

01131
7



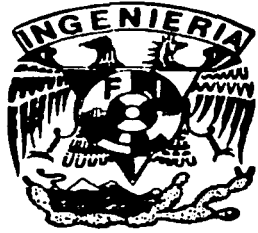
UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

FACULTAD DE INGENIERIA

CALCULO DE PERMEABILIDAD DE LAS ROCAS
APLICANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES CON
BASE EN INFORMACION DE REGISTROS
GEOFISICOS DE POZOS.

T E S I S
QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:
INGENIERO GEOFISICO
P R E S E N T A :
JORGE ROBERTO ESTRADA GALICIA

DIRECTOR DE TESIS: DR. PEDRO ANGUIANO ROJAS



MEXICO, D.F.

Autorizo a la Dirección General de Bibliotecas de la UNAM a difundir en formato electrónico el contenido de mi trabajo.
NOMBRE: Jorge Roberto Estrada Galicia
FECHA: 04/Julio/2003
FIRMA: EG
1

2003

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

PAGINACION DISCONTINUA



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
GUATEMALA

FACULTAD DE INGENIERÍA
DIRECCIÓN
60-1-319

SR. JORGE ROBERTO ESTRADA GALICIA
Presente

En atención a su solicitud, me es grato hacer de su conocimiento el tema que propuso el profesor Dr. Pedro Anguiano Rojas y que aprobó esta Dirección para que lo desarrolle usted como tesis de su examen profesional de Ingeniero Geofísico:

CÁLCULO DE PERMEABILIDAD DE LAS ROCAS APLICANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES CON BASE EN INFORMACIÓN DE REGISTROS GEOFÍSICOS DE POZOS

- I INTRODUCCIÓN**
- II MARCO TEÓRICO**
- III METODOLOGÍA PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED**
- IV CÁLCULO DE PERMEABILIDAD APLICANDO REDES NEURONALES**
- V CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES BIBLIOGRAFÍA**

Ruego a usted cumplir con la disposición de la Dirección General de la Administración Escolar en el sentido de que se imprima en lugar visible de cada ejemplar de la tesis el título de ésta.

Asimismo, le recuerdo que la Ley de Profesiones estipula que se deberá prestar servicio social durante un tiempo mínimo de seis meses como requisito para sustentar examen profesional.

Atentamente

"POR MI RAZA HABLARÁ EL ESPÍRITU"

Cd. Universitaria, D. F., a 19 de mayo de 2003

EL DIRECTOR


M. en C. GERARDO FERRANDO BRAVO

GFB/JAGC*gtg

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Pedro Angulano Rojas, por sus enseñanzas, por que confío en mí y por su apoyo durante el desarrollo de este trabajo.

De forma muy especial a la Dra. Ursula Iturraran Viveros, el Dr. James H. Spurlin y el M. en C. Daniel Dorantes Huerta por dedicarme su tiempo, apoyo y ayuda.

A los M. en C. Ambrosio Aquino, Carlos Buenrostro y Margarito Valdivieso por sus consejos y toda la ayuda que me brindaron.

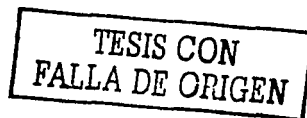
A mi amigo Cesar Sandoval Loeza y a toda su familia por ser una parte importante en mi vida.

A mis amigos Alfonso y Jonathan por compartir conmigo los grandes momentos y por ayudarme siempre dentro y fuera del campo.

A mis amigos Karina, Rubí, Ale, Dulce, Daniel, Hugo, Xavier, Jonathan, Jorge y Carlos por su valiosa amistad.

A la UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO por darme la oportunidad de formar parte de su comunidad estudiantil y así lograr mi formación profesional y desarrollo como ser humano.

Al Instituto Mexicano del Petróleo por su apoyo técnico y económico.



DEDICATORIAS

**A mi primo Erick.
IN MEMORIAM**

A Mamá Chelo.

Sin tí nada hubiera sido posible.

A mis Padres.

**Por ser la base de todo lo que hago y lo
que soy.**

A mis Hermanos, Incluyendo a Kris.

**Por aguantarme y por siempre estar
ahí.**

A Geo y Noely.

**Por su cariño y amor que me impulsan
cada día.**

A mi Familia.

**A mis abuelitos, tíos y primos por su
apoyo incondicional, todos ustedes son
parte de esto.**

CÁLCULO DE PERMEABILIDAD DE LAS ROCAS
APLICANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES CON
BASE EN INFORMACIÓN DE REGISTROS GEOFÍSICOS
DE POZOS

por
Jorge Roberto Estrada Galicia

i

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

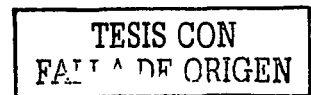
ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE TABLAS	vii
Capítulo 1 INTRODUCCIÓN	1
Capítulo 2 MARCO TEÓRICO	3
2.1 Conceptos petrofísicos generales	3
2.1.1 Porosidad	4
2.1.2 Saturación	6
2.1.3 Permeabilidad	7
2.1.3.1 Permeabilidad efectiva y relativa	9
2.1.3.2 Relación entre porosidad y permeabilidad	11
2.2 Principales técnicas para el cálculo de permeabilidad	12
2.2.1 Determinación de la permeabilidad en núcleos	12
2.2.2 Cálculo de permeabilidad a partir de relaciones empíricas	14
2.2.3 Aplicación de técnicas estadísticas para determinar la permeabilidad	19
2.2.4 Permeabilidad a partir de registros de resonancia magnética (RMN)	22
2.2.4.1 Principios físicos de la medida de RMN	23
2.2.4.2 Permeabilidad con RMN	24
2.2.5 Estimación y predicción de permeabilidad usando redes neuronales	26
Capítulo 3 METODOLOGÍA PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED	28
3.1 Redes neuronales	28
3.2 Secuencia de proceso para el entrenamiento de redes neuronales	29

3.2.1	Archivos de entrada	30
3.2.1.1	Recopilación y análisis de datos	30
3.2.1.2	Depuración de datos no consistentes	30
3.2.1.3	Selección de características importantes	30
3.2.1.3.1	Selección empírica	31
3.2.1.3.2	Análisis de correlación	31
3.2.1.3.3	Ventana de muestreo	34
3.2.1.3.4	Prueba Gamma	36
3.2.1.4	Normalización	39
3.2.2	Conceptos básicos de redes neuronales	40
3.2.2.1	Estructura de la neurona	40
3.2.2.2	Función de activación	42
3.2.2.3	Arquitecturas de redes neuronales	43
3.2.2.4	Redes progresivas multicapa	44
3.2.2.5	Perceptrón multicapa	46
3.2.2.6	Algoritmo de retropropagación del error (Backpropagation)	46
3.2.2.7	Estrategia de aprendizaje y orden de presentación	47
3.2.2.8	Tasa de aprendizaje η	49
3.2.3	Archivos de salida	50
3.2.3.1	Denormalización	50

Capítulo 4 CÁLULO DE PERMEABILIDAD APLICANDO REDES NEURONALES 51

4.1	Descripción del campo de estudio	51
4.1.1	Geología regional	51
4.1.2	Campo de estudio	52
4.1.2.1	Historia.	54
4.1.2.2	Metodología empleada para realizar el descubrimiento	55
4.1.2.3	Geología estructural	55
4.1.2.4	Estratigrafía local	56
4.1.2.5	Trampa	57
4.1.2.6	Roca generadora	57
4.1.2.7	Sello	58



4.1.2.8	Yacimiento	58
4.1.2.9	Reservas	59
4.2	Aplicación de redes neuronales en el cálculo de permeabilidad	60
4.2.1	Archivos de entrada	62
4.2.1.1	Recopilación y análisis de datos	62
4.2.1.2	Depuración de datos no consistentes	63
4.2.1.3	Selección de señales de entrada	64
4.2.1.3.1	Selección empírica	64
4.2.1.3.2	Análisis de correlación	68
4.2.1.3.3	Ventana de muestreo	77
4.2.1.3.4	Prueba Gamma	78
4.2.1.4	Normalización	79
4.2.2	Proceso de entrenamiento	81
4.2.2.1	Selección de los parámetros de la red	81
4.2.2.2	Resultados del entrenamiento	82
4.2.3	Archivo de salida	86
4.2.3.1	Denormalización	86
4.3	Predicción de permeabilidad utilizando la red entrenada	88
Capítulo 5	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	92
Bibliografía		95

LISTA DE FIGURAS

2.1	Regresión Variable Múltiple	20
2.2	Tiempos de Relajación T_1 y T_2	24
3.1	Diagrama de flujo de la secuencia de proceso para el entrenamiento de la red	29
3.2	Diagramas de dispersión	33
3.3	Diagrama de dispersión en 3 dimensiones, el eje z esta representado por la escala de colores	33
3.4	Diagrama esquemático de la ventana de muestreo	35
3.5	Modelo no lineal de una neurona	41
3.6	Función sigmolde	43
3.7	Red progresiva	45
4.1	Localización provincia de Burgos (Echanove)	53
4.2	El Campo de estudio se localiza al suroeste de ciudad Reynosa, Tamaulipas	54
4.3	Columna estratigráfica tipo del campo de estudio	57
4.4	Registros del pozo de entrenamiento (Pozo A)	67
4.5	Registros geofísicos del pozo de prueba (Pozo B)	69
4.6	Diagramas de dispersión de los registros del pozo de entrenamiento	72
4.7	Diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI del pozo de entrenamiento	73
4.8	Diagramas de dispersión de los registros del pozo de prueba	75
4.9	Diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI del pozo de prueba	76
4.10	Errores del entrenamiento y la prueba de la red	84

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

4.11 Representación grafica de los errores de la red utilizando como entradas las combinaciones de la prueba gamma	85
4.12 Comparación de la curva de permeabilidad del registro RMN y la curva generada con la red	87
4.13 Predicción de la curva de permeabilidad usando la red entrenada con los registros RG, HMRS y DPHI	90
4.14 Comparación entre la curva de permeabilidad obtenida con la red y la permeabilidad de los núcleos en el intervalo 1	91
4.15 Comparación entre la curva de permeabilidad obtenida con la red y la permeabilidad de los núcleos en el intervalo 2	91

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

LISTA DE TABLAS

1.1	Descripción cualitativa de los yacimientos según su permeabilidad	9
4.1	Reservas remanentes de hidrocarburos del campo de estudio, al 1 de enero de 1999	60
4.2	Registros obtenidos de los pozos de entrenamiento (A) y de prueba (B)	65
4.3	Combinaciones de señales de entrada obtenidas con la prueba gamma para el entrenamiento de la red	79
4.4	Rangos utilizados para normalizar los registros de los pozos A, B y C	80
4.5	Resultados del entrenamiento y la prueba de las redes	83
4.6	Resultados de los errores de la red utilizando como entrada las combinaciones de registros obtenidas con la prueba gamma	85

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

El objetivo de esta tesis es generar una metodología de predicción de curvas de permeabilidad, aplicando técnicas de inteligencia artificial, con base en información de registros de resonancia magnética nuclear (RMN), registros convencionales y núcleos.

La caracterización de yacimientos requiere de mediciones correctas de permeabilidad; generalmente esta propiedad se determina en laboratorios haciendo pruebas en núcleos (que son muestras de rocas sacadas de los pozos durante la perforación). Debido a que esta operación es muy costosa y los núcleos sólo proveen información de intervalos muy pequeños, frecuentemente se utilizan registros geofísicos de pozos relacionados con ecuaciones empíricas para determinar la permeabilidad en los intervalos en los que no se tiene núcleos, sin embargo la mayoría de estas ecuaciones requieren de la estimación de otros parámetros como porosidad y saturación de agua antes de poder ser aplicadas. Debido a que con éstas ecuaciones empíricas sólo se obtienen buenos resultados en formaciones homogéneas y debido a esto no se podían aplicar en todos los yacimientos, fue necesario aplicar técnicas matemáticas para encontrar los modelos que relacionan la información de los registros geofísicos con los datos de los núcleos, en diferentes

tipos de litologías. Estos modelos son usados para predecir la permeabilidad en los intervalos o en los pozos en los que no se cuenta con núcleos.

En este trabajo utilizaremos las técnicas de redes neuronales artificiales, para determinar la permeabilidad en intervalos de pozos en los cuales no se tiene información de este parámetro. Esta técnica de redes neuronales es el resultado de investigaciones que involucran el empleo de formulaciones matemáticas. La palabra neuronal es indicativo de la inspiración original para redes neuronales como un modelo abstracto de la función que realiza el sistema biológico neuronal del cerebro humano.

En el capítulo 2 analizamos los conceptos petrofísicos de porosidad, saturación, y permeabilidad, damos también una breve explicación de algunas de las técnicas que se utilizan para determinar la permeabilidad. La secuencia del proceso para el acondicionamiento de los datos y el entrenamiento de las redes los explicamos en el capítulo 3. En el capítulo 4 tenemos la descripción del campo de estudio y la aplicación del algoritmo de aprendizaje de retropropagación en una red de perceptrones multicapa, en la determinación y predicción de permeabilidad. Por último en el capítulo 5 presentamos las conclusiones y recomendaciones finales.

Capítulo 2

MARCO TÉORICO

2.1 Conceptos petrofísicos generales

Porosidad, saturación y permeabilidad son los principales parámetros petrofísicos para la evaluación de formaciones en la determinación de reservas y la estimación del potencial de producción de un yacimiento. Casi toda la producción de petróleo y gas en la actualidad se extrae de acumulaciones en los espacios porosos de las rocas del yacimiento, generalmente areniscas, calizas o dolomitas. La cantidad de petróleo o gas contenida en un yacimiento es el producto de su porosidad por la saturación de hidrocarburos.

Para evaluar la productividad del yacimiento, es necesario saber con qué facilidad puede fluir el hidrocarburo a través del sistema poroso. Esta propiedad de la roca, que depende de la manera en que los poros están intercomunicados, es la permeabilidad.

En este capítulo presento los conceptos de porosidad, saturación y permeabilidad [Gómez Rivero Orlando 1975 ; Hearts J. R. & Nelson P. H. 1985], haciendo mayor énfasis en el concepto de permeabilidad ya que es el parámetro de interés en este trabajo.

2.1.1. Porosidad

La porosidad se define como la razón entre el espacio poroso y el volumen total de la roca, la porosidad puede ser absoluta o efectiva.

La porosidad absoluta se define como el cociente que resulta de dividir el volumen total de poros (comunicados + no comunicados) entre el volumen total de la roca.

$$\phi_A = \frac{V_p \text{ [m}^3 \text{ de poros totales]}}{V_t \text{ [m}^3 \text{ de roca]}} \quad (2.1)$$

En donde:

ϕ_A = Porosidad absoluta de la formación limpia.

V_p = Volumen total de poros.

V_t = Volumen total de roca.

La porosidad efectiva se define como el cociente que resulta de dividir el volumen total de poros comunicados, entre el volumen total de la roca.

$$\phi = \frac{V_{pc} \text{ [m}^3 \text{ de poros comunicado s]}}{V_t \text{ [m}^3 \text{ de roca]}} \quad (2.2)$$

V_{pc} = Volumen de poros comunicados.

ϕ = Porosidad efectiva de la formación limpia.

La porosidad se clasifica en primaria u original y secundaria o inducida, según su origen y la disposición física del material que rodea a los poros, la distribución y forma de los poros.

La porosidad primaria u original, es aquella que se forma durante el proceso de depósito de los sedimentos.

La porosidad primaria depende de los siguientes factores:

- El grado de uniformidad del tamaño de grano.
- La forma de los granos.
- La forma en que ocurrió el depósito.
- Los efectos de compactación durante el depósito.

La porosidad secundaria o inducida, es aquella que se forma con posterioridad al depósito de los sedimentos y puede ser debida a procesos geológicos y geoquímicos.

La porosidad secundaria depende de factores como:

- Fracturamiento.
- Compactación y cementación.
- Fenómenos de recristalización.
- Disolución de los granos.

Para los cálculos, obtenemos un valor de ϕ en fracción, sin embargo generalmente se expresa como un porcentaje, para obtener el porcentaje basta multiplicar las ecuaciones (2.1) o (2.2) por cien dependiendo de la porosidad que se desea calcular.

2.1.2. Saturación

La saturación de una formación es la fracción de su volumen poroso que ocupa el líquido en consideración. El símbolo de saturación es S ; se utilizan varios subíndices para denotar la saturación de un fluido en particular (S_w saturación de agua; S_o saturación de petróleo; S_h saturación de hidrocarburos, etc.). Por tanto, la saturación de agua S_w , es la fracción o porcentaje del volumen poroso que contiene agua de formación, S_w se calcula mediante el cociente que resulta de dividir el volumen poroso ocupado por el agua V_w , entre el volumen total de poros V_p y se expresa por :

$$S_w = \frac{V_w \text{ [m}^3 \text{ de agua]}}{V_p \text{ [m}^3 \text{ de poros]}} \quad (2.3)$$

Si sólo existe agua en los poros, una formación tiene una saturación de agua del 100%. La parte del volumen poroso ocupado por los hidrocarburos (aceite y/o gas), será la saturación de hidrocarburos S_h , la cual resulta del cociente entre el volumen de poros ocupado por hidrocarburos V_{hc} y el volumen total de poros V_p .

$$S_h = \frac{V_{hc}}{V_p} = (1 - S_w) \frac{\text{[m}^3 \text{ de hidrocarburos]}}{\text{[m}^3 \text{ de poros]}} \quad (2.4)$$

Los poros deben saturarse con algún fluido, de este modo, la suma de todas las saturaciones de una determinada roca de formación debe ser igual al 100%. Aunque existen casos poco comunes en los que los líquidos de saturación son

bióxido de carbono o simplemente aire, en general la presencia de una saturación de agua menor al 100% implica una saturación de hidrocarburos igual al 100% menos la saturación de agua ($1 - S_w$).

La saturación de agua de una formación puede variar de un 100% hasta un valor muy pequeño; sin embargo, muy rara vez es nula. Sin importar que tan rica sea la roca del yacimiento en su contenido de hidrocarburos, siempre habrá una pequeña cantidad de agua capilar que los hidrocarburos no pueden desalojar; dicha saturación se conoce como saturación de agua irreductible o connota S_{wi} .

Del mismo modo, que en el caso de una roca de yacimiento con presencia de aceite o gas, es imposible retirar todos los hidrocarburos por medio de las técnicas de evacuación y recuperación más comunes. Cierta cantidad de hidrocarburos permanece atrapada en partes del volumen poroso; esta saturación de hidrocarburos se conoce como saturación de petróleo residual. Lo mismo que la porosidad la saturación se puede expresar en fracción o en por ciento.

2.1.3. Permeabilidad

La permeabilidad es una medición de la facilidad con que los fluidos se mueven a través de los poros interconectados de una roca. El símbolo de la permeabilidad es k . En otras palabras, la permeabilidad es la medida de la conductividad de fluidos que tiene una roca y es probablemente la propiedad aislada más importante de un yacimiento.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

La unidad de medida de la permeabilidad de una roca en el sistema CGS se denomina Darcy en honor a Henri Darcy, quien realizó experimentos con el flujo de líquidos a través de medios porosos en 1856. La ley de Darcy se expresa en la siguiente ecuación:

$$q = \frac{kA}{\mu} \frac{dp}{dx} \quad (2.5)$$

donde:

q = Volumen de flujo por unidad de tiempo (en centímetros por segundo para el flujo horizontal).

k = Constante de permeabilidad en darcys.

A = Área de la sección en centímetros cuadrados.

μ = Viscosidad del fluido en centipoises.

$\frac{dp}{dx}$ = Gradiente hidráulico, es la diferencial.

La ecuación (2.5) define en forma completa el flujo viscoso o laminar de fluidos homogéneos a través de medios porosos de empaquetamiento uniforme. Para un valor dado de k el régimen de flujo a través de cualquier roca porosa es proporcional a la diferencia de presión a través de la roca y a la superficie de la roca e inversamente proporcional a la viscosidad del fluido y a la longitud de la muestra.

La unidad Darcy ha sido estandarizado arbitrariamente por el American Petroleum Institute (API), en términos de unidades CGS para su uso en la industria del petróleo como: "Un medio poroso tiene una permeabilidad de un Darcy cuando un fluido monofásico de un centipoise de viscosidad, que llena por completo los huecos del medio, lo atraviesa a una velocidad de un centímetro cúbico por segundo

por centímetro cuadrado de sección, bajo una presión o gradiente hidráulico equivalente a una atmósfera (76 cm de Hg) por centímetro. Comúnmente se usa el millidarcy (md) debido a que el Darcy es una unidad muy grande.

En la tabla 1 tenemos una evaluación aproximada de los yacimientos según su permeabilidad.

Tabla 1.1. Descripción cualitativa de los yacimientos según su permeabilidad.

Descripción Cualitativa	Valor de k en mD
Pobre	< 1.0 – 15
Moderada	15 – 50
Buena	50 – 250
Muy buena	250 – 1000
Excelente	> 1000

2.1.3.1 Permeabilidad efectiva y relativa

La ley de Darcy, que rige el flujo de los fluidos a través de un material poroso, se basa en el supuesto de que sólo hay un fluido presente y que satura por completo la roca. Sin embargo, en la naturaleza sucede que los poros de los yacimientos contienen gas, petróleo y agua en cantidades variables, cada uno de estos fluidos se interfiere con los otros y les impide el flujo.

Permeabilidad efectiva

Es la capacidad de la roca para conducir un fluido en particular en presencia de otro fluido. Se presenta en los casos en que un fluido no satura por completo la roca, que son los más frecuentes.

Las permeabilidades efectivas al aire, al gas, al aceite, y al agua se designa respectivamente como k_{ai} , k_g , k_o , y k_w . Se ha encontrado que un valor dado de saturación de un fluido está en relación directa con la permeabilidad efectiva; si uno de estos valores cambia, también cambia el otro proporcionalmente, sin embargo esta relación es distinta en las diferentes rocas y es preciso determinarla empíricamente.

Permeabilidad relativa

Es el cociente entre la permeabilidad efectiva a cierto fluido en un ambiente de saturación parcial y la permeabilidad cuando la saturación es del 100% (permeabilidad absoluta). Se expresa como k_g/k , k_o/k o k_a/k (o bien como k_{rg} , k_{ro} o k_{ra}), es decir la permeabilidad relativa al gas, al aceite o al agua, respectivamente, que varía entre cero cuando no hay saturación del fluido específico y uno cuando la saturación es del 100%.

Dado que los poros de los yacimientos están llenos de gas, aceite y agua en proporciones variables, la permeabilidad relativa de la roca a un fluido en particular

depende de la cantidad (saturación) y naturaleza de los otros fluidos que estén presentes.

2.1.3.2 Relación entre porosidad y permeabilidad

Una roca debe tener fracturas, capilares o poros interconectados para ser permeable. Por lo que existe cierta relación entre la porosidad y la permeabilidad. En general, una permeabilidad mayor se presenta acompañada de una porosidad mayor, sin embargo esto no es una regla absoluta. Las lutitas y ciertas clases de arena tiene altas porosidades, pero sus los poros no están comunicados o son tan pequeños que los caminos que permiten el paso de líquidos son escasos y tortuosos, por tanto, sus permeabilidades pueden ser muy bajas o nulas. Las formaciones de calizas, pueden presentar una gran cantidad de pequeñas facturas o fisuras. La porosidad de estas formaciones será baja, pero la permeabilidad de una fractura puede ser muy grande. Como resultado, las calizas fracturadas pueden tener bajas porosidades pero permeabilidades muy altas.

Concluimos que las dos características esenciales de un yacimiento son la porosidad efectiva y la permeabilidad. La porosidad efectiva proporciona el lugar en el que puede almacenarse el aceite y el gas, y la permeabilidad permite que esos hidrocarburos circulen a través de la roca.

2.2 Principales técnicas para el cálculo de permeabilidad

La caracterización de yacimientos es de suma importancia en la industria petrolera. Para poder aplicar una estrategia efectiva de explotación es necesario conocer detalladamente la distribución espacial de las propiedades de las rocas que forman el yacimiento. Entre estas propiedades la más difícil de determinar y predecir es la permeabilidad. Por esta razón se han desarrollado diferentes técnicas para medir la permeabilidad, siendo las más comunes la determinación de la permeabilidad medida en núcleos en los laboratorios y en pruebas de producción, las correlaciones empíricas que relacionan la porosidad y saturación con permeabilidad, el análisis de registros geofísicos (incluyendo los registros actuales como el NMR), , actualmente un nuevo método conocido como medición virtual hace uso de técnicas de inteligencia artificial, para determinar la permeabilidad.

En este trabajo realizamos la determinación y predicción de curvas de permeabilidad aplicando redes neuronales artificiales con información de registros de pozos y núcleos.

2.2.1 Determinación de la permeabilidad en núcleos

Frecuentemente la permeabilidad de las rocas de un yacimiento es determinada en laboratorios mediante el análisis de núcleos [Levorsen A. I. 1967; Hearts J. R. & Nelson P. H. 1985]. Los aparatos en los cuales se realizan estas pruebas consisten en general de un sostén para la muestra, una bomba para forzar el fluido a través de la muestra de roca, manómetros para medir la caída de presión

y un medidor de flujo para determinar la velocidad de flujo del fluido a través de la muestra.

Usualmente el fluido que se utiliza para medir la permeabilidad en los núcleos es aire o nitrógeno. Los núcleos son limpiados para remover cualquier hidrocarburo presente y secados para remover el agua antes de realizar las pruebas, se debe tener cuidado en las condiciones seleccionadas para secar el núcleo para no alterar los minerales del mismo. Sin embargo, las mediciones obtenidas de los núcleos en los laboratorios con respecto al aire pueden no ser necesariamente las mismas que en presencia de petróleo, gas o agua salada en las condiciones del yacimiento. Debido a que existen varios factores para que las mediciones de permeabilidad realizadas con aire den resultados más elevados que las mediciones con fluidos del yacimiento.

En general se mide la permeabilidad en forma paralela a los planos de estratificación del yacimiento. A lo largo de la permeabilidad horizontal o lateral se encuentra la principal línea de paso de los fluidos que corren hacia el pozo. La permeabilidad transversal a los planos de estratificación, denominada permeabilidad vertical, también es posible medirla y por lo general es menor a la permeabilidad horizontal.

La razón de que la permeabilidad horizontal sea mayor que la permeabilidad vertical se debe en gran medida a la distribución y el empaquetamiento de las partículas en el momento del depósito, como los granos tienden a alinearse y superponerse en forma paralela a la superficie de depósito, las soluciones disolventes se deslizan con más facilidad en esta dirección y entre más se tenga un

efecto solvente sobre los minerales, aumenta la permeabilidad horizontal. Las fracturas menores en una formación y la estratificación debida a la gradación granulométrica de las partículas suelen extenderse en forma paralela al plano de estratificación.

Es importante señalar que lo que se mide en general en los laboratorios es la permeabilidad a lo largo de los planos de estratificación, sin embargo en casos en los que la formación del yacimiento tiene un buzamiento pronunciado o incluso vertical, la dirección de mayor permeabilidad puede ser casi paralela a la pared del pozo, en lugar de normal al mismo.

2.2.2 Cálculo de permeabilidad a partir de relaciones empíricas

Los modelos empíricos basados en la correlación entre permeabilidad, porosidad y saturación de agua irreductible [Balan B., Mohaghegh S., Ameri S. 1995], se iniciaron con la ecuación propuesta por Kozeny (1927):

$$K = A_1 \frac{\phi}{S_p^2} \quad (2.6)$$

y modificada por Carman:

$$K = A_1 \frac{\phi^3}{S_0^2(1-\phi)^2} \quad (2.7)$$

donde:

A_1 = Constante empírica, conocida como constante de Kozeny.

S_p = Superficie de área por unidad de volumen de espacio poroso.

S_0 = Superficie de área por unidad de volumen materia sólida.

La función de porosidad $\phi^3/(1 - \phi)^2$, es la medida de la textura de la roca, que relaciona la permeabilidad con el promedio de diámetro de grano. La ecuación (2.7) es válida para estratos de tamaño de grano uniforme. El mayor inconveniente es que S_0 sólo puede ser determinado analizando núcleos en laboratorio.

En 1949 Tixier uso una relación empírica entre resistividad y saturación de agua, saturación de agua y presión capilar y finalmente entre presión capilar y permeabilidad, para establecer un método para determinar la permeabilidad a partir de gradientes de resistividad.

$$K = C \left(a \frac{2.3}{P_w - P_0} \right)^2 \quad (2.8)$$

$$a = \frac{\Delta R}{\Delta D} \frac{1}{R_0} \quad (2.9)$$

donde:

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

C es una constante, normalmente igual a 20.

ΔR = es el cambio en la resistividad (ohm - m).

ΔD = es el cambio en profundidad (ft), correspondiente a ΔR .

ρ_w = es la densidad del agua de formación (g/cm^3).

ρ_0 = densidad del hidrocarburo (g/cm^3).

Las ecuaciones (2.8) y (2.9) pueden escribirse como:

$$\left(\frac{K}{20}\right)^{\frac{1}{2}} = \frac{2.3}{R_0(\rho_w - \rho_0)} \frac{\Delta R}{\Delta D} \quad (2.10)$$

El gradiente de resistividad es determinado para una profundidad de investigación con las herramientas de registros lateral o enfocados y corregidos por los efectos de pozo. Este método asume que el exponente de saturación, n, es igual a 2.0 y que para cualquier saturación de agua, la presión capilar esta relacionada con la permeabilidad de la siguiente manera: $P_c = f/(K)^{1/2}$ siendo f una función que depende de la saturación de agua y de la litología del yacimiento, en particular de la porosidad. El alcance del modelo esta físicamente limitado por la escasez de registros que proporcionen los contactos agua-aceite y por la necesidad de estimar la densidad del hidrocarburo que existe en el yacimiento. Además el cálculo de la permeabilidad es un promedio de la zona correspondiente al gradiente de resistividad.

Al concluir sus estudios Tixier desarrollo un modelo más simple que el de la ecuación (2.10), en el cual únicamente interviene los parámetros de porosidad ϕ y saturación de agua irreductible S_{wi} .

$$\frac{1}{K^2} = 250 \frac{\phi}{S_{wi}} \quad (2.11)$$

Posteriormente Wyllie y Rose en 1950, Sheffield en 1956, Pirson en 1963 y Timur en 1968 propusieron nuevos modelos empíricos para determinar la permeabilidad, en función de parámetros como porosidad, saturación de agua irreductible, factor de formación y otros. Sin embargo, estos modelos no presentaban grandes cambios. Fue hasta 1974 que Coates y Dumanoir propusieron una técnica mejorada para modelar empíricamente la permeabilidad. La ecuación que ellos propusieron fue la siguiente:

$$\frac{1}{K^2} = \frac{C}{w^4} \frac{\phi^{2w}}{R_w/R_{ti}} \quad (2.12)$$

en donde:

$$C = 23 + 465\rho_h - 188\rho_h^2 \quad (2.13)$$

y

$$w^2 = (3.75 - \phi) + \frac{1}{2} [\log_{10} \left(\frac{R_w}{R_{ti}} \right) + 2.2]^2 / 2 \quad (2.14)$$

siendo

ρ_h = Densidad del hidrocarburo.

R_w = Resistividad del agua de la formación.

R_{ti} = Resistividad de la formación con el contenido de saturación de agua irreductible.

Con base en el estudio de registros y núcleos Coates y Dumanoir determinaron que un valor común "w" puede ser adoptado para el exponente de saturación "n" y el exponente de cementación "m". Es decir $m=n=w$.

Las ecuaciones (2.12), (2.13) y (2.14) son válidas para las formaciones productoras en las que el hidrocarburo tiene una densidad igual a 0.8, cuando los hidrocarburos tiene una densidad que difiere mucho de 0.8, los valores del registro de R_{ti} son multiplicados por el factor de corrección:

$$\frac{R_{tcorr}}{R_{tlog}} = 0.077 + 1.55\rho_h - 0.627\rho_h^2 \quad (2.15)$$

antes de ser sustituidos en la ecuación (2.14).

Finalmente en 1981 Coates y Denoo propusieron la siguiente fórmula para determinar la permeabilidad:

$$K^{\frac{1}{2}} = 100 \frac{\phi^2(1 - S_{wi})}{S_{wi}} \quad (2.16)$$

Esta fórmula satisface la condición de permeabilidad cero cuando la porosidad es cero o cuando $S_{wi} = 0$.

Es importante señalar que aunque la correlaciones empíricas nos proporcionan una aproximación del cálculo de la permeabilidad, la mayoría de estas ecuaciones requieren de la estimación de otras variables como porosidad y saturación de agua irreductible antes de poder ser aplicadas.

En los pozos en los que se cuenta con núcleos, los exponentes y coeficientes de las ecuaciones pueden ser ajustados razonablemente con la información de la permeabilidad obtenida en los mismos pero frecuentemente estas ecuaciones se vuelve imprecisas al ser extrapoladas a intervalos y zonas de las que no se tiene información de núcleos, especialmente en formaciones heterogéneas.

2.2.3 Aplicación de técnicas estadísticas para determinar la permeabilidad

A finales de los años ochentas muchas compañías comenzaron a utilizar técnicas estadísticas, para encontrar la relación entre los registros geofísicos y la permeabilidad obtenida en los núcleos, en un principio se utilizaron regresiones

lineales o paramétricas debido a que se tenía conocimiento de que en formaciones de arenas poco consolidadas existía una relación aproximadamente lineal entre porosidad y permeabilidad, sin embargo al utilizar estas regresiones lineales en formaciones heterogéneas los resultados obtenidos no eran satisfactorios, por lo que fue necesario utilizar regresiones variables múltiples o no paramétricas. Este proceso se ilustra en la figura 2.1:



Fig. 2.1 Regresión Variable Múltiple

La metodología para aplicar las regresiones variable múltiples [Wendt W. A, Sakura S., Balan B. et al., 1986] consiste en establecer los diferentes registros geofísicos y las coordenadas de localización como las variables independientes x_1, x_2, \dots, x_n , posteriormente se puede determinar variables petrofísicas como la presencia de calcita como cementante y el porcentaje de matriz empleando el análisis de discriminación o el análisis de regresión, para el análisis de regresión se

utiliza las variables independientes establecidas previamente, con lo que se obtiene una ecuación del siguiente tipo:

$$Y_1 = \% \text{ matriz} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (2.17)$$

Utilizando un paquete de cómputo de estadística se determinan los coeficientes a_i .

Empleando los registros y las variables petrofísicas calculadas se establece la ecuación para predecir la permeabilidad con base en la permeabilidad obtenida de los núcleos K_c .

$$\log K_c = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + b_{n+1}Y_1 \quad (2.18)$$

Se utiliza el $\log K_c$ en lugar de K_c ya que permite tener un rango mayor para predecir los valores bajos y altos de permeabilidad. Nuevamente se utiliza un paquete de cómputo de estadística para determinar los coeficientes b_i . Una vez obtenidos los coeficientes b_i podemos predecir la permeabilidad K_p a lo largo de todo el pozo o en los intervalos de interés.

$$\log K_p = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + b_{n+1}Y_1 \quad (2.19)$$

Los inconvenientes de usar regresiones multi-variables son que se deben de estimar variables petrofísicas, los coeficientes y exponentes.

2.2.3 Permeabilidad a partir de registros de resonancia magnética (RMN)

La caracterización petrofísica de los yacimientos a través de los registros geofísicos de pozos ha sido el método más utilizado para evaluar formaciones perforadas, con ellos se ha mejorado progresivamente la determinación de porosidad y saturación de fluidos, pero no ha podido proveer una estimación sistemática de la permeabilidad. Este defecto fue el que determinó que la Resonancia Magnética Nuclear (RMN) captara el interés de la industria petrolera cuando los investigadores publicaron resultados mostrando una buena correlación con la permeabilidad [Coates G. R., Xiao L., Prammer M. G. 1999].

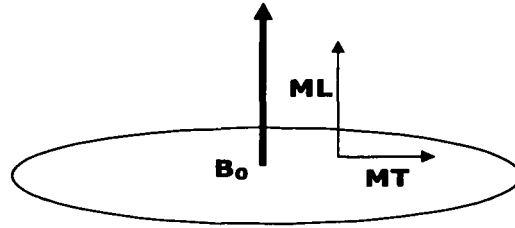
Desde su descubrimiento en 1946, la resonancia magnética nuclear se ha convertido en una valiosa herramienta en física, química, biología, y medicina.

Con la invención de las herramientas de perfilaje con RMN que usan imanes permanentes y radiofrecuencias pulsantes, es ahora posible la aplicación de técnicas sofisticadas de laboratorio para determinar propiedades de las formaciones *in situ*. Esta capacidad inicia una nueva era en evaluación de formaciones y análisis de núcleos a la vez que la introducción de la tecnología RMN ha revolucionado las otras disciplinas científicas ya mencionadas.

2.2.4.1 Principios físicos de la medida de RMN

Los principios físicos de la medida de RMN son los campos electromagnéticos, la medida realizada por herramienta MRIL superpone un campo electromagnético pulsante (Campo B_1) sobre un campo magnético permanente y estático (Campo B_0). Los átomos de hidrógeno son paramagnéticos y sus protones actúan como pequeños imanes (dipolos). La función de B_0 consiste en magnetizar o polarizar todos los dipolos en el medio investigado. Como resultado se obtiene un vector neto de magnetización (vector ML o magnetización longitudinal). Posteriormente se aplica a la formación así magnetizada una serie de pulsos de RF (llamada la secuencia CPMG y compuesta por varios cientos de pulsos, cada uno de los cuales reorienta los dipolos a 90° con respecto a la dirección original de B_0 , produciendo un vector de magnetización horizontal (vector MT o magnetización transversal). Una vez que cada pulso termina, la interacción de las fuerzas electromagnéticas de los dos campos hace que el sistema tienda a su estado de equilibrio previo con el vector MT girando en el eje horizontal y perdiendo su amplitud paulatinamente. Cada pulso sucesivo se invierte en polaridad para retornar el vector MT a su posición inicial ortogonal y arrancar de nuevo su decaimiento. Como resultado de todos estos procesos, en la antena receptora se detecta una serie de pulsos inducidos que decaen exponencialmente en el tiempo. El primer parámetro medido es la des-magnetización del vector MT y se denomina tiempo de relajación transversal T_2 . Después de cada secuencia de pulsos el campo B_0 vuelve a re-magnetizar los dipolos en su propia dirección y el ciclo se repite. La velocidad de re-magnetización queda caracterizada por el tiempo de polarización T_1 , entonces tanto T_1 como T_2 representan las constantes de tiempo de un proceso exponencial,

es decir, tasas de decrecimiento y crecimiento respectivamente, más no tiempos cronológicos, como se muestra en la figura 2.2.



T_1
Caracteriza la velocidad
a la cual la Magnetización
Longitudinal crece.

T_2
Caracteriza la velocidad
a la cual la Magnetización
Transversal crece.

Figura 2.2 Tiempos de Relajación T_1 y T_2 .

2.2.4.2 Permeabilidad con RMN

Las propiedades de relajamiento RMN de las rocas dependen de la porosidad, del tamaño del poro, de las propiedades del fluido dentro de los poros y de la mineralogía. La estimación con RMN de la permeabilidad está basada en modelos teóricos que muestran que la permeabilidad aumenta con un aumento de la porosidad y con un aumento en el tamaño del poro. Se han desarrollado dos tipos relacionados de modelos de permeabilidad.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

El modelo de fluido libre, o modelo de Coates, se puede aplicar en formaciones que contengan agua y/o hidrocarburos. La permeabilidad K está dada por:

$$K = \left[\left(\frac{\phi}{C} \right)^2 \left(\frac{FFI}{BVI} \right) \right]^2 \quad (2.20)$$

en donde:

$FFI = \phi (1 - S_{irr})$; porosidad ocupada por agua libre + porosidad ocupada por hidrocarburos móviles.

$BVI = \phi S_{irr}$; volumen de fluido irreductible.

C es una variable que depende de los procesos que crearon la formación y pueden ser diferentes para cada formación.

Mediante una cuidadosa calibración de núcleos, el modelo de Coates se ha adaptado especialmente para uso exitoso en diferentes formaciones y yacimientos.

El modelo del T_2 promedio se puede aplicar a sistemas porosos que contengan sólo agua. Las mediciones en muestras de roca son necesarias para ajustar estos modelos y generar un modelo adaptado para uso local.

El modelo T_2 medio está dado por:

$$K = aT_{2gm}^2 \phi^4 \quad (2.21)$$

en donde:

a es un coeficiente que depende del tipo de formación.

T_{2gm} es la media geométrica de la distribución T_2 .

El modelo del T_2 Medio funciona bien en zonas que contengan sólo agua. Sin embargo, en presencia de aceite o filtrados de aceite, el T_2 Medio está desviado hacia el T_2 de líquido en bruto, y las estimaciones de permeabilidad resultan erróneas.

El mayor inconveniente para determinar la permeabilidad por medio de los registros RMN, es el alto costo que implica su adquisición e interpretación.

2.2.5 Estimación y predicción de permeabilidad usando redes neuronales

En los últimos diez años algunos científicos han aplicado un método de aproximación libre con registros geofísicos llamado redes neuronales artificiales. Estas aproximaciones son muy satisfactorias como técnicas avanzadas de reconocimiento de patrones, estas técnicas tienen la habilidad de aprender por experiencia y actualmente son aceptadas y utilizadas en muchas ramas de la ingeniería. La ventaja de las redes neuronales es que operan como un sistema

dinámico no lineal que aprende a reconocer patrones mediante un proceso de entrenamiento.

En el caso del cálculo de permeabilidad, el entrenamiento de la red se realiza mediante un cierto número de registros geofísicos en un archivo de entrada con su correspondiente valor de permeabilidad en un archivo de salida. Una vez entrenada la red un nuevo archivo de entrada (registros geofísicos) puede ser introducido en ésta con el objetivo de predecir el archivo de salida (permeabilidad). Debido a que éste es el objetivo del presente trabajo, la teoría de redes neuronales así como la configuración de su estructura para determinar la permeabilidad serán explicados detalladamente en los capítulos 3 y 4, respectivamente.

Capítulo 3

METODOLOGÍA PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED

3.1 Redes neuronales

Una red neuronal es un procesador, propenso a almacenar experiencia y permitir el uso de ésta. El papel de las redes neuronales es imitar la estructura y forma de trabajo del sistema nervioso humano por medio de modelos matemáticos. Se asemeja al cerebro humano en tres aspectos básicos.

- a) El conocimiento está distribuido en las neuronas dentro del cerebro.
- b) La fuerza de las conexiones entre las neuronas conocida como pesos sinápticos, permite la comunicación entre éstas.
- c) La red adquiere el conocimiento a través de un proceso de aprendizaje.

El poder de cómputo de una red neuronal deriva según [Simon Haykin 1994], primero de su estructura distribuida masivamente en paralelo y segundo, de su capacidad de aprender y por tanto generalizar, entendiendo por generalizar la capacidad de una red neuronal de producir salidas aceptables para entradas no presentadas durante el entrenamiento (aprendizaje). Estas dos capacidades para procesar información hacen posible que la red neuronal resuelva problemas

complejos, que en la práctica son difíciles o imposibles de resolver. Es importante reconocer que todavía se tiene un largo camino por recorrer antes de que podamos construir una arquitectura de cómputo que imite al cerebro.

3.2 Secuencia de proceso para el entrenamiento de redes neuronales.

El entrenamiento, o aprendizaje es el atributo esencial de las redes neuronales, este proceso requiere de modelos característicos que consisten en un cierto número de señales de entrada junto con sus correspondientes señales objetivo (señales de salida). La figura 3.1 muestra la secuencia de proceso que seguimos para la generación de los archivos que contienen las señales de entrada y de salida para el entrenamiento de la red.

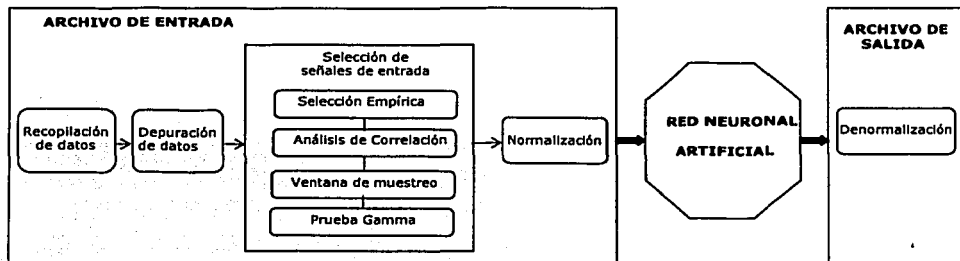


Figura 3.1 Diagrama de flujo de la secuencia de proceso para el entrenamiento de la red.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

3.2.1 Archivos de entrada

3.2.1.1 Recopilación y análisis de datos

Se debe recolectar toda la información posible acerca del tema de estudio, los datos consisten en números que puede clasificar en términos cuantitativos o cualitativos el fenómeno de estudio. El objetivo de analizar los datos, es conocer los patrones y tendencias que presentan, de esta forma podemos aprovechar este conocimiento, en el manejo y aplicación de la información para alcanzar nuestro objetivo.

3.2.1.2 Depuración de datos no consistentes

Una vez que se ha acumulado los datos es necesario revisarlos y seleccionarlos, debido a que en muchas ocasiones parte de estos presentan información repetida, información que no está ligada al objetivo del estudio, o incluso puede haber información que contenga valores erróneos que pueden afectar el desarrollo de la investigación.

3.2.1.3 Selección de características importantes

Existen diferentes técnicas de análisis de datos para determinar características, correlaciones y/o ruido que se encuentra dentro de los datos y que no es posible identificar fácilmente. Algunas de estas técnicas son:

- Selección empírica
- Análisis de correlación
- Ventana de muestreo
- Prueba Gamma

3.2.1.3.1 Selección empírica

Algunos expertos poseen el conocimiento necesario para determinar cuáles son los patrones y características más relevantes de un problema, este conocimiento debe ser incorporado directamente en la selección de los patrones y características de datos. Otra forma de selección empírica está basada en la inspección gráfica de la información, lo cual permite identificar el comportamiento de los datos.

3.2.1.3.2 Análisis de correlación

El objetivo del análisis de correlación es cuantificar la interdependencia entre variables; esto es, establecer si los cambios en la variable x están relacionados con cambios en la variable y . Sin embargo, la relación entre causa y efecto no puede ser establecida usando un análisis de correlación.

En el caso que las variables estén representadas en un sistema cartesiano, la interdependencia entre las características x y y está dada por:

$$r = \frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 \sum_{n=1}^N (y_n - \bar{y})^2}} \quad (3.1)$$

a esta ecuación se le conoce como coeficiente de Pearson o simplemente coeficiente de correlación, donde:

N = Número de elementos examinados.

x_n = es el valor de la variable x desde $n=1$ hasta $n=N$.

\bar{x} = es el promedio de las N muestras de la variable x .

y_n = es el valor de la variable y desde $n=1$ hasta $n=N$.

\bar{y} = es el promedio de las N muestras de la variable y .

El coeficiente de correlación puede tomar valores en un rango de -1 a 1 . Una fuerte correlación negativa entre x y y esta representada por $r=-1$ y una fuerte correlación positiva por $r=1$. Cuando $r=0$, no existe interdependencia entre x y y .

Los diagramas de dispersión representan un medio gráfico de determinar si existe una relación lineal entre dos variables; si todos los puntos caen exactamente en una línea recta, entonces decimos que las dos variables tienen una correlación lineal perfecta; si los puntos están cercanos a una línea recta, se dice que los puntos tiene una correlación lineal fuerte; si la línea recta tiene una pendiente positiva, decimos que las dos variables tienen correlación lineal positiva y si la línea tiene pendiente negativa, decimos que las variables tiene correspondencia lineal negativa. Si la recta tiene una pendiente de cero, decimos que no hay correlación

lineal entre las variables. La figura 3.2 muestra los diagramas de dispersión que ilustran dependencia positiva, negativa y falta de dependencia.

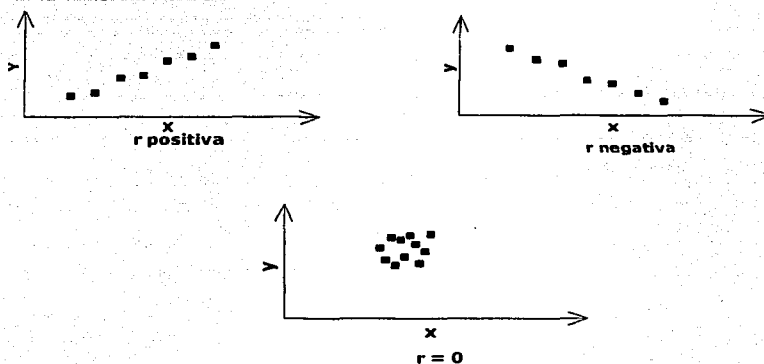


Figura 3.2 Diagramas de dispersión

Las gráficas de dispersión, pueden ser representadas en 2D y 3D. En el caso de 3D, se utiliza una escala de colores para hacer referencia al eje Z, como se muestra en la figura 3.3.

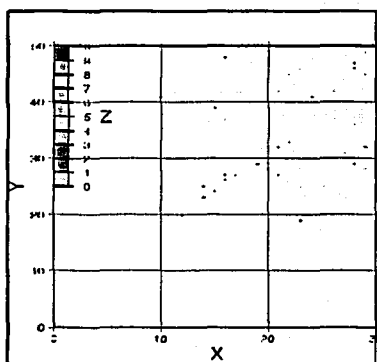


Figura 3.3 Diagrama de dispersión en 3 dimensiones, el eje z esta representado por la escala de colores.

Para calcular la dependencia por pares entre un cierto número de variables, utilizamos la matriz de correlación. Llamaremos matriz de correlación R, a la matriz cuadrada y simétrica que tiene unos en la diagonal principal y fuera de ella los coeficientes de correlación lineal entre pares de variables, por lo que la matriz queda definida como:

$$r = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

3.2.1.3.3 Selección de la ventana de muestreo

Una vez seleccionadas las variables que deben conformar el archivo de entrenamiento usamos una ventana de muestreo en las variables entrada para cada valor en la salida [Wong P. M. 1999].

Esto permite incrementar la información en el archivo de entrada, con lo cual obtenemos un mejor entrenamiento de la red, la forma de construir la ventana de muestreo es la siguiente: si tenemos por ejemplo cuatro variables de entrada representadas por A_i , B_i , C_i , y D_i más una variable de salida representada por S_i , en donde i es el número de elementos de cada variable.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Para construir una ventana de tres muestras por cada variable de entrada para una muestra en la variable de salida, debemos incorporar los valores centrales y los valores adyacentes de las variables de entrada, debido a que teóricamente estos valores también afectan el valor central de la salida como se ilustra en la figura 3.4.

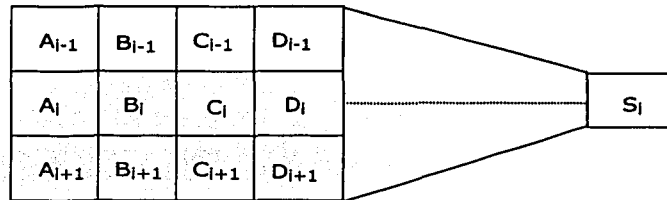


Figura 3.4 Diagrama esquemático de la ventana de muestreo.

Si deseamos aumentar el tamaño de la ventana de muestreo a cinco debemos tomar en cuenta los valores centrales de las variables de entrada y de salida, así como los dos valores anteriores los dos valores posteriores al valor central de cada una de las variables de entrada. El tamaño de la ventana de muestreo depende de la cantidad de información con la que contamos y de la función objetivo o salida. Sin embargo, no existe ninguna regla para establecer la ventana de muestreo para poder seleccionar una ventana adecuada debemos realizar varias pruebas.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

3.2.1.3.4 Prueba Gamma

Recientemente una prueba simple (the *Gamma test*) ha sido desarrollada [Stefánson. et al., 1997] para dar una estimación precisa de cuál es el mejor el desempeño posible para un modelado no lineal, dado un conjunto de datos (entradas-salidas). En particular, para las redes neuronales con arquitectura de capas, entrenadas usando el algoritmo de retropropagación (backpropagation), esta prueba es extremadamente útil, nos permite predecir el mejor desempeño posible que la red puede alcanzar sin la necesidad de hacer estimaciones empíricas.

Dado un cierto conjunto de datos podemos tener estimaciones de la complejidad del modelo, del número aproximado de datos necesarios para el entrenamiento, una cota inferior del error mínimo alcanzable y podemos saber cuáles son datos irrelevantes o información redundante.

La prueba Gamma es una herramienta de análisis de datos que permite encontrar una estimación del error mínimo (Error Cuadrático Medio) alcanzable, para un cierto conjunto de datos sin que haya un sobre entrenamiento. Si $y(i)$ ($1 \leq i \leq M$) es el conjunto de valores de una variable de salida y $y^*(i)$ es el conjunto de predicciones para $y(i)$, entonces el error ECM se define como sigue:

$$ECM = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y^*(i) - y(i))^2 \quad (3.3)$$

La prueba Gamma es una técnica inspirada en la definición de continuidad de una función, si una función es continua los valores cercanos de la variable de entrada, deben proporcionar valores cercanos en la variable de salida. Considerando que un conjunto de datos puede representarse como: $(\mathbf{x}(i), y(i)) : 1 \leq i \leq M$, donde \mathbf{x} es un vector de entradas que se encuentran dentro de un conjunto C y el escalar y representa las salidas generadas por una función continua desconocida tal que $f : C \subseteq \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$.

$$y = f(\mathbf{x}) + r \quad (3.4)$$

donde r representa una parte indeterminada que puede deberse a ruido o puede deberse a la falta de datos que permitan establecer una relación entre entradas y salidas. La varianza de r , $\text{Var}(r)$ nos proporciona una cota inferior para el error ECM de la salida y (i.e. la varianza de $y - f(\mathbf{x})$) más allá de la cual, cualquier intento de mejorar el desempeño de la red con entrenamiento será un sobre entrenamiento. Desde luego que si f es continua y no hay ruido presente entonces $\text{Var}(r) = 0$ y la red con un número suficiente de unidades en la capa oculta podrá alcanzar mapeos $f(\mathbf{x}) = y$ casi perfectos sin sobre entrenamiento.

Para poder aplicar esta prueba se asumen algunos hechos:

1. En el conjunto de datos de entrenamiento, las entradas están distribuidas homogéneamente dentro del conjunto de entradas.
2. Cada salida esta determinada por sus entradas mediante un proceso determinista que es el mismo para los datos de entrenamiento y los datos de prueba.
3. Cada salida esta sujeta a ruido cuya distribución puede ser diferente

para diferentes salidas, pero es el mismo en los conjuntos de entrenamiento y prueba.

Considerando las parejas de datos (\mathbf{x}, y) y (\mathbf{x}', y') , donde \mathbf{x}' es el vecino cercano de \mathbf{x} , por lo que $|\mathbf{x}' - \mathbf{x}| > 0$ es mínimo. Si f es continua, en ausencia de ruido es razonable considerar que y y y' deben ser valores cercanos.

La prueba Gamma o técnica de vecinos cercanos se basa en la estadística siguiente:

$$\gamma = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (y'(i) - y(i))^2 \quad (3.5)$$

Siendo $\delta = \max |\mathbf{x}' - \mathbf{x}|$ donde el máximo está tomado sobre todos los datos ($1 \leq i \leq M$) y asumiendo que las entradas están distribuidas en forma homogénea dentro del conjunto de entradas C . Si $\delta \rightarrow 0$ entonces $M \rightarrow \infty$.

Considerando que f es una función continua se puede demostrar que:

$$\lim_{\delta \rightarrow 0} \gamma = \text{Var}(r) \quad (3.6)$$

Para un conjunto finito de datos no podemos esperar tener distancias arbitrariamente pequeñas entre los vecinos cercanos. Sin embargo, en la práctica la medida que proporciona la ecuación (3.5) es una buena estimación.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

3.2.1.4 Normalización

Debido a que las diferentes variables tienen diferentes rangos de valores, se debe aplicar una normalización para generar los archivos de entrenamiento de la red. El objetivo de la normalización es poner todos los valores de las variables de entrada y salida dentro de un rango determinado, por ejemplo entre [0,1].

La fórmula para normalizar las variables en un rango entre cero y uno es la siguiente:

$$x_n^* = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3.7)$$

en donde:

x_n = Es el valor de la variable x desde que $n=1$ hasta $n=N$ (N es el número total de muestras de la variable x).

x_{\min} = Es el valor mínimo establecido para la variable x .

x_{\max} = Es el valor máximo establecido para la variable x .

x_n^* = Es el valor normalizado del valor x_n .

Sin embargo cuando el rango de valores varía desde valores muy pequeños hasta valores grandes, como por ejemplo un rango entre (0.001-100), es conveniente representar este tipo de variable en escala logarítmica, la fórmula para normalizar estas variables en un rango entre cero y uno es la siguiente:

$$x_n^* = \frac{\text{Log}_{10}(x_{\min}) - \text{Log}_{10}(x_n)}{\text{Log}_{10}(x_{\min}) - \text{Log}_{10}(x_{\max})} \quad (3.8)$$

3.2.2 Conceptos básicos de redes neuronales

3.2.2.1 Estructura de la neurona

Una neurona es una unidad de proceso de información, que es fundamental para la operación de la red neuronal. La figura 3.5, muestra el modelo para una neurona, en la cual se pueden identificar tres elementos básicos:

1. Un conjunto de sinápsis o ligas de conexión las cuales están caracterizadas por su peso. Específicamente, una señal x_j en la entrada de la sinápsis j conectada a la neurona k se multiplica por el peso sináptico ω_{kj} . El primer subíndice se refiere a la neurona en cuestión y el segundo subíndice se refiere a la entrada de la sinápsis a la cual se refiere el peso.

2. Una sumatoria para las señales de entrada pesadas por las respectivas sinápsis de las neuronas. Las operaciones aquí descritas constituyen una combinación lineal.

3. Una función de activación para limitar la amplitud de la salida de una

neurona. La función de activación también se menciona en la literatura como una función de corte, en la que este corte limita el rango de amplitud permisible en la señal de salida a un valor finito. Típicamente, el rango de amplitud normalizada de la salida de una neurona se encuentra en un intervalo cerrado $[0,1]$ o alternativamente $[-1,1]$.

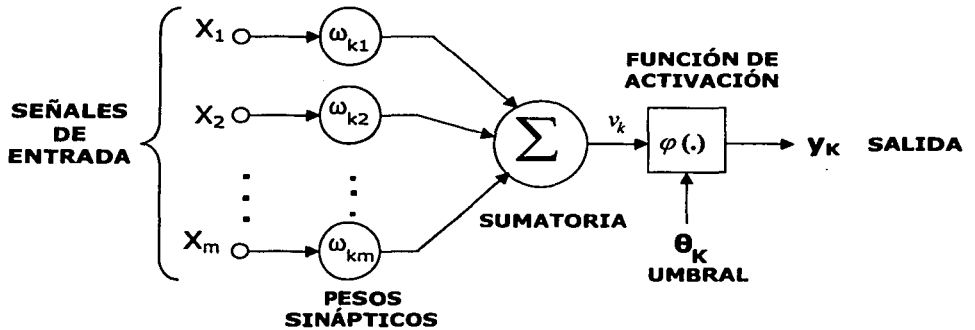


Figura 3.5 Modelo no lineal de una neurona.

En términos matemáticos, podemos describir una neurona k , con el siguiente par de ecuaciones:

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} X_j \quad (3.9)$$

y

$$Y_k = \varphi(u_k - \theta_k) \quad (3.10)$$

en donde:

x_1, x_2, \dots, x_p son las señales de entrada;

$\omega_{k1}, \omega_{k2}, \dots, \omega_{kp}$ son los pesos sinápticos de la neurona k ;

u_k es la salida de la combinación lineal;

θ_k es el umbral;

$\varphi(\cdot)$ es la función de activación;

Y_k es la salida de la neurona.

3.2.2.2 Función de Activación

La función de activación $\varphi(\cdot)$ define la salida de la neurona en términos del nivel de actividad de su entrada. La función sigmoide es con mucho la forma más común de función de activación utilizada en la construcción de redes neuronales artificiales. Se define como una función estrictamente incremental que exhibe propiedades asintóticas y suavizamiento. Un ejemplo de sigmoide es la función logística definida por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (3.11)$$

Correspondientemente, la salida de la neurona k empleando la función sigmoide queda expresada como:

$$y_k = \frac{1}{1 + \exp(-av_k)} \quad (3.12)$$

en donde V_k es el nivel de actividad interna de la neurona; esto es:

$$v_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} X_j + \theta_k \quad (3.13)$$

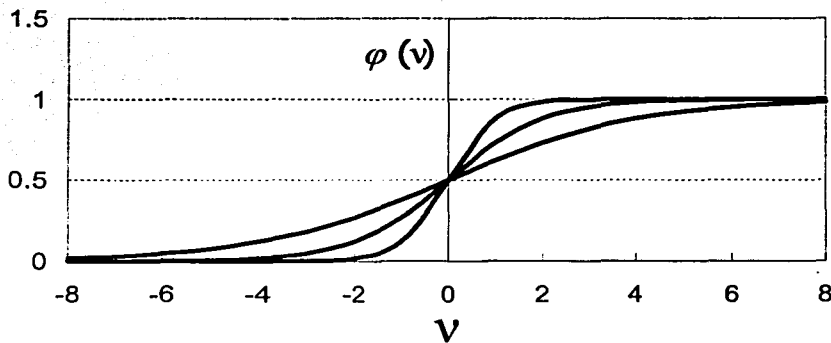


Figura 3.6 Función sigmoide.

Donde a es el parámetro de la pendiente de la función sigmoide. Variando el parámetro a obtenemos funciones sigmoideas de diferentes pendientes, como se muestra en la figura 3.6, la pendiente en el origen es $a/4$.

3.2.2.3 Arquitecturas de redes neuronales

La forma en la que están estructuradas las neuronas dentro de una red neuronal está íntimamente relacionada con el algoritmo de aprendizaje usado para el entrenamiento de la red. El comportamiento de la red depende en gran medida del comportamiento de la matriz de pesos.

En general, se pueden identificar fundamentalmente las siguientes tres diferentes clases de arquitecturas de red:

1. Redes progresivas de una sola capa.
2. Redes progresivas multicapas.
3. Redes recurrentes.

Sin embargo aquí sólo analizaré las redes progresivas multicapas.

3.2.2.4 Redes progresivas multicapa

Esta estructura de red se distingue por tener una capa con nodos de entrada o nodos fuente, una o más capas ocultas, cuyos nodos de cálculo son llamados neuronas ocultas o unidades ocultas y una capa de neuronas de salida como se muestra en la figura 3.7. En este tipo de red los datos de las neuronas de una capa anterior son propagados hacia las neuronas de la capa posterior.

Los nodos fuente en la capa de entrada de la red suministran elementos respectivos del vector de entrada y constituyen las señales de entrada propagadas a las neuronas (nodos de cálculo) en la segunda capa, que es la primera capa oculta. Las señales de salida de la segunda capa se usan como entradas en la tercera capa y así sucesivamente para el resto de la red.

Típicamente, las neuronas en cada capa de la red tienen como entradas sólo las señales de salida de la capa precedente. El conjunto de señales de salida en las neuronas de salida en la capa final de la red, constituyen la respuesta total de la red

a los patrones de activación suministrados por los nodos fuentes en la capa de entrada o primera capa.

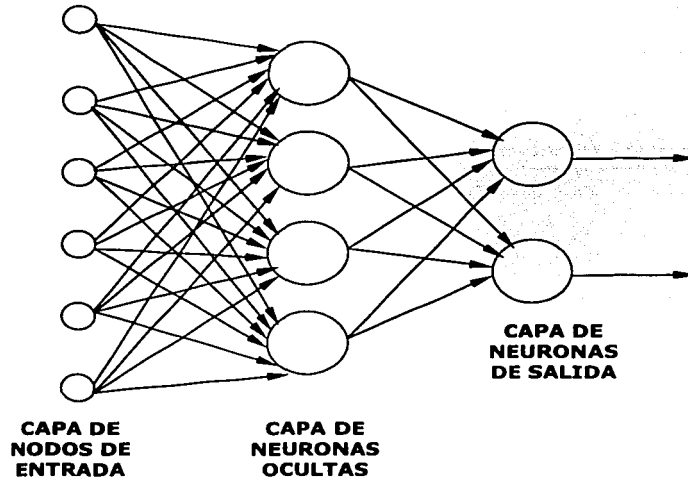


Figura 3.7 Red progresiva.

Por simplicidad a la red de la figura 3.7 se le conoce como una red 6-4-2 en la que esta tiene 6 nodos fuente, 4 neuronas ocultas y 2 neuronas de salida. Como otro ejemplo de red multicapa progresiva tenemos una red con p nodos fuente, h_1 neuronas en la primer capa oculta, h_2 neuronas en la segunda capa oculta y q neuronas en la capa de salida. A ésta se le denomina como una red $p-h_1-h_2-q$.

La red de la figura 3.7 se dice que es totalmente conectada en el sentido de que todos los nodos en la capa de la red están interconectados a cada nodo de la

capa adyacente siguiente. Si alguna de las ligas de conexión (conexiones sinápticas) no está en la red, se dice que la red está parcialmente interconectada.

3.2.2.5 Perceptrón multicapa

El perceptrón multicapa es un modelo de red en el cual las neuronas son configuradas en capas, donde las neuronas de una capa están completamente comunicadas con las neuronas de la capa siguiente. Como las conexiones existen sólo en dirección de la capa de entrada hacia la capa de salida es una red progresiva multicapa.

Los perceptrones multicapa han sido exitosamente aplicados en la solución de diversos problemas, entrenándolos de forma supervisada con el algoritmo más popular conocido como algoritmo de retropropagación de error. Este algoritmo se basa en la regla de aprendizaje de corrección del error.

3.2.2.6 Algoritmo de retropropagación del error (Backpropagation)

Básicamente, el algoritmo de retropropagación consiste en dos fases a través de las diferentes capas de la red. Una pasada hacia delante y una pasada hacia atrás. En la pasada hacia adelante, un patrón activo (vector de entrada), se aplica a los nodos sensoriales de la red y su efecto se propaga en la red, capa por capa. Por último, se produce un conjunto de salida con la respuesta real de la red. Durante la

pasada hacia atrás, los pesos sinápticos se ajustan de acuerdo con la regla de corrección del error. Específicamente, la respuesta real de la red se resta a la respuesta deseada para producir una señal de error, esta señal de error es propagada hacia atrás en dirección opuesta a la dirección de las condiciones sinápticas. De aquí el nombre de "retropropagación del error". Se ajustan los pesos sinápticos para hacer que en la siguiente pasada hacia adelante la respuesta real de la red esté más cercana a la respuesta deseada. El algoritmo de retropropagación del error se conoce en la literatura como el algoritmo "backpropagation", el proceso de aprendizaje relacionado con este algoritmo es conocido como aprendizaje por retropropagación.

3.2.2.7 Estrategia de aprendizaje y orden de presentación

Los dos factores más importantes en el entrenamiento de la red son: la estrategia de entrenamiento y el orden de presentación de los ejemplos de entrenamiento. Estos factores afectan la manera en que son ajustados los pesos sinápticos, lo cual está directamente relacionado con la rapidez de convergencia. Como estrategias de entrenamiento tenemos las siguientes dos posibilidades:

1. La adaptación después de un simple paso: los pesos, son adaptados inmediatamente después de la presentación de cada ejemplo de aprendizaje. Esto produce un cambio en la dirección del gradiente descendente del error en la neurona individual. Este proceso es conocido como la regla delta.

2. La adaptación después de una época: los pesos son adaptados solamente después de que un lote de ejemplos de aprendizaje ha sido presentado. En este caso, la cantidad de ejemplos después de los cuales ha habido un cambio en los pesos se conoce como época. Generalmente la longitud de una época es idéntica al número de patrones de aprendizaje.

A este método se le conoce como retropropagación acumulativa. Los errores en las neuronas individuales se van acumulando sobre la longitud entera de una época y al final de la época se agregan a los pesos previos de un paso simple. Esto corresponde al cambio en los pesos en la dirección del gradiente descendente de la función de red de error global. Este método no debería emplearse con épocas de longitud larga, dado que se necesitaría realizar una gran cantidad de operaciones de cómputo en una simple actualización de los pesos. Esto podría hacer que el método tuviera una función de convergencia muy lenta. Si los ejemplos se presentan a la red en su secuencia "natural", es decir, como fueron medidos, entonces el aprendizaje dependerá hasta cierto punto de esta secuencia. Esto puede ser deseable, si la secuencia de ejemplos representa exactamente la información relevante. Tal es el caso de algunos modelos. Sin embargo, para tareas de clasificación, este efecto no es tan bueno, de manera que los ejemplos de aprendizaje a menudo se presentan en un orden aleatorio.

La estrategia de aprendizaje que seleccioné para esta tesis es el aprendizaje con paso simple y con secuencia de orden de presentación aleatorio.

3.2.2.8 Tasa de aprendizaje η

Un problema durante el entrenamiento de una red neuronal es la selección de una tasa de aprendizaje conveniente. Ésta depende, tanto de la naturaleza del problema, como de la arquitectura de la red. Dos factores importantes juegan un papel determinante en la selección de la tasa de aprendizaje. Si seleccionamos un valor de η alto, la red aprenderá rápidamente. Ajustes mayores en los pesos conducen a una convergencia más rápida que es en general el efecto deseado. Sin embargo, cuando estamos cerca de un valor óptimo en los pesos y utilizamos valor alto de la tasa de aprendizaje, puede ser que el ajuste nos aleje de los valores óptimos de los pesos, en este caso sería conveniente utilizar un valor de η bajo. En general no hay una regla universal para establecer el valor de η para lograr el efecto deseado.

Las redes neuronales del tipo perceptrón multicapa tienen la ventaja y la capacidad de tener diferentes η para las diferentes capas de la red. La η en la capa oculta podría ser mayor que en la capa de salida.

Para asegurar la convergencia en el proceso de aprendizaje, la tasa de aprendizaje debe satisfacer la siguiente condición:

$$0 < \eta < 2/\text{Número de neuronas de la capa anterior.}$$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

3.2.3 Archivos de salida

3.2.3.1 Denormalización

Al finalizar la aplicación de las redes neuronales obtenemos una señal de salida la cual se encuentra normalizada, por lo que es necesario aplicar las formulas inversas a la de normalización, para obtener la variable de salida en las unidades reales que le corresponde.

La fórmula para denormalizar las variables que fueron normalizadas con la ecuación (3.8) es la siguiente:

$$x_n = 10^{[\text{Log}(x_{\min}) - (x_n^* (\text{Log}(x_{\min}) - \text{Log}(x_{\max})))]} \quad (3.14)$$

en donde:

x_n = Es el valor de la variable x desde que $n=1$ hasta $n=N$ (N es el número total de muestras de la variable x).

x_{\min} = Es el valor mínimo establecido para la variable x.

x_{\max} = Es el valor máximo establecido para la variable x.

x_n^* = Es el valor normalizado del valor x_n .

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Capítulo 4

CÁLCULO DE PERMEABILIDAD APLICANDO REDES NEURONALES

4.1 Descripción del campo de estudio

El campo petrolero del cual se adquirió la información de registros de pozos (resonancia magnética y convencionales) empleada en este trabajo de tesis, se ubica dentro de la denominada Cuenca de Burgos.

4.1.1 Geología regional

La Cuenca de Burgos es una provincia geológica del noreste de México, productora en etapa de desarrollo y con un grado avanzado de exploración petrolera. Se localiza en la porción noreste de la República Mexicana; cubre principalmente al estado de Tamaulipas y parcialmente al de Nuevo León y la margen noreste de Coahuila, está limitada al norte por el Río Bravo; al oriente por el Golfo de México; al sur por el paralelo 24°30' de latitud norte; y al poniente por el contacto geológico superficial Cretácico/Terciario, representado por una línea

Imaginaría que parte al oriente de Piedras Negras, Coahuila y se extiende hacia el sureste, hasta el litoral del Golfo de México [Echanove. 1986].

Fisiográficamente, forma parte de la Planicie Costera del Golfo de México, presenta un relieve suave y moderado, sensiblemente inclinado hacia el oriente.

Geológicamente, forma la porción sur de la Cuenca Marginal Abierta de Margen de Cratón "Rift Basin". Esta unidad tectónica es principalmente de formación terciaria, originada por efectos de la Orogenia Laramide y se estableció a fines del Cretácico, sobre una extensa plataforma mesozoica, correspondiente al borde oriental de los paleoelementos Jurásicos "El Burro-Picachos y San Carlos-Cruillas"; que constituyen el Archipiélago de Tamaulipas. La provincia se subdivide geológicamente en 5 franjas alargadas, sensiblemente paralelas entre sí y con orientación principal norte-sur; éstas se distinguen por sus características sedimentario-estratigráficas, estructurales y por su atractivo económico petrolero siendo de poniente a oriente: Franja Jurásico-Cretácico, Franja Paleoceno, Franja Eoceno, Franja Oligoceno y Franja Mioceno. Como se muestra en la figura 4.1.

4.1.2 Campo de estudio

El campo de estudio se encuentra en el activo Burgos de la Región Norte. Se localiza en la porción noreste de la República Mexicana, como se puede observar en la figura 4.2.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Geológicamente se encuentra en la Cuenca de Burgos, dentro de la franja del Oligoceno, y está constituido por yacimientos, en facies siliciclásticas, en trampas de tipo combinado.

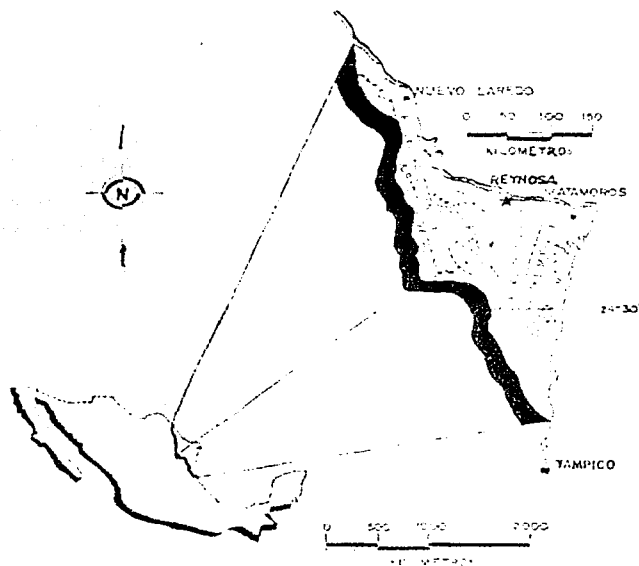


Figura 4.1 Localización provincia de Burgos (Echanove).

Dentro del campo se han identificado 18 arenas productoras de edad Oligoceno inferior. Los yacimientos son principalmente de gas y condensado. El área cubre 190 kilómetros cuadrados, con 132 pozos perforados de los que 90 se encuentran activos. La producción promedio diaria en diciembre de 1998 fue de 81.8 millones de pies cúbicos de gas natural. Al 31 de diciembre de 1999 se ha producido 167.4 miles de millones de pies cúbicos de gas. La reserva remanente de

gas al 1 de enero de 1999 es de 306.6 miles de millones de pies cúbicos de gas natural.

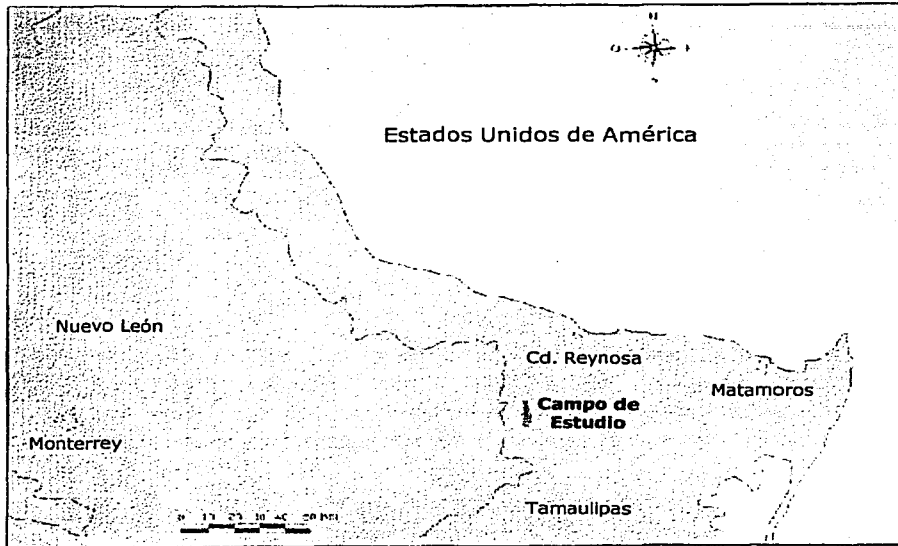


Figura 4.2 El Campo de estudio se localiza al suroeste de ciudad Reynosa, Tamaulipas.

4.1.2.1 Historia

En el año de 1972, con la perforación del primer pozo en el campo de estudio, se obtuvo producción comercial de hidrocarburos. La producción inicial diaria fue de 3 millones de pies cúbicos de gas. Posteriormente, se planeó el desarrollo del campo que consistió en la perforación de pozos con un espaciamento promedio de 900 metros.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Durante la vida de este campo, se han perforado 132 pozos de los cuales 105 resultaron productores. Actualmente, 90 pozos están activos. La producción máxima fue de 84 millones de pies cúbicos y se alcanzó en diciembre de 1998. Asimismo, la información obtenida en diversos estudios geológicos, geofísicos y de yacimientos realizados durante los años noventa, han identificado horizontes de arenas que no han sido desarrollados en la parte oriental del campo. Los resultados de la interpretación sísmica muestran reflectores que pueden estar asociados a cuerpos arenosos conteniendo hidrocarburos por debajo de los yacimientos actualmente productores dentro del Oligoceno Inferior.

4.1.2.2 Metodología empleada para realizar el descubrimiento

Inicialmente, fue adquirida información sísmica regional bidimensional, que permitió definir estructuras con características similares a las descubiertas en el sur de Texas. Después del descubrimiento del campo, la actividad exploratoria se enfocó en la adquisición de información sísmica bidimensional de detalle, empleada para proponer la perforación de otros pozos y continuar con el desarrollo del campo.

4.1.2.3 Geología estructural local

El campo se ubica en una estructura alargada, con orientación norte-sur, con buzamiento al norte y limitada al poniente por un levantamiento arcilloso regional.

En su porción nor-oriental, la estructura tiene cierre debido a la presencia de un sinclinal; y al sur, por una falla regional de crecimiento con caída al oriente.

La estructura está afectada por un sistema de fallas normales, orientadas norte-sur, con caída al oriente que divide al campo en varios bloques.

4.1.2.4 Estratigrafía local

Los pozos perforados en el campo han cortado una columna estratigráfica que va desde el Eoceno Superior hasta el Mioceno Inferior. La secuencia litológica está constituida por una alternancia de lutitas y arenas en ambientes sedimentarios, con facies de barras de barrera, deltáicas y fluviales. Para el Eoceno Superior sólo se han identificado a la formación Jackson; en el Oligoceno, las formaciones Vicksburg, Frío Marino, Frío No Marino; Conglomerado Norma y por último, se tiene la formación Catahoula de Mioceno Inferior aflorando. En la figura 4.3 se presenta la columna estratigráfica tipo del campo.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

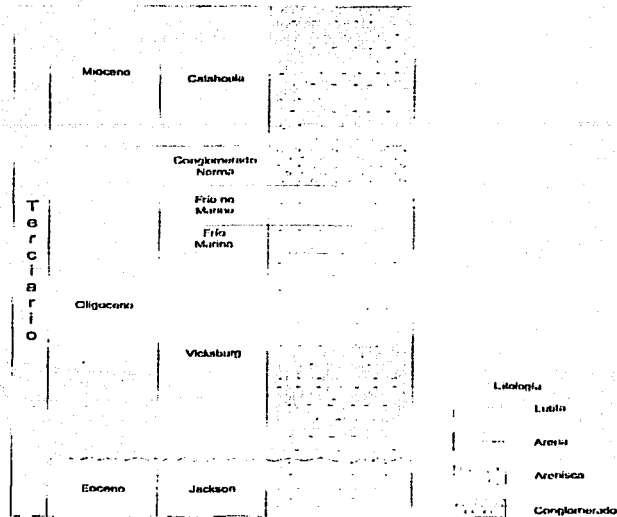


Figura 4.3 Columna estratigráfica tipo del campo de estudio.

4.1.2.5 Trampa

La trampa, en general, es de tipo estructural-estratigráfico. Sus cierres estructurales se encuentran asociados a fallas normales, fallas antitéticas, y a estructuras que se originaron a partir de las fallas de crecimiento.

4.1.2.6 Roca Generadora

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Los estudios geoquímicos realizados en la Cuenca de Burgos indican que la generación principal de los hidrocarburos para este campo, se llevó a cabo en el

Eoceno Superior. Estos provienen de lutitas marinas mismas que se encuentran en toda la columna y presentan un contenido de moderado a alto de materia orgánica (kerógeno), que en mayor parte es continental, de tipo leñoso y carbonoso, y en menor proporción marino, tipo algáceo. Los índices de alteración térmica de la materia orgánica son de moderado a alto, correspondiendo principalmente a la zona catagenética donde en forma predominante se genera gas seco, gas húmedo, condensado y en ocasiones aceite ligero.

En lo que respecta a la migración de hidrocarburos, se considera que ocurrió de manera inmediata a la generación. Éstos se desplazaron de las lutitas generadoras hacia los desarrollos arenosos más próximos, siguiendo una trayectoria corta, vertical ascendente y lateral. La edad de generación de los hidrocarburos y su migración se estima inicia hace 36 millones de años.

4.1.2.7 Sello

En la columna del campo se encuentran distribuidos dos paquetes de lutitas de color gris oscuro a negro, ligeramente calcáreas y en ocasiones laminares.

4.1.2.8 Yacimiento

Los yacimientos están distribuidos en 18 arenas de edad Oligoceno Inferior, constituidas por facies sedimentarias de origen siliciclástico y depositadas en deltas progradantes. Aunque existe una gran variedad de yacimientos, la porosidad

promedio es del 15 por ciento y la permeabilidad es, en promedio, de 0.02 milidarcies.

Los yacimientos son generalmente desarrollos arenosos saturados por gas y condensado, o por aceite superligero según las características de cada una de ellos. La saturación de agua de formación promedio es del 48 por ciento, con una salinidad de 15,000 partes por millón. El yacimiento está sujeto a un empuje por expansión de gas y no se conoce la presencia de acuífero asociado. Los valores de presiones originales fueron de 600 kg/cm² en la parte norte, 400 kg/cm² en la parte central y de 250-300 kg/cm² en la porción sur. Los yacimientos predominantes son los de gas y condensado, y la temperatura varía de 100 a 130 grados centígrados.

Para la evaluación petrofísica de los yacimientos se adquirieron registros geofísicos en agujero descubierto, como aquellos que miden radioactividad natural y la resistividad, los que estiman la porosidad, y los de temperatura.

4.1.2.9 Reservas

El volumen original probado es de 600.6 miles de millones de pies cúbicos de gas, de los cuales se han producido 167.4 miles de millones de pies cúbicos de gas natural, que representa un factor de recuperación promedio actual del 28 por ciento.

En la actualidad cuenta con una producción diaria de 81.8 millones de pies cúbicos de gas natural, es uno de los campos que presentan mejores perspectivas

para incrementar la producción de importantes volúmenes de gas, a costos moderados, en la Cuenca de Burgos.

En la tabla 4.1 se muestran las reservas remanentes de hidrocarburos totales, desglosadas de acuerdo a sus diferentes categorías. Como puede observarse, el campo de estudio contiene una importante cantidad de reservas probables y posibles. Éstas fueron estimadas por métodos volumétricos y por el comportamiento de los yacimientos en áreas por drenar adicionales.

Tabla 4.1 Reservas remanentes de hidrocarburos del campo de estudio, al 1 de enero de 1999.

Reservas	Aceite mmb	Condensado Mmb	Líquidos de planta Mmb	Gas Seco Mmbpce	Total Mmbpce
Probadas	2.5	3.4	12.0	56.4	74.4
Probadas+probables	2.5	4.1	14.4	67.5	88.5
Pobadas+probables+ posibles	2.5	7.5	26.3	123.3	159.6

4.2 Aplicación de redes neuronales en el cálculo de permeabilidad

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Las redes neuronales requieren de un archivo de ~~entrenamiento para el~~ proceso de aprendizaje, este archivo debe contener los modelos característicos que consisten en un cierto número de señales de entrada, en nuestro caso estas señales son los registros geofísicos de pozos, también deben contener las correspondientes

señales objetivo (señales de salida), para nosotros es la curva de permeabilidad que obtenemos del registro RMN.

El archivo de entrenamiento lo generamos con la información de registros del pozo A, por lo que llamamos a éste pozo de entrenamiento. Utilizamos un segundo archivo llamado archivo de prueba, el cual sirve como su nombre lo indica para probar el funcionamiento de la red durante el entrenamiento, este archivo debe contener el mismo tipo de señales de entrada y de salida que el archivo de entrenamiento, es decir los mismos registros. El archivo de prueba lo generamos con la información de registros del pozo B por lo que llamamos al pozo B, pozo de prueba. El tercer y último archivo llamado archivo de validación, es utilizado para validar el funcionamiento de la red, esto es evaluar la capacidad de la red neuronal de producir salidas aceptables para entradas no presentadas durante el entrenamiento (aprendizaje). El archivo de validación sólo debe contener las señales de entrada para la red, y la red debe de realizar la señal de salida. El archivo de validación lo generamos con la información de registros del pozo C, por lo que llamamos a esté pozo de validación.

Para generar los archivos de entrenamiento y de prueba para las redes neuronales en el cálculo de permeabilidad, seguimos la secuencia de proceso establecida en el capítulo anterior.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

4.2.1 Archivos de entrada

4.2.1.1 Recopilación y análisis de datos

El primer paso fue recopilar la información geológica, de registros geofísicos de pozos y de núcleos del campo de estudio.

Obtuvimos la información de registros geofísicos de tres pozos los cuales llamaremos pozo A, pozo B y pozo C. Los pozos A y B cuentan con información de registros de resonancia magnética (RMN), de rayos gama naturales, de resistividad, de densidad, de neutrones y del registro acústico de porosidad. El pozo C también cuenta con los registros antes mencionados excepto por el registro RMN. En este pozo se tiene información de 70 núcleos, concentrados en dos intervalos de profundidad, los parámetros petrofísicos medidos en los núcleos son: porcentaje de porosidad, permeabilidad y densidad de grano.

Debido a que no todos los registros de un pozo corresponden a los mismos intervalos de profundidad; en los pozos A y B fue necesario identificar cuáles registros fueron adquiridos en el mismo intervalo de profundidad que el registro RMN. En el pozo C seleccionamos el intervalo de profundidad que tiene los mismos registros que los pozos A y B, excepto que el pozo C no tiene información del registro RMN como se mencionó anteriormente.

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

4.2.1.2 Depuración de datos no consistentes

Comprende los siguientes puntos:

- Identificamos los valores útiles en cuanto a profundidad, ya que la mayoría de los registros presentan algunos datos erróneos en los primeros y en los últimos metros del intervalo en el que se tomaron; estos datos deben ser removidos, para no trabajar con información falsa o errónea.

- Recalculamos los valores de permeabilidad en los registros RMN debido a que sólo cuentan con 4 dígitos de precisión y muchos de los valores que presentaban eran redondeados. Recalcularlos fue posible gracias a que conocemos la fórmula con la que se cálculo este parámetro.

- Los registros RMN están muestreados a cada 0.1000 metros, pero lo registros de densidad, neutrón y acústico están muestreados a cada 0.1524 metros, por esta razón fue necesario interpolar estos registros para obtener el mismo intervalo de muestreo de 0.1 metros en todos los registros y de esta forma poder juntarlos en un sólo archivo.

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

4.2.1.3 Selección de señales de entrada

Una vez que los datos han sido depurados debemos seleccionar la información de los registros que contiene las señales de entrada más relevantes, la finalidad de realizar esta selección antes del entrenamiento de la red es encontrar cuáles registros están más relacionados con la curva de permeabilidad y de esta forma utilizar sólo la información útil para el entrenamiento. Las técnicas que empleamos para el análisis de datos son:

- Selección empírica
- Análisis de correlación
- Ventana de muestreo
- Prueba Gamma

4.2.1.3.1 Selección empírica

Los registros geofísicos que utilizamos de los pozos de entrenamiento y de prueba son los que se indican en la tabla 4.2. Graficamos e interpretamos los registros geofísicos de los pozos A y B para determinar cuáles son los patrones y características de los registros que están más relacionados con la curva de permeabilidad, la figura 4.4 muestra los registros del pozo A.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Tabla 4.2 Registros obtenidos de los pozos de entrenamiento (A) y de prueba (B).

Registros Geofísicos de Pozos	Nemónicos	Unidades	Color de curva	Carril
Rayos Gama	RG	GAPI	Verde	1
Resistividad Media	HMRS	OHMM	Azul marino	2
Densidad	DPHI	V/V	Rojo	3
Porosidad				
Porosidad Neutrón	NPHI	V/V	Verde	3
Porosidad Sónico	SPHI	V/V	Azul	3
Porosidad	MPHI-RMN	%	Naranja	4
Permeabilidad	PERM-RMN	MD	Negro	5

En la figura 4.4 observamos los registros del pozo A, el registro de rayos gama no es un buen indicador del contraste entre arenas y arcillas, ya que incluso en formaciones arenosas algunos valores de este registro son altos, el registro de resistividad define muy bien dos capas de lutitas de baja resistividad, las cuales están intercaladas con la capas de arenas; el registro que tiene mayor relación con permeabilidad es el registro de densidad porosidad; como podemos observar cuando se presentan incrementos en esta curva también se presenta incrementos en los valores de permeabilidad es decir esta directamente relacionados. Los registros porosidad neutrón y porosidad sónico presentan en general el mismo comportamiento, estos registros presentan los mayores incrementos en dos capas de lutitas y en una capa de arena, en todo lo demás se mantiene sin presentar

muchas variaciones. En esta figura también graficamos la curva de porosidad MPHI, proveniente del registro RMN, claramente notamos que la curva de permeabilidad fue calculada a partir de la curva de porosidad como se explicó en el capítulo 2.

De acuerdo con la geología y las curvas de resistividad, densidad porosidad, porosidad MPHI y permeabilidad, en este intervalo de profundidad tenemos una intercalación de arenas con lutitas, predominando las capas de arenas pero con valores bajos de permeabilidad de entre 0.001 a 1 MD.

La figura 4.5 del pozo B, pertenece a un intervalo de profundidad diferente al del pozo A, la diferencia entre las profundidades es aproximadamente de 1000 m, en este registro podemos observar que la litología en este intervalo de profundidad es diferente a la del registro del pozo A.

En el pozo de prueba, con el registro de rayos gama podemos definir grandes estratos de arena con contenido de arcilla, intercalados con pequeñas capas de lutita; en el registro de resistividad se distinguen muy bien las capas delgadas de lutita, las cuales presentan baja resistividad, en contraste con las capas arenosarcillosas; nuevamente el registro que tiene mayor relación con permeabilidad, es el registro de densidad porosidad, el registro neutrón porosidad no presenta variaciones considerables y en el registro sónico al parecer se cometió algún error en la adquisición ya que presenta algunos incrementos muy bruscos que posiblemente indiquen valores erróneos.

Pozo A

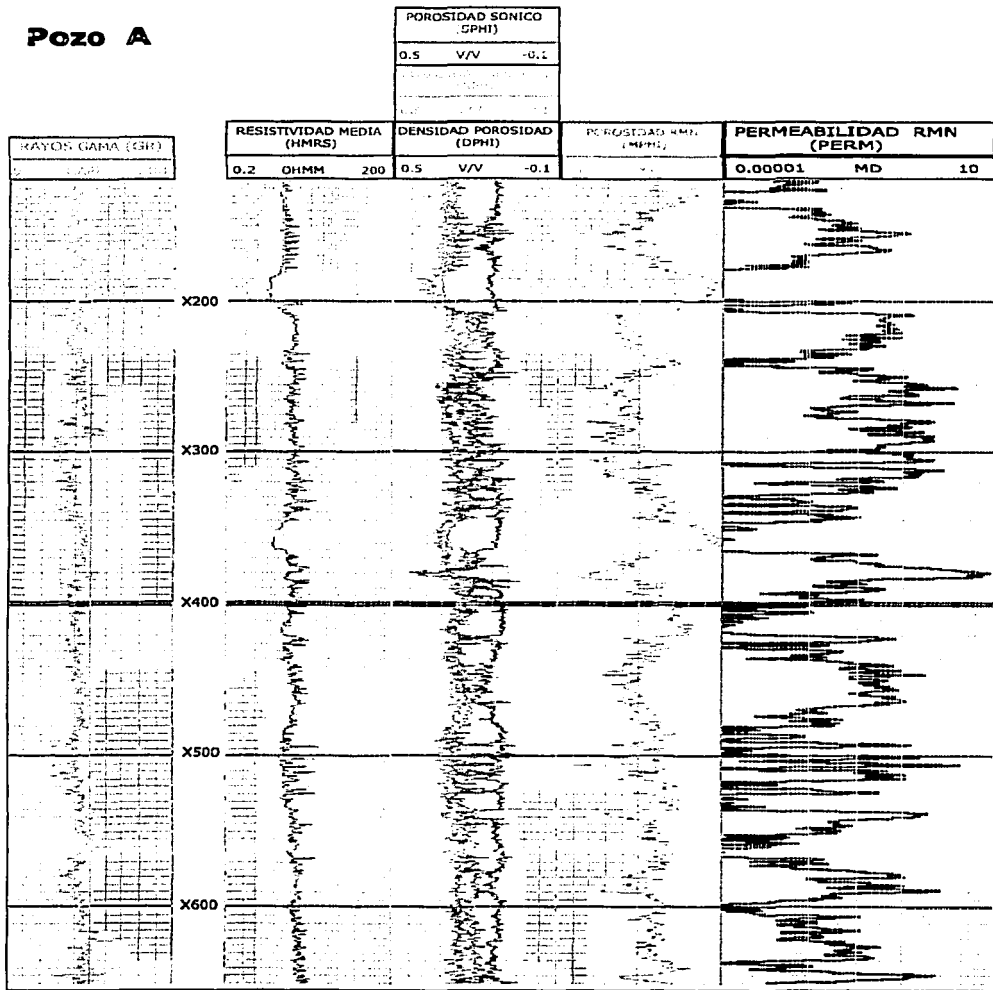


Figura 4.4 Registros del pozo de entrenamiento (Pozo A).

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

El contraste entre las dos litologías de los pozos A y B puede deberse a que de acuerdo con las facies depositadas en deltas prográdantes, el pozo A se encuentra más cerca del delta por lo que recibió sedimentos mayores y el pozo B al estar más alejado del delta se formó con sedimentos más finos, otra posibilidad es que estas formaciones sean de edades diferentes en las que estuvieron expuestas a diferentes flujos de corriente en los deltas.

4.2.1.3.2 Análisis de correlación

Siguiendo con el objetivo de encontrar las mejores entradas para el entrenamiento de la red, realizamos el análisis de correlación de cada uno de los registros del pozo de entrenamiento (A) contra la curva de porosidad y de permeabilidad que se obtienen del registro RMN.

Las dos maneras de realizar el análisis de correlación son:

- 1.- Analizar gráficamente los diagramas de dispersión, con esto logramos un análisis cualitativo.
- 2.- Realizar la matriz de correlación, con lo que podemos hacer el análisis cuantitativo.

Pozo B

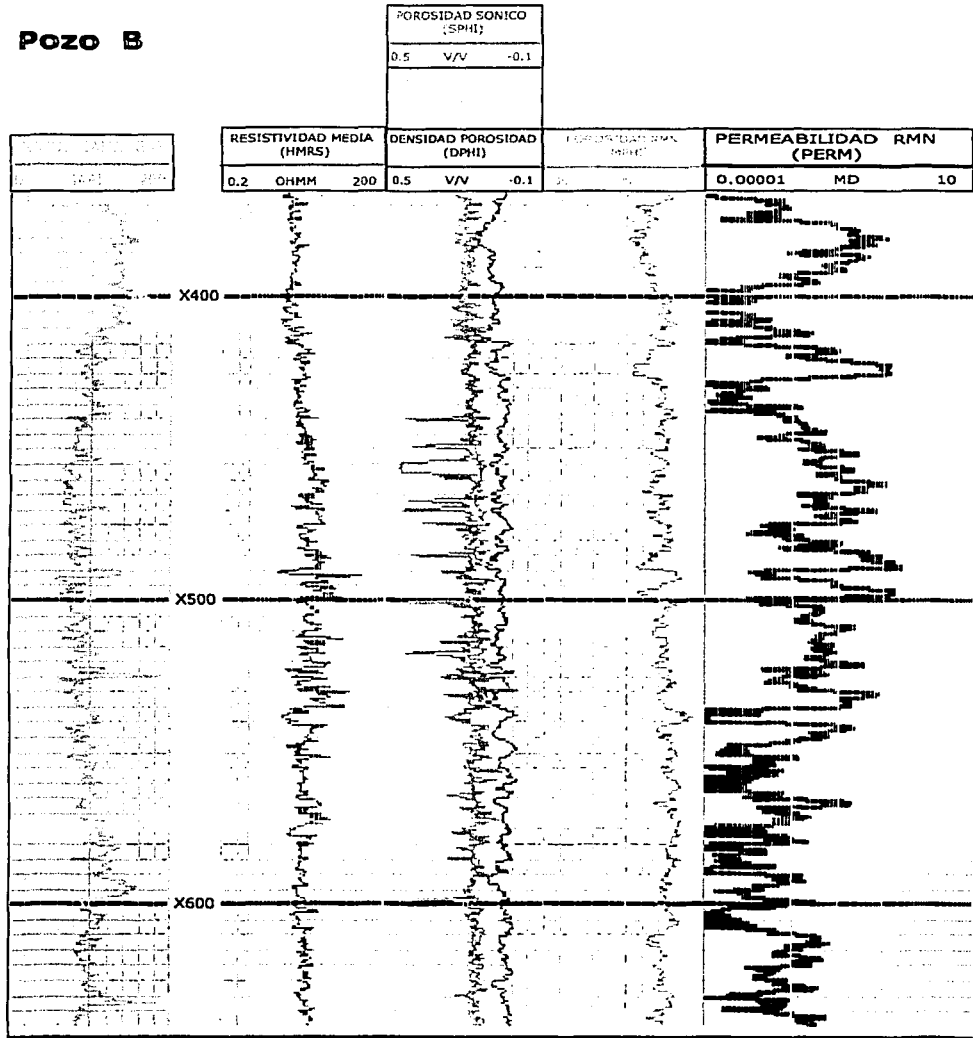


Figura 4.5. Registros geofísicos del pozo de prueba (Pozo B).

Para el análisis gráfico hicimos la figura 4.6 y la figura 4.7 que muestran los diagramas de dispersión en tres dimensiones de los registros GR, NPHI, HMRS, DPHI, SPHI y MPHI. En los recuadros de las figuras 4.6, 4.7, 4.8 y 4.9 el eje X indica cada uno de los registros, el eje Y es la porosidad (MPHI) y el eje Z, representado por la escala de colores indica los valores del logaritmo de la permeabilidad, aplicamos el logaritmo a la permeabilidad debido a que el rango de valores es muy grande.

En la figura 4.6.a, es el diagrama de dispersión del registro de rayos gama, en él observamos una ligera correlación negativa con la porosidad y la permeabilidad, pero también hay muchos valores que no correlacionan con la misma tendencia negativa, la mayor parte de los valores del registro RG se encuentran en un rango entre 75 y 100 [GAPI]. La figura 4.6.b muestra el diagrama de dispersión del registro NPHI, el cuál también presenta una correlación negativa con la porosidad y la permeabilidad, la correlación de este registro es muy parecida a la del registro RG, pero en este caso hay más puntos que no siguen la misma tendencia por lo que deducimos que este registro tiene una menor correlación con la porosidad y la permeabilidad que el registro RG. En la figura 4.6.c se encuentra el diagrama de dispersión del registro de resistividad HMRS, en este diagrama podemos observar una correlación positiva, cualitativamente podemos deducir que esta correlación es mayor que la de los tres registros anteriores debido a que los puntos que siguen la tendencia lineal están más dispersos y los valores que están fuera de esta tendencia no son muchos, por lo que podemos pensar que este registro tiene una correlación regular con porosidad y permeabilidad por lo que sería una buena entrada para la red. La figura 4.6.d representa el diagrama de dispersión del registro de densidad DPHI, en este diagrama se observa una fuerte correlación

positiva, ya que únicamente unos cuantos valores que presentan baja porosidad y baja permeabilidad, no siguen la tendencia lineal positiva, este registro es el que presenta mayor correlación con porosidad y permeabilidad. Por esta razón sabemos que éste es la entrada que tiene mayor importancia para el entrenamiento de la red. Los diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI se muestran en la figura 4.7. En el primer recuadro, figura 4.7.a se presenta el diagrama de dispersión del registro SPHI, en él podemos observar una correlación negativa, si bien este registro presenta una correlación regular con porosidad y permeabilidad, no fue muy útil para el entrenamiento por que no podíamos probar claramente su aportación en el aprendizaje de la red, debido a que como ya mencioné anteriormente en el pozo de prueba (B) este registro presentaba algunos valores erróneos, que se reflejaban en un error alto al aplicar la red en el pozo de prueba. Por último la figura 4.7.b, es el diagrama de dispersión de la porosidad MPHI proveniente del registro RMN, este diagrama es en blanco y negro por que únicamente estamos haciendo la correlación entre dos variables, que son MPHI y PERM, claramente se observa que existe una muy alta correlación entre estas dos variables, lo cual era de esperarse ya que la curva de permeabilidad se obtiene a partir de la curva de porosidad. Aunque MPHI es la curva que presenta la mayor correlación con permeabilidad, esta variable no fue utilizada como entrada para el entrenamiento de la red ya que el objetivo es predecir la curva de permeabilidad, precisamente en los pozos o intervalos de pozo en los que no se cuente con el registro RMN.

POZO A

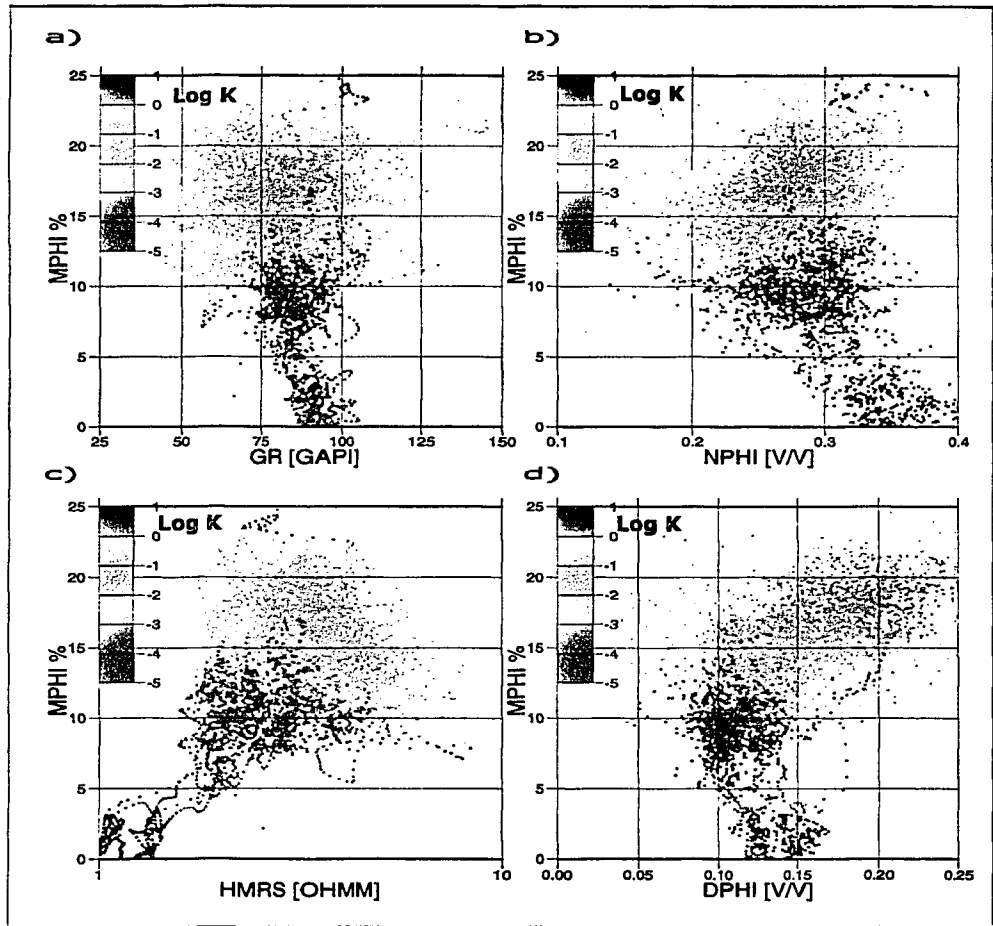


Figura 4.6 Diagramas de dispersión de los registros del pozo de entrenamiento.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

POZO A

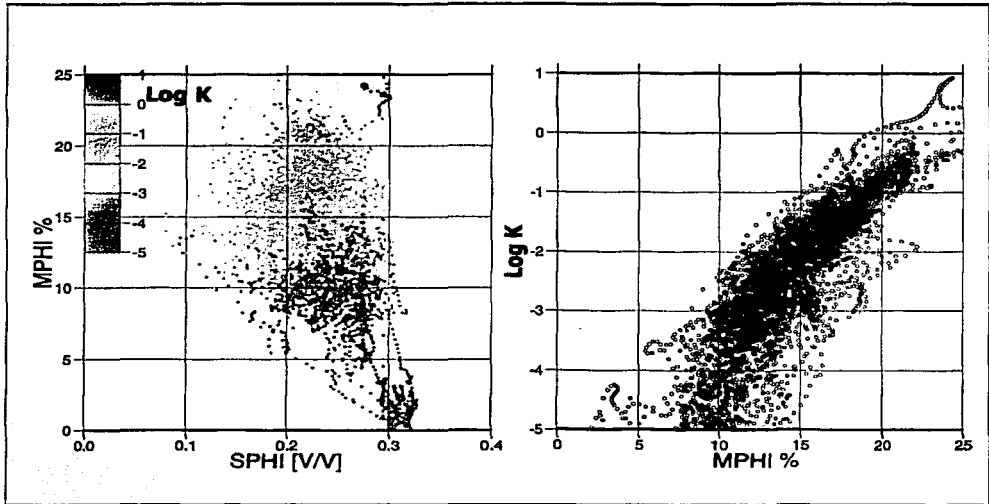


Figura 4.7. Diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI del pozo de entrenamiento.

Para realizar un análisis cuantitativo de la correlación de los registros con la permeabilidad, hicimos la matriz de correlación:

$$r = \begin{bmatrix} & \text{GR} & \text{HMRS} & \text{DPHI} & \text{NPHI} & \text{SPHI} & \text{MPHI} & \text{PERM} \\ \text{GR} & 1 & -0.248 & 0.074 & 0.201 & 0.130 & -0.202 & -0.250 \\ \text{HMRS} & -0.248 & 1 & 0.033 & -0.495 & -0.538 & 0.361 & 0.469 \\ \text{DPHI} & 0.074 & 0.033 & 1 & 0.302 & 0.059 & 0.563 & 0.612 \\ \text{NPHI} & 0.201 & -0.495 & 0.302 & 1 & 0.749 & -0.230 & -0.227 \\ \text{SPHI} & 0.130 & -0.538 & 0.059 & 0.749 & 1 & -0.417 & -0.421 \\ \text{MPHI} & -0.202 & 0.361 & 0.563 & -0.230 & -0.417 & 1 & 0.863 \\ \text{PERM} & -0.250 & 0.469 & 0.612 & -0.227 & -0.421 & 0.863 & 1 \end{bmatrix}$$

Esta matriz nos permite conocer la correlación de los registros con la permeabilidad y la correlación que existe entre los diferentes registros. Con los

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

valores de correlación obtenidos en la matriz, confirmamos que de los registros que no proviene del registro RMN, el que está más correlacionado con permeabilidad es el registro DPHI, posteriormente HMRS, SPHI, RG y NPHI, por lo que podemos establecer que para el entrenamiento de la red debemos utilizar principalmente los registros DPHI y HMRS.

Para saber si las variables más correlacionadas con la permeabilidad en el pozo de entrenamiento, son también las variables más correlacionadas con permeabilidad en el pozo de prueba (B), hicimos el análisis de correlación de los registros RG, NPHI, HMRS, DPHI y SPHI contra porosidad y permeabilidad en este pozo. Los diagramas e dispersión de los registros RG, NPHI, HMRS y DPHI se muestran en la figura 4.8 y los diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI en la figura 4.9.

En los diagramas de dispersión del pozo de prueba podemos observar que en general estos registros tiene una menor correlación con la permeabilidad que los registros del pozo de entrenamiento, esto se debe que los registros del pozo de prueba corresponde a una litología diferente a los registros del pozo de entrenamiento; a pesar de esto presentan las mismas tendencias de correlación, es decir los registros GR, NPHI y SPHI presentan una correlación negativa, mientras que los registros HMRS, DPHI y MPHI presentan una correlación positiva

POZO B

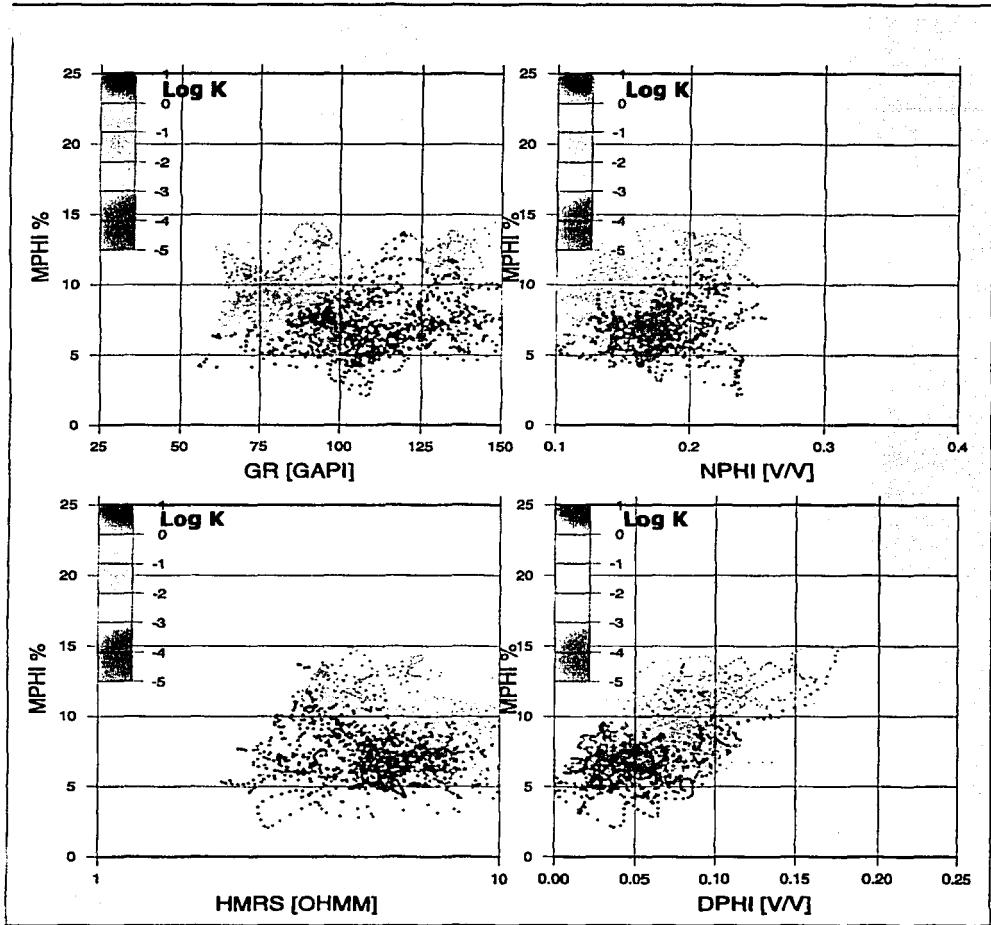


Figura 4.8. Diagramas de dispersión de los registros del pozo de prueba.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

POZO B

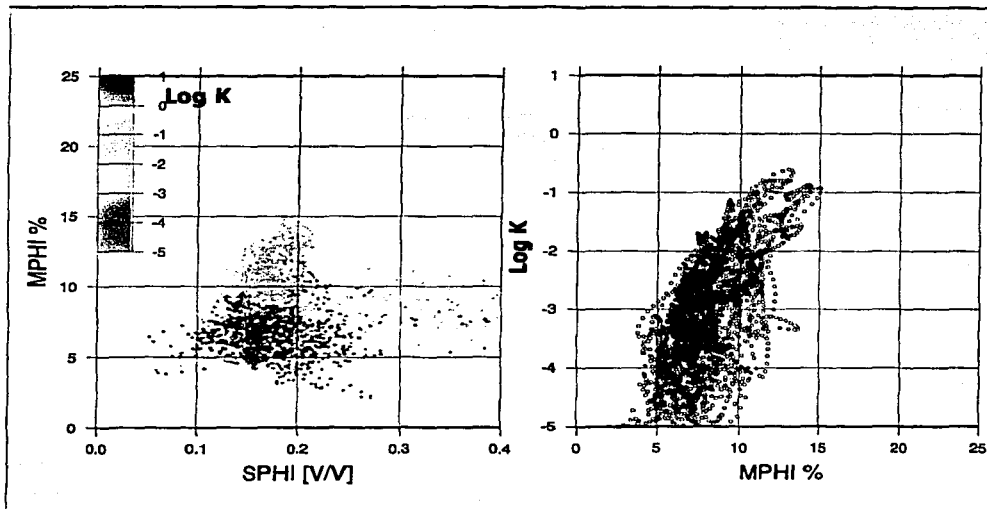


Figura 4.9. Diagramas de dispersión de los registros SPHI y MPHI del pozo de prueba.

Para realizar la evaluación cuantitativa de correlación en el pozo de prueba, calculamos la siguiente matriz de correlación.

$$r = \begin{bmatrix} & \text{RG} & \text{HMRS} & \text{DPHI} & \text{NPHI} & \text{SPHI} & \text{MPHI} & \text{PERM} \\ \text{RG} & 1 & -0.495 & 0.298 & 0.702 & -0.011 & 0.063 & -0.373 \\ \text{HMRS} & -0.495 & 1 & -0.022 & -0.573 & -0.062 & 0.022 & 0.429 \\ \text{DPHI} & 0.298 & -0.022 & 1 & 0.346 & 0.186 & 0.576 & 0.430 \\ \text{NPHI} & 0.702 & -0.573 & 0.346 & 1 & 0.097 & 0.210 & -0.259 \\ \text{SPHI} & -0.011 & -0.062 & 0.186 & 0.097 & 1 & 0.038 & 0.090 \\ \text{MPHI} & 0.063 & 0.022 & 0.576 & 0.212 & 0.038 & 1 & 0.650 \\ \text{PERM} & -0.372 & 0.429 & 0.430 & -0.259 & 0.090 & 0.650 & 1 \end{bmatrix}$$

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

Con esta matriz corroboramos la correlación de los registros con la permeabilidad es menor en este pozo que en el pozo de entrenamiento. Nuevamente los registros que tiene mayor correlación con permeabilidad son DPHI y HMRS. Además la matriz indica que en este pozo el registro que tiene la menor correlación con permeabilidad es el registro SPHI, esto se debe a que posiblemente hubo algunos errores en su adquisición.

4.2.1.3.3 Ventana de muestreo

Con el objeto de generar los archivos de entrenamiento con la mayor información posible, para lograr un mejor desempeño de la red construimos ventanas de muestreo de cada uno de los registros de entrada. Las ventanas de muestreo que construimos fueron de 11 valores de cada uno de los registros de entrada para cada valor de la curva de permeabilidad, esto se puede hacer ya que la permeabilidad en una profundidad dada está afectada por los parámetros petrofísicos y las condiciones de la roca en esa profundidad y en las profundidades vecinas.

Una vez que interpolamos los registros DPHI, NPHI y SPHI, obtuvimos un intervalo de muestreo de 0.1 m en todos los registros, por lo que al hacer la ventana de muestreo de 11 valores, tomamos 5 valores hacia arriba y 5 valores hacia abajo de la profundidad central, de la que se toma el valor de permeabilidad, es decir una ventana de 11 muestras permite tomar 50 centímetros hacia arriba y 50 centímetros hacia abajo del valor central.

La ventana de muestreo de 11 valores por cada registro que utilizamos en el archivo de entrenamiento incrementa considerablemente el número de entradas, ya que por ejemplo si el archivo tuviera únicamente un registro, las entradas serían 11 para cada valor en la salida, pero si tuviéramos 3 registros tendríamos 33 entradas para cada valor en la salida. Creamos además ventanas de 3, 7 y 15 muestras pero al realizar las pruebas en la red los mejores resultados los obtuvimos utilizando una ventana de 11 valores para cada uno de los registros.

4.2.1.3.4 Prueba Gamma

La aplicación de la prueba gamma para seleccionar la señales de entrada más importantes para el entrenamiento de la red se llevó a cabo con la colaboración de la doctora Ursula Iturrarán Viveros.

Para seleccionar las señales más importantes con la prueba gamma generamos un archivo con los registros RG, HMR, DPFI y NPFI del pozo A como entradas y la curva de permeabilidad PERM del mismo pozo como salida, en este archivo usamos la ventana de muestreo de 11, con lo que obtuvimos 44 señales de entrada para cada valor de permeabilidad en la salida; de los 44 entradas, las primeras 11 correspondían al registro RG, las siguientes 11 al registro HMRS y así sucesivamente, por lo que nos referiremos a cada una de las señales con las siglas del registro y el número de muestra que le corresponde dentro de la ventana de 11 muestras para poder identificar a cada una de las 44 entradas por separado. No incluimos el registro SPFI por que en el pozo de prueba (B) presenta valores erróneos.

Al correr la prueba gamma, con el archivo creado, obtuvimos que según la prueba, las tres mejores combinaciones de entradas para el entrenamiento de la red son las que se presentan en la tabla 4.3.

Tabla 4.3. Combinaciones de señales de entrada obtenidas con la prueba gamma para el entrenamiento de la red.

Combinación	
1	RG-5, HMRS-3, HMRS-10, DPHI-3, DPHI-8, NPHI-4 y NPHI-9
2	RG-4, RG-5, HMRS-3, HMRS-10, DPHI-5, DPHI-6, DPHI-7, DPHI-8, NPHI-8 y NPHI-9
3	RG-9, HMRS-3, HMRS-10, DPHI-6, DPHI-8, NPHI-4, NPHI-8 y NPHI-9

Los resultados de la prueba son muy interesantes tomando en cuenta que teóricamente determinan en forma directa cuáles son las señales más importantes para el entrenamiento de la red, además de que para este caso en particular reducen considerablemente el número de entradas con lo que se reduce el tiempo de computo requerido para el entrenamiento de la red.

4.2.1.4 Normalización

Después de seleccionar los registros de entrada es necesario, aplicar una normalización a todas las señales del archivo es decir a las señales de entrada y a la señal de salida, para poner todos los valores del archivo dentro de un rango entre 0 y 1, lo que beneficia al funcionamiento de la red.

Para determinar los rangos de normalización de cada una de los registros fue necesario juntar los tres archivos, el archivo de entrenamiento, el archivo de prueba y el archivo de validación. Ya que estaban juntos todos los posibles valores de cada registro, encontramos el valor máximo y el valor mínimo que podía presentar cada uno de ellos y de esta forma determinamos los rangos de normalización para cada registro, en algunos estos los rangos de valores son muy grandes como en el caso del registro de resistividad y la curva de permeabilidad, en estos casos utilizamos la normalización logarítmica de la ecuación (3.8).

En la tabla 4.4 se muestran los rangos de normalización utilizados en cada uno de los registros y se indica si fueron normalizados en forma lineal o en forma logarítmica.

Tabla. 4.4. Rangos utilizados para normalizar los registros de los pozos A, B y C.

REGISTRO	RANGOS DE NORMALIZACIÓN	UNIDADES	TIPO DE NORMALIZACIÓN
RG	40-190	GAPI	Lineal
HMRS	0.9-90	OHMM	Logarítmica
DPHI	0.0-4.5	V/V	Lineal
NPHI	0.0-4.5	V/V	Lineal
SPHI	0.0-4.5	V/V	Lineal
MPHI	0.0-30	%	Lineal
PERM	0.000001-10	MD	Logarítmica

Finalizada la normalización los archivos de entrenamiento y de prueba están listos para ser utilizados en el entrenamiento de la red.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

4.2.2 Proceso de entrenamiento

4.2.2.1 Selección de los parámetros de la red

Ya ha sido demostrado que un perceptrón multicapa con la regla de aprendizaje del algoritmo de retropropagación es un aproximador de funciones universal. Esto significa que para cualquier grado de precisión requerida existe una configuración de red que es capaz de satisfacer los requerimientos [Hornik, 1991]. Desafortunadamente esto no proporciona ayuda para fijar los parámetros de la red. La configuración de la red se determina primeramente vía reglas heurísticas. Lo primero es establecer el tamaño de la red. El tamaño está determinado por el número de neuronas en la capa oculta. Sin embargo el número de neuronas debe determinarse a prueba y error. La determinación del número de neuronas para la capa de entrada y la capa de salida depende únicamente del número de señales de entrada y de salida que se tengan en cada problema.

Después de realizar un gran número de pruebas, determinamos que 15 sería el número de neuronas en la capa oculta. Usamos el algoritmo de retropropagación. Los pesos sinápticos fueron inicializados en un rango entre $[-0.1, 0.1]$. La tasa de aprendizaje que utilizamos fue de 0.1 y usamos la función sigmoide como función de activación en la capa oculta y en la capa de salida. Todas las redes fueron entrenadas con la misma configuración descrita en el párrafo anterior.

4.2.2.2 Resultados del entrenamiento

Con la selección de las señales de entrada más importantes, encontramos que los registros con los que debíamos entrenar la red eran el registro DPHI y el registro HMRS, sin embargo para tener un idea clara del comportamiento de las redes, decidimos realizar pruebas de entrenamiento con cada una de los registros por separado y con las combinaciones de registros que consideramos convenientes. Los resultados de las redes se evalúan con el error cuadrático medio que resulta de comparar la curva de permeabilidad tomada con el registro de RMN y la curva que arroja la red neuronal. Los resultados de cada una de las redes se muestran en la tabla 4.5. Las épocas representa el número de veces que se cumplió el ciclo de propagación de la señal hacia delante y hacia atrás dentro de la red, son un indicador del tiempo de cómputo. Para tener una mejor visión de cuáles son las entradas con las que se obtuvo un menor error en el entrenamiento y en la prueba, elaboramos la gráfica de barras de la figura 4.10. En está gráfica podemos observar claramente que de las pruebas realizadas con cada uno de los registros por separado, el registro con el que obtuvimos el menor error en el entrenamiento y en la prueba fue el registro DPHI, al contrario de lo que esperábamos al entrenar la red únicamente con el registro HMRS obtuvimos el error más alto de todos en el entrenamiento y en la prueba. La red que fue entrenada con el registro de RG presentó el segundo menor error en el entrenamiento y en la prueba, solamente atrás del registro DPHI. Entrenando con el registro SPHI obtuvimos el tercer menor error en el entrenamiento, pero en la prueba el error fue muy alto debido a que como ya se ha comentado este registro presenta valores erróneos en el pozo de

prueba. Por último la red que se entrenó únicamente con el registro NPHI presenta errores altos tanto en el entrenamiento como en la prueba. Al saber cuáles registros eran los que presentaban el mejor desempeño en el entrenamiento de las redes, realizamos un gran número de combinaciones, en la tabla 4.5 y en la gráfica de la figura 4.10 se presenta las combinaciones con las que obtuvimos los menores errores tanto en la prueba como en el entrenamiento, la combinación con que se obtuvo el mejor resultado fue utilizando los registros RG, HMRS y DPHI, esto nos indica que si bien algunos registros presentan errores altos al entrenar la red con cada uno de ellos por separado, al juntarlos con otros registros mejora mucho el entrenamiento.

Tabla 4.5. Resultados del entrenamiento y la prueba de las redes.

Registros de entrenamiento	ECM para el entrenamiento	ECM para la prueba	Epoas
GR HMRS DPHI	0.042	0.090	600
GR HMRS DPHI NPHI	0.046	0.094	600
GR HMRS DPHI NPHI SPHI	0.045	0.098	700
HMRS DPHI NPHI	0.054	0.106	400
HMRS DPHI	0.055	0.104	1000
DPHI NPHI	0.0821	0.115	800
DPHI	0.0842	0.125	2600
GR	0.108	0.109	1600
SPHI	0.110	0.136	400
NPHI	0.124	0.120	100
HMRS	0.134	0.176	2900

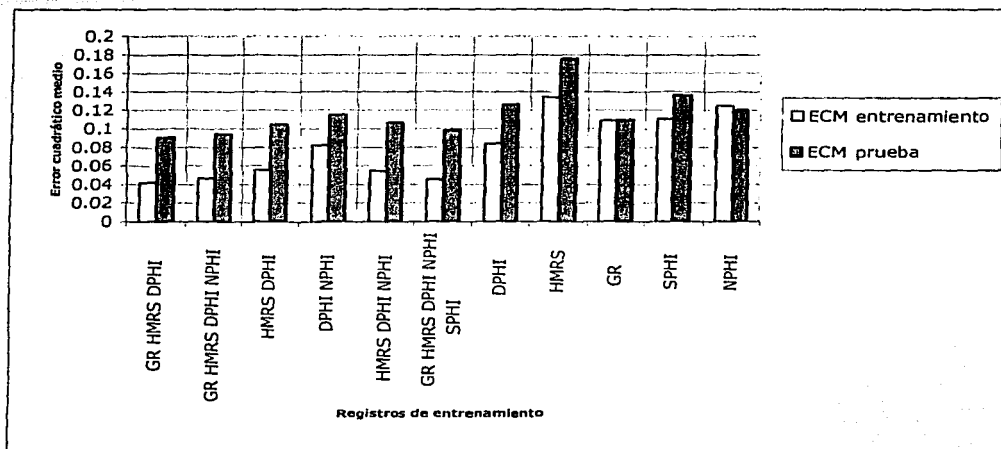


Figura 4.10. Errores del entrenamiento y la prueba de la red.

Como la señal objetivo es la permeabilidad, en un principio pensamos que los registros que tendrían mayor peso en el entrenamiento iban a ser los registros que miden la porosidad y creíamos que los mejores resultados los obtendríamos utilizando todos los registros como entradas, pero al realizar las pruebas los resultados muestran que al usar los registros NPHI y SPHI el error en el entrenamiento y en la prueba se incrementaba por lo que es mejor dejarlos fuera del entrenamiento. Esto demuestra que lo importante para el entrenamiento de las redes no es tener una gran cantidad de información, lo importante es utilizar la información más relevante.

Por otro lado, realizamos el entrenamiento de redes con las tres combinaciones de registros de entrada obtenidas con la prueba gamma, los

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

parámetros de estas redes fueron exactamente los mismos que se utilizaron en las redes anteriores.

Los errores de entrenamiento y prueba de estas redes se muestran en la tabla 4.6. y en la grafica 4.11.

Tabla 4.6. Resultados de los errores de la red utilizando como entrada las combinaciones de registros obtenidas con la prueba gamma.

Combinación de registros de entrenamiento	ECM para el entrenamiento	ECM para la prueba	Epocas
1	0.051	0.098	1800
2	0.055	0.095	800
3	0.055	0.093	3700

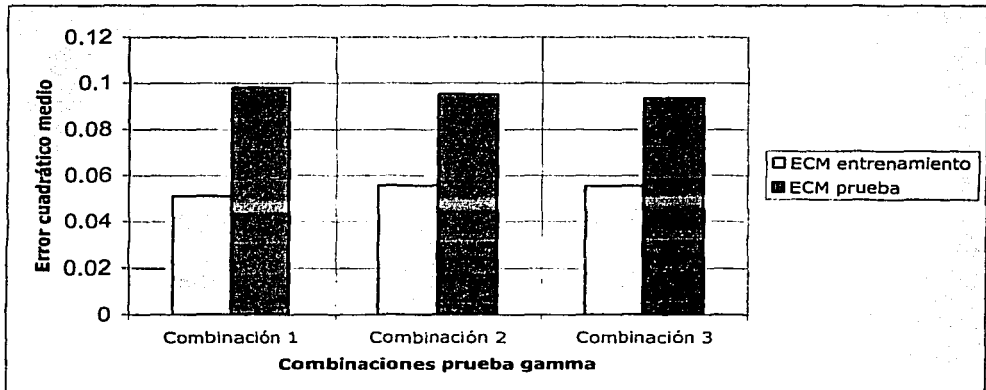


Figura 4.11. Representación grafica de los errores de la red utilizando como entradas las combinaciones de la prueba gamma.

Los errores de entrenamiento y prueba de las tres combinaciones de entradas obtenidas de la prueba gamma no son muy diferentes, usando la combinación número 3 obtenemos el menor error en la prueba y un error muy similar en el entrenamiento se obtiene con las tres combinaciones, por esta razón escogimos la combinación número 3 como el mejor resultado de las redes que podemos obtener usando la prueba gamma para determinar los registros de entrada.

4.2.3 Archivo de salida

4.2.3.1 Denormalización

La mejor red para determinar la permeabilidad fue la entrenada con los registros RG, HMRS y DPHI, la salida de la red es un archivo en el que se encuentra la curva de permeabilidad proveniente del registro RMN y la curva de permeabilidad calculada por la red en el pozo de prueba (B), pero como los valores de permeabilidad en el archivo de entrada fueron normalizados, en el archivo de salida también vienen normalizados por lo que es necesario denormalizar estos valores para poder graficarlos y compararlos con las unidades de permeabilidad (MD). Para la denormalización utilizamos la ecuación (3.14). La comparación entre el registro RMN y la respuesta de la red utilizando la combinación RG, HMRS y DPHI en el pozo de prueba se muestra en la figura 4.12.

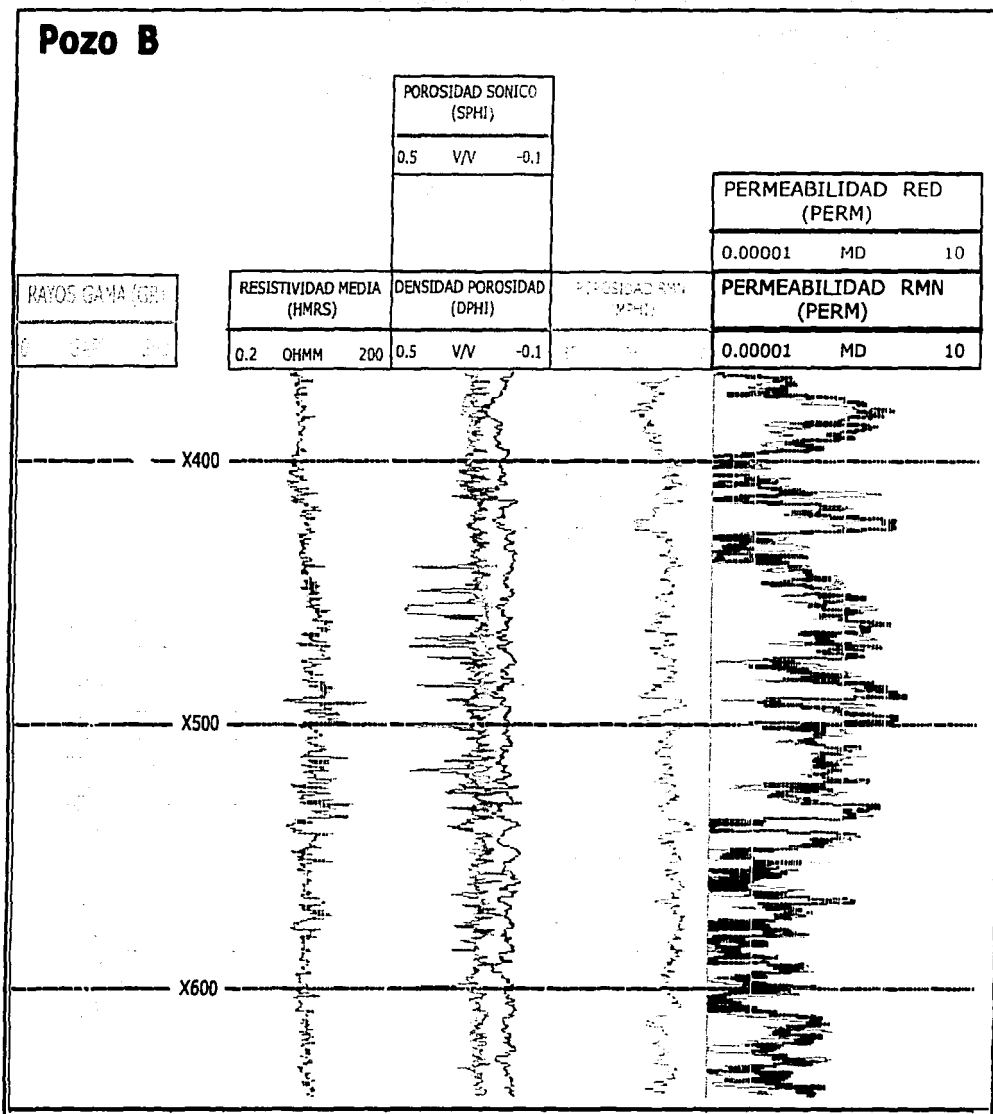


Figura 4.12. Comparación de la curva de permeabilidad del registro RMN y la curva generada con la red.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

4.3 Predicción de permeabilidad utilizando la red entrenada.

Como podemos observar en la figura 4.12 la red entrenada con los registros RG, HMRS y DPHI tiene un buen funcionamiento en el pozo de prueba, si bien la curva generada por la red no es idéntica a la curva obtenida con el registro RMN, sí es una muy buena aproximación. De esta manera, determinamos que la red trabaja correctamente y puede ser utilizada para predecir la curva de permeabilidad que se obtendría de correr el registro RMN en intervalos o en pozos en los que no se tenga.

Una vez que se probó el funcionamiento debemos salvar la red en un archivo para conservar su configuración, los pesos sinápticos de las conexiones, la tasa de aprendizaje, etc. Para poder utilizar la red es necesario que el intervalo o el pozo en el que se quiere predecir la permeabilidad cuente con los registros con los que fue entrenada, lo cual es el caso del pozo C que cuenta con información de los registros RG, HMRS, DPHI, NPFI y SPFI. Como en el entrenamiento de esta red en específico únicamente usamos los registros RG, HMRS y DPHI, creamos un archivo de validación con estos mismos registros en el pozo C. Usando el archivo de validación como entrada en la red obtenemos como salida la curva de permeabilidad que se muestra en la figura 4.13. Debido a que en este pozo no se tiene el registro RMN, para evaluar la capacidad de la red neuronal de producir salidas aceptables para entradas no presentadas durante el entrenamiento utilizamos la información de permeabilidad de núcleos que tenemos en este pozo. Las 70 muestras de núcleos del pozo C, se concentran en los intervalos (X310 - X320) y (X400 - X410) estos intervalos están señalados con óvalos en la figura 4.13. Las gráficas de

comparación entre la curva de permeabilidad y la permeabilidad obtenida en los núcleos se muestran en las figuras 4.14 y 4.15 para el intervalo 1 y 2, respectivamente.

Al intentar comparar la información de registros geofísicos con la información de núcleos, se presentan algunos problemas como:

- La escala espacial de las mediciones obtenidas con los registros no es equivalente a las mediciones de obtenidas en los núcleos. Los registros representa un promedio espacial mayor que los datos de núcleos. La permeabilidad medida en los núcleos es representativa únicamente de una pequeña masa de roca, mientras que las medidas de los registros son el resultado de las propiedades petrofísicas dentro de un radio de centímetros o metros, dependiendo de las herramientas que se utilicen. Las heterogeneidades que presentan los valores de permeabilidad de diferentes muestras de núcleos en un intervalo de pocos centímetros no puede ser resuelta con los registros.

- Debido a las heterogeneidades y a la naturaleza anisótropa de la permeabilidad en la mayoría de las rocas, es difícil definir el valor de permeabilidad de un volumen de roca usando cálculos numéricos. Debemos pensar que los valores obtenidos con métodos numéricos sólo representan una estimación de permeabilidad sobre intervalos pequeños.

Pozo C

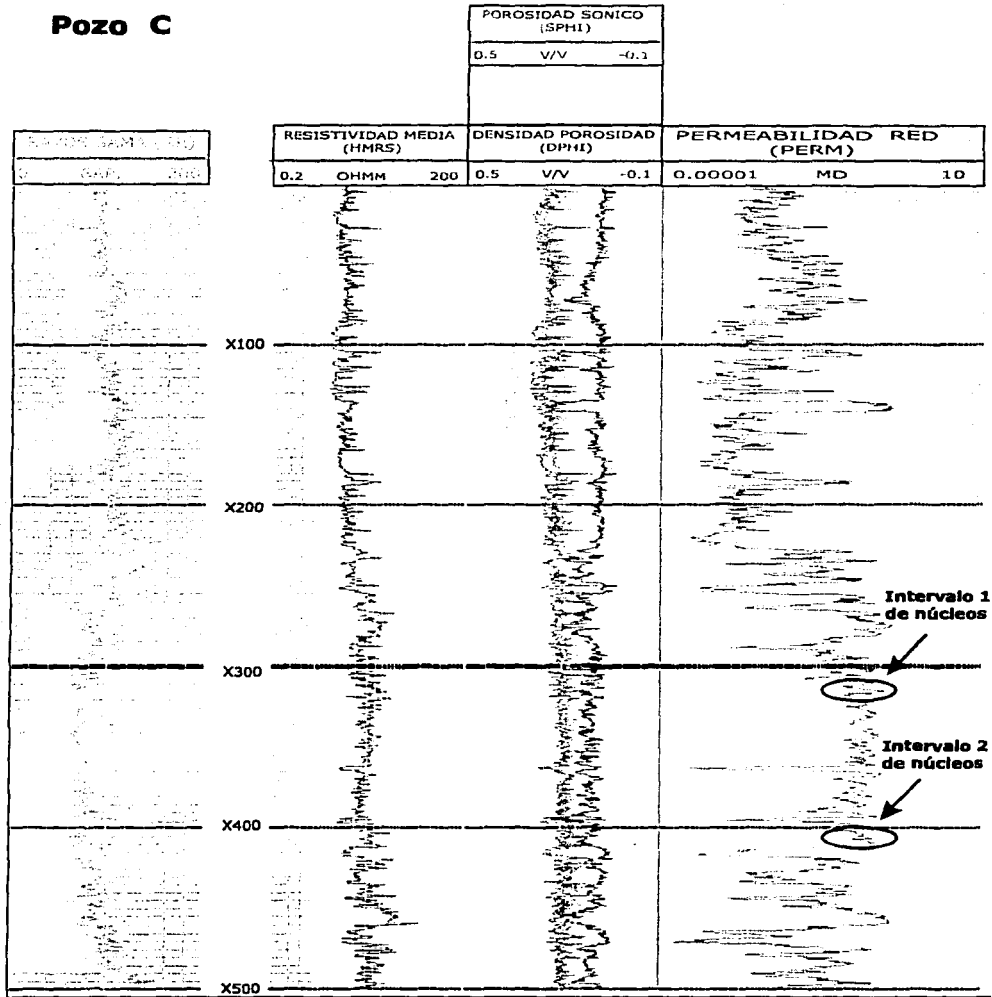


Figura 4.13. Predicción de la curva de permeabilidad usando la red entrenada con los registros RG, HMRS y DPHI.

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

De acuerdo con los puntos mencionados anteriormente, observamos en las figuras 4.14 y 4.15 que la curva de permeabilidad generada por la red no se aproxima a todos los valores de permeabilidad de los núcleos, sin embargo consideramos que tiene un buen funcionamiento ya que en los dos intervalos sigue la tendencia de los valores de permeabilidad de los núcleos y pasa exactamente por algunos de ellos.

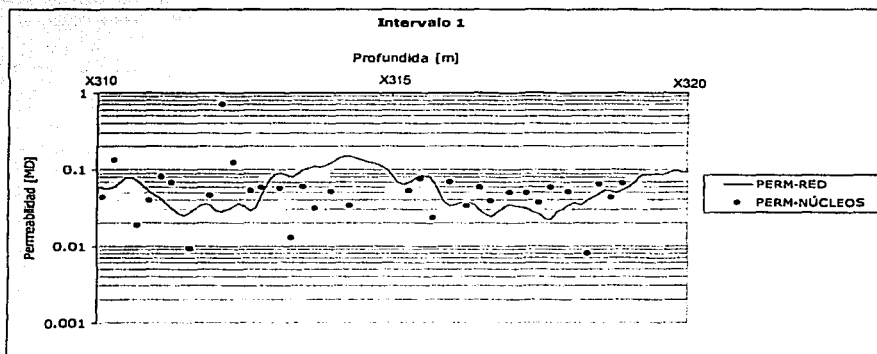


Figura 4.14. Comparación entre la curva de permeabilidad obtenida con la red y la permeabilidad de los núcleos en el intervalo 1.

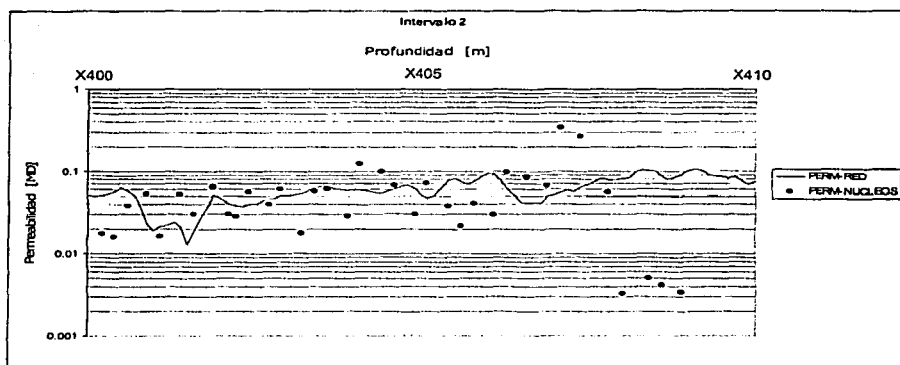


Figura 4.15. Comparación entre la curva de permeabilidad obtenida con la red y la permeabilidad de los núcleos en el intervalo 2.

Capítulo 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En esta tesis presentamos una técnica de predicción de permeabilidad aplicando redes neuronales con base en la información de registros de RMN y registros convencionales. Aplicamos esta técnica en un campo de estudio y comparamos la respuesta de permeabilidad obtenida con la red contra la curva de permeabilidad del registro de RMN en un pozo de prueba y contra los valores de permeabilidad de núcleos en un pozo de validación. Los resultados obtenidos en este estudio muestran que las redes neuronales nos permiten predecir con buena exactitud la curva de permeabilidad que se obtendría de correr el registro de RMN en intervalos y en pozos en los que no se tiene. La exactitud con la que las redes son capaces de determinar la curva de permeabilidad representa un beneficio económico considerable tomando en cuenta el alto costo que implica tomar el registro de RMN. Además de que en algunos pozos no es posible adquirirlo.

En el campo de estudio la aplicación de las redes para interpolar la permeabilidad adquiere mayor importancia si tomamos en cuenta que muchos pozos de este campo son viejos, están entubados y algunos incluso están taponados, por lo que es imposible adquirir registros nuevos en ellos. Afortunadamente, de muchos de estos pozos, se conserva la información de los registros de rayos gama, registros de resistividad y otros. Con los resultados obtenidos con las redes usando las diferentes combinaciones de registros sabemos

que no es necesario tener una gran cantidad de éstos para poder entrenar redes en pozos que tengan información del registro RMN y predecir la curva de permeabilidad en pozos en los cuales no se tiene información de este parámetro.

De todas las combinaciones de registros utilizadas en el entrenamiento de la red la mejor combinación fue la generada con los registros GR, HMRS y DPHI. Lo cual es congruente con los resultados obtenidos del análisis de correlación que muestra que los registros que tienen mayor relación con la permeabilidad es el registro DPHI y en segundo lugar el registro RG. Los resultados satisfactorios de la red en el pozo de prueba son muy interesantes tomando en cuenta que la litología de éste es diferente a la del pozo de entrenamiento, esto indica que la red fue bien entrenada y es capaz de generar salidas correctas con los datos del pozo de prueba, los cuales no le fueron utilizados en el entrenamiento.

La comparación entre la permeabilidad de los núcleos y la permeabilidad obtenida con la red nos indica que debido a la diferencia de escalas entre los registros y los núcleos, la aproximación entre la curva y los puntos no es muy exacta ya que los registros no son capaces de determinar las variaciones de permeabilidad en intervalos de centímetros. Aun así, la diferencia de valores entre la curva y los núcleos no es muy grande y en general no es mayor a un ciclo logarítmico. Tomando en cuenta que no podemos saber la permeabilidad exacta de las rocas en las condiciones reales del yacimiento, tanto la permeabilidad obtenida en los núcleos como la permeabilidad obtenida con los registros representan aproximaciones de este parámetro.

Las recomendaciones son en el sentido de continuar con las investigaciones de las aplicaciones de las redes neuronales ya que pueden ser usadas en diferentes aplicaciones, como son: la generación de registros sintéticos, la predicción de atributos sísmicos, para el modelado de registros etc.

Es de suma importancia continuar con el estudio del preprocesamiento de los datos para seleccionar las mejores variables para el entrenamiento de las redes, si bien implica un tiempo considerable, si se hace una buena selección de las entradas y se encuentra una configuración apropiada de la red, esto se reflejará notablemente en buenos resultado y a la larga, el tiempo de trabajo será menor.

En lo que se refiere a la determinación de permeabilidad en el Instituto Mexicano del Petróleo, pretendemos continuar entrenando redes con información de más pozos, probaremos el funcionamiento de la redes con diferentes algoritmos de aprendizaje y diferentes configuraciones. Esto permitirá mejorar los resultados así como aplicar la red para predecir permeabilidad en más pozos que no cuenten con el registro RMN.

Bibliografía

- Arpat, B. G. *Prediction of Permeability from Wire-line Logs Using Artificial Neural Networks*. SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in San Antonio, Texas, 5-8 October 1997.
- Aðalbjörn, S., Končar, N., Jones, A. J. *A note on the Gamma test*. Neural Computing Applications, 5:131-133. 1997.
- Balan, B., Mohaghedh, S., Ameri, S. *State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data: Part 1-A Comparative Study, Model Development*. SEP Eastern Regional Conference, September, 1995.
- Bruce, A.G., Wong, P.M., Zhang, Y., Salisch, H.A., Fung, C.C., Gedeon, T.D. *A state-of-the-art review of neural networks for permeability prediction*. APPEA Journal, 40(1), 343-354. 2000.
- Coates, G. R., Dumanoir, J. L. *A new approach to improved log-derived permeability*. THE LOG ANALYST. JANUARY-FEBRUARY, 1974.
- Dewan, T. J., *Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation*, Penn Well Publishing Co., Tulsa, 1983.
- Echanove, E. O. *Boletín de la Asociación Mexicana de Geólogos Petroleros*, Enero-Junio de 1986.
- Gómez Rivero, O. *Registros de Pozos: Parte I. Teoría e Interpretación*, México, 1975.
- Hearst, J. R., Nelson P. H. *Well Logging for Physical Properties*. McGraw Hill Book Company, New York, USA, 1985.



Heaton, N. J., Karmonik, C., Taherian, R., Walter, K., DePavia, L. *Applications of a New-Generation NMR Wireline Logging Tool*. SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in San Antonio, Texas, 29 September-2 October 2002.

Hornik, K. *Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks 4:2*, P. 251-257. 1991.

Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., Katsube, J. *Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field, offshore eastern Canada*. GEOPHYSICS, VOL. 61, No. 2. P. 422-436. MARCH-APRIL 1996.

Hunt, J. M. *Petroleum Geochemistry and Geology*. Second Edition, 1996.

Jennings, W. J. Jr. *How Much Core Sample Variance Should a Well-Log Model Reproduce?*. SPE 38663 Annual Technical Conference and Exhibition held in San Antonio, Texas, 5-8 October 1997.

Kreyszing, E. *Introducción a la Estadística Matemática Principios y Método*. Limusa, 1981.

Levorsen, A. I. *Geología del Petróleo*. Second Edition, Eudeba, 1967.

McGain, W. D. Jr. *The Properties of Petroleum Fluids, Second Edition*. Penn Well Publishing Co, Tulsa, 1990.

Mohaghedh, S., Balan, B., Ameri, S. *State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data: Part 2 Verifiable, Accurate Permeability Predictions, the Touch-Stone of All Models*. SEP Eastern Regional Conference, September, 1995.

PEMEX, Exploración y Producción. *Las reservas de hidrocarburos de México. Volumen II Los principales campos de petróleo y gas de México*. 1999.

Peña, D. *Análisis de Datos Multivariante*. McHill, 2002.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

- Simon, H. *Neural Networks a Comprehensive Foundation*. Hamilton, Ontario, Canada, 1994.
- Skalinski, T. M., Sullivan, J. M. *Application of Improved Method for Permeability Estimation in Complex Lithology Reservoirs*. SPWLA 42nd Annual Logging Symposium, June 17-20, 2001.
- Tamhane, D., Wong P. M., Aminzadeh, F., Nikraves, M. *Soft Computing for Intelligent Reservoir Characterization*. SEP Asia Pacific Conference, Japan, 2000.
- Tixier, P. M. *Evaluation of Permeability From Electric-Log Resistivity Gradients*. THE OIL AND GAS JOURNAL. June 16, 1949.
- Usman, A., Crary S. F., Coates, G. R. *Permeability Estimation: The Various Sources and Their Interrrelationships*. SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in San Antonio, Oct. 8- 11, 1989.
- Van der Baan, M., Jutten, C. *Neural networks in geophysical applications*. GEOPHYSICS, VOL 65, No 4. P. 1032-1047. JULY-AUGUST 2000.
- Wong, M. P. *Permeability prediction from well logs using an improved windowing technique*. Journal of Petroleum, Vol. 22(2), P. 215-226, April 1999.
- Wong, P.M., Henderson, D.J., Brooks, L.J. *Permeability determination using neural networks in the Ravva Field, offshore India*. SPE Reservoir Evaluation and Engineering, 1(2), P. 99-104, 1998.
- Wong, P.M., Taggart, I.J., Gedeon, T.D. *Use of neural network methods to predict porosity and permeability of a petroleum reservoir*. AI Applications, 9(2), P. 27-37. 1995.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN