

*Ecuaciones de Inferencia de
Permeabilidad usando Lógica Difusa
y Paris*

Br. Diego Zabaleta Sanabria

Tutora: Dra. Nuri Hurtado Villasana

Trabajo Especial de Grado



Caracas, 28 de octubre del año 2014



Universidad Central de Venezuela

Facultad de Ciencias

Escuela de Física

ECUACIONES DE INFERENCIA DE PERMEABILIDAD USANDO LÓGICA DIFUSA Y PARIS

Br. Diego Zabaleta Sanabria

Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Caracas, 28 de octubre del año 2014

Ecuaciones de Inferencia de Permeabilidad usando Lógica Difusa y Paris

Copyright © 2014

Universidad Central de Venezuela
Diego Zabaleta Sanabria

**ECUACIONES DE INFERENCIA DE PERMEABILIDAD USANDO
LÓGICA DIFUSA Y PARIS**

Br. Diego Zabaleta Sanabria

*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

Fecha

Quienes suscriben, miembros del Jurado que examinó el trabajo presentado por el Br. Diego Zabaleta Sanabria, titulado: “**Ecuaciones de Inferencia de Permeabilidad usando Lógica Difusa y Paris**” 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

Fecha

Dr. Esteban Álvarez

Fecha

Dr. Pierre Embaid

Fecha

Caracas, 28 de octubre del año 2014

A Dios

Agradecimientos

A Dios.

A mi Madre.

A mi Padre.

A mi Tutora.

A mis amigos y familiares.

Y demás personas que colaboraron para la realización de este trabajo.

ÍNDICE GENERAL

Índice General	vii
Lista de Figuras	x
1. Introducción	3
2. Marco Teórico	7
2.1. Petrofísica	7
2.1.1. Porosidad	8
2.1.2. Permeabilidad	10
2.1.3. Volumen de Arcilla	12
2.2. Modelo Empírico de Paris	14
2.3. Modelo de Regresión Lineal Múltiple	15
2.4. Lógica Difusa	16
2.4.1. Función de Pertenencia	17
2.4.2. Universo del Discurso y Variable lingüística	27
2.4.3. Operadores Lógicos	27

2.4.4.	Reglas Difusas	29
2.5.	Sistema de Inferencia Difuso	31
2.5.1.	Sistema de Inferencia Difuso tipo Takagi-Sugeno	31
2.5.2.	Sistema de Inferencia Difuso tipo Mamdani	33
3.	Marco Geológico	34
3.1.	Geología de la zona	36
3.1.1.	Estratigrafía	37
3.1.2.	Rasgos más importantes de las unidades geológicas de interés	39
3.1.3.	Características petrofísicas de la zona	39
4.	Metodología	41
4.1.	Estudio de la linealidad de los datos	41
4.1.1.	Modelo usando Regresión Lineal Simple (RLS)	46
4.2.	Modelos empíricos para la inferencia de permeabilidad	47
4.2.1.	Modelo empírico DZ	47
4.2.2.	Modelo empírico de Paris Adaptado (PA)	48
4.3.	Modelo no lineal: Sistema de Inferencia Difuso (SID) para inferencia con $\text{Log}(K_{SID})$	50
4.3.1.	SID con una entrada: $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$	53
4.3.2.	SID con dos entradas: $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$	56
4.4.	Inferencia de permeabilidad en pozos vecinos al 950	60

<i>Índice General</i>	ix
5. Resultados	61
5.1. Inferencia con datos del pozo 950	62
5.1.1. Inferencia con $Log(K_{modelo}(\phi))$	62
5.1.2. Inferencia con $Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$	64
5.2. Inferencia en pozos vecinos al pozo 950	65
5.2.1. Inferencia en pozos vecinos al pozo 950, con las ecuaciones del $Log(K_{modelo}(\phi))$	66
5.2.2. Inferencia en pozos vecinos al 950 con las ecuaciones del $Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$	69
6. Conclusiones	81
Bibliografía	84
A. Apéndice	88
A.1. Gráficas de correlacion entre ϕ y V_{sh}	89
B. Apéndice	90
B.1. Resultados cuantitativos de las pruebas realizadas para la obtención de los Sistema de Inferencia Difuso (SID) mas eficientes	90
B.1.1. Pruebas con porosidad a la entrada	91
B.1.2. Pruebas con porosidad y volumen de arcilla a la entrada	93

LISTA DE FIGURAS

2.1.	Descripción de la porosidad de una roca.	8
2.2.	Variación del tamaño de las partículas.	10
2.3.	Permeabilidad de una roca.	10
2.4.	Registro de rayos gamma, indicando las secciones de arcillas y arenas. (Tomada de: http://www.slideshare.net/vlades3011/26228291-registrooperfilajedepozos).	
2.5.	Conjunto difuso de los elementos que definen la variable lingüística de altura, dividido en 3 subconjuntos difusos nombrados como: bajo, mediano y alto respectivamente.	17
2.6.	Función triangular.	19
2.7.	Función Trapezoidal.	20
2.8.	Función Gaussiana.	21
2.9.	Función Gaussiana Combinada.	21
2.10.	Función Gaussiana Generalizada.	22
2.11.	Función Sigmoidal Básica.	23
2.12.	Función Producto Sigmoidal.	24
2.13.	Función Diferencia Sigmoidal.	25

2.14.	Función Z.	25
2.15.	Función S.	26
2.16.	Función PI.	27
3.1.	Cuenca del lago Maracaibo	35
3.2.	Localización del Bloque III, Lago de Maracaibo (Modificado de: Torres, 1996)	35
3.3.	Columna estratigrafica de la zona. (WEC-Schlumberger, 2009)	37
3.4.	Tabla estratigrafica de la zona. (Tomada de: WEC-Schlumberger, 1997)	38
4.1.	Integración de datos provenientes de registros de pozos (lado izquierdo) y registro convencionales (lado derecho).	42
4.2.	Esquema del procedimiento a ser empleado para determinar cualitativa y cuantitativamente las relaciones simples entre los parámetros K , ϕ , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(\phi)$	43
4.3.	Gráficas de correlación de los parámetros K , ϕ , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(\phi)$. . .	45
4.4.	Gráficas de correlación de los parámetros K , V_{sh} , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(V_{sh})$. 45	
4.5.	Gráfico cruzado del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante Regresión Lineal Simple (RLS) vs el logaritmo de la permeabilidad real. 46	
4.6.	Gráfico cruzado del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante la ecuación empírica DZ vs el logaritmo de la permeabilidad real. . . .	48
4.7.	Gráficos cruzados del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante los modelos empíricos de Paris y Paris Adaptado (PA) vs el logaritmo de la permeabilidad real.	49
4.8.	Ventana del modulo FIS de MatLab.	51
4.9.	Ventana del modulo FIS de MatLab, donde se cargaron los datos en el workspace.	52
4.10.	Esquema del procedimiento llevado a cabo en las primeras pruebas, cuando el sistema es alimentado con una sola variable.	54
4.11.	Esquema del procedimiento llevado a cabo cuando se dejaron fijos la pendiente y el punto de corte de las ecuaciones de salida, para el sistema alimentado con una entrada.	55

4.12.	Esquema del procedimiento llevado a cabo, en las primeras pruebas, cuando se alimenta el sistema con dos variables (porosidad y volumen de arcilla).	57
4.13.	Esquema del procedimiento llevado a cabo, en las segundas pruebas, cuando se alimenta el sistema con dos variables (porosidad y volumen de arcilla).	59
5.1.	Datos del pozo 950. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (RLS) (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	73
5.2.	Datos del pozo 950. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ, ecuación de Paris Adaptada y SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	74
5.3.	Datos del pozo 1021. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión lineal Simple (línea punteada) y SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	75
5.4.	Datos del pozo 1041. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	76
5.5.	Datos del pozo 812. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	77
5.6.	Datos del pozo 1021. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (línea punteada), modelo de Paris Adaptada (línea segmentada) y el SID_2 ((línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	78
5.7.	Datos del pozo 1041. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (línea punteada), modelo de Paris Adaptado (línea segmentada) y SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	79

5.8.	Datos del pozo 812. Resultados a profundidad de el logaritmo de la permeabilidad $Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (linea punteada), modelo de Paris Adaptado (linea segmentada) y SID_2 (linea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).	80
A.1.	Gráficas de correlación de los parámetros ϕ , $Log(\phi)$, V_{sh} y $Log(V_{sh})$. .	89

Resumen

Ecuaciones de Inferencia de Permeabilidad usando Lógica Difusa y Paris

Diego Zabaleta Sanabria

Dra. Nuri Hurtado Villasana, Tutora

Universidad Central de Venezuela

En este trabajo se realizó un estudio de la dependencia de la permeabilidad (K) en función de la porosidad (ϕ) y el volumen de arcilla (V_{sh}), con datos del pozo 950 del Bloque III del Lago de Maracaibo. Se obtuvieron diferentes modelos utilizando técnicas del tipo lineal, empíricas y no lineal. El modelo lineal se encontró mediante la herramienta Regresión Lineal Simple (Excel). En el caso de los modelos empíricos, se adaptó el modelo empírico de Paris, mediante la herramienta Regresión Lineal Multiple (Excel) con los datos del pozo 950 y se construyó un modelo empírico basado en la combinación lineal de los resultados obtenidos con Regresión Lineal Simple. Para el estudio no lineal de la permeabilidad se empleó el Sistema de Inferencia Difuso, teniendo como entrada a diferencia de los otros modelos, en un caso, tan solo el rango de ϕ y en otro, el rango de ϕ y V_{sh} del pozo 950. Con cada una de las ecuaciones obtenidas con datos del pozo 950, se procedió a inferir la permeabilidad de pozos vecinos al pozo 950: pozos 1021, 1041 y 812, todos estos pertenecientes al Bloque III del Lago de Maracaibo. Los resultados alcanzados permitieron realizar una comparación del nivel de inferencia de la permeabilidad, en función de las técnicas empleadas y los parámetros que intervinieron en la misma. En todos los casos se consiguió que el empleo de los Sistemas de Inferencia Difusos ofrecen resultados más satisfactorios que los otros modelos empleados. La inclusión del V_{sh} en las ecuaciones de inferencia de

permeabilidad produjo una pequeña mejora de la inferencia en los pozos cuyos datos de ϕ y V_{sh} están cercanos al rango de los datos del pozo 950.

Dra. Nuri Hurtado Villasana
Tutora

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Las áreas en las que se han implementando sistemas de inteligencia artificial en las últimas décadas son muy amplias. Esto se debe principalmente a los excelentes resultados que en muchas ocasiones se han conseguido con ellos. En todos los casos se pretende modelar numéricamente tanto los procedimientos de razonamiento [1], comportamiento e incluso el proceso de selección que tenemos los seres humanos. Estos se suelen usar para abordar fenómenos que involucren cierto nivel de incertidumbre para así ofrecer una respuesta similar a la que daría un ser humano.

Un Sistema de Inferencia Difuso (SID), dentro de los sistemas de inteligencia artificial, constituye una herramienta muy útil para modelar fenómenos donde intervienen variables que no guardan una relación lineal entre sí. Esta técnica ha sido empleada por diversos autores para abordar problemas de distinta índole, por ejemplo, en el área de economía y finanzas [2, 3, 4], medicina [5, 6], robótica [7] ecología [8], plantas industriales [10], minería y petróleo [11] etc.

En petrofísica, parámetros de los registros de pozos (porosidad, volumen de arcilla, permeabilidad, saturación de agua), están correlacionados. Sin embargo, establecer una relación entre ellos es a menudo muy complejo, por lo cual se han empleado modelos empíricos [12], teóricos [13], [14], [15] y numéricos [16], [17], [18] donde los resultados varían dependiendo de los parámetros comprometidos, así como también de la geología del área en estudio.

En el área de la petrofísica, la permeabilidad es uno de los parámetros más importantes en la caracterización de yacimientos petrolíferos, puesto que proporciona la factibilidad para la extracción del hidrocarburo. Se ha conseguido mediante el empleo de un SID, obtener modelos petrofísicos 3D [19]. Dichos modelos han ofrecido resultados cercanos a la realidad, debido a que para la construcción de los mismos, intervienen parámetros tanto del tipo lingüístico como numérico que proporcionan una mejor adaptación al problema real. Así mismo los SID han sido usados para inferir modelos de permeabilidad en yacimientos de carbonatos [20].

En general, la permeabilidad suele ser afectada por diferentes factores, tales como alteraciones diagenéticas, factores mecánicos [21], etc. Es por ello que resulta propicio emplear técnicas para su inferencia de acuerdo a las características geológicas y litológicas del área a estudiar. Modelos teóricos basados en la teoría fractal [13] han sido desarrollados, obteniéndose buenos resultados para diferentes litologías. Sin embargo, estos modelos requieren de mucha información de campo, que no siempre suele estar disponible.

Para la inferencia de la permeabilidad, muchos investigadores han empleado otros modelos basados en sistemas inteligentes, como por ejemplo, el modulo ANFIS de MatLab, el cual utiliza un Sistema Neuro-Difuso (SND) [9], [10]. Los resultados obteni-

dos con esta herramienta se han comparado con los ofrecidos por ecuaciones empíricas, las cuales también proporcionan un modelo de inferencia aproximado de los parámetros petrofísicos, entre ellos, de la permeabilidad. Mediante estas comparaciones se ha conseguido que los SND son más eficientes al momento de realizar la inferencia de permeabilidad, ya que con ella se han podido obtener mejores resultados de inferencia en las principales zonas de interés petrofísico.

Debido a que la permeabilidad es uno de los parámetros más difíciles de determinar de manera directa [22], y al ser ésta, la capacidad que tendría un fluido de moverse a través de los poros interconectados de las rocas, se hace posible inferir el valor de la misma si se conocen los valores de porosidad, y en algunos casos otros parámetros como el radio de poro y el volumen de arcilla, de las mismas. Estos últimos son valores que resultan ser más fácil de obtener, ya que por lo general, los yacimientos de gas y petróleo poseen un registro a partir del cual se pueden determinar estos parámetros.

En este trabajo se realizó un estudio numérico y empírico para inferir la permeabilidad de los pozos 1021, 812 y 1041 pertenecientes al Bloque III del lago de Maracaibo, a partir de ecuaciones obtenidas con datos de porosidad y volumen de arcilla del pozo 950 localizado en la misma zona. Para lo cual se empleó el modelo de Regresión Lineal Simple y Múltiple, el modelo empírico de Paris y un Sistema de Inferencia Difuso (SID), para obtener ecuaciones de inferencia que permitieron hacer una estimación de la permeabilidad en los pozos bajo estudio. Con lo cual se pudo realizar una comparación del nivel de inferencia proporcionado por cada una de las técnicas empleadas.

En los siguientes capítulos se dará una explicación detallada de los modelos empíricos y los Sistemas de Inferencia Difuso empleados para la inferencia de la permeabilidad, de cada uno de los parámetros petrofísicos que se han requerido para el desarrollo

de este trabajo, así como también de la información geológica de la zona bajo estudio. Se hará una exposición de la secuencia del tratamiento de los datos de registro de pozo y registro convencional, empleados para la obtención de los modelos empíricos y los SID. Al final se presentan los resultados alcanzados con los distintos modelos de inferencia.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

En este capítulo se describirán algunos parámetros petrofísicos importantes como porosidad, permeabilidad y volumen de arcilla, los cuales representan el eje principal de este trabajo. Se detallarán los modelos que se utilizaron en este trabajo, como lo son, la ecuación empírica de Paris, el modelo de Regresión Lineal Múltiple y un Sistema de Inferencia Difuso (SID).

2.1. Petrofísica

La petrofísica abarca todo lo referente al estudio de las propiedades físicas y químicas de las rocas, así como la forma en que intervienen dichas propiedades en el comportamiento de los fluidos dentro de las rocas. La petrofísica proporciona información que permite describir la forma en la cual están interconectados los poros en el subsuelo, la acumulación y el flujo de hidrocarburos. Es por ello que para la caracterización y evaluación adecuada de los yacimientos petrolíferos, resulta necesario determinar e inferir parámetros como: permeabilidad, porosidad, volumen de arcilla entre otros. La integración de dichos parámetros con la litología de un yacimiento,

permiten determinar las estrategias y posibilidades de producción.

Entre los parámetros mas importantes y que son objeto de este trabajo, se encuentran a la porosidad, permeabilidad y el volumen de arcilla.

2.1.1. Porosidad

La porosidad de un material rocoso, es la relación porcentual entre el volumen del espacio poroso de la roca con el volumen total de la misma. El espacio poroso es aquel formado por la separación entre los granos constituyentes de la roca (ver figura 2.1). En dicho espacio puede o no haber circulación de fluidos, lo cual depende de la interconexión de los granos entre sí. Para la determinación de los espacios porosos se emplean distintas técnicas, de acuerdo con el método empleado, se asocia un tipo de porosidad característica. Por lo cual se pueden distinguir las siguientes definiciones de porosidad: porosidad total, porosidad abierta, porosidad libre, porosidad atrapada y porosidad cerrada.

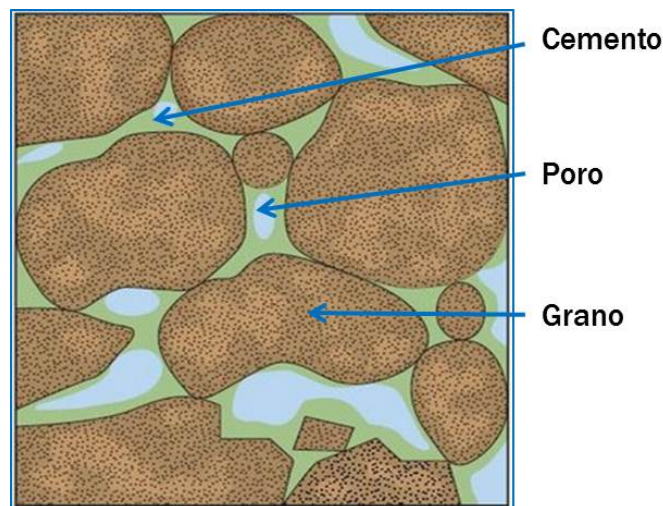


Figura 2.1: Descripción de la porosidad de una roca.

Desde el punto de vista de la industria petrolera, en donde el mayor interés es la caracterización petrofísica de las rocas, la porosidad se divide en porosidad total, porosidad efectiva y porosidad no efectiva. La porosidad total dada por la ecuación 2.1 se refiere, al volumen del espacio que no está ocupado por los granos constituyentes de la roca, independientemente de la conexión entre los poros. En cambio, la porosidad efectiva está determinada por el volumen de los poros abiertos que están interconectados con la superficie externa, por los cuales circula fluido. Por su parte la porosidad no efectiva, está dada, por el volumen de los poros cerrados presentes en la masa rocosa, por los cuales no hay ningún tipo de fluido proveniente de la superficie externa.

$$\phi_{total} = \phi_{efectiva} + \phi_{noefectiva} \quad (2.1)$$

Existen diversos factores que determinan la porosidad de un material rocoso, sin embargo, los principales agentes que la modifican son: la forma de la cuenca sobre la cual se depositaron los sedimentos y el grado de selección de los granos. Esto se debe a que la forma del empaque (cuenca sedimentaria), influye directamente sobre otros factores, tales como la compactación de los sedimentos y el tamaño de las partículas. Por su parte el grado de escogimiento de los granos, que se refiere a la variación del tamaño de grano, consecuencia de la forma en la cual se depositaron los sedimentos durante la génesis de la roca, interviene directamente en la porosidad.

Si se tiene una mezcla con granos homogéneos (del mismo tamaño), el ordenamiento de los mismos será tal que el espacio libre entre cada grano ocupa un mayor volumen al que se tendría cuando hay una mala selección (ver figura 2.2), ya que cuando existen granos grandes y otros más finos, estos últimos se ubicarán entre los espacios libres dejados entre cada grano grande [23].

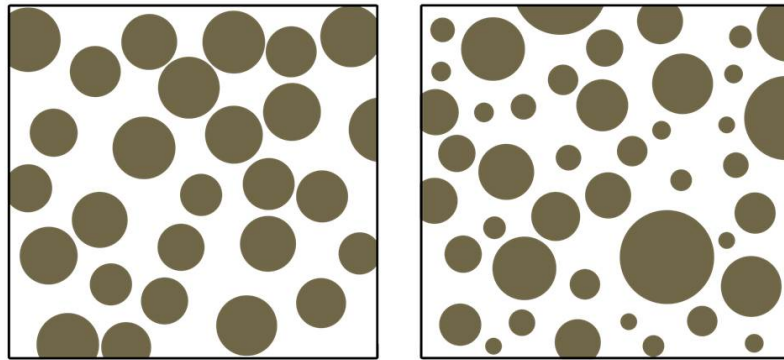


Figura 2.2: Variación del tamaño de las partículas.

2.1.2. Permeabilidad

La permeabilidad es la capacidad que posee un medio de permitir el paso de un fluido, a través de sus espacios porosos interconectados [24]. Esto quiere decir, que la permeabilidad está determinada por la porosidad efectiva de la roca (ver figura 2.3). En un yacimiento en donde la porosidad sea muy baja, la permeabilidad también lo será, aunque existen excepciones.

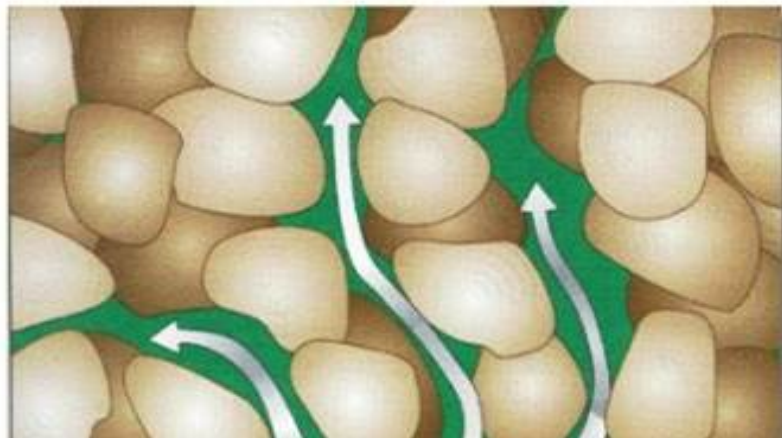


Figura 2.3: Permeabilidad de una roca.

La permeabilidad se puede clasificar como permeabilidad de matriz y permeabilidad secundaria. La primera ocurre durante el proceso de depositación y litificación de los sedimentos; la segunda ocurre como consecuencia de la alteración de la matriz de la roca por los procesos de compactación, fractura, cementación y solución.

Para la determinación de la permeabilidad matemáticamente, se ha empleado la ecuación 2.2 la cual se conoce como la Ley de Darcy, desarrollada por el ingeniero hidráulico Henry Darcy de forma empírica. Darcy determinó durante sus experimentos, que la tasa a la cual el agua fluía a través del medio poroso y permeable, representado por arena no compactada, era directamente proporcional a la diferencia de altura entre los dos extremos del filtro de arena, e inversamente proporcional a la longitud de dicho filtro. La ecuación para la permeabilidad encontrada por Darcy en su forma diferencial viene dada por:

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

en donde $(\frac{dp}{dl})$ es el gradiente de presión en la dirección de movilidad del fluido dada en atm/cm , K es la permeabilidad de la roca expresada en *Darcy*, μ es la viscosidad del fluido dada en centipoises ($mPa.s$) y u es la velocidad del fluido dada en cm/s . La Ley de Darcy tiene cierto margen de error y resulta no válida para ciertos tipos de fluidos.

La permeabilidad es anisótropa, ya que esta propiedad varía en función de la dirección en que se mida. Esta es producida durante la depositación de los sedimentos, ya que estos no forman una mezcla homogénea, y como consecuencia, en un mismo yacimiento se pueden encontrar distintos valores de permeabilidad a lo largo del mismo.

Debido a que la permeabilidad se encuentra estrechamente relacionada con la porosidad, los factores que afectan a la misma, son los que modifican de igual forma la porosidad de una roca. Ellos son: la cementación, el volumen de arcilla, la diferenciación poral, el tamaño del poro, la depositación [25]. El proceso de cementación se origina debido a las precipitaciones químicas que ocurren en el interior de la roca, lo cual beneficia a la compactación de la roca, disminuye en volumen del espacio poroso. En volumen de material arcilloso, también contribuye a la cementación, ya que este al poseer granos muy finos, ellos se ubican entre los granos de mayor tamaño, sellando así el espacio vacío.

El material sedimentario que se encuentra desde el inicio, a mayor profundidad, soporta mayor carga sedimentaria por lo cual tiende a estar mayor compactado, disminuyendo así el espacio entre granos y por lo tanto la permeabilidad. Cuando una roca está formada por granos grandes y achatados, dispuestos de manera horizontal, la permeabilidad en la dirección perpendicular a los granos será de media a baja, mientras que la permeabilidad en la dirección paralela a la disposición de los granos, será muy alta.

2.1.3. Volumen de Arcilla

El volumen de arcilla se define como la fracción neta de arcilla presente en una formación. Desde el punto de vista petrolero se define como arcilla los silicatos complejos hidratados de aluminio que constituye la caolinita, illita, montmorillonita, clorita y vermiculita, cuyo tamaño de partícula es inferior a $1/256$ mm.

Las arcillas son componentes esenciales de gran parte de los suelos que contienen los hidrocarburos. Debido al pequeño tamaño de granos esta funciona como un sello

de los reservorios. Sin embargo, debido a esta misma cualidad (tamaño de granos), los granos de arcilla presentan un área superficial alta y pueden absorber fácilmente grandes cantidades de fluidos, dificultando así el paso de los fluidos, por lo cual causan la disminución de la permeabilidad.

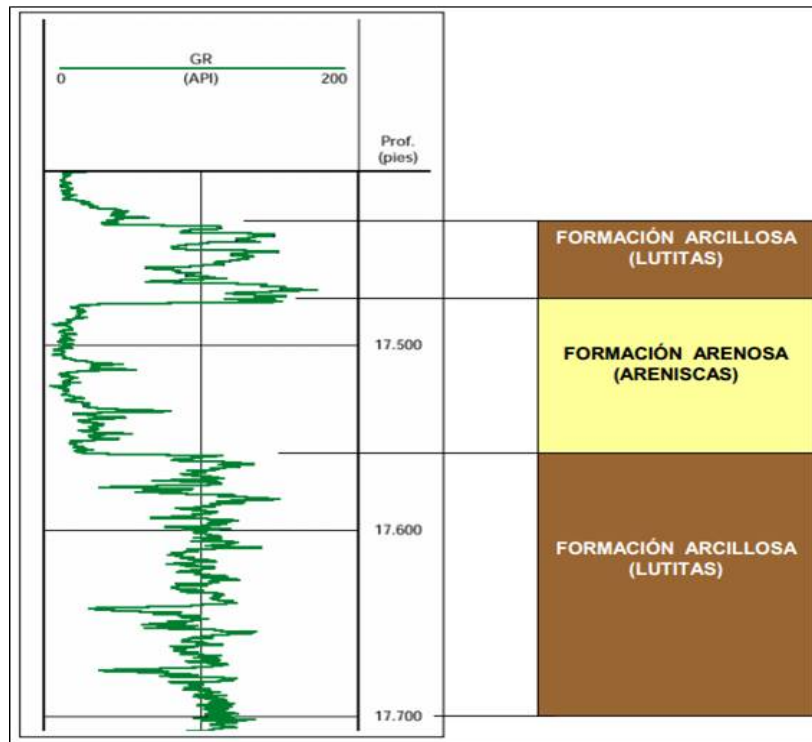


Figura 2.4: Registro de rayos gamma, indicando las secciones de arcillas y arenas. (Tomada de: <http://www.slideshare.net/vlades3011/26228291-registrooperfilajedepozos>).

El volumen de arcilla presente en un reservorio puede determinarse usando los registros de rayos gamma (figura 2.4). Esto permite estimar empíricamente el volumen de arcilla de un reservorio, debido que la radiactividad tabulada en estos registros, está relacionada con el material radioactivo presente en las arenas que rodean las acumulaciones de arcilla. Para calcular el volumen de arcilla en un material rocoso, se emplea la relación dada por los índices del registro de rayos gamma, delimitando dos

valores dentro de la región de interés, la cual viene expresada por la ecuación que se muestra a continuación:

$$I_{gr} = \frac{GR(Registro) - GR(min)}{GR(max) - GR(min)} \quad (2.3)$$

Los modelos empleados comúnmente para calcular el volumen de arcilla a partir de la ecuación 2.3, fueron los propuestos por Larionov en 1969, los cuales clasificaron según la edad de formación de las rocas; uno para rocas antiguas o consolidadas (ecuación 2.4) y otro para rocas terciarias o no consolidadas (ecuación 2.5), los cuales vienen expresados como:

$$V_{sh} = 0,33(2^{2I_{gr}} - 1) \quad (2.4)$$

$$V_{sh} = 0,83(2^{3,71I_{gr}} - 1) \quad (2.5)$$

El volumen de arcilla también puede ser estimado a partir de los registros de potencial espontáneo, resistividad, y una combinación entre los registros de densidad, neutrón, sónico. Sin embargo, estos métodos suelen ser menos empleados puesto que requieren que se cumplan ciertas condiciones en el fluido intragranular de la zona así como en la litología.

2.2. Modelo Empírico de Paris

Diversos autores han implementado modelos que pretenden determinar la permeabilidad de reservorios petrolíferos y de gas, para ello emplean parámetros petrofísicos que resultan ser más fácil de determinar tales como: porosidad, volumen de arcilla, saturación de agua, presión capilar y la superficie expuesta de los granos. A partir de procedimientos experimentales, llegaron a establecer las relaciones existentes entre

dichos parámetros, introduciendo ciertas constantes que caracterizan a cada modelo. El modelo que se describirá a continuación (ecuación 2.6), es aquel que relaciona la permeabilidad con el volumen de arcilla y la porosidad, conocida como ecuación empírica de Paris.

Paris relacionó la porosidad y el volumen de arcilla presentes en un reservorio, con el valor de permeabilidad del mismo. La ecuación formulada por Paris fue:

$$K = (0,332)(\phi)^2 \left(\frac{(0,313)(V_{sh})}{q} \right)^{-3,11} \quad (2.6)$$

en donde ϕ es la porosidad, V_{sh} representa el volumen de arcilla y q es el factor de lamella.

Debido a que en rocas sedimentarias con contenido de minerales de arcilla, las medidas del radio efectivo de los poros y la superficie específica no varían mucho entre sí, el factor de lamella q es igual a uno. De esta manera la ecuación de Paris a emplear (ecuación 2.7) tiene la siguiente forma:

$$K = (0,332)(\phi)^2 ((0,313)(V_{sh}))^{-3,11} \quad (2.7)$$

2.3. Modelo de Regresión Lineal Múltiple

El modelo de regresión lineal múltiple es una herramienta que permite determinar al grado de correlación existente entre 3 o más variables, a partir de un análisis estadístico. En la Regresión Lineal Múltiple se analiza la influencia de dos o más variables independientes o explicativas $(x_1, x_2, \dots, x_k)$ en los valores que toma otra variable

denominada dependiente (y).

En la Regresión Lineal Múltiple se considera que los valores de la variable dependiente y han sido generados por una combinación lineal de los valores de 2 a más variables independientes y un término aleatorio. La ecuación 2.8 que se muestra a continuación representa una forma genérica de este modelo:

$$y = b_0 + b_1.x_1 + b_2.x_2 + b_k.x_k + u \quad (2.8)$$

donde y es la variable dependiente, la cual se quiere inferir, $x_1, x_2, \dots, x_k$, se conocen como variables independientes o explicativas. Las constantes b_0, b_1, b_2 y b_k son constantes que miden la influencia de las variables explicativas sobre la variable dependiente y . El valor u es el término de perturbación o error, el cual esta asociado a la medida de las variables explicativas.

2.4. Lógica Difusa

La lógica difusa representa una variante a la lógica que comúnmente se emplea (lógica clásica), esta utiliza cierto grado de incertidumbre en los problemas que pretende resolver. Puesto que en la vida diaria se presentan problemas en donde interviene un grado de incertidumbre, que resultan imposibles de resolver si solo se emplean parámetros rígidos para su resolución, la lógica difusa resulta una herramienta muy útil para su resolución. Lofti en 1965, creó lo que se conoce como lógica difusa para imitar el comportamiento de los seres humanos, y desde entonces ha sido una herramienta que se ha empleado en controles de sistemas, procesos industriales complejos, en aparatos electrónicos, entre otros.

2.4.1. Función de Pertenencia

Se define función de pertenencia, como aquella función que asigna el grado de pertenencia de un elemento a un subconjunto definido por una variable lingüística.

El grado de pertenencia de un elemento, puede tener valores reales definidos en $[0,1]$, es decir, si el grado de pertenencia es 0, el elemento no pertenece al conjunto que estamos estudiando, si el grado de pertenencia es 1, el elemento pertenece al conjunto de estudio; y los valores intermedios, asignarán que tanto pertenece un elemento del universo del discurso, a cada conjunto en que se subdividió la variable lingüística.

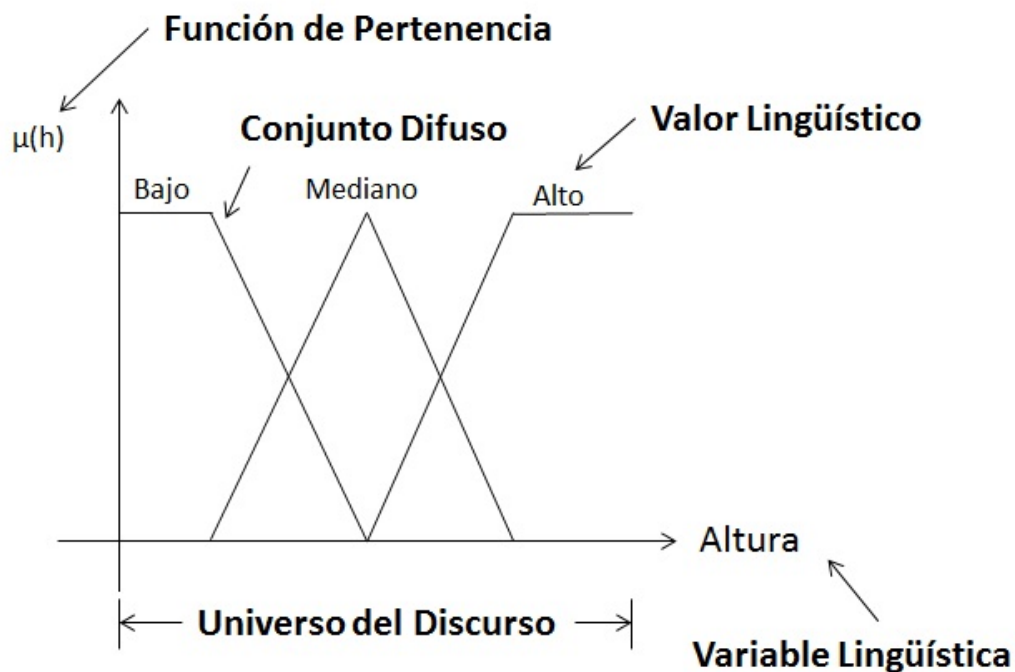


Figura 2.5: Conjunto difuso de los elementos que definen la variable lingüística de altura, dividido en 3 subconjuntos difusos nombrados como: bajo, mediano y alto respectivamente.

A un conjunto difuso se le asocia un determinado valor lingüístico, definido por una palabra o etiqueta lingüística, que representa el nombre del conjunto (ver figura 2.5). Por cada conjunto se define una función de pertenencia o membresía denominada $\mu_A(x)$. Las funciones de pertenencias de los conjuntos difusos pueden tomar valores en un intervalo entre 0 y 1. El paso del valor 0 al 1 ocurre de manera gradual, a diferencia de la teoría clásica de conjuntos, en donde se realiza de manera instantánea. Un conjunto difuso A (expresión 2.9) en un universo de discurso x , se expresa de la siguiente manera:

$$A = \{x, \mu_A(x) | x \in X\} \quad (2.9)$$

donde $\mu_A(x)$ es una función de pertenencia cuya etiqueta es A y su dominio es x .

Aunque existen infinitas funciones que se pueden usar para modelar un conjunto difuso, comúnmente se suelen emplear ciertas funciones por su simplicidad matemática. Las funciones que comúnmente se emplean son: trapezoidal, triangular, gaussiana, sigmoidea y singleton, esta última hace referencia a que un único valor de pertenencia es igual a 1 en un solo punto y el resto es igual a cero.

2.4.1.1. Tipos de Funciones de Pertenencia

En la librería de la plataforma de MatbLab (versión 2010), existen 11 funciones de membresía que pueden agruparse en 4 tipos. Estos grupos son descritos a continuación:

1. Funciones lineales. Son las más sencillas de utilizar, debido a su simplicidad en cuanto a sus formas y expresiones matemáticas :

- Funcion Triangular (**trimf**) : Está definida por tres parámetros $[a, b, c]$, donde a y c son los puntos izquierdo y derecho de la base de la curva y b es la ubicación del punto donde la función alcanza su valor máximo (uno). En la figura 2.6, éstos parámetros se corresponden con: $[a, b, c] = [3, 6, 8]$

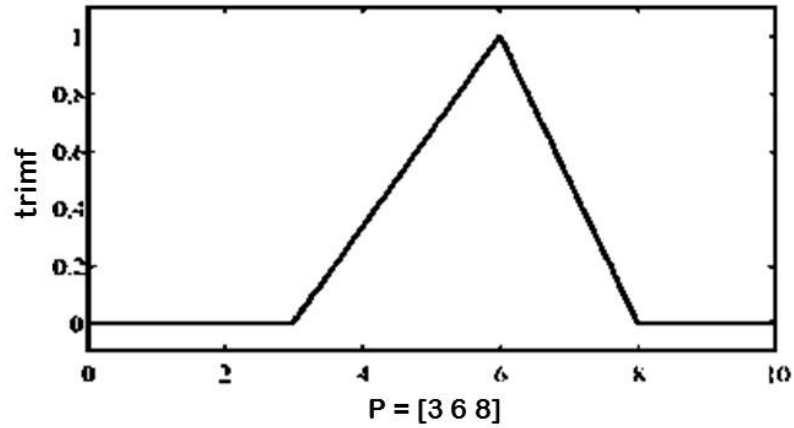


Figura 2.6: Función triangular.

- Función trapezoidal (**trapmf**): Son cuatro puntos que le dan forma de triángulo truncado. En la figura 2.7 los parámetros a y d son los puntos izquierdo y derecho de la base del trapecio, b y c son los que definen su tope. En la figura 2.7 se muestra un ejemplo, donde estos puntos tienen los siguientes valores: $[a, b, c, d] = [1, 5, 7, 8]$.

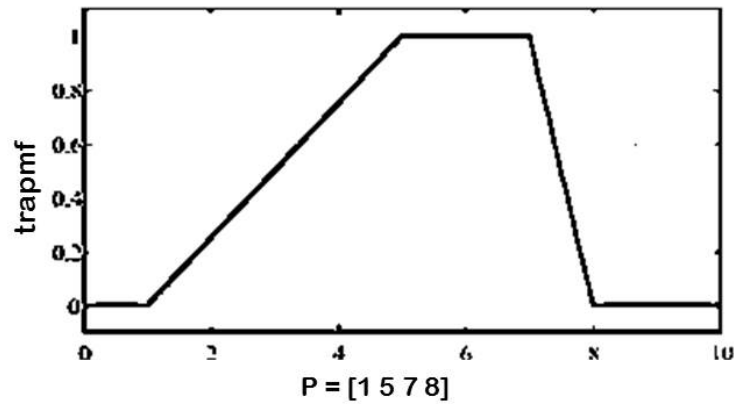


Figura 2.7: Función Trapezoidal.

2. Funciones de distribución Gaussiana. Debido a la suavidad de las curvas, así como la notación concisa, este tipo de funciones son las mas utilizadas para representar conjuntos difusos. Tienen la ventaja de ser distintas de cero para todos los puntos:

- Función Gaussiana (**gaussmf**): Está parametrizada por los valores c y σ , que representan el valor medio y la varianza respectivamente. Viene dada por la siguiente ecuación:

$$f(x) = \exp\left(\frac{-0,5(x - c)^2}{\sigma^2}\right) \quad (2.10)$$

donde $c = \text{valor medio}$ y $\sigma = \text{varianza}$. En el ejemplo de la figura 2.8 los valores de estos parámetros son: $[\sigma, c] = [2, 5]$.

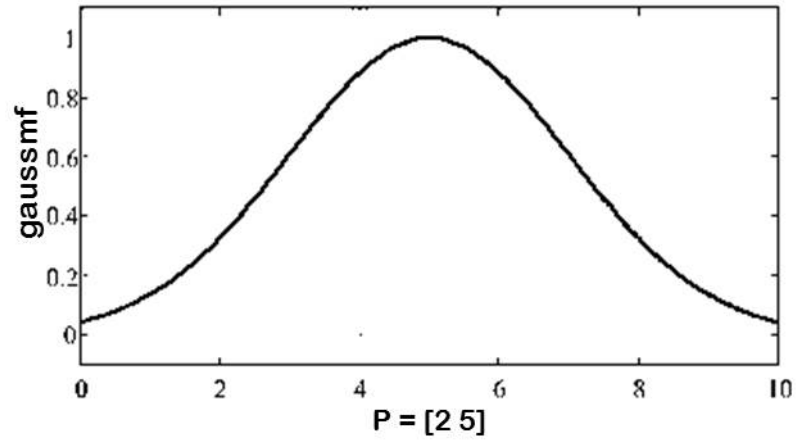


Figura 2.8: Función Gaussiana.

- Función Gaussiana Combinada (**gauss2mf**): Función que consiste en una combinación de dos gaussianas. Viene dada por la siguiente expresión:

$$f_k(x) = \exp\left(\frac{-0,5(x - c_k)^2}{\sigma_k^2}\right) \quad (2.11)$$

donde $k = 1, 2$; c_1 y σ_1 son el valor medio y la varianza que definen la curva de la izquierda; c_2 y σ_2 son de la curva de la derecha. En la figura 2.9) se presenta un ejemplo, en donde $[\sigma_1, c_1, \sigma_2, c_2] = [1, 3, 3, 4]$

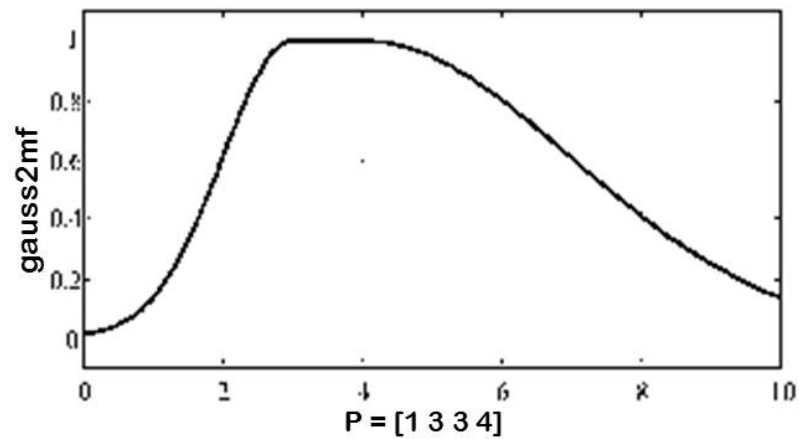


Figura 2.9: Función Gaussiana Combinada.

- Función Campana General (**gbellmf**): Tiene un parámetro más que la función gaussiana, puede utilizarse para conjuntos difusos. Está dada por la siguiente ecuación:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right| 2b} \quad (2.12)$$

donde los parámetros: a y b varían el ancho de la curva, c es el centro de la curva. En la figura 2.10 se ve un ejemplo de una gráfica de esta función, en donde $[a, b, c] = [2, 4, 6]$.

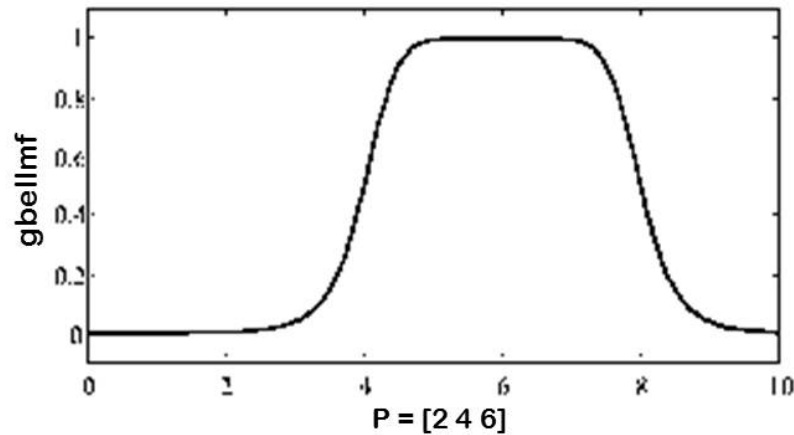


Figura 2.10: Función Gaussiana Generalizada.

3. Curvas sigmoidales. Se diferencian de las Gaussianas debido a que estas son asimétricas:

- Función sigmoideal básica (**sigmf**): curva que abre hacia la izquierda o hacia la derecha, dependiendo del signo del parámetro a , el valor de sigma determina el punto de inflexión de la curva. La ecuación tiene la siguiente forma:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - c))} \quad (2.13)$$

además el parámetro c es el punto de inflexión de la curva. En la figura 2.11 se presenta un ejemplo en donde $[a, c] = [2, 4]$.

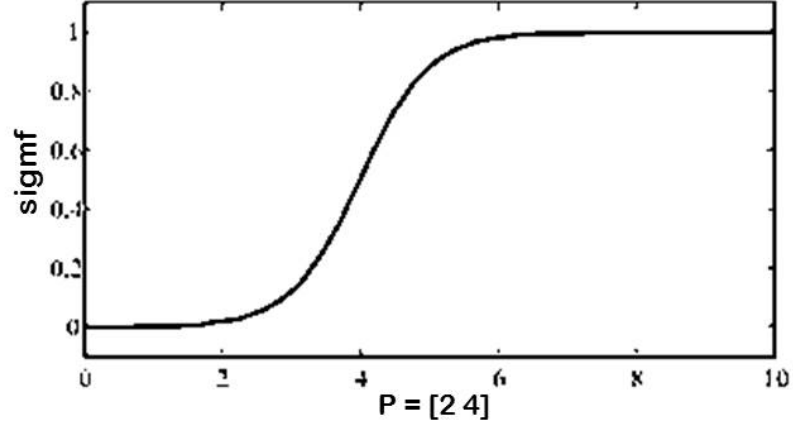


Figura 2.11: Función Sigmoideal Básica.

- Función Producto Sigmoideal (**psigmf**): Se genera por el producto de dos funciones sigmoideales. Está dada por la siguiente ecuación:

$$f_k(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a_k(x - c_k))} \quad (2.14)$$

donde $k = 1, 2$. Los parámetros a_1 y a_2 (uno positivo y el otro negativo respectivamente) controlan la pendiente de las curvas de la izquierda y la derecha. Mientras que los parámetros c_1 y c_2 son los puntos de inflexión de ambas curvas. En la figura 2.12 se señala un ejemplo, en donde $[a_1, c_1, a_2, c_2] = [2, 3, -5, 8]$.

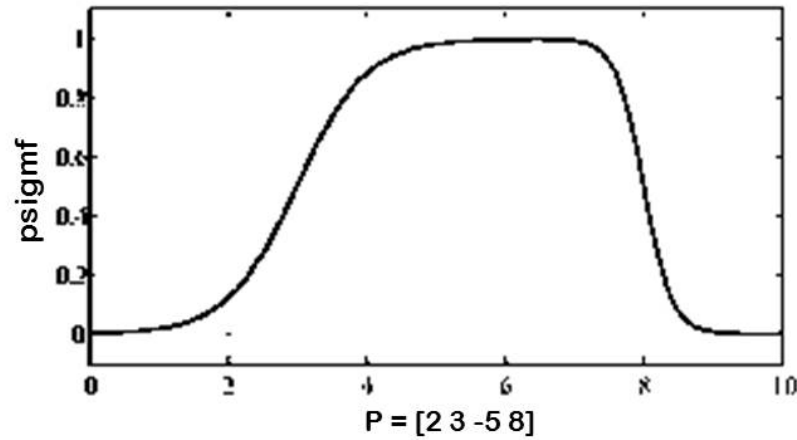


Figura 2.12: Función Producto Sigmoidal.

- Función Diferencia Sigmoidal (**dsigmf**): función que representa la diferencia entre dos funciones sigmoidales. La ecuación que la define es la siguiente:

$$f_k(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a_k(x - c_k))} \quad (2.15)$$

donde $k = 1, 2$. Los parámetros a_1 y a_2 (que deben ser positivos) controlan la pendiente de las curvas de la izquierda y de la derecha. Mientras que los parámetros c_1 y c_2 son los puntos de inflexión de ambas curvas. En la figura 2.13 se señala un ejemplo, en donde $[a_1, c_1, a_2, c_2] = [5, 2, 5, 7]$.

Es importante notar que las ecuaciones 2.14 y 2.15 son iguales, sin embargo, el signo de a_2 es diferente en ambos casos.

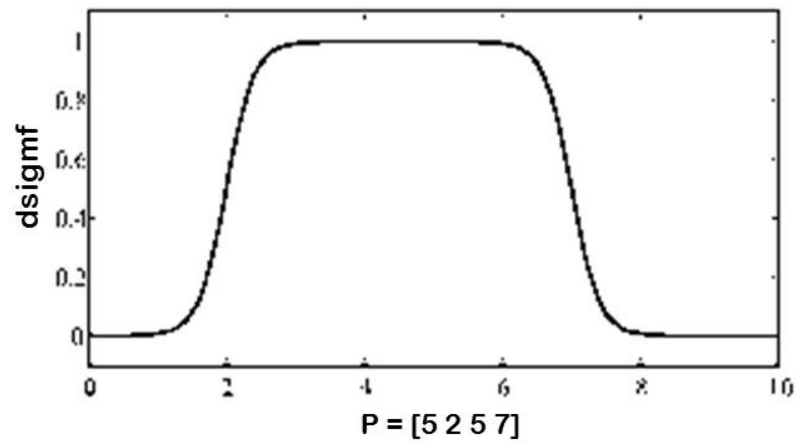


Figura 2.13: Función Diferencia Sigmoidal.

4. Curvas Polinomiales. Son denominadas de acuerdo a la forma de su gráfica.

- Función Z (**zmf**): curva asimétrica en forma de Z que abre hacia la izquierda. De izquierda a derecha la función disminuye de uno a cero. Los parámetros a y b ubican los extremos izquierdo y derecho de la pendiente de la curva. En el ejemplo que se observa en la figura 2.14 estos tienen las siguientes magnitudes: $[a, b] = [3, 7]$.

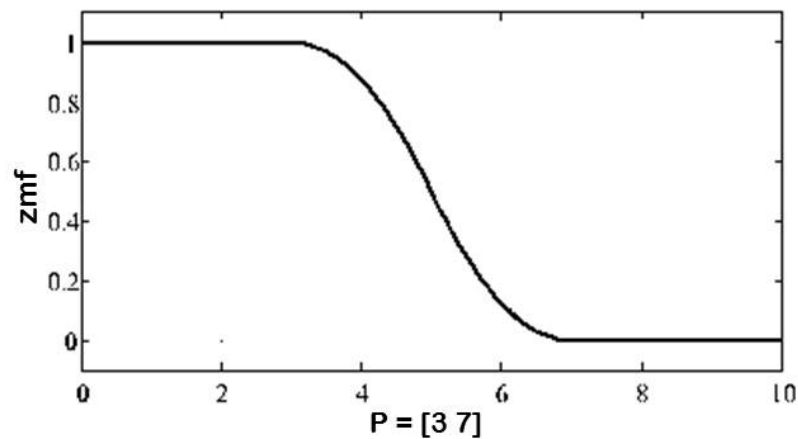


Figura 2.14: Función Z.

- Función S (**smf**): curva simétrica en forma de “S” que abre hacia la derecha. De izquierda a derecha la función incrementa de cero a uno. Los parámetros a y b ubican los extremos izquierdo y derecho de la pendiente de la curva. En la figura 2.15 estos puntos tienen los siguientes valores: $[a, b] = [1, 8]$

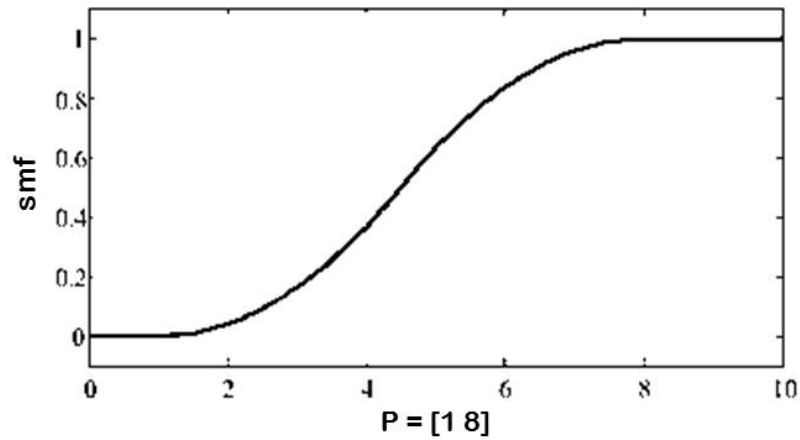


Figura 2.15: Función S.

- Función PI (**pimf**): curva que se hace cero hacia sus extremos con una elevación en su centro (similar a la forma de la letra griega π). Los parámetros a y d son los puntos de la base izquierda y derecha o “pies” de la curva. Mientras que b y c son los puntos de los toques izquierdo y derecho. En la figura 2.16 éstos parámetros corresponden con: $[a, b, c, d] = [1, 4, 5, 10]$.

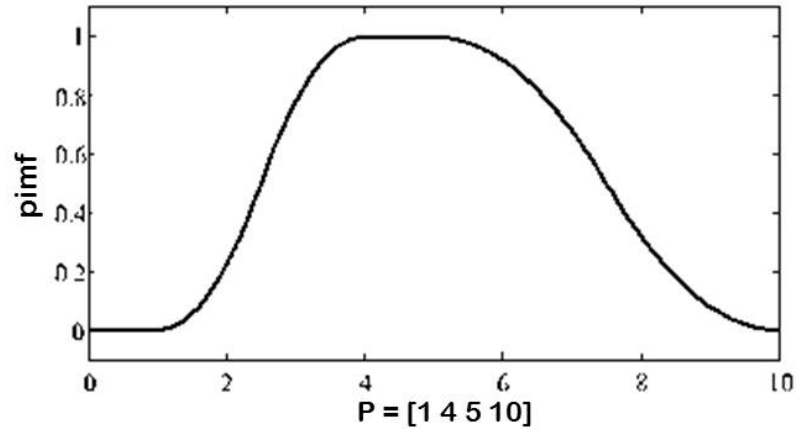


Figura 2.16: Función PI.

2.4.2. Universo del Discurso y Variable lingüística

Un universo de discurso (U) contiene, tanto valores discretos como valores continuos en un intervalo definido entre $[0,1]$, el cual relaciona una variable lingüística a través de una función de pertenencia [26].

Una variable lingüística es aquella cuyos valores se representan mediante términos lingüísticos. El significado de estos términos lingüísticos se determinan mediante conjuntos difusos.

2.4.3. Operadores Lógicos

Cuando una función de membresía describe solo los valores extremos de un determinado fenómeno (1 completamente verdadero, 0 completamente falso), se obtienen los valores estándares de la lógica Booleana y las operaciones AND, OR, NOT, para dar un ejemplo se muestran la siguiente tabla de la verdad:

Tabla 2.1: Operadores empleados en la lógica Booleana AND, OR, NOT.

A	B	C=AND and B	A	B	C=A or B	A	C=not A
1	0	0	1	0	1	0	1
1	1	1	0	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	NOT	
0	1	0					
AND			OR				

Sin embargo, en la lógica difusa, la pertenencia de un elemento a un conjunto determinado, como ya se ha descrito, no solo es cero y uno, sino que varía adoptando cualquier número real dentro de ese rango. Por lo tanto, surge la necesidad de buscar funciones que arrojen los mismos resultados de “C” que los dados en la tabla 2.1 y que además extienda a “A” y “B” a todos los números entre $[0,1]$.

Estas son las operaciones **min** (mínimo), **max** (máximo) y **1-A** (complemento estándar). Por ejemplo, al aplicar estas funciones a los valores “A” y “B” de la tabla 2.1, se obtiene:

Tabla 2.2: Operadores empleados en la Lógica Difusa *min*, *max*, y *complemento*.

A	B	C=min(A,B)	A	B	C=max(A,B)	A	C=1 - A
1	0	0	1	0	1	0	1
1	1	1	0	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	complemento	
0	1	0					
min			max				

Al comparar las tablas 2.1 y 2.2 es evidente comprobar (ya que no cambia el valor de “C”) que la sentencia **A AND B** es equivalente a aplicar la función **min(A,B)** (mínimo entre “A” y “B”), mientras que **A OR B** es igual a **max(A,B)** (máximo entre “A” y “B”) y **NOT A** a **1-A**, lo que hace posible considerar otros valores reales que no sean 0 y 1 (pero que sí se encuentre en ese rango).

2.4.4. Reglas Difusas

Los Sistemas de Inferencia Difusos usan reglas que combinan uno o más conjuntos difusos de entradas llamados antecedentes o premisas y le asocian un conjunto difuso de salida llamado consecuente o consecuencias, estas reglas difusas son afirmaciones del tipo SI-ENTONCES. Las reglas difusas son proposiciones que permiten expresar el conocimiento que se dispone sobre la relación entre antecedentes y consecuentes. Los conjuntos difusos del antecedente se asocian mediante operaciones lógicas difusas AND, OR, etc.

2.4.4.1. Tipos de Reglas Difusas

Existen diferentes tipos de reglas, pero comúnmente se emplean dos grupos que son: las reglas difusas de Mamdani y las reglas difusas de Takagi-Sugeno. Ellas se diferencian únicamente por el tipo de variable que emplean en el consecuente o salida.

- **Reglas difusas tipo Mamdani**

En esta regla se emplean, tanto en el antecedente como en el consecuente, valores del tipo lingüístico. Una regla común de este tipo con dos entrada y una salida tiene la siguiente estructura:

Si: x_1 es A AND y_1 es B **ENTONCES:** z_1 es C .

donde x_1 y y_1 son las variables lingüísticas de entrada, A y B son valores lingüísticos definidos por conjuntos borrosos, z_1 es la variable de salida, en sentido genérico son todavía variables lingüísticas (todavía no toman valores numéricos), C es la función de membresía de salida y AND es un operador lógico difuso, podría ser otro. La primera parte de la sentencia "SI x_1 es A AND y_1 es B " es el antecedente y la restante es el consecuente.

Por ejemplo, si tenemos un ventilador y un sensor de temperatura, un sistema basado en reglas difusas (SBRD) que gestionase el funcionamiento del mismo sería construido de la siguiente forma:

Si: temperatura es Templada AND ventana es Abierta **ENTONCES:** Velocidad de giro es Nula.

- **Reglas difusas tipo Takagi-Sugeno (TS)**

Este modelo implementado para la inferencia difusa, emplea una función como salida o consecuente. Una regla de este tipo tiene la siguiente forma:

Si: x_1 es A AND y_1 es B **ENTONCES:** $z_1 = f(x_1, y_1)$

en donde x_1 y y_1 son las variables de las premisas, que también aparecen en la consecuencia, A y B son los conjuntos difusos de los antecedentes y z_1 es la variable de la consecuencia, cuyo valor es inferido.

Un ejemplo para este tipo de regla lo constituye el siguiente:

Si: x_1 es Frio1 AND x_2 es Frio2 **ENTONCES :** $y = x_1 + x_2$

La salida de un sistema de este tipo se calcula mediante la suma ponderada o el promedio ponderado del efecto individual de todas sus reglas. La suma ponderada es la suma de los valores obtenidos por la función consecuente, ponderadas por el grado de activación de cada una de las reglas. El promedio ponderado consiste en dividir la suma ponderada por la sumatoria de las fuerzas de activación de las reglas.

2.5. Sistema de Inferencia Difuso

Un Sistema de Inferencia Difuso (SID), es el proceso que emplea la lógica difusa para establecer una relación entre un conjunto determinado de entrada y una salida. Los SID pueden emplearse tanto para la toma de decisiones o el reconocimiento de patrones de variables que posean un comportamiento no lineal entre sí. Los SID se clasifican de acuerdo al tipo de regla que emplee para su inferencia, de la siguiente manera:

- Sistema de Inferencia Difuso tipo Takagi-Sugeno
- Sistema de Inferencia Difuso tipo Mamdani

2.5.1. Sistema de Inferencia Difuso tipo Takagi-Sugeno

Este modelo se caracteriza por relaciones basadas en reglas difusas, donde las premisas de cada regla representan subespacios difusos y las consecuencias son una relación lineal de entrada-salida .

Este tipo de modelo emplea las reglas difusas Takagi-Sugeno (ver sección 2.4.4.1), como las relaciones lógicas que permiten establecer una conexión entre las variables de entrada (antecedente) con las variables de salida (consecuente). A continuación se describe cada una de las fases de un modelo de este tipo:

1. **Fusificación:** Para poder evaluar cada uno de los valores de entrada en las reglas difusas, es necesario asignarle a las variables de entrada originalmente dada por valores numéricos un valor lingüístico, esta es la etapa de fusificación. Esto se realiza tomando las variables numéricas de entrada, del problema dado, y se determina el grado al cual pertenecen a cada conjunto difuso, el cual vendrá dado por la función de membresía escogida.
2. **Aplicación del operador difuso:** Una vez fusificadas las entradas, se debe conocer el grado en el cual cada parte del antecedente es satisfecho por cada regla. Si el antecedente de una regla dada está compuesto por dos o más conjuntos difusos (valores lingüísticos), el operador difuso es aplicado para obtener un número que represente el resultado del antecedente para cada regla. Este número luego es aplicado a la función de salida [27].

La versión R2014a del programa MatLab, permite emplear los siguientes operadores difusos:

$$AND = \begin{cases} min \\ prod \end{cases} \quad OR = \begin{cases} max \\ probor \end{cases}$$

Las operaciones “*min*” y “*max*” se describieron en la sección 2.4.3. La operación “*prod*” implica el producto de las funciones de membresía y “*probor*” (*probabilistic OR*) es calculado mediante la siguiente ecuación:

$$probor(a, b) = a + b - ab \quad (2.16)$$

3. **Salida del sistema:** Para obtener la salida final del sistema, se debe asignar la ecuación con que se calculará la salida del mismo, esto es al análogo a la fase de defusificación en un SID tipo Mamdani. Los métodos disponibles para obtener

la salida del sistema son:

- Promedio Ponderado o wtaver (del inglés weighted average). La salida se calcula de acuerdo a la ecuación:

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n w_i z_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2.17)$$

- Suma Ponderada o wtsum (del inglés weighted sum). La ecuación para calcular la salida es similar a la anterior.

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i z_i \quad (2.18)$$

2.5.2. Sistema de Inferencia Difuso tipo Mamdani

Los SID tipo Mamdani, son los SID's más usados. Este tipo de sistemas se basa en reglas obtenidas mediante el razonamiento lógico y supone como salida del mismo a los conjuntos difusos. La estructura de este sistema es similar al de los SID tipo TS descrito en la subsección anterior, en donde una vez fusificados los valores de entrada y evaluados en las reglas difusas correspondientes, se le asigna un conjunto difuso para cada variable de salida que debe desfusificarse, esto es asociar al conjunto difuso un valor numérico, la cual se puede realizar a través de varios métodos.

CAPÍTULO 3

MARCO GELÓGICO

En esta investigación la zona de estudio está enmarcada en la cuenca del lago Maracaibo (figura 3.1), siendo esta la más importante de Venezuela y ocupa un área aproximada de 65000 Km^2 . En la región occidente-Bloque III (figura 3.2) de esta cuenca, se obtuvieron los parámetros petrofísicos a estudiar, a partir de los registros de pozos y de muestras de núcleo. En la región del Bloque III existen alrededor de 2500 pies de sedimentos de la edad del Eoceno, suprayaciendo sobre las lutitas de origen marino con intercalaciones calcáreas (calcitas). Esta columna de sedimentos está constituida por una secuencia de arenas y lutitas, dispuestas de forma intercalada.

El Eoceno C inferior está constituido por 8 subunidades que subyacen bajo la unidad C-2 y han sido denominadas C-446, C-447, C-448, C-452, C-453, C-455 y C-460. Los datos empleados en este trabajo, fueron tomados de los registros de pozos y muestras de núcleos, en los intervalos que abarcan las unidades C-455 y C-460.

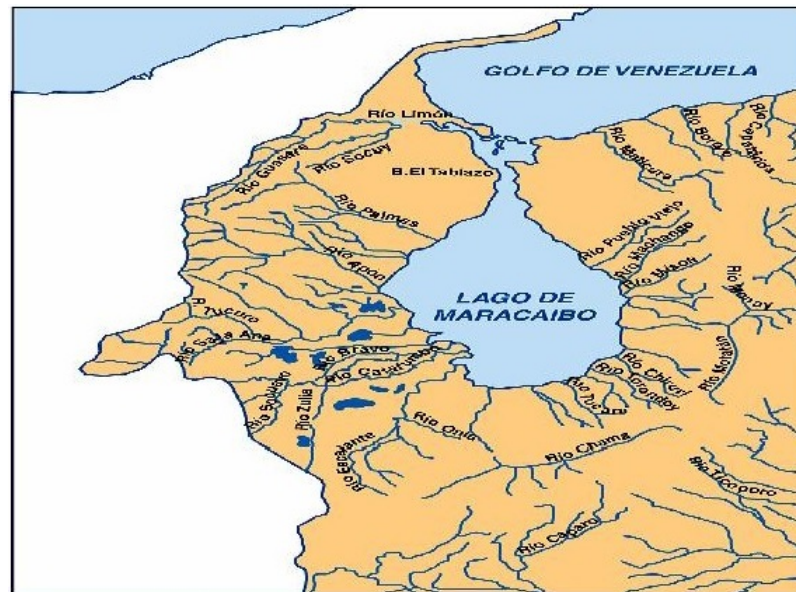


Figura 3.1: Cuenca del lago Maracaibo

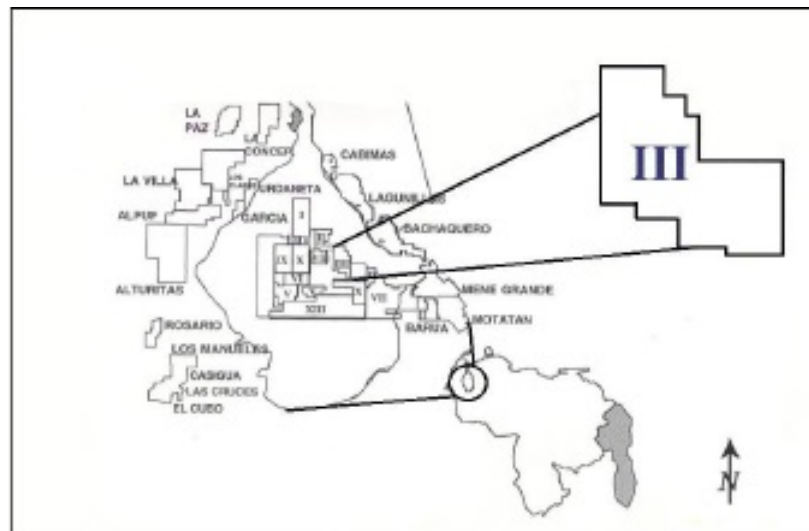


Figura 3.2: Localización del Bloque III, Lago de Maracaibo (Modificado de: Torres, 1996)

3.1. Geología de la zona

Los principales yacimientos petrolíferos ubicados al occidente de la Cuenca del Lago de Maracaibo, se localizan en la formación Misoa (ver figura 3.3). La formación Misoa se puede definir como una sección de areniscas cuarcitas de color gris claro, en capas compuestas potentes, con intercalaciones de lutitas laminadas, micáceas y carbonasas; se encuentran por encima de la sección esencialmente lutítica con areniscas cuarzosas en capas sencillas de la Formación Trujillo y por debajo de la sección de lutitas marinas de la Formación Paují [16].

La formación Misoa que tiene su origen durante el Eoceno está conformada por los miembros conocidos como las arenas B y arenas C (ver figura 3.3). El yacimiento Eoceno inferior del Bloque III, infrayace a las acumulaciones productoras del Mioceno Inferior, Eoceno B y Eoceno Superior. En esta área se han perforado un total de 129 pozos de los cuales solo 46 han penetrado el Eoceno C Inferior [16].

La estructura del yacimiento Eoceno C Inferior, a nivel de la arena C-4, ha sido interpretado como un monoclinal de suave buzamiento hacia el sudoeste, cortado por una serie de fallas normales de alto buzamiento, orientadas en dirección E-SE / O-NO, y perpendiculares a la dirección de deposición de los sedimentos.

POST. EOCENO		FORMACION EL MILAGRO					
		FORMACION ONIA					
	MIOCENO	SUPERIOR	FORMACION ISNOTÚ				
		MEDIO	FORMACION LAGUNILLAS	MIEMBRO BACHAQUERO			
				MIEMBRO UDANETA			
				MIEMBRO OJEDA			
				MIEMBRO LAGUNILLAS INFERIOR			
INFERIOR	FORMACION LA ROSA	MIEMBRO SUPERIOR		LUTITA LA ROSA			
		MIEMBRO BASAL					
EOCENO	MEDIO	FORMACION MISOA	ARENAS "B"		B-SUPERIOR		
					B-INF.	B-1/5 B-6/9	
	INFERIOR		ARENAS "C"	SUPERIOR	C-1		
					C-2		
			INFERIOR		C-3		
					C-4		
					C-5		
					C-6		
					C-7		
PALEOCENO		FORMACION GUASARE					
CRETÁCICO	SUPERIOR	FORMACION MITO JUAN					
		FM COLON	MIEMBRO SUPERIOR				
			TRES ESQUINAS				
		FORMACION LA LUNA					
	INFERIOR	GRUPO COGOLLO	FORMACION MARACA				
			FORMACION LISURE				
			FORMACION APON				
FORMACION RIO NEGRO							
PRE. CRETÁCICO		FORMACION LA QUINTA ASOC. MUCUCHACHI					

Figura 3.3: Columna estratigrafica de la zona. (WEC-Schlumberger, 2009)

3.1.1. Estratigrafía

En el subsuelo del lago de Maracaibo, la unidad suprayace discordantemente a las formaciones Guasare o Marcelina (ver figura 3.4). Al norte del campo Urdaneta, el contacto es con la Formación Trujillo. El contacto con el Paleoceno se coloca en la primera capa de caliza o carbón, presente por debajo de la arenisca compuesta inferior

extrema, de la Formación Misoa. El área del Bloque III, específicamente la columna Eocénica, está constituida por una secuencia de arenas y lutitas alternadas. Tanto la continuidad como el grado de comunicación de estas arenas, están controladas por lutitas y limolitas cuyo espesor fluctúan entre 10 y 40 pies. Esta confluencia de arenas desarrolladas y lutitas continuas, ha permitido generar una correlación bastante confiable, a través de todo el campo, a pesar del gran espaciamiento entre pozo y pozo [16].

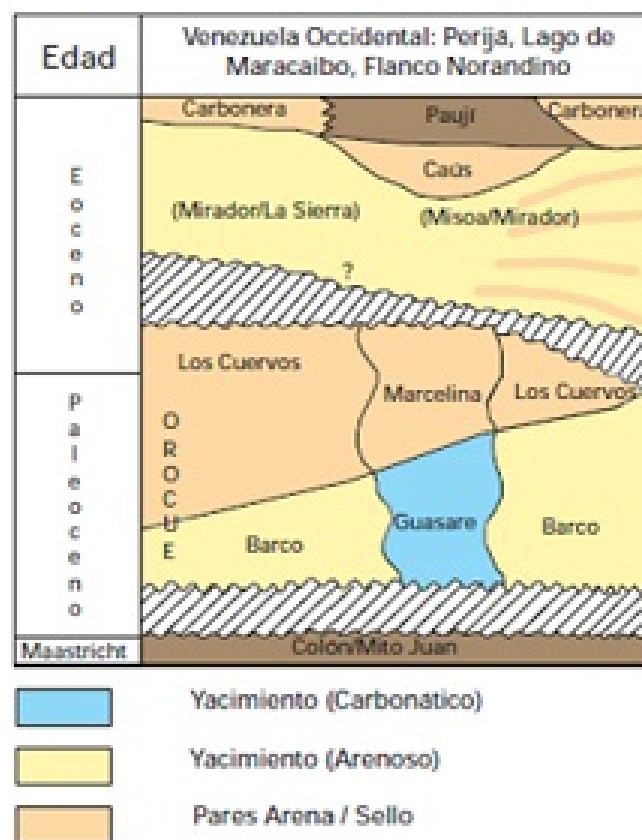


Figura 3.4: Tabla estratigráfica de la zona. (Tomada de: WEC-Schlumberger, 1997)

3.1.2. Rasgos más importantes de las unidades geológicas de interés

- **Unidad C-455.** Constituye el tope de una serie de arenas masivas pertenecientes a la secuencia inferior de canales distributarios, la cual contiene la mayor parte de las reservas. Se caracteriza por presentar altos porcentajes de arena. Los cuerpos de arena presentan orientación principal en dirección Noreste Sudoeste, siendo esta la dirección de los depósitos de los canales distributarios. Esta unidad presenta muy buena extensión y comunicación lateral.
- **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 una orientación preferencial Noreste-Sudoeste, presentando los mayores espesores hacia el sur y el oeste del campo.

3.1.3. Características petrofísicas de la zona

La porosidad de los yacimientos eocenos es también de origen intragranular, pero su estudio presenta mayor complicación a causa de los ambientes fluvio-deltaicos en las cuales se depositaron las arenas petrolíferas. En primer lugar debe considerarse la influencia de la energía del ambiente sedimentario presente, ya que en 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 en ambientes de baja energía predominan los finos con intercalaciones lutíticas.

En términos generales la porosidad de los recipientes eocenos es inferior a los intervalos Miocenos, aunque en las arenas “B”, especialmente la arena B-6, se mantiene

alta. En las áreas de Tía Juana y Lagunillas la porosidad promedio es de 22 %; en Mene Grande el intervalo equivalente a las arenas “B” varía de 24 % a 31 %; en la parte occidental de la estructura de Pueblo Viejo (Pozos VLC) baja al 19 %. La porosidad media de la arena “C” es más baja, posiblemente a consecuencia de procesos diagenéticos. La porosidad promedio de las arenas “C” profundidad promedio de 13000 pies b.m.n. Su porosidad promedio es de 13 %, con valores que van de un mínimo de 6 % hasta máximos de 18 %, en las arenas asociadas a los canales distributarios.

En cuanto a la permeabilidad de la zona no se ha logrado obtener un patrón que permita describir la distribución de permeabilidades en todas las arenas. Sin embargo se han realizado estudios en donde se ha logrado reproducir de manera aceptable la distribución de la permeabilidad en algunos pozos de la zona [18].

CAPÍTULO 4

METODOLOGÍA

En este capítulo se presenta la metodología empleada para el estudio de la permeabilidad llevado a cabo en este trabajo, en donde se emplearon modelos lineales, empíricos y no lineales. Inicialmente se describe el tratamiento llevado a cabo con los parámetros petrofísicos bajo estudio, estos son: permeabilidad (K), porosidad (ϕ) y volumen de arcilla (V_{sh}). En el análisis lineal se detalla la forma en la cual se determinó la correlación existente entre los parámetros K , ϕ y V_{sh} . Para el estudio empírico se construyó una ecuación mediante combinación lineal de resultados preliminares realizados por separado entre las variables de interés, además de realizarse una adaptación del modelo empírico de Paris usando Regresión Lineal Múltiple (excel). En el análisis no lineal, se implementó un SID para obtener las ecuaciones de inferencia de permeabilidad. En cada caso, inicialmente se usó solo ϕ y luego ϕ y V_{sh} .

4.1. Estudio de la linealidad de los datos

Para iniciar el estudio tanto cualitativo como cuantitativo de los parámetros petrofísicos que se emplearon, se integraron datos obtenidos de registros de pozos con

datos de los registros convencionales, verificándose que cada parámetro se encontrara correlacionado a una misma altura y estuviera en la unidad adecuada. En la figura 4.1, se esquematiza la forma en la cual se integraron los parámetros petrofísicos: permeabilidad K (mD), volumen de arcilla V_{sh} (fracción) y porosidad ϕ (fracción); provenientes de los registros de pozo y convencional, pertenecientes al pozo 950.

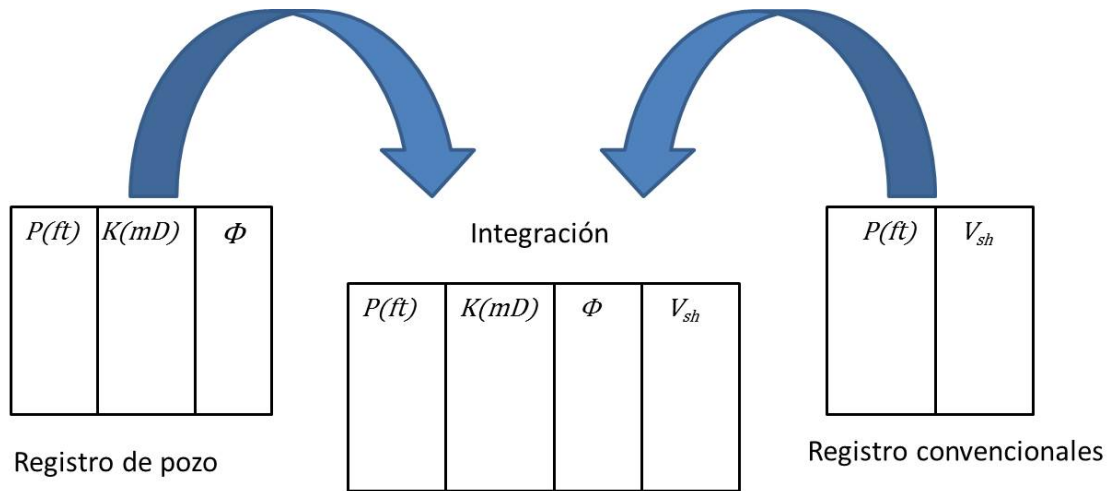


Figura 4.1: Integración de datos provenientes de registros de pozos (lado izquierdo) y registro convencionales (lado derecho).

A continuación, en la tabla 4.1, se muestran los rangos de valores de los parámetros que están involucrados en este trabajo, para cada uno de los pozos bajo estudio.

Tabla 4.1: Rango de valores de los parámetros petrofísicos empleados

Variable	Pozo 812	Pozo 950	Pozo 1021	Pozo 1041
ϕ (Fracción)	[0,05 0,18]	[0,01 0,21]	[0,02 0,14]	[0,02 0,09]
V_{sh} (Fracción)	[0 0,82]	[0,02 1]	[0,04 0,72]	[0,04 0,66]
K (mD)	[3 990]	[0,01 672]	[0,03 850]	[0,02 232]

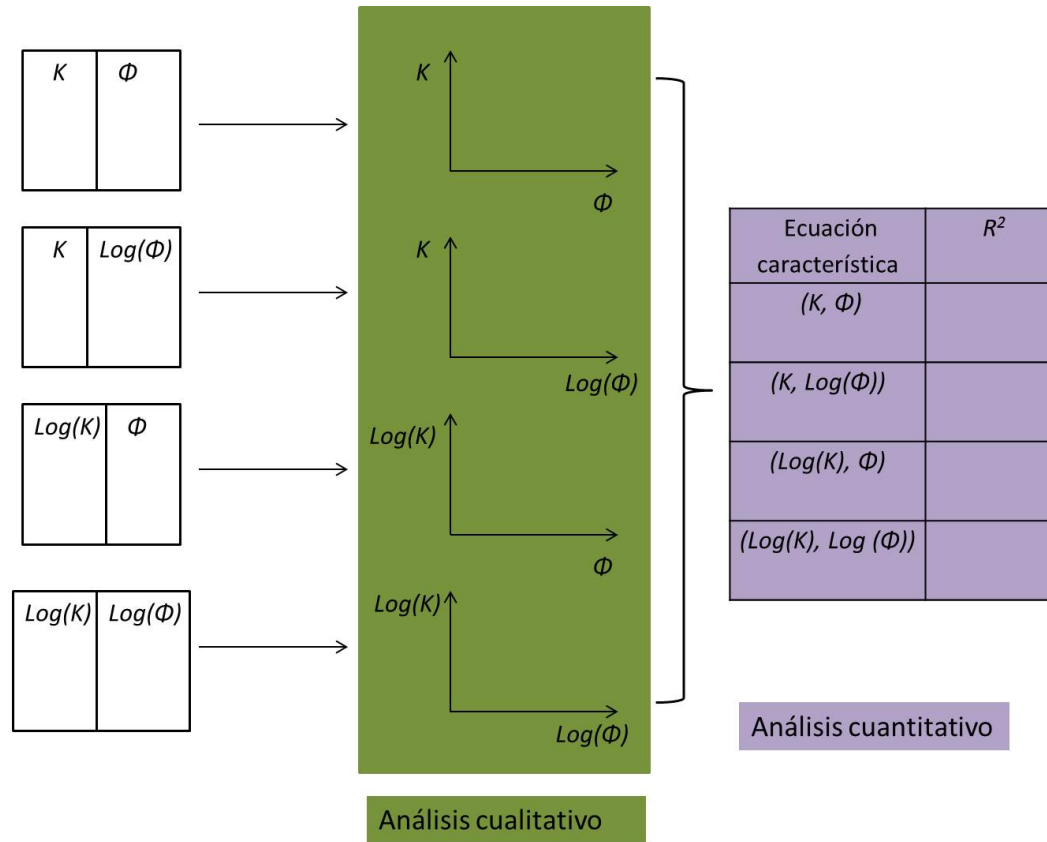


Figura 4.2: Esquema del procedimiento a ser empleado para determinar cualitativa y cuantitativamente las relaciones simples entre los parámetros K , ϕ , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(\phi)$.

Posteriormente se realizó un estudio tanto cualitativo como cuantitativo de la relación existente entre cada uno de los parámetros petrofísicos, del pozo 950. Para ello se gráfícó, tanto el valor natural como el logarítmico de cada uno de los parámetros, haciendo todas las combinaciones existentes entre ellos. En la figura 4.2, se muestra un esquema del análisis de los datos anteriormente descritos, para el caso en donde se empleen las variables K , ϕ , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(\phi)$. El análisis cuantitativo se hizo determinando el coeficiente de correlación R^2 :

$$R^2 = \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_x^2 \sigma_y^2} \quad (4.1)$$

donde σ_{xy}^2 es la covarianza de (x,y) , σ_x^2 desviación típica de la variable x y σ_y^2 es la desviación típica de la variable y . Este coeficiente permitió conseguir la ecuación característica que mejor se correlaciona con la permeabilidad (ver tabla 4.2).

Tabla 4.2: Ecuaciones características con sus respectivos coeficientes de correlación, de las combinaciones posibles entre las variables bajo estudio.

Grafica	Ecuación característica	R^2
$K(\phi)$	$K = 1015,30\phi - 59,79$	0,13
$K(V_{sh})$	$K = -106,83V_{sh} + 86,64$	0,06
$K(Log(\phi))$	$K = 132,32Log(\phi) + 183,32$	0,08
$K(Log(V_{sh}))$	$K = -67,25Log(V_{sh}) + 11,31$	0,05
$\phi(Log(V_{sh}))$	$\phi = -0,03Log(V_{sh}) + 0,09$	0,07
$V_{sh}(\phi)$	$V_{sh} = -1,62\phi + 0,51$	0,06
$Log(K(\phi))$	$Log(K) = 24,76\phi - 2,00$	0,48
$Log(K(V_{sh}))$	$Log(K) = -2,86V_{sh} + 1,66$	0,28
$Log(\phi(V_{sh}))$	$Log(\phi) = -0,25V_{sh} + 0,92$	0,07
$Log(K(log(\phi)))$	$Log(K) = 3,53Log(\phi) + 4,23$	0,37
$Log(K(Log(V_{sh})))$	$Log(K) = -1,70Log(V_{sh}) - 0,31$	0,20
$Log(\phi(Log(V_{sh})))$	$Log(K) = -0,17Log(V_{sh}) - 1,10$	0,07

Los resultados de linealidad obtenidos mediante el procedimiento anteriormente descrito, se muestran en la figura 4.3 para la relación entre permeabilidad (K y $Log(K)$) con porosidad (ϕ y $Log(\phi)$) y en la figura 4.4 para la relación entre permeabilidad (K y $Log(K)$) con volumen de arcilla (V_{sh} y $Log(V_{sh})$). Las gráficas para el resto de correlaciones entre las variables bajo estudio se presentan en el apéndice A.

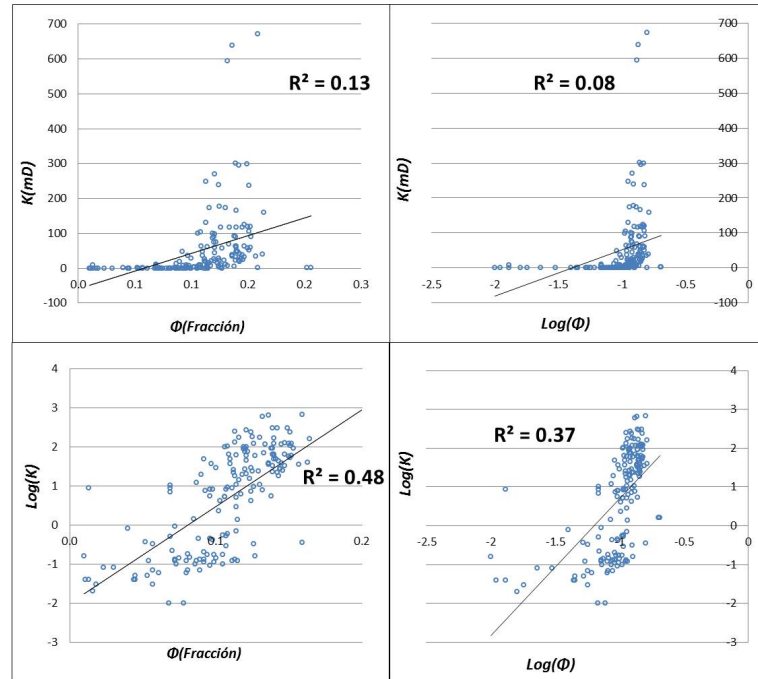


Figura 4.3: Gráficas de correlación de los parámetros K , ϕ , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(\phi)$.

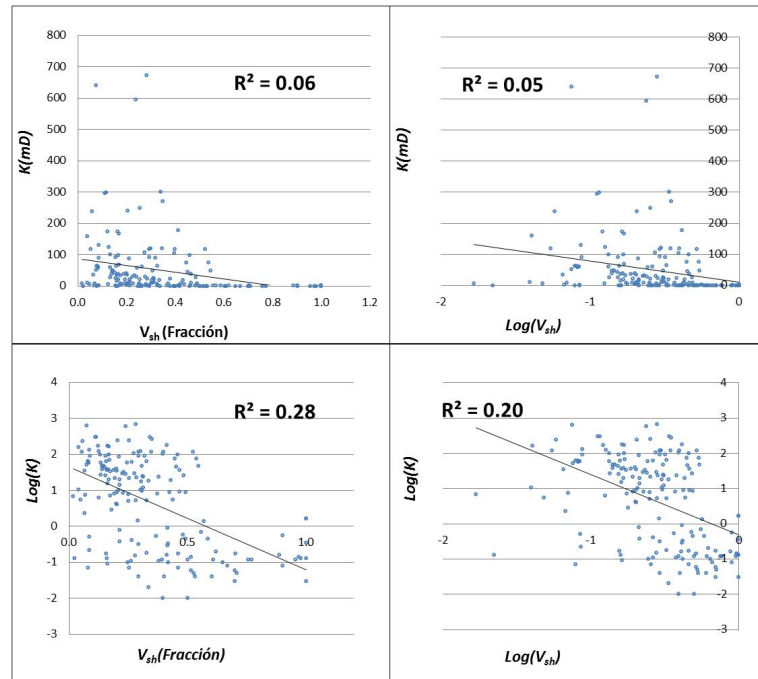


Figura 4.4: Gráficas de correlación de los parámetros K , V_{sh} , $\text{Log}(K)$ y $\text{Log}(V_{sh})$.

4.1.1. Modelo usando Regresión Lineal Simple (RLS)

A partir de la evaluación de los datos de permeabilidad (K y $\text{Log}(K)$) en función de porosidad (ϕ y $\text{Log}(\phi)$), se consiguieron relaciones simples entre cada par de variables. Se consideró como aceptable en este caso la combinación que dio mejor coeficiente de correlación ($R^2 \rightarrow 1$). En la figura 4.5 se observa la gráfica del logaritmo de la permeabilidad inferida con la ecuación escogida de Regresión Lineal Simple (ecuación 4.2) vs el logaritmo de la permeabilidad real ($\text{Log}(K_{\text{Real}})$). La ecuación al emplear RLS que mejor correlación produjo viene dada por la siguiente expresión:

$$\text{Log}(K_{\text{RLS}}(\phi)) = 24,76\phi - 2 \quad (4.2)$$

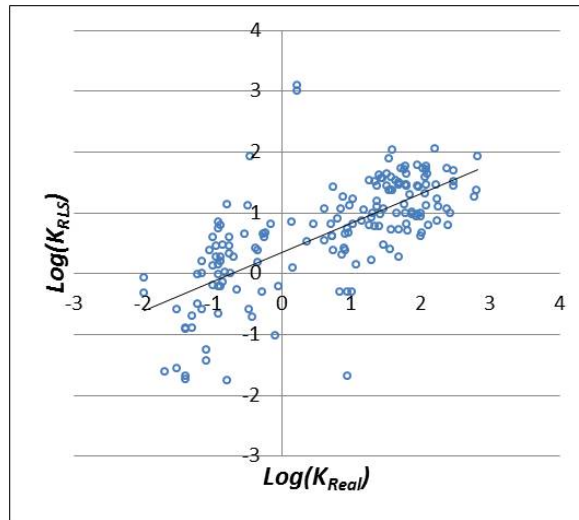


Figura 4.5: Gráfico cruzado del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante Regresión Lineal Simple (RLS) vs el logaritmo de la permeabilidad real.

De la gráfica que se muestra en la figura 4.5, se pudo determinar un coeficiente de correlación de $R^2=0,48$, el cual representa el mejor valor de correlación encontrado para la inferencia de la permeabilidad con este método.

4.2. Modelos empíricos para la inferencia de permeabilidad

En este trabajo se emplean dos modelos empíricos diferentes, obtenidos con datos del pozo 950, del Bloque III Lago de Maracaibo, con el objetivo de obtener el modelo que mejor infiera la permeabilidad de la zona bajo estudio, estos modelos son:

- Modelo empírico DZ: surge de la combinación lineal de los resultados entre el $\text{Log}(K)$ con ϕ y $\text{Log}(K)$ con V_{sh} .
- Modelo empírico de Paris Adaptado (PA): proviene de la adaptación del modelo empírico de Paris a la zona bajo estudio, a partir de datos del pozo 950, mediante la herramienta Regresión Lineal Multiple (RLM) de excel.

4.2.1. Modelo empírico DZ

A partir de los resultados obtenidos de la Regresión Lineal Simple (ver sección 4.1), se realizó una combinación lineal con las ecuaciones cuyos R^2 resultan mejores ($\text{Log}(K_{RLS}(\phi)) = 24,76\phi - 2$: $R^2 = 0,48$ y $\text{Log}(K_{RLS}(V_{sh})) = -2,86V_{sh} + 1,66$: $R^2 = 0,28$). La ecuación de inferencia que se obtuvo mediante este tratamiento fue la siguiente:

$$\text{Log}(K_{DZ}(\phi, V_{sh})) = 24,76\phi - 2,86V_{sh} - 0,34 \quad (4.3)$$

En la figura 4.6 se observa la gráfica del logaritmo de la permeabilidad inferida con la ecuación DZ vs el logaritmo de la permeabilidad real. De esta gráfica se obtuvo un valor de $R^2 = 0,61$, con lo cual, se decidió usar esta combinación como la ecuación empírica seleccionada para estos datos.

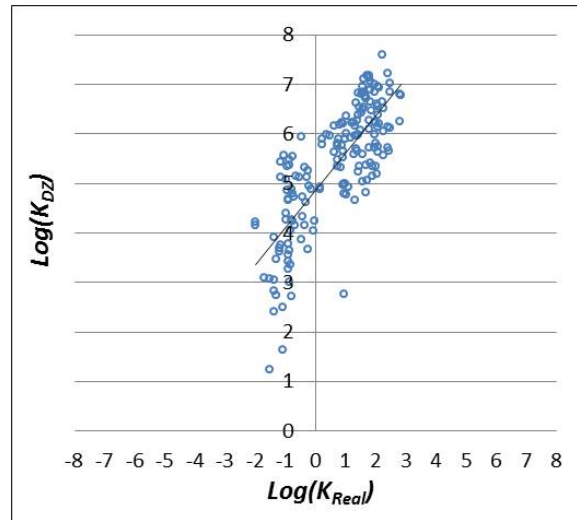


Figura 4.6: Gráfico cruzado del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante la ecuación empírica DZ vs el logaritmo de la permeabilidad real.

4.2.2. Modelo empírico de Paris Adaptado (PA)

Partiendo del logaritmo de la ecuación empírica de Paris (ecuación 4.4) y con datos del pozo 950, se procedió con la adaptación de la misma a la zona en estudio, para lo cual se evaluaron los datos de $\text{Log}(K)$ en función de $\text{Log}(\phi)$ y $\text{Log}(V_{sh})$. Para esta adaptación se empleó la herramienta de Regresión Lineal Múltiple de excel. El logaritmo de las ecuaciones empíricas de Paris (ecuaciones 4.4 y 4.5) y Paris Adaptada (ecuación 4.6) se muestran a continuación:

$$\text{Log}(K_{Paris}) = 2\text{Log}(\phi) - 3,11\text{Log}(V_{sh}) + 1,09 + 3,11\text{Log}(q) \quad (4.4)$$

haciendo la aproximación del factor de lamella para rocas con alto contenido de minerales de arcilla ($q \rightarrow 1$), la ecuación 4.4, queda como:

$$\text{Log}(K_{Paris}) = 2\text{Log}(\phi) - 3,11\text{Log}(V_{sh}) + 1,09 \quad (4.5)$$

$$\text{Log}(K_{PA}) = 3,06\text{Log}(\phi) - 1,18\text{Log}(V_{sh}) + 3,07 \quad (4.6)$$

Para comparar el nivel de inferencia que proporciona la ecuación 4.6 con el de la ecuación 4.5, en la figura 4.7 se presentan los gráficos cruzados del logaritmo de la permeabilidad inferida usando la ecuación de Paris y la ecuación de Paris adaptada vs el logaritmo de la permeabilidad real ($R^2=0,37$ y $R^2=0,46$, respectivamente) donde se observa que, como era de esperarse, los resultados para la ecuación de Paris adaptada, son mejores.

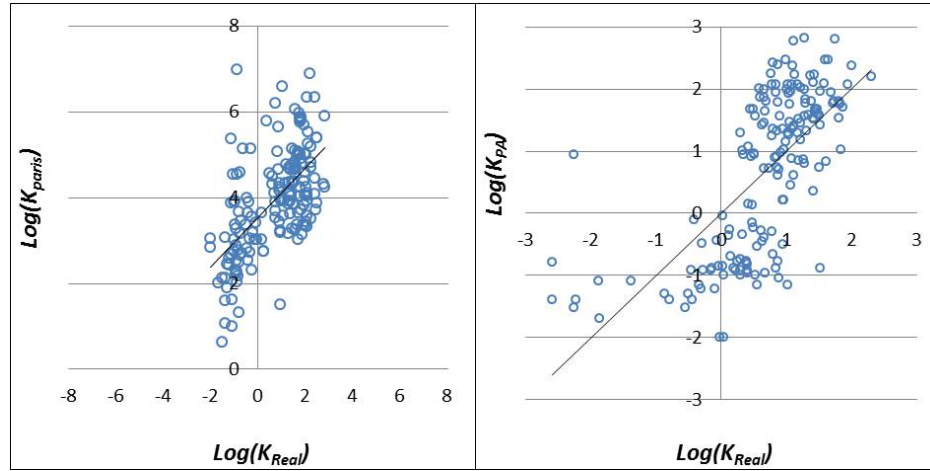


Figura 4.7: Gráficos cruzados del logaritmo de la permeabilidad inferida mediante los modelos empíricos de Paris y Paris Adaptado (PA) vs el logaritmo de la permeabilidad real.

Es importante notar que el factor lamellar q , en la ecuación 4.4, sería posible determinar, si se contasen con los datos de los parámetros petrofísicos empleados para la construcción de esta ecuación. Para ello sería necesario determinar la ecuación

característica para estos datos. Esta ecuación se consigue evaluando los valores de los parámetros petrofísicos que intervienen en la ecuación de Paris con la herramienta de Regresión Lineal Múltiple. Una vez conseguida esta ecuación, se iguala el término independiente de la misma, con el término que incluye el factor q ($\text{Log}(q)$) en la ecuación 4.4.

4.3. Modelo no lineal: Sistema de Inferencia Difuso (SID) para inferencia con $\text{Log}(K_{SID})$

Debido a la no linealidad existente entre los parámetros bajo estudio verificada en las secciones 4.1 y 4.2, se procedió con la implementación de un SID. Con el SID se quería a partir de parámetros ya conocidos, como porosidad (ϕ) y volumen de arcilla (V_{sh}), inferir el logaritmo de la permeabilidad. Por lo tanto los SID que se construyeron, a partir de datos del pozo 950, con variables de entrada: ϕ y ϕ y V_{sh} , y como variable de salida: el logaritmo de K . Puesto que la salida del SID depende de las variables de entrada, del número de reglas difusas y de las funciones de membresía empleadas, se realizaron diversas pruebas variando dichos parámetros hasta encontrar la combinación de relaciones óptimas.

Para la implementación del SID se empleó el logic fuzzy Toolbox de MatLab, el procedimiento llevado a cabo se describe a continuación:

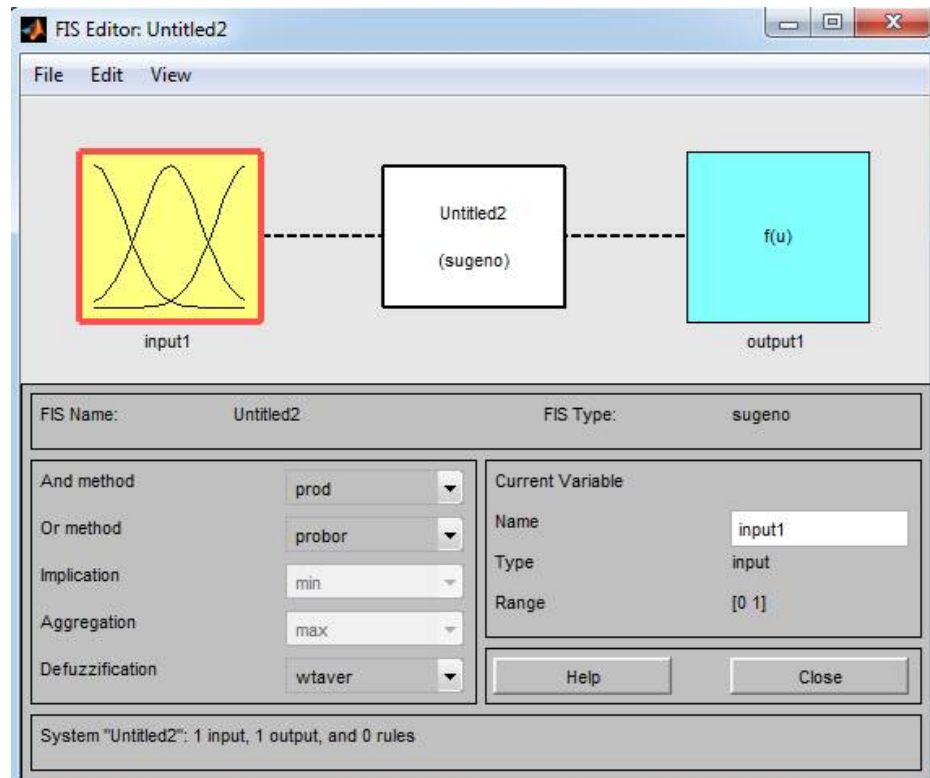


Figura 4.8: Ventana del modulo FIS de MatLab.

- Partiendo de la ventana de comando de MatLab, se ingresa a la interfaz gráfica FIS editor con el comando “fuzzy” (ver figura 4.8).
- En el workspace (ver figura 4.9), al cual se accede a través de la ventana file, se cargaron cada uno de los parámetros (tipo de FIS, rango de los parámetros de entrada y salida, método de desfuzzificación, operador lógico y número de reglas difusas) empleados para la construcción de los distintos SID realizados tanto empleando solo ϕ de entrada (ver sección 4.3.1), así como empleando ϕ y V_{sh} (ver sección 4.3.2).

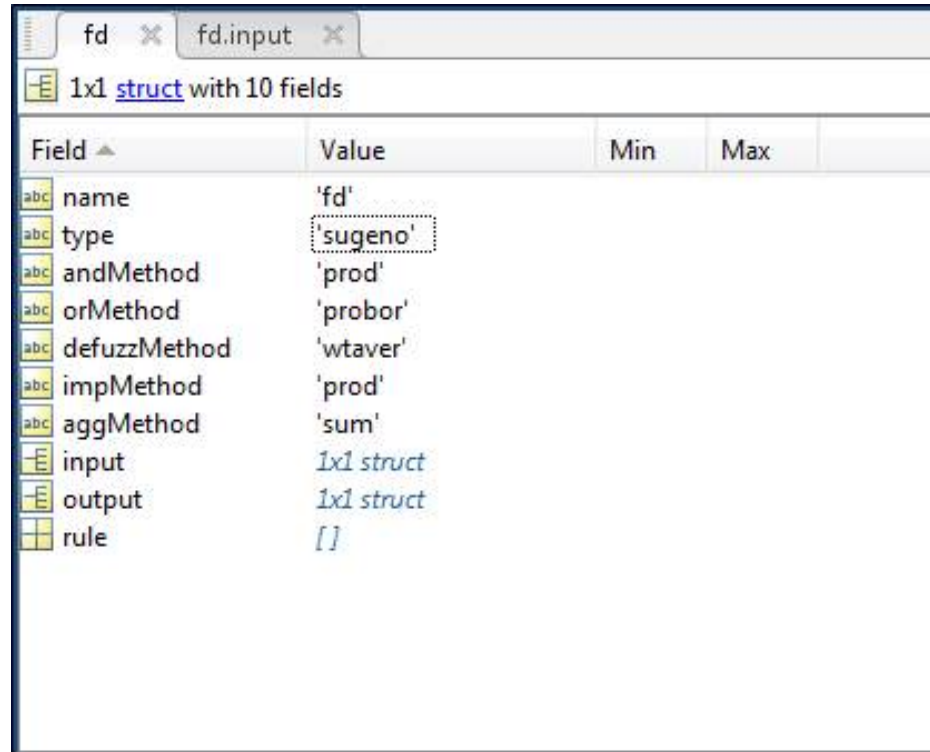


Figura 4.9: Ventana del modulo FIS de MatLab, donde se cargaron los datos en el workspace.

- Para obtener el documento archivo.fis donde se encuentran las ecuaciones de inferencia generadas por el SID, en la ventana de comando de MatLab se coloca “*a=readfis('nombredelarchivo')*”. Las ecuaciones obtenidas mediante este procedimiento se muestran en las tablas 5.1 y 5.2, para una entrada (ϕ) y para dos entradas (ϕ y V_{sh}) respectivamente.
- Para evaluar los datos de los otros pozos donde se infirió se coloca el comando “*a=evalfis(datos,a)*”.

4.3.1. SID con una entrada: $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$

Debido a que la porosidad es el parámetro que mayor correlación posee con el $\text{Log}(K_{Real})$, según los resultados obtenidos en la sección 4.1, se realizó un estudio con el SID, cuya entrada fue la porosidad ϕ y salida el $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$. Para la realización de este modelo solo fue necesario introducir al sistema el rango de la variable de entrada ϕ : $[0,01 \ 0,21]$ y de la variable de salida $\text{Log}(K_{Real})$: $[-1,6 \ 2,93]$, del pozo 950.

En las primeras pruebas realizadas, los siguientes parámetros fueron variando (uno a la vez), hasta obtener los mejores resultados de correlación entre $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ y $\text{Log}(K_{Real})$, estos fueron:

- La pendiente y punto de corte de las ecuaciones de salida.
- Las funciones de membresía y sus parámetros.

Los pesos de las reglas difusas $[W_1 \ W_2]$ se mantuvieron constantes ([2 2]). Donde W_1 corresponde al peso de la primera regla y W_2 es el peso de la segunda regla difusa. Para todos los casos la estructura de las reglas difusas fue la siguiente:

1. If (ϕ is baja) then ($\text{Log}(K)$ is $\text{Log}(K_1)$) (W_1).
2. If (ϕ is alta) then ($\text{Log}(K)$ is $\text{Log}(K_2)$) (W_2).

En la figura 4.10 se muestra un esquema del procedimiento llevado a cabo en estas primeras pruebas.

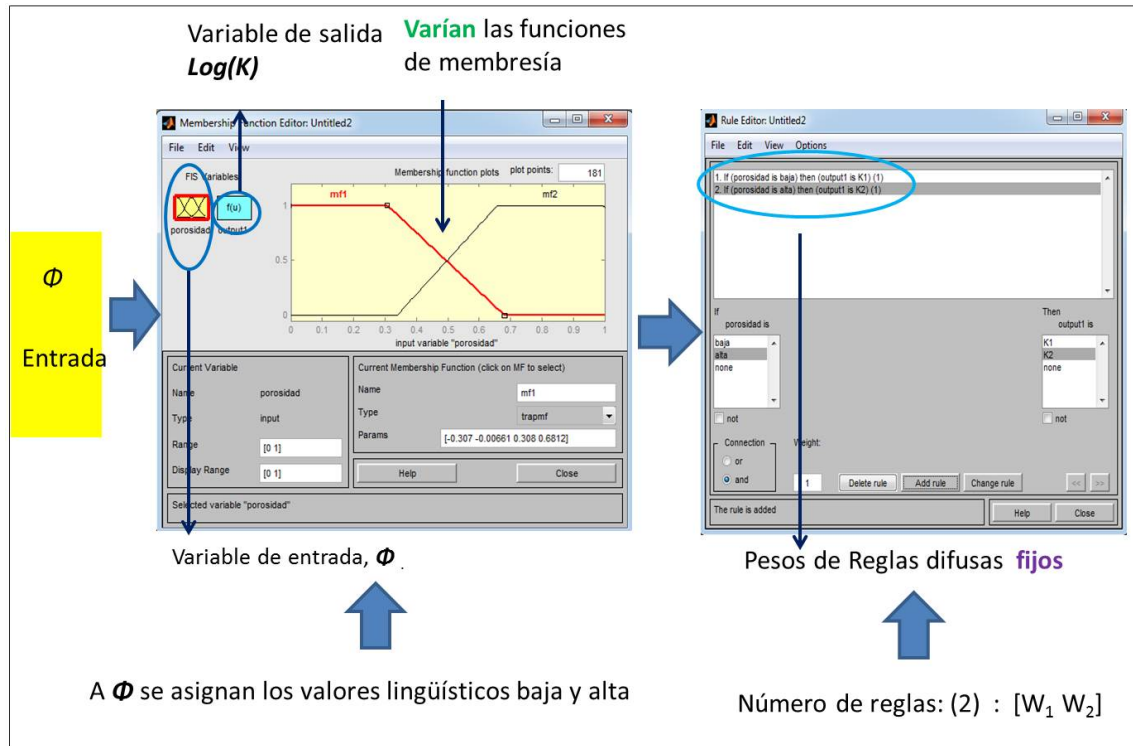


Figura 4.10: Esquema del procedimiento llevado a cabo en las primeras pruebas, cuando el sistema es alimentado con una sola variable.

Tomando en cuenta los resultados anteriores, en donde se encontraron los parámetros de las ecuaciones que mejor coeficiente de correlación produjeron al mantener fijos los pesos de las reglas difusas, se procedió a la realización de pruebas, en donde el parámetro a variar fue el peso de las distintas reglas difusas (para cada combinación de reglas se calcularon los coeficientes de correlación entre los valores inferidos y los valores reales del logaritmo de la permeabilidad). Por lo tanto, las condiciones de las segundas pruebas a realizar, para las distintas funciones de membresía, fueron las siguientes:

- La pendiente y punto de corte de las ecuaciones de salida del SID se mantuvieron constantes.

- Los pesos de las reglas difusas $[W_1 \ W_2]$ se fueron variando, estos tomaron los valores 1 ó 2. Las combinaciones de pesos que se emplearon fueron: $[1 \ 1]$, $[1 \ 2]$, $[2 \ 1]$ y $[2 \ 2]$.

En la figura 4.11 se muestra un esquema del procedimiento llevado a cabo para esta nueva fase de pruebas.

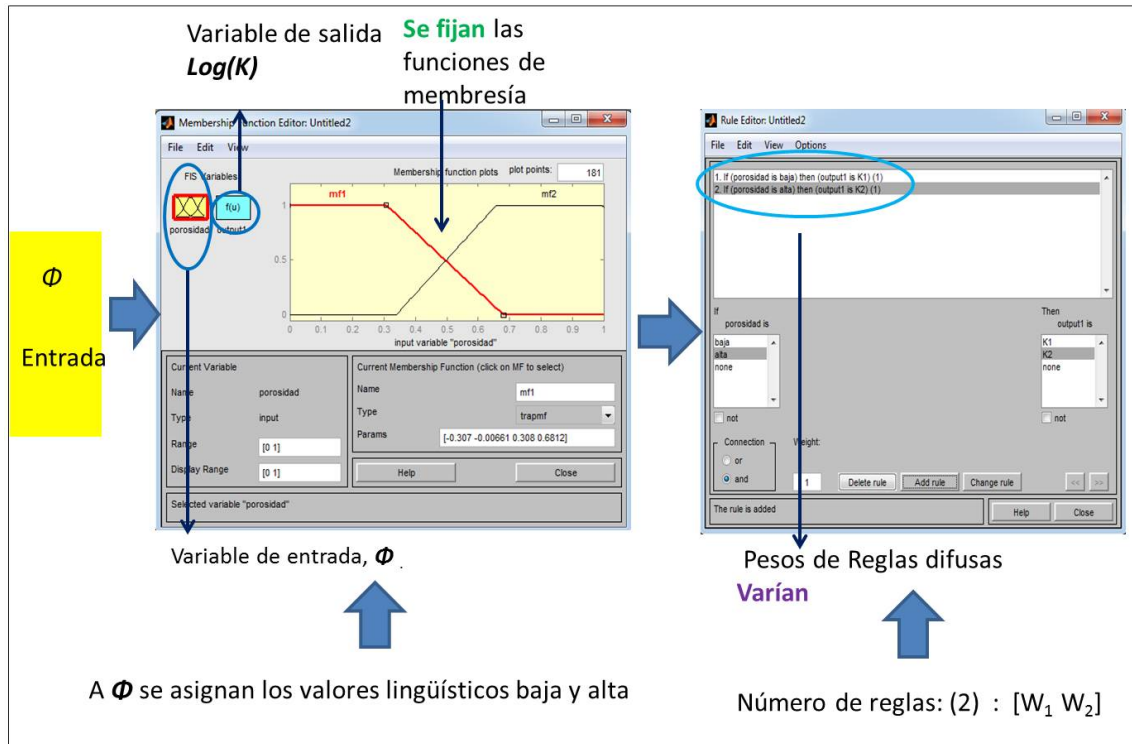


Figura 4.11: Esquema del procedimiento llevado a cabo cuando se dejaron fijos la pendiente y el punto de corte de las ecuaciones de salida, para el sistema alimentado con una entrada.

Con cada uno de los modelos que se construyeron en esta fase, se procedió a inferir el $\text{Log}(K_{\text{Real}})$ en el pozo 950, con el objetivo de conseguir el mejor modelo de inferencia. En la tabla 4.3 se presentan los valores de R^2 , para la combinación de pesos que mejor inferencia produjeron en el pozo 950. Los resultados para las distintas combinaciones de pesos se encuentran en el apéndice B.

Tabla 4.3: Coeficientes de correlación R^2 de los Sistemas de Inferencia Difusos de una entrada (SID_1) para cada función de membresía usada, empleando la combinación de pesos [1 2], para datos del pozo 950.

Función de pertenencia	R^2
Gbell	0.56
Gauss	0.48
Gauss2	0.56
Trapezoidal	0.55

De los resultados de la tabla 4.3, se puede observar como las funciones de membresía que mejores resultados de inferencia ofrecen sobre el pozo 950 son la funciones Campana Generalizada y Gaussiana Combinada.

4.3.2. SID con dos entradas: $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$

Tomando en cuenta los resultados obtenidos con el modelo empírico DZ (ver sección 4.6), donde se consiguió que al incluir el parámetro V_{sh} , la inferencia de $\text{Log}(K_{Real})$ mejora cuantitativamente los resultados que se obtuvieron al emplear solo ϕ , en el pozo 950, se procedió a alimentar el SID con los parámetros ϕ y V_{sh} . Esto se realizó cargando en el sistema los rangos de ϕ : [0,01 0,21] y V_{sh} : [0,02 1] a la entrada y el rango de $\text{Log}(K_{Real})$: [-1,6 2,93] a la salida, del pozo 950.

Para obtención del SID que mejor coeficiente de correlación produjera con los valores del $\text{Log}(K_{Real})$ (ver apéndice B), se procedió a realizar distintos modelos empleando el fuzzy logic toolbox de MatLab. Los primeros SID que se realizaron para este caso, tuvieron las siguientes condiciones (ver figura 4.12):

- Los parámetros de las ecuaciones de salida del SID (a , b y c) se fueron variando. Donde a es el coeficiente que multiplica a la porosidad (ϕ), b es el coeficiente que multiplica al volumen de arcilla (V_{sh}) y c es el parámetro independiente.
- Se variaron las funciones de membresía y sus parámetros.
- Los pesos de las reglas difusas [W_1 W_2 W_3 W_4] se mantuvieron constantes ([1 1 1 1]). En donde W_1 corresponde el peso de la primera regla, W_2 es el peso de la segunda regla difusa, W_3 el peso de la tercera regla y W_4 el peso de la cuarta regla

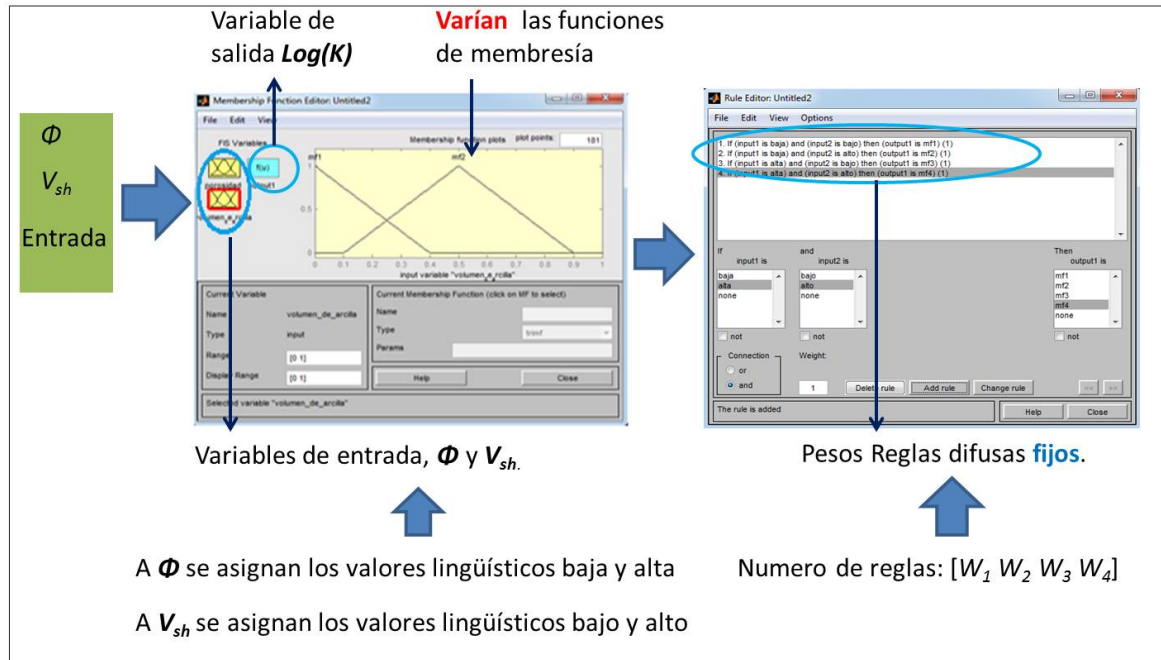


Figura 4.12: Esquema del procedimiento llevado a cabo, en las primeras pruebas, cuando se alimenta el sistema con dos variables (porosidad y volumen de arcilla).

Para todos los casos la estructura de las reglas difusas fue la siguiente:

1. If (ϕ is baja) and (V_{sh} is bajo) then ($Log(K)$ is $Log(K_1)$)

2. If (ϕ is baja) and (V_{sh} is alto) then ($Log(K)$ is $Log(K_2)$)
3. If (ϕ is alta) and (V_{sh} is bajo) then ($Log(K)$ is $Log(K_3)$)
4. If (ϕ is alta) and (V_{sh} is alto) then ($Log(K)$ is $Log(K_4)$)

Los mejores resultados obtenidos mediante este procedimiento se emplearon para inferir el $Log(K_{Real})$ en el pozo 950. Los coeficientes de correlación para la regla [1 1 1 1], la cual se mantuvo fija en esta prueba, se muestran en el apéndice B.

Basados en los resultados anteriores, en donde se encontraron los parámetros de las ecuaciones que mejor coeficiente de correlación produjeron al mantener fijos los pesos de las reglas difusas, se realizó una nueva fase de pruebas, en donde el parámetro a variar fue el peso de las distintas reglas difusas. Las condiciones de las segundas pruebas a realizar, para las distintas funciones de membresía, fueron las siguientes:

- Los parámetros de las ecuaciones de salida del SID (a , b y c) se mantuvieron constantes. Donde a es el coeficiente que multiplica a la porosidad (ϕ) b es el coeficiente que multiplica al volumen de arcilla (V_{sh}) y c es el parámetro independiente.
- Los pesos de las reglas difusas [W_1 W_2 W_3 W_4] se fueron variando (estos solo tomaron los valores 1 ó 2). Todas las combinaciones que se realizaron fueron las siguientes: [1 1 1 1], [1 2 2 1], [2 1 1 2], [1 2 1 2] y [2 1 2 1].

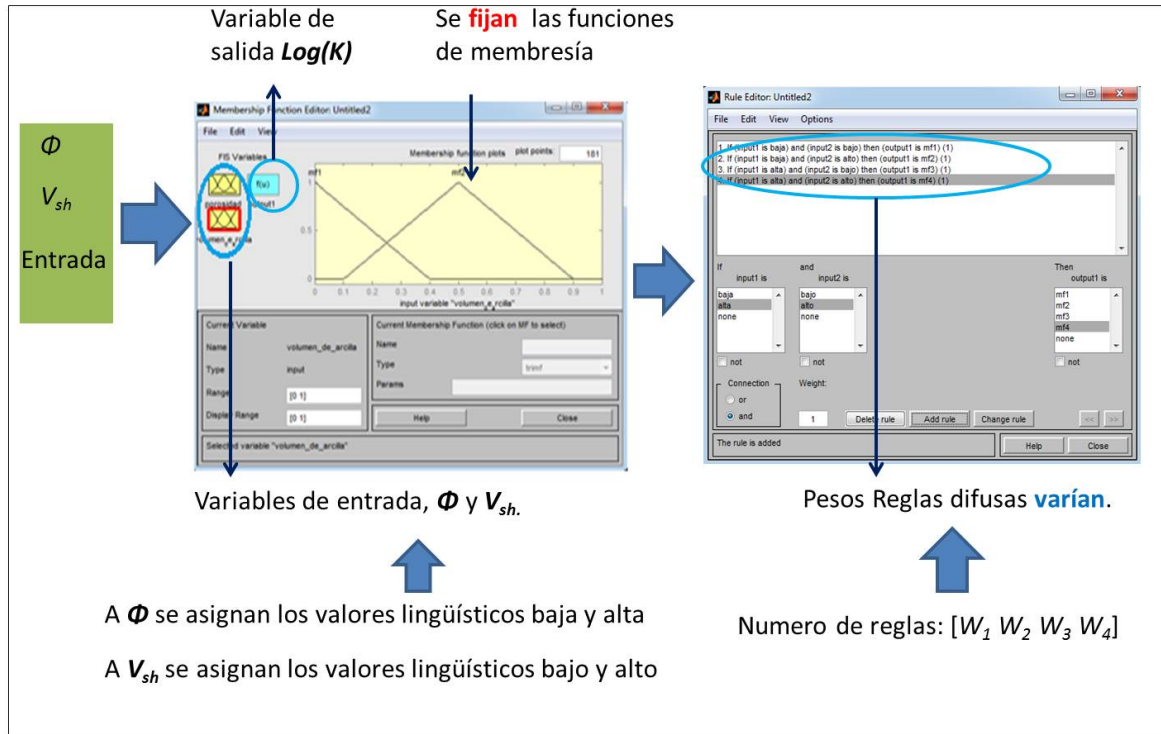


Figura 4.13: Esquema del procedimiento llevado a cabo, en las segundas pruebas, cuando se alimenta el sistema con dos variables (porosidad y volumen de arcilla).

En la figura 4.13 se muestra un esquema del procedimiento llevado a cabo para la segunda fase de pruebas. Empleando cada uno de los modelos que se construyeron en esta fase se procedió a inferir el $\text{Log}(K_{Real})$ en el pozo 950 4.4, con el objetivo de conseguir el mejor modelo de inferencia. En la tabla 4.4 se presentan los valores de R^2 para la combinación de pesos que mejor inferencia produjeron sobre el pozo 950. Los resultados para las distintas combinaciones de pesos se encuentran en el apéndice B.

Tabla 4.4: Coeficientes de correlación R^2 de los Sistemas de Inferencia Difusos de dos entradas (SID_2), para cada función de membresía usada, empleando la combinación de pesos $[1 \ 2 \ 2 \ 1]$, para datos del pozo 950.

Funcion de pertenencia	R^2
Gbell	0.63
Gauss	0.59
Gauss2	0.61
Trapezoidal	0.59

En la tabla 4.4, se puede observar como las funciones de membresía que mejores resultados de inferencia ofrecen sobre el pozo 950 son la funciones de membresía Campana Generalizada y Gaussiana Combinada.

4.4. Inferencia de permeabilidad en pozos vecinos al 950

Teniendo como base las ecuaciones de inferencia de permeabilidad obtenidas a partir de los modelos lineal, empíricos y no lineales (ver tablas 5.1 y 5.2), se procedió a inferir el $\text{Log}(K_{Real})$, para lo cual se evaluaron datos de ϕ y/o V_{sh} pertenecientes a los pozos 812, 1021 y 1041. Los resultados que se obtuvieron permitieron realizar un estudio comparativo entre los modelos que emplearon las mismas variables de entrada o independiente, con el objetivo de determinar el alcance de cada uno de los modelos construidos. Para ello se realizó un análisis cuantitativo (gráficas cruzadas del $\text{Log}(K_{modelo})$ vs $\text{Log}(K_{Real})$) y cualitativo (perfiles del logaritmo de permeabilidad a profundidad) de los resultados.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

En este capítulo se presentan las ecuaciones del logaritmo de permeabilidad obtenidas a partir de los modelos de Regresión Lineal Simple y Múltiple (RLM) usando Excel, modelo empírico de Paris Adaptado (PA) y el Sistema de Inferencia Difuso (SID) de MatLab, todos adaptados al pozo 950. Seguidamente se muestran los perfiles a profundidad del logaritmo de permeabilidad inferida tanto para el pozo piloto (950), así como también para pozos vecinos (1021, 1041 y 812). Se realiza un estudio comparativo de los resultados, de acuerdo a las variables que intervienen en el modelo con que se realizó la inferencia, para ello se determinan los valores del coeficiente de correlación R^2 (ecuación 4.1) y error cuadrático medio RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_j^N (Log(K_{Real})_j - Log(K_{modelo})_j)^2} \quad (5.1)$$

estos permitieron discriminar cuantitativamente los resultados.

5.1. Inferencia con datos del pozo 950

Las ecuaciones obtenidas a partir del estudio de la linealidad de los parámetros petrofísicos dado por los datos del pozo 950 usando Regresión Lineal Simple (RLS), así como de los modelos empíricos de Paris Adaptada (PA) y de la combinación lineal de los mejores resultados obtenidos con RLS (DZ) y los Sistemas de Inferencia Difusos (SID), tanto para ϕ (sección 5.1.1) como para ϕ y V_{sh} (sección 5.1.2), se emplearon para obtener los perfiles a profundidad del logaritmo de la permeabilidad ($Log(K_{modelo}(\phi)$ y $Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$), los cuales fueron comparados con los valores de $Log(K_{Real})$, de forma tal que se pudo realizar un estudio cualitativo de los resultados. Así mismo, a partir de los gráficos cruzados de $Log(K_{modelo})$ vs $Log(K_{Real})$ se realizó el análisis cuantitativo de los resultados mediante el cálculo de R^2 , RMSE.

5.1.1. Inferencia con $Log(K_{modelo}(\phi))$

En la tabla 5.1 se presentan las ecuaciones obtenidas mediante el Sistema de Inferencia Difuso de una entrada (SID_1) y el modelo de Regresión Lineal Simple (RLS) ($Log(K_{modelo}(\phi))$). Así mismo se presentan las gráficas del $Log(K_{modelo}(\phi))$, a profundidad, contrastadas con el $Log(K_{Real})$.

Tabla 5.1: Ecuaciones de inferencia del $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$, para el modelo de Regresión Lineal Simple (RLS) y el Sistema de Inferencia Difuso de una entrada (SID_1), donde R_1 y R_2 corresponden a las dos reglas difusas usadas.

Modelo	Ecuación	R^2	RMSE
RLS	$\text{Log}(K_{\text{RLS}}(\phi)) = 24,76\phi - 2$	0.48	1.09
SID	$R_1 : \text{If}(\phi \text{ is baja}) \text{ then } (\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi)) \text{ is } \text{Log}(K_1(\phi)))$ $\text{Log}(K_1(\phi)) = \phi - 2$ $R_2 : \text{If}(\phi \text{ is alta}) \text{ then } (\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi)) \text{ is } \text{Log}(K_2(\phi)))$ $\text{Log}(K_2(\phi)) = \phi - 2,84$	0.56	1.44

Como se observa en la tabla 5.1, el SID_1 aumenta su porcentaje de correlación en un 8% con respecto al modelo de RLS, sin embargo, al comparar los valores de RMSE, se consigue que el modelo de RLS ofrece una menor dispersión. Por consiguiente para poder determinar el modelo que arroja mejores resultados de inferencia del $\text{Log}(K_{\text{Real}})$, se analizan los perfiles a profundidad del $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$, en el pozo 950 (ver figura 5.1).

El análisis cualitativo se puede hacer a partir de la figura 5.1, donde se observa, como el rango de valores de ambas curvas de inferencia son similares al descrito por la curva generada con los valores del $\text{Log}(K_{\text{Real}})$, sin embargo, la curva de inferencia del modelo de RLS, se ajusta más a los valores reales, lo cual se evidencia en algunas profundidades pertenecientes a la unidad C-455, donde la curva inferida por el modelo de RLS se superpone con la de los valores reales, por lo cual se espera un valor de RMSE inferior al que ofrecería el SID_1 . Sin embargo zonas importantes de la curva (máximos o mínimos), en su mayoría encontrados en la unidad C-460, son reproducidos mejor por el $SID_1 \text{ Log}(K_{\text{SID}_1}(\phi))$.

5.1.2. Inferencia con $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$

En esta sección se presentan las ecuaciones obtenidas mediante el empleo de los datos de porosidad (ϕ) y volumen de arcilla (V_{sh}) ($\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$), del pozo 950. En este caso se obtuvieron ecuaciones (ver tabla 5.2) con los modelos empírico DZ, Paris Adaptado (PA) y el Sistema de Inferencia Difuso de dos entradas (SID_2). De igual forma se presentan, a profundidad, los perfiles del $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ referenciados con el $\text{Log}(K_{\text{Real}})$ (ver figura 5.2).

Tabla 5.2: Ecuaciones de inferencia de los modelos empírico DZ ($\text{Log}(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$), modelo empírico de Paris Adaptado ($\text{Log}(K_{PA}(\phi, V_{sh}))$) y el SID_2 (R_1 : $\text{Log}(K_1(\phi, V_{sh}))$, R_2 : $\text{Log}(K_2(\phi, V_{sh}))$, R_3 : $\text{Log}(K_3(\phi, V_{sh}))$, R_4 : $\text{Log}(K_4(\phi, V_{sh}))$). Se muestran los R^2 y RMSE de cada ecuación.

Modelo	Ecuación	R^2	RMSE
DZ	$\text{Log}(K_{DZ}(\phi, V_{sh})) = 24,76\phi - 2,86V_{sh} - 0,34$	0.61	1.30
PA	$\text{Log}(K_{PA}(\phi, V_{sh})) = 3,06\text{Log}(\phi) - 1,18\text{Log}(V_{sh}) + 3,07$	0.46	1.09
SID	$R_1 : \text{If}(\phi \text{ is baja}) \text{ and } (V_{sh} \text{ is bajo}) \text{ then } (\text{Log}(K) \text{ is } \text{Log}(K_1))$ $\text{Log}(K_1(\phi, V_{sh})) = -0,4\phi - 0,4V_{sh}$ $R_2 : \text{If}(\phi \text{ is baja}) \text{ and } (V_{sh} \text{ is alto}) \text{ then } (\text{Log}(K) \text{ is } \text{Log}(K_1))$ $\text{Log}(K_2(\phi, V_{sh})) = -0,4\phi - 0,1V_{sh}$ $R_3 : \text{If}(\phi \text{ is alta}) \text{ and } (V_{sh} \text{ is bajo}) \text{ then } (\text{Log}(K) \text{ is } \text{Log}(K_1))$ $\text{Log}(K_3(\phi, V_{sh})) = -0,1\phi - 0,1V_{sh} + 2$ $R_4 : \text{If}(\phi \text{ is alta}) \text{ and } (V_{sh} \text{ is alto}) \text{ then } (\text{Log}(K) \text{ is } \text{Log}(K_1))$ $\text{Log}(K_4(\phi, V_{sh})) = -0,1\phi - 0,1V_{sh} + 1,8$	0.63	1.00

Al comparar los valores de R^2 presentados en la tabla 5.2, se tiene que la mejor inferencia de $\text{Log}(K_{Real})$ es obtenida a partir del SID_2 y el modelo empírico DZ. Por su parte el modelo empírico de Paris resulta ser un modelo menos eficiente al correlacionarse a los valores reales un 17 % menos que los resultados del SID_2 .

En la figura 5.2, se presenta el logaritmo de la permeabilidad para los modelos: empírico DZ, Paris Adaptado y el SID_2 , respectivamente, todos colocados a profundidad y superpuestos a los valores de $\text{Log}(K_{Real})$. En todos los casos se utilizan los valores del pozo 950.

Cualitativamente (ver figura 5.2) se observa como la curva de inferencia dada por $\text{Log}(K_{DZ}(\phi, Vsh))$, define adecuadamente los principales puntos de interés petrofísico demarcados por la curva de $\text{Log}(K_{Real})$. Los perfiles a profundidad brindados por los modelos $\text{Log}(K_{PA}(\phi, Vsh))$ y $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi, Vsh))$, poseen un rango de valores de inferencia similar al rango de los valores reales, pero más dispersos que los brindados por el modelo empírico DZ. Para profundidades pertenecientes a la unidad C-455, la curva inferida por $\text{Log}(K_{PA}(\phi, Vsh))$ se solapa con la de $\text{Log}(K_{Real})$ definiendo correctamente algunos puntos de interés petrofísico (máximos y mínimos). Se puede ver que en este pozo el modelo que mejor inferencia cualitativa de $\text{Log}(K_{Real})$ arroja, es el modelo empírico DZ.

5.2. Inferencia en pozos vecinos al pozo 950

Debido a que los datos empleados para la adaptación de las ecuaciones de inferencia provienen del pozo 950, el cual se encuentra localizado entre las unidades litológicas C-455 y C-460, resulta pertinente emplear dichas ecuaciones para inferir el $\text{Log}(K_{Real})$ en pozos vecinos que abarquen o posean cierto rango de profundidades

dentro de las unidades litológicas ya mencionadas. Tal es el caso de los pozos 1021, 1041 y 812 pertenecientes al campo del Bloque III Lago de Maracaibo. Para realizar la inferencia del $\text{Log}(K_{Real})$, los valores de ϕ y/o V_{sh} de los pozos 812, 1021 y 1041, se evaluaron en las ecuaciones adaptadas al pozo 950.

5.2.1. Inferencia en pozos vecinos al pozo 950, con las ecuaciones del $\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$

A continuación se muestran los resultados de inferir el $\text{Log}(K_{Real})$ para los pozos 1021, 1041 y 812, con los modelos que emplean como variable de entrada o independiente a la porosidad ($\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$). Por lo tanto se presentan los perfiles del logaritmo de la permeabilidad inferida, empleando el Sistema de Inferencia Difuso de una entrada, $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ y el modelo de Regresión Lineal Simple $\text{Log}(K_{RLS}(\phi))$, ambos contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real $\text{Log}(K_{Real})$. Para realizar un análisis cuantitativo de los resultados, se presentan los coeficientes de correlación R^2 y error cuadrático medio RMSE obtenidos de las gráficas cruzadas entre los valores reales e inferidos de permeabilidad.

5.2.1.1. Pozo 1021

En la figura 5.3 se muestran, para datos de ϕ del pozo 1021, los resultados a profundidad del $\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$ contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real. Haciendo un análisis cualitativo de las gráficas, se aprecia como valores anómalos en la curva $\text{Log}(K_{Real})$, son descritos en una buena aproximación por la curva $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$. Por su parte la curva de inferencia generada por $\text{Log}(K_{RLS}(\phi))$, a diferencia del SID_1 , muestra una alta dispersión respecto a la curva real y en particular los valores de interés petrofísico (máximos y mínimos de la curva $\text{Log}(K_{Real})$) no se

describen de manera satisfactoria. Este resultado evidencia que al encontrarse este pozo en la unidad predominante para el pozo 950 (C-460), el nivel de inferencia del $\text{Log}(K_{Real})$ es alto, debido a la correlación litológica existente entre ambos pozos.

5.2.1.2. Pozo 1041

En la figura 5.4 se muestran, para datos de ϕ del pozo 1041, los resultados a profundidad del $\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$ contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real. A pesar de que en este caso ninguno de los dos modelos logra definir adecuadamente el perfil de $\text{Log}(K_{Real})$, se encuentra que el modelo $\text{Log}(K_{RLS}(\phi))$ define relativamente mejor este perfil, con respecto a los resultados obtenidos por el SID_1 , contrario a lo que se esperaba, ya que la relación entre $\text{Log}(K)$ y ϕ es no lineal. Por lo tanto, los datos del pozo 950 utilizados no son adecuados para inferir los datos de este pozo. Al igual que para el pozo 1021, el pozo 1041 se localiza en la unidad C-460 en donde predomina el mismo tipo de arenas que en la mayor parte del pozo 950, sin embargo al encontrarse a mayor profundidad la compactación en las arenas es mayor en esta zona, lo cual podría estar ocasionando la disminución de la porosidad y por ende las ecuaciones adaptadas al pozo 950 no proporcionan una inferencia satisfactoria.

5.2.1.3. Pozo 812

En la figura 5.5 se muestran, para datos de ϕ del pozo 812, los resultados a profundidad del $\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$ contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real. En las gráficas se observa, que la inferencia dada por el $\text{Log}(K_{RLS}(\phi))$ describe relativamente mejor la forma de la curva, que el $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ el cual solo proporciona valores promedios del $(\text{Log}(K_{Real}))$. Sin embargo para un rango de profundidades

(13300-13400 pies) pertenecientes a la unidad C-455 para el cual los valores anómalos del $\text{Log}(K_{Real})$ es inferido mejor por el SID_1 . En general, el comportamiento del $\text{Log}(K_{Real})$ del pozo 812 no se logra inferir por ninguno de los dos modelos. Este resultado es contrario a lo esperado, debido a que los datos que se tienen de este pozo se encuentran dentro de las unidades C-455 y C-460 de manera similar que el pozo 950. Estos resultados indican una posible existencia de defectos estructurales en la zona del pozo 812 o cambios en las concentraciones del tipo de arenas considerado.

5.2.1.4. Resultados cuantitativos al inferir con porosidad

Tabla 5.3: Coeficientes de correlación y error cuadrático medio, para los gráficos cruzados de $(\text{Log}(K_{RLS}))$ y $\text{Log}(K_{SID_1})$ vs $(\text{Log}(K_{Real}))$.

Modelo	950		1021		1041		812	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
RLS	0.48	1.10	0.63	1.05	0.68	1.12	0.20	0.80
SID	0.56	1.44	0.72	1.21	0.86	1.26	0.16	1.12

Aunque estos resultados no son determinantes, como los cualitativos, permiten destacar que los mejores resultados en cuanto a coeficiente de correlación entre los valores reales e inferidos (tabla 5.3), son brindados por el SID_1 en la mayoría de los casos. El aumento porcentual de R^2 con respecto a RLS en los pozos 950, 1021 y 1041 fue de 8 %, 9 % y 18 % respectivamente, lo cual era de esperarse puesto que para el diseño de este modelo se emplearon conceptos basados en el conocimiento de un experto, para modelar este parámetro que ha resultado ser altamente no lineal. Por su parte para el pozo 812 se presentó un bajo porcentaje en el coeficiente de correlación (disminuyendo un 4 % la correlación de los resultados del SID_1 , respecto a RLS). Al

comparar con los resultados cualitativos se consigue que las anomalías son reproducidas mejor, en todos los casos, por el SID_1 .

5.2.2. Inferencia en pozos vecinos al 950 con las ecuaciones del $Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$

A continuación se muestran los resultados de inferir el $Log(K_{Real})$ para los pozos 1021, 1041 y 812, con los modelos diseñados a partir de la porosidad y el volumen de arcilla ($Log(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$). Para la inferencia del logaritmo de la permeabilidad se usaron los modelos empíricos DZ $Log(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$, Paris Adaptado (PA) $Log(K_{PA}(\phi, V_{sh}))$ y el Sistema de Inferencia Difuso de dos entradas $Log(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$. Para validar estos modelos, se contrastaron sus resultados con el logaritmo de la permeabilidad real $Log(K_{Real})$. El análisis cuantitativo de los resultados, consistió en determinar los coeficientes de correlación R^2 y el error cuadrático medio RMSE en los graficos cruzados entre los valores reales e inferidos (ver tabla 5.4).

5.2.2.1. Pozo 1021

En la figura 5.6, se observan en las columnas 1, 2 y 3, los perfiles, a profundidad, del $Log(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$, $Log(K_{PA}(\phi, V_{sh}))$ y $Log(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$ para datos de ϕ y V_{sh} del pozo 1021. En estos perfiles se observa, que la inferencia proporcionada por los modelos empíricos de Paris y DZ poseen características similares, tanto desde el punto de vista de la dispersión de los datos, como en cuanto a la forma como describen los valores máximos de $Log(K_{Real})$. Sin embargo, se puede notar una mejor respuesta en la curva generada por $Log(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$. Por su parte el SID_2 no reproduce adecuadamente el patrón dado por $Log(K_{Real})$, ya que no logra definir correctamente los puntos

máximos de $\text{Log}(K_{Real})$.

Si se comparan los resultados de las figuras 5.6 y 5.1, se tiene que la inclusión del volumen de arcilla en los modelos de inferencia de $\text{Log}(K_{Real})$, produce una disminución en el porcentaje de correlación, lo cual es de esperarse puesto que en el pozo 950 (zona de adaptación de las ecuaciones) se encuentra una combinación de arenas limpias y masivas, a diferencia de las presentes en el pozo a inferir en este caso, en donde las arenas poseen un menor contenido de arcilla (arenas limpias), por lo tanto esta diferencia ocasiona la disminución en el nivel de inferencia de $\text{Log}(K_{Real})$.

5.2.2.2. Pozo 1041

Para datos de ϕ y V_{sh} del pozo 1041 en la figura 5.7 , se observan los perfiles, a profundidad, del $\text{Log}(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$. Cualitativamente se puede ver que la gráfica generada por la ecuación empírica DZ posee un comportamiento similar a la curva de $\text{Log}(K_{Real})$, sin embargo se observa como para profundidades entre 14455-14460 pies, esta tiende a alejarse de los valores reales. Por su parte el modelo empírico de Paris arroja valores que se encuentran totalmente fuera del rango de valores reales. El SID_2 infiere de manera similar al modelo de Paris, pero arroja mejores resultados en cuanto al porcentaje de correlación con los valores reales. Por lo tanto para este pozo se tiene que el modelo que mejor inferencia proporciona es el modelo empírico DZ.

Al comparar los resultados de $\text{Log}(K_{modelo}(\phi, V_{sh}))$ con los de $\text{Log}(K_{modelo}(\phi))$, se consigue que la inclusión del volumen de arcilla no mejora la inferencia ni cualitativa ni cuantitativamente. Lo anterior se puede prever, puesto que similar a lo ocurre con el pozo 1021, las arenas presentes en esta unidad son limpias, por lo tanto este parámetro no se correlaciona de la misma manera para el pozo 1041 que como lo hace en las

ecuaciones adaptadas al pozo 950, en donde hay una combinación de arenas limpias y masivas.

5.2.2.3. Pozo 812

En la figura 5.8, se observan los perfiles del logaritmo de la permeabilidad inferida con $\text{Log}(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$, $\text{Log}(K_{PA}(\phi, V_{sh}))$ y el $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$, para datos de ϕ y V_{sh} del pozo 812. En esta figura, se observa que para datos pertenecientes a la unidad C-455, las curvas inferidas con el modelo DZ logran reproducir adecuadamente los valores reales, mientras que para datos localizados en la unidad C-460 los mejores resultados se obtienen con los modelos de Paris Adaptado y SID_2 , sin embargo en ninguno de los casos se logra inferir completamente bien el perfil del $\text{Log}(K_{Real})$.

Particularmente se tiene para el pozo 812, debido a la presencia de arenas tanto masivas como limpias (en igual proporción) de manera similar a las proporciones en los datos del pozo 950, la inclusión del parámetro V_{sh} genera un incremento en el nivel de inferencia del $\text{Log}(K_{Real})$, esto debido a que el contenido de material arcilloso presente en la zona del pozo 812, mantiene en una buena aproximación, la misma correlación que se modela en las ecuaciones adaptadas al pozo 950.

5.2.2.4. Resultados cuantitativo al inferir con porosidad y volumen de arcilla

Haciendo un análisis cuantitativo de los resultados de coeficientes de correlación (R^2) y los respectivos errores cuadráticos medios (RMSE), para cada uno de los pozos donde se infirió el $\text{Log}(K_{Real})$ (ver tabla 5.4), se puede observar como el modelo que

mejor resultado cuantitativo ofrece, tanto de R^2 como de RMSE, es el SID_2 , seguido del modelo empírico DZ. El incremento porcentual en los valores de R^2 del SID_2 respecto al modelo DZ fueron de 2 %, 14 % y 3 % para los pozos 950, 1021 y 1041 respectivamente. Por su parte para el pozo 812 no hubo una mejora con estas técnicas.

Tabla 5.4: Coeficientes de correlación (R^2) y errores cuadráticos medios (RMSE) para los gráficos cruzados de $Log(K_{DZ}(\phi, V_{sh}))$, $Log(K_{PA}(\phi, V_{sh}))$ y $Log(K_{SID_2}(\phi, V_{sh}))$ vs ($Log(K_{Real})$).

Modelo	950		1021		1041		812	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
DZ	0.61	1.30	0.58	1.31	0.67	1.20	0.26	1.03
Paris A.	0.46	1.09	0.51	1.15	0.51	3.37	0.19	0.76
SID_2	0.63	1.01	0.72	1.08	0.70	1.00	0.19	0.76

Al incluir el parámetro V_{sh} en las ecuaciones de inferencia, en el caso de los modelos que se construyeron mediante regresión lineal (RLS y empírico DZ) la inferencia desmejoró en un 5 % y 1 % en los pozos 1021 y 1041 respectivamente. Por su parte, en el pozo 812 hubo una mejora del 6 %. Para el pozo 950 la inclusión del V_{sh} mejoró la correlación en un 15 %, lo cual era de esperarse puesto que la ecuación empírica DZ es adaptada a los datos de este pozo. En cuanto a los modelos no lineales (SID_1 y SID_2) la inclusión de dicho parámetro en el pozo 1041 mejoró la inferencia en un 16 %; la inferencia para el pozo 1021 se mantuvo igual. En los pozos 812 hubo un aumento de la inferencia del 3 %, resultado razonable ya que este pozo posee la misma combinación de arenas que el pozo de adaptación de las ecuaciones, por su parte el pozo 950 incrementó su correlación en un 7 %.

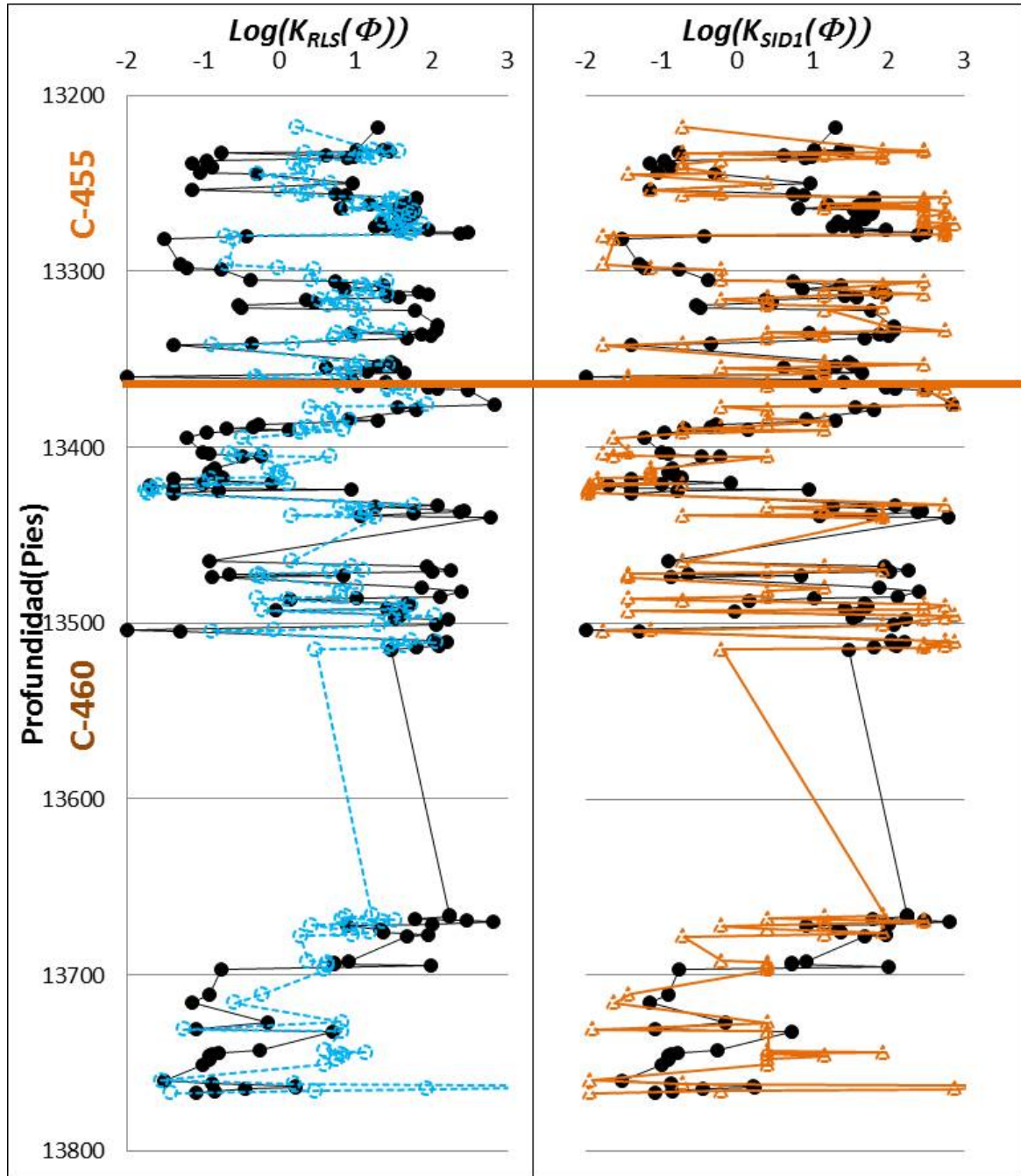


Figura 5.1: Datos del pozo 950. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (RLS) (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

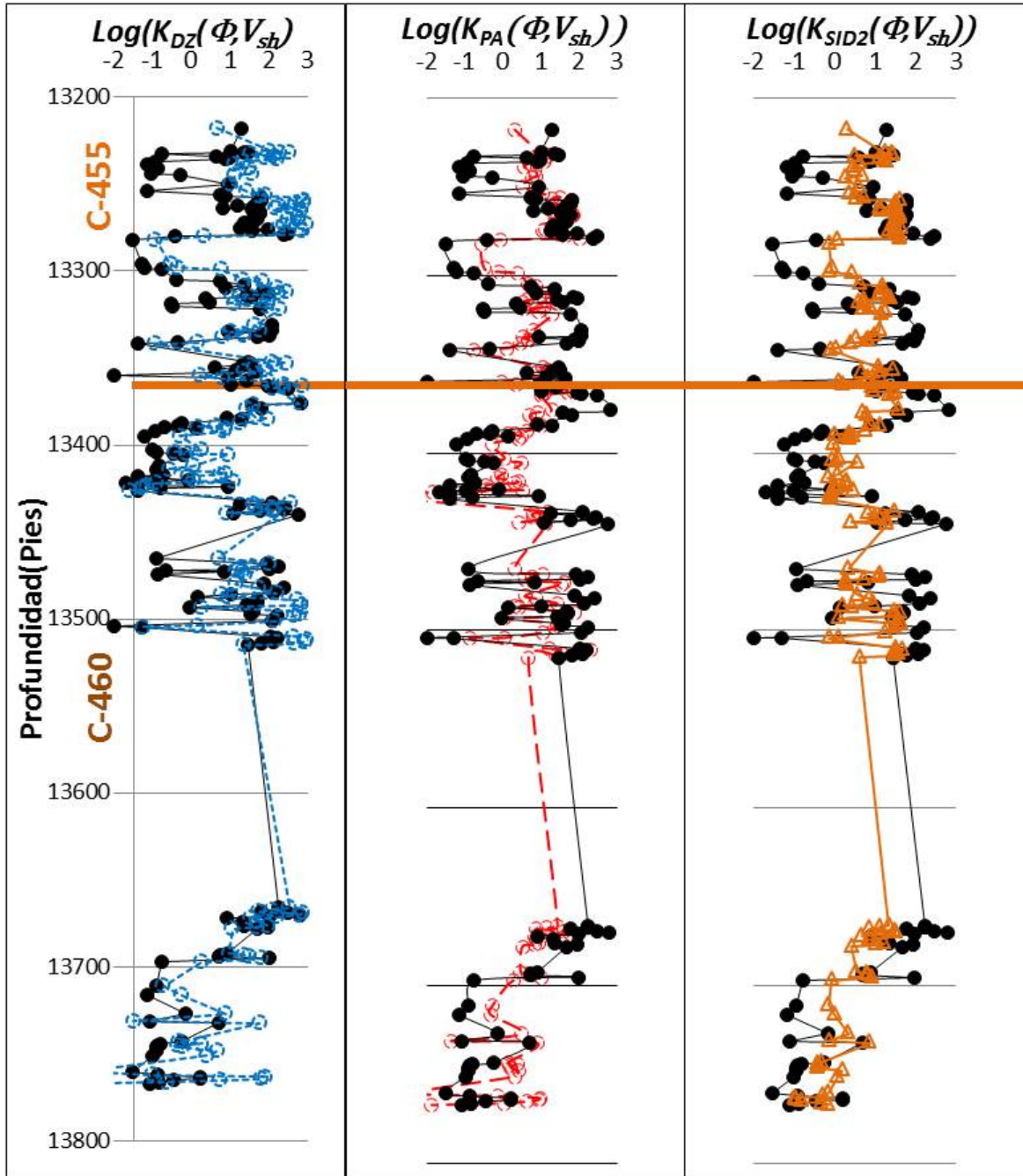


Figura 5.2: Datos del pozo 950. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ, ecuación de Paris Adaptada y SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

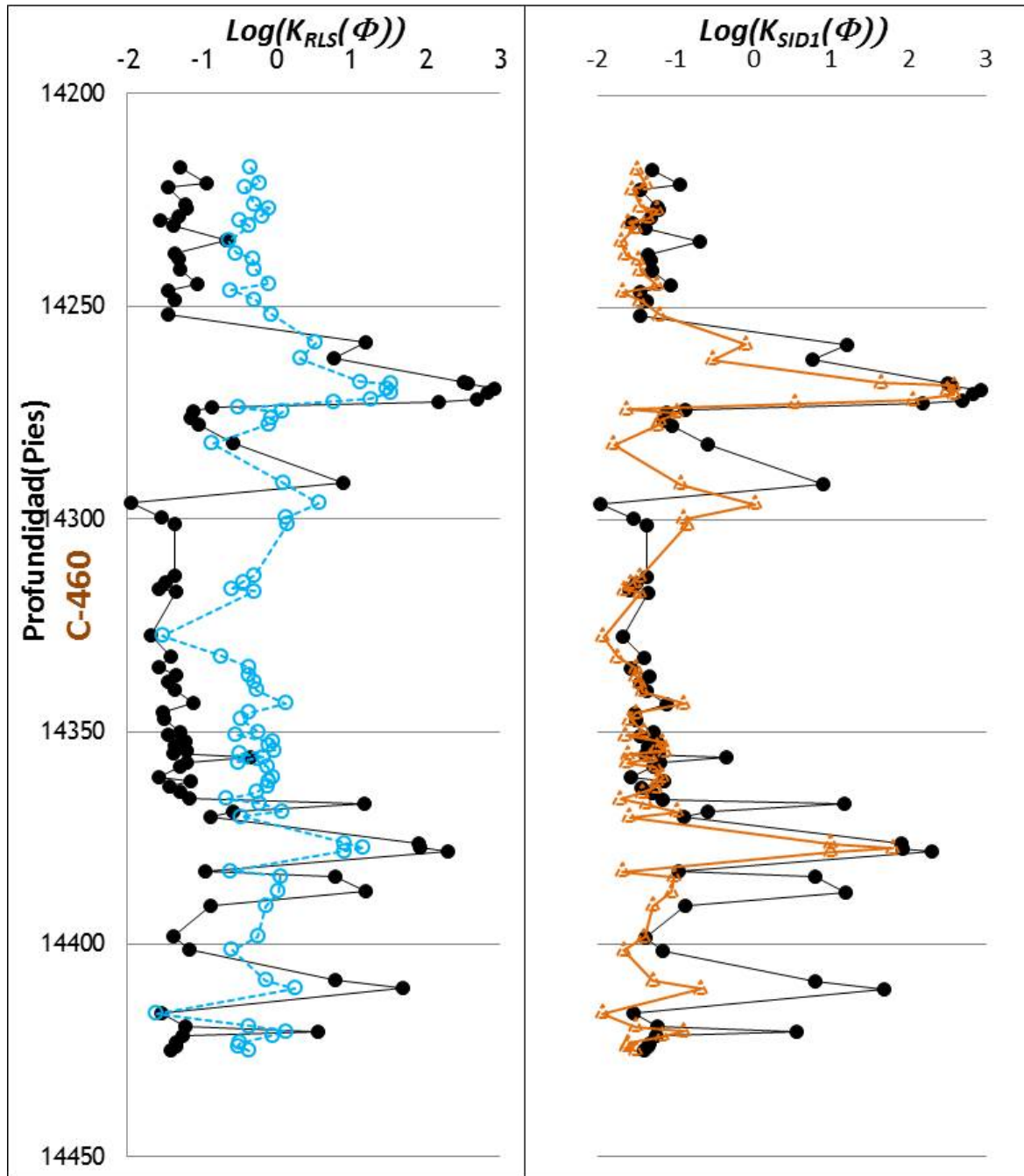


Figura 5.3: Datos del pozo 1021. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión lineal Simple (línea punteada) y SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

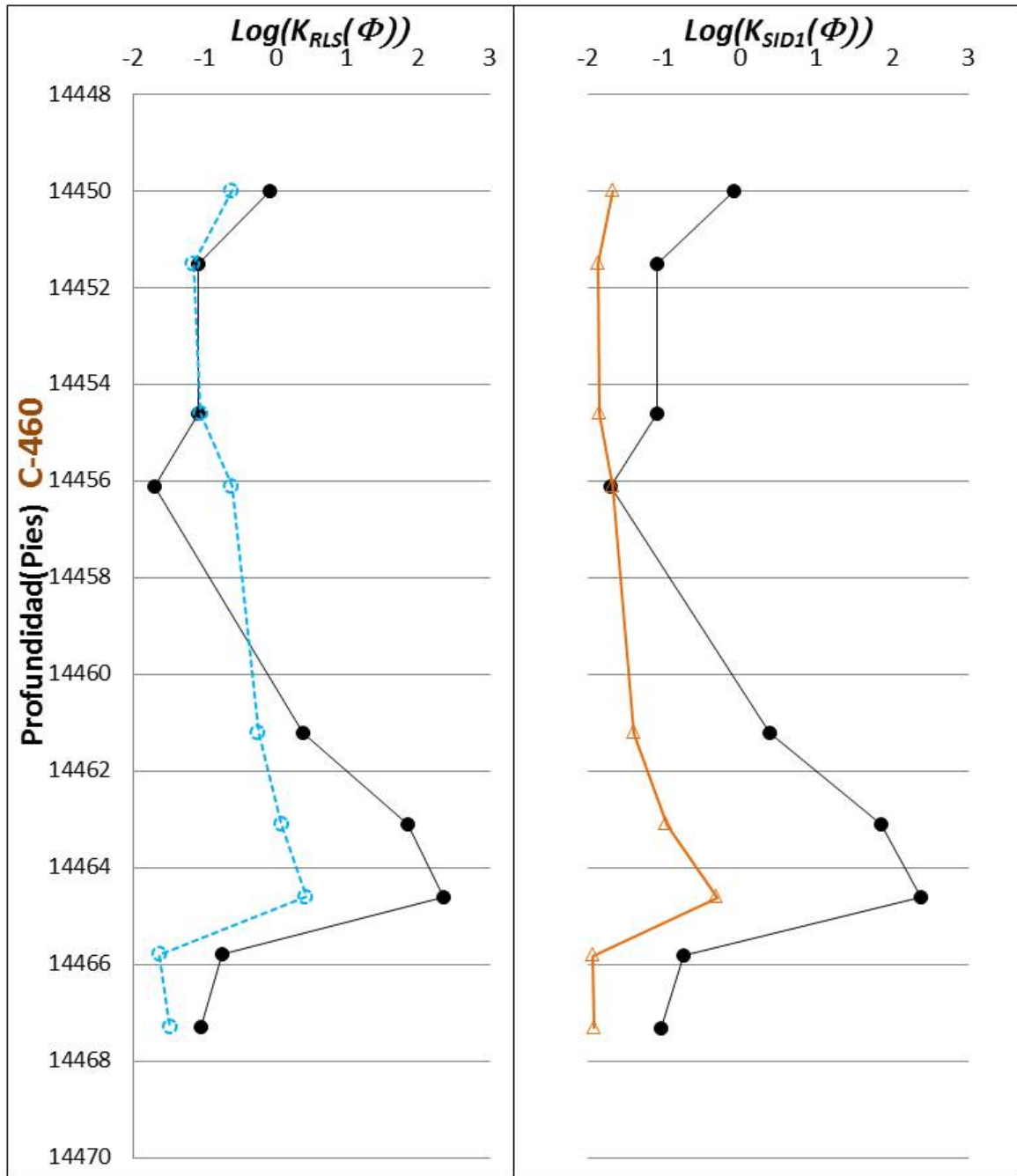


Figura 5.4: Datos del pozo 1041. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

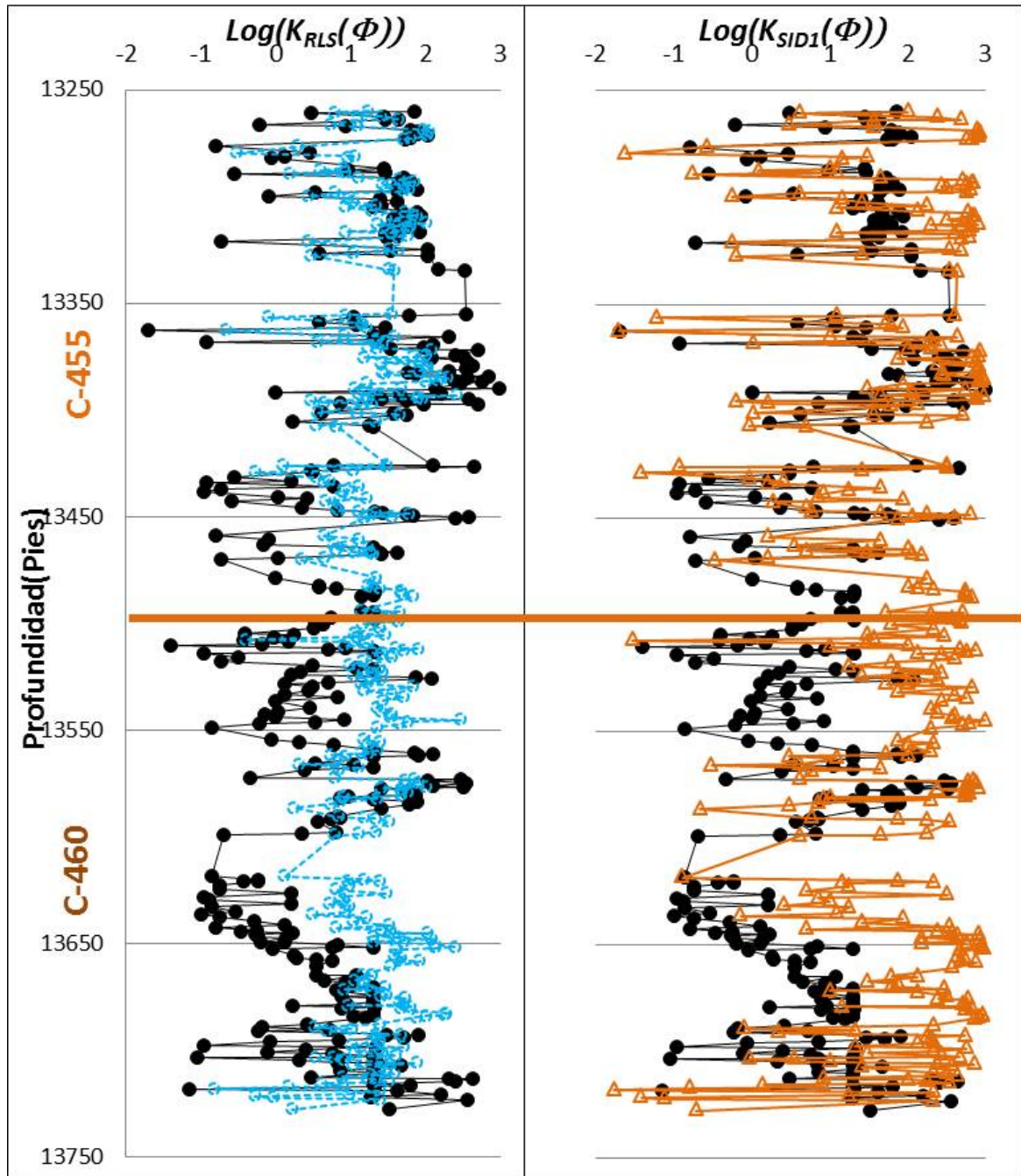


Figura 5.5: Datos del pozo 812. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi))$ obtenidos mediante: Regresión Lineal Simple (línea punteada) y el SID_1 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

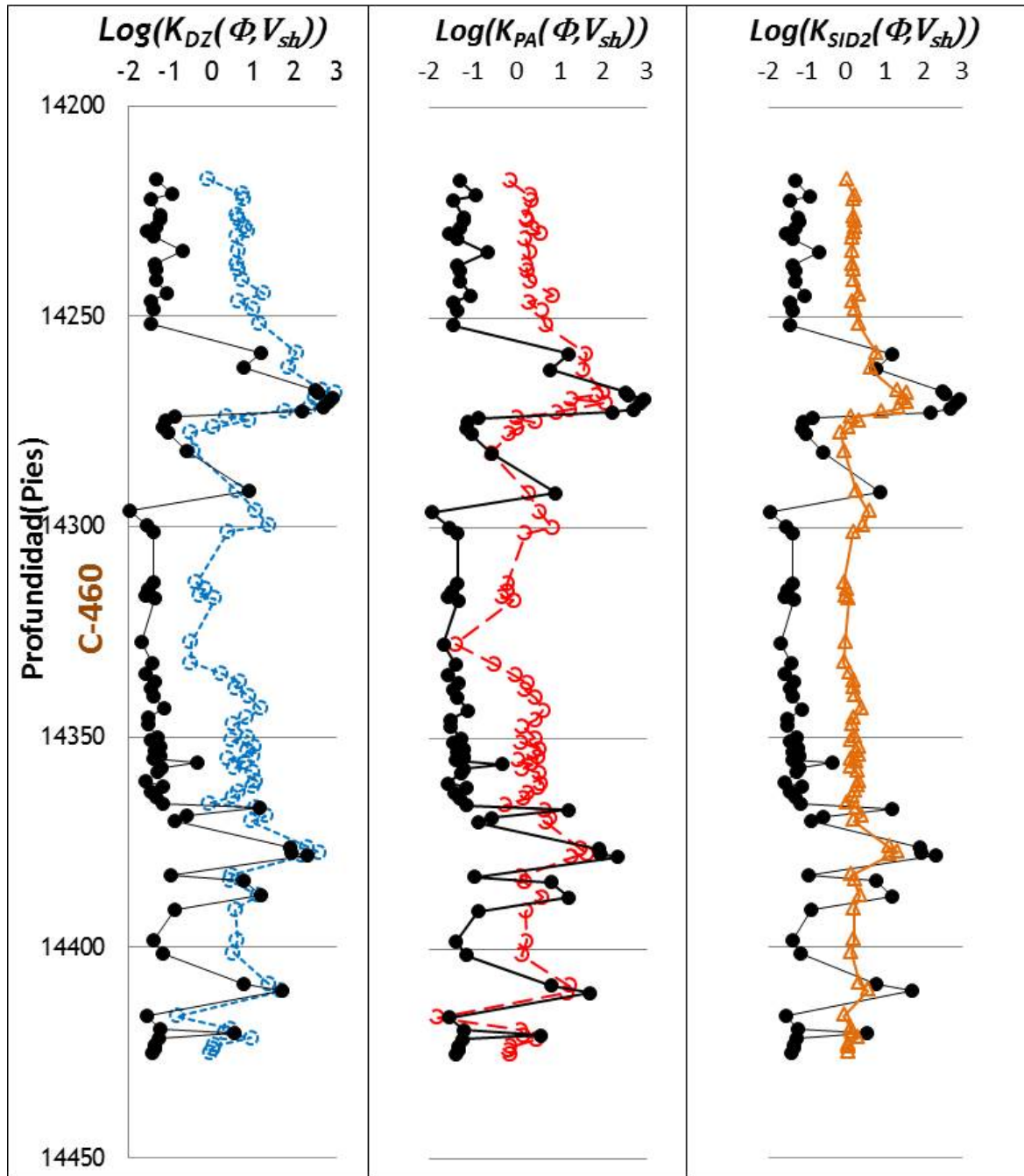


Figura 5.6: Datos del pozo 1021. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (línea punteada), modelo de Paris Adaptada (línea segmentada) y el SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

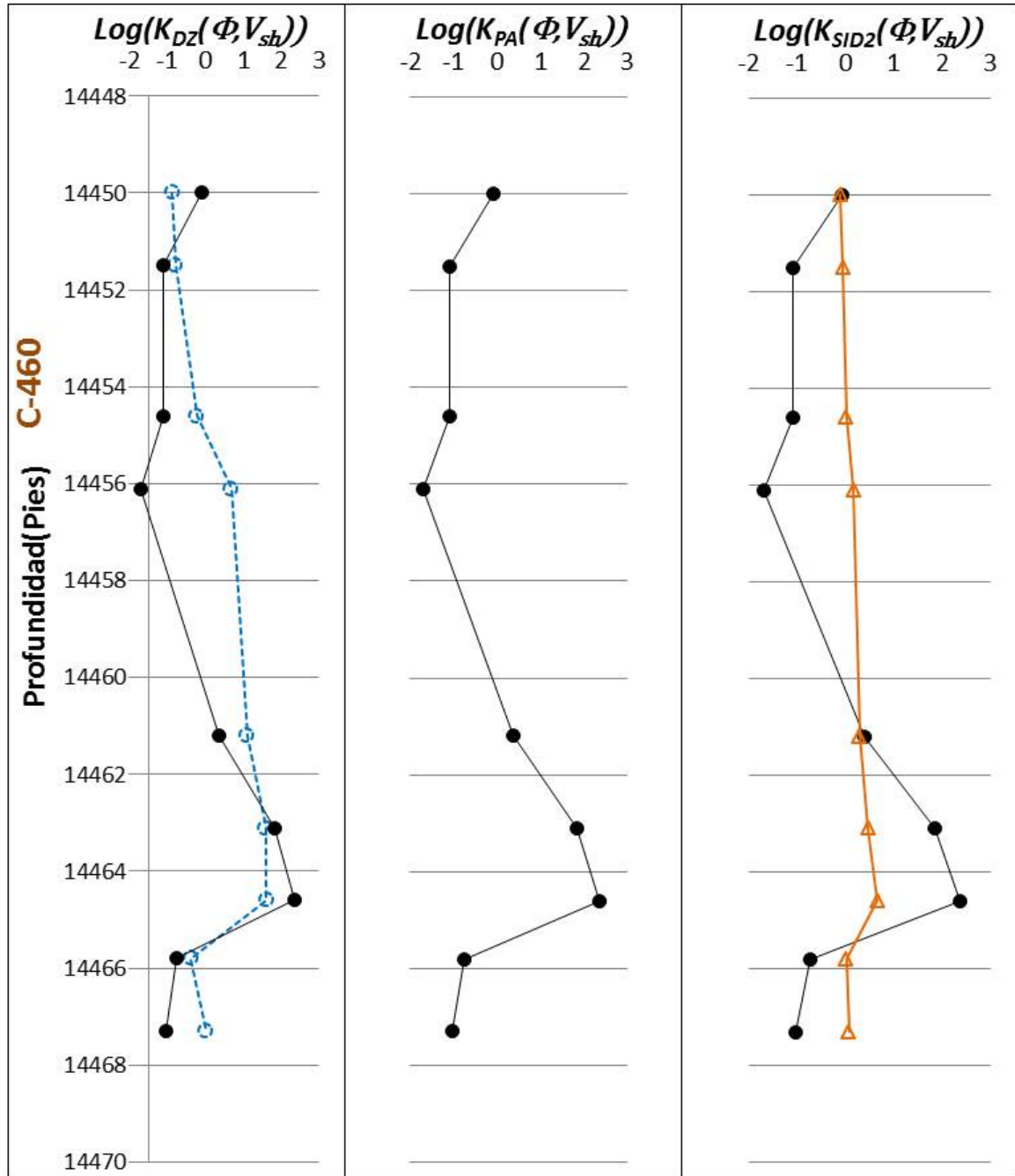


Figura 5.7: Datos del pozo 1041. Resultados a profundidad del logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (línea punteada), modelo de Paris Adaptado (línea segmentada) y SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

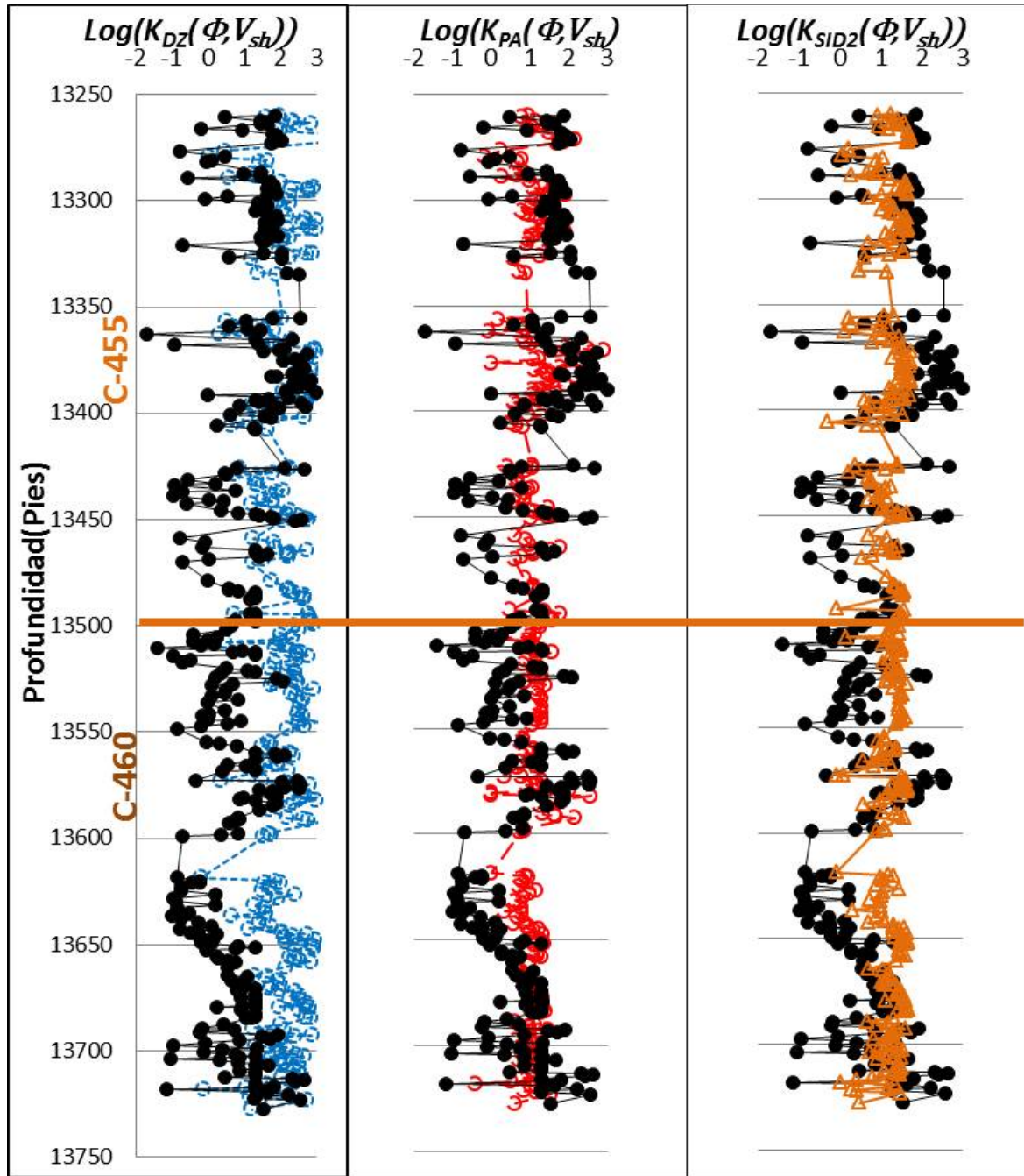


Figura 5.8: Datos del pozo 812. Resultados a profundidad de el logaritmo de la permeabilidad $\text{Log}(K_{\text{modelo}}(\phi, V_{sh}))$ obtenidos mediante: ecuación DZ (línea punteada), modelo de Paris Adaptado (línea segmentada) y SID_2 (línea continua), contrastados con el logaritmo de la permeabilidad real (círculos llenos).

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

En este trabajo se llevó a cabo un estudio de la permeabilidad (K) en función de la porosidad (ϕ) y el volumen de arcilla (V_{sh}), a partir de modelos lineales, empíricos y no lineales. Empleando estas tres técnicas se construyeron ecuaciones adaptadas a datos del pozo 950, Bloque III del Lago de Maracaibo. Con estas ecuaciones se procedió a inferir el logaritmo de la permeabilidad en pozos vecinos al pozo 950. Los resultados obtenidos permitieron realizar un análisis cualitativo y cuantitativo de las inferencias en función de cada una de las técnicas y de los parámetros empleados.

Se consigue que al evaluar con datos del pozo 950 las ecuaciones que dependen solo de la porosidad, el modelo no lineal (SID_1), infiere la permeabilidad, tanto cualitativa, como cuantitativamente mejor que los modelos lineal y empíricos. Al evaluar estos mismos datos en las ecuaciones que depende de ϕ y V_{sh} , los resultados mejoran considerablemente, con lo cual se verificó la importancia del parámetro V_{sh} en la inferencia de la permeabilidad.

Al evaluar los datos del pozo 1021 en las ecuaciones de inferencia de permeabilidad adaptadas al pozo 950 que dependen solo de porosidad, se consiguió que el modelo no lineal generado por el SID_1 , supera la inferencia ofrecida por el modelo de Regresión Lineal Simple en un 9 %, por otro lado, las zonas de interés petrofísico son descritas de forma más adecuada por el modelo no lineal.

Los resultados obtenidos sobre el pozo 1041 con las ecuaciones de inferencia de permeabilidad que emplean solo porosidad, sugieren que, a pesar de que los datos del pozo 1041 están contenidos en la misma unidad litológica que el pozo 1021 la inferencia no es satisfactoria. Se considera que el nivel de compactación de los sedimentos a esta profundidad influyan drásticamente, impidiendo así un resultado satisfactorio.

Los resultados obtenidos al evaluar los datos del pozo 812 en las ecuaciones de inferencia de permeabilidad que tan solo emplean porosidad, proporcionan un porcentaje de inferencia muy bajo. El pozo 812 se encuentra bien correlacionado litológicamente con el pozo 950, por lo que la baja inferencia sugiere la posible presencia de grietas u otros defectos estructurales en la zona del pozo 812, que ocasionan este resultado no esperado.

El nivel de correlación obtenido en los pozos 1021 y 1041 al usar las ecuaciones de inferencia que dependen de ϕ y V_{sh} , no logra mejorar la inferencia conseguida con las ecuaciones donde solo se consideran valores de porosidad. En el caso del pozo 812, sí fue posible lograr un aumento del porcentaje de inferencia. Lo anterior permite comprobar que la litología representa un parámetro importante en el estudio de permeabilidad de pozos.

Los modelos no lineales (SID_1 y SID_2), permiten obtener resultados de infe-

rencia de permeabilidad satisfactorios, cuando existe una correlación litológica buena entre los pozos a inferir y el pozo de adaptación de las ecuaciones. Cuando el cambio litológico entre los pozos a inferir y el pozo de adaptación de las ecuaciones resulta significativo, los modelos lineales (RLS y modelo empírico DZ) ofrecen mejores resultados de inferencia que la técnica no lineal.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Sosa, M.: *Inteligencia artificial en la gestión financiera empresarial*. Pensamiento Gestión **23** (2007) 153-186.
- [2] Moreno J. y Ovalle D.: *Modelo de apoyo a la comercialización de electricidad usando lógica difusa y aprendizaje de máquina*. Dyna **159** (2009) 67-76.
- [3] Medina S. y Paniagua G.: *Modelo de inferencia difuso para estudio de crédito*. Dyna **154** (2008) 215-229.
- [4] Arango M., Serna C. y Ortega G.: *La gestión de indicadores empresariales con lógica difusa para la toma de decisiones*. Lámpsakos **8** (2012) 47-53.
- [5] Otero A., Félix P., Rodríguez J., Zamarrón C., Sorzano C. y Pérez C.: *Algoritmos estructurales basados en lógica borrosa para la identificación y caracterización de apneas e hipoapneas*. XXV Congreso anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (2007).
- [6] Meschino G., Espin R., Ballarin V.: *Reconocimiento de tejidos en imágenes de resonancia magnética de cerebro a través de valores de verdad de predicados difusos*. Mecánica Computacional **26** (2007) 865-878.

- [7] Parra, H., Rios, L. y Bueno M.: *Navegación de Robots Móviles mediante Comportamientos utilizando Lógica Difusa*. Scientia et Technica AøXIII, No 34, Universidad Tecnológica de Pereira (ISSN: 0122-1701) (2007).
- [8] Magdaleno F. y Martínez R.: *Lógica difusa en la modelización y manejo de sistemas acuáticos*. Ingeniería Civil **138** (2005) 59-69.
- [9] Hurtado N., Aldana M. and Torres J.: *Comparison between neuro-fuzzy and fractal models for permeability prediction*. Comput Geosci **13** (2009) 181-186.
- [10] Díaz A., López J. y Caicedo E.: *Aplicación de la lógica difusa tipo dos en una planta didáctica en control de procesos industriales, respecto de las variables nivel y flujo..* Sistemas y Telemáticas **7** (2009) 13-32.
- [11] Nikraves M. and Aminzadeh F.: *Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents*. Science and Engineering **29** (2001) 221-238.
- [12] Balan, B., Mohaghegh, S. and Ameri, S.: *State-of-the-Art in Permeability determination from well log data: Part 1-A Comparative study, Model development..* West Virginia University U.S.A. Eastern Regional Conference and Exhibition held in Morgantown. Petroleum Engineers **SPE 30978** (1995).
- [13] Pape H., Clauser C. and Iffland J.: *Permeability-porosity relationships in sandstone based on fractal pore space geometry*. Pure Appl. Geophysics **157** (2000) 603-619.
- [14] Pape, H., Clauser, C. and Iffland, J.: *Permeability prediction based on fractal pore-space geometry*. Geophysics **64**(5) (1999) 1447-1460.
- [15] Wang, Y., Niu, Ling, D. and Ji, L.: *Optimization of Short-Term Load Forecasting Based on Fractal Theory*. New Challenges for Intelligent Information and Database Systems Studies in Computational Intelligence **351** (2011) 175-186.
- [16] Torres, J., Hurtado N. y Aldana, M.: *Comparación de tres técnicas distintas con datos reales de pozo, en la determinación de la permeabilidad*. Ciencia **54**(4) (2007) 433-437.

- [17] Finol, J. and Jing, X.: *Permeability prediction in shaly formations: the fuzzy modeling approach*. Geophysics **67**(3) (2002) 817-829.
- [18] Hurtado N., Díaz R. and Torres J.: *Training Hybrid Neuro-Fuzzy System to Infer Permeability in Wells on Maracaibo Lake, Venezuela*. [physics.geo-ph] **arXiv:1409.1264v1** (2014).
- [19] Kadkhodaie I., Rezaee M. and Moallemi S.: *A fuzzy logic approach for estimation of permeability and rock type from conventional well log data: an example from the Kangan reservoir in the Iran Offshore Gas Field*. Journal of Geophysics and Engineering **3** (2006).
- [20] El-Sebakhy E., Abdulraheem A., Ahmed M., Al-Majed A., Awal M., Azzedin F. and Raharja P.: *Functional networks as a new data mining predictive paradigm to predict permeability in a carbonate reservoir*. Expert Systems with Applications **39** (2012) 10359-10375.
- [21] Montoro A. y Francisca, F.: *Pemeabilidad intrínseca de suelos arenosos con presencia de partículas de limo y arcilla*. Rev. Int. de Desastres Naturales, Accidentes e Infraestructura Civil **11** (2011) 16-30.
- [22] Benavente A., Bernabeu A. y Canaveras J.: *Estudio de las propiedades físicas de las rocas..* Enseñanzas de las Ciencias de la Tierra **12** (2004) 62-68.
- [23] Tiab, D., Donaldson, E.: Petrophysics. Elsevier.
- [24] Guéguen, Y. and Palciauskas, V.: *Introduction to the Physics of Rocks*. Princeton University Press, Nueva Jersey, Estados Unidos **39** (1994) 17-53, 117-130.
- [25] Peters, E.: Petrophysics. Departament of Petroleum and Geosystems Engineering. The University of Texas at Austin. (2007).
- [26] Wu,Y., Zhang, B. , Lu, J. and Du, K.: *Fuzzy Logic and Neuro-fuzzy Systems: A Systematic Introduction*. International Journal of Articial Intelligence and Expert Systems (IJAE) **2**(2) (2011) 47-80.

- [27] <http://www.mathworks.com/help/index.html>.

APÉNDICE A

APÉNDICE

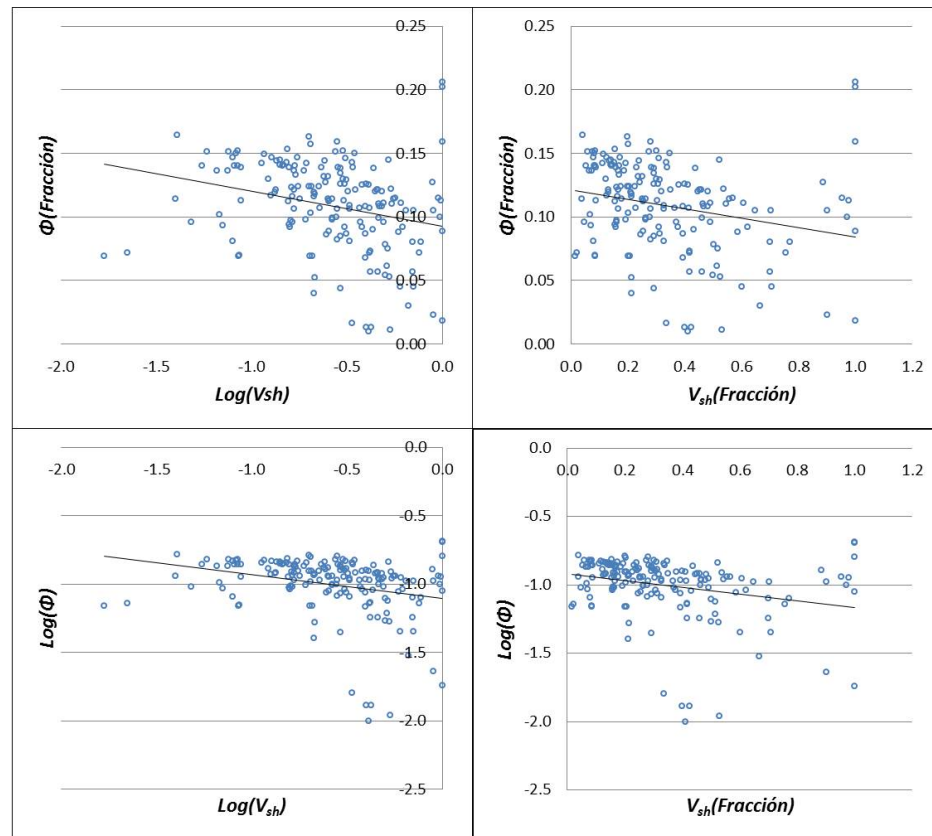
A.1. Gráficas de correlación entre ϕ y V_{sh} 

Figura A.1: Gráficas de correlación de los parámetros ϕ , $\text{Log}(\phi)$, V_{sh} y $\text{Log}(V_{sh})$.

APÉNDICE B

APÉNDICE

B.1. Resultados cuantitativos de las pruebas realizadas para la obtención de los Sistema de Inferencia Difuso (SID) mas eficientes

Para la validación de cada uno de los SID contruidos con datos del pozo 950, se procedió a evaluar datos de ϕ (ver sección B.1.1) y ϕ y V_{sh} (ver sección B.1.2) de los pozos 1021, 1041 y 812 localizados en el Bloque III del Lago de Maracaibo.

B.1.1. Pruebas con porosidad a la entrada

Regla $[W_1 \ W_2]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1]	0.55	0.72	0.85	0.19
[1 2]	0.56	0.72	0.86	0.16
[2 1]	0.49	0.68	0.84	0.21
[2 2]	0.55	0.72	0.85	0.19

Tabla B.1: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_1 que empleó la función de membresía Campana Generalizada.

Regla $[W_1 \ W_2]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1]	0.55	0.72	0.78	0.18
[1 2]	0.56	0.73	0.82	0.15
[2 1]	0.49	0.68	0.77	0.19
[2 2]	0.55	0.72	0.78	0.18

Tabla B.2: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_1 que empleó la función de membresía Gaussiana Combinada.

Regla $[W_1 \ W_2]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1]	0.50	0.69	0.79	0.19
[1 2]	0.48	0.64	0.75	0.19
[2 1]	0.48	0.70	0.81	0.21
[2 2]	0.50	0.69	0.79	0.19

Tabla B.3: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_1 que empleó la función de membresía Gaussiana.

Regla $[W_1 \ W_2]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1]	0.54	0.72	0.76	0.17
[1 2]	0.55	0.73	0.78	0.15
[2 1]	0.49	0.67	0.75	0.18
[2 2]	0.54	0.72	0.76	0.17

Tabla B.4: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_1}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_1 que empleó la función de membresía Trapezoidal.

B.1.2. Pruebas con porosidad y volumen de arcilla a la entrada

Regla $[W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_4]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1 1 1]	0.57	0.71	0.62	0.19
[1 2 2 1]	0.63	0.72	0.70	0.19
[2 1 1 2]	0.48	0.67	0.40	0.19
[1 2 1 2]	0.52	0.70	0.60	0.18
[2 1 2 1]	0.52	0.69	0.60	0.18
[2 2 2 2]	0.57	0.71	0.62	0.19

Tabla B.5: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_2 que empleó la función de membresía Gaussiana Generalizada.

Regla $[W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_4]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1 1 1]	0.55	0.69	0.56	0.18
[1 2 2 1]	0.61	0.72	0.70	0.17
[2 1 1 2]	0.48	0.65	0.32	0.18
[1 2 1 2]	0.53	0.69	0.61	0.17
[2 1 2 1]	0.56	0.69	0.51	0.20
[2 2 2 2]	0.55	0.69	0.56	0.18

Tabla B.6: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_2 que empleó la función de membresía Gaussiana Combinada.

Regla $[W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_4]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1 1 1]	0.53	0.65	0.59	0.19
[1 2 2 1]	0.59	0.63	0.63	0.20
[2 1 1 2]	0.43	0.60	0.42	0.17
[1 2 1 2]	0.45	0.60	0.54	0.16
[2 1 2 1]	0.61	0.68	0.64	0.22
[2 2 2 2]	0.53	0.65	0.59	0.19

Tabla B.7: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_2 que empleó la función de membresía Gaussiana.

Regla $[W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_4]$	950 R^2	1021 R^2	1041 R^2	812 R^2
[1 1 1 1]	0.54	0.65	0.02	0.18
[1 2 2 1]	0.59	0.66	0.02	0.16
[2 1 1 2]	0.47	0.62	0.01	0.18
[1 2 1 2]	0.53	0.65	0.02	0.17
[2 1 2 1]	0.54	0.65	0.01	0.17
[2 2 2 2]	0.54	0.65	0.02	0.18

Tabla B.8: Coeficientes de correlación obtenidos de la gráfica cruzada del $\text{Log}(K_{SID_2}(\phi))$ vs $\text{Log}(K_{Real})$, para el SID_2 que empleó la función de membresía Gaussiana Trapezoidal.