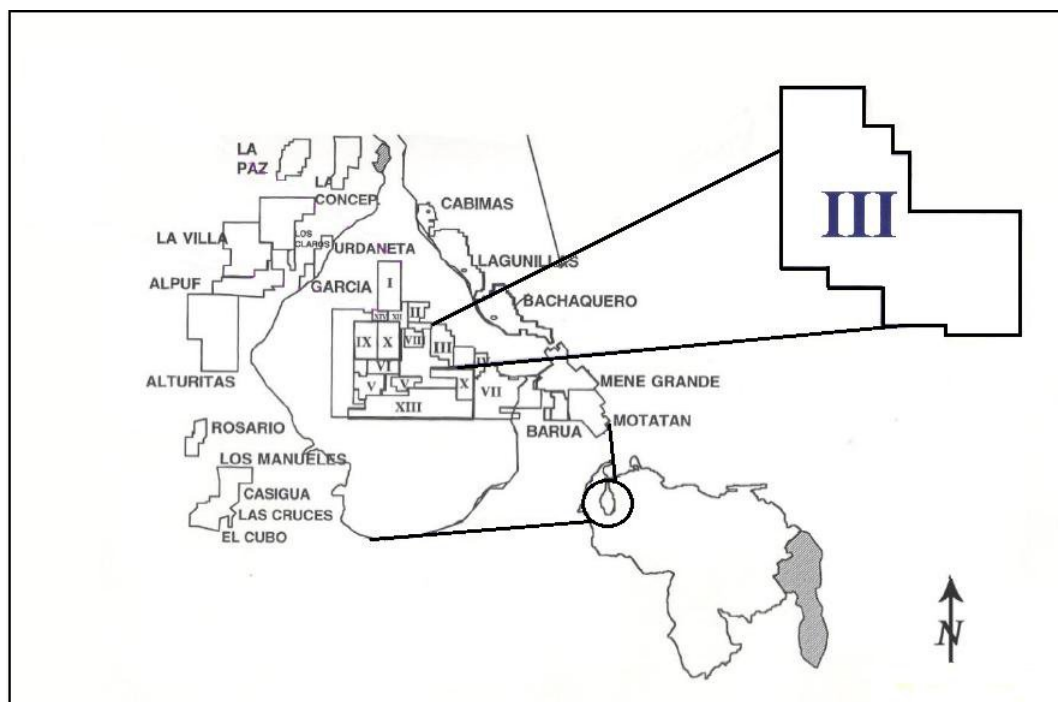


Figura 3.1: Ubicación del Bloque III del Lago de Maracaibo (Modificado de: Torres, 1996).

Los datos de núcleo y de registros analizados para estos pozos, corresponden al intervalo entre los 13922 y 14458 pies. Este intervalo comprende 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 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 éstas dos unidades dentro del yacimiento varía entre 6 % y 18 % con un promedio de 13 % (Hurtado et al., 2007).

3.1. Geología Regional

La Cuenca de Maracaibo (figura 3.2) es la cuenca petrolífera más importante de Venezuela, ocupando un área de aproximadamente de 60000 Km^2 . La roca madre por excelencia es la Formación La Luna (figuras 3.3 y 3.4), de edad Cretácico Tardío, cuyas facies se extendieron por toda Venezuela Occidental hasta Colombia. Se han encontrado rocas madre de importancia secundaria en los Grupos Cogollo (Miembro Machiques de la Formación Apón) y Orocué (Formación Los Cuervos) (WEC-Schlumberger, 2009).

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 (Briceño, 1999).

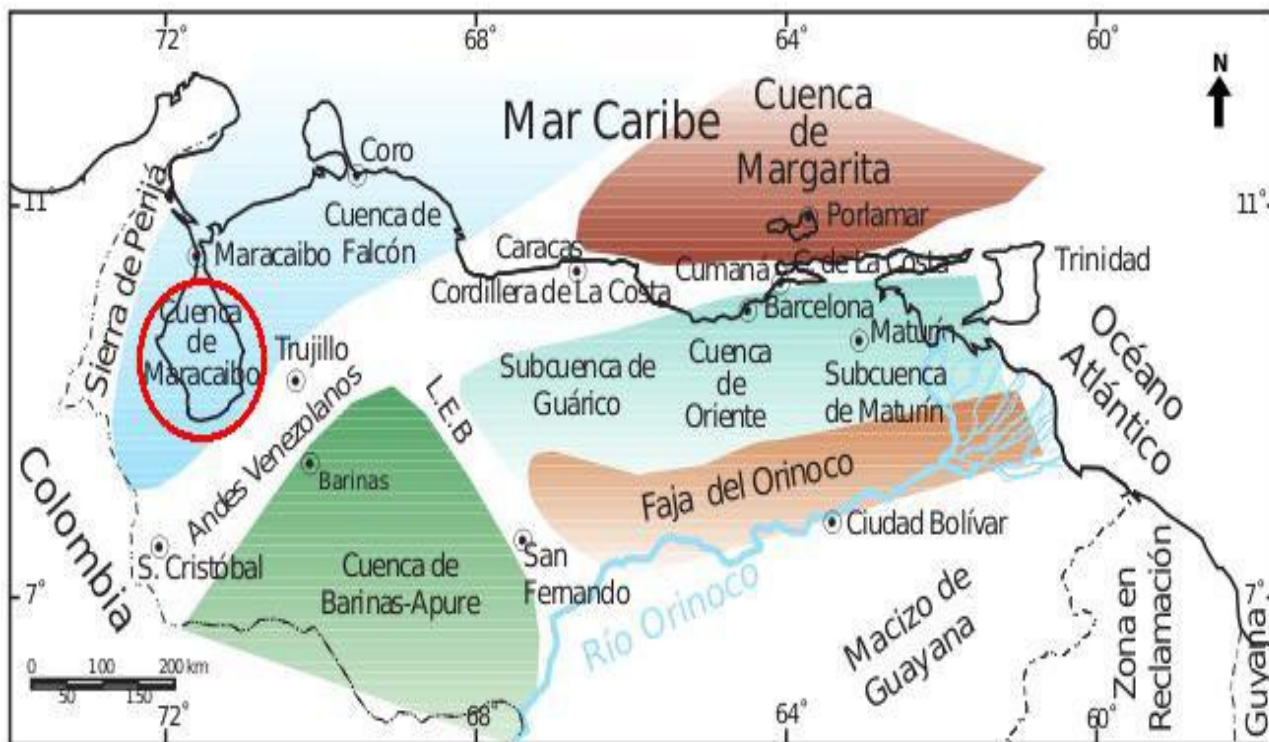


Figura 3.2: Localización regional de la cuenca de Maracaibo. (Modificado de: WEC-Schlumberger, 2009)

El petróleo fue generado, migrado y acumulado en diversos pulsos, siendo el más importante el ocurrido durante el levantamiento andino. Estos puntos serán tratados con mayor detalle más adelante. Las principales rocas yacimientos clásticos son las Formaciones Río Negro y Aguardiente (Cretácico), Grupo Orocué (Paleoceno), Mirador-Misoa (Eoceno), Lagunillas y La Rosa (Mioceno) (veáanse las columnas estratigráficas de las figuras 3.3 y 3.4) (WEC-Schlumberger, 2009).

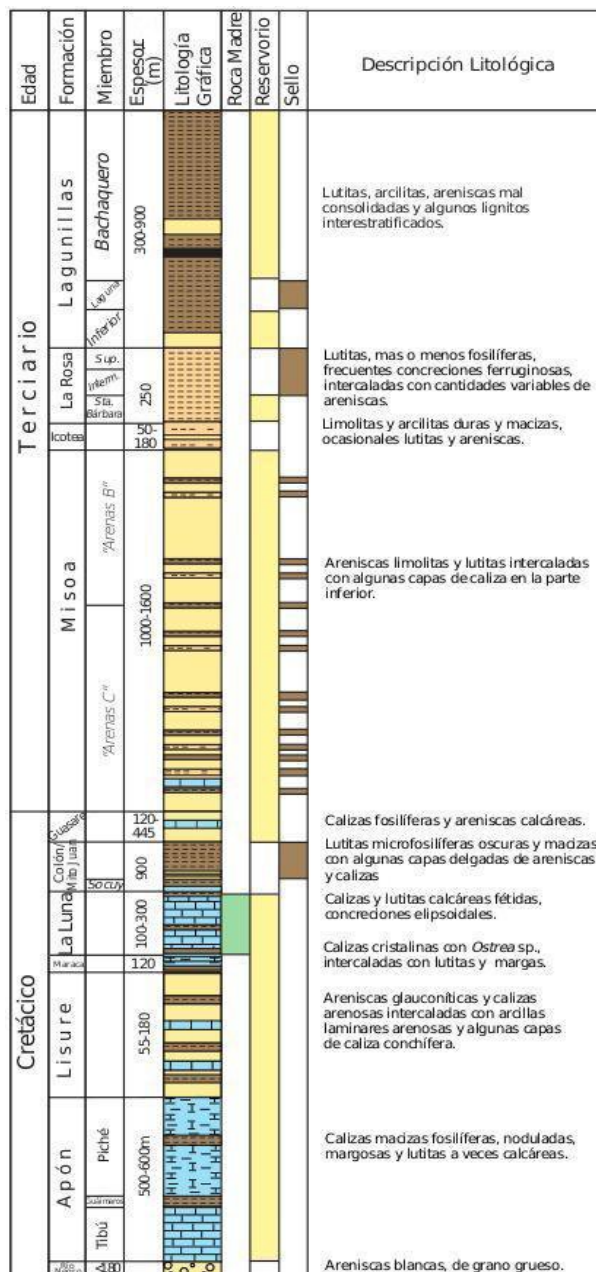


Figura 3.3: Columna estratigráfica compuesta del Lago de Maracaibo. (WEC-Schlumberger, 2009)

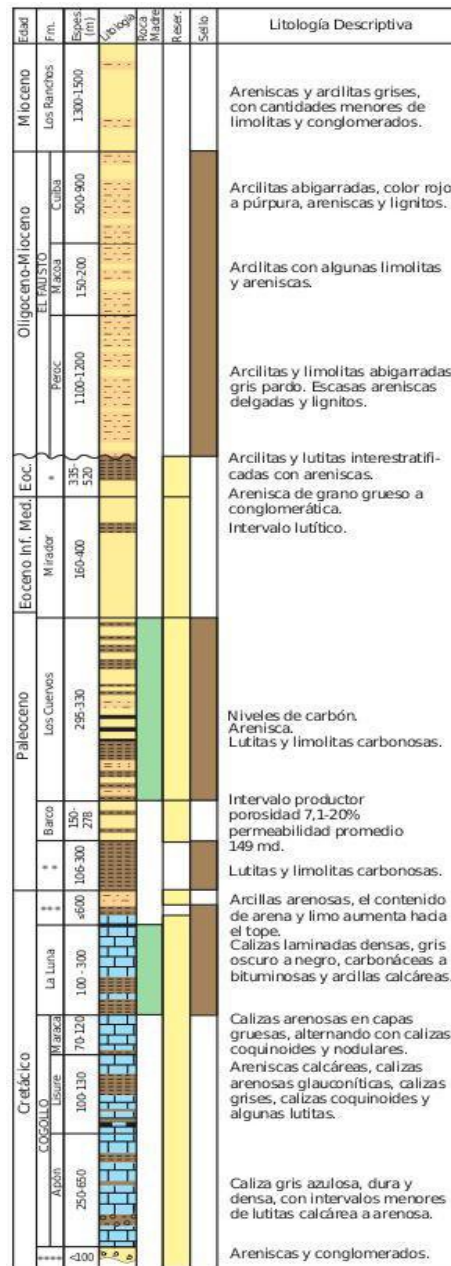


Figura 3.4: Columna estratigráfica compuesta de la Cuenca de Maracaibo hacia el Flanco Norandino (WEC-Schlumberger, 2009).

Las calizas (fracturadas) del Grupo Cogollo (Cretácico Temprano) constituyen los yacimientos carbonáticos más relevantes, mientras que los sellos regionales más importantes son las Formaciones Colón (Cretácico Tardío) y Paují (Eoceno). Localmente, constituyen sellos importantes el Miembro Machiques (Formación Apón) y las lutitas espesas dentro de las formaciones ubicadas hacia el centro del Lago de Maracaibo, como Misoa, Lagunillas y La Rosa (figura 3.5), e incluso secuencias cercanas a los frentes de deformación, como la Formación León y los Grupos Guayabo (Andes) y El Fausto (Perijá) (WEC-Schlumberger, 2009).

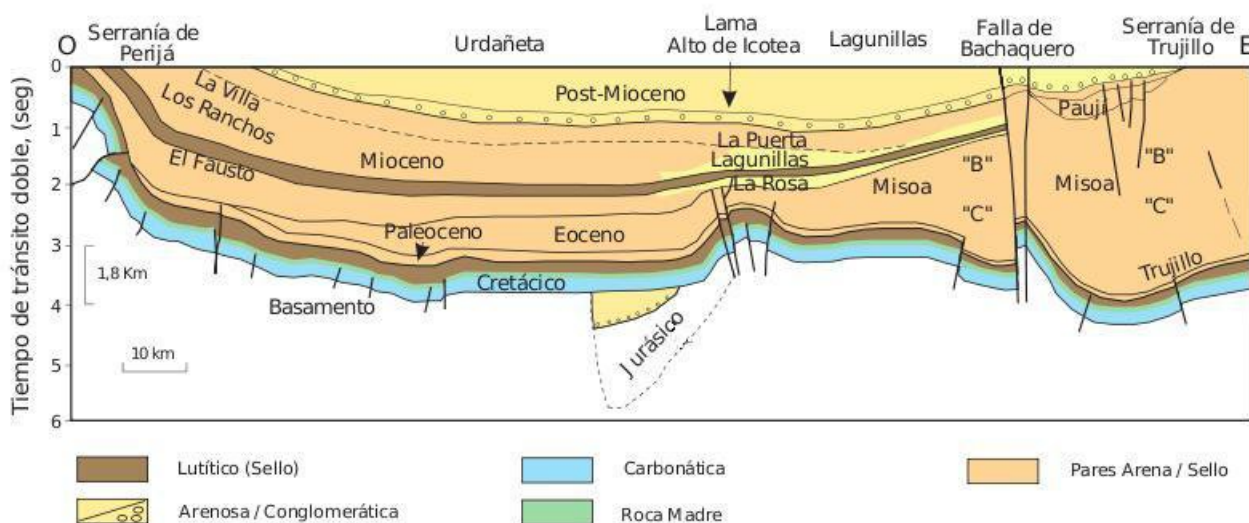


Figura 3.5: Sección O-E de la Cuenca de Maracaibo (Modificado de: Parnaud et al., 1995).

Los principales campos petroleros se encuentran en la costa oriental del Lago de Maracaibo, los que producen principalmente de yacimientos terciarios, como por ejemplo: Cabimas, Tía Juana, Lagunillas, Bachaquero, Mene Grande y Motatán. En la costa oeste se encuentran campos con producción importante en el Cretácico, además del Terciario; entre los que se encuentran el campo de Urdaneta (Lago de Maracaibo) y los del Flanco Perijanero, que son, de norte a sur: La Concepción, Mara, La Paz, Boscán y Alturitas. En el centro, los campos se ubican a lo largo de la estructura del sistema de fallas de Lama-Icotea (figura 3.5); entre ellos se cuentan: Lago, Centro, Lama y Lamar (WEC-Schlumberger, 2009).

El Eoceno C Inferior del Bloque III, infrayace a las acumulaciones productoras del Mioceno Inferior, Eoceno B y Eoceno C Superior. Se han perforado 129 pozos los cuales penetraron el Eoceno C Inferior (ver figura 3.5). El yacimiento Eoceno C Inferior, a nivel de C-4 tiene una estructura monoclinal de buzamiento suave hacia el suroeste (entre 4 y 7 grados), cortado por fallas normales de alto buzamiento, orientadas en dirección este-sureste/oeste-noreste, y perpendiculares a la dirección de la deposición de los sedimentos (WEC-Schlumberger, 2009).

La gravedad de los crudos es bastante diversa; en general los crudos más livianos ocurren en yacimientos cretácicos profundos y se van haciendo más pesados a medida que se acercan a los yacimientos terciarios más someros. Algunos crudos de la costa oriental del lago, por ejemplo, llegan a tener menos de 13°API.

3.2. Sedimentología

Las arenas C del Eoceno Inferior de la Formación Misoa, se depositaron en un ambiente deltaico, predominantemente en áreas ocupadas por llanuras de delta, donde se complementan la actividad fluvial con la influencia de mareas, seguido por una secuencia marino marginal (Torres, 2007).

Las arenas del Eoceno C Inferior pertenecen principalmente a la secuencia inferior de canales distributarios y sólo la unidad C-4 pertenece a la secuencia marino marginal intermedia. Los intervalos C-455 y C-460 son considerados los más importantes en todo el yacimiento. Representan una secuencia continental de llanura deltaica, con depósitos de canal distributivo, que pasan en secuencia vertical hacia el tope, a un ambiente de llanura costera caracterizada por depósitos de barra y canal de marea (Torres, 2007).

Actualmente, los depósitos de canal distributarios y de canal de marea tienen geometría lobular, con dirección noreste suroeste y presentan los mayores espesores hacia la zona sur y oeste del Bloque (Torres, 2007). Por su parte los depósitos de barra presentan geometría elongada, con orientación noroeste sureste, perpendiculares a la que representan los cuerpos de canales distributarios y canales de marea.

3.3. Estratigrafía

En el Bloque III (figura 3.1) existen alrededor de 2500 pies de sedimento de edad Eoceno, suprayaciendo sobre lutitas de origen marino con intercalaciones calcáreas (calcitas), que caracterizan la discordancia del Paleoceno o Formación Guasare (figura 3.3) (Torres, 2007). Tanto la continuidad lateral como el grado de comunicación vertical de estas arenas, están controladas por lutitas y limolitas cuyos espesores fluctúan entre 10 y 40 pies. Esta confluencia de arenas desarrolladas y lutitas continuas, ha permitido generar una correlación confiable, a través del campo, a pesar del gran espaciamiento entre pozos.

Según la columna estratigráfica del Lago de Maracaibo (figura 3.3), la unidad C-455 constituye el tope de arenas masivas pertenecientes a la secuencia inferior de canales distributarios, la cual contiene la mayor parte de las reservas y se caracteriza por presentar altos porcentajes de arenas. Estos presentan una orientación principal en dirección noreste suroeste, siendo ésta la dirección de los depósitos de los canales distributarios. La unidad C-455 presenta muy buenas extensión y comunicación lateral (Torres, 2007).

La unidad C-460, se ubica en el tope de una serie de arenas, generalmente limpias, las cuales integran una secuencia de canales distributarios depositados en un ambiente

de llanura deltaica. Los cuerpos de arena son de geometría lobular con orientación preferencial noreste suroeste, presentando los mayores espesores hacia el sur y oeste del campo.

La formación Misoa fue depositada en el abanico deltaico desarrollado con gran amplitud hacia el noreste, donde predominó la complejidad característica de la sedimentación de arenas en todo el delta. Está directamente relacionada con el desplazamiento de canales principales y afluyentes y el movimiento de barras y bermas litorales al variar la profundidad, como resultado se desarrolla una litología extremadamente compleja y variable (Torres, 2007).

3.4. Sistemas Petroleros

Uno de los sistemas petroleros que conforman la cuenca del Lago de Maracaibo, está constituido por la roca madre cretácica (principalmente la Formación La Luna) en la mayor parte de la actual cuenca hidrográfica del Lago de Maracaibo (figura 3.6), que en algunas áreas alcanza condiciones de sobremadurez. La generación, la migración y la acumulación ocurren en pleno levantamiento andino, llenando yacimientos prácticamente a lo largo de toda la columna estratigráfica (WEC-Schlumberger, 2009).

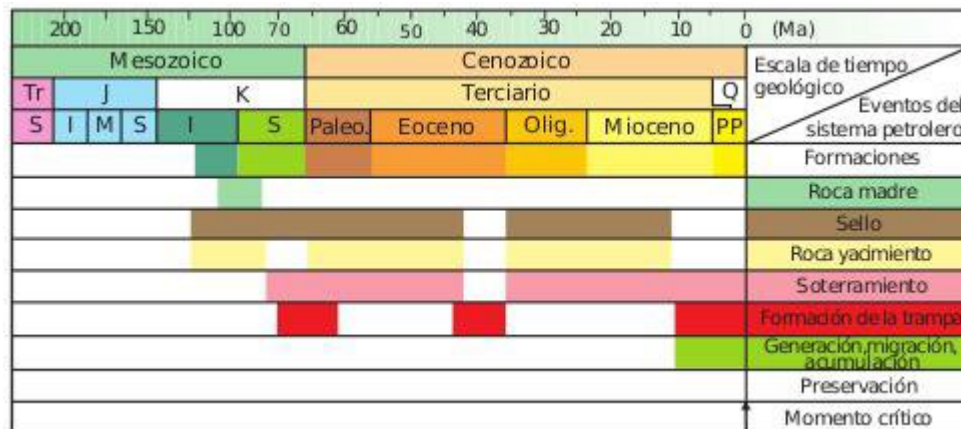


Figura 3.6: Sistema petrolero de la roca madre cretácica (WEC-Schlumberger, 2009).

Este sistema constituye el evento más importante de acumulación de hidrocarburos para los yacimientos terciarios, particularmente en las estructuras de los campos de la región occidental (que incluye el Bloque III) del Lago de Maracaibo, campos de Urdaneta, Lama-Icotea y los de la costa oriental del Lago de Maracaibo (figura 3.7).

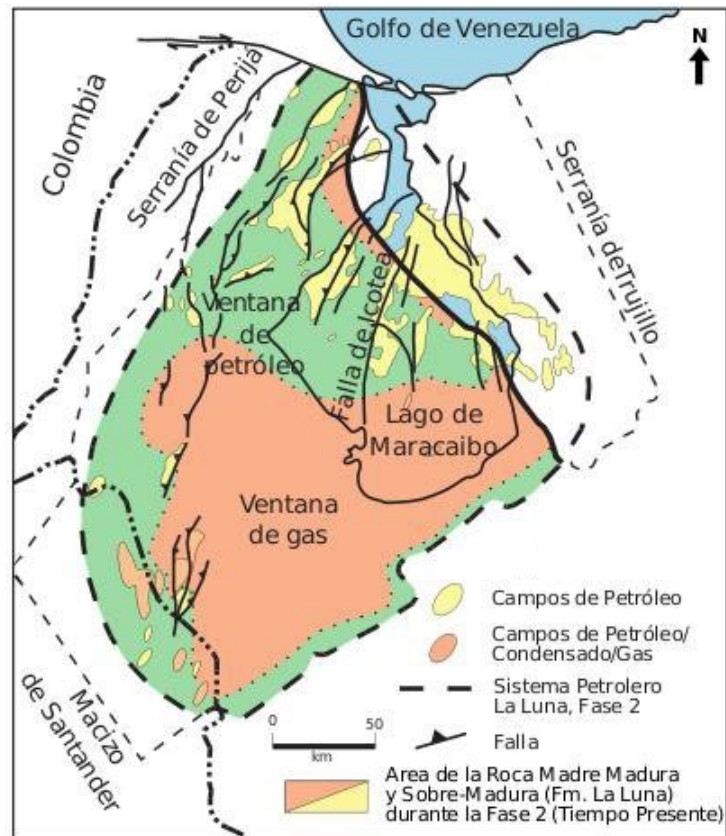


Figura 3.7: Sistema petrolero definido en la cuenca de Maracaibo, roca madre Formación La Luna, al tiempo presente (WEC-Schlumberger, 2009).

3.5. Características Petrofísicas

La porosidad de los yacimientos Mioceno y Eoceno es casi toda intergranular, y como tal, depende del proceso sedimentológico. Los ambientes en los cuales se depositaron las arenas de las formaciones productoras, varían de continentales a marinos someros, salobres y nuevamente continentales. Estos ambientes tienen tendencia definida a producir lentes arenosos, interdigitaciones y distinto grado de contaminación con

arcillas. Donde predomina cierta influencia marina, el trabajo de las líneas de playa produce arenas limpias, mientras que en depósitos de ciénagas y similares la proporción de finos y limos es mayor. En términos generales la porosidad se mantiene alta en las arenas del Mioceno (Torres, 2007).

La porosidad de los yacimientos del Eoceno es también de origen intergranular, pero su estudio presenta mayor complicación a causa de los ambientes fluvio deltaicos en los cuales se depositaron las arenas petrolíferas. 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 finos 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).

Las arenas del Eoceno C Inferior se encuentran a una profundidad promedio de 13000 pies b.n.m. Su porosidad promedio es de 13 %, con valores que van de un 6 % hasta un 18 %, en las arenas asociadas a los canales distributivos.

3.5.1. Distribución de la Permeabilidad

Se han realizado intentos para obtener relaciones de la permeabilidad con parámetros tales 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).

CAPÍTULO 4

Metodología

En este capítulo se explica la metodología empleada en las diferentes etapas de este trabajo, así como resultados preliminares en el proceso de la obtención adecuada de las ecuaciones de inferencia del parámetro que nos interesa. Los parámetros petrofísicos considerados en este trabajo, para el proceso de generación de ecuaciones de inferencia de permeabilidad (K) (en nm^2) son, la porosidad, ϕ (en fracción), la saturación de agua, S_w (en porcentaje), el volumen de arcilla, V_{sh} (en fracción); todos correlacionados a profundidad (pies). Los datos de pozo utilizados provienen de “Análisis especiales y convencionales de Maraven S.A” (Torres, 1996).

El procedimiento para la obtención de las ecuaciones de inferencia de permeabilidad se realizó, en tres etapas principales. En la figura 4.1 se delimitan estas tres etapas que corresponden al pre-procesamiento de los datos, entrenamiento del sistema neurodifuso con un porcentaje de datos escogidos al azar y la prueba de validación de las ecuaciones obtenidas.

En el pre-procesamiento se verifica que los parámetros a estudiar no guardan una relación simple. Posteriormente, la variable a inferir, en nuestro caso K o $\text{Log}(K)$, se ingresa al módulo Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS), junto con otros dos parámetros petrofísicos; (ϕ , y S_w , o ϕ y V_{sh}), con lo que se obtienen las ecuaciones de inferencia de permeabilidad K_{inf} o $\text{Log}(K_{inf})$ buscadas. En la última etapa se validan estas ecuaciones, obtenidas del ANFIS usando el 100 % de los datos de pozo, para luego compararlos con los valores de K_{real} . Esto nos permite determinar el porcentaje de inferencia alcanzado con las ecuaciones. En la etapa de validación se escogen las ecuaciones a ser usadas en el proceso de inferencia. A continuación se especifica cada etapa.

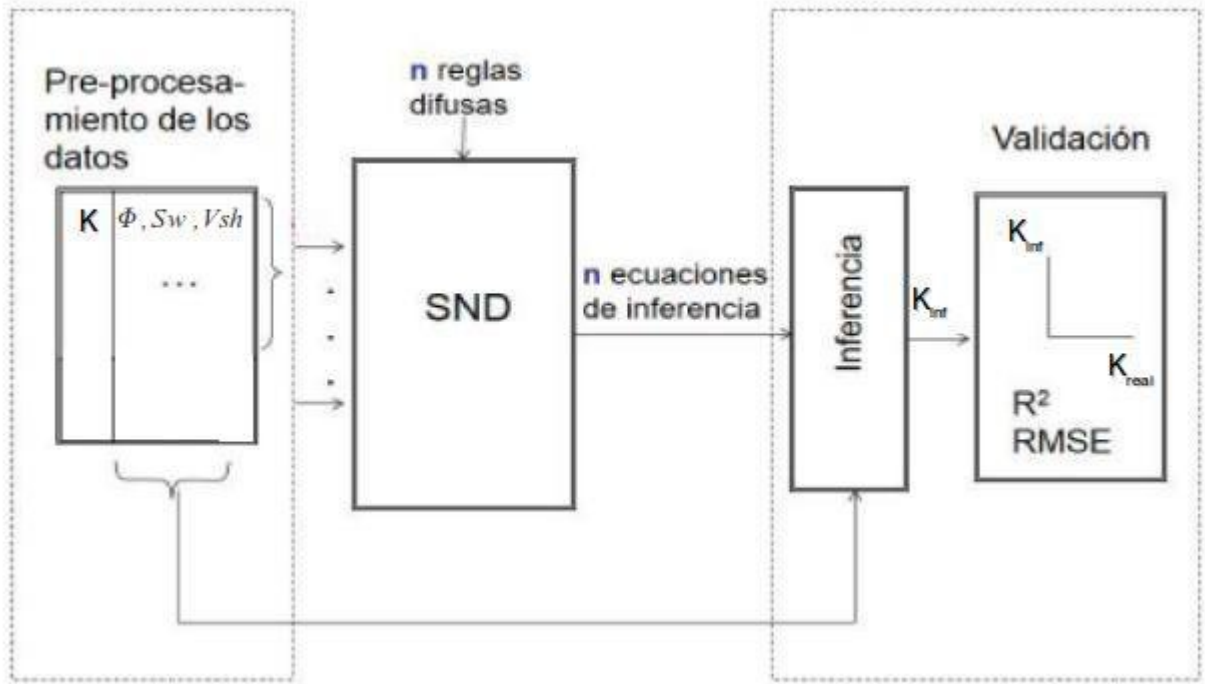


Figura 4.1: Etapas de la metodología para la obtención de las ecuaciones de inferencia a ser utilizadas.

4.1. Pre-procesamiento de los datos

Antes de introducir los datos de pozo en el módulo de ANFIS, se debe realizar un proceso de verificación de las unidades y las posibles relaciones de linealidad entre los distintos parámetros a ser usados, es decir, hay que verificar si existe o no una relación lineal entre los parámetros comprometidos: permeabilidad, K , porosidad, ϕ , saturación de agua, S_w y volumen de arcilla, V_{sh} . En caso de que existan relaciones lineales entre algún par de parámetros, hay que analizar la pertinencia del uso de ambas para la determinación de las ecuaciones buscadas.

En la figura 4.2 se muestra un esquema, del proceso que hemos denominado pre-procesamiento, en este caso, de los parámetros K , ϕ y sus respectivos logaritmos. Este mismo tratamiento se realizó con las combinaciones del resto de las variables: K y ϕ , K y S_w , K y V_{sh} , ϕ y S_w , ϕ y V_{sh} , S_w y V_{sh} (ver apéndice A). Como se indica en la figura 4.2 una vez construidas las matrices de $K, Log(K), \phi, Log(\phi)$, se procede a graficar cada pareja de parámetros (como se observa en la parte inferior de la figura 4.2). Se aplicó el logaritmo a los datos, por considerar los casos simples en los que la relación entre variables es de forma potencial o exponencial. Si las relaciones son del tipo potencial o exponencial, al aplicar el logaritmo se estaría linealizando la dependencia entre las variables.

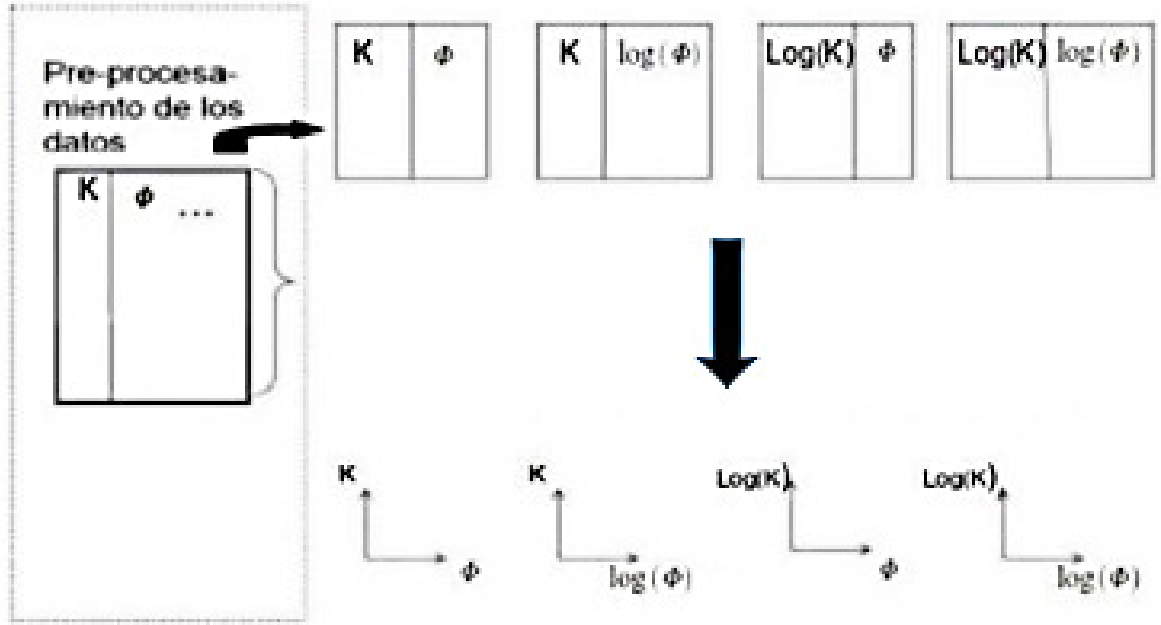


Figura 4.2: Ejemplo del pre-procesamiento de los datos utilizando sólo los parámetros K y ϕ . Se presentan los datos en forma de matrices (2 x parámetro). Se realizan las distintas combinaciones lineales y logarítmicas entre los parámetros y se comprueban, en cada caso, la linealidad entre ellos.

Las gráficas de las correlaciones cruzadas o crossplot entre dos parámetros distintos nos permiten hacer una verificación cualitativa del comportamiento entre estos parámetros. El cálculo del coeficiente de correlación lineal R^2 ,

$$R^2 = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.1)$$

nos permite realizar una verificación cuantitativa de la dependencia lineal entre los parámetros graficados. Con argumentos cuantitativos y cualitativos decidimos si los parámetros están linealmente correlacionados o no. Este proceso puede realizarse a través de una interfaz sencilla de cálculo, por ejemplo, excel, MatLab, gnuplot, xm-grace, origin, etc; siendo excel la interfaz seleccionada para contener los conjuntos de datos.

En el caso en el que ningún par de parámetros analizados estén linalmente relacionados con el parámetro a inferir, K , y/o entre los parámetros a ser usados ϕ , S_w , V_{sh} , se procederá entonces a aplicar otras técnicas a fin de encontrar ecuaciones de inferencia lineales. Uno de los procedimientos que ha sido utilizado anteriormente, con resultados favorables, es la aplicación del SND (Torres et al., 2007, Hurtado et al., 2009, DaSilva et al., 2010, Diaz et al., 2012), con el módulo de ANFIS, de MatLab.

4.1.1. Resultados del pre-procesamiento

En la figura 4.3 mostramos los resultados de las diferentes combinaciones para K y ϕ y sus logaritmos. En el apéndice A se colocaron las figuras correspondientes al resto de las combinación de parámetros estudiados K y S_w , K y V_{sh} , ϕ y S_w , ϕ y V_{sh} , S_w y V_{sh} .

- Resultados cualitativos de las diferentes combinaciones entre K y ϕ :

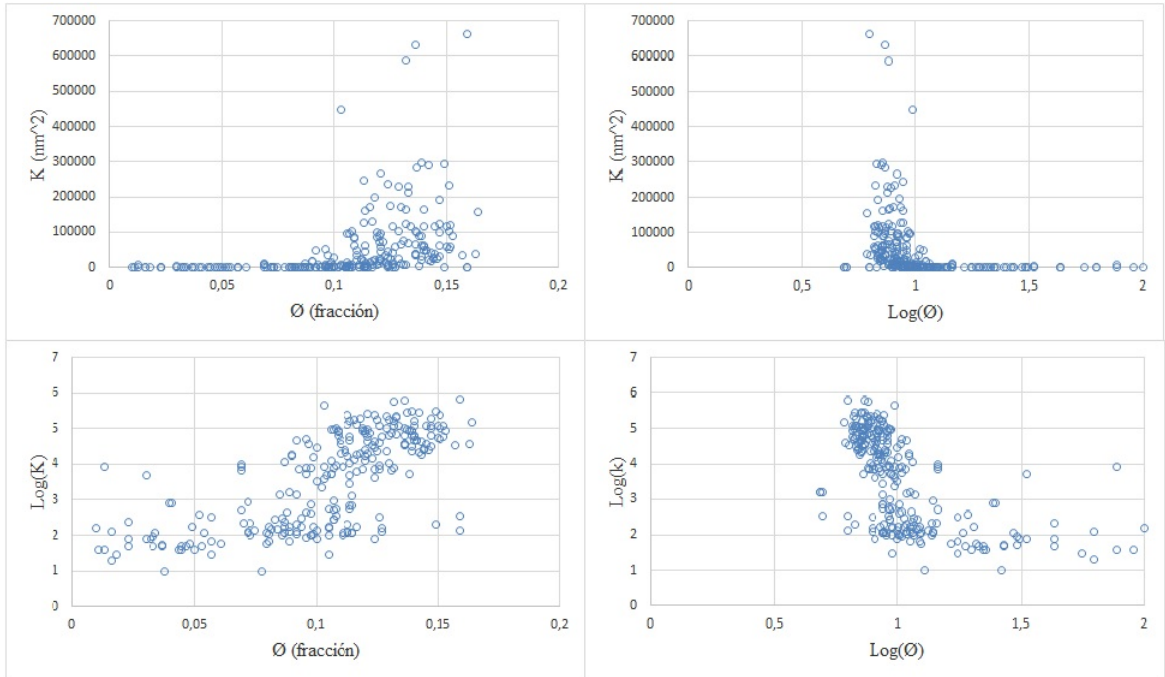


Figura 4.3: Correlación entre los parámetros K y ϕ y sus logaritmos, usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

Las ecuaciones características que relacionan los aspectos lineales entre los parámetros y los coeficientes de correlación lineal obtenidos de las combinaciones que se muestran en la figura 4.3, se han colocado en la tabla 4.1 a fin de facilitar el análisis cuantitativo.

- Resultados cuantitativos de las diferentes combinaciones entre K y ϕ :

K(variable)	Ecuación Característica	R²
(K,Ø)	$K = 884747\phi - 46835$	0,12
(K,Log(Ø))	$K = 123878\text{Log}(\phi) - 172928$	0,08
(Log(K),Ø)	$\text{Log}(K) = 22,549\phi - 1,1783$	0,40
(Log(K),Log(Ø))	$\text{Log}(K) = 3,4043\text{Log}(\phi) - 7,0301$	0,34

Tabla 4.1: Ecuaciones características y valores de R^2 de las gráficas crossplot entre K y ϕ y sus logaritmos para el 100 % de los datos del pozo Px50.

Estos resultados nos llevan a concluir que la linealidad entre parámetros a ser usados es menor al 40 %, consideraremos este valor muy pequeño, sin embargo, esta ecuación será usada para inferir $\text{Log}(K)$ y serán comparados estos resultados con los valores obtenidos de las ecuaciones empíricas y las del SND.

4.2. Entrenamiento del Sistema Neuro-Difuso (SND)

Esta etapa es el centro de este trabajo, ya que en ella se obtienen las ecuaciones de inferencia buscadas, un punto importante a ser destacado, es que la porción de datos que se suelen usar para el entrenamiento del sistema neuro-difuso ANFIS, varía de acuerdo con el tipo y cantidad de datos con los que se cuente. En este caso se usó un 50 % de los datos escogidos aleatoriamente (ver figura 4.4).

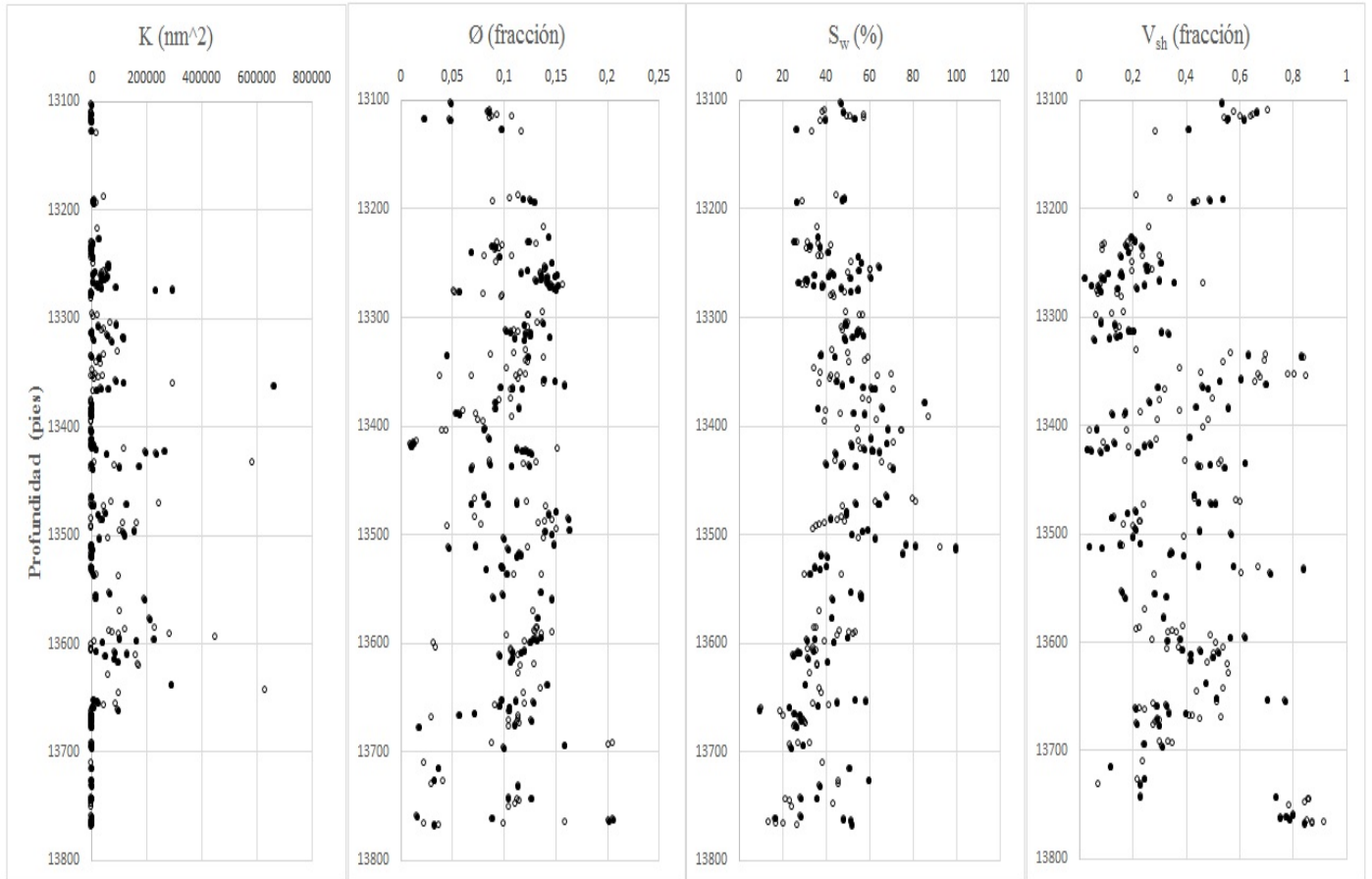


Figura 4.4: Patrón del 50 % de los datos (círculos cerrados) escogidos aleatoriamente del 100 % de los datos (círculos abiertos) del pozo Px50.

4.2.1. Selección aleatoria de datos para el entrenamiento del ANFIS

Para realizar esta selección de datos se desarrolló un código sencillo que corre en la plataforma de cálculo de MatLab, el cual se muestra en la figura 4.5:

```

        out2=randperm(260)';
    for i=1:130
        j=out2(i)
        a(j,1:4)=DatosPozo950(j,1:3);
        a1=sortrows(a);
    end
    for h=i+1:260
        z(h-130,1:3)=a1(h,1:3);
    end

```

Figura 4.5: Código en MatLab que permite seleccionar, en forma aleatoria, un porcentaje de datos. En este caso, el 50 %.

Para comprobar que las ecuaciones obtenidas con un conjunto de datos particulares son independientes de los datos escogidos aleatoriamente, repetimos el procedimiento para diferentes patrones (ver apéndice B). En todas las pruebas con los diferentes patrones, los coeficientes de las ecuaciones obtenidas, no variaban significativamente, por lo que escogimos uno de ellos sin un criterio adicional. En la figura 4.4 se muestra uno de los patrones donde se escogen aleatoriamente el 50 % de los datos, a partir del 100 % de los datos de núcleo.

4.2.2. Entrenamiento del ANFIS

Luego de la verificación de no linealidad entre los parámetros que vamos a estudiar y la selección de datos en forma aleatoria, el siguiente paso sería el entrenamiento del SND ANFIS.

En general, el entrenamiento se puede describir con la siguiente secuencia:

- Desde la ventana de comandos en MatLab se ingresa a la interfaz gráfica de ANFIS (figura 4.6) con el comando “anfisedit” en MatLab.
- En la sección “Load Data” (lado izquierdo de la ventana), se puede decidir desde donde se cargan los datos de entrenamiento (worksp de MatLab, un bloc de notas, excel, etc).

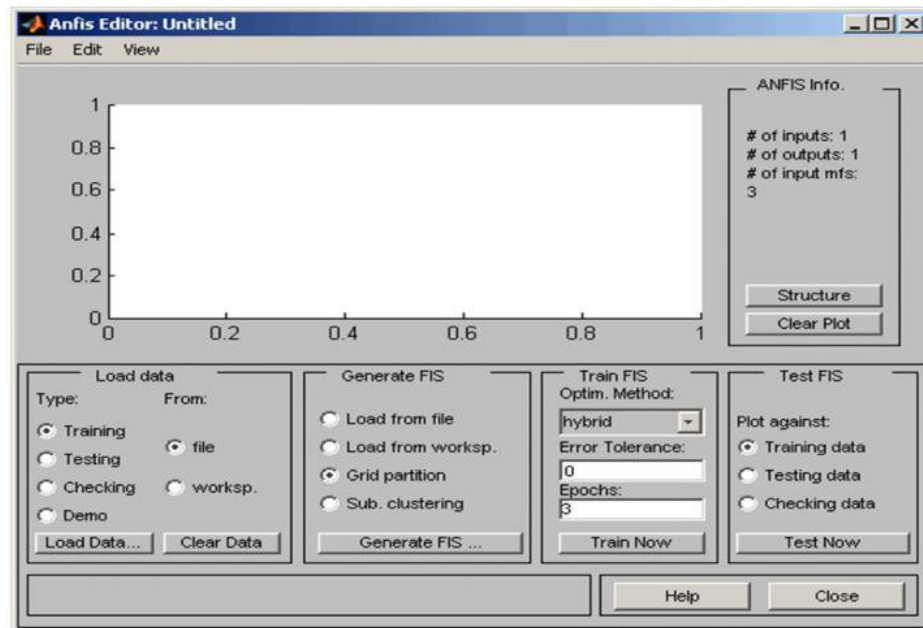


Figura 4.6: Ventana del módulo ANFIS de MatLab.

- En el centro de la ventana, está la sección “Generate Fis” donde el operador puede construir el sistema neuro-difuso a ser usado. Las dos primeras opciones se utilizan para evaluar ecuaciones existentes (se carga el archivo .FIS). Las opciones “Grid Partition” y “Sub Clustering” se usan para generar nuevas ecuaciones. Cuando el número de variables a ser usadas es mayor a 3, se debe utilizar la opción “Sub clustering”. En nuestro caso, seleccionamos “Grid Partition” y los valores utilizados fueron:

Función de Membresía	Reglas Difusas	Forma de Salida de los Datos
Gaussiana	[1 2] [2 1] [2 2] para [Ø, Sw] y/o [Ø, Vsh]	Lineal

Tabla 4.2: Opciones utilizadas de "Generate Fis" para construir las ecuaciones de inferencia con el sistema neuro-difuso.

para un número de variables no mayor a 3, "Grid Partitioning", divide los datos según el número fijo de funciones de pertenencia que se han seleccionado y el número de reglas. Como se mostró en la figura 2.11, el número de reglas difusas define la estructura del SND.

- Con las opciones en el recuadro “Train FIS” se define la tolerancia que queremos permitir en los valores del error cuadrático medio ($RMSE$) durante el entrenamiento,

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

en esta sección se define también el número de iteraciones de entrenamientos que permiten al sistema disminuir el error, al igual que el método de optimización a ser usado. En nuestro caso esta información corresponde a:

Error Permitido (RMSE)	Número de Iteraciones	Método de Optimización del Error
A criterio del operador. En este trabajo se eligió el valor cero (0)	Depende del sistema bajo entrenamiento.	Método híbrido entre el método de retropropagación y de mínimos cuadrados

Tabla 4.3: Opciones utilizadas en "Train Fis" para entrenar al sistema neuro-difuso.

- Finalmente en, “Test Fis” se puede seleccionar el tipo de operación que se realizará con los datos y el SND construido.

En la ventana que se encuentra en la parte superior izquierda (módulo ANFIS) se muestra gráficamente de los resultados obtenidos por el SND. En el recuadro de la parte inferior izquierda de la ventana, el programa muestra el valor $RMSE$, calculado por el SND utilizando los datos reales y los valores inferidos, para cada iteración.

Una vez entrenada la red neuro-difusa se finaliza el proceso de generación de ecuaciones de inferencia y los resultados se guardan en el archivo generado automáticamente de extensión “.FIS”, donde se almacena toda la información referente a la forma de las ecuaciones de inferencia, los rangos usados en cada ecuación de acuerdo a cada regla difusa y el rango de la validez de las ecuaciones; así como las condiciones especificadas de número de reglas por parámetro y de funciones de membresía utilizados por el usuario en el entrenamiento del SND.

4.2.3. Resultados del entrenamiento de ANFIS

Se efectuaron todas las combinaciones de los parámetros con los cuales se llevó a cabo el proceso de entrenamiento del ANFIS (apéndice C). Los valores de $RMSE$ obtenidos en el entrenamiento del pozo Px50, usando $(\phi$ y $S_w)$ o $(\phi$ y $V_{sh})$ y sus combinaciones con los logaritmos para el caso de la inferencia del $Log(K)$, se muestran en la tabla 4.4.

Ecuación de $Log(K)$ con	Reglas [1 2]	Reglas [2 1]	Reglas [2 2]
$(\emptyset, S_w)$	No converge	3,812	No converge
$(Log(\emptyset), S_w)$	No converge	No converge	No converge
$(\emptyset, Log(S_w))$	0,9302	0,887	0,893
$(Log(\emptyset), Log(S_w))$	1,022	0,866	0,891
Ecuación de $Log(K)$ con	Reglas [1 2]	Reglas [2 1]	Reglas [2 2]
$(\emptyset, V_{sh})$	1,223	1,021	1,077
$(Log(\emptyset), V_{sh})$	0,968	0,861	0,806
$(\emptyset, Log(V_{sh}))$	1,179	1,098	1,085
$(Log(\emptyset), Log(V_{sh}))$	0,999	0,871	0,868

Tabla 4.4: Valores de $RMSE$ obtenidos para las distintas ecuaciones de inferencia para el $Log(K)$, usando las combinaciones entre $[\phi$ y $S_w]$, $[\phi$ y $V_{sh}]$, así como sus logaritmos. Valores obtenidos de entrenar ANFIS con datos del pozo Px50.

Considerando los valores de $RMSE$ en la parte superior de la tabla 4.4, tomando en cuenta S_w y $Log(S_w)$, observamos que las ecuaciones de inferencia mas adecuadas en este caso deben ser de la forma:

$$Log(K_{inf}) = a_{S_w}Log(\phi) + b_{S_w}Log(S_w), \quad (4.3)$$

al utilizar 2 reglas difusas de la forma [2 1] para $[Log(\phi) \text{ } Log(S_w)]$.

En el caso cuando consideramos los valores de $RMSE$ en la parte inferior de

la tabla 4.4, tomando en cuenta V_{sh} y $Log(V_{sh})$, concluimos que las ecuaciones más adecuadas son del tipo:

$$Log(K_{inf}) = a_{V_{sh}}Log(\phi) + b_{V_{sh}}V_{sh}, \quad (4.4)$$

al utilizar 2 y 4 reglas difusas de la forma $[2 \ 1]$ y $[2 \ 2]$, para $[Log(\phi) \ V_{sh}]$.

En esta etapa se definen: el número de reglas apropiadas, las funciones de membresía y si las variables a usar deben estar en su forma natural o logarítmica. Así mismo, en esta etapa se pudo determinar que los coeficientes de las ecuaciones de inferencia obtenidas, son independientes de los patrones de datos aleatorios utilizados. Se encontró que las formas de las ecuaciones de inferencia para la permeabilidad son diferentes dependiendo de la variable con la que se esté complementando el proceso (S_w o V_{sh}).

4.3. Validación de las ecuaciones de inferencia

Tal y como se muestra en la figura 4.7, en esta parte se utilizan las ecuaciones de inferencia que se han encontrado en la sección anterior, para obtener K_{inf} y $Log(K_{inf})$. En este caso se usa el 50 % de los datos que no fueron utilizados en el entrenamiento y el 100 % de los datos, con los que se alimentan las ecuaciones obtenidas y se realiza la evaluación. Seguidamente se determinan los valores de R^2 y $RMSE$, en las gráficas crossplot de valores reales y valores inferidos, para finalmente decidir el conjunto de ecuaciones que va a ser usado en la inferencia.

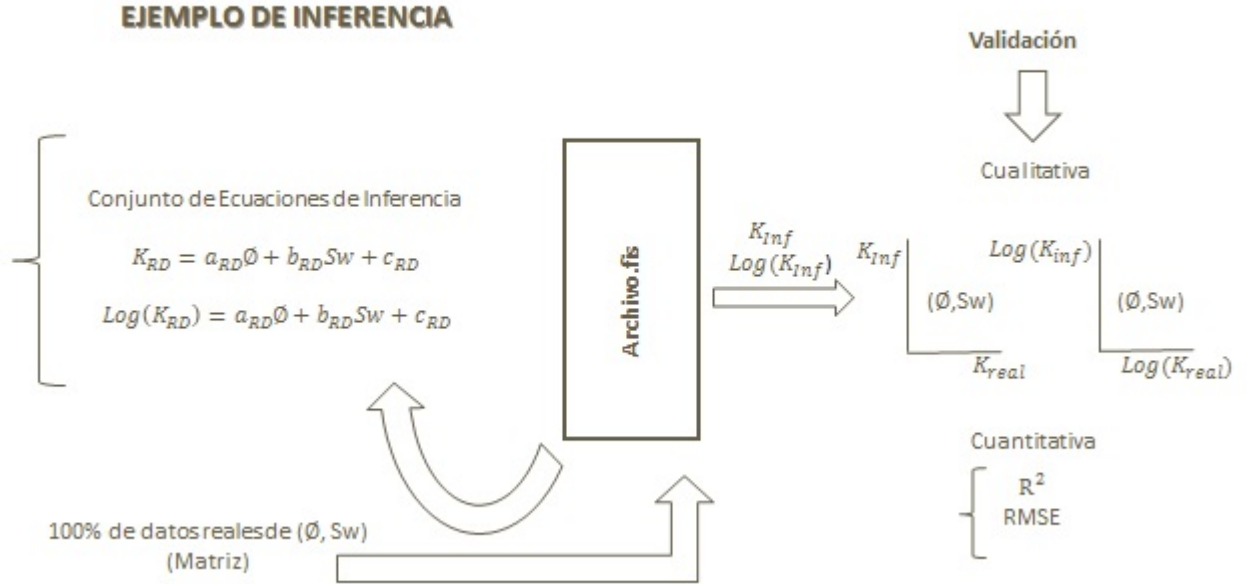


Figura 4.7: Ejemplo de la validación de las ecuaciones de inferencia de permeabilidad para los casos: $K(\phi, S_w)$ y $\text{Log}(K(\phi, S_w))$.

En la tabla 4.5, se presentan todos los resultados, obtenidos para el caso del $\text{Log}(K)$. Los valores de $RMSE$ y R^2 nos permiten concluir que, los mejores resultados se obtienen al usar [2 1]. En el caso de $\text{Log}(K)$, $\text{Log}(\phi)$, V_{sh} el porcentaje de inferencia es igual al obtenido con [2 1] que con [2 2]. Si consideramos el global, se obtiene un porcentaje de inferencia de igual valor para $\phi, \text{Log}(S_w)$ y $\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)$, pero que difieren en el valor reportado de $RMSE$, siendo el de menor magnitud asociado a $\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)$ por lo que esperamos que estas últimas ecuaciones arrojen el mejor resultado.

Ecuación con Log(K)	Reglas	RMSE	R ²
($\emptyset$, Sw)	[2 1]	3,812	0,46
(Log($\emptyset$), Sw)	[2 1]	-----	-----
($\emptyset$, Log(Sw))	[2 1]	0,887	0,53
(Log($\emptyset$), Log(Sw))	[2 1]	0,866	0,53
($\emptyset$, Vsh)	[2 1]	1,021	0,39
(Log($\emptyset$), Vsh)	[2 1]	0,861	0,47
(Log($\emptyset$), Vsh)	[2 2]	0,896	0,47
($\emptyset$, Log(Vsh))	[2 1]	1,085	0,10
(Log($\emptyset$), Log(Vsh))	[2 1]	0,861	0,37

Tabla 4.5: Valores de $RMSE$ y R^2 para la selección de reglas difusas más adecuadas. Las entradas sin valor expreso representan una validación de las ecuaciones que no ofrece información relevante.

En el caso de la combinación $Log(\phi)$ y V_{sh} , escogeremos las ecuaciones resultantes debido a [2 1] reglas, ya que el porcentaje de linealidad es el mismo y la diferencia en dispersión es muy poca. Por otro lado, es mucho más adecuado utilizar el menor número de reglas, a fin de que las ecuaciones sean lo más generales posibles.

4.3.1. Resultados de validación de ANFIS

De los análisis de validación mostrados en la tabla 4.5, encontramos que las ecuaciones de inferencia para la permeabilidad más apropiadas son las que se muestran en la tabla 4.6, donde presentamos el rango de validez de las mismas.

Se ha escogido el caso de reglas difusas [2 1] y no el de [2 2], cuando utilizamos los parámetros $Log(\phi)$ y V_{sh} , debido a que por un lado, la diferencia en $RMSE$ es similar en ambos casos y por otro lado, que el porcentaje de inferencia de ambas ecuaciones es el mismo. Así mismo, las ecuaciones de reglas [2 1] serían más fáciles de aplicar a otros datos que las reglas [2 2], debido a la partición más sencilla que realiza el menor número de reglas y esperamos, una mejora considerable en los resultados.

Rangos de los parámetros de entrada		Ecuaciones de inferencia	Rangos del parámetro de salida
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango $\text{Log}(S_w)$	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,51 1,79] [0,20 0,46]	[Inf 7,75]	$\text{Log}(K_{inf}) = -0,69\text{Log}(\phi) + 0,13\text{Log}(S_w) + 1,16$ $\text{Log}(K_{inf}) = -33,76\text{Log}(\phi) + 0,20\text{Log}(S_w) + 21,13$	[1,47 5,82]
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango V_{sh}	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,58 1,81] [0,23 0,41]	[Inf 0,06]	$\text{Log}(K_{inf}) = 2,21\text{Log}(\phi) + 2,92V_{sh} - 1,91$ $\text{Log}(K_{inf}) = 5,54\text{Log}(\phi) - 2,11V_{sh} + 8,78$	[0,99 5,76]

Tabla 4.6: Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido, $\text{Log}(K)$, para las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del SND con datos del pozo Px50.

4.4. Inferencia de permeabilidad

Finalmente se realiza la inferencia de la permeabilidad usando las ecuaciones de inferencia obtenidas al entrenar el SND con los datos del pozo Px50 (SND50), así como, las ecuaciones empíricas de Tixier y de Paris (en su forma logarítmica). Se busca comparar estos resultados con los valores reales de permeabilidad, a fin de establecer los alcances de las ecuaciones obtenidas respecto a las ecuaciones empíricas existentes y ampliamente usadas en la industria.

Para evaluar el alcance de las ecuaciones de SND50, fueron usadas para inferir permeabilidad en pozos vecinos Px12 y Px21, los cuales poseen características litológicas similares (arenas C-4). En este caso, como para los datos de Px50, los resultados se compararán con los obtenidos de las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris, así como las ecuaciones obtenidas de entrenar en ANFIS con los datos de cada uno de los pozos (SND12 y SND21). Para SND12 y SND21, se considerará como válida la combinación de parámetros que se encontró para Px50, es decir, ecuaciones de la forma:

$$\text{Log}(K_{inf}) = a_{S_w}\text{Log}(\phi) + b_{S_w}\text{Log}(S_w), \quad (4.5)$$

$$\text{Log}(K_{inf}) = a_{V_{sh}}\text{Log}(\phi) + b_{V_{sh}}V_{sh}, \quad (4.6)$$

En las tablas 4.7 y 4.8 se muestran las ecuaciones del SND12 y SND21 respectivamente:

Rangos de los parámetros de entrada		Ecuaciones de inferencia	Rangos del parámetro de salida
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango $\text{Log}(S_w)$	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,06 0,04] [0,10 0,18]	[Inf 1,95]	$\text{Log}(K_{inf}) = 2,68\text{Log}(\phi) - 0,26\text{Log}(S_w) + 5,01$ $\text{Log}(K_{inf}) = 30,20\text{Log}(\phi) - 0,85\text{Log}(S_w) + 0,97$	[1,69 4,55]
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango V_{sh}	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,02 0,12] [0,10 0,22]	[Inf 8,82]	$\text{Log}(K_{inf}) = -5,31\text{Log}(\phi) - 0,03V_{sh} - 0,17$ $\text{Log}(K_{inf}) = 4,15\text{Log}(\phi) + 15,21V_{sh} + 0,21$	[1,03 4,98]

Tabla 4.7: Ecuaciones del SND entrenado con datos del pozo Px12 (SND12). Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido $\text{Log}(K)$.

Rangos de los parámetros de entrada		Ecuaciones de inferencia	Rangos del parámetro de salida
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango $\text{Log}(S_w)$	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,03 1,83] [0,26 0,79]	[Inf 1,81]	$\text{Log}(K_{inf}) = 8,84\text{Log}(\phi) + 2,22\text{Log}(S_w) + 13,23$ $\text{Log}(K_{inf}) = 17,56\text{Log}(\phi) - 2,81\text{Log}(S_w) + 25,66$	[1,03 5,92]
Rango $\text{Log}(\phi)$	Rango V_{sh}	2 ecuaciones y [2 1] reglas	Rango $\text{Log}(K)$
[0,25 1,86] [0,20 0,80]	[Inf 0,89]	$\text{Log}(K_{inf}) = 9,03\text{Log}(\phi) - 0,55V_{sh} + 17,11$ $\text{Log}(K_{inf}) = 3,84\text{Log}(\phi) - 15,31V_{sh} + 3,46$	[1,31 5,82]

Tabla 4.8: Ecuaciones del SND entrenado con datos del pozo Px21 (SND21). Rangos de los parámetros de entrada ϕ , S_w y V_{sh} y rango del parámetro de salida o parámetro a ser inferido $\text{Log}(K)$.

CAPÍTULO 5

Resultados

Como se ha descrito en los capítulos anteriores, para este trabajo, el proceso de inferencia sobre el parámetro petrofísico permeabilidad (K), se lleva a cabo mediante la implementación de la técnica computacional de sistemas neuro-difusos (SND). Se utilizan los datos de núcleo de los pozos Px50, Px12 y Px21, del Bloque III del lago de Maracaibo para entrenar al SND y evaluar las ecuaciones respectivamente. Dado que el objetivo principal fue determinar un conjunto de ecuaciones de inferencia de permeabilidad, que reproduzcan valores de K , y que a la vez mejoren los resultados que se obtienen con las ecuaciones empíricas de Tixier y/o Paris, se muestran los resultados derivados de estas ecuaciones.

En el capítulo 4 se explicó el procedimiento utilizado para entrenar al SND con datos del pozo Px50 (SND50), y así obtener las ecuaciones de inferencia de permeabilidad usando SND50. En este capítulo son utilizadas dichas ecuaciones para inferir valores de permeabilidad, utilizando datos de porosidad, (ϕ), saturación de agua (S_w), y volumen de arcilla, (V_{sh}), de los datos de pozo Px12, Px21 y Px50 a fin de determinar el alcance y la versatilidad de dichas ecuaciones.

5.1. Inferencia de $\text{Log}(K)$, utilizando las ecuaciones SND50 y ecuaciones empíricas

A continuación mostraremos, por separado, los resultados obtenidos al considerar la saturación de agua S_w o el volumen de arcilla, V_{sh} .

5.1.1. Inferencia del $\text{Log}(K)$ con SND50($\text{Log}(S_w)$) y Tixier

Las ecuaciones de inferencia obtenidas al entrenar el SND con el 50 % de los datos del pozo Px50 (SND50 $\text{Log}(S_w)$), con [2 1] reglas difusas para [$\text{Log}(\phi)$, $\text{Log}(S_w)$] y como función de membresía la función gaussiana (gaussfm), junto con la ecuación lineal entre $\text{Log}(K)$ y ϕ , así como la ecuación empírica de Tixier, son mostradas en la tabla 5.1, donde se presentan los resultados de dispersión $RMSE$ y linealidad R^2 de los datos inferidos con cada técnica y los datos de núcleo (ver fig. 5.1).

Técnica	Ecuaciones	RMSE	R^2
Lineal	$\text{Log}(K) = 22,549\phi - 1,1783$	1,54	0,15
Tixier	$\text{Log}(K_{\text{Tixier}}) = 6\text{Log}(\phi) - 2\text{Log}(S_w) + 4,79$	0,99	0,46
SND50	$\text{Log}(K_{\text{SND50}}) = -0,69\text{Log}(\phi) + 0,13\text{Log}(S_w) + 1,16$ $\text{Log}(K_{\text{SND50}}) = -33,76\text{Log}(\phi) + 0,20\text{Log}(S_w) + 21,13$	0,83	0,55

Tabla 5.1: Ecuaciones de inferencia y valores de $RMSE$ y R^2 de permeabilidad, usando un ajuste lineal entre $\text{Log}(K)$ y ϕ , el logaritmo de la ecuación empírica de Tixier $\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$ y las ecuaciones obtenidas del SND al ser entrenado con datos del pozo Px50 (SND50) $\text{Log}(S_w)$.

Al comparar los valores de dispersión ($RMSE$) y de linealidad o grado de inferencia (R^2) de las técnicas usadas, podemos concluir que las ecuaciones de SND50 dan un mejor porcentaje de inferencia, (del orden del 55 % ver tabla 5.1) que las otras dos técnicas usadas. El ajuste lineal, que es el más utilizado en la industria, se ha colocado como referencia, sin embargo, los resultados son considerablemente de baja calidad (ver tabla 5.1). Los diferentes valores de $RMSE$ indican que en todos los casos, la dispersión tiende a ser alta (ver fig. 5.1).

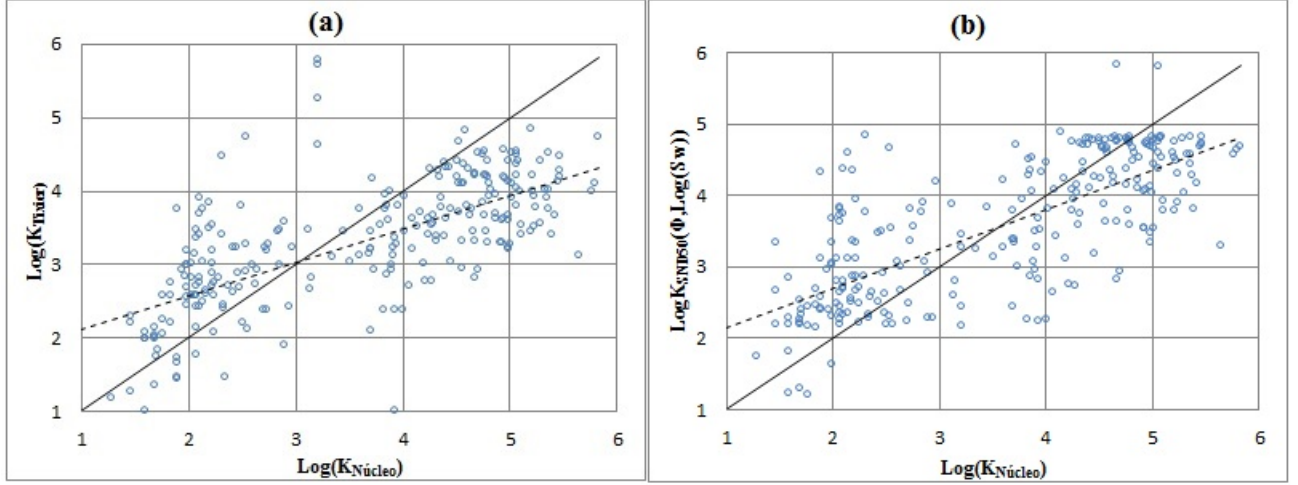


Figura 5.1: Crossplot entre el logaritmo de la permeabilidad inferida para: (a) $\text{Log}(K_{Tixier})$ y (b) $\text{Log}(K_{SND50}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$ en función del logaritmo de la permeabilidad de núcleo $\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$ para el pozo Px50.

5.1.2. Inferencia del $\text{Log}(K)$ con $\text{SND50}(V_{sh})$ y Paris

Las ecuaciones de inferencia obtenidas al entrenar el SND con el 50 % de los datos del pozo Px50, con [2 1] reglas difusas para $[\text{Log}(\phi), V_{sh}]$ y como función de membresía la función gaussiana (gaussfm), junto con la ecuación lineal entre $\text{Log}(K)$ y ϕ así como la ecuación empírica de Paris, son mostradas en la tabla 5.2. En esta tabla se han colocado los valores de $RMSE$ y R^2 obtenidos de los crossplot (ver fig. 5.2), entre los valores de núcleo y los valores inferidos.

Técnica	Ecuaciones	RMSE	R^2
Lineal	$\text{Log}(K) = 22,549\phi - 1,1783$	1,54	0,15
Paris	$\text{Log}(K_{Paris}) = 2\text{Log}(\phi) - 3,11\text{Log}(S_w) + 0,04$	1,08	0,36
SND50	$\text{Log}(K_{SND50}) = 2,21\text{Log}(\phi) + 2,92V_{sh} - 1,91$ $\text{Log}(K_{SND50}) = 5,54\text{Log}(\phi) - 2,11V_{sh} + 8,78$	0,94	0,48

Tabla 5.2: Ecuaciones de inferencia y valores de $RMSE$ y R^2 de permeabilidad, usando un ajuste lineal entre $\text{Log}(K)$ y ϕ , el $\text{Log}(K_{Paris})$ y las ecuaciones obtenidas del SND al ser entrenado con datos del pozo Px50 ($\text{SND50}(V_{sh})$).

Al comparar los valores de dispersión ($RMSE$) y de linealidad o grado de inferencia (R^2) de las técnicas, mostrados en la tabla 5.2, observamos que los valores

de $SND50V_{sh}$ dan el mejor porcentaje de inferencia (del orden del 48 %) y la menor dispersión, comparando con el valor obtenido por la ecuación empírica de Paris. Es decir, se ha mejorado la inferencia en un 14 %.

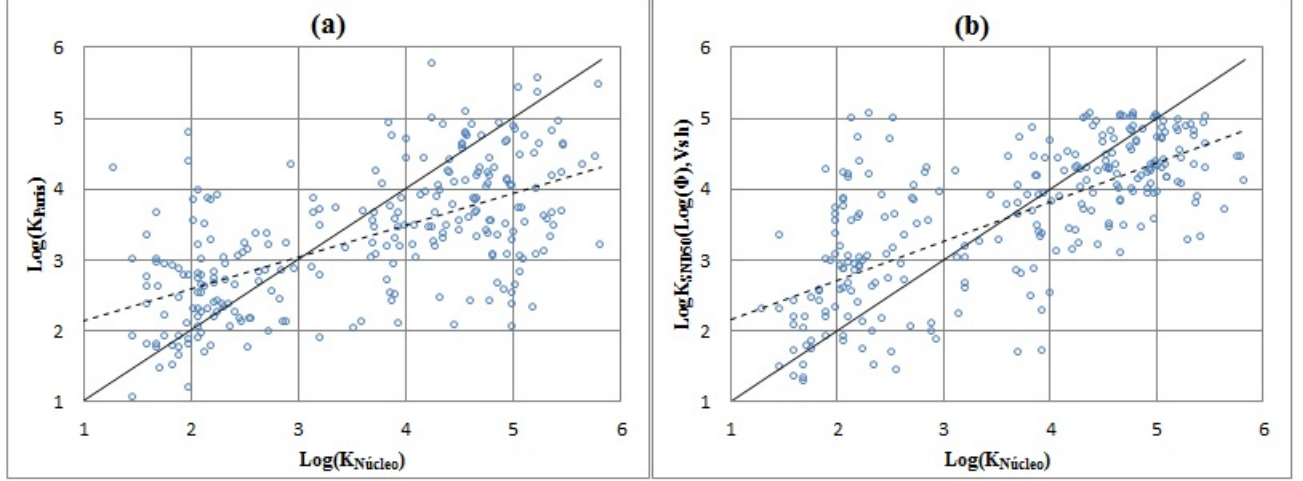


Figura 5.2: Crossplot entre el logaritmo de la permeabilidad inferida para: (a) $Log(K_{Paris})$ y (b) $Log(K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh}))$ en función del logaritmo de la permeabilidad de núcleo ($Log(K_{Núcleo})$) para el pozo Px50.

Las ecuaciones que hemos encontrado, son del tipo $K_{Inferido} \propto \phi^a$, salvo en el caso en el que se considera el $Log(S_w)$ ($SND50Log(S_w)$), que es donde se consiguen los mejores resultados. Estos resultados sugieren que $K_{Inferido} \propto 1/\phi^a$, es la relación más adecuada para esta región.

5.2. $Log(K_{Inferido})$ para los pozos Px12 y Px21, usando las ecuaciones de SND50

En esta sección mostraremos resultados equivalentes a los de la sección 5.1, pero utilizando datos de porosidad (ϕ), saturación de agua (S_w) y volumen de arcilla (V_{sh}) de los pozos Px12 y Px21, para inferir $Log(K)$ con las ecuaciones $SND50(Log(S_w))$, $SND50(V_{sh})$ y las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris. El objetivo es analizar la potencialidad de las ecuaciones, es decir, evaluar la capacidad de estas ecuaciones para inferir $Log(K)$ en pozos con geología similar. Los datos del pozo Px12 con los

que contamos se encuentran a la misma profundidad que los del pozo Px50. Los datos del pozo Px21 corresponden a una zona de mayor profundidad que los de Px50, todos estos pozos están localizados en el Bloque III del Lago de Maracaibo.

Se compararán los resultados de las ecuaciones del SND50 (considerando $Log(S_w)$ y V_{sh}) con los que se obtienen de las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris, así como con las ecuaciones obtenidas de entrenar ANFIS, pero al ser entrenado con los datos de los pozos Px12(SND12) y Px21(SND21). En estos casos asumimos que las relaciones entre los parámetro petrofísicos son iguales a los que se obtuvieron en el estudio de los datos de Px50.

5.2.1. $Log(K_{Inferido})$ para el pozo Px12

En esta sección se presentan los resultados específicos correspondientes al análisis de los datos del pozo Px12, considerando los resultados reflejados en la tabla 5.3, provenientes de la comparación de los valores del logaritmo de la permeabilidad ($Log(K_{Inferido})$), obtenidos con los diferentes métodos de inferencia y el logaritmo de los datos de núcleo ($Log(K_{Núcleo})$), como se muestra en la figura 5.3.

De estos resultados se observa que al considerar valores de $Log(S_w)$ o V_{sh} en el método que queremos evaluar, (ecuaciones SND50), los resultados que se obtienen, son mejores que los obtenidos con las ecuaciones empíricas, en cuanto a dispersión y linealidad. Esto es, SND50 ($Log(S_w)$) con 39 % de inferencia frente a Tixier con 33 % y SND50(V_{sh}) con 40 % de inferencia frente a Paris con 36 %.

Técnica	RMSE	R²
Tixier	1,19	0,33
SND50 con Log(ϕ) y Log(S_w)	0,92	0,39
SND12 con Log(ϕ) y Log(S_w)	0,65	0,53
Paris	0,89	0,36
SND50 con Log(ϕ) y Vsh	0,86	0,40
SND12 con Log(ϕ) y Vsh	0,65	0,51

Tabla 5.3: Valores de $RMSE$ y R^2 obtenidos de los crossplot entre los valores del $Log(K_{Núcleo})$ y los de: $Log(K_{Tixier})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log[K_{SND12}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log(K_{Paris})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh})]$ y $Log[K_{SND12}(Log(\phi), V_{sh})]$. SDN50 y SND12, son las ecuaciones obtenidas del SND al entrenar con datos del pozo Px50 y Px12 respectivamente.

Los resultados que mostramos para el SND entrenado con los datos del Px12, los estamos usando como referencia, pero no corresponden al objetivo de este trabajo. Los resultados del SND12 nos permiten concluir que la pérdida de inferencia con respecto al uso de las ecuaciones SND50 sobre los valores de permeabilidad es del orden del 12 %.

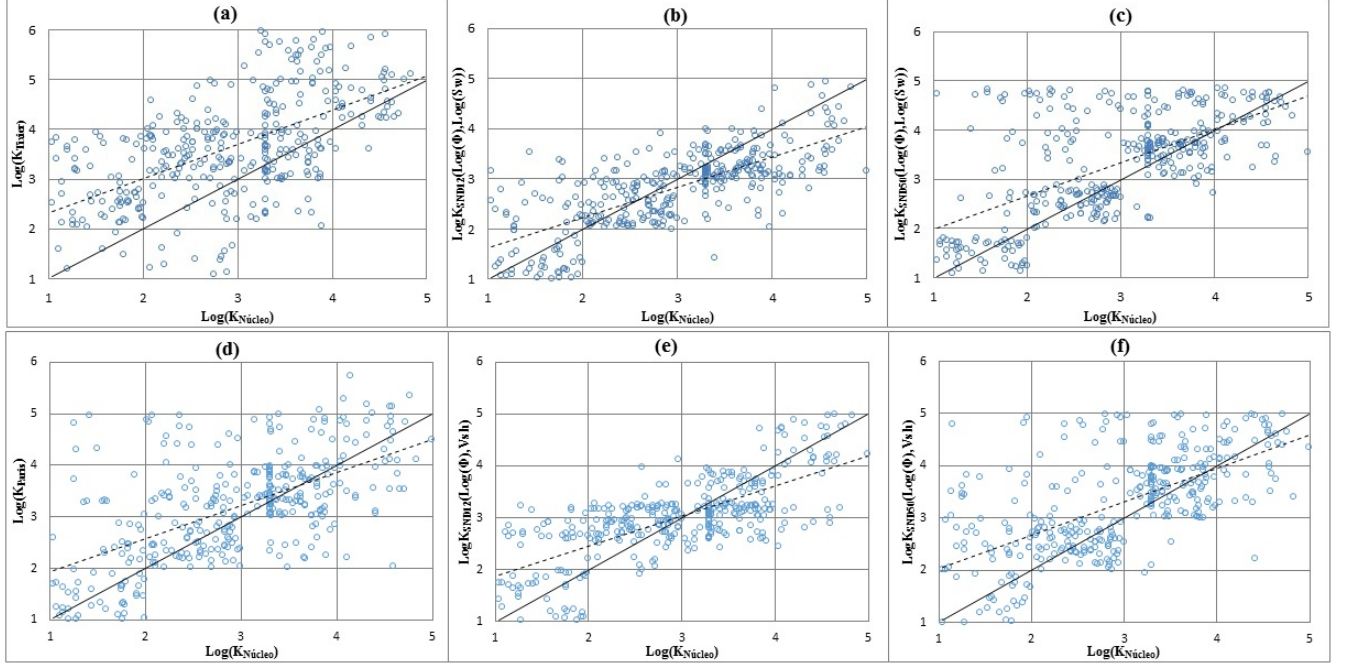


Figura 5.3: Crossplot entre el los valores de $\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$ y los de: (a) $\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$, (b) $\text{Log}[K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (c) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (d) $\text{Log}(K_{\text{Paris}})$, (e) $\text{Log}[K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$ y (f) $\text{Log}[K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$.

5.2.2. $\text{Log}(K_{\text{Inferido}})$ para el pozo Px21

En esta sección se presentan los resultados específicos correspondientes al análisis de los datos del pozo Px21, considerando los resultados reflejados en la tabla 5.4, provenientes de la comparación de los valores del logaritmo de la permeabilidad ($\text{Log}(K_{\text{Inferido}})$), obtenidos con los diferentes métodos de inferencia y el logaritmo de los datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), como se muestra en la figura 5.4.

Se observa que al considerar valores tanto de $\text{Log}(S_w)$ como de V_{sh} en el método que queremos evaluar, (ecuaciones SND50), los resultados obtenidos con las ecuaciones empíricas son de menor calidad, esto es, $\text{SND50 } \text{Log}(S_w)$ con 67 % de inferencia frente a Tixier con 50 % y $\text{SND50}(V_{sh})$ de 52 % de inferencia frente a Paris con 40 %.

Técnica	RMSE	R²
Tixier	0,86	0,50
SND50 con Log(ϕ) y Log(S_w)	0,73	0,67
SND21 con Log(ϕ) y Log(S_w)	0,62	0,71
Paris	1,01	0,40
SND50 con Log(ϕ) y Vsh	0,88	0,52
SND21 con Log(ϕ) y Vsh	0,60	0,77

Tabla 5.4: Valores de $RMSE$ y R^2 obtenidos de los crossplot entre los valores del $Log(K_{Núcleo})$ y los de: $Log(K_{Tixier})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log[K_{SND21}(Log(\phi), Log(S_w))]$, $Log(K_{Paris})$, $Log[K_{SND50}(Log(\phi), V_{sh})]$ y $Log[K_{SND21}(Log(\phi), V_{sh})]$. SDN50 y SND21, son las ecuaciones obtenidas del SND al entrenar con datos del pozo Px50 y Px21 respectivamente.

Al igual que para el caso del pozo Px12, los resultados que mostramos para el SND entrenado con los datos del Px21, se utilizan como referencia. Los resultados del SND12 nos permiten concluir que la pérdida de inferencia con respecto al SND50 sobre los valores de permeabilidad es del orden del 14 %.

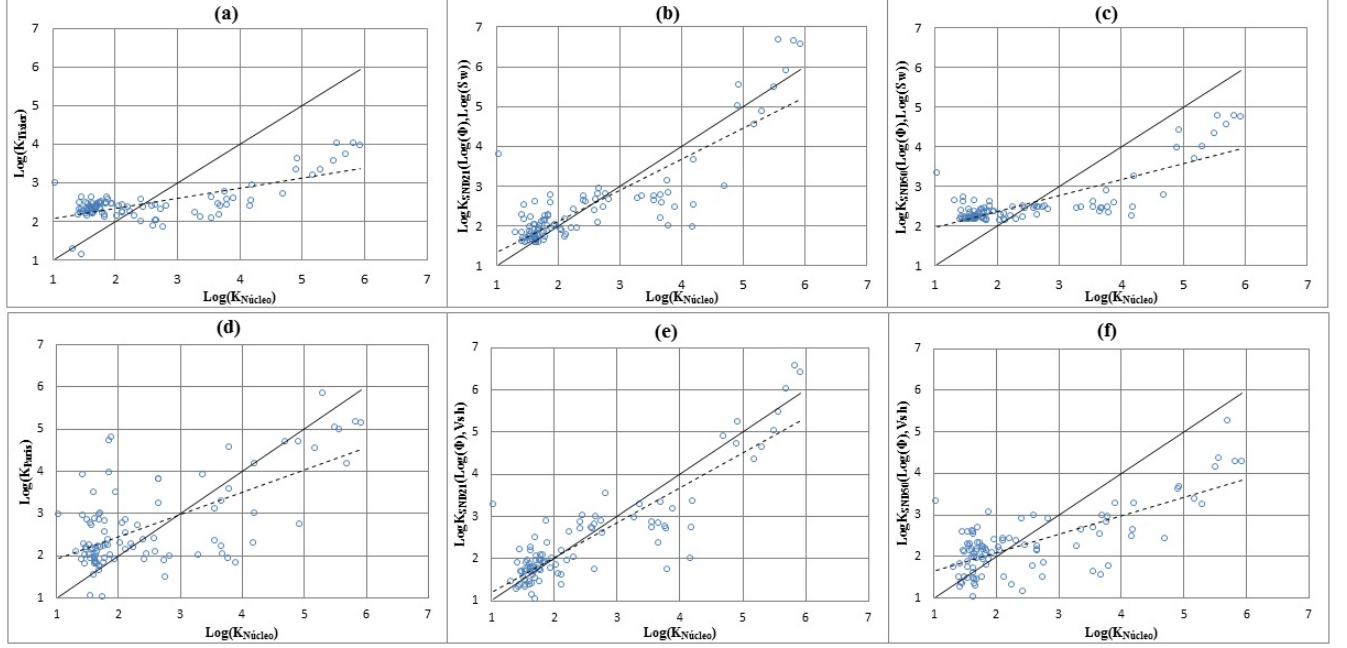


Figura 5.4: Crossplot entre el los valores de $\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$ y los de: (a) $\text{Log}(K_{Tixier})$, (b) $\text{Log}[K_{SND21}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (c) $\text{Log}[K_{SND50}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w))]$, (d) $\text{Log}(K_{Paris})$, (e) $\text{Log}[K_{SND21}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$ y (f) $\text{Log}[K_{SND50}(\text{Log}(\phi), V_{sh})]$.

Los resultados obtenidos al considerar V_{sh} , en esta sección, son significativamente mejores que al considerar $\text{Log}(S_w)$, lo cual está asociado a la geología y la profundidad del pozo analizado.

5.3. Análisis de resultados a profundidad

Al graficar los resultados de la inferencia del logaritmo de la permeabilidad ($\text{Log}(K_{Inferido})$) a profundidad así como los datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), para los pozos Px50 (figs. 5.5 y 5.6), Px12 (figs. 5.7 y 5.8) y Px21 (figs. 5.9 y 5.10), podemos observar que las ecuaciones SND50, logran reproducir bastante bien, la forma y tamaño de los máximos de permeabilidad en las zonas correspondientes a la arena $C - 455$, aunque los datos de Px50 usados para entrenar el SND posean un rango mayor de datos de la arena $C - 460$ con respecto a la arena $C - 455$.

Para el caso del pozo Px50, las ecuaciones SND50 describen cualitativamente mejor, los valores altos y bajos de permeabilidad, al considerar el parámetro V_{sh} (fig. 5.6) que cuando se considera $\text{Log}(S_w)$ (fig. 5.5), a pesar de que los resultados cuantitativos nos indican que la inferencia es mejor en el otro caso. En la parte inferior de las figuras donde se encuentra la arena $C - 460$, se observa que sólo la ecuación de Paris logra describir mejor el comportamiento de la permeabilidad.

En el caso de la inferencia de permeabilidad en el pozo Px12, donde la mitad de los datos corresponden a arenas $C - 455$ y la otra mitad a arenas $C - 460$, se observa que la inclusión del $\text{Log}(S_w)$ (fig. 5.7) mejora considerablemente la inferencia de las ecuaciones SND50, respecto a los resultados obtenidos al incluir V_{sh} (fig. 5.8). En este caso, como en el anterior (Px50), los resultados son satisfactorios.

Los resultados obtenidos por las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris producen una buena inferencia sólo en promedio, pero no para valores altos y bajos de permeabilidad para arenas tipo $C - 455$ (ver figs. 5.7 y 5.8), por lo tanto el SND50 (y sus propias ecuaciones SND12) logran inferir de una mejor forma los valores de permeabilidad para la arena $C - 455$.

Los valores del logaritmo de la permeabilidad, colocados a profundidad para el pozo Px21 (figs. 5.9 y 5.10) son de fácil interpretación cualitativa. Los datos del pozo Px21 con los que se contaban, pertenecen a la región de arenas $C - 460$. Se puede observar en las figuras 5.9 y 5.10, que las ecuaciones SND50 proporcionan muy buenos resultados, pudiéndose concluir que una de las principales limitaciones de estas ecuaciones son los cambios en la litología.

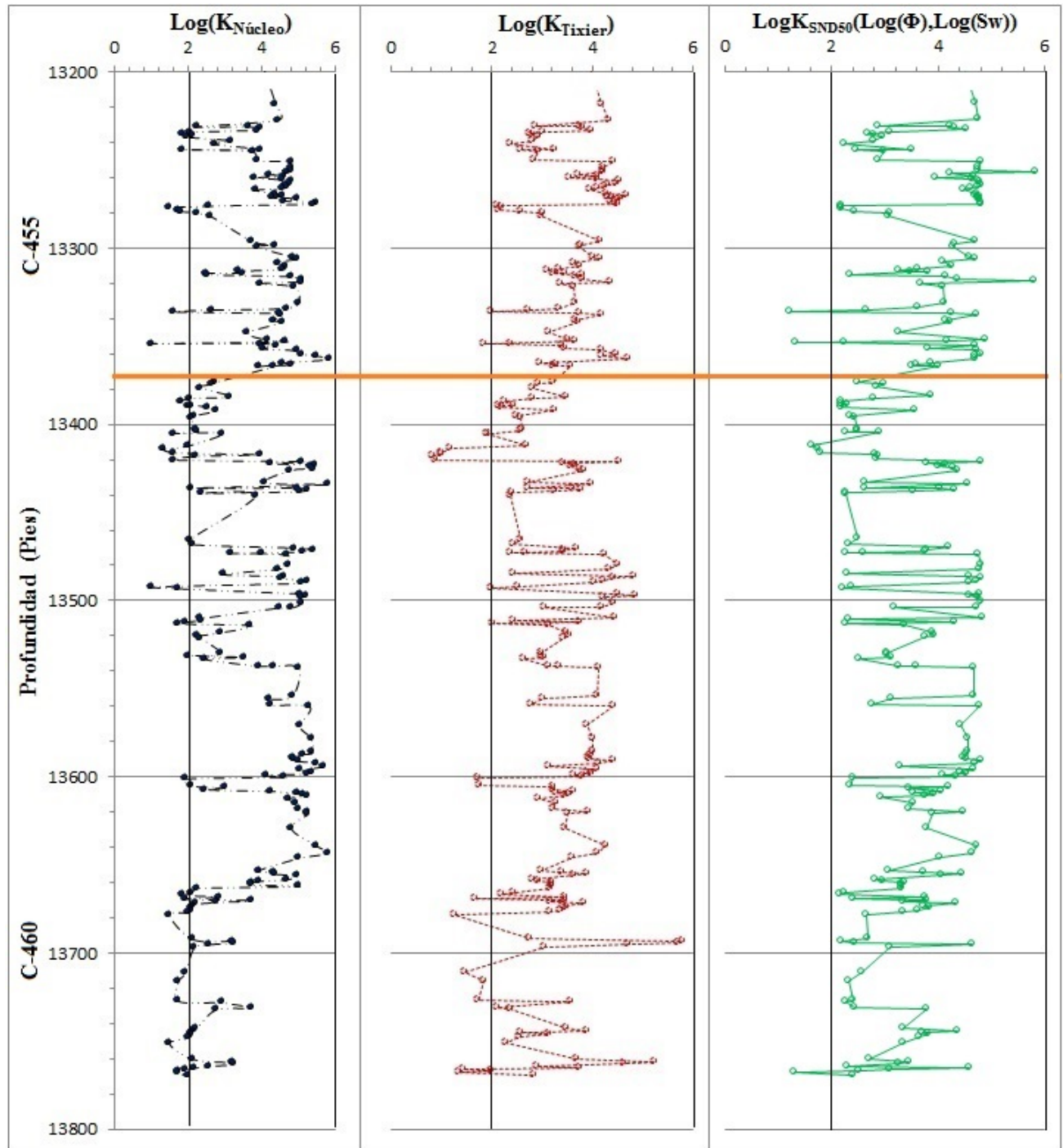


Figura 5.5: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$) y resultados obtenidos del SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) para el pozo Px50. 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 $C - 460$.

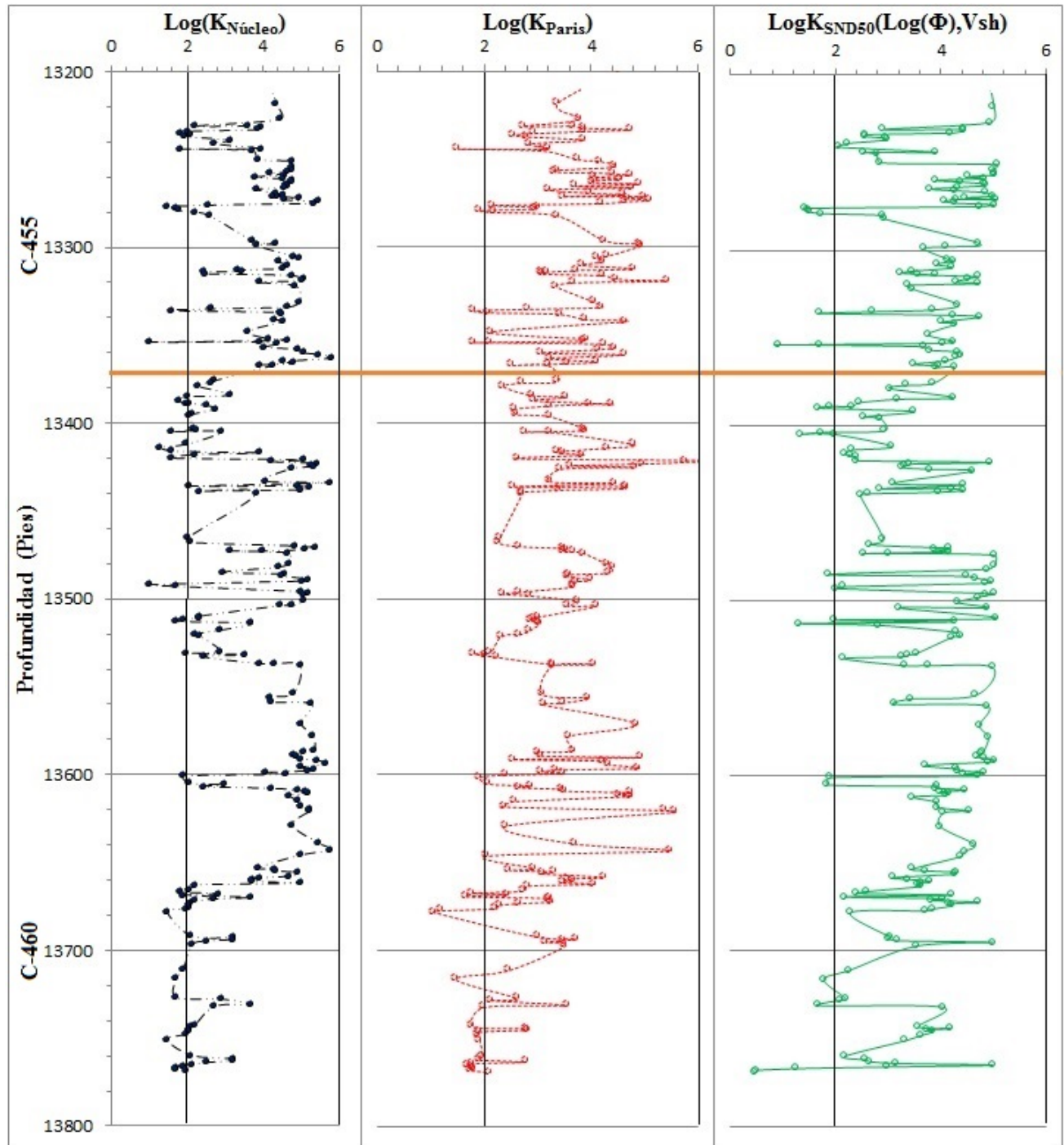


Figura 5.6: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($\text{Log}(K_{\text{Paris}})$) y resultados obtenidos del SND ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px50. Leídos de izquierda a derecha. La línea horizontal marca la división por arenas, en la parte superior arenas $C - 455$ y en la parte inferior arenas $C - 460$.

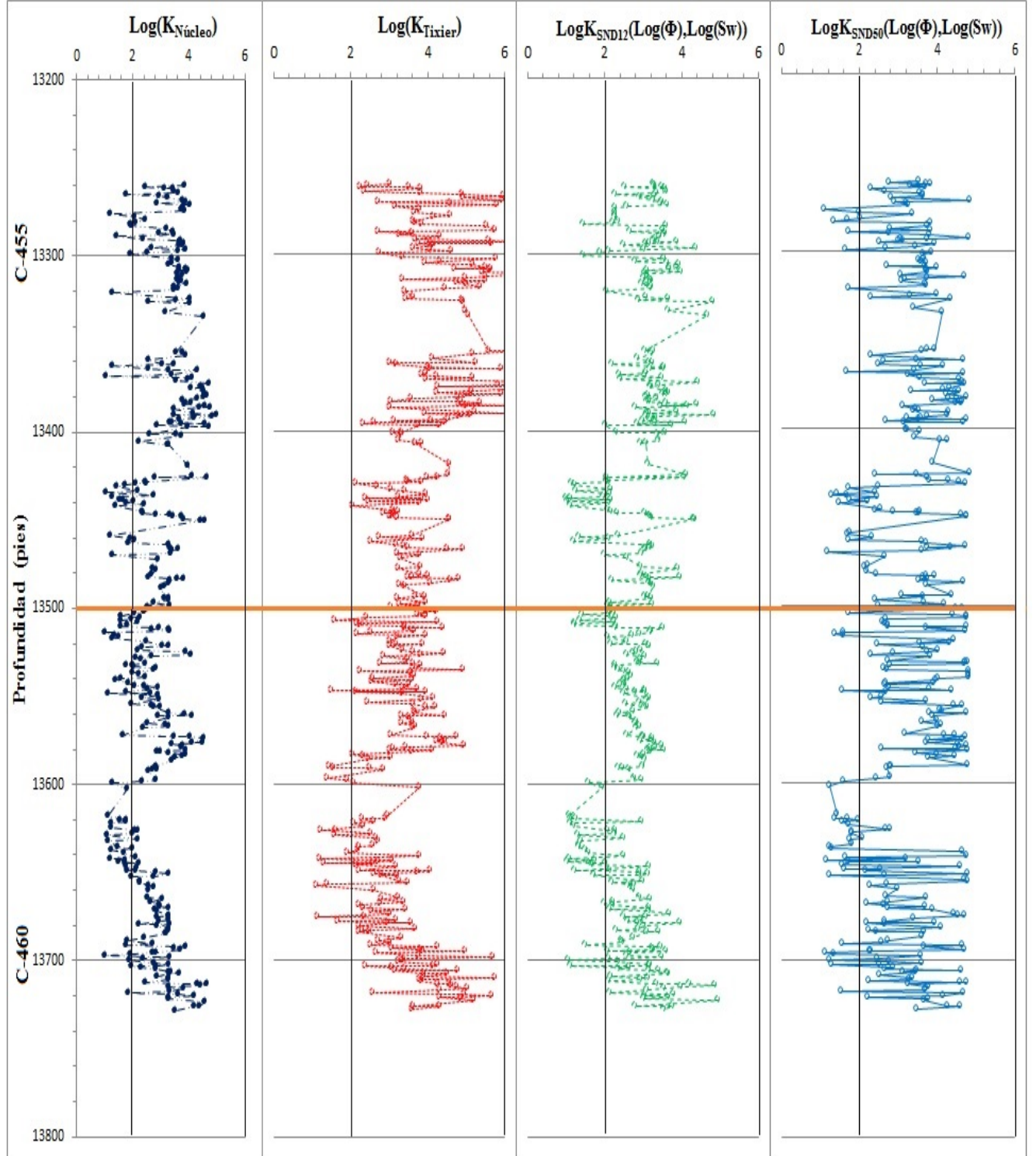


Figura 5.7: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$), resultados obtenidos del SND12 ($\text{Log}(K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) y resultados obtenidos del SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) para el pozo Px12. 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.

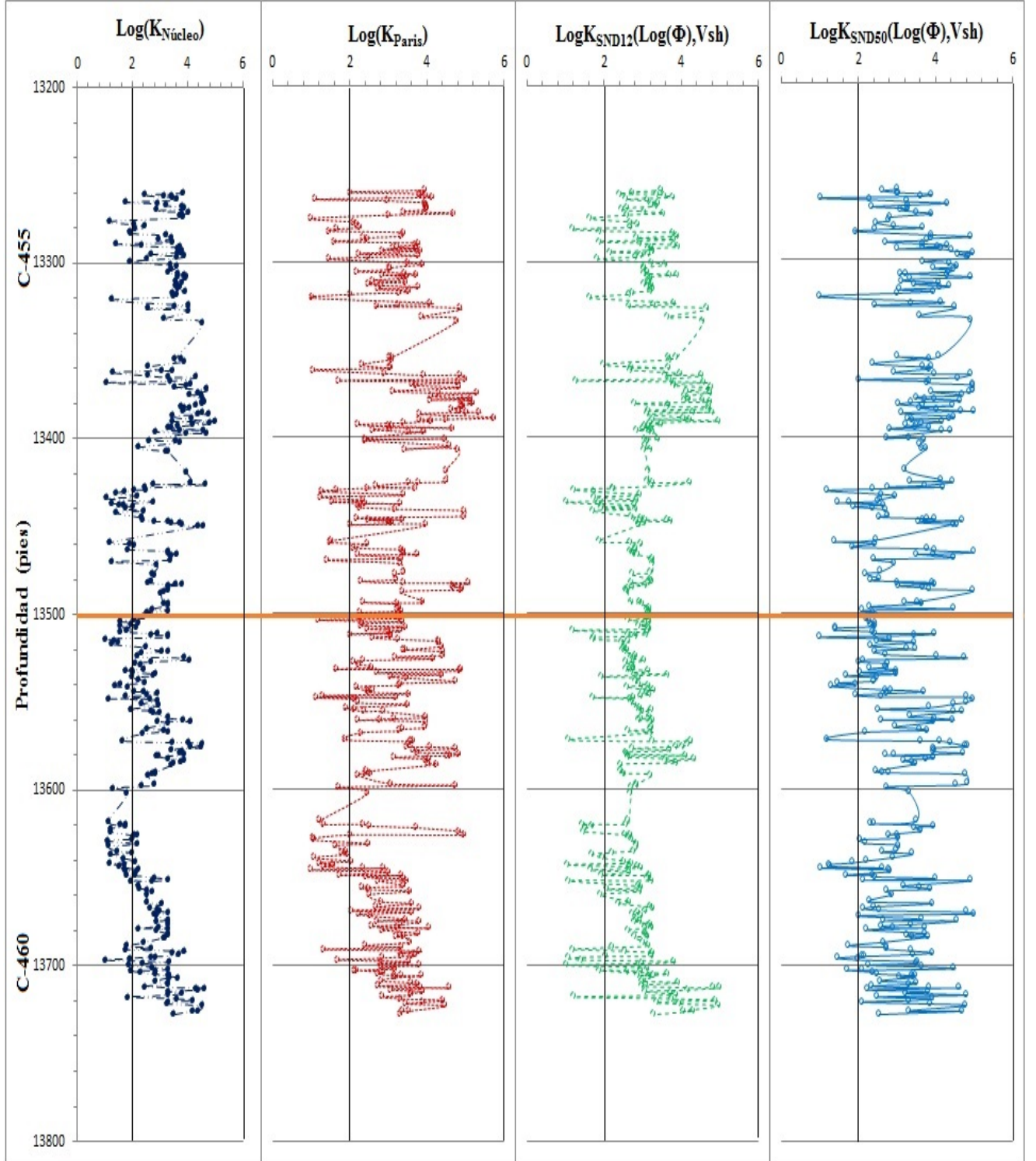


Figura 5.8: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($\text{Log}(K_{\text{Paris}})$), resultados obtenidos del SND12 ($\text{Log}(K_{\text{SND12}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) y resultados obtenidos de las ecuaciones SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px12. 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.

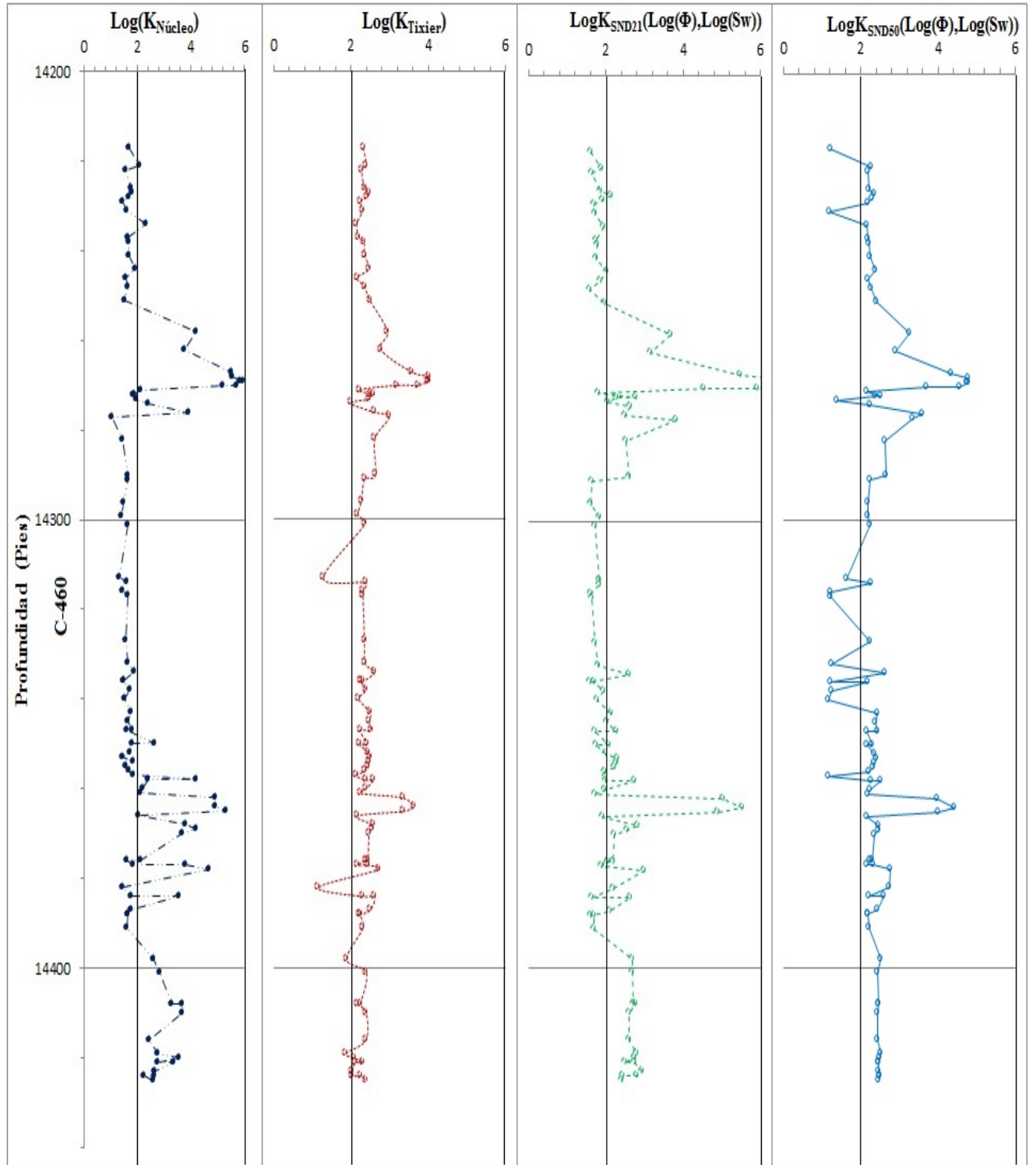


Figura 5.9: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Tixier ($\text{Log}(K_{\text{Tixier}})$), resultados obtenidos del SND21 ($\text{Log}(K_{\text{SND21}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) y resultados obtenidos del SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), \text{Log}(S_w)))$) para el pozo Px21. Leídos de izquierda a derecha.

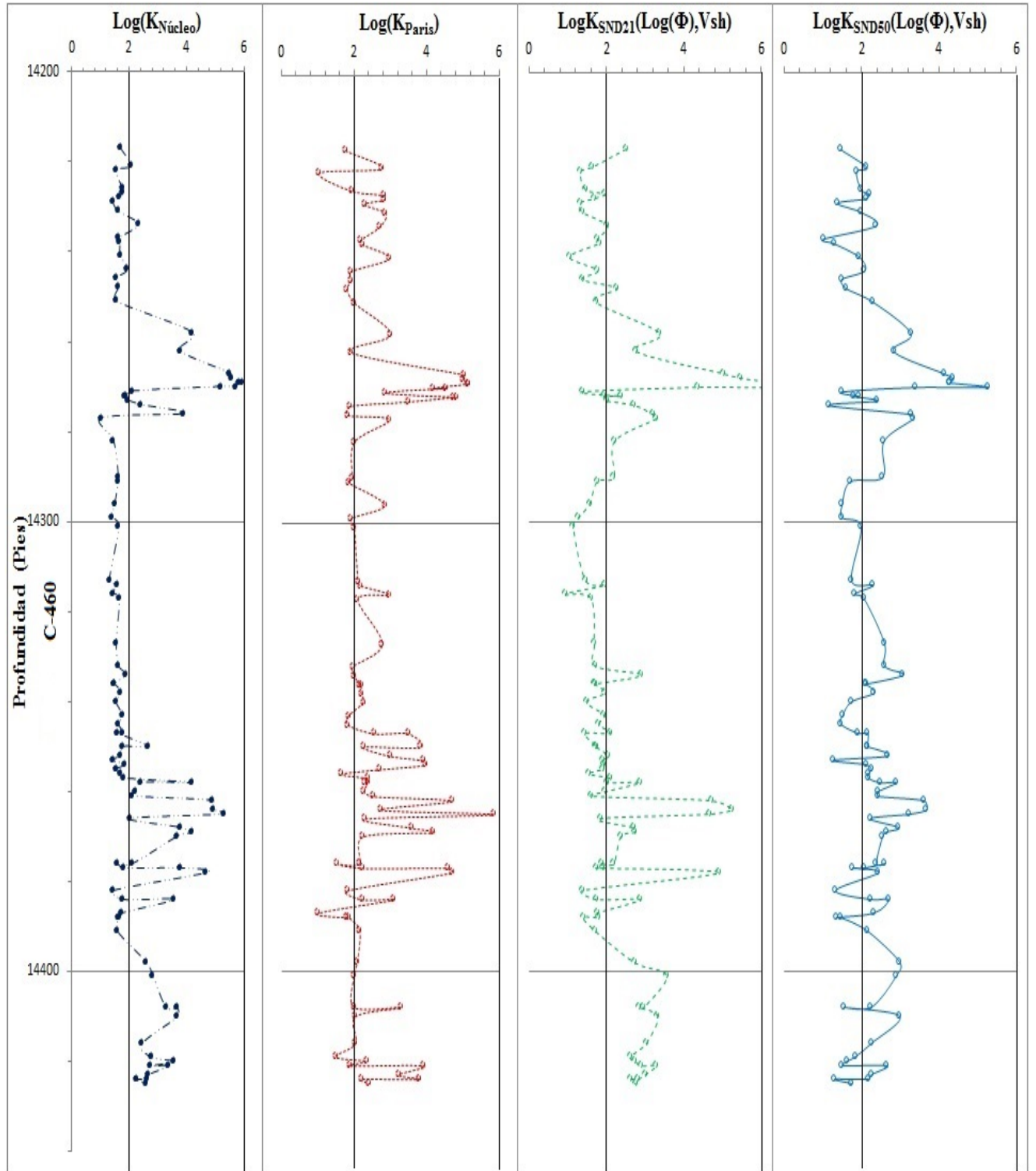


Figura 5.10: Resultados a profundidad debido a: datos de núcleo ($\text{Log}(K_{\text{Núcleo}})$), resultados obtenidos mediante la ecuación de Paris ($\text{Log}(K_{\text{Paris}})$), resultados obtenidos del SND21 ($\text{Log}(K_{\text{SND21}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) y resultados obtenidos de las ecuaciones SND50 ($\text{Log}(K_{\text{SND50}}(\text{Log}(\phi), V_{sh}))$) para el pozo Px21. Leídos de izquierda a derecha.

CAPÍTULO 6

Conclusiones

El objetivo fundamental de este trabajo es realizar la inferencia del parámetro petrofísico permeabilidad (K), mediante la utilización de un sistema neuro-difuso (SND). Se utilizó el sistema adaptativo de inferencia neuro-difusa (ANFIS) de la plataforma MatLab. Para entrenar este SND y evaluar su potencialidad, se utilizaron datos, medidos a profundidad, de los pozos Px50, Px12 y Px21 respectivamente, ubicados en la zona del Bloque III del Lago de Maracaibo. Los datos utilizados principalmente fueron la permeabilidad, (K), la porosidad, (ϕ), la saturación de agua (S_w) y el volumen de arcilla, (V_{sh}), todos correlacionados a profundidad (pies).

Al evaluar las ecuaciones obtenidas con el SND entrenado con datos del pozo Px50 (SND50) se construyeron dos tipo de ecuaciones, según al emplear los parámetros de $Log(\phi)$ y $Log(S_w)$ (SND50(S_w)) o $Log(\phi)$ y V_{sh} (SND50(V_{sh})). Para ambos conjuntos de ecuaciones SND50, los resultados cualitativos y cuantitativos obtenidos resultaron ser mejores que los encontrados con las ecuaciones empíricas de Tixier y Paris.

Al evaluar las ecuaciones SND50 con datos de pozo de Px12 y Px21, los mejores resultados se obtuvieron con las ecuaciones $\text{SND50}(S_w)$. En ambos pozos, los datos que se utilizaron para la evaluación provenían de la unidad $C - 4$ del Eoceno C inferior, específicamente de los intervalos $C - 455$ y $C - 460$, los cuales son considerados los más importantes en todo el yacimiento. Las arenas $C - 460$ corresponden a arenas más limpias que las arenas $C - 455$. Consideramos que este cambio en la litología hace que los resultados no sean tan óptimos como los esperados.

En el caso en que fue evaluado el pozo Px21, para el cual sólo se contaba con datos pertenecientes al intervalo de arenas $C - 460$, los resultados fueron, cualitativa y cuantitativamente satisfactorios. Alcanzándose un 67 % de linealidad entre los valores de permeabilidad de núcleo e inferidos al considerar las ecuaciones $\text{SND50}(S_w)$ y un 52 % al utilizar las ecuaciones $\text{SND50}(V_{sh})$. Estos resultados corroboran la hipótesis de la influencia correspondiente al tipo de litología.

Tanto empírica (Tixier y Paris) como numéricamente (SND50), se encontró que al incorporar el parámetro de S_w ($\text{SND50}(S_w)$ y Tixier), cuantitativamente los resultados, en cuanto a linealidad y dispersión entre los valores de permeabilidad en núcleo e inferidos, eran mejores. Sin embargo, al colocar los datos a profundidad, se observó que la consideración del parámetro de V_{sh} ($\text{SND50}(V_{sh})$ y Paris), permitía definir mejor los máximos y mínimos de permeabilidad, lo cual es una de las principales necesidades en la industria, ya que esto suele estar asociado a producción en un campo petrolero.

Bibliografía

- Allaoua, B., Laoufi, A., Gasbaoui, B. and Abderrahmani, A. (2009). *Neuro-Fuzzy DC Motor Speed Control Using Particle Swarm Optimization*. Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies, **15**, 1-18. Always.
- Babuška, R. and Verbruggen, H. (2003). *Neuro-Fuzzy Methods For Nonlinear System Identification*. Annual Reviews in Control, **27**, 73-85.
- 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.
- Bigelow, L. (1995). *Introduction to Wireline Log Analysis*. Western Atlas.
- Briceño, G. (1999). *Comparación e interpretación de dos levantamientos sísmicos 3D, Bloque I Lago de Maracaibo*. Universidad Central de Venezuela.

- Cárdenas, Y., Guerra, L. y Mauricio, D. (2009). *Diseño de un algoritmo genético para la generación de conocimiento en el diagnóstico del Síndrome Austista*. Revista de Ingeniería de Sistemas e Informática, **6** (2), 91-97.
- Da Silva, A., Costanzo-Álvarez, V., Hurtado, N., Aldana, M., Bayona, G., Guzmán, O. and López Rodríguez, D. (2010a). *Study of a possible correlation between miocene global climatic changes ($\delta^{18} O$) and magnetic proxies, using neuro fuzzy logic analysis*. Barcelona'10 Conference Proceedings and Exhibitor's Catalogue, P502.
- Da Silva, A., Costanzo-Álvarez, V., Hurtado, N., Aldana, M., Bayona, G., Guzmán, O. and López-Rodríguez, D. (2010b). *Study of a possible correlation between miocene global climatic changes and magnetic proxies, using neuro fuzzy logic analysis in a strati graphic well at the Llanos fore land basin, Colombia*. Studia Geophysica et Geodaetica, **54**, 607-631.
- Darcy, H. (1856). *Les Fontaines Publiques de la Vue de Dijon*. Libraire de Corps Impiaux des Pontset Chausdes et des Mines, Paris, 590-594.
- Díaz, R., Hurtado, N. and Torres, J. (2012). *Aplicación de un Sistema Neuro-Difuso en Datos de Porosidad y Saturación de Agua, para la Inferencia de Permeabilidad*. Jifi eai-2012. Jornadas de Investigación, Ecuentero Académico Industrial.
- Ellis, Darwing. and Singer, Julian. (2008). *Well Logging for Earth Scientists*. Springer.
- Finol, J. and Jing, X. (2002). *Permeability prediction in shaly formations: The fuzzy modeling approach*. Geophysics, **67** (3), 817-829.

- Hurtado, N. and Aldana, Torres. (2009). *Comparison between Neuro-Fuzzy and Fractal Models for Permeability Prediction*. Computational Geosciences, **13** (2), 181-186.
- Hurtado, N., Costanzo-Álvarez, V., López-Rodríguez, D., Aldana, M and Bayona, G (2013). *Characterization of Lithostratigraphic Units using Neuro Fuzzy System Analyses Applied to Rock Magnetic Data*. Proceedings of the 2nd International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods. CDRom, 686-689.
- Jang, R. (1993). *ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system*. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, **23** (5), 665-685.
- Jung, S. and Lee, S. (2006). *In Situ Monitoring of Cell Concentration in a Photobioreactor Using Image Analysis: Comparison of Uniform Light Distribution Model and Artificial Neural Networks*. Biotechnology Progress, **22** (5), 1443-1450.
- Moya, N. (2005). *Sistemas Neuro-Fuzzy*. Universitat Oberta de Catalunya.
- Nelson, P. (2007). *Petroleum Eengineering Handbook*. General Eengineering Volume I, Chapter 1. Society of Petroleum Engineers.
- Pal, L., Joyce, M. and Fleming, P. (2006). *A Simpled Method for Calculation of the Permeability Coefficient of Porous Media*. Tappi Journal, **5** (9), 10-16.
- Pape, H. and Schopper, J. (1987). *Fractal description of the Falkenberg granite microfissure system as derived from petrophysical and microscopical investigations: Geol, Jahrbuch*. **E39**, 149-166.

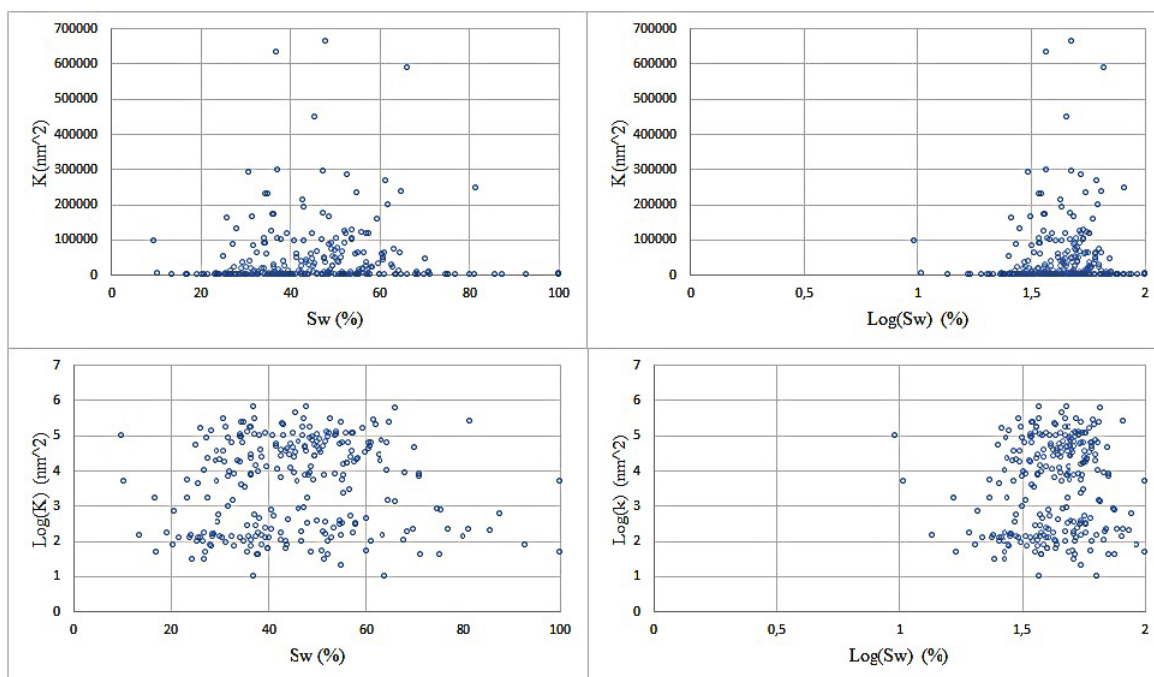
- Pape, H., Clauser, C. and Iffland, J. (2000). *Variation of Permeability with Porosity in Sandstone Diagenesis Interpreted with a Fractal Pore Space Model*. Pure appl. geophys, **157**, 603-619.
- Parnaud, F., Gou, Y., Pascual, J. C., Capello, M. A., Truskowski, I. and Passalacqua, H. (1995). *Stratigraphic synthesis of western Venezuela*. Petroleum Basins of South America. AAPG MEM, (862), 681-698.
- Peters, E. (2007). *Petrophysics*. Departament of Petroleum and Geosystems Engineering. The University of Texas at Austin.
- Rairán, J., Pérez, J. y Osorio, J. (2009). *Implementación de una red neuronal para la medición indirecta de posición*. Revista Avance en Sistema e Informática, **6** (3), 79-85.
- Shön, J. (2011). *Physical Properties of Rocks*. Elsevier.
- Spěrl, J. and Trčková, J. (2008). *Permeability and Porosity of Rock and Their Relationship Based On Laboratory Testing*. Acta Geodyn. Geomater, **5** (149), 41-47.
- Sugeno, M. and Yasukawa, T. (1993). *A Fuzzy-Logic Based Approach to Qualitative Modeling*. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, **1** (1), 7-11.
- Suzuki, K. (2013). *Artificial Neural Networks*. InTech.
- Takagi, T. and Sugeno, M. (1985). *Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control*. Ieee Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, **15** (1), 116-132.

- Thomas, E. (2007). *Petroleum Eengineering Handbook*. General Eengineering Volume V, Chapter 3A. Society of Petroleum Engineers.
- Tiab, D. and Donaldson, E. (2004). *Petrophysics*. Elsevier.
- Torres, J. (1996). *Aplicaciones de registros e imágenes de pozos para la evaluación de areniscas delgadas cementadas y su correlación con la información de núcleos en el Bloque III, Lago de Maracaibo*. TEG.
- Torres, J., Hurtado, N. and Aldana, M. (2007). *Comparison of three different techniques with real data from the well in the determination of permeability*. Ciencia, **15** (4), 433-437.
- Wang, Y., Niu-Ling, D. and Ji, L. (2011). *Optimization of Short-Term Load Forecasting Based on Fractal Theory*. New Challenges for Intelligent Information and Database Systems Studies in Computational Intelligence, **351**, 175-186.
- WEC Venezuela. (2009). *Evaluación de Pozos*. Schlumberger.
- Wu, Yue., Zhang, Biaobiao., Lu, Jiabin. and Du, K.-L. (2011). *Fuzzy Logic and Neuro-fuzzy Systems: A Systematic Introduction*. International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE), **2** (2). 47-80.
- Zinszner, B. and Pellerin, F. (2007). *A Geoscientist's Guide to Petrophysics*. Editions Technip.

Apéndice A

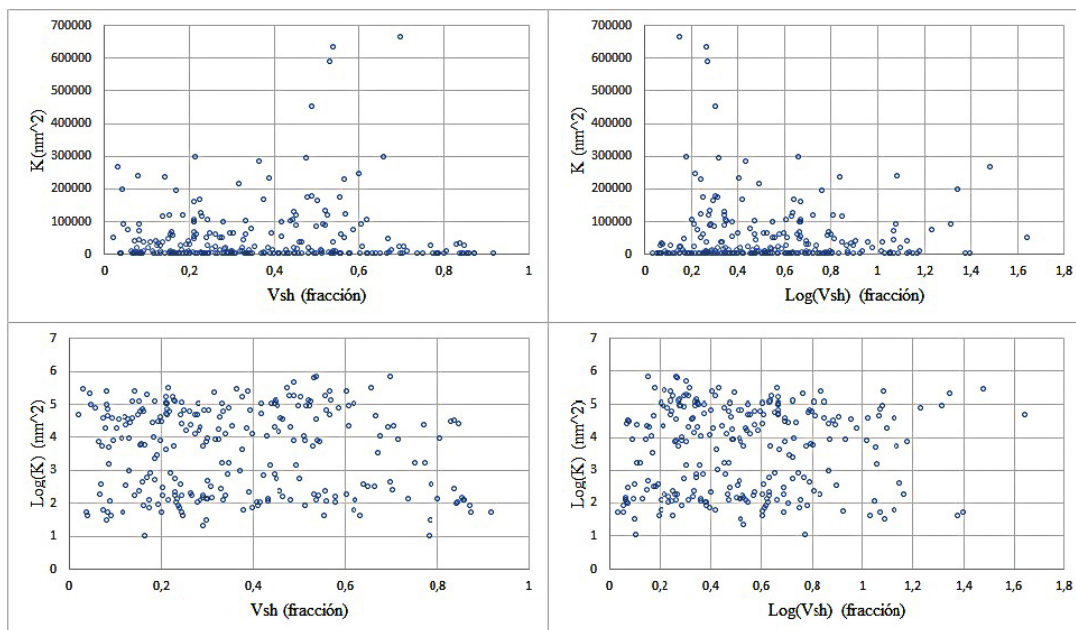
Las combinaciones de los parámetros del pre-procesamiento con los datos del pozo Px50 se presentan a continuación:

■ Permeabilidad-saturación de agua para el pozo Px50



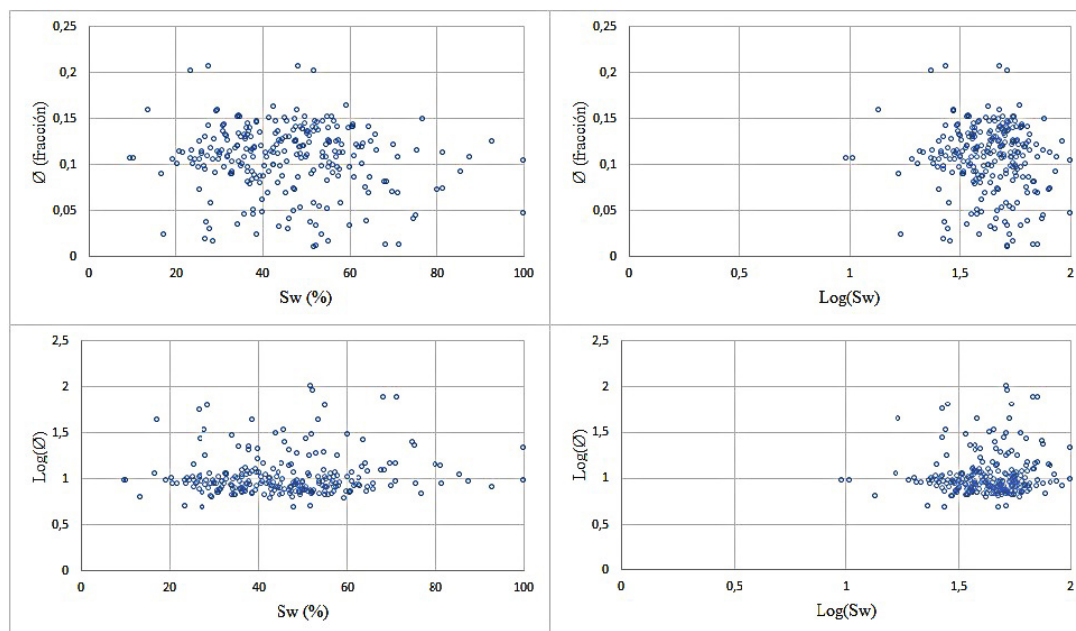
Correlación entre los parámetros K y S_w y sus logaritmos usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

■ Permeabilidad-volumen de arcilla para el pozo Px50



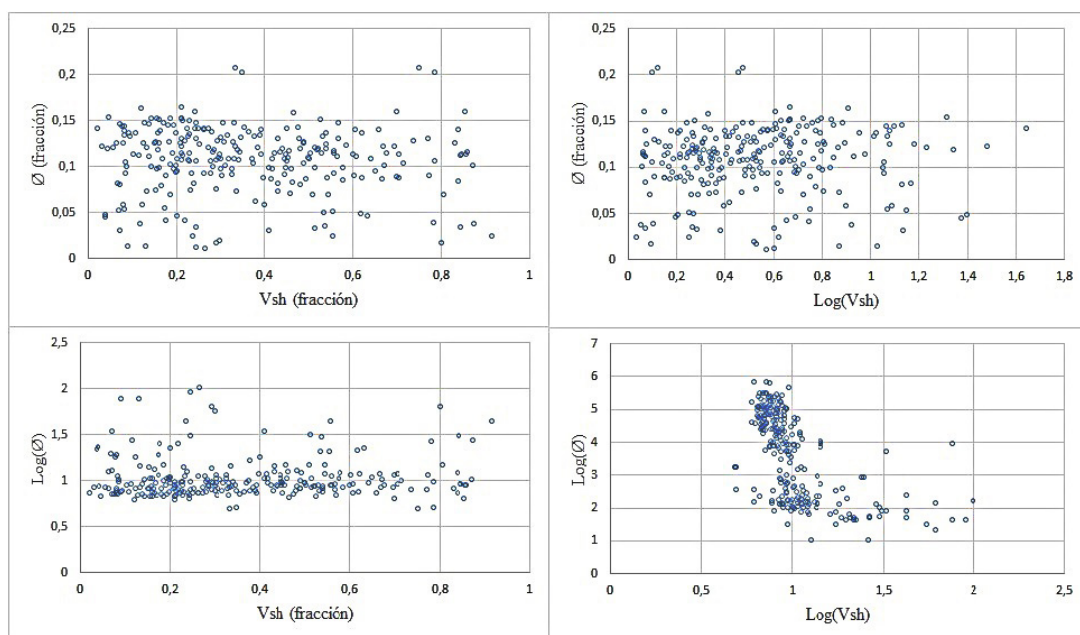
Correlación entre los parámetros K y S_w y sus logaritmos usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

■ Porosidad-saturación de agua para el pozo Px50



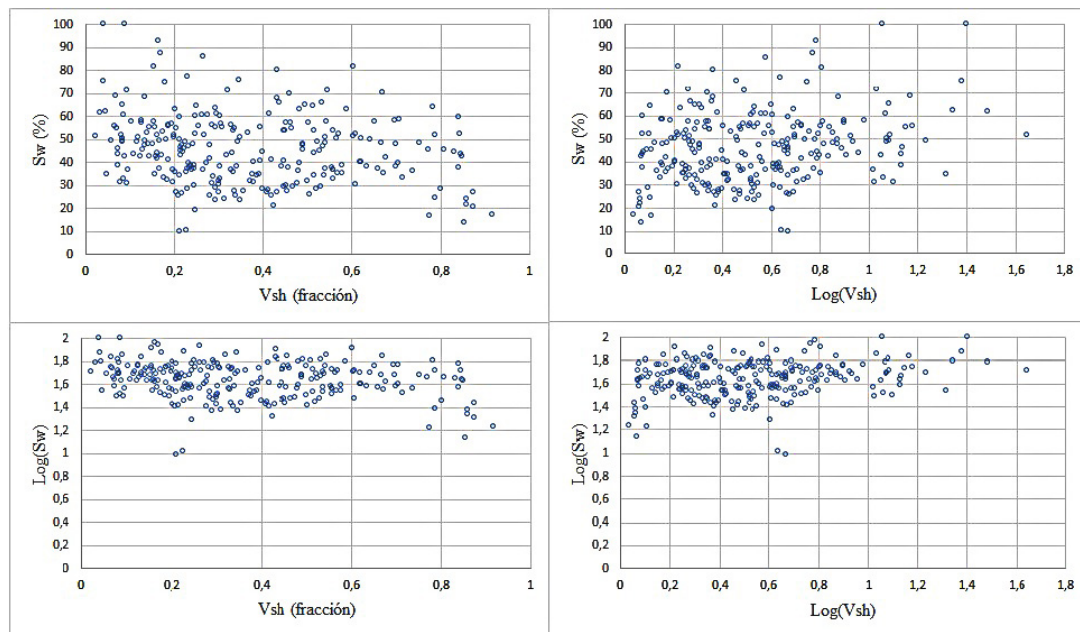
Correlación entre los parámetros ϕ y S_w y sus logaritmos usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

■ Porosidad-volumen de arcilla para el pozo Px50



Correlación entre los parámetros ϕ y V_{sh} y sus logaritmos usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

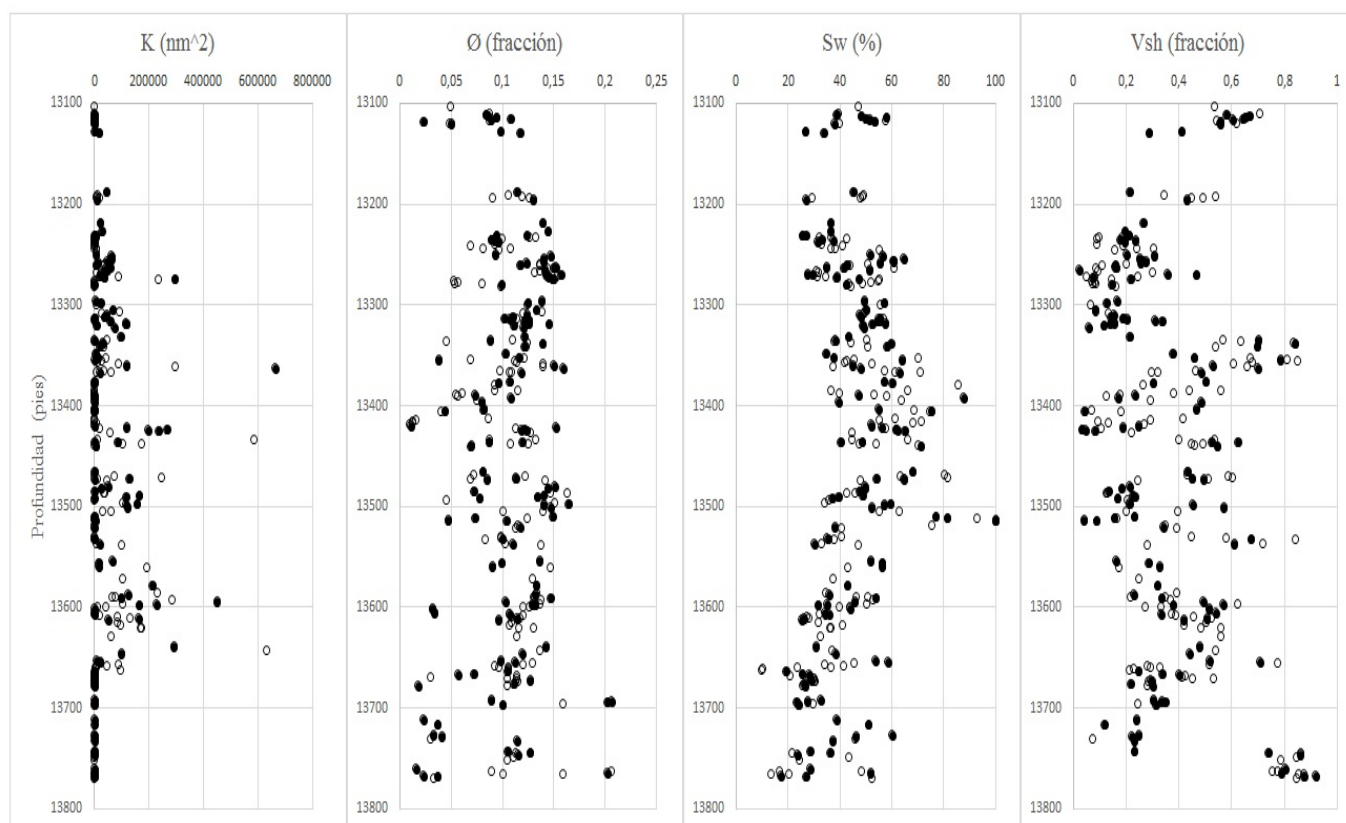
■ Saturación de agua-volumen de arcilla para el pozo Px50



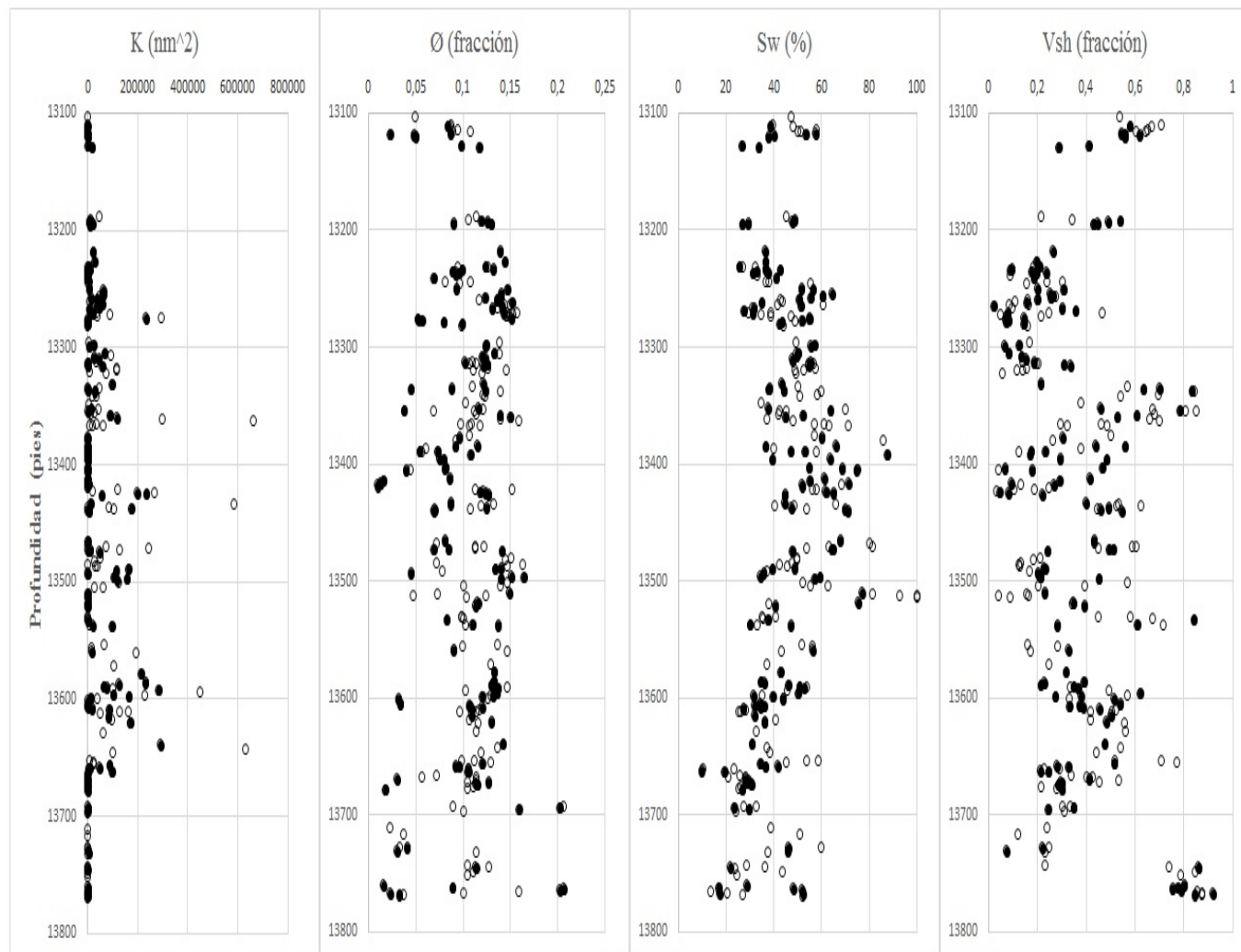
Correlación entre los parámetros S_w y V_{sh} y sus logaritmos usando el 100 % de los datos del pozo Px50.

Apéndice B

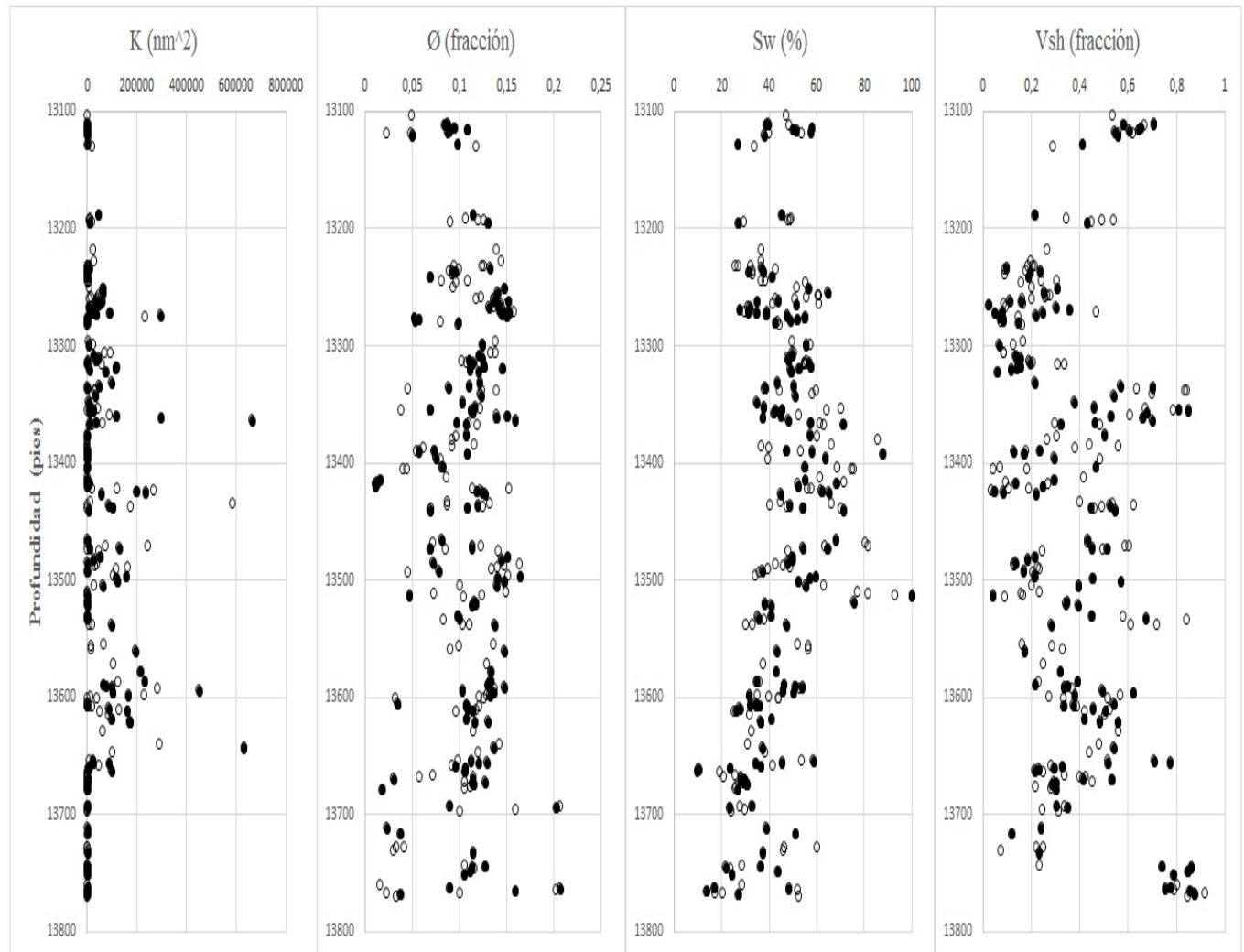
Porcentajes de datos escogidos aleatoriamente del 50 % (círculos cerrados) y el 100 % (círculos llenos) para el pozo Px50.



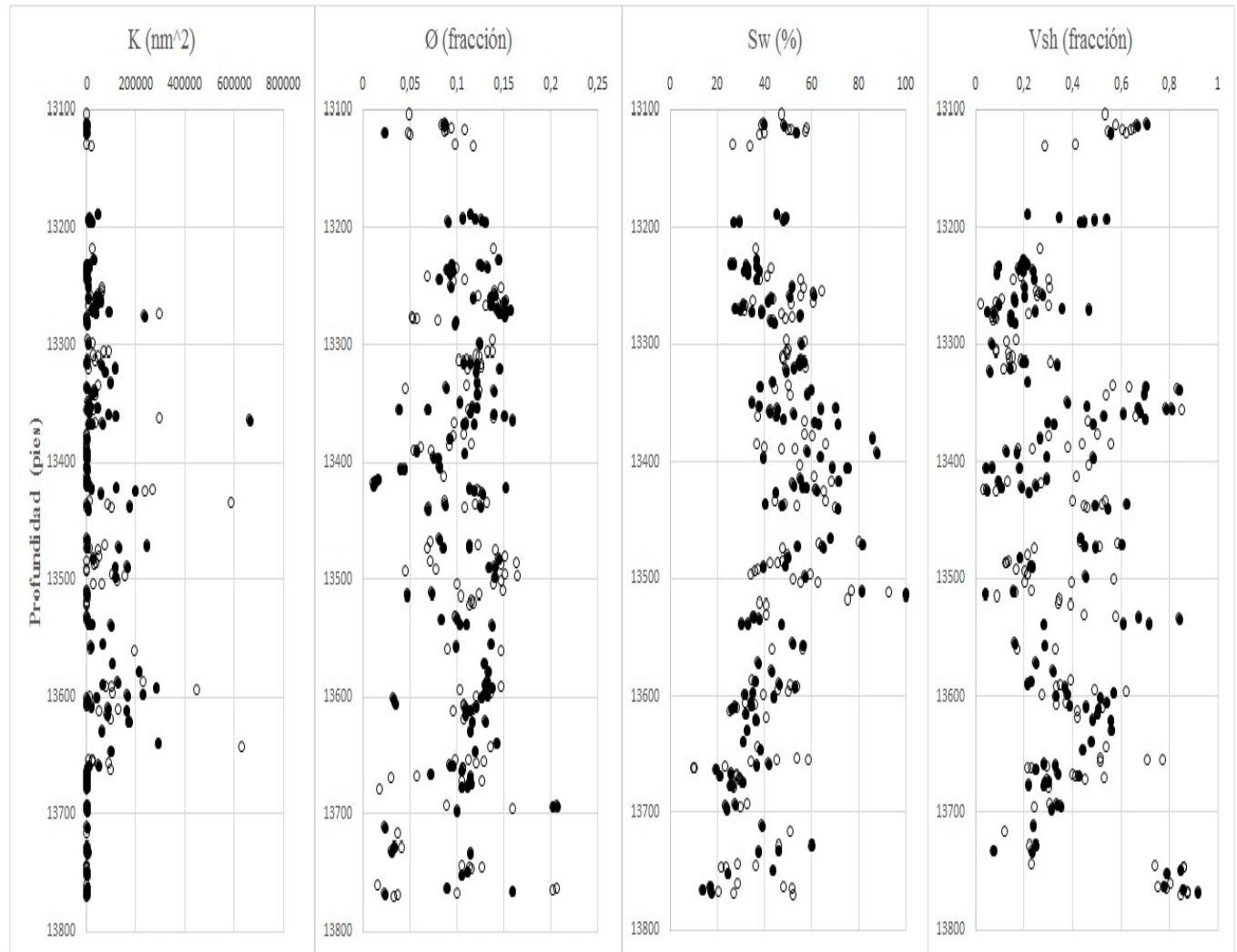
Patrón 1 de los datos escogidos aleatoriamente para el pozo Px50.



Patrón 2 de los datos escogidos aleatoriamente para el pozo Px50.



Patrón 3 de los datos escogidos aleatoriamente para el pozo Px50.



Patrón 4 de los datos escogidos aleatoriamente para el pozo Px50.

Apéndice C

Ecuación de K con	Reglas [1 2]	Reglas [2 1]	Reglas [2 2]
($\emptyset$, Sw)	No converge	No converge	5,135
(Log($\emptyset$), Sw)	No converge	No converge	No converge
($\emptyset$, Log(Sw))	4,349	3,137	3,968
(Log($\emptyset$), Log(Sw))	3,216	2,065	2,967
Ecuación de K con	Reglas [1 2]	Reglas [2 1]	Reglas [2 2]
($\emptyset$, Vsh)	4,875	4,134	5,085
(Log($\emptyset$), Vsh)	2,836	2,888	2,934
($\emptyset$, Log(Vsh))	3,019	3,336	4,054
(Log($\emptyset$), Log(Vsh))	3,006	2,745	2,085

Valores de RMSE obtenidos para las distintas ecuaciones de inferencia para K , usando las combinaciones entre $[\phi$ y $S_w]$, $[\phi$ y $V_{sh}]$, así como sus logaritmos. Valores obtenidos de entrenar ANFIS con datos del pozo Px50.