



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE  
MÉXICO

---

---

INSTITUTO DE GEOFISICA

POSGRADO EN CIENCIAS DE LA TIERRA

**“MAPAS DE PREDICCIÓN DE POROSIDAD  
EN EL CAMPO EBANO – PANUCO, MÉXICO,  
POR MEDIO DE MULTIATRIBUTOS SISMICOS  
Y REDES NEURONALES”**

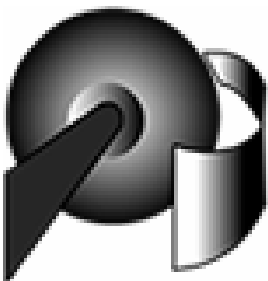
**T E S I S**

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

**MAESTRO EN CIENCIAS**

**P R E S E N T A:**

**ROBERTO RODRÍGUEZ SANDOVAL**





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.

*Por El se hizo todo  
Y nada se hizo sin El*

*Juan 1 :4*

*Reconozco que lo puedes todo,  
y que eres capaz de realizar  
todos tus proyectos*

*Job 42:2*

*Antes que nada y que nadie dedico este trabajo y doy gracias a Dios por permitirme, culminar este sueño llamado Maestría., En el cual viví momentos inolvidables tantos buenos como malos, pero te doy gracias Señor porque siempre me proporcionas la sabiduría y paciencia suficientes para llegar al fin de todos mis proyectos.*

*Gracias por haberme rodeado de las personas más increíbles que pudieron llegar a existir para mí y a quienes dedico este trabajo. Mi Mamá, la persona que me dio la vida, cariño y me inculco el hábito del estudio en todas sus formas. Mi Papá, por quien conocí un universo llamado Geofísica. Mi hermano Albino, quien me ha enseñado a ser responsable en el ámbito profesional y personal. Mi hermana Ana, que nunca deja que se me olvide que a parte de la escuela y el trabajo existe un mundo paralelo del cual debemos disfrutar y divertirnos. Mi hermanita Silvia, que con su ejemplo me muestra que se puede ser bueno en todo lo que nos proponemos. Gracias Dios por haberme dejado ser parte de esta familia tan increíble.*

*Este esfuerzo también esta dedicado a la persona que siempre estuvo conmigo desde el principio, pero más en especial en la última etapa de este sueño. Llego cuando pensaba que ya no podía más, y me iluminó con su luz interior, para después enseñarme la verdadera esencia del Amor. No pasa un solo día sin que la admire y la ame más. Mil gracias Mi Niña Bonita, mil gracias Mony. Siempre vas a estar conmigo porque ya eres parte de mí.*

*Roberto*

## *Agradecimientos*

*Todo mi agradecimiento por siempre a la Universidad Nacional Autónoma de México, mi alma mater. Al Posgrado en Ciencias de la Tierra de la UNAM por brindarme nuevos conocimientos y experiencias para mi formación científica y personal.*

*Al Dr. Luis Cuahutemoc Ramírez Cruz, por haber dirigido esta tesis. Así como al Instituto de Geofísica de la UNAM y al Dr. Jaime Urrutia por todas las facilidades brindadas en la elaboración de esta trabajo.*

*A la Dra. Alejandra Arciniega, Dra. Katya Rodríguez, Dr. William Bandy y Dr. Rene Chávez, por todas sus aportaciones y recomendaciones en la realización de este proyecto.*

*A todos mis amigos y compañeros de maestría: Rosa, Elia, Jorge, Javier, Gabriel, Paco, Beto, Azucena. Keren, tenemos varios viajes todavía pendiente eh!. Ara, mil gracias por toda tu ayuda en el posgrado y fuera de él, aunque algunas veces te enojabas, pero gracias a eso tuve la oportunidad de conocer a la persona más maravillosa del mundo "Mónica". Mony también te agradezco todo el tiempo que me haz brindado y ayudado.*

*En la etapa actual de mi vida, agradezco a la compañía CMG, por ayudarme a culminar este proyecto. Y a los nuevos amigos y compañeros que han hecho agradable esta nueva aventura: Olimpia, Gris, Manuel, Fernando, Yadira, Alonso.*

*Y a una persona muy pero muy especial, quien estuvo toda la maestría e incluso en estos momentos conmigo, por azares del destino. Zmaltzin Paola, sabes que gran parte de esto fue gracias a ti, gracias por todo y sabes que los dos contamos con nuestra ayuda mutua siempre e incondicional.*

*"Sin embargo, si me esforzaba como lo había hecho, tal vez un día conseguiría entender que las personas llegan siempre a la hora exacta a los lugares donde las están esperando". Paulo Coelho*

*"No solo no hubiera sido nada sin toda la gente que estuvo a mi alrededor desde el comienzo. Algunos siguen hasta hoy"  
"Gracias Totales"*

*Gustavo Cerati*

*“Canto bajo relieves,  
Madre Tierra sigo tu voz”*

*G. Cerati.*

*“Pero era inútil salvar al mundo;  
aun no había conseguido ni  
siquiera salvarme a mi mismo”*

*Paulo Coelho*

*Feliz el hombre que ha hallado  
la sabiduría, dichoso el que adquiere  
la inteligencia. Mejor es poseerla  
que tener plata; el oro no procura  
tantos beneficios. No existe perla  
mas preciosa y nada de lo que codicias  
se le puede comparar.*

*Proverbios 3:13-15*



---

<b>RESUMEN.....</b>	<b>1</b>
<b>1.- INTRODUCCION.....</b>	<b>2</b>
1.1 OBJETIVOS.....	6
<b>2.- ANTECEDENTES.....</b>	<b>7</b>
2.1 LOCALIZACION DEL CAMPO.....	7
2.2 ESTRATIGRAFIA.....	8
2.3 CARACTERISTICAS ESTRUCTURALES.....	13
<b>3.- METODOLOGIA.....</b>	<b>14</b>
3.1 ATRIBUTOS SISMICOS.....	14
<b>3.2 ANALISIS MULTIATRIBUTOS.....</b>	<b>17</b>
3.3 DISEÑO DE OPERADORES DE PREDICCIÓN.....	19
3.3.1 SELECCIÓN DE ATRIBUTOS SISMICOS.....	19
3.3.2 ENTRENAMIENTO.....	20
3.3.3 VALIDACION.....	21
3.3.4 REGRESIONES LINEALES.....	23
3.3.5 REGRESION LINEAL SENCILLA.....	23
3.3.6 REGRESION LINEAL MULTIPLE.....	24
3.3.7 REGRESION LINEAL MULTIATRIBUTOS.....	26
<b>3.4 REDES NEURONALES.....</b>	<b>28</b>
3.4.1 MODELO DE UNA NEURONA.....	30
3.4.2 REDES NEURONALES MULTICAPAS.....	31
3.4.3 RED NEURONAL PROBABILISTICA.....	34
3.4.4 PROCESO DE ENTRENAMIENTO.....	36
3.5 APLICACIÓN DE LOS OPERADORES DE PREDICCIÓN.....	37



---

<b>4.- PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE DATOS.....</b>	<b>38</b>
4.1 ANALISIS CON MULTIATRIBUTOS.....	45
4.2 ANALISIS CON REDES NEURONALES.....	52
<b>5.- RESULTADOS E INTERPRETACION.....</b>	<b>55</b>
<b>6.- DISCUSION.....</b>	<b>65</b>
<b>7.- CONCLUSIONES.....</b>	<b>68</b>
<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>70</b>
<b>APENDICES.....</b>	<b>79</b>





En este trabajo se presenta un estudio del método de *transformadas multiatributo* para estimar mapas de propiedades petrofísicas tales como la porosidad, usando datos reales. El análisis se realizó con datos sísmicos y de pozos proporcionados por PEMEX. Se utilizaron transformadas lineales y no lineales entre un grupo de valores de atributos sísmicos (envolvente de amplitud, frecuencia instantánea, tiempo, rango de frecuencia, polaridad aparente) y de registros de pozo (porosidad neutrón, sónico y densidad).

El grupo de atributos se determinó por un proceso de regresión lineal multivariada. La transformada multi-atributo lineal, se obtuvo de derivar por mínimos cuadrados los pesos que mejor ajustaron con la propiedad objetivo y los atributos sísmicos.

En el modo no-lineal, se entrenó una Red Neuronal, considerando como los pesos de entrada a los atributos sísmicos seleccionados en la etapa de regresión multivariada. Se utilizó para esta evaluación una red Probabilística (PNN), de una capa y como función de excitación una función logística. La confiabilidad de la transformada se evaluó a través de un proceso de crossvalidación.

En ambos métodos (transformadas multiatributos y redes neuronales) se hicieron varias iteraciones, hasta encontrar los resultados más óptimos. En el caso de Redes Neuronales, se trabajó también con redes Multi-Capas de retro-propagación (MLFN) con las cuales encontramos buenos resultados, pero en esta ocasión la Red Probabilística superó la calidad de los resultados calculados por la anterior. El poder de predicción aumentó desde la regresión simple de atributo, hasta la predicción no-lineal de la red neuronal, siendo esta última la técnica que mejor estimó las propiedades requeridas, basándonos en la correlación de 0.983 generada en los registros de propiedades predichos.

La transformada obtenida se aplicó al volumen sísmico 3D del área, se generaron pseudovolúmenes de porosidad neutrón con los cuales se calcularon mapas en un horizonte predeterminado por el análisis de interpretación. Estos mapas muestran tendencias de altas porosidades (30%) asociadas con posibles inflexiones geológicas reportadas en estudios geológicos realizados en la zona, en donde por ende se generó porosidad secundaria, características de la zona.



## 1.- INTRODUCCIÓN

---

El análisis de multiatributos y redes neuronales es un tema interesante, del cual, se han escrito varias aplicaciones dentro del campo de la exploración de hidrocarburos. Este proyecto se basa en datos sísmicos obtenidos en la región de Eban-Pánuco, en los estados de Tamaulipas, Veracruz y San Luis Potosí México, en donde se presenta un modelo tanto de las condiciones estructurales como de la localización de la acumulación de hidrocarburos representada por las características petrofísicas del subsuelo.

El objetivo de la exploración sísmica consiste en obtener información acerca de las rocas, especialmente de las posiciones de las capas, a partir de los tiempos de llegada observados y hasta cierto límite, así como de las variaciones en la amplitud, frecuencia y forma de onda.

Mediante el método de exploración sísmológica obtenemos datos que apoyados con otros métodos y mediciones geofísicas, obtenidas de pozos de sondeo, proporciona de manera general una información completa sobre la estructura y distribución de las unidades geológicas del subsuelo, así como también de su posible composición. Lo común es que, la exploración sísmica sea parte de una operación comercial y por tanto la economía es un aspecto que siempre está presente. Los métodos sísmicos, por si solos, son de gran ayuda para determinar muchos de los aspectos que hacen redituable la operación, y aunque se complementen con otros datos, raras veces resulta evidente una interpretación única.

La importancia del trabajo sísmico en la exploración petrolera se hace evidente por su extensa aplicación. Casi todas las empresas petroleras confían en la interpretación sísmica para seleccionar los sitios donde se perforarán los pozos petroleros de exploración. El método sísmico tiene como resultado el levantamiento de la estructura geológica directamente (Pennington, 2001).

Como una necesidad de tener una seguridad mas de encontrar hidrocarburos en las perforaciones se han desarrollado nuevas técnicas de procesamiento para la localización de nuevas zonas con potencial petrolero, por lo cual, herramientas nuevas se desarrollan cada día. El procesado especial se ha vuelto indispensable



## INTRODUCCIÓN

---

hoy día para los intérpretes de datos sísmicos petroleros ya que con ellos se tiene una mayor confianza para tomar la decisión de las perforaciones, he ahí el interés por los dos métodos aplicados en este proyecto (Pennington, 1997).

El interés de los geólogos, geofísicos e ingenieros en las geociencias se ha visto involucrado en estos últimos años con desarrollos convencionales y no convencionales de interpretación y procesamiento (Heggland et al., 1999a; 1999b; 2000; Sun et al., 2000).

El análisis de los atributos sísmicos y de la nueva técnica de redes neuronales (Fogg, et al., 2000), son una importante ayuda para los intérpretes de secciones sísmicas hoy en día, con estos análisis se puede visualizar con mas detalle las zonas estudiadas y por lo tanto tener mas evidencias de áreas con interés petrolero en las secciones sismoestratigráficas.

Además de los atributos sísmicos, podemos mencionar que en los últimos años han surgido técnicas de gran interés en el campo de la interpretación geofísica. Este es el caso de la inteligencia artificial, la cual ha sido definida como la forma de diseñar procesos que exhiben características que comúnmente se asocian con el comportamiento humano inteligente (García Martínez, 1997, García-Martínez & Borrajo, 2000). Sus enfoques abordan el modelado, con base en distintas arquitecturas, de distintos procesos propios del pensamiento humano tales como: la toma de decisiones, el razonamiento o el aprendizaje. Una de las arquitecturas que ha surgido para emular el comportamiento del aprendizaje es la red neuronal, que toma como modelo el cerebro humano (Rich y Knight, 1991).

Últimamente, se ha aplicado exitosamente la Teoría de la Información (TI), a sistemas de los cuales se tiene un conocimiento incompleto. Esta teoría ha resultado ser útil en gran cantidad de campos del saber, que incluyen: la genética, la informática, y la física teórica y aplicada.

La compleja operación de las redes neuronales es el resultado de abundantes lazos de realimentación junto con no linealidades de los elementos de proceso y cambios adaptativos de sus parámetros, que pueden definir incluso fenómenos dinámicos muy complicados (Hilera & Martínez, 2000).



## INTRODUCCIÓN

---

En la actualidad se utilizan herramientas de correlación matemática a los efectos de poder encontrar un patrón que permita generalizar el comportamiento de los perfiles medidos en pozos (por ejemplo Rayos Gamma, Sónico, Impedancia Acústica, Perfiles Resistivos, Potencial Espontáneo, Porosidad, Densidad, etc.).

Hasta el momento los sistemas desarrollados a este efecto consideran correlaciones lineales, ajustes según funciones conocidas, métodos geoestadísticos o bien utilizando algoritmos de redes neuronales (Deutsch & Journel, 1992; An & Moon, 1993; Johnston, 1993; Wang & Huang, 1993; Ping, 1994; Cai, 1994; Huang & Williamson, 1994; Zhang et al., 1995a; 1995b).

El problema fundamental es la diferencia en el contenido en frecuencia entre el dato de pozo y el dato sísmico. Como es sabido, el contenido en frecuencia del dato sísmico es considerablemente menor al del dato de pozo, dicho en otras palabras, el dato de pozo tiene más resolución vertical que el dato sísmico. Esto se hace evidente al momento de comparar, para dos tiempos de una traza/sección sísmica, las amplitudes correspondientes al perfil del pozo con las amplitudes del atributo sísmico. En este contexto podría ocurrir que, a una misma amplitud del dato sísmico le correspondan dos diferentes amplitudes del dato de pozo.

En esta tesis se abordará la solución de este problema mediante la incorporación de atributos sísmicos provenientes de distintas operaciones de la traza sísmica. Utilizando cada uno de los atributos sísmicos incorporados en la red neuronal se reducirá la incertidumbre mencionada. La elección de los atributos depende en gran medida del contexto geológico y de las pruebas realizadas. Algunos de estos atributos son: frecuencia instantánea, fase instantánea, amplitud, derivada primera e impedancia acústica, entre otros. Estos atributos y los perfiles de pozo alimentan la red neuronal a los efectos del entrenamiento de la misma y posterior cálculo de los pseudo-perfiles en los puntos no perfilados, encontrándose así lo buscado, es decir las anomalías de porosidad.

Para poder incorporar este conjunto de atributos sísmicos, se debió interpretar uno o más horizontes sísmicos. Cada uno en la zona donde deseamos obtener el valor del perfil buscado. De esta manera se extrae el valor del atributo sobre el horizonte mencionado (amplitud, fase instantánea, frecuencia instantánea, etc.) (De Rooji, & Tingdahl, 2002). Estos atributos mas los perfiles de pozo involucrados serán los datos que alimenten a la



## INTRODUCCIÓN

---

red neuronal a los efectos del cálculo del perfil deseado; en el contexto de redes neuronales a esto se denomina modelo inicial.

En esta tesis se propone un método original que permita establecer el mejor tratamiento de los atributos de la traza sísmica y de los perfiles del pozo registrados y lograr una estimación de cual sería el perfil de pozo que corresponde a cada traza (pseudo-perfil) en la zona comprendida por la interpretación sísmica.

La importancia de este trabajo desde el punto de vista Geofísico radica en lograr obtener a través del dato sísmico y del dato de pozo, uno o varios mapas de la distribución del área de los perfiles deseados. Por cada traza sísmica, se obtendría un pseudo-valor del perfil de pozo asociado al horizonte interpretado. Esto permitiría observar como cambian en el área las propiedades del o los perfiles calculados, identificándose zonas tentadoras para futuras localizaciones de pozos.



## 1.1- OBJETIVOS

---

Este trabajo tiene como objetivo principal explicar la aplicación del análisis de multiatributos sísmicos en la interpretación de propiedades petrofísicas.

Además del punto anterior se definirá el uso del análisis de las redes neuronales en aplicaciones geofísicas.

Una vez hecho el análisis con ambas metodologías el punto esencial es estimar las propiedades petrofísicas, en este caso la porosidad, empleando la información sísmica y los registros de pozos para así poder delimitar las zonas altamente fracturadas.

Un objetivo mas es la aplicación y el análisis de los resultados de los métodos propuestos para definir la localización y geometría de acumulaciones de hidrocarburos.

Como lo indica el título de la tesis además de explicar la aplicación de ambos métodos el otro objetivo principal es crear mapas del campo petrolero con el análisis de cada metodología.

Una vez generando los mapas, se harán comparaciones en los resultados del mapeo e integrará la información obtenida.

Por último se demostrará que cuando se tienen dos métodos de interpretación para la búsqueda de hidrocarburos como en este caso, los resultados obtenidos tienen mayor sustento y confiabilidad.



## 2.- ANTECEDENTES

---

### 2.1 LOCALIZACION DEL CAMPO

La región de Ebano-Pánuco se encuentra localizada geográficamente entre los 22° y los 22°30' de latitud norte y entre los 98° y los 98°30' longitud oeste de Greenwich; en términos generales puede decirse que comprende una pequeña porción de la parte central de la Planicie Costera del Golfo de México.

La mayor parte del campo se encuentra en el Estado de Veracruz, abarcando las porciones norte y este casi en su totalidad, pues la parte noroeste corresponde al Municipio de Altamira, en el Estado de Tamaulipas. Finalmente, la porción suroccidental, corresponde al Municipio de Tamuín, Estado de San Luís Potosí. En este proyecto el estudio se enfocó en la parte central de la región teniendo como principal interés el poblado de Cacalilao.

La región de Ebano-Pánuco toma este nombre por ser Ebano el lugar donde se localizó el primer pozo productor, no sólo de la región si no de nuestra República, y por ser Pánuco el campo más prolífico de la zona.

La región de Ebano-Pánuco se encuentra ubicada geológicamente, en la porción norte de la Cenobahía de Tampico, Tuxpan y constituye en general la parte central de la Plataforma Tamaulipeca.

Dentro de la descripción del campo se encuentra que los campos petroleros de Ebano-Pánuco se encuentran en una penillanura en la última etapa del ciclo erosivo; sus rasgos morfológicos más notables son unos cuantos levantamientos con sus correspondientes depresiones que reflejan la estructura del subsuelo. Los campos se encuentran en una estructura de anticlinorium, cuyos levantamientos y depresiones disminuyen gradualmente en intensidad hacia el este para formar la planicie del Golfo.

En términos generales, la región puede considerarse morfológicamente como un área plana, pues sólo se encuentran tres prominencias que son cuellos ígenos, que han quedado como remanentes de erosión y que se conocen con los nombres de: Cerro de La Pez, Cerro de Dicha y Cerro de Auza.



### 2.2 ESTRATIGRAFIA

Con respecto a la geología del campo, las unidades estratigráficas más representativas de acuerdo a sus edades son las siguientes.

#### JURASICO

La falta de información de este período geológico impide el poder hacer de él una descripción completa; por tanto da solamente una idea aproximada de sus características litológicas, deducidas de los pozos de la zona que han alcanzado rocas jurásicas.

La parte superior del Jurásico está constituida por una caliza cristalina dura, de color gris, cretosa, ocasionalmente oolítica, obscureciéndose hacia la parte sur del área, para aparecer como una caliza café oscura, con intercalaciones de caliza arcillosa negra lutita calcárea negra.

#### CRETACICO INFERIOR:

El cretácico inferior está representado por la formación Tamaulipas Inferior, la cual se ha identificado como una caliza cretosa, dura de color blanco limpio. Un cambio en las características litológicas, acompañado de la presencia de una caliza glauconítica, indica la base de esta formación y por consiguiente, la proximidad de la cima del Jurásico Superior.

#### HORIZONTE OTATES:

El Horizonte Otates determina la separación estratigráfica entre la formación Tamaulipas Superior y la Tamaulipas Inferior. Este horizonte está constituido por lutitas negras bituminíticas, con intercalaciones de caliza dura de color café muy oscuro a negro; su espesor varía entre los nueve y quince metros.

#### CRETACICO MEDIO:

El cretácico Medio está representado por la parte superior de la formación Tamaulipas. Esta formación, tanto en los afloramientos como en las muestras





## ANTECEDENTES

---

litológicas obtenidas de pozos, está constituida por capas gruesas de caliza dura, de color blanco, presentándose principalmente en su base con abundante pedernal gris ahumado y escasas intercalaciones de lutita negra.

La cima de la formación Tamaulipas se determina con relativa facilidad, en primer lugar por la aparición de los horizontes de lutita negra ("Calizas Negras"), de lutita bentonítica verde esmeralda que son características de la base de la formación Agua Nueva, de las cuales se hablará al tratar de esta formación; por otra parte la determinación del contacto Agua Nueva-Tamaulipas resulta fácil por ser muy marcado el cambio litológico, tanto en textura como en coloración; la aparición del pedernal es también un buen índice, quizá mejor que las anteriores, pues cuando la caliza aparece manchada por impregnación de aceite, puede crear un factor de confusión.

La formación Tamaulipas Superior tiene un espesor promedio de 140 metros.

### CRETÁCICO SUPERIOR.

El Cretácico Superior comprende las formaciones: Méndez, San Felipe y Agua Nueva. Su importancia desde el punto de vista de la industria petrolera es muy grande, pues basta tener en cuenta que de él se deriva la mayor parte de la producción de los campos de Ebano-Pánuco.

### FORMACION AGUA NUEVA.

La cima de la formación Agua Nueva se determina con la aparición de la primera capa de lutita negra laminada, que es característica de esta formación.

Litológicamente, la formación Agua Nueva se encuentra constituida por una serie de calizas, generalmente arcillosas, de color gris, con intercalaciones de lutita negra laminada, muy compacta, a la cual se ha dado el nombre de "Horizonte de las Calizas Negras"; bajo este horizonte, en el contacto con la formación Tamaulipas, aparece una capa de lutita bentonítica de color verde esmeralda, que es un índice bastante seguro y constante para determinar el contacto entre las formaciones Agua Nueva y Tamaulipas.



## ANTECEDENTES

---

### FORMACION SAN FELIPE:

La formación San Felipe, de acuerdo con sus características litológicas se divide en dos miembros: San Felipe Superior, que está constituido por una serie de calizas grises, duras, con intercalaciones de lutitas margas; San Felipe Inferior, que está constituido por la "Serie de las Calizas Verdes", nombre con el que se le conoce generalmente. Es probable que la formación San Felipe Inferior deba su coloración a la disolución de ceniza volcánica, que en la época de la depositación debe haber fungido como colorante. De dicha ceniza volcánica se tienen muestras más o menos abundantes.

### FORMACIÓN MÉNDEZ

La formación Méndez se encuentra constituida litológicamente por una serie de lutitas calcáreas margas semiduras a duras respectivamente, de una coloración café rojizo en su cima, y gris a gris verdoso en el resto de la formación. En su parte inferior, la formación Méndez está constituida por lutitas calcáreas margas con intercalaciones de caliza; se observa por tanto, un incremento gradual en el contenido de carbonato de calcio, de la cima a la base de la formación, para encontrar lechos de caliza más o menos pura en la formación San Felipe.

Debido a que es una zona transicional, la determinación del contacto Méndez-San Felipe no es fácil, tomándose en general esta cima como la aparición de un mayor porcentaje de calizas puras con respecto a lutitas y margas, dado que la formación está constituida por calizas duras con intercalaciones de margas y lutitas; en algunas regiones puede tomarse como índice para la determinación de la cima de la formación San Felipe, la presencia de una marga verde claro que obviamente aparece en la base de la formación Méndez.



## ANTECEDENTES

### FORMACIÓN VELASCO.

La formación Velasco alcanza su máximo espesor en la porción sur-occidental de los campos de Ebano-Pánuco, siendo éste del orden de los 240 metros, para ir disminuyendo hacia el norte, hasta dejar al descubierto a la formación Méndez; un espesor promedio de 100 metros puede asignársele.

Litológicamente, la formación Velasco está constituida por lutitas puras, suaves y plásticas, de color gris, ocasionalmente con intercalaciones de bentonita.

Un modelo geológico que bosqueja un tanto de forma general la geología del área del campo en estudio se muestra en la figura 2.1, en donde se presenta una sección geológica con dirección W-E, y se presentan las formaciones de mayor interés en este proyecto, además de algunos rasgos estructurales como fallas y fracturas en esta zona.

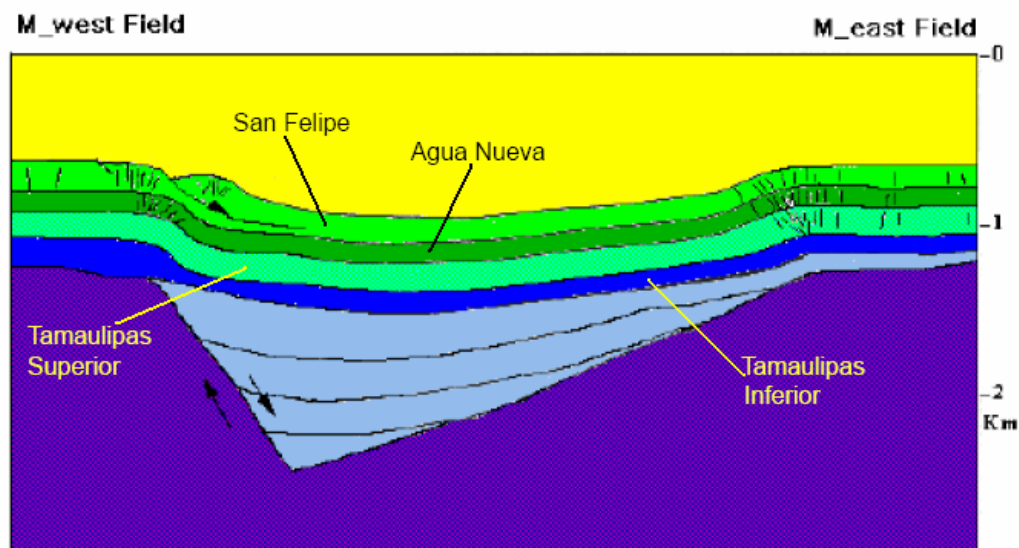


Figura 2. 1 Muestra una sección Geológica de la zona con dirección W-E (Figura modificada de Ramírez, et al., 2005)

Además podemos decir que la relación que existe entre la Sierra de Tamaulipas y los campos de Ebano-Pánuco es muy estrecha, pues dichos campos no son sino la



## ANTECEDENTES

prolongación en el subsuelo de la sierra, como lo prueba el buzamiento general de las formaciones que constituyen el anticlinorium de dicha Sierra.

La formación Tamaulipas toma este nombre por encontrarse aflorando al norte del área en estudio. Precisamente donde se encuentra el anticlinorium de la citada Sierra de Tamaulipas, esta formación buza suavemente hacia el sur, para encontrarse en los campos de Ebano-Pánuco descansando bajo las formaciones del Cretácico Superior, las cuales a su vez subyacen a las del Terciario, cuando estas rocas están presentes.

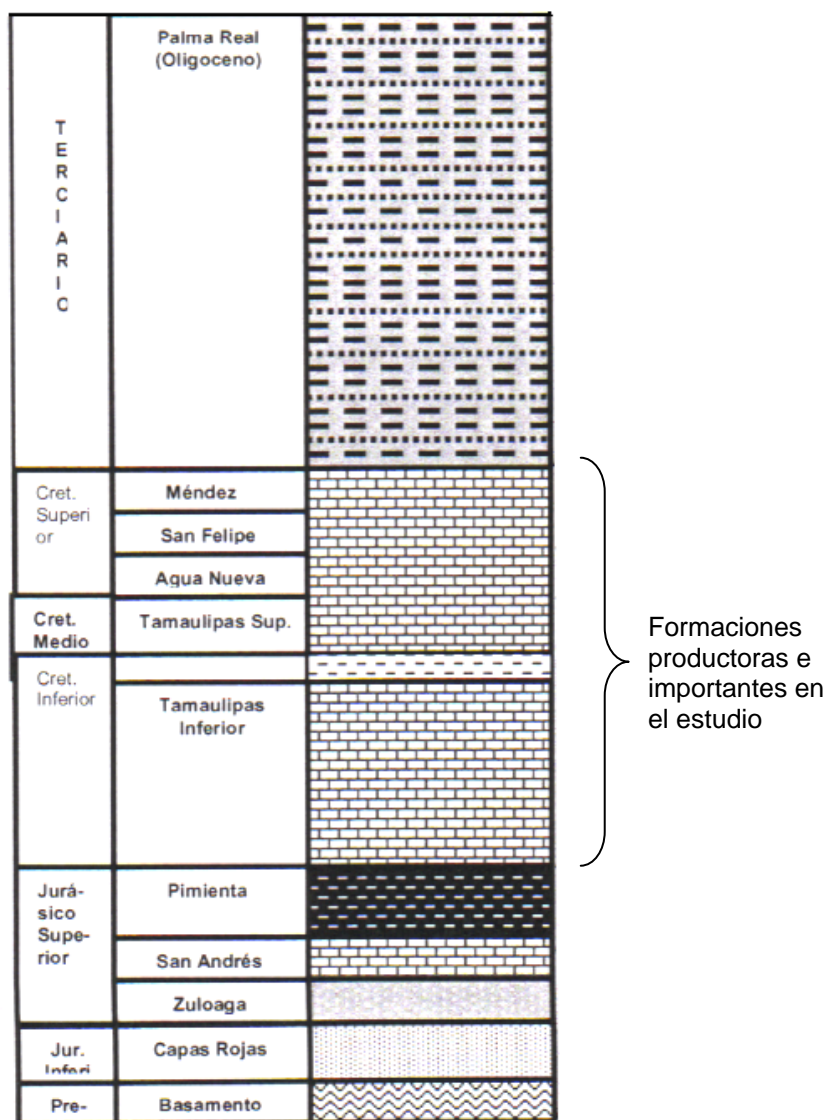


Figura 2.3 Columna estratigráfica del campo Ebano-Panuco



### 2.3 CARACTERISTICAS ESTRUCTURALES

Los campos petroleros de Ebano-Pánuco considerados desde el punto de vista geológico estructural, representan una de las acumulaciones de petróleo más notables del mundo. Por formar parte de un anticlinorium que ha sido el resultado de la combinación de esfuerzos verticales de compresión, se dio lugar a la formación de un sistema de fracturamiento. Esto creó en las rocas almacenantes una porosidad secundaria, dotándolas de las características necesarias de que carecían originalmente para servir de receptáculos.

El Ing. Ezequiel Ordóñez fue uno de los primeros en haber reconocido la importancia de los receptáculos fracturados. Un cuarto de siglo antes que en otras partes del mundo, los campos de Ebano-Pánuco, descubiertos en el año de 1901, ya producían con bastante anterioridad al descubrimiento de otros campos que también producen por zonas fracturadas.

Una de las características principales de los citados campos, es la acumulación de hidrocarburos tanto en altos como en bajos estructurales (siendo más prolífica en los flancos). Por otra parte, la producción no queda confinada a un solo horizonte, sino que se encuentra en rocas tanto del Cretácico Superior (formaciones Méndez, San Felipe, Agua Nueva), como en rocas del Cretácico Medio (formación Tamaulipas Superior) ; aunque actualmente esta última, la Tamaulipas Superior, se encuentra en su mayor parte invadida por agua salada. Cabe además citar, entre las características de estos campos, las intrusiones basálticas asociadas con chapopoterías, como puede observarse en el cerro de La Pez, cerro de Dicha, cerro de Margaritas y cerro de Soledad.

Otra característica notable de estos campos, es el hecho de que por derivarse la producción de fracturas, ésta es inicialmente alta, mientras se agota el aceite acumulado en la fractura, decreciendo después para mantenerse constante, debiéndose esta producción baja pero constante a que la fractura drenará una gran área, compensando de este modo la escasa porosidad y baja permeabilidad de la roca almacenante.



### 3.- METODOLOGIA

---

#### 3.1 ATRIBUTOS SÍSMICOS

El estudio y la interpretación de atributos sísmicos proporcionan información cualitativa de la geometría y de los parámetros físicos de la superficie inferior. Se ha observado que el contenido de la amplitud de los datos sísmicos es el factor principal para la determinación de parámetros físicos, tales como la impedancia, los coeficientes de reflexión, las velocidades, la absorción acústica etc. El componente de la fase es el factor principal en la determinación de la dimensión de una variable de los reflectores, de sus configuraciones geométricas etc. (Hampson, D., et al., 2001, Hart, B., 2002, Chopra, S., Marfurt, O., 2005)

Los atributos sísmicos son valores que se obtienen a partir de los datos sísmicos, luego de manipularlos matemáticamente. Por lo tanto, corresponden a una manera diferente de representar la información sísmica.

Existen dos maneras de generar atributos. La primera consiste en aplicar una transformación, muestra a muestra sobre cada una de las trazas sísmicas, lo que genera los llamados atributos instantáneos; mientras que la segunda forma es calcular el promedio de una operación que se aplica entre dos horizontes sísmicos interpretados. Para fines ilustrativos únicamente se tratarán los primeros.

La transformación necesaria para generar atributos instantáneos se conoce como transformada de Hilbert, la cual genera una traza en el plano de los números imaginarios al rotar la fase de la traza sísmica de campo en 90 grados. Los atributos más comunes de este tipo son *amplitud instantánea o envolvente de amplitud, fase instantánea y frecuencia instantánea*.

El cálculo de atributos basados en la traza sísmica compleja es esencialmente una transformación que separa la amplitud y la información angular (fase y frecuencia) de la señal sísmica. La palabra compleja se refiere a la suposición de que la traza sísmica convencional, adquirida en campo, es la parte real de una función matemática compleja. (La parte imaginaria es la transformada de Hilbert de la parte real).



## METODOLOGIA

---

Por lo tanto, no se crea información estrictamente nueva, sino que se trata de una transformación matemática para expresar los datos de manera alternativa y que en muchos casos permite identificar algunas cualidades ocultas (Taner et al., 1979).

Por otra parte, los atributos sísmicos poseen un comportamiento que responde directamente a los cambios en las propiedades físicas del subsuelo. Lo cual justifica el uso de atributos sísmicos para predecir cuantitativamente dichas propiedades petrofísicas.

Esto se justifica porque, aún cuando la mayoría de los atributos sísmicos carecen de un significado físico conocido, lo cual no implica que no posean uno, existen varios atributos a los que si se les ha podido encontrar una relación, ya sea con la reflectividad sísmica o bien, con la ondícula sísmica que incidió en las diferentes capas del subsuelo.

Por ejemplo, la *amplitud instantánea* es una medida de la energía contenida en las trazas sísmicas en un tiempo dado, lo cual se relaciona directamente con el coeficiente de reflexión. Algunos sinónimos con los que también suele denominarse a este atributo son *magnitud de reflexión* y *envolvente de amplitud*.

Además, las amplitudes instantáneas altas están asociadas con los cambios litológicos más contrastantes, tales como discordancias, cambios en los ambientes de depósito, fallas, etc. así como con acumulaciones de gas, situaciones que, en síntesis, son producidas por contrastes grandes de impedancia.

Del mismo modo, la ocurrencia de los máximos en la amplitud instantánea provee una medida del carácter de la reflexión. Es decir, actúa como indicador de la polaridad del coeficiente de reflexión (Taner et al. 1979).

Asimismo, la *fase instantánea* enfatiza la continuidad de los eventos y ayuda en la interpretación de discontinuidades laterales y fallas. Este atributo es un valor asociado a un punto en el tiempo, lo cual es diferente de la fase en función de la frecuencia tal y como se observa en el análisis de Fourier.



## METODOLOGIA

---

De igual forma, la *frecuencia Instantánea* también está asociada a un punto en el tiempo. Además, ya que la mayoría de los eventos de reflexión están asociados con la superposición de reflexiones individuales provenientes de un número de reflectores cercanamente espaciados, dicha superposición puede producir un patrón de frecuencia característico de la reflexión compuesta (Taner 2000).

El carácter de este último atributo cambia gradualmente a medida que cambia el espesor y la litología de la secuencia de capas que forman un evento de reflexión. En cambio, las variaciones debidas a las interfaces hidrocarburo-agua, tienden a cambiar drásticamente la *frecuencia instantánea*.

También se observa un desplazamiento hacia las bajas frecuencias en las reflexiones que provienen de reflectores subyacentes a arenas con gas y aceite. Sin embargo, aún no se conoce bien el mecanismo involucrado en estos fenómenos.

Las observaciones anteriores acerca de la relación entre los atributos sísmicos y los cambios petrofísicos en el subsuelo, permiten argumentar a favor de que esta técnica se utilice en realizar pronósticos de propiedades de registros en donde no se cuenta con información de pozos. ( Chen y Sydney, 1997., Brown, A., 1996, 2001)





## 3.2 ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

El objetivo principal del análisis multiatributos es encontrar un operador, lineal o no lineal, que sea capaz de predecir registros de pozos a partir de datos sísmicos vecinos. De hecho, no sólo se selecciona la información sísmica, sino también los atributos sísmicos de los datos (Brown, 2001).

En este sentido se puede decir que el proceso para predecir un volumen de cualquier propiedad geofísica del subsuelo se puede sintetizar en dos procesos básicos, los cuales son:

- 1) Diseño de los operadores de predicción a partir de la información sísmica y de los registros de pozos
- 2) Aplicación de este operador al volumen de datos sísmicos completo

A su vez, el diseño de operadores está compuesto por dos etapas esenciales: el “entrenamiento” de los datos y la “validación” de la predicción.

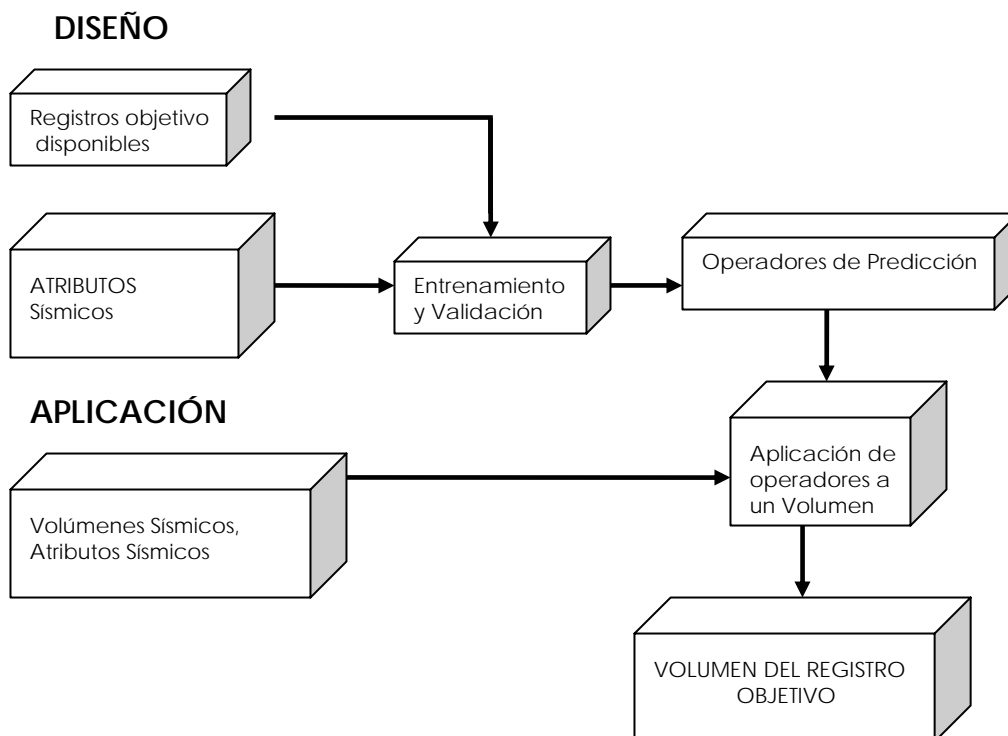


Figura 3.1 La técnica de predicción de propiedades petrofísicas por medio de multiatributos sísmicos consiste de dos etapas: diseño y aplicación de operadores de predicción.



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

Ahondando en la justificación de utilizar atributos sísmicos para predecir propiedades geofísicas, partimos del hecho de que puede existir o no una relación inherente entre sísmica y pozos. Si existe, entonces habrá alguna función que relacione cierta magnitud susceptible de medirse en los datos sísmicos con otra propiedad derivada de los registros de pozo.

Además, ya que estamos realizando una aproximación "guiada" por los datos, cualquier aproximación será necesariamente dependiente de estos. Por tanto, debemos conceder el hecho de que las relaciones varíen de una cuenca a otra e incluso de una capa a otra dentro de una misma cuenca así como por la calidad con que los datos fueron adquiridos y procesados (Shultz et al. 1994 (1)., 1994 (2), 1994 (3)).

En consecuencia, debido a que las relaciones no son tan obvias y además varían de acuerdo con la geología en cuestión y la calidad de los datos, cualquier análisis que combine la información de atributos sísmicos con registros de pozo, para pronosticar cuantitativamente la distribución de propiedades petrofísicas, deberá ser un método que identifique relaciones significativas estadísticamente. Es decir, en vez de intentar obtener una relación funcional a partir de una aproximación a cierta teoría, la función se estima de los datos por sí mismos.

Por esta razón, uno de los objetivos particulares de esta técnica es encontrar alguna función, lineal o no lineal, que pueda convertir un conjunto de M diferentes atributos en la propiedad deseada.

Dicha función puede ser escrita de la siguiente forma:

$$\textit{Propiedad}(t)=f[A_1(t), A_2(t),\dots,A_M(t)];$$

donde  $A_i$  es el atributo sísmico  $i$ -ésimo y  $t$  representa el tiempo.

Si se emplea una regresión lineal múltiple, las constantes o pesos asociados a cada atributo se pueden obtener resolviendo un sistema de ecuaciones sobredeterminado, ya



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

que existen  $N$  ecuaciones para determinar  $M+1$  pesos; donde  $N$  es el número de muestras del registro de pozo y es mayor que  $M$ .

Una segunda alternativa para determinar los pesos es el uso de las llamadas redes neuronales, las cuales son algoritmos ideados para el reconocimiento de patrones y a diferencia de las regresiones lineales producen ajustes no lineales que a menudo modelan los datos con mayor precisión..

La meta, en cualquiera de las dos alternativas anteriores, es optimizar el error entre los registros predichos y los registros de pozo. Esto es, minimizar el error entre lo real y el pronóstico. Con esto se logra cuantificar la confianza que se puede tener en todo un volumen de propiedades petrofísicas.

En suma, el análisis multiatributos representa una forma rápida y de bajo costo para caracterizar estáticamente yacimientos de hidrocarburos. En cambio, el camino largo y costoso consistiría en perforar un gran número de pozos espaciados entre sí hasta en unas cuantas decenas de metros y realizar interpolaciones con las diferentes propiedades petrofísicas que se quieran mapear. Evidentemente, el camino largo no representa una alternativa viable a la predicción de parámetros petrofísicos usando atributos sísmicos.

### 3.3 DISEÑO DE OPERADORES DE PREDICCIÓN

#### 3.3.1 SELECCIÓN DE ATRIBUTOS SÍSMICOS

Para seleccionar un conjunto de atributos sísmicos capaz de predecir el registro objetivo se utiliza una regresión *paso-a-paso* (también conocida como *Step-Wise Regression*). Dicho proceso supone que una combinación de  $M+1$  atributos incluye los  $M$  atributos anteriores. Es decir, busca exhaustivamente el primer atributo que genere el menor error de predicción posible, el segundo atributo será una combinación lineal del primero con cualquier otro, tal que el error de predicción sea menor o igual que el anterior. De manera general, para encontrar el atributo  $i$ -ésimo utiliza los  $i-1$  atributos anteriores, etc.



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

Por lo tanto, la regresión *paso-a-paso* garantiza que cada atributo seleccionado proporciona un error menor o igual que la combinación anterior, ya que si el error se incrementa entonces el atributo no se selecciona. Además posee la ventaja de que no escoge ningún atributo que sea linealmente dependiente de otro anterior (Hampson, 2001).

Este algoritmo no garantiza que la combinación óptima de todas las posibles combinaciones de atributos sea seleccionada. Es decir, la combinación de atributos seleccionados *paso-a-paso* no es necesariamente mejor que cualquier otra combinación. Sin embargo, evaluar todas las posibles combinaciones resulta impracticable porque el tiempo de cálculo sería excesivo.

Por ende, el método de selección de atributos *paso-a-paso* constituye una opción apropiada y eficiente ya que reduce significativamente el tiempo de obtención de una buena combinación de atributos.

A partir de este punto se puede definir el término <<**Transformada Multiatributo**>> como un conjunto de distintos tipos de atributos con reglas determinadas para transformarlos en el registro objetivo y que fue determinado por el método de regresión *paso-a-paso*.

Dichas reglas de transformación pueden ser lineales, pero también pueden ser no lineales si se utilizan diferentes operadores, tales como el valor cuadrado, la raíz cuadrada, el logaritmo en base 10, etc., los cuales se aplican directamente a uno o varios atributos sísmicos así como al registro objetivo. Además, la determinación de los pesos en las ecuaciones mencionadas puede realizarse por medio de regresiones lineales o con redes neuronales. La justificación para utilizar un análisis no lineal es debido a que el ajuste lineal puede ser superado por cualquier otra curva de mayor orden (Hampson et al., 2001).

### 3.3.2 ENTRENAMIENTO

El entrenamiento consiste en mostrar ejemplos reales para poder generar el registro de interés, el cual será llamado en lo sucesivo como "registro objetivo". Cada ejemplo es un



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

conjunto de datos conformado por el registro objetivo en un pozo así como de los diferentes atributos extraídos de las trazas sísmicas, alrededor o cercanas al pozo.

La etapa de entrenamiento es muy importante en la predicción de registros geofísicos, ya que permite determinar el número y tipo de atributos que permiten pronosticar el registro objetivo así como una serie de parámetros que serán descritos en lo sucesivo. Por otra parte, el proceso de validación de los operadores de predicción es el punto crucial del método, ya que garantiza la calidad de los resultados.

### 3.3.3 VALIDACIÓN

El aspecto más importante en el diseño de operadores es la Validación de la predicción. Es decir, calificar qué tan confiable serán los volúmenes de propiedades geofísicas finales. Para ello hay que entender cómo determinar el número correcto de atributos que se van a utilizar. Además, aún cuando ciertos atributos, seleccionados con la regresión paso-a-paso, mejoren el ajuste en los datos de entrenamiento podrían empeorar el error cuando sean comparados con registros de pozos que no intervinieron en el proceso. Este efecto no deseable es lo que se denomina como "sobre-entrenamiento".

El sobre-entrenamiento es un ajuste excesivo a los datos de entrenamiento tal que inclusive el ruido presente en los registros es "pronosticado", lo cual evidentemente se aleja del objetivo de esta técnica. Es decir, implica que los datos de entrenamiento han sido *memorizados* de forma que el desempeño es excelente en estos datos pero no en otros (Van der Baan, 2000). El resultado de aplicar un operador de predicción que presente sobreentrenamiento sería un volumen ocupado por ruido numérico o estadístico.

Una técnica que mide el ajuste de un alto número de atributos para regresiones del tipo no lineal es la Validación Cruzada (*Cross-Validation*). Esta técnica consiste en dividir el conjunto entero de datos en dos subconjuntos: *el Conjunto de Datos de Entrenamiento* y *el Conjunto de Datos de Validación*.

El Conjunto de Datos de Entrenamiento se utiliza para obtener la transformada multiatributos, mientras que el Conjunto de Datos de Validación se emplea para medir el



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

error de predicción. La subdivisión de los datos se realiza por pozos, esto es, el conjunto de entrenamiento estará constituido por varios pozos; mientras que el conjunto de validación estará constituido por uno o más pozos "ocultos".

Esta técnica supone que un sobre-entrenamiento en el Conjunto de Datos de entrenamiento resultará en un ajuste más pobre en el Conjunto de Datos de Validación. El proceso de validación cruzada se repite tantas veces como numero de pozos existen, cada vez dejando afuera un pozo diferente y recalculando en cada caso los pesos de los atributos. El error de validación es el promedio de los errores cuadráticos individuales entre el registro real y el predicho en cada pozo.

El Error de Validación para cualquier número de atributos es siempre mayor que el error de entrenamiento. Esto se explica porque el hecho de remover un pozo del conjunto de entrenamiento resultará siempre en un decremento en el poder de predicción porque disminuye la cantidad de ejemplos. Por tanto, el número de pozos que existan dentro del área de estudio es un parámetro crucial en los resultados. En general, a mayor número de pozos, mayor estabilidad y confianza habrá en los resultados.

Con la validación cruzada se puede determinar qué tan bien se predice un valor medido en pozo con una transformada multiatributos, al cuantificar la correlación entre datos reales y datos predichos. Como ya se mencionó, esta técnica se repite para cada uno de los pozos del conjunto de entrenamiento.

La prueba equivalente de la validación sería perforar un pozo nuevo y comparar los nuevos registros de pozo con la predicción realizada en dicha localización (Shultz et al., 1994, P: 2A).

El Error de Validación puede mostrar el número óptimo de atributos que pueden utilizarse en la predicción del registro objetivo. Por ejemplo, de una gráfica del número de atributos contra el error promedio se obtendrá una curva que muestre en que punto termina de disminuir el error de validación.

Si el error de validación comienza a incrementarse, implica que el sistema esta siendo sobre-entrenado. En general, si existe un mínimo en el error de validación, dicho mínimo



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

es el número de atributos óptimo. Pero si el mínimo observado es ancho o muestra una serie de mínimos locales, el punto óptimo no existe. Sin embargo, se considera como el mejor punto aquel donde el error de validación termine de disminuir drásticamente; en general, son pocos atributos los que se seleccionan en este caso (Hampson et al., 2001).

Ahora bien puesto que el método de multiatributos es el resultado de un análisis de regresión lineal, de esta técnica se puede decir lo siguiente:

### 3.3.4 REGRESIONES LINEALES

Las regresiones lineales constituyen una técnica estadística que permite determinar una relación de predicción entre una variable cuantitativa, llamada *variable dependiente*, y uno o varios parámetros *independientes*, llamados *variables predictoras*. La ecuación que se obtiene con este método se conoce como *modelo de regresión*, el cual se determina a partir de un conjunto de datos de entrenamiento.

La desventaja principal de este método radica en que muchos fenómenos no se comportan de manera lineal. En estos casos, el error en la predicción será grande por lo que se puede optar por técnicas no lineales, tales como aplicar transformaciones no lineales a los atributos sísmicos e incluso al registro objetivo así como utilizar redes neuronales en vez de regresiones lineales. Las transformaciones mencionadas consisten en aplicar operadores no lineales a los datos de entrenamiento; es decir, manejar raíz cuadrada, potencia cuadrada, logaritmo base 10 o recíproco inverso, de los atributos y/o del registro objetivo en vez de la información inicial. Con esto se llevan los datos a espacios diferentes donde se pueden producir ajustes lineales (Acuña, E., 2003).

### 3.3.5 REGRESIÓN LINEAL SENCILLA

Para el caso de una sola variable predictora, el conjunto de entrenamiento está formado por  $n$  pares ordenados  $(x_i, y_i)$  para  $i=1, 2, \dots, n$ ; donde  $x$  es la variable predictora escalar para la  $i$ -ésima observación.



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

En este sentido, para estimar el modelo de predicción entre un registro objetivo,  $y$ , y un atributo sísmico,  $x$ , para valores iguales de tiempo de viaje, se obtiene una relación lineal de predicción del tipo:  $y'_i = a+bx_i$ , en donde el error de predicción debe ser mínimo en el sentido de los cuadrados mínimos. Es decir, hay que determinar los coeficientes  $a$  y  $b$

tales que el error cuadrático medio,  $e$ , sea mínimo; donde  $e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2$  y  $n$  es el número de muestras.

### 3.3.6 REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

La técnica de regresión lineal se puede extender y utilizar  $M$  atributos a la vez lo que se denomina *Regresión Lineal Multivariada o Multiatributos*. La relación lineal multivariada se expresa de la siguiente forma:

$$R(t) = p_0 + p_1 A_1(t) + p_2 A_2(t) + \dots + p_M A_M(t) \quad \dots(1)$$

donde  $R(t)$  es el valor del registro conocido u objetivo en función del tiempo;  $A_1, A_2, A_3$  son los atributos sísmicos seleccionados para pronosticar  $R$  y  $p_0, p_1, p_2, p_3$  son los pesos asignados a cada uno de los atributos y se obtienen luego de minimizar el error cuadrático medio (Hampson, D., et al., 2001).

Para un conjunto de  $N$  muestras en el registro  $R$ , la relación anterior se puede expresar como sigue:

$$\begin{aligned} R_1 &= p_0 + p_1 A_{11} + p_2 A_{21} + p_3 A_{31} \\ R_2 &= p_0 + p_1 A_{12} + p_2 A_{22} + p_3 A_{32} \\ &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \dots(2) \\ R_N &= p_0 + p_1 A_{1N} + p_2 A_{2N} + p_3 A_{3N} \end{aligned}$$





## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

---

donde  $A_{in}$  es la  $n$ -ésima muestra del  $i$ -ésimo atributo. En donde las ecuaciones se pueden expresar en forma matricial:

$$\begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & A_{11} & A_{12} & A_{31} \\ 1 & A_{12} & A_{22} & A_{32} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & A_{1N} & A_{2N} & A_{3N} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_0 \\ p_1 \\ \vdots \\ p_3 \end{pmatrix} \quad \dots(3)$$

o bien:  $R=AP \dots(4)$

donde  $R$  es una matriz de  $N \times 1$  que contiene las muestras del registro objetivo,  $A$  es una matriz de  $N \times 4$  elementos que contiene las  $N$  muestras de los 3 atributos seleccionados y  $P$  es una matriz de  $4 \times 1$  de los pesos desconocidos.

El sistema (4) puede resolverse por mínimos cuadrados; esto es, premultiplicando por la transpuesta de  $A$ , denotada por  $A^T$ , y luego premultiplicando por el operador inverso  $[A^T A]^{-1}$ , se obtiene:

$$P=[A^T A]^{-1} A^T R \dots(5)$$

La transpuesta de  $A$  es:  $A^T = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1N} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2N} \\ A_{31} & A_{32} & \dots & A_{3N} \end{pmatrix} \dots(6)$  de dimensión  $4 \times N$ . Además,

sea  $B$  la matriz que resulta de multiplicar  $A^T$  por  $A$ , por lo tanto,  $B$  es de dimensión  $4 \times 4$ .

Haciendo la multiplicación matricial:



$$B = A^T A = \begin{pmatrix} N & \sum A_{1i} & \sum A_{2i} & \sum A_{3i} \\ \sum A_{1i} & \sum A_{1i}^2 & \sum A_{1i}A_{2i} & \sum A_{1i}A_{3i} \\ \sum A_{2i} & \sum A_{1i}A_{2i} & \sum A_{2i}^2 & \sum A_{2i}A_{3i} \\ \sum A_{3i} & \sum A_{1i}A_{3i} & \sum A_{2i}A_{3i} & \sum A_{3i}^2 \end{pmatrix} \dots(7)$$

donde  $i=1,2,\dots ,N$ .

Finalmente, realizando la multiplicación de  $A^T R$  y rescribiendo la ecuación 5 se obtiene la expresión matricial que permite obtener los pesos de la regresión lineal multiatributos:

$$P = B^{-1} A^T R$$

$$\begin{pmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N & \sum A_{1i} & \sum A_{2i} & \sum A_{3i} \\ \sum A_{1i} & \sum A_{1i}^2 & \sum A_{1i}A_{2i} & \sum A_{1i}A_{3i} \\ \sum A_{2i} & \sum A_{1i}A_{2i} & \sum A_{2i}^2 & \sum A_{2i}A_{3i} \\ \sum A_{3i} & \sum A_{1i}A_{3i} & \sum A_{2i}A_{3i} & \sum A_{3i}^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum R_i \\ \sum A_{1i}R_i \\ \sum A_{2i}R_i \\ \sum A_{3i}R_i \end{pmatrix} \dots(8)$$

Dado que  $B$  es una matriz cuadrada, entonces posee una inversa definida; por lo tanto, los pesos pueden ser determinados completamente a partir de los atributos  $A_i$ , para  $i=1,2,\dots,M$ .

Sin embargo, nace la pregunta de cuáles son los atributos que se utilizarán para pronosticar el registro objetivo y cuál es el número de atributos óptimo,  $M$ .

### 3.3.7 REGRESIÓN LINEAL MULTIATRIBUTOS

Regresión Lineal Multiatributos usando Operadores Convolucionales.

Ya que los atributos poseen diferentes frecuencias con respecto al registro de pozo, a menudo resulta más sencillo obtener un modelo de predicción si se utiliza un operador convolucional para resolver esta discrepancia(Hampson et al., 2001). La alternativa del



## ANÁLISIS MULTIATRIBUTOS

operador de convolución consiste en utilizar varios valores vecinos de cada atributo y no solo la muestra que corresponde a un tiempo dado (Russell, et al., 1997, 2001). En este sentido, el operador de convolución se integra en la relación 9 de la siguiente forma:

$$R(t) = p_0 + p_1 * A_1(t) + p_2 * A_2(t) + \dots + p_M * A_M(t) \dots(9) ;$$

donde el símbolo \* denota el proceso de convolución.

En la siguiente figura (Figura 2) se ilustra la diferencia entre un operador sencillo y un operador de convolución.

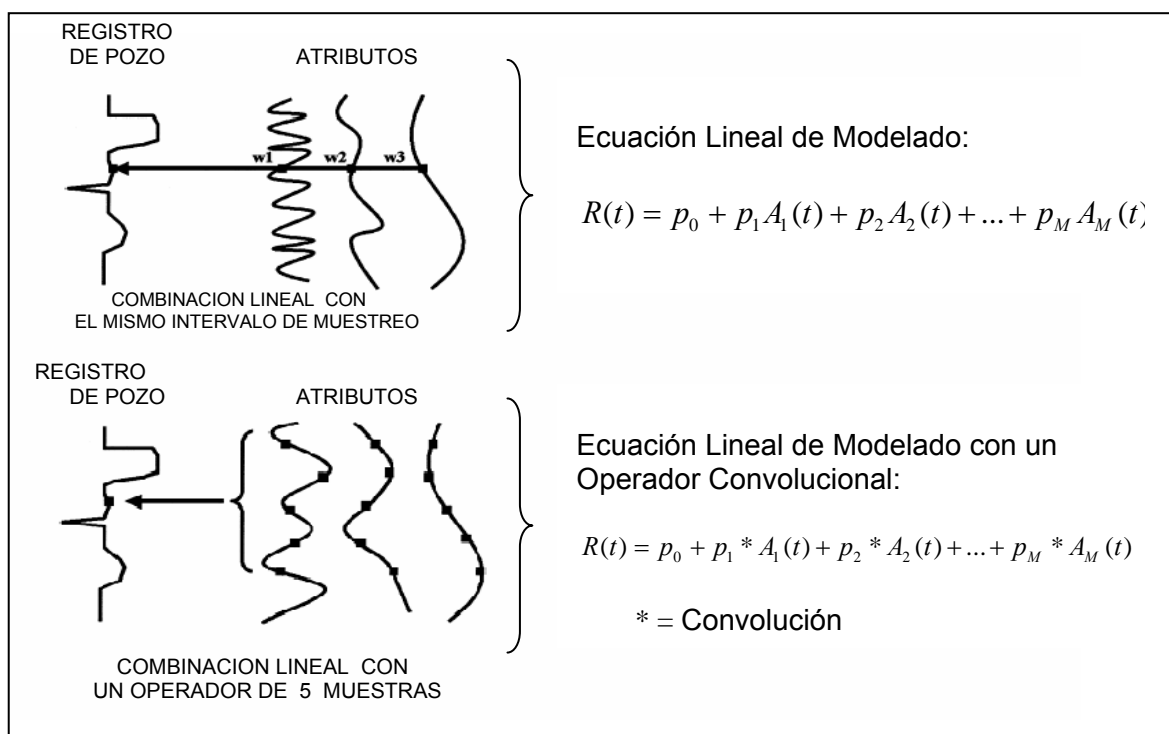


Figura 3.2 Diferencia entre un operador sencillo y un operador convolutivo

El modelo de regresión lineal para pesos convolucionales está dado por la ecuación 9 nótese que  $p_0$  es una constante y  $p_i$  es un filtro convolutivo de  $l$  puntos.



### 3.4 REDES NEURONALES

En los últimos años de exploración en inteligencia artificial, los investigadores se han intrigado por las redes neuronales. Como lo implica su nombre, una red neuronal artificial consiste en una red de neuronas artificiales interconectadas. El concepto se basa vagamente en cómo pensamos que funciona el cerebro de un animal (Figura 3.4.1). Un cerebro consiste en un sistema de células interconectadas, las cuales son, aparentemente, responsables de los pensamientos, la memoria y la conciencia. Las neuronas se conectan a muchas otras neuronas formando uniones llamadas sinapsis. Las señales electroquímicas se propagan de una neurona a otra a través de estas sinapsis. Las neuronas demuestran plasticidad: una habilidad de cambiar su respuesta a los estímulos en el tiempo, o aprender. En una red neuronal artificial, se imitan estas habilidades por software.

Las ventajas ofrecidas por las mismas son:

- a) Aprendizaje adaptativo. Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o una experiencia inicial.
- b) Autoorganización. Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- c) Tolerancia a fallos. Comparados a los sistemas computacionales tradicionales, los cuales pierden su funcionalidad en cuanto sufren un error, en las redes neuronales, si se produce un fallo en un pequeño número de neuronas, no sufren una caída repentina.

Una Red Neuronal simula al cerebro en dos formas:

- a) El conocimiento es adquirido por la Red Neuronal a través de un proceso de aprendizaje.
- b) Las conexiones interneuronales se reafirman a medida que se ponderan las sinapsis para darle mayor peso a algunos patrones. Esta ponderación se realiza por medio de pesos asignados a cada elemento dentro de la red.

La función principal del proceso de aprendizaje es actualizar o modificar los pesos “sinápticos” de la red en una forma jerarquizada para conseguir el objetivo deseado predecir cierto comportamiento, etc.



## REDES NEURONALES

Actualmente, las redes neuronales se están usando ampliamente para resolver una gran variedad de problemas matemáticos que tengan que ver con relaciones funcionales desconocidas y variadas entre diferentes medidas.

De hecho, la aplicación de redes neuronales en el campo de la exploración sísmica y desarrollo de oportunidades se ha convertido en un área muy extensa, especialmente en la predicción y delimitación de yacimientos de hidrocarburos (Poullton, 2002).

La principal aportación de las redes neuronales radica en que permiten realizar un análisis no lineal para resolver un problema de optimización; por ejemplo, la determinación de los pesos óptimos que produzcan un error cuadrático mínimo en las relaciones  $R(t)$  anteriores.

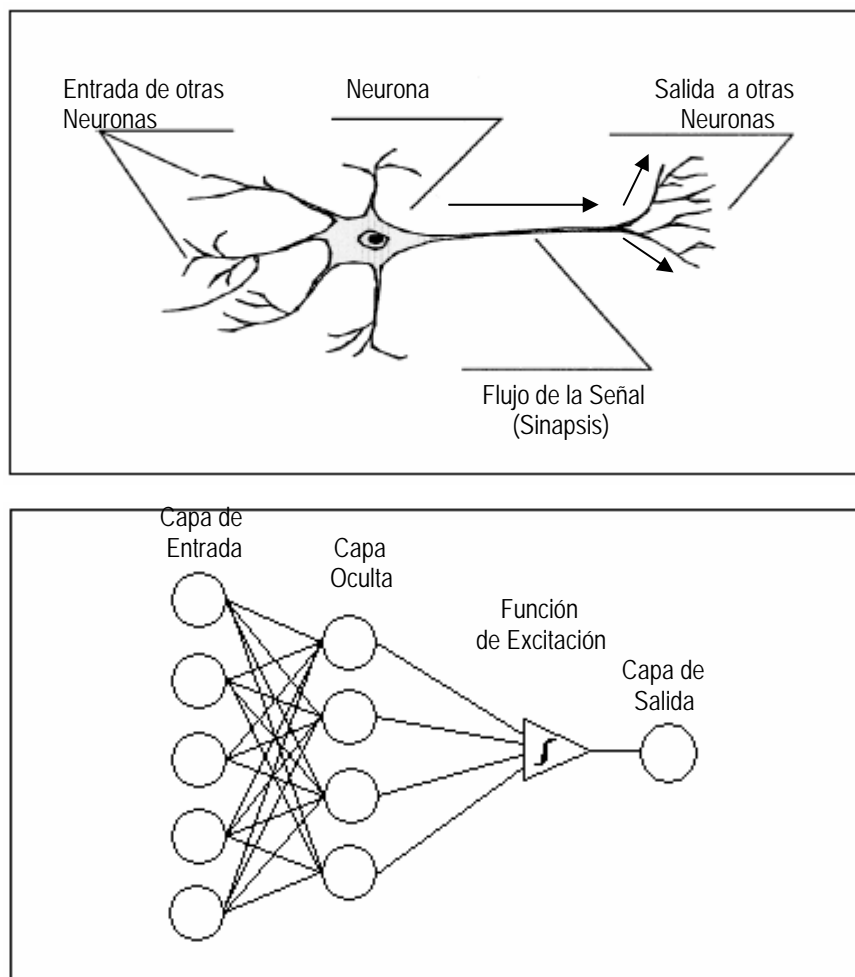


Figura 3.4.1 El esquema ilustra la comparación entre una red neuronal natural y una red neuronal matemática. (Figura modificada de McCormack 1991)



### 3.4.1 MODELO DE UNA NEURONA

Una *neurona* es una unidad de procesamiento de información que es fundamental para la red neuronal (Hilera y Martínez, 1995). El diagrama de la figura 3.4.2 muestra el *modelo* de una neurona, el cual forma las bases para diseñar redes neuronales artificiales.

Aquí identificamos tres elementos básicos del modelo neuronal:

- a) Un conjunto de *sinapsis* o *conexiones*, cada una caracterizada por un *peso* propio. Específicamente, una señal  $x_j$  a la entrada de la sinapsis  $j$  conectada a la neurona  $k$  se multiplica por el peso sináptico  $w_{kj}$ . Es importante notar la manera en que se escriben los subíndices del peso sináptico  $w_{kj}$ . El primer subíndice se refiere a la neurona en cuestión y el segundo subíndice se refiere a la neurona de donde proviene la sinapsis correspondiente. A diferencia de una sinapsis en el cerebro, el peso sináptico de una red neuronal puede caer en un rango que incluye valores tanto positivos como negativos.
  
- b) Un *sumador* para sumar las señales de entrada, ponderadas con los pesos respectivos de las sinapsis de la neurona. Las operaciones descritas aquí constituyen un *combinador lineal*.
  
- c) Una *función de excitación* para limitar la amplitud de la salida de la neurona. Generalmente, el rango de amplitud de salida de una neurona se normaliza a un intervalo cerrado unitario  $[0, 1]$  o alternativamente  $[-1, 1]$ . Usualmente la función de activación es no lineal, tal como una función escalón, sigmoideal o gaussiana.

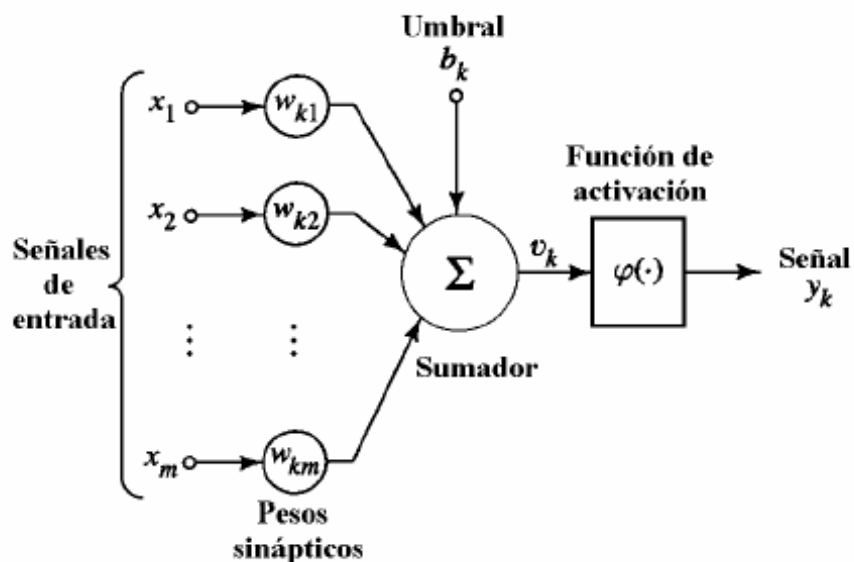


Figura 3.4.2 Modelo no lineal de una neurona

### 3.4.2 REDES NEURONALES MULTICAPAS

La red neuronal mas común es la llamada red multicapas (*MLFN*). La arquitectura básica de una red de este tipo consiste en un conjunto de neuronas o nodos ordenados en dos o más capas. Siempre contempla una capa de entrada y una de salida y cada una contiene por lo menos una neurona. Entre la entrada y la salida puede existir una o más capas "ocultas" (figura 3.4.1). Cada capa está formada de una serie de neuronas conectadas por pesos. Estos últimos son los que controlan la respuesta de salida a partir de la capa de entrada (McCormack, 1991).

En el caso particular de la predicción de propiedades petrofísicas del subsuelo, cada nodo en la capa de entrada representa un atributo sísmico a un tiempo determinado, mientras que la capa de salida es el valor del registro de pozo para el mismo tiempo. Este tipo de red es conocido como Red Neuronal Multicapas (*MLFN – MultiLayer FeedForward Neural Network*).



## REDES NEURONALES

---

En general, toda red neuronal requiere de un proceso de "entrenamiento" que consiste en determinar los pesos óptimos entre los nodos. Dicho entrenamiento es realizado presentando "ejemplos" de entrenamiento a la red. Cada ejemplo consiste de un conjunto de datos formado por cierto número de atributos y por el valor del registro objetivo.

El problema de estimar los pesos dentro de este tipo de red puede ser considerado como un problema de optimización no lineal, donde el objetivo es minimizar el error cuadrático medio entre el valor real del registro y el valor predicho del mismo. Es decir, se intenta resolver un problema inverso: se conoce la respuesta deseada (registro objetivo), la meta es estimar los parámetros que provocan el valor de respuesta (los pesos), dadas las restricciones impuestas por los atributos.

Las neuronas son conectadas de la siguiente forma: lo que entra a las neuronas en cada capa proviene de todas las salidas de la capa anterior; las salidas de estas neuronas pasan a todas y cada una de las neuronas de la capa posterior, etc. Además, cada conexión entre neuronas está dada por un "peso".

Matemáticamente, el proceso puede ser descrito de la siguiente forma:

$$salida = f\left(\sum_{j=1}^q x_j p_j\right) \dots(1)$$

Donde  $x$  es la entrada de las neuronas,  $p$  son los pesos; y  $q$  es el número máximo de neuronas.

La función de activación es una función de transferencia no lineal que re-escala la suma ponderada de las neuronas. La forma de  $f(*)$  que con mayor frecuencia se utiliza, en la construcción de redes neuronales artificiales, es la sigmoide, la cual describe una curva suave y ascendente así como asíntota con respecto al eje horizontal. Un ejemplo de una función de esta forma es la *función logística* la cual se expresa de la siguiente forma:



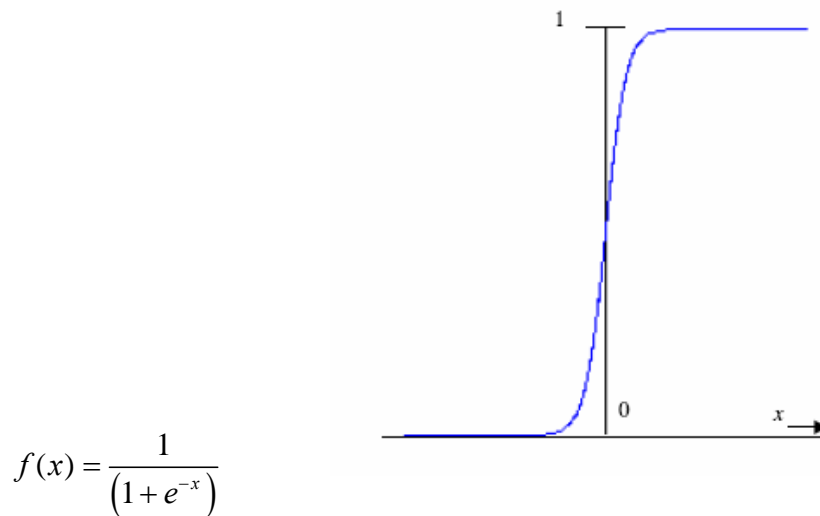


Figura 3.3.3 Función de activación de tipo logistica

La función logística asume un rango continuo de valores de 0 a 1, mientras que la *función tangente hiperbólica* posee un rango de -1 a 1, en donde la función de activación adquiere una forma asimétrica con respecto al origen dicha función está definida por:

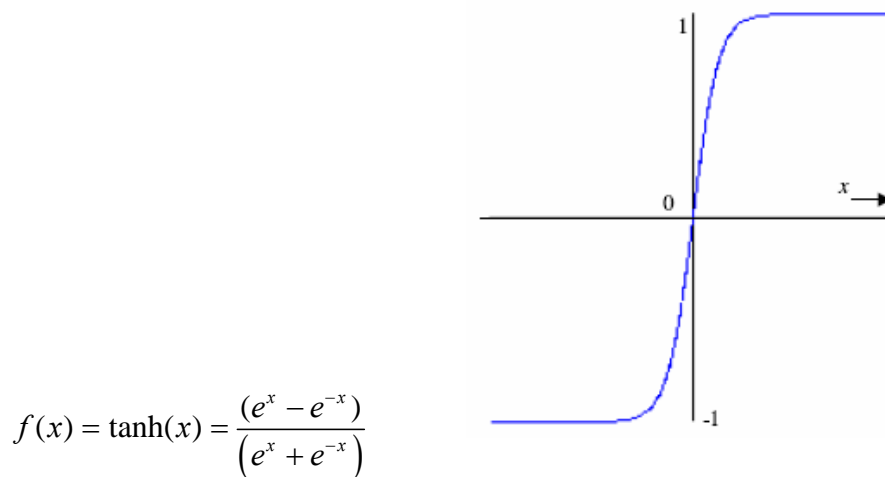


Figura 3.4.4 Función de activación de tipo tangente hiperbólica

En suma, una red neuronal está completamente definida por el número de capas ocultas, el número de neuronas en cada capa y los pesos asociados a cada conexión. El proceso de estimación de pesos es llamado entrenamiento o aprendizaje y es considerado como un problema de optimización o inversión.



### 3.4.3 RED NEURONAL PROBABILÍSTICA (PNN)

Existe un segundo tipo de red, la cual es denominada como Red Neuronal Probabilística (PNN – *Probabilistic Neural Network*). Este tipo de redes alternativas equivalen a un esquema de interpolación matemática que utiliza una red neuronal para su aplicación, por lo que podemos considerar que tiene mayor consistencia matemática, mientras que la MLFN se considera casi como una caja negra. La PNN sigue los datos con la misma precisión que la MLFN, pero no tiene la misma inestabilidad en los límites de los intervalos de análisis (Hampson, et al., 2001). Su mayor problema es el tiempo de aplicación, considerablemente mayor.

La idea básica detrás de la PNN es usar un conjunto de dos o más valores medidos (variables independientes) para predecir el valor de una sola variable dependiente.

Sea  $x$  la variable independiente un vector tal que  $x=[x_1, x_2, \dots, x_p]$ ; donde  $p$  denota el número de variables independientes. Las entradas a la red neuronal son las variables independientes,  $x_1, x_2, \dots, x_p$ , y la salida es la variable dependiente  $y$ . Note que la variable dependiente,  $y$ , es un escalar. El objetivo es estimar la variable dependiente no conocida,  $y'$ , en la localización donde las variables independientes son conocidas. Esta estimación está basada en la siguiente ecuación:

$$y'(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i e^{-D(x, x_i)}}{\sum_{i=1}^n e^{-D(x, x_i)}} \dots(4)$$

donde  $n$  es el número de ejemplos y  $D(x, x_i)$  está definido por:

$$D(x, x_i) = \sum_{j=1}^p \left( \frac{x_j - x_{ij}}{\sigma_j} \right)^2 \dots(5)$$



## REDES NEURONALES

---

$D(x, x_i)$  es en realidad la “distancia” escalada entre el punto que estamos tratando de estimar,  $x$ , y los puntos de entrenamiento,  $x_i$ . La “distancia” es escalada por la cantidad  $\sigma_j$ , llamado parámetro de suavizado, el cual será diferente para cada variable independiente. El entrenamiento real de la red consiste en determinar el conjunto óptimo de los parámetros de suavizado,  $\sigma_j$ . El criterio para la optimización es la minimización del error de validación.

Es posible definir el resultado de validación para el ejemplo  $m$ -ésimo como:

$$y'_m(x_m) = \frac{\sum_{i \neq m}^n y_i \exp(-D(x_m, x_i))}{\sum_{i \neq m}^n \exp(-D(x_m, x_i))} \dots(6)$$

Entonces, el valor predicho de la muestra  $m$ -ésima es  $y'_m$ . Debido a que conocemos el valor real,  $y_m$ , podemos calcular el error de predicción como:

$$e_m = (y_m - y'_m)^2 \dots(7)$$

Por lo tanto, el error total a minimizar de las  $n$  muestras es:

$$e = \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 \dots(8)$$

En síntesis, la red neuronal probabilística constituye un método estadístico no lineal que permite determinar de manera confiable los pesos ligados a cada atributo. Sin embargo, ya que es un interpolador matemático, requiere que la cantidad de datos de muestra sea grande. Es decir, contar con la mayor cantidad de pozos posible.

Por otra parte, persiste el problema de la selección de atributos y determinación del número óptimo de los mismos, tales que permitan pronosticar confiablemente una propiedad geofísica dada. En el siguiente apartado se resolverán las cuestiones correspondientes al diseño de operadores de predicción.



### 3.4.4 EL PROCESO DE ENTRENAMIENTO

La principal tarea de una red neuronal es aprender un modelo a través de ejemplos reales.

Cada ejemplo, como ya se dijo, consiste de un par entrada-salida: una señal de entrada y la correspondiente salida deseada de la red. Entonces, un conjunto de ejemplos representa el conocimiento.

Para cada ejemplo se comparan las salidas obtenidas por la red con las salidas que deberíamos obtener. Si  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  es un vector que contiene las salidas ( $n$  es el número de muestras), y  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  es un vector que contiene la respuesta deseada, entonces se puede calcular el error total para las  $n$  muestras de la siguiente manera:

$$e = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - d_j)^2 \quad \dots(2)$$

Evidentemente, la meta es reducir el error al mínimo. Esto puede realizarse por medio de actualizar los pesos en cada iteración para disminuir el error. Por ende, en su forma básica, un algoritmo de entrenamiento de una red neuronal es un algoritmo de optimización que minimiza el error con base en los pesos de la red.

Los pasos básicos del entrenamiento son:

- Iniciar con pesos pequeños aleatoriamente generados
- Presentar los ejemplos a la red y calcular las salidas
- Cuantificar el error  $e$
- Actualizar los pesos en dirección regresiva. Esto es, empezando a partir de la capa de salida y en dirección a la capa de entrada, utilizando la regla "delta" (Figura 3). Los pesos se actualizan con la siguiente expresión:

$$\Delta p_{ji} = \frac{-\eta \partial e}{\partial p_{ij}} \quad \dots(3)$$



## REDES NEURONALES

donde  $\eta$  es una constante llamada *razón de aprendizaje*, la cual controla la velocidad de aprendizaje y en la práctica se fija arbitrariamente (Van der Baan, 2000).

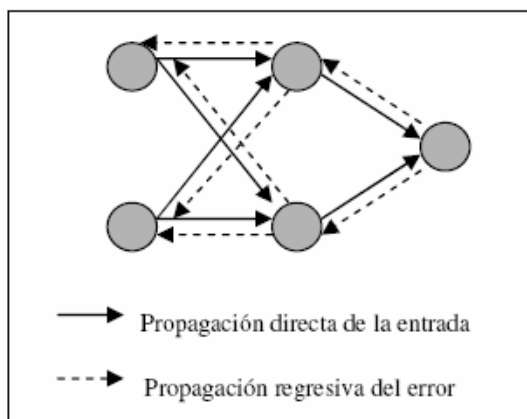


Figura 3. Diagrama de la propagación del error

En la práctica se itera siguiendo el flujo de proceso anterior hasta que se cumple un error determinado, entre la salida obtenida (registro predicho) y la salida deseada (registro real).

### 3.5 APLICACIÓN DE LOS OPERADORES DE PREDICCIÓN

La etapa final de esta técnica consiste en aplicar a cada traza dentro del volumen sísmico, la regla de transformación definida en la etapa de entrenamiento; ya sea una regresión lineal multiatributos o bien una red neuronal.

La información empleada en esta etapa está compuesta por un conjunto de volúmenes de atributos externos y por el volumen de la información sísmica. El proceso aplica los operadores de predicción seleccionados, traza a traza, hasta completar el volumen deseado.

En general, la aplicación es el proceso más largo en la predicción de registros y los pocos parámetros que se pueden modificar corresponden a definir el tamaño de la ventana de aplicación o bien seleccionar una porción del volumen total de los datos. Una vez generado el volumen del registro objetivo es posible obtener mapas de intervalos de tiempo a distintas profundidades o siguiendo la topografía de un horizonte sísmico. Esta serie de productos se realizan con la finalidad de facilitar la interpretación geológica y también permiten delimitar los yacimientos.



#### 4.- PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE DATOS

El campo Ebano-Pánuco es el mas antiguo de la republica, y el interés por estudiarlo radica en encontrar posibles reservas de hidrocarburo acumuladas en zonas fracturadas las cuales generan los yacimientos de aceite y gas en este campo.

El procesamiento de éste trabajo se realizó con datos sísmicos 3D obtenidos en el área de Cacalilao (Figura 4.1).

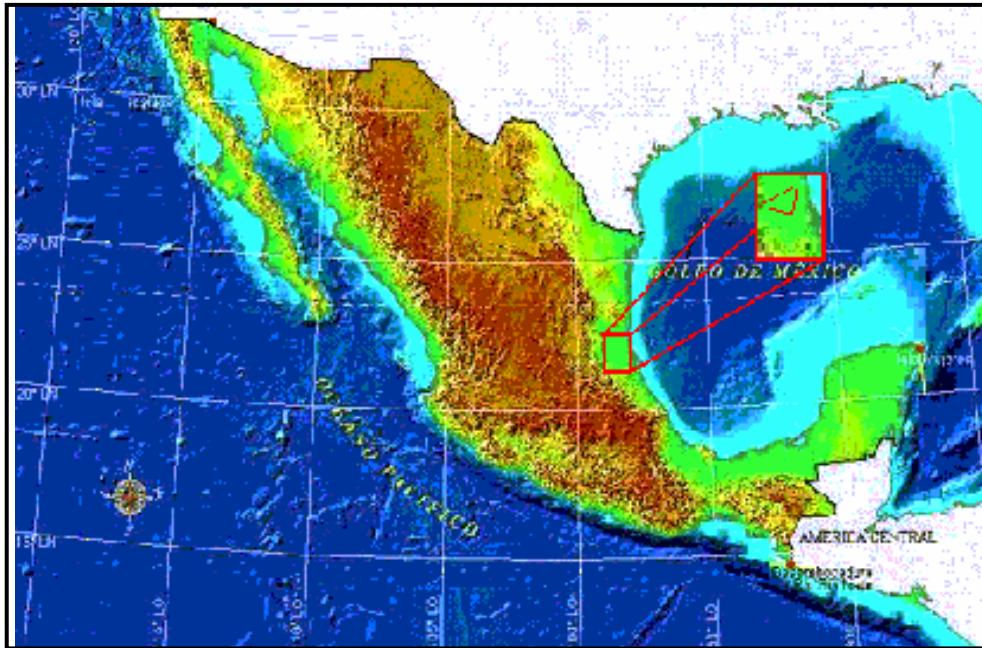


Figura 4.1 El campo petrolero Ebano-Pánuco se encuentra dentro del triángulo rojo.

El procesado de los datos del proyecto Cacalilao fue realizado por PEMEX Exploración y Producción en el Centro Nacional de Procesado Sísmológico.

Los datos de entrada cubren un área de 214 kilómetros cuadrados divididos en dos campos. Se estudio un subcampo de la zona de Cacalilao. Los datos fueron adquiridos por la compañía Western-Atlas en 1997 y tienen las siguientes características:

- Intervalo entre líneas receptoras: 120 m.
- Dirección de las líneas receptoras: Sur-Norte
- Intervalos entre receptores: 30 m.
- Intervalo de tiro: 30 m.



## PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE DATOS

---

- Dirección de las líneas de tiro: Oeste-Este
- Intervalo entre líneas de tiro: 330 m.
- Fuente: Dinamita en un rango de profundidad de 18 m.
- Longitud de los datos: 5 segundos.
- Taza de muestreo: 2 ms de muestreo a 4 ms para el procesado.

Los pasos del procesado de los datos fueron los siguientes:

- 1) Inicialización geométrica (Geometry initialization)
- 2) Divergencia esférica (Spherical divergente)
- 3) Transformada aleatoria – atenuación de ruido  
(Random Transform-linear ground roll noise attenuation)
- 4) Edición manual de trazas (Manual Trace edits)
- 5) Deconvolución consistente superficial (Surface consistent deconvolution)
- 6) Refracción topográfica 3D estática (3D Tomografic refraction static)
- 7) Análisis de velocidad inicial (Initial pass velocity analysis)
- 8) Estimación de residuales estáticos iniciales (Initial pass residual static estimation)
- 9) Análisis de velocidades secundarias (Secondary pass velocity analysis)
- 10) Estimación de residuales estáticos secundarios  
(Secondary pass residual static estimation)
- 11) Análisis de procesado paralelo Fractal de los datos de salida  
(Data output for parallel Fractal analysis processing)
- 12) Análisis de velocidad de migración pre-apilado  
(Pre-stack time migration velocity analysis)
- 13) Migración de Kirchoff pre-apilado  
(Full Kirchoff pre-stack time migration velocity to gathers)
- 14) Inverse Normal Move Out.
- 15) Post-migración de velocidades residuales migradas  
(Post-migration residual migration velocity application)
- 16) Corrección de datos (Correct to datum)
- 17) Apilado (Stack)
- 18) Atenuación de ruido apilado post-migración (Post-migration stack noise attenuation)



## PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE DATOS

---

El análisis se llevo a cabo con cinco pozos de los cuales tres son productores y dos son secos.

La parte del procesamiento sísmico es significativa, debido a que a través de los años se ha demostrado que la exploración sísmica es de gran importancia dado que en los resultados se observa la confiabilidad; calidad y resolución en la búsqueda de hidrocarburos.

El aporte principal de los métodos aquí realizados es reducir sustancialmente el riesgo al perforar un pozo exploratorio y/o delimitador. Por esta razón nuevas técnicas sísmicas como las que se proponen en este trabajo se han estado desarrollando y perfeccionando, para integrarse a las herramientas geológico-geofísicas ya existentes, y obtener un mejor rango de confiabilidad en las posibles localizaciones de yacimientos. Tal es el caso del análisis de los atributos sísmicos (Chopra, S. and Marfurt, K. 2005) y mas aun, el uso de las redes neuronales como apoyo (Van der Baan, M. and Jutten, C. 2000, Dorrington, K. and Curtis, A. L. 2004). Debido a los resultados hasta ahora favorables que se han conseguido con estas dos técnicas innovadoras se decidió probarlas en un caso práctico y de mucho interés para la industria petrolera, por lo que a continuación se presenta el procedimiento, y los resultados obtenidos.

El primer paso fue recabar y organizar la información que se proporciono en la realización de este proyecto, como se menciono con anterioridad los datos usados en este trabajo son sísmicos 3D y el análisis se realizo con cinco pozos, cada uno con sus respectivos registros geofísicos, de los cuales debido a la información que cada uno tiene se determino que el pozo que contiene la mayor información y que debía ser usado como guía sería el SIN312. El siguiente paso habiendo cargado los datos en el proyecto fue posicionar los pozos según su localización en el cubo sísmico es decir conociendo la Inline y Xline de cada uno de ellos, otra forma de posicionarlos sería conociendo sus coordenadas UTM, en este caso se opto por la primera opción (Figura 4.2).



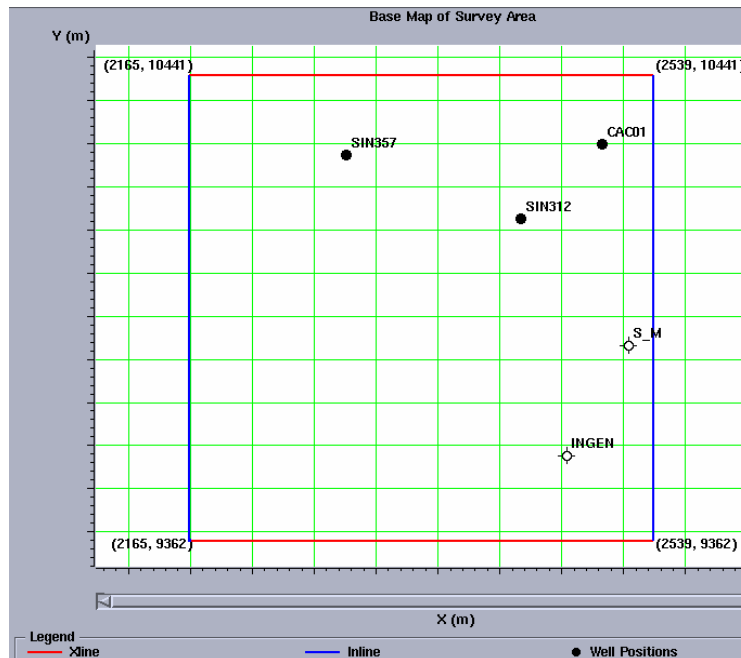


Figura 4.2. Localización de los pozos en el área de estudio. El símbolo ● representa un pozo productor de aceite, y el símbolo ◊ representa un pozo seco.

Lo siguiente fue realizar la calibración de los pozos con la señal sísmica para ello fueron necesarios utilizar los registros sísmicos (velocidades), con los que se elaboraron los sísmogramas sintéticos, donde lo que se busca es que exista la mejor correlación con la señal sísmica y así poder ubicar las unidades geológicas existentes en la zona, es decir situar las bases y techos de cada una de las formaciones a las profundidades correctas (Pramanik, G., et al., 2004, Kalkomey, C., 1997). Como se menciono anteriormente, el mejor pozo para realizar la calibración fue el SIN312 (Figura 4.3).

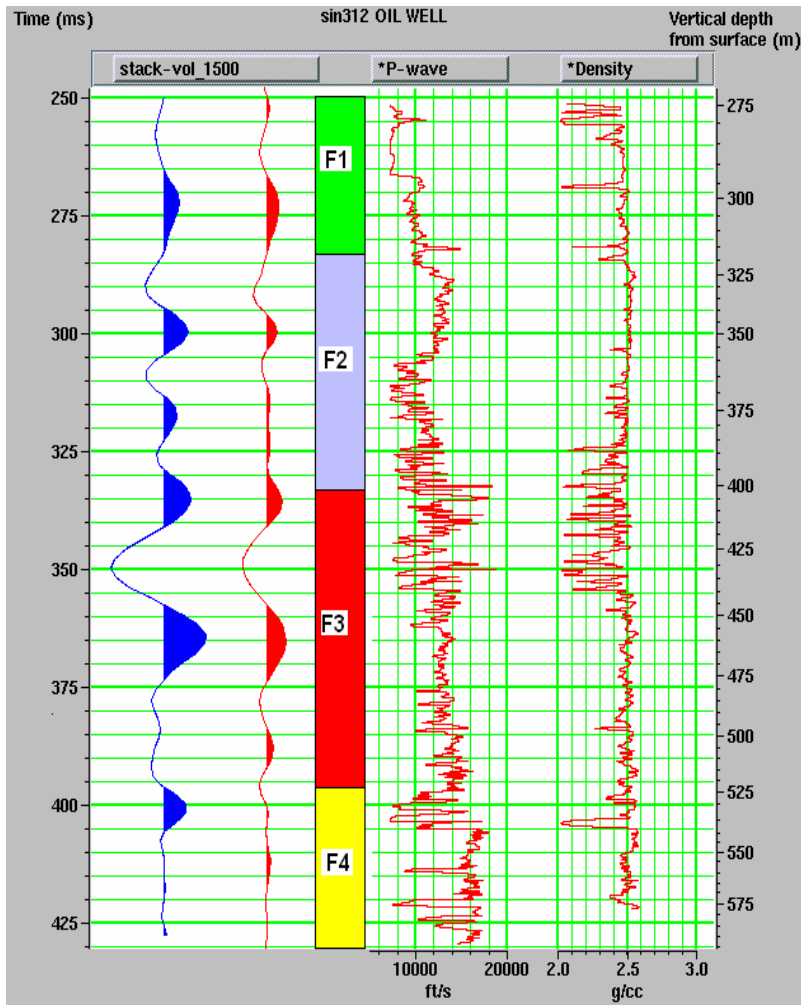


Figura 4.3. Registro sísmico y de densidad del pozo SIN312 usados en el proceso de calibración. El techo y base de cada una de las formaciones son correlacionadas con la traza sísmica original (color rojo) del pozo y con el sísmograma sintético (color azul).

En esta parte se ubicaron las unidades geológicas: Méndez- F1, San Felipe-F2, Agua Nueva- F3, y Tamaulipas Superior F-4. En la Figura 4.3, se ubica la zona productora a una profundidad en el rango de 400-470 ms, es decir entre las formaciones Agua Nueva y Tamaulipas Superior.

Una vez hecho lo anterior, se puede decir que cada pozo se encuentra adecuadamente ubicado dentro del cubo sísmico (Figuras 4.4, 4.5) y se observa la misma anomalía en el rango de profundidad propuesto anteriormente.

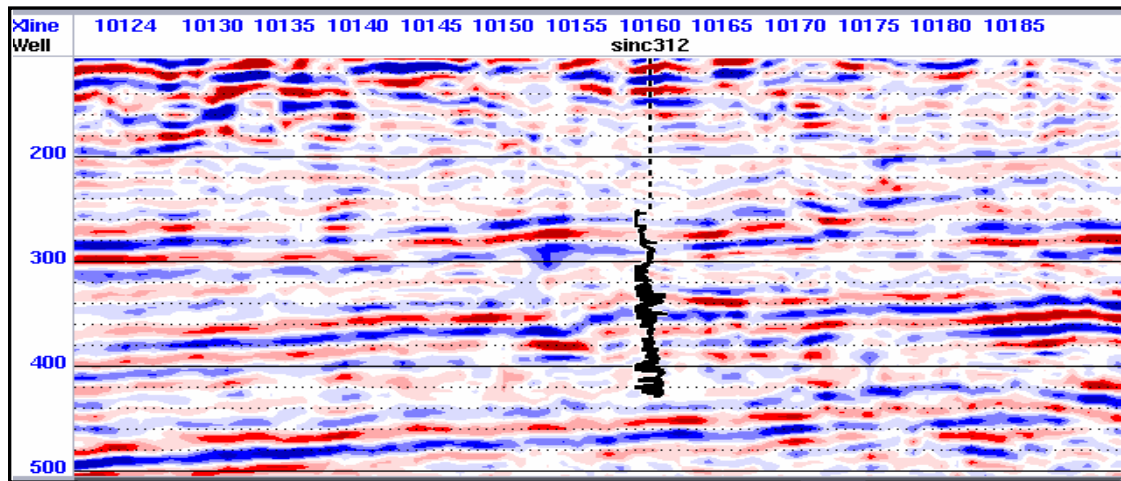


Figura 4.4 Sección sísmica donde se muestra la calibración y ubicación del pozo SIN312 representado por el registro de Velocidad de la onda P.

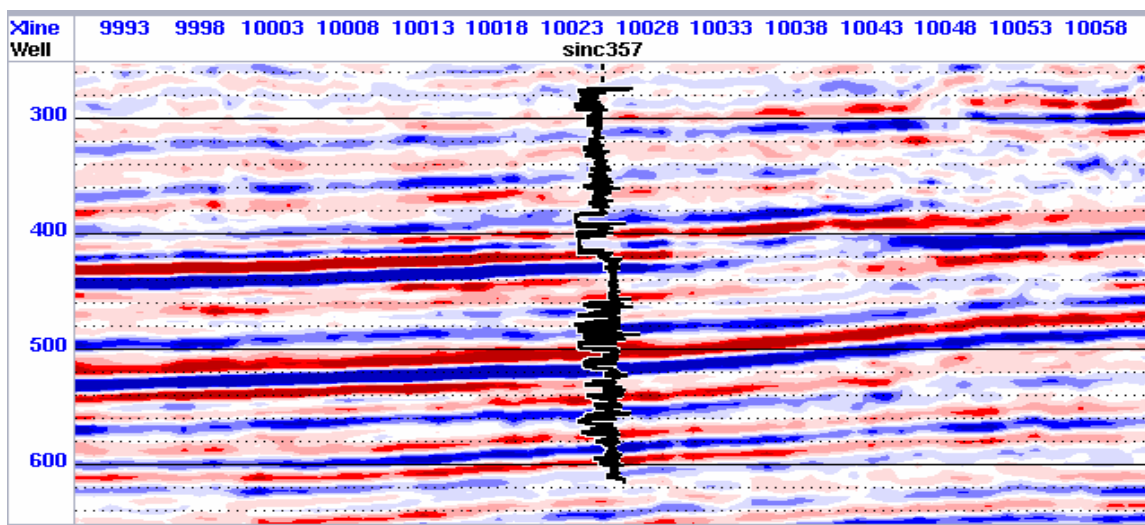


Figura 4.5. Sección sísmica donde se muestra la calibración y ubicación del pozo SIN357 representado por el registro de Velocidad de la onda P.

Concluidas las etapas anteriores, se procedió a realizar el análisis de multiatributos sísmicos. Se generaron 2 cubos los que representan una propiedad petrofísica, en el caso de esta tesis es la Porosidad. El primer cubo generado es un mapa de distribución de Porosidad Neutrón a partir del análisis de multiregresión de atributos, para después



## PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE DATOS

---

elaborar en base a este, otro por medio del método de redes Neuronales. Finalmente se llevo a cabo un análisis comparativo de los resultados obtenidos con estas dos técnicas.

### **POROSIDAD NEUTRÓN**

En la siguiente etapa del procesado de la información, se llevo a cabo con el análisis de los registros de porosidad neutrón, debido a que la propiedad petrofísica que se quiere caracterizar es la porosidad secundaria. Las características más importantes de este registro de pozo son las siguientes: el registro de porosidad neutrón mide la concentración de iones de hidrógeno en una formación. En formaciones limpias donde los poros están llenos de aire o gas el registro de neutrón mide un valor mínimo que no es muy cercano a la porosidad verdadera de la formación. Sin embargo, si los poros están saturados de aceite, la porosidad neutrón se incrementa dando un valor muy cercano al real. Esto se debe a que existe más concentración de hidrógeno en el aceite comparado con el gas o aire. Por lo tanto, el registro de porosidad neutrón es un buen indicador de la presencia de aceite y además se puede considerar como una medida real de porosidad, por esta razón decidimos realizar esta tesis basándonos en los registros de Porosidad Neutrón.



### 4.1 ANALISIS CON MULTIREGRESION

La primera etapa del análisis de multiatributos sísmicos es el diseño de los operadores de predicción la cual empieza a partir de la selección de los pozos e información que estos contienen (Figura 4.6), para después iniciar el proceso de entrenamiento de los datos, en donde como habíamos mencionado en la metodología, consiste en mostrar un conjunto de datos reales extraídos de las trazas sísmicas cercanas y de los registros de pozo para poder generar un registro objetivo. (James, 1992., Lewis, 1997).

Este paso es muy importante puesto que es el que nos permite determinar el número y tipo de atributos que son los óptimos para pronosticar el registro objetivo y por ende la propiedad petrofísica deseada.

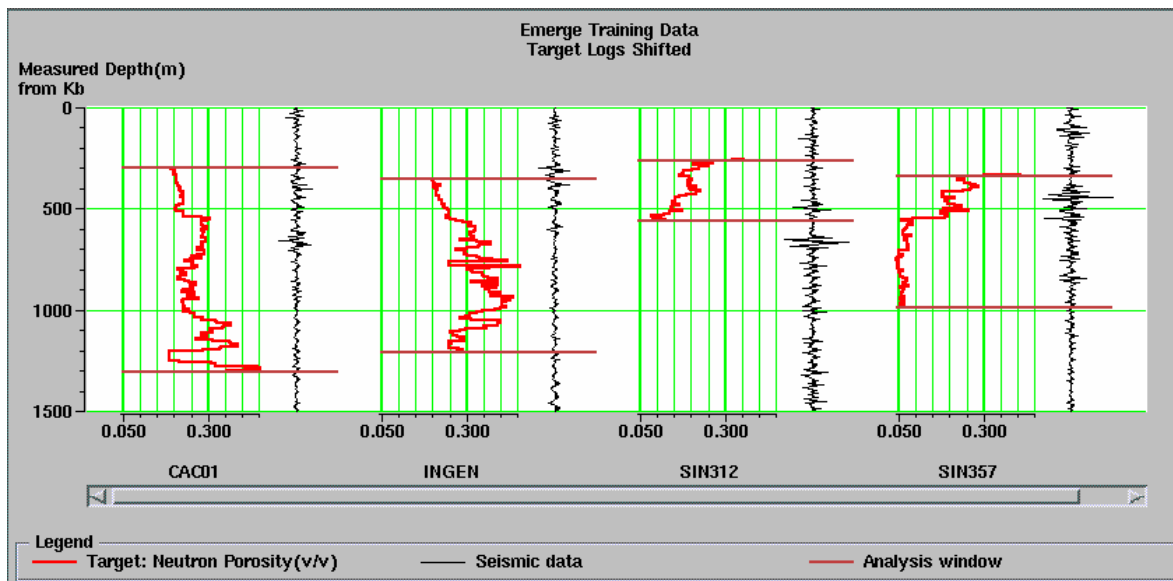


Figura 4.6. Selección de los datos y registros de pozo (Neutrón-Porosidad) para el proceso de entrenamiento.

Eligiendo los registros y datos sísmicos, se procedió a seleccionar los atributos para obtener la mejor combinación y generar los registros objetivos a partir del análisis de multiregresión lineal.



## ANALISIS CON MULTIREGRESION

El proceso de entrenamiento en su siguiente etapa sugiere que apoyados en el estudio grafico de error (Figura 4.7) se establezca el número de atributos que deben ser seleccionados para encontrar la mejor combinación, y en su caso el proceso no sufra del efecto llamado sobre entrenamiento.

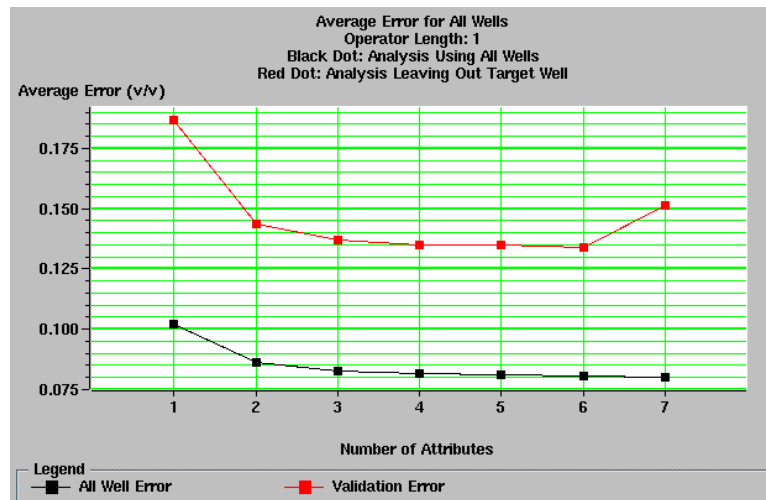


Figura 4.7. Análisis grafico del error usando 7 atributos y un operador de convolución de 6.

Se observa que el número óptimo de atributos que deben ser usados es 6.

Con el análisis anterior se obtiene que en este caso el numero óptimo en la combinación es de 6 atributos (Tabla1) y por ende los resultados obtenidos son considerados los mejores, basándose en el error de las combinaciones de atributos.

REGRESIÓN MULTI ATRIBUTOS	ATRIBUTO	ERROR RMS
	Tiempo	0.118
	Frecuencia Instantánea	0.087
	Envolvente de Amplitud	0.083
	Rango de Frecuencia	0.081
	Polaridad Aparente	0.080
	Derivada de Amplitud Instantánea	0.079

Tabla 1. Combinación óptima de 6 atributos. A medida que se agrega un nuevo Atributo al análisis el error disminuye al hacer combinación con el anterior.



También se realiza un análisis gráfico de la regresión multivariada o multiregresión, el cual muestra que tan bueno es el ajuste de la función calculada con la información original obtenida de los pozos, y que en este caso se observa que el ajuste tiene muchas deficiencias, como se puede ver en la figura 4.8.

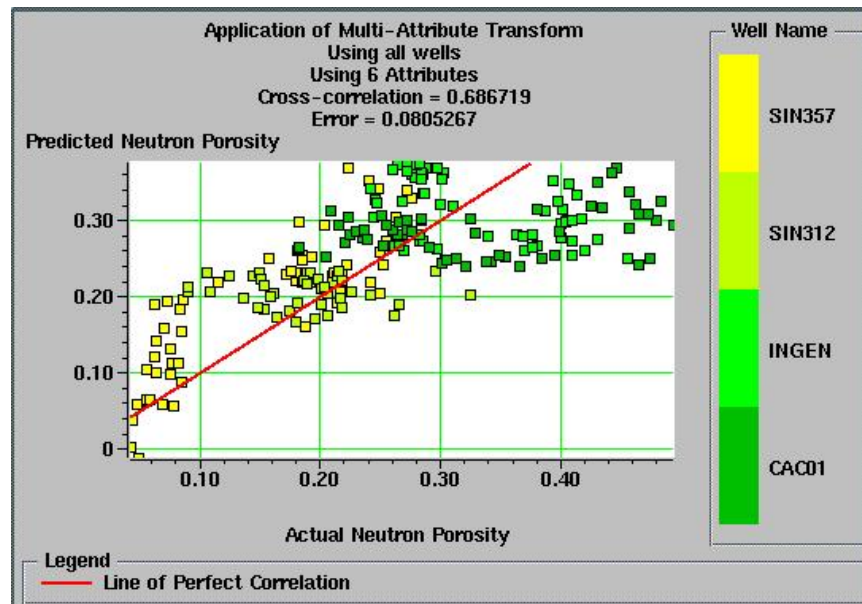


Figura 4.8. Regresión lineal usando 6 atributos y 4 pozos, en donde la correlación de los datos es muy baja 0.68.

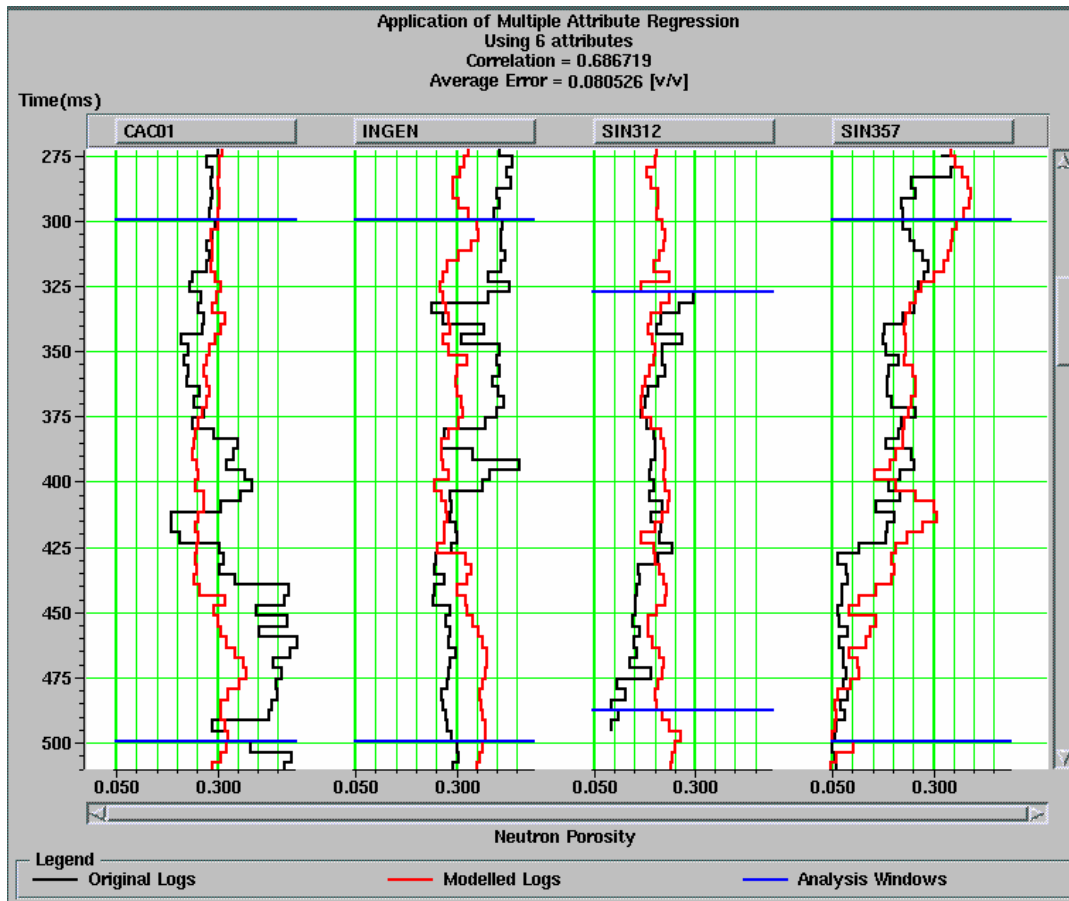


Figura 4.9. Registros Modelados con el método de multiregresión donde se observa que la correlación entre los registros originales y los modelados es muy baja (0.68).

La siguiente etapa del proceso es la validación de los resultados, donde el parámetro de calidad y confiabilidad es la correlación existente entre los registros de predicción y los registros originales.

En los resultados de predicción, la validación muestra que la correlación de 0.68 es muy baja. Obsérvese el comportamiento de los registros calculados en la figura 4.9, en donde los registros de predicción están representados en color rojo y los registros originales son de color negro. La baja correlación indica mala calidad y baja confiabilidad en los resultados, por lo que se realizaron varias iteraciones hasta mejorar lo más posible la predicción. Después de haber realizado varias pruebas, el mejor resultado se obtuvo usando los pozos SIN312 y SIN357. Estos contienen la mayor información, además de que esta información es de buena calidad.





## ANALISIS CON MULTIREGRESION

Repitiendo la secuencia de procesamiento con los dos pozos. En la etapa de entrenamiento se observa que en el análisis gráfico de error (figura 4.10) esta vez el error es mínimo usando una combinación de 5 atributos (Tabla 2), por lo que se dispuso a realizar la predicción por medio del análisis de transformadas multiatributo o regresión multivariada con este número de atributos. La consecuencia fue un mejor ajuste (figura 4.11) y por ende una buena correlación.

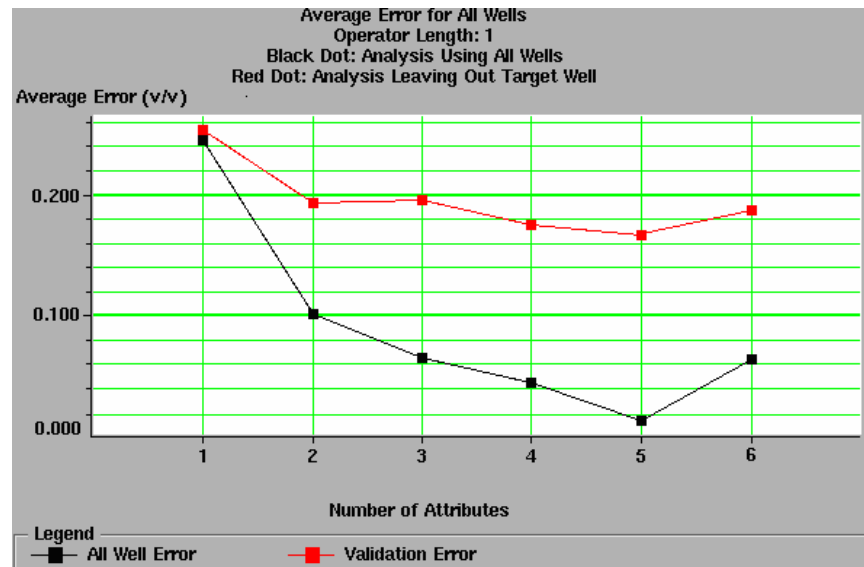


Figura 4.10 Análisis gráfico de error, en donde se observa que el número óptimo de atributos que deben ser usados son 5.

REGRESIÓN MULTI ATRIBUTOS	ATRIBUTO	ERROR RMS
	Envolvente de Amplitud	0.256
	Frecuencia Instantánea	0.100
	Tiempo	0.068
	Rango de Frecuencia	0.047
	Polaridad Aparente	0.019

Tabla 2. Combinación óptima de 5 atributos. Al igual que la tabla anterior a medida que se agrega un nuevo atributo al análisis el error disminuye al hacer combinación con el anterior.



## ANALISIS CON MULTIREGRESION

En esta etapa se observa también que el error disminuyó de 0.079 a 0.019 y de una combinación de 6 a 5 atributos, esto se traduce en una mejora en la confiabilidad de los resultados y también algo muy importante que es la disminución en el tiempo de procesado.

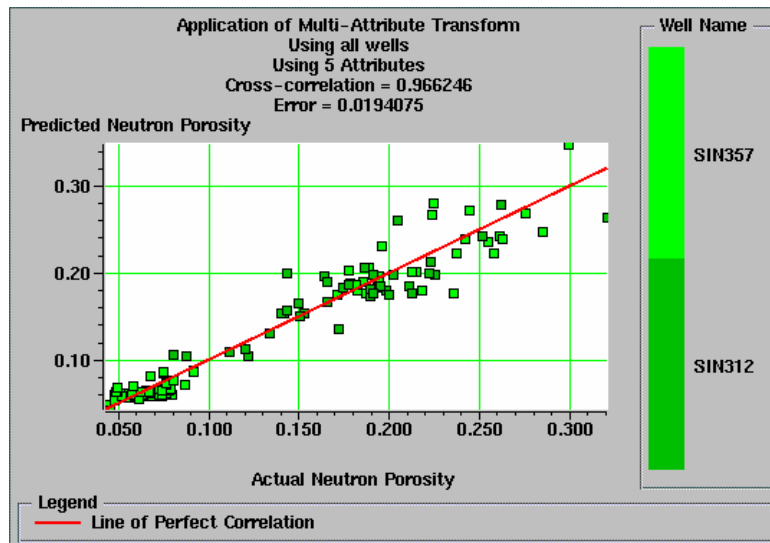


Figura 4.11. Regresión lineal usando 2 pozos y 5 atributos. La correlación mejora considerablemente de 0.68 a 0.96.

La correlación obtenida es buena ya que mejora de 0.68 a 0.96, lo que da soporte y confiabilidad a los resultados que se obtengan.

En la etapa de la validación de los datos, los resultados calculados con 5 atributos son considerados como buenos, en base a la correlación y el error que estos presentan en el análisis (figura 4.12), el registro de predicción está representado por la línea roja y el registro original por la línea negra. La validación indica que la predicción de los resultados que se obtuvieron son confiables y de buena calidad.

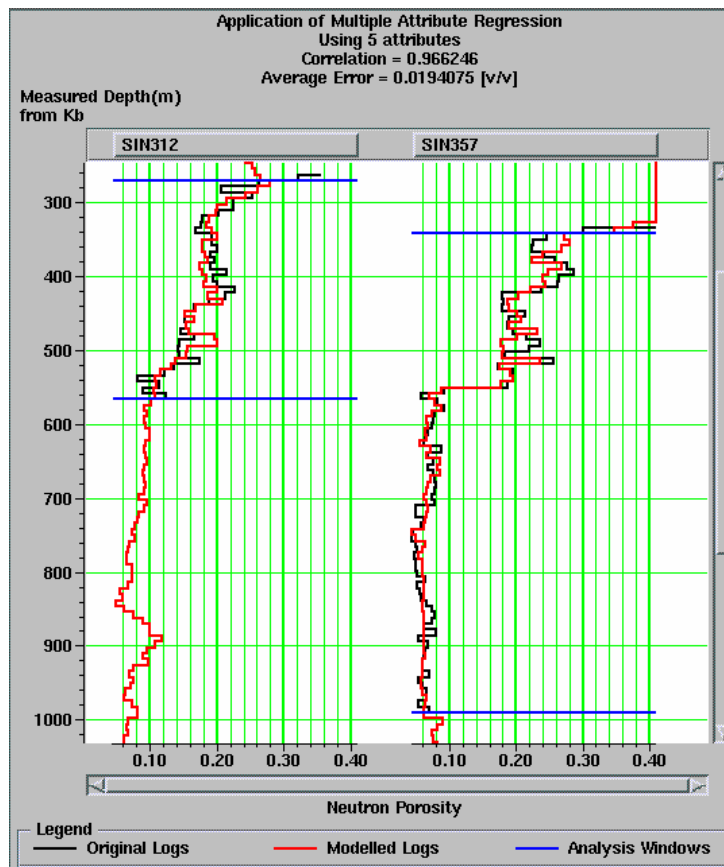


Figura 4.12. Validación de los datos en los pozos SIN312 y SIN357



**4.2 ANALISIS CON REDES NEURONALES**

El objetivo de esta tesis es corroborar que además del análisis de multiregresión usando el método de multiatributos sísmicos, los resultados pueden mejorarse o sustentarse con la técnica de redes neuronales (Banchs y Michelena, 2000, 2002; Walls, 2000; Lau y Yin 2001; Leiphart y Hart, 2001).

Durante el proceso que se desarrollo en este estudio, se hicieron tantas pruebas como se creyeron necesarias (35 pruebas) hasta encontrar los mejores resultados. Se uso como patrón de calidad los datos generados en el análisis multiatributos, este patrón se aplico en los dos tipos de redes neuronales (probabilística y multicapa). La validación describió que la predicción obtenida es la mejor debido a la correlación de 0.98 (figura 4.15). Del entrenamiento y validación de ambas redes se puede decir que la red que mejor describe el comportamiento de la Porosidad en esta zona es la red Probabilística.

Al momento de que los datos no obtienen un buen ajuste con una función lineal generada por el análisis de multiregresión, la red neuronal implementada genera una función no lineal que trata de modelar el comportamiento de los datos y de esa forma crea un patrón de conducta de la propiedad petrofísica deseada, aunque ésta necesita usar como referencia el método de multiatributos y la combinación de atributos que es la información de entrada en la red (Liu, 1998; Kouider y Tiab, 2005; Hampson, 2001; Russell, 1997; Editorial, 2005; Quiang, et al., 2001; Raineret, et al., 2002).

RED NEURONAL PROBABILISTICA PNN	No. Sigmas ( $\sigma$ )	25
	Iteraciones	30
	Correlación	0.9835
	Error de Entrenamiento	0.0150
	Validación	0.6951
	Error de Validación	3.15

Tabla 3. Parámetros y resultados para la estimación del cubo de Porosidad Neutrón, generado con una Red Probabilística

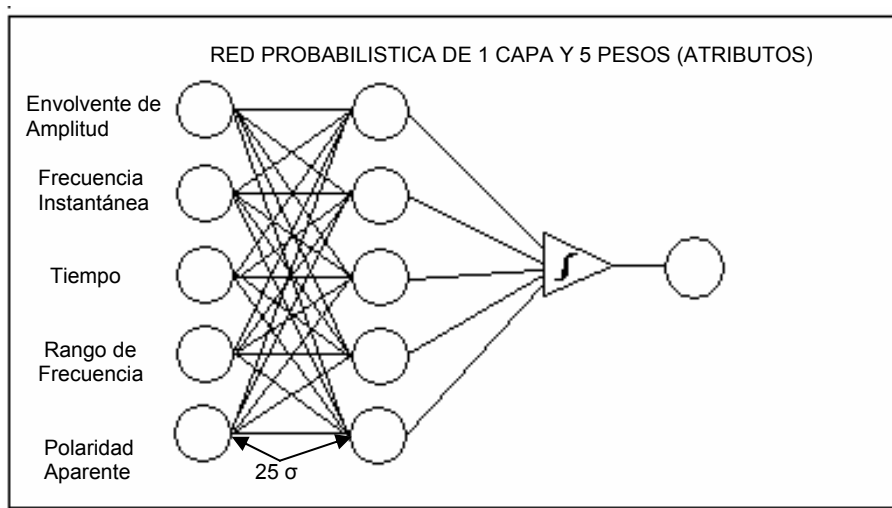


Figura 4.13. Esquema de la red usada en este proyecto.

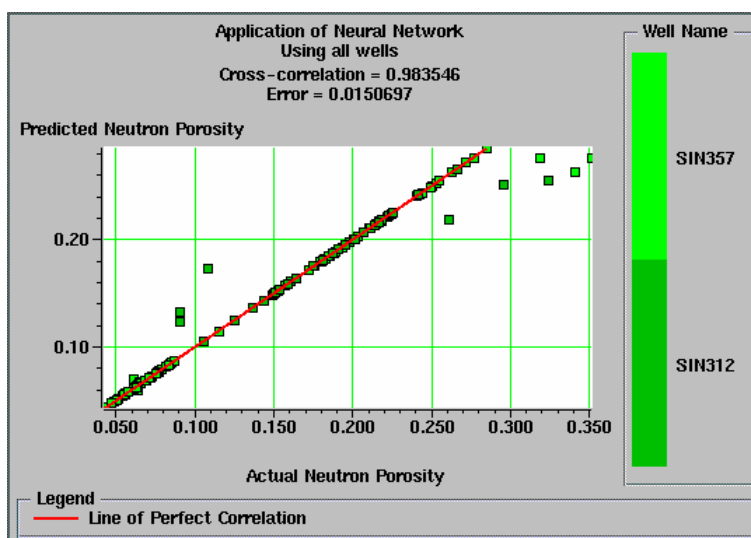


Figura 4.14 Función de predicción de porosidad, calculada a partir del análisis de redes Neuronales, en donde se empleo una red neuronal Probabilística y la correlación obtenida es de 0.9835, con un error de 0.015.

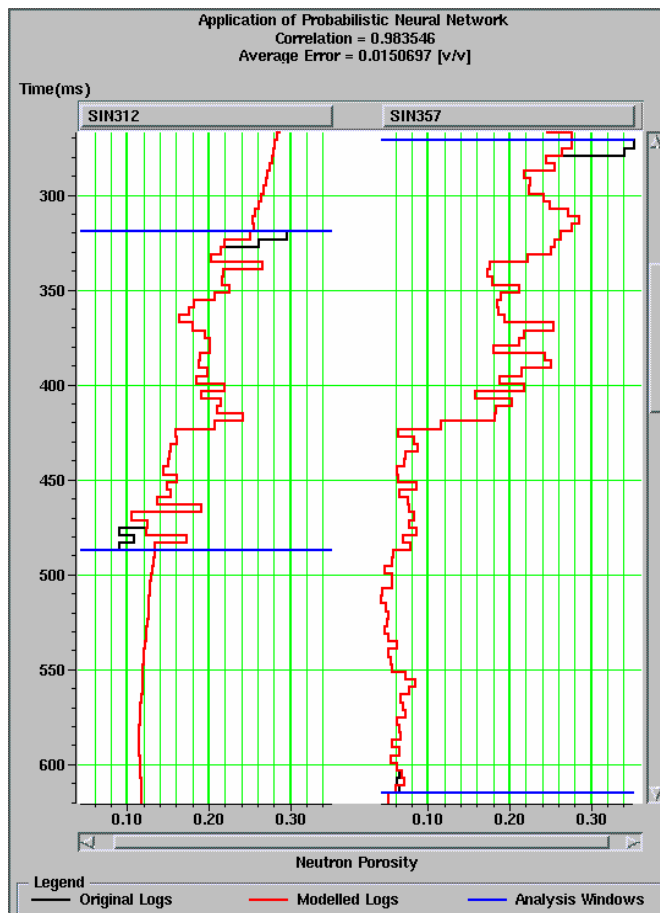


Figura 4.15. Registros Objetivos calculados por medio del análisis de Redes Neuronales se observa una buena correlación entre el registro modelado y el original



## 5.- RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

---

Con el proceso del análisis de multiregresión de atributos sísmicos concluido satisfactoriamente, y habiendo obtenido resultados de buena calidad, el siguiente paso en el diagrama de flujo es aplicar los operadores de predicción al volumen sísmico. Con esto se procedió a realizar el cubo de Porosidad Neutrón con el método de Multiatributos.

Los resultados de la predicción de la porosidad secundaria obtenida por medio del proceso de entrenamiento y validación de la información, se interpola en cada una de las traza sísmicas ubicadas en cada uno de los pozos que integran el cubo y estas a su vez se interpolan con todas las demás trazas que conforman el volumen.

El volumen de porosidad, se representa en secciones sísmicas, las cuales han sido interpretadas.

En la interpretación de las secciones sísmicas se observa una anomalía constante que se presenta en profundidades que van de los 420 a los 480 ms y la porosidad es de 0.30 (30%) que para este caso se considera una porosidad alta (figura 5.1). La anomalía recibe el nombre de Horizonte 1

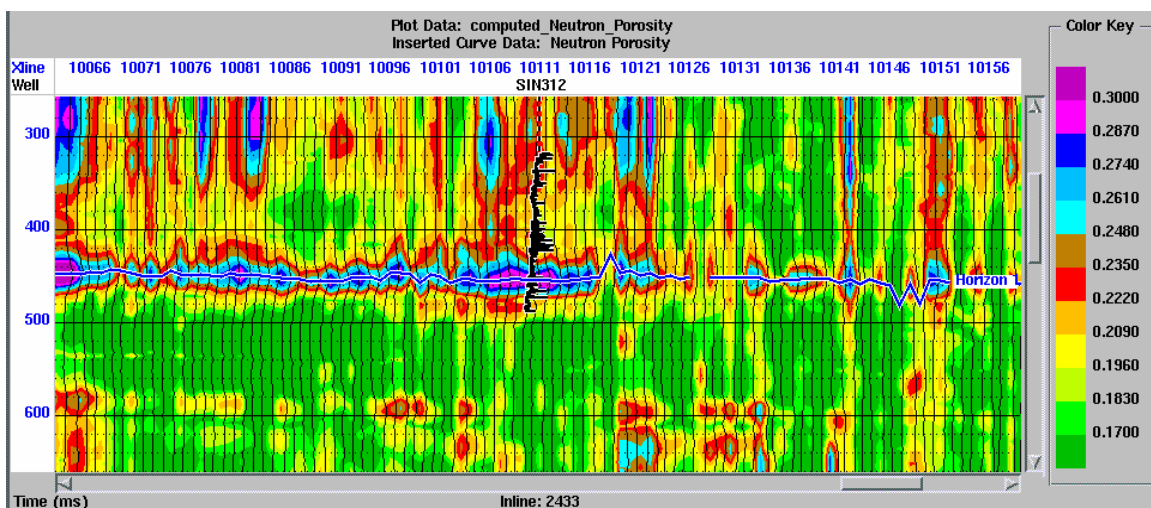
En la sección del pozo SIN312 (figura 5.1 a) la anomalía se presenta a una profundidad de 450 ms y se va atenuando en la dirección sur - norte.

En el pozo SIN315 (figura 5.1 b) la anomalía presenta a una profundidad de 420 ms, es la sección donde la anomalía se distingue mas fácilmente y se atenúa en dirección norte - sur, lo que sugiere en un cambio estructural en la zona.

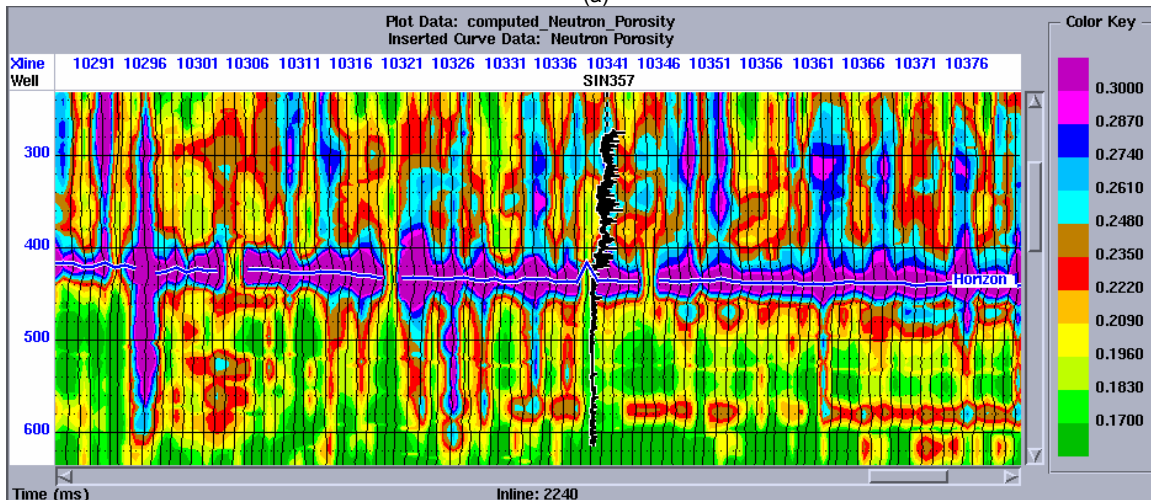
La anomalía en la sección donde se ubica el pozo CAC01 (figura 5.1 c), es mas tenue que en las demás ubicaciones, lo que se puede interpretar como la disminución de las dimensiones de la misma en este lugar, lo que genera menor material entrampado.



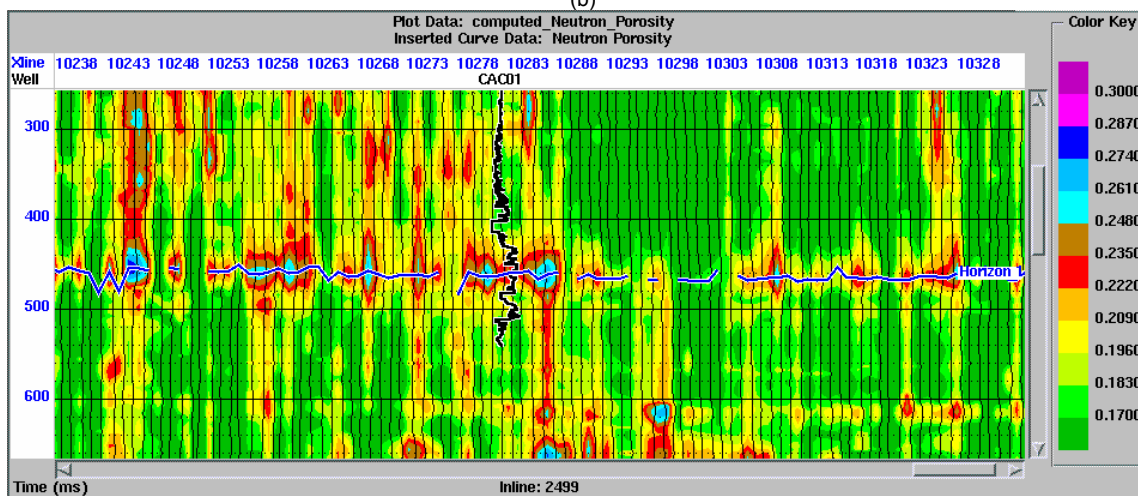
## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN



(a)



(b)



(c)

Figura 5.1. Secciones del cubo de Predicción de Porosidad generado a partir del análisis de multi-regresión usando 5 atributos. La figura (a) muestra la anomalía en el pozo SIN357, la (b) en el pozo SIN312 y (c) en el pozo CAC01.





## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

---

Encontrando el horizonte que presenta más potencial en la interpretación se procedió a elaborar el mapa de Porosidad Neutrón (figura 5.2).

En el mapa se observan zonas con alta porosidad en la parte Noreste (Anomalia1), llegando algunas áreas a presentar porosidad de hasta 30% se extiende en dirección norte – sur y sus dimensiones en dirección este – oeste son mas reducidas. Se resalta una conexión de anomalías que va desde el pozo CAC01 (Anomalía 2) y se extiende hacia la parte sur del mismo. Esta anomalía posiblemente está conectada con la que se presenta en el pozo SIN312 (Anomalía 3), que a su vez es una anomalía de dimensiones considerables y porosidades que van desde 0.24 (24%) hasta 0.28 (28%) extendiéndose desde la zona norte-central, hacia el sur.

Otra gran anomalía del rango de porosidades de 0.24-0.30 (24%-30%) se presenta en el pozo SIN357 y se extiende hacia la parte Noreste del campo (Anomalía 4).

En la parte sureste se observa una gran anomalía de baja porosidad 0.17 (17%) (Anomalía 5) asociada a los pozos secos SN\_MAN e INGEN localizados en la porción sur del campo.

En la parte sur-central hay una zona de porosidad media que podríamos decir que es la transición entre la Anomalía 5 y la Anomalía 3, que a su vez, en términos geológico-estructurales se interpreta como un cambio gradual en las estructuras, es decir, la pendiente del flanco o los flancos en esta zona es continuo y constante.

Esta zona de transición se conecta con la Anomalía 6 de la zona sureste del campo en donde el rango de porosidades va desde 0.17 (17%), hasta 0.18 (18%), en este caso consideradas porosidades bajas.

En las zonas donde el cambio de porosidades es abrupto, está asociado al el fallamiento que existe en esta zona en donde los bloques de la unidades Tamaulipas inferior están montándose en la Tamaulipas superior y en algunos caso también sobre la formación Agua Nueva .

A su vez las zonas con anomalías de porosidad alta (30%), se interpretan como las áreas que estuvieron sujetas a esfuerzos de mayor intensidad, por lo que el material sufrió mayor ruptura generando mayor porosidad y el entrampamiento del hidrocarburo.

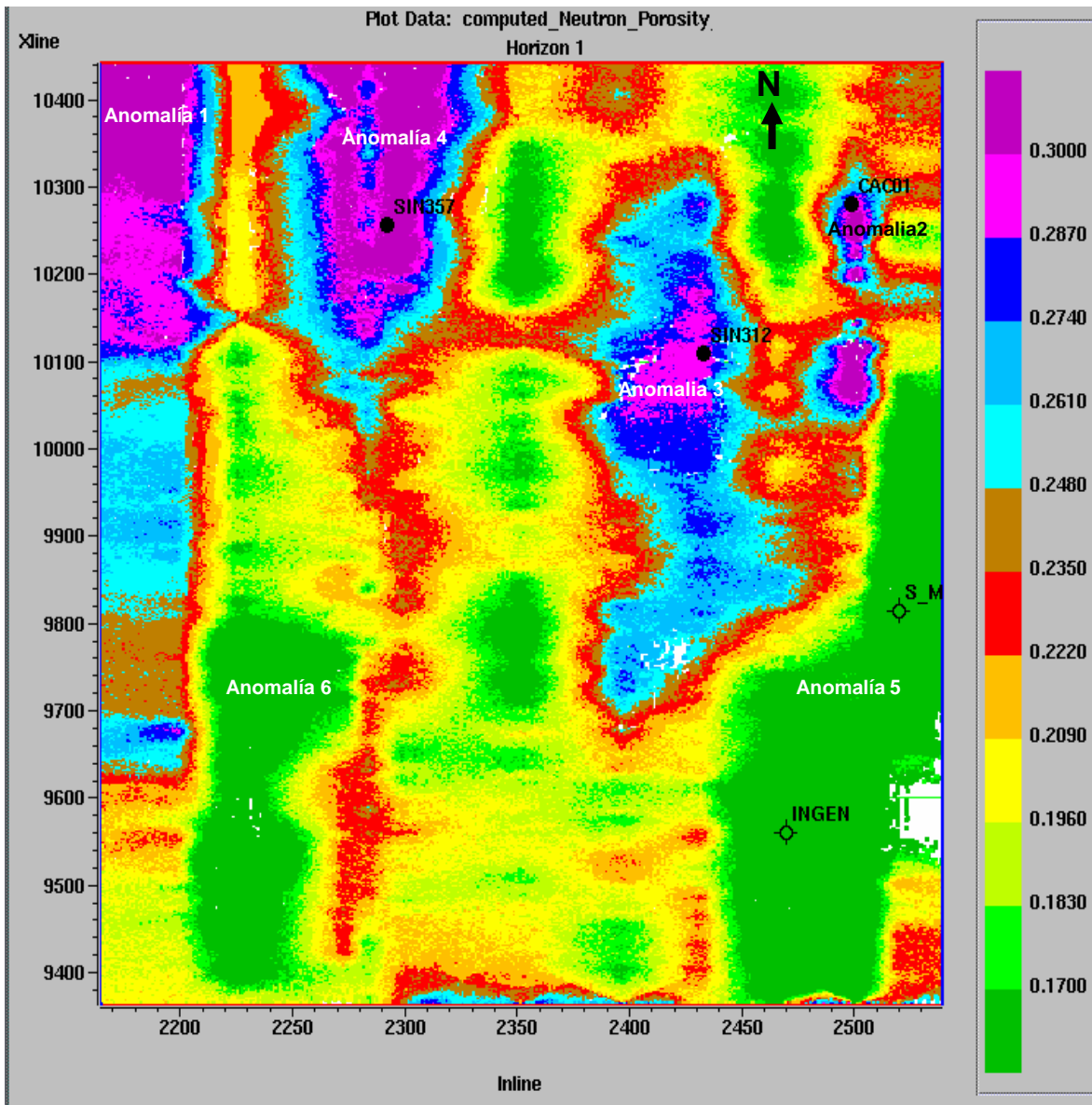


Figura 5.2. Mapa de porosidad elaborado a partir del Horizonte 1 con el método de regresión multiatributos



## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

---

Los resultados obtenidos por medio del análisis de redes neuronales demuestran gran semejanza con los resultados del método de multiatributos, esto es lógico pensando en que la correlación obtenida en la etapa de validación con el método de multiatributos es de 0.96 y la correlación de la validación que se registro con el método de redes neuronales es de 0.98, es decir existe una diferencia entre métodos de 0.02.

Al igual que el método anterior, la interpretación es realizada a través del cubo de porosidad generado a partir de la integración de los registros de predicción de la red con el volumen sísmico original.

El cubo de porosidad secundaria se interpreto por medio del análisis de las secciones sísmicas ubicadas en los pozos SIN312, SIN357 y CAC01.

La sección de porosidad en el pozo SIN312 (figura 5.3 a) muestra una anomalía de porosidad alta (30%) fácilmente reconocible y se presenta a una profundidad de 440 ms, se extiende en una dirección norte – sur. A los 580 ms se logra vislumbrar una anomalía que es muy inconsistente, por lo que se reserva su interpretación, puesto que pudieran ser zonas con fracturamiento de dimensiones pequeñas y sin conexión entre ellas.

En el pozo SIN357 la misma anomalía se presenta (figura 5.3 b), a una profundidad de 410 ms, en esta sección la anomalía esta mas definida y se observa que es constante en dirección norte – sur, de igual forma en hacia el norte se observa que esta anomalía va tomando mayor profundidad aunque no rebasa los 460 ms, es decir, existe una diferencia de 50 ms.

La anomalía en el pozo CAC01 (figura 5.3 c), está a una profundidad de 460 ms, y se presenta de una forma mas tenue, lo cual indica que en esta zona tiene las dimensiones menores.



## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

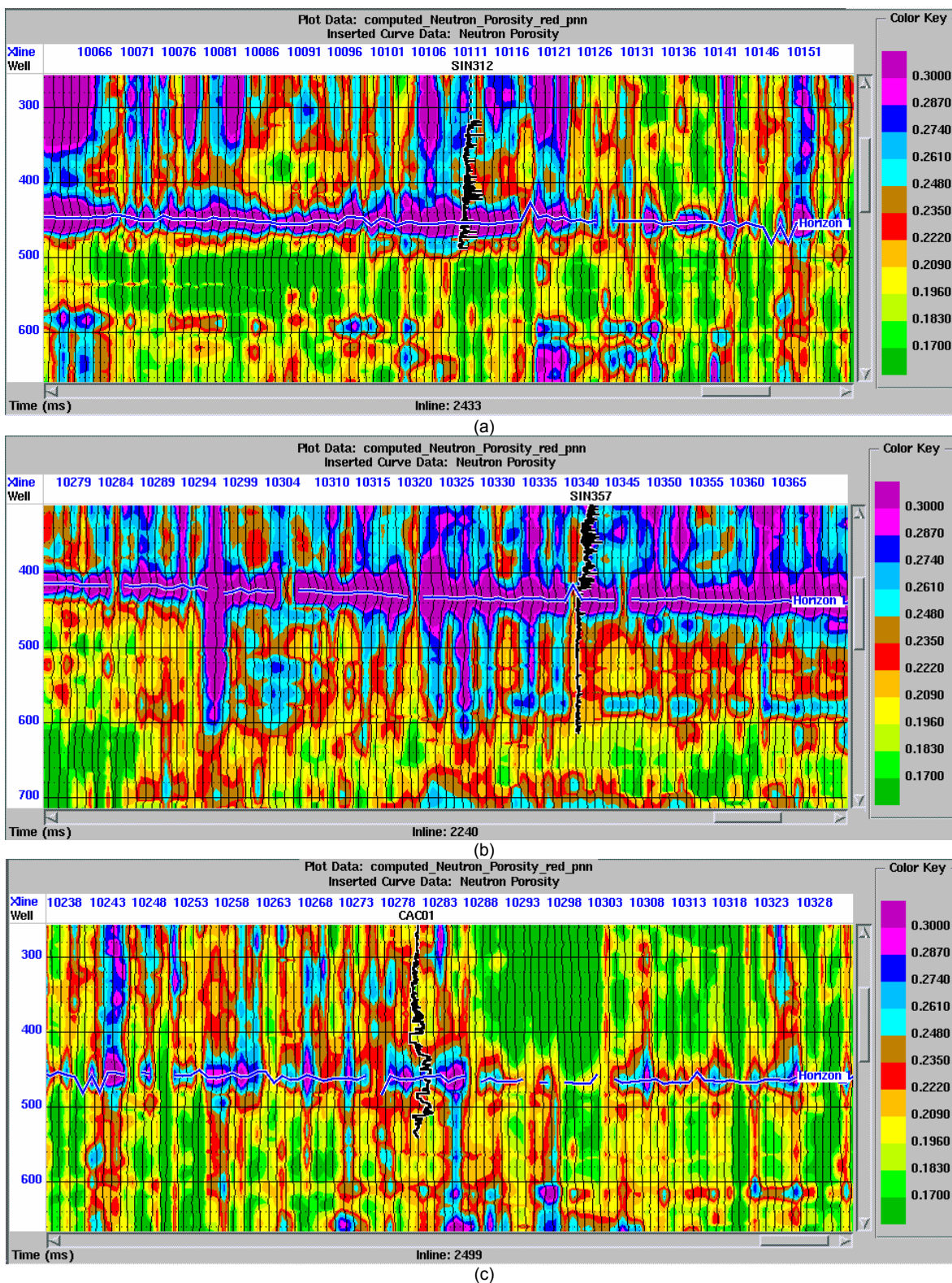


Figura 5.3. Secciones del cubo de Predicción de Porosidad generado a partir una Red Neuronal Probabilística. La figura (a) muestra la anomalía en el pozo SIN357, la (b) en el pozo SIN312 y la (c) en el pozo CAC01.



## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

Esta anomalía se represento como el Horizonte 1' y a partir de este se genero un mapa de distribución de porosidad (figura 5.4).

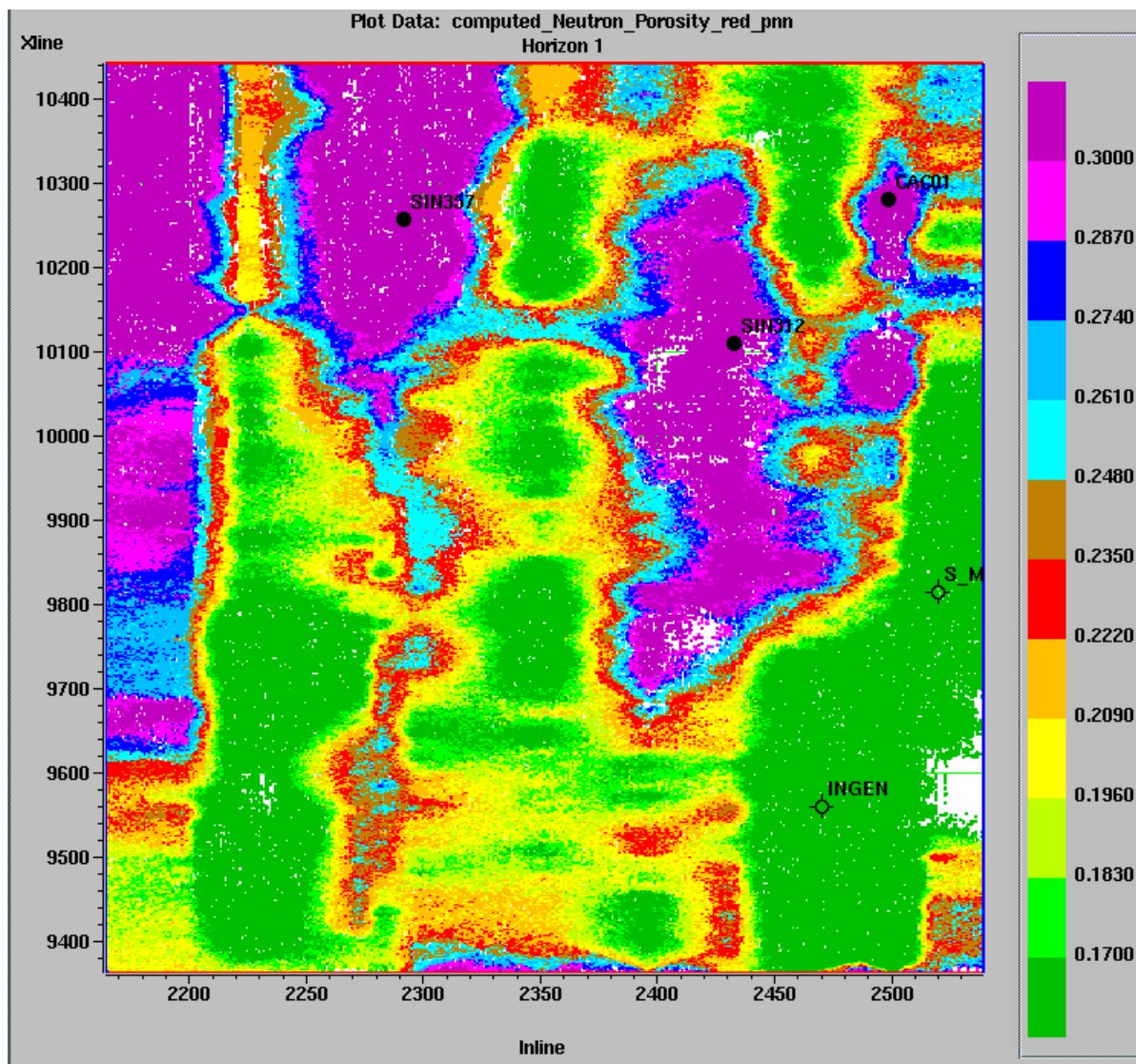


Figura 5.4 Mapa de Porosidad generado a partir del Horizonte 1 del cubo de Porosidad generado con la Red Neuronal, las anomalías se encontraron en el rango de 420 y 480 ms.





## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

---

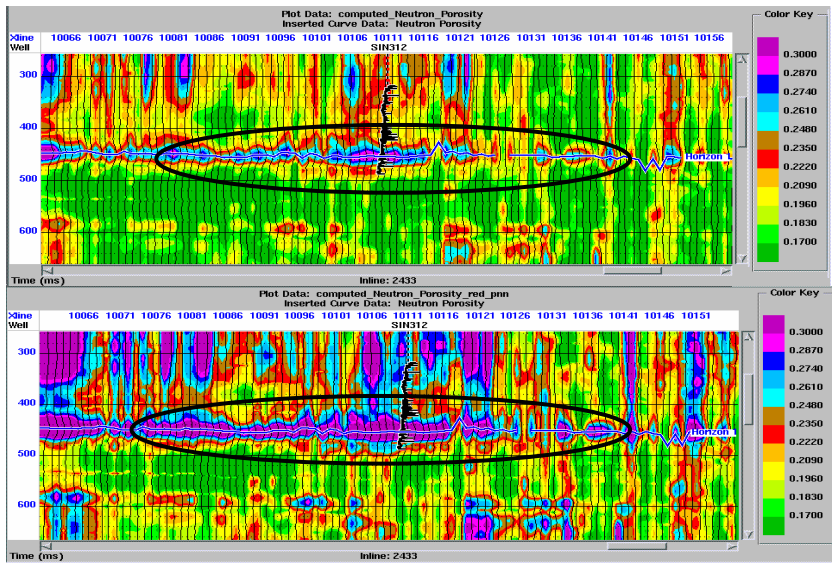
Estudiando el mapa de Porosidad (figura 5.4) observamos que existen tres grandes anomalías de porosidad alta (30%), la primera y mas grande de todas A1, se presenta en la parte Este del mapa y se extiende desde la Xline 9625 hasta 1440 y de la Inline 2160 hasta 2230. La segunda A2 está presente en el centro, posiblemente tenga continuación en la parte sur del campo. La tercer anomalía de porosidad alta A3, está situada en la parte central en la dirección oeste, observamos que sus dimensiones pueden aumentar hacia la parte Noroeste del campo. Todas estas anomalías están interconectadas por conexiones que también se llegan a observar claramente al norte del campo. En la parte Sureste se observa una anomalía de baja porosidad, de grandes dimensiones y que esta correlacionada con el área en donde se encuentran los pozos secos y se extiende hacia la parte central del campo en la zona sur de este.

Acoplando ambos trabajos se observa que la anomalía esta presente en ambos análisis, y que es constante (figura 5.5), por lo que podemos inferir que las predicciones de porosidad que realicemos tendrán una buena confiabilidad aunque para dar mayor soporte al trabajo hubiera sido mejor contar con mayor información de pozos, con la cual se pudiera cubrir una mayor área del campo de estudio.

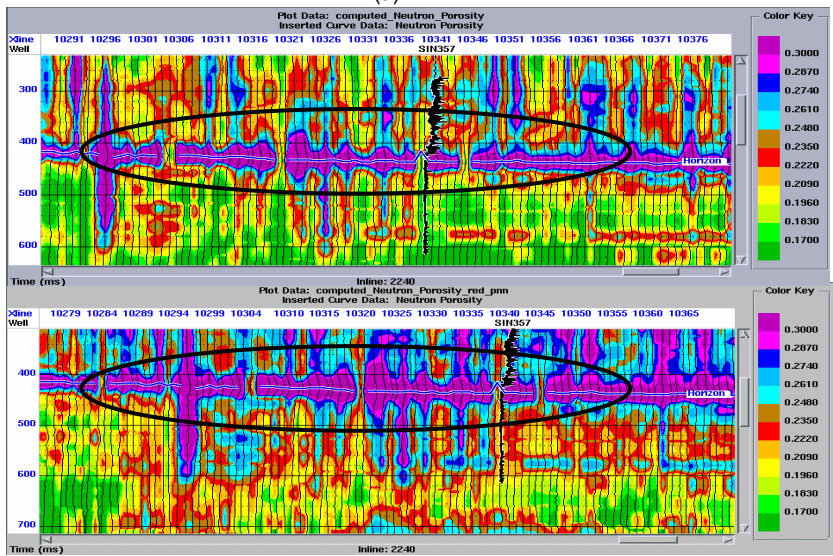
Analizando los mapas de porosidad generados con los dos análisis se concluye que se presentan anomalías separadas que posiblemente tengan cierta conexión, pero no se puede asegurar que esto suceda.

La confiabilidad de los mapas también esta sustentada en la correlación de la ubicación de los pozos, es decir, las anomalías de porosidades altas están asociadas con los pozos productores lo cual lógico, de igual manera en las áreas donde se presentan los pozos secos están las anomalías de porosidades bajas.

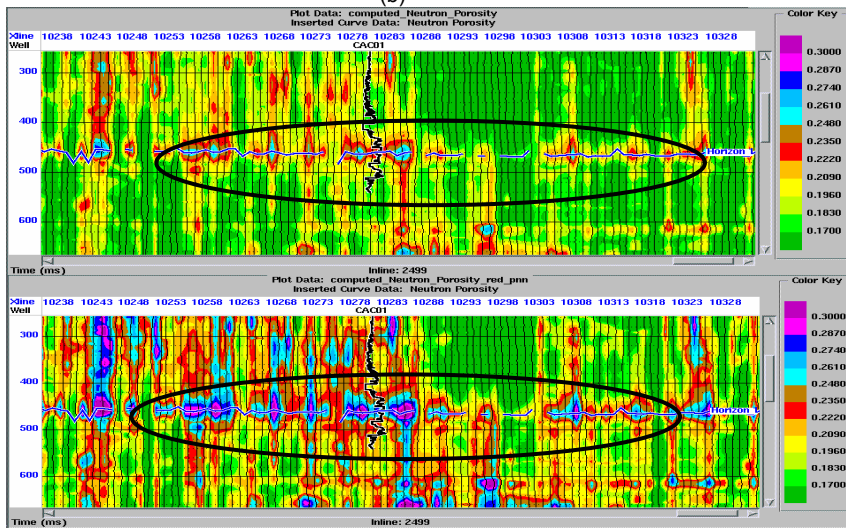
# RESULTADOS E INTERPRETACIÓN



(a)



(b)



(c)

Figura 5.5. Comparación de los resultados obtenidos con ambos métodos en las diferentes secciones de porosidad. La figura (a) representa los resultados en el pozo SIN312, la figura (b) en el pozo SIN357 y la figura (c) en el CAC01. Nótese la presencia de la anomalía en todas las secciones realizadas con los dos métodos.



## RESULTADOS E INTERPRETACIÓN

Comparando los mapas de porosidad obtenidos también encontramos una gran similitud en los resultados, además que en el mapa realizado con la red neuronal se puede observar con mayor claridad la presencia de las interconexiones entre las anomalías y que solo se dejaban ver leves bosquejos de ellas en el mapa realizado con el análisis de multiatributos, las cuales están asociadas a las estructuras geológicas de plegamiento y callamiento presente en la zona (figura 5.6).

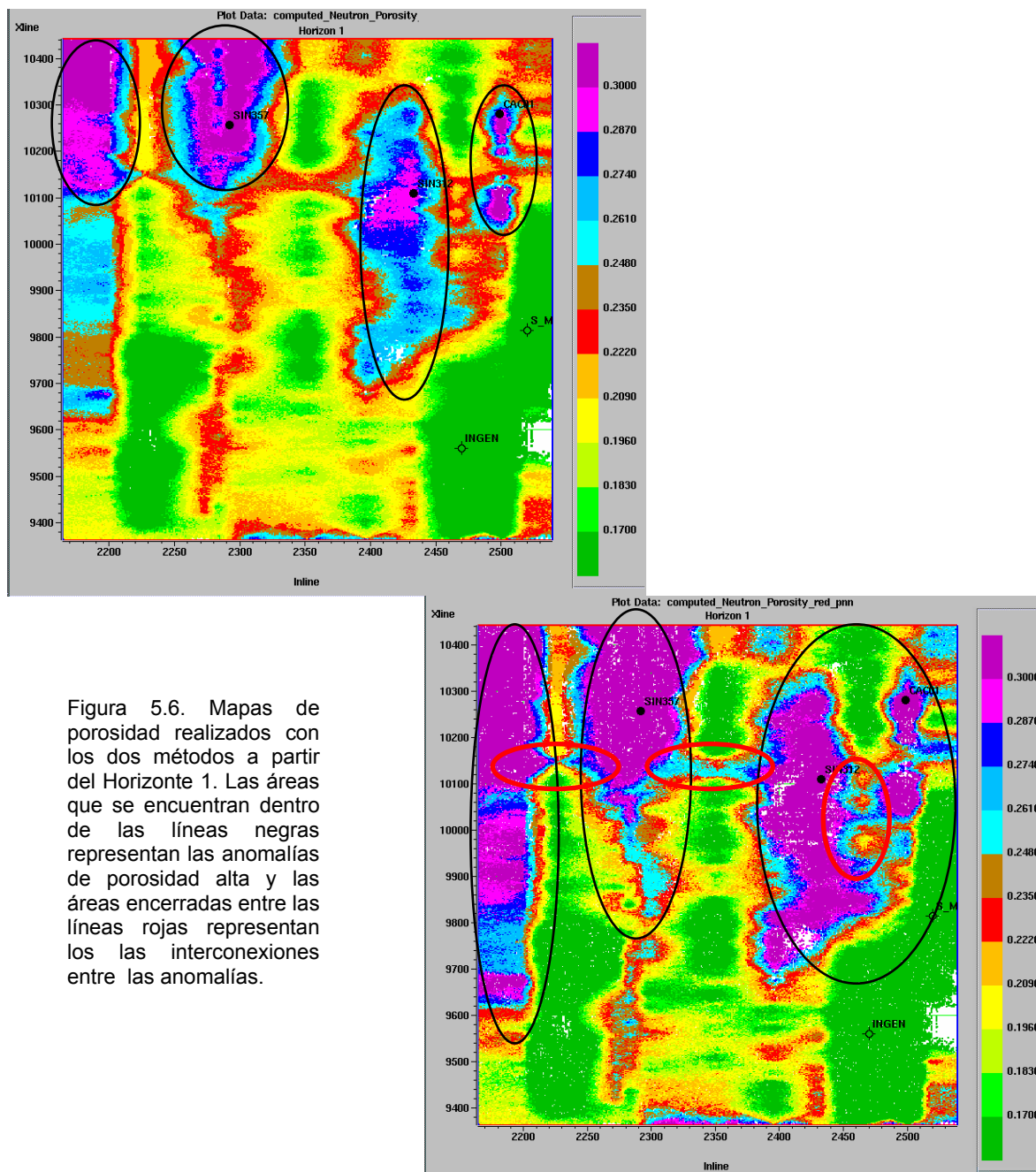


Figura 5.6. Mapas de porosidad realizados con los dos métodos a partir del Horizonte 1. Las áreas que se encuentran dentro de las líneas negras representan las anomalías de porosidad alta y las áreas encerradas entre las líneas rojas representan las interconexiones entre las anomalías.





## DISCUSIÓN DEL ANALISIS Y RESULTADOS

---

En este capítulo se discuten los resultados obtenidos de la aplicación de las dos técnicas utilizadas en este trabajo para la caracterización de la porosidad secundaria, y las implicaciones que pueden tener ambos métodos de predicción.

En primer lugar se discute el método multiatributos y los resultados obtenidos al aplicar este análisis. Finalmente se presenta la discusión del trabajo con redes neuronales y los resultados que se obtuvieron.

Antes de aplicar ambas metodologías, se hizo una selección exhaustiva de la información con la que se contó. En la zona de Cacalilao subcampo de Ebano-Panuco, varias compañías de exploración han realizado trabajos de registros de pozos, se obtuvo información de registros de pozo de las compañías Schlumberger y Lanmark, principalmente. De estos registros se tuvo que descartar información debido a que la señal de respuesta presenta mucho ruido, y a pesar de haber sido depurada, para los patrones de información preestablecidos no obtienen la calidad suficiente.

Los resultados del análisis multiatributos y redes neuronales son considerados confiables y de buena calidad, en primer lugar debido al error que presentan en el proceso, y a la correlación de la predicción con los datos originales. Aunque se sabe que en muchas ocasiones no solo es confiable basarse solamente en el error de proceso debido a que se deben tener otros parámetros de correlación que afectan en los resultados. En este caso el primer parámetro usado es un estudio previo realizado en la zona por el Dr. Luís Ramírez, del IMP (Instituto Mexicano del Petróleo), donde se localizó el horizonte productor a una profundidad del rango de 420 a 500 ms (figura 6.1), horizonte que se observa también en la anomalía identificada en las secciones generadas en esta tesis y que se encuentran en el rango de profundidad.

Esta tesis genera una gran aportación debido a que los trabajos previos en la zona solamente habían sido sísmicos 2D, y la generación de volúmenes no se había realizado. Entonces el aporte realizado, es generar un volumen de una característica petrofísica, en este caso la porosidad, y poder realizar cortes en cualquier dirección que permitan analizar la distribución de la porosidad.



## DISCUSIÓN DEL ANALISIS Y RESULTADOS

---

Como se había mencionado en la interpretación del mapa generado con el análisis multiatributos las zonas de transición de cambios de porcentaje de porosidad están identificadas por cambios graduales en los flancos de los pliegues, así como las anomalías de porosidades altas están asociadas a las zonas de máxima curvatura de los pliegues (también conocidas como charnelas), y que están documentadas en la geología del área. Las zonas donde el cambio en el porcentaje de porosidad es brusco es asociado a zonas de fallas que también se encuentran documentadas. Ambas características estructurales son compatibles con los resultados propuestos en esta tesis, por lo que podemos decir que son congruentes y de buena calidad.

Del mismo modo, el mapa que se genera por medio de redes neuronales, presenta una distribución muy parecida y la única diferencia que existe entre los mapas generados con ambos métodos, es que, en el de redes neuronales las anomalías están más definidas debido al ajuste de los resultados de predicción, lo que no sugiere el cambio de las características geológicas-estructurales.

Otro parámetro de confiabilidad de los resultados es, que como se menciono anteriormente, ambos análisis arrojaron resultados muy similares.

Se revisaron varios reportes de compañías privadas que realizaron estudios en la zona, y en uno elaborado por la compañía Veritas se pudo observar que el patrón de fracturamiento presenta una distribución semejante a los resultados obtenidos en esta tesis (figura 6.2).

Con todas estas evidencias antes descritas, se puede sustentar la calidad en los resultados obtenidos.

Las limitaciones a las que se vio sujeto este proyecto, es que debido a ser una zona actualmente productora, la información de registros de pozos, y reportes de trabajo, se encuentran en un carácter de confidenciales, por políticas que manejan las empresas, por lo que el análisis se vio en algunos aspectos restringido en la información.

A pesar de estas limitaciones creo que el análisis cumplió con su carácter de formación académica, e integración de nuevas técnicas de exploración para yacimientos de hidrocarburos.



## DISCUSIÓN DEL ANALISIS Y RESULTADOS

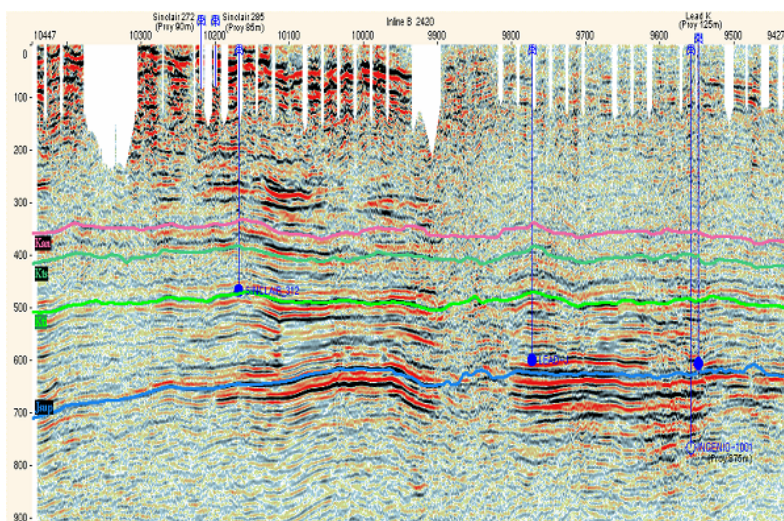


Figura 6.1. Imagen modificada de Ramírez en un trabajo previo. La línea verde muestra el horizonte productor de nuestro estudio.

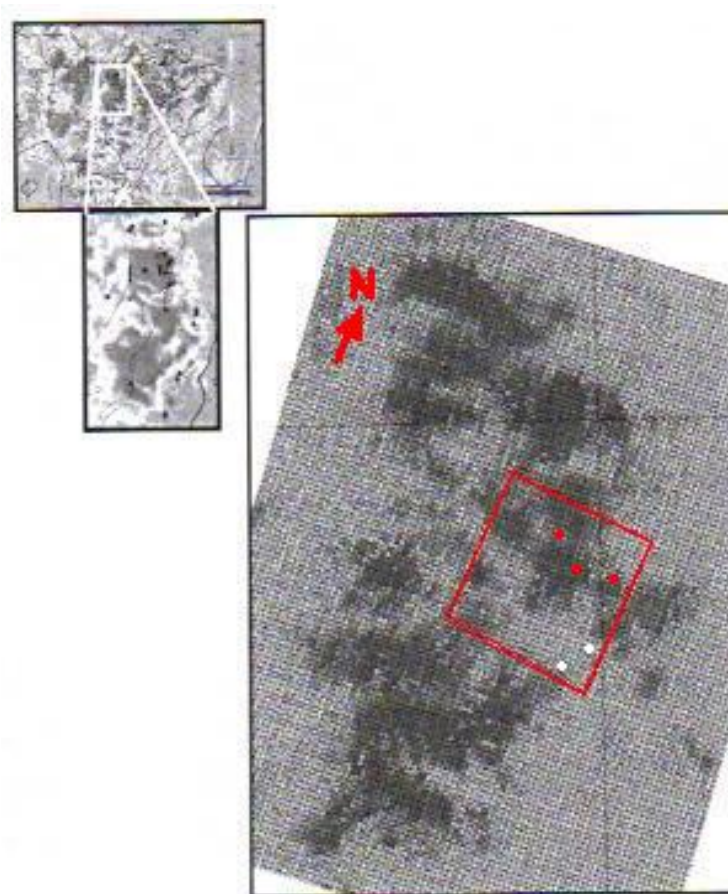


Figura 6.2 Mapa de distribución de fracturamiento elaborado por la compañía Veritas la zona del cuadro rojo, es la presentada en la tesis, los puntos muestran la distribución de los pozos. Se observan anomalías muy similares a las encontradas en este proyecto de tesis.



## 6.- CONCLUSIONES

---

Habiendo terminado el análisis de los resultados el trabajo realizado en esta tesis permitió llegar a las siguientes conclusiones:

Los métodos expuestos en este trabajo, permitieron resaltar ciertas características importantes del análisis y aplicación de los mismos, así como del campo de estudio, dentro de los cuales se puede mencionar los siguiente.

El enfoque actual de los atributos sísmicos hacia la petrofísica, permite conocer mejor los yacimientos, lo que impacta directamente en el diseño de las estrategias de perforación, la estimación y la recuperación de reservas, es decir la etapa de explotación de yacimientos.

Aunque se han inferido relaciones entre atributos y parámetros petrofísicos, la base física no siempre es clara, siendo difícil o imposible derivarlas teóricamente, por lo tanto estas relaciones pueden generarse en forma estadística.

El análisis simultáneo de atributos, se revela como una alternativa para entender el significado de éstos, ya que la combinación de dos o más atributos incrementa su potencial interpretativo, al poderlos asociar con alguna característica geológica o petrofísica.

Para una mejor confiabilidad en la predicción generada por este método de multiatributos, se recomienda realizarlo con un mayor número de información de pozos que se encuentren en el área de interés.

La integración de las técnicas de multiatributos y redes neuronales aporta elementos imprescindibles para disminuir la incertidumbre al momento de la toma de decisiones, en la identificación y localización de nuevas áreas de oportunidad así como la ampliación en el conocimiento y caracterización estática de yacimientos.

La caracterización de los yacimientos de hidrocarburos se facilita en gran medida con la información de los volúmenes que pueden ser generados con las técnicas aquí

## CONCLUSIONES

---



desarrolladas, ya que por medio de estas es posible delimitar el cuerpo almacenador e identificar la propiedad petrofísica deseada así como al fluido presente.

Algunas de las aplicaciones que pueden realizarse con el análisis de multiatributos sísmicos y redes neuronales son:

- a) Localización de posibles yacimientos
- b) Revaloración de campos petroleros antiguos
- c) Diseño de programas de perforación para el desarrollo de campos de hidrocarburos

En los mapas de porosidad generados con ambos métodos, se encontró una gran semejanza. Sin embargo el análisis de multiregresión, ofrece un mejor detalle en de la distribución de porosidad, observándose las conexiones existentes ente los posibles canales.

El aprendizaje de las redes neuronales (etapa de entrenamiento), será optimizado si las entradas contienen discriminadores apropiados. No podrán converger si los datos de entrada contienen características que no están relacionadas con los datos a ser clasificados.

El método de Redes Neuronales ofrece mayor calidad en calculo de resultados, puesto que modela una función que representa mejor el patrón de comportamiento de los datos de pozo y sísmicos, obviamente para ejecutar este método se debe realizar previamente el análisis multiatributos ya que la red se basa en el resultado obtenido anteriormente y a partir de este empieza a calcular sus resultados.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Acuña Fernández, Edgar**, 2003. "Análisis de regresión". Departamento de Matemáticas, Universidad de Puerto Rico.

**An, P. and Moon, W.**, 1993. Reservoir characterization using feedforward neural networks. 63rd Annual Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, 93, 258-262.

**Anstey, N.**, 1973, The significance of color displays in the direct detection of hydrocarbons: 43rd Annual International Meeting, SEG. 2005, Attributes in color: the early years: Canadian Society of Exploration Geophysicists Recorder, 30, March, 12–15.

**Back, B., Sere, K., & Vanharanta, H.** (1998) Managing complexity in large data bases using self-organizing maps, Accounting Management & Information Technologies 8 (1998),191-210.

**Banchs, Rafael y Reinaldo Michelena**, 2000. "Well log estimates and confidence intervals by using artificial neural networks". Expanded Abstracts. SEG, 2000, Annual Meeting.

**Banchs, Rafael y Reinaldo Michelena**, 2002. "From 3D seismic attributes to pseudo-well-log volumes using neural networks: Practical considerations". The Leading Edge, Vol. 21, No. 10.

**Barnes, A. E.**, 2003, Shaded relief seismic attribute., Geophysics, v.68, n.4, p. 1281-1285,

**Brown, Alistair**, 1996. "Seismic attributes and their classification". The Leading Edge, Vol. 15, No. 10.

**Brown, Alistair**, 2001. "Understanding seismic attributes". Geophysics, Vol. 66, No.1.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Cai, Y.**, 1994, The artificial neural network approach for hydrocarbon prediction by synthesizing multiple seismic information. 56th Mtg. Eur. Assoc. Expl. Geophys., Extended Abstracts, 94, Session: P 153.

**Chen, Quincy y Sidney, Steve**, 1997. "Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring". The Leading Edge, Vol. 16, No. 5. 88.

**Close, C.M.**, 1966, The analysis of linear circuits: Harcourt, Brace & World, Inc.

**Chopra, Satinder., Marfurt, Kurt J.**, 2005., Seismic attributes – A historical perspective., Geophysics., vol. 70, no. 5, p. 3SO-28SO.

**Deutsch, C. y Journel, A.**, 1992. GSLIB. Geostatistical Software Library. Oxford University Press. 1992.

**De Rooij, M. y K. Tingdahl**, 2002. "Meta -attributes--the key to multivolume, multiattribute interpretation". The Leading Edge, Vol. 21, No. 10.

**Dorington, P., Kevin, Link, A. Curtis**, 2004., Genetic-algorithm/neural-network approach to seismic attribute selection for well-log prediction., Geophysics, vol. 68, No. 1, p 212-221  
Dow R. J. y Sietsma J. (1991) Creating Artificial Neural Networks that Generalize. Neural Networks, vol. 4, No. 1, pp. 198-209.

**Editorial.**, 2005 An introduction to artificial intelligence applications in petroleum exploration and production., Journal of Petroleum Science & Engineering., Vol. 49.

**Fogg, A.**, 2000. "Petro -seismic classification using neural networks: UK onshore case". Expanded Abstracts. SEG, Annual Meeting.

**Gallant, S.**, 1993, Neural Network Learning & Experts Systems. MIT Press, Cambridge,MA.





## BIBLIOGRAFÍA

---

**García Martínez, R. y Borrajo, D.**, 2000, An Integrated Approach of Learning, Planning & Executing. Journal of Intelligent & Robotic Systems. Vol. 29, Nber 1, Páginas 47-78. Kluwer Academic Press. 2000.

**García Martínez, R., Servente, M. y Pasquini, D.**, 2003. Sistemas Inteligentes. 347 páginas. Editorial Nueva Librería. Buenos Aires. ISBN 987-1104-05-7.

**Hampson, D., Shuelke J., Quirein J.**, 2001. "Use of multiattribute transform to predict log properties from seismic data". Geophysics, Vol. 66, No. 1.

**Hart, Bruce**, 2002. "Validating seismic attribute studies: Beyond statistics". The Leading Edge, Vol. 21, No. 10.

**Haykin S**, 1999, Neural Networks. A Comprehensive Foundation. Second Edition. Prentice Hall.

**Heggland, R., Meldahl, P., Bril, B. & de Groot, P.**, 1999a. The chimney cube, an example of semi-automated detection of seismic objects by directive attributes neural networks: Part I; methodology, Expanded Abstracts of the SEG 69th Annual Meeting, Houston, Oct.31–Nov.5.

**Heggland, R., Meldahl, P., Bril, B. & de Groot, P.**, 1999b. The chimney cube, an example of semi-automated detection of seismic objects by directive attributes & neural networks: Part II; interpretation, Expanded Abstracts of the SEG 69th Annual Meeting, Houston, Oct. 31 – Nov. 5.

**Heggland, R., Meldahl, P., de Groot, P. & Aminzadeh, F.**, 2000. Chimneys in the Gulf Of Mexico, The American Oil & Gas Reporter, Feb. 2000.

**Hertz J., A. Krogh y R. Palmer**, 1991, Introduction to the Theory of Neural Computation. Reading, MA: Addison-Wesley.





## BIBLIOGRAFÍA

---

**Hilera J. R., Martínez V.** 2000. *Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones*, RA-MA Editorial, Madrid.

**Holland, J. H., Holyoak, K. J., Nisbett, R. E., & Thagard, P. R.**, 1987. Classifier systems, Q-morphisms, & induction. In L. Davis (Ed.), *Genetic algorithms & simulated annealing* pp. 116-128.

**Huang, Z. & Williamson, M.**, 1994. Geological pattern recognition and modelling with a general regression neural network. *Can. J. Expl. Geophys.*, 30, no. 1, 60-68.

**James, Huw**, 2002. "Volume interpretation of multi -attribute 3D surveys". *First Break*, Vol. 20, No. 3.

**Jin, Doo Jung**, 1992. "Instantaneous frequency: Discussion" *The Leading Edge*, Vol. 11, No. 8.

**Johnston, D.**, 1993. Seismic attribute calibration using neural networks. 63rd Annual Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, , 93, 250-253.

**Johnston, D.H. and Toksoz, M.N.**, 1981, Definitions and terminology, in Toksoz, M.N. and Johnston, D.H., Eds., *Seismic Wave Attenuation: Society of Exploration Geophysics*, Geophysics Reprint Series no. 2, 1-5.

**Kalkomey, Cynthia**, 1997. "Potential risks when using seismic attributes as predictors of reservoir properties". *The Leading Edge*, Vol. 16, No. 3.

**Kohler F., Taner T.**, 1971, Velocity Spectra-Digital Computer Derivation and Applications of Velocity Functions", *GEOPHYSICS*, v. 34, p. 859-881

**Kohonen, T.**, 1990. The Self Organizing Map. *IEEE* vol. 78 no. 9. Sept., 1464-1480.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Kouider El Ouahed, A., Tiab, D., Mazouzi, A.,** 2005 Application of artificial intelligence to characterize naturally fractured zone in Hassi Messaoud Oil Field, Algeria., *Journal of Petroleum Science & Engineering.*, Vol. 49.

**Lau, August y Chuan Yin,** 2001. "Prediction of resistivity from seismic: an integrated study of seismic reprocessing, rock properties modeling, neuralnet and prospecting". Expanded Abstracts. SEG, 2001, Annual Meeting.

**Leiphart, Daniel y Bruce Hart,** 2001. "Comparison of linear regression and a probabilistic neural network to predict porosity from 3-D seismic attributes in Lower Brushy Canyon channeled sandstones, southeast New Mexico". *Geophysics*, Vol. 66, No. 5.

**Lewis, Catherine,** 1997. "Seismic attributes for reservoir monitoring: A feasibility study using forward modeling". *The Leading Edge*, Vol. 16, No. 5.

**Liu, Z., Liu J.,** 1998. "Seismic -controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks". *Geophysics*, Vol. 63, No 6.

**Mavko, G. Mukerji, T. and Dvorkin, J.** 1998. *The rock physics hand book: tools for seismic analysis in porous media.* Cambridge University Press. UK.

**McCormack, M.** 1991. "Neural computing in geophysics". *The Leading edge* , Vol. 10, No. 1.

**Mogensen, Shane,** 2001. "Artificial neural networks solutions to AVO inversion problems". Expanded Abstracts. SEG, 2001, Annual Meeting.

**Neidell N., Taner T., Cook E.,** 1970, Limitations of the reflection seismic method; lessons from computer simulations *Geophysics*, Volume 35, Issue 4, pp. 551-573.

**O'Doherty, R.F., and Taner, M.T.,**1992, A method of computing Instantaneous frequency and dip: Presented at the 54th Annual Meeting of E.A.E.G. in Paris, France.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Pennington, Wayne**, 1997. "Seismic Petrophysics: An Applied Science for Reservoir Geophysics," *The Leading Edge*, Vol. 16, No. 3.

**Pennington, Wayne**, 2001. "Reservoir Geophysics". *Geophysics*, Vol. 66, No. 1

**Poullton, Mary**, 2002. "Neural networks as an intelligence amplification tool: A review of applications". *Geophysics*, Vol. 67, No. 3.

**Ping A.**, 1994. The effect of random noise in lateral reservoir characterization using feed-forward neural networks Geological Survey of Canada. 1994.

**Pramanik, A. G., Singh, V., Vig, Rajiv., Srivastava, A. K., Tiwary, D. N.**, 2004., Estimation of effective porosity using geostatistics and multiattribute transforms: A case study., *Geophysics.*, vol. 69, no. 2, p. 352-372.

**Rich E. y Knight, K.** 1991 Introduction to Artificial Networks. Mac Graw-Hill. Publications.

**Ramirez-Cruz, Luis C., Del Valle-Garcia, Raul., Urrutia-Fucugaucchi, Jaime.**, 2005 Enhanced oil production in a mature field assisted by spectral attenuation analysis., *J. Geophys. Eng.* 2 ., p. 48–53

**Robertson, James y David Fisher**, 1988. "Complex seismic trace attributes". *The Leading Edge*, Vol. 7. No. 6.

**Rodríguez-Vivanco, Luis.**, 1953, Origen de las condiciones de acumulación de hidrocarburos en los campos de Ebano-Panuco., *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana.*, Tomo16, Num. 2.

**Russell, B., Hampson D., SchuelkeJ., Quirein J.**, 1997. "Multiattribute seismic analysis". *The Leading Edge*, Vol. 17, No. 10.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Russell, B., Hampson D., Todorov T.**, 2001. "Combining geostatistics and multiattribute transforms – A channel sand case study". Expanded Abstracts. SEG, 2001, Annual Meeting.

**Setiono R. & Liu. H.**, 1996, Symbolic representation of neural networks. IEEE Computer Magazine, pag. 71-77.

**Sheriff, R.E. and L.P. Geldart**, 1995, *Exploration Seismology*. Cambridge University Press

**Shultz, P., Ronen S., Hattori M., Mantran P., Cobett C.**, 1994. "Seismic -guided estimation of log properties. Part 1: A data driven interpretation methodology". The Leading Edge, Vol. 14, No. 5.

**Shultz, P., Ronen S., Hattori M., Mantran P., Cobett C.**, 1994. "Seismic -guided estimation of log properties. Part 2: Using artificial networks for nonlinear attribute calibration". The Leading Edge, Vol. 14, No. 6.

**Shultz, P., Ronen S., Hattori M., Mantran P., Cobett C.**, 1994. "Seismic -guided estimation of log properties. Part 3: A controlled study". The Leading Edge, Vol. 14, No. 7.

**Shtivelman V., Landa E., Gelchinsky B.**, 1986, Complex envelope and procedures of combined group and phase correlation, SEG Technical Program Expanded Abstracts -- 1986 -- pp. 268-270

**Sun, Q.; Eissa, M. A.; Castagna, J. P.; Cersósimo, D.; Sun, S.; and Deke, C.**, 2001, Porosity from artificial neural network inversion from Bermejo Field, Ecuador, 71st Ann. Internat. Mtg: Soc. Of Expl. Geophys., 734-737.

**Taner, M. T., Koheler F., Sheriff R.E.**, 1979. "Complex seismic trace analysis". Geophysics, Vol. 44, No. 6.

**Taner, Turhan**, 2000. "Attributes revisited". Rock Solid Images, [http://www.rocksolidimages.com/pdf/attrib\\_revisited.htm](http://www.rocksolidimages.com/pdf/attrib_revisited.htm)



## BIBLIOGRAFÍA

---

**Todorov, T., Stewart R., Hampson D., Russell B.,** 1998. "Well log prediction using attributes from 3C -3D seismic data". Expanded abstracts, 1998 SEG Annual Meeting.

**Tonn, Rainer,** 2002. "Neural Network seismic reservoir characterization in a heavy oil reservoir". the Leading Edge, Vol. 21, No. 3

**Towell G. & Shavlik, J.,** 1994, Knowledge-based artificial neural networks. Artificial Intelligence, vol. 70, No. 1-2, pp. 119-165.

**Treitl, S & Essenreiter, R.,** 1995. Predictive Deconvolution Revisited with Neural Nets: 57th Mtg. Eur. Assoc. Expl Geophys. Extended Abstracts, 95, Session:P065.

**Van der Baan, M., Jutten. C.,** 2000. "Neural networks in geophysical applications". Geophysics, Vol. 65, No. 4.

**Walls, J. D., Taner T., Taylor G., Smith M., Carr M., Derzhi N.,** 2000. "Seismic reservoir characterization of a mid -continent fluvial system using rock physics, poststack seismic attributes and neural networks: a case history". Expanded Abstracts. SEG, 2000, Annual Meeting.

**Walsh, D. J.,** 1971, Proposed attenuation-dispersion pair for seismic waves, Geophysics, Volume 37, Issue 3, pp. 456-461

**Wang, J. & Huang, Z.,** 1993. Neural networks for robust recognition of seismic reflection patterns. 63rd Annual Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, , 93, 246-249.

**White, Roy,** 1991. "Properties of instantaneous seismic attributes". The Leading Edge, Vol. 10, No. 7.



## BIBLIOGRAFÍA

---

**White, J. E, and Walsh, D.J.**, 1972, Proposed attenuation-dispersion pair for seismic waves: *Geophysics*, 37, 456-461.

**Yao X. y Liu Y.**, 1998, Toward Designing Artificial Neural Networks by Evolution. *Applied Mathematics & Computation*, 91(1): 83-90.

**Zhang, X., Li, Y., Hu, Q. & Feng, D.**, 1995a. Early-stage reservoir analysis with SOMA: A neural network approach. 65th Annual Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, , 95, 138-141.

**Zhang, X., Li, Y., Liu, F. & Wang, L.**, 1995b. Estimating reservoir's lithological parameters from seismic data using neural network. 65th Annual Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., Expanded Abstracts, , 95, 606-608.



### LA TRANSFORMADA DE HILBERT

La transformada de Hilbert desenvuelve una secuencia helicoidal compleja (Figura 1), a veces llamada la señal analítica, de una secuencia verdadera de los datos. La señal analítica tiene una parte real, que son los datos originales, y una parte imaginaria, que contiene la transformada de Hilbert. La parte imaginaria es una versión aparentemente distinta de la secuencia verdadera original con un desplazamiento de fase de  $90^\circ$ . Los senos por lo tanto se transforman a los cosenos y viceversa. La transformada de Hilbert tiene la misma amplitud y contenido de la frecuencia que los datos verdaderos originales e incluye la información de la fase que depende de la fase transforme de los datos originales.

La transformada de Hilbert es útil para calcular atributos instantáneos de una serie de tiempo, especialmente de la amplitud y de la frecuencia. La amplitud instantánea como atributo, es la amplitud de la transformada de Hilbert; la frecuencia instantánea es el índice del tiempo del cambio del ángulo instantáneo de la fase. Para una senoide pura, la amplitud y la frecuencia instantáneas son constantes. La fase instantánea, sin embargo, tiene aspecto de sierra vista con una sola traza, (Figura 2), por los triángulos que se forman en ella, reflejando la manera de la cual el ángulo local de la fase varía lineal concluido un solo ciclo.

El apilamiento de las trazas y su correlación lateral acusa visualmente la localización de anomalías de comportamiento de los reflectores mediante la ventaja de la expresión multicolor de la sección sísmica continua.

### LA TRAZA SÍSMICA COMPLEJA

Como sabemos de la literatura sobre la transformada de Fourier, el dominio de la frecuencia parece ser más rico en la información que el dominio de tiempo. Esto sucede porque las trazas sísmicas son valuadas en medios reales y representan solamente una mitad de la información que se podría contener en el dominio de tiempo complejo (Robertson, 1998).



## APENDICES

---

En el lenguaje de las matemáticas:

$$\text{Im}(u(t)) = 0$$

En el dominio de tiempo y en el dominio de la frecuencia la señal es simétrica:

$$U(-\omega) = U^*(\omega)$$

Donde "\*" representa el complejo conjugado.

Cuando filtramos la señal truncado todas las frecuencias negativas en la señal obtenemos lo que se llama señal analítica.

Es decir la traza sísmica se podía ver como una interferencia de dos señales analíticas: una, de frecuencia positiva, propagándose "adelante en tiempo", y otra, de frecuencia negativa, propagándose "al revés en tiempo".

La señal analítica es una señal compleja. Su parte real es la señal verdadera original, y su parte imaginaria es la que se llama *la Transformada de Hilbert* de la señal.

$$u_A(t) = u(t) + iu_H(t)$$

En el dominio de la frecuencia, la transformada de Hilbert es representada simplemente por un cambio de la fase por  $\pi / 2$  es decir senos y cósenos que intercambian

$$\sin(\omega t) \rightarrow \cos(\omega t)$$

$$\cos(\omega t) \rightarrow -\sin(\omega t)$$

Así la transformada de Hilbert puede ser calculada fácilmente usando La transformada Rápida de Fourier (FFT).

Consecuentemente, el movimiento oscilatorio familiar de la señal alrededor de cero se transforma en una espiral en el dominio complejo:



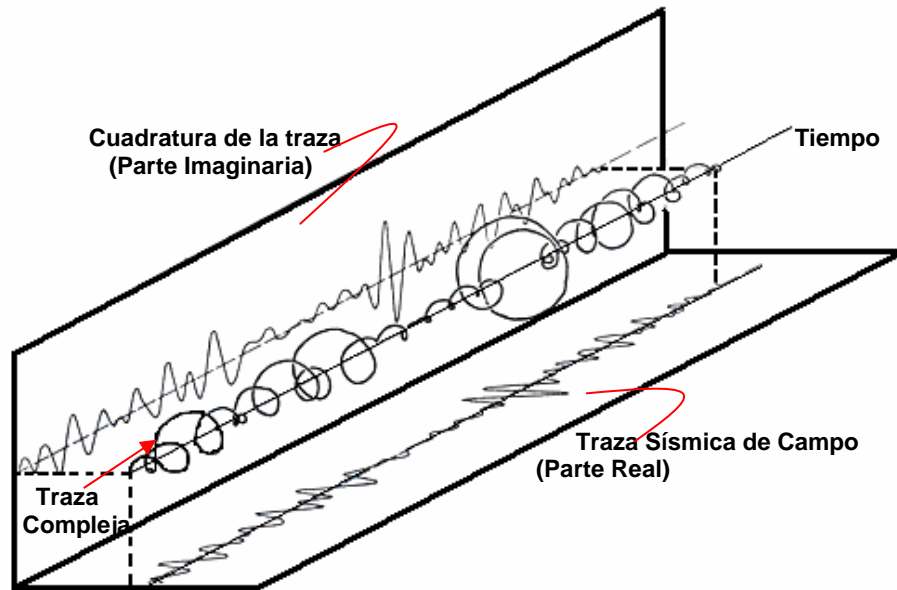


Figura 1. La traza compleja, mostrada como una helicoide de amplitud variable en la dirección del eje del tiempo. La proyección sobre el plano real da la traza sísmica real y sobre el plano imaginario la traza de cuadratura (Imagen modificada de Sheriff 1995).



## APENDICES

---

### 2 ATRIBUTOS SISMICOS INSTANTÁNEOS

*Atributo.- Una cualidad atribuida a cualquier persona o cosa.*

El nombre *de atributos sísmicos instantáneos*, a menudo referidos simplemente como los atributos, está dado para una variedad de tipos de secuencias del tiempo derivadas de trazas sísmicas y usadas para destacar ciertas características de los datos que no son tan fácil de observar en dichos datos (trazas). Se utilizan típicamente en la interpretación en una variedad infinita de visualizaciones de secciones sísmicas a color.

Puesto que los únicos requisitos para un atributo es su definición en muestra por muestra y basados en términos de una cierta característica física, por tal motivo una gran variedad de atributos sísmicos se han propuesto (White, 1991., Taner, 1979).

Sin embargo, aquí se refieren a los atributos más importantes y comúnmente más usados vistos con una sola traza (Figura 2 y 3).

- Amplitud instantánea (envolvente de amplitud)
- Fase instantánea
- Frecuencia instantánea
- Ancho de banda instantánea
- Frecuencia dominante instantánea
- Factor de calidad Q instantáneo

### AMPLITUD INSTANTANEA (ENVOLVENTE DE AMPLITUD)

La energía de reflexión (envolvente de amplitud), es definida por:

$$E(t) = \sqrt{[f^2(t) + g^2(t)]}$$

Esta envolvente de amplitud es independiente de la fase.



## APENDICES

---

La alta potencia de reflexión esta asociada frecuentemente a con cambios litológicos entre capas de rocas adyacentes, tal como discordancias y cuerpos asociados con cambios de formas en los ambientes de deposito. La alta potencia de reflexión también puede ser indicio de discontinuidades, impedancias, acumulación de gas. Las variaciones laterales de los espesores cambian la interferencia en las reflexiones; tales cambios usualmente ocurren sobre distancias laterales considerables y también producen cambios graduales lateralmente, en la potencia, los cambios de las formas locales pueden indicar fracturamiento o acumulaciones de hidrocarburos; especialmente interfases con gas, lo cual puede mostrar alta amplitud de reflexión o puntos brillantes, sin embargo, tales puntos brillantes pueden ser o no comerciales y recíprocamente, algunas zonas de gas productivas pueden no estar asociadas a los puntos brillantes.

### FASE INSTANTANEA

La fase instantánea es definida por la ecuación:

$$Ph(x,t) = \arctan \left[ \frac{g(x,t)}{f(x,t)} \right]$$

Enfatiza la continuidad lateral de eventos. La fase instantánea es un valor asociado con un punto en tiempo de cada traza.

La fase correspondiente a cada traza real para cada pico, cruce en cero, etc., se le asigna el mismo color, también algunos ángulos de fase pueden ser seguidos traza a traza del apilamiento, porque la fase es independiente de la potencia de reflexión, frecuentemente esto debilita la claridad de la coherencia de los eventos. Las gráficas de la fase muestran efectivamente las discontinuidades laterales, fallas, acuñamientos, depósitos con diferentes echados, etc. Los patrones de progradación sedimentaria, regiones de onlap, offlap frecuentemente se muestran con especial claridad, también la fase es útil en el marcado de las secuencias de cuerpos



## APENDICES

---

sísmicos (Payton, 1977). Los colores de la fase están en función del ángulo, ya que, por ejemplo, los que tienen más o menos 180° son del mismo color porque tienen el mismo ángulo de la fase (Shtivelman, 1986).

### FRECUENCIA INSTANTANEA

La frecuencia instantánea es definida por la ecuación:

$$f_{inst}(t) = \frac{d\phi(t)}{dt}$$

La frecuencia instantánea está asociada con un punto en el tiempo, igual que en la fase instantánea y por supuesto depende de esta.

La mayor parte de los eventos reflejados son una expresión de la composición de reflexiones individuales de reflectores espaciados puesto que el resto de los reflectores, permanecen constantes en su contraste y en la separación de su impedancia acústica. La superposición de reflectores individuales puede producir un modelo de frecuencia que caracterizan la reflexión compuesta. Las características de la frecuencia proporcionan a menudo una herramienta útil para la correlación, puesto que el carácter de una reflexión compuesta, cambiará gradualmente, como la secuencia de capas cambia gradualmente en espesor o litología. Una rotación hacia frecuencias más bajas (punto bajo - sombra de la frecuencia) se observa a menudo en la reflexión de las capas debajo de las arenas con gas, del condensado, y de depósitos de aceite. Bajo las sombras de la frecuencia ocurren a menudo solamente en la reflexión para los reflectores inmediatamente debajo de la zona petrolífera. Esta observación es empírica y muchas veces se ha hecho la misma observación. Dos tipos de explicaciones se han propuesto: 1) que una arena con gas filtra realmente las frecuencias más altas debido a (a) absorción dependiente de la frecuencia o (b) la resonancia natural, o 2) las



## APENDICES

---

frecuencias viajen cierto tiempo a través de la arena con gas y se aumentan por una velocidad más baja tales que la reflexión de las capas inmediatamente por debajo de está, se suman directamente.

### ANCHO DE BANDA INSTANTANEA

Barnes (1992) y O'Doherty (1992) muestran que hay tres atributos que relacionan entre sí de una manera geométrica o vectorial, similar a las observaciones estadísticas.

La frecuencia que corresponde al centroide del Espectro de potencia de una ondícula es (también conocido como frecuencia promedio):

$$\omega_c = \frac{\int_{\omega=0}^{\infty} \omega P(\omega) d\omega}{\int_{\omega=0}^{\infty} P(\omega) d\omega}$$

La variación con respecto a la frecuencia del centroide esta dada por:

$$\omega_v^2 = \frac{\int_{\omega=0}^{\infty} (\omega - \omega_c)^2 P(\omega) d\omega}{\int_{\omega=0}^{\infty} P(\omega) d(\omega)}$$

Y la frecuencia media cuadratica (el segundo momento del espectro de Potencia) se da por la expresión:



$$\omega_{RMS} = \frac{\int_{\omega=0}^{\infty} \omega^2 P(\omega) d(\omega)}{\int_{\omega=0}^{\infty} P(\omega) d(\omega)}$$

Extendiendo la ecuación variante, se puede mostrar como:

$$\omega_v^2 = \omega_{RMS}^2 - \omega_c^2$$

Así, podemos examinar estas medidas estadísticas del espectro de potencia ahora en el formulario de atributos útiles. Estos cálculos representan las estadísticas de la ondícula sísmica calculada encima de alguna ventana de tiempo. Por lo tanto, son más estrechamente asociados con atributos instantáneos aplanados en tiempo. Por definición, la frecuencia del centroide es la frecuencia más baja en dónde una cantidad igual de energía existe en otro lado de esta frecuencia.

La variación con respecto a la frecuencia más baja (desviación estándar) indica la anchura de la distribución de densidad del espectro de potencia sobre una banda de frecuencias; donde podemos usarlo como una indicación del ancho de banda espectral. Barnes (1992) sugiere que el ancho de banda instantáneo puede calcularse por:

$$\sigma_f^2(t) = \frac{\left\{ \frac{d[env(t)]}{dt} \right\}}{\left\{ 2\pi \cdot env(t) \right\}}$$

Donde el  $\frac{d[env(t)]}{dt}$  es la derivada de tiempo con respecto a la envolvente.

Esta ecuación mide el valor absoluto de la relación de cambio de la envolvente de amplitud.



## APENDICES

---

### FRECUENCIA DOMINANTE INSTANTANEA

La frecuencia media cuadrática del espectro de densidad de potencia representa un promedio parcial hacia la banda de frecuencia dominante. Siguiendo el razonamiento de O'Doherty se puede mostrar que la segunda derivada de la función de autocorrelación compleja normalizada dará los resultados requeridos.

Desde que la frecuencia instantánea, calculada como la derivada del tiempo de la fase instantánea, representa la frecuencia mas baja (el centroide del espectro de potencia), entonces el centroide del segundo momento del espectro de poder, o la frecuencia media cuadrática, se obtiene por:

$$\omega_{RMS}^2 = \omega_v^2 + \omega_c^2$$

Barnes llama a ésta la frecuencia dominante. El despliegue para esto es similar al despliegue de frecuencia instantánea, en las unidades de ciclos por segundo.

### FACTOR DE CALIDAD Q INSTANTÁNEO

Barnes (op cit) también sugiere (en la referencia a definiciones dadas por Johnston y Toksöz, 1981) que el factor de calidad instantáneo  $q(t)$  puede definirse por la expresión:

$$q(t) = \frac{-\pi \cdot freq(t)}{decay(t)}$$

Donde el  $decay(t)$  es la relación de decaimiento instantánea que se define como la derivada de la envolvente instantánea dividida por la envolvente.



## APENDICES

---

La proporción de decaimiento puede tomar los valores positivos y negativos. Donde el factor de calidad instantáneo es la proporción de frecuencia instantánea a dos veces el ancho de banda instantáneo. Barnes señala que esta definición es consistente con las definiciones estándar del factor de calidad (Close, 1966, Johnson y Toksöz, 1981). Se debe señalar que este cálculo de  $Q$  es la variación de la longitud de onda corta del valor de  $Q$ , Por lo tanto da los valores relativos.

Este es un atributo similar al intervalo y las velocidades instantáneas. También es un atributo físico con una fuerte relación a la porosidad, permeabilidad y fractura.

Este atributo indica la variación local del factor de  $Q$ , y es similar al cálculo de impedancia acústica relativa de la traza sísmica. La variación de la longitud de onda más larga debe calcularse por la división espectral y debe agregarse a este atributo para así obtener mejores resultados.

Puede indicar el volumen líquido relacionando la presión contra la sección de factor  $Q$  de onda cortada.

Sus componentes de longitud de onda deben estimarse de una manera similar a la velocidad media y procedimientos de inversión de velocidad.





Diagrama de Flujo de los Principales Atributos Sísmicos Instantáneos

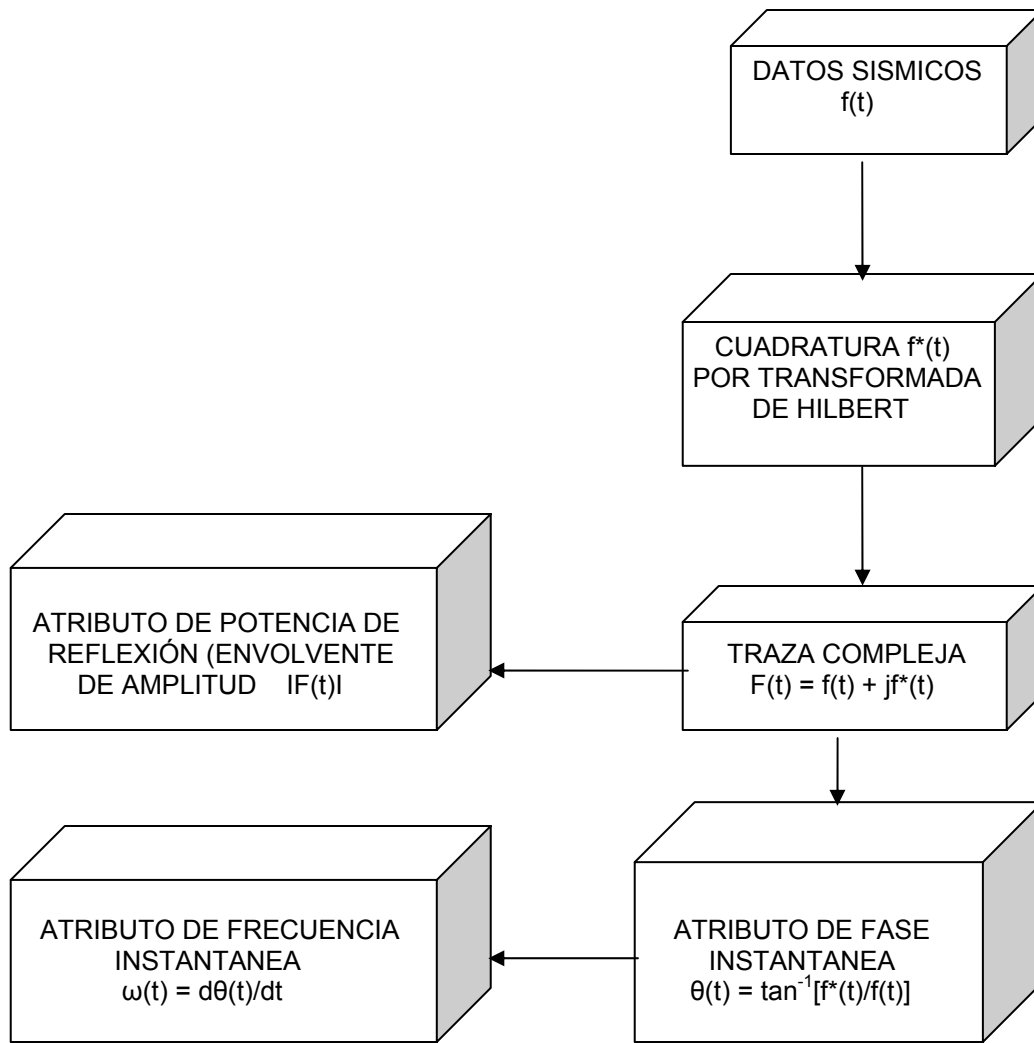


Fig. 2 Diagrama que muestra la relación de algunos de los atributos más importantes y comúnmente más usados, obtenidos a partir de la traza sísmica compleja

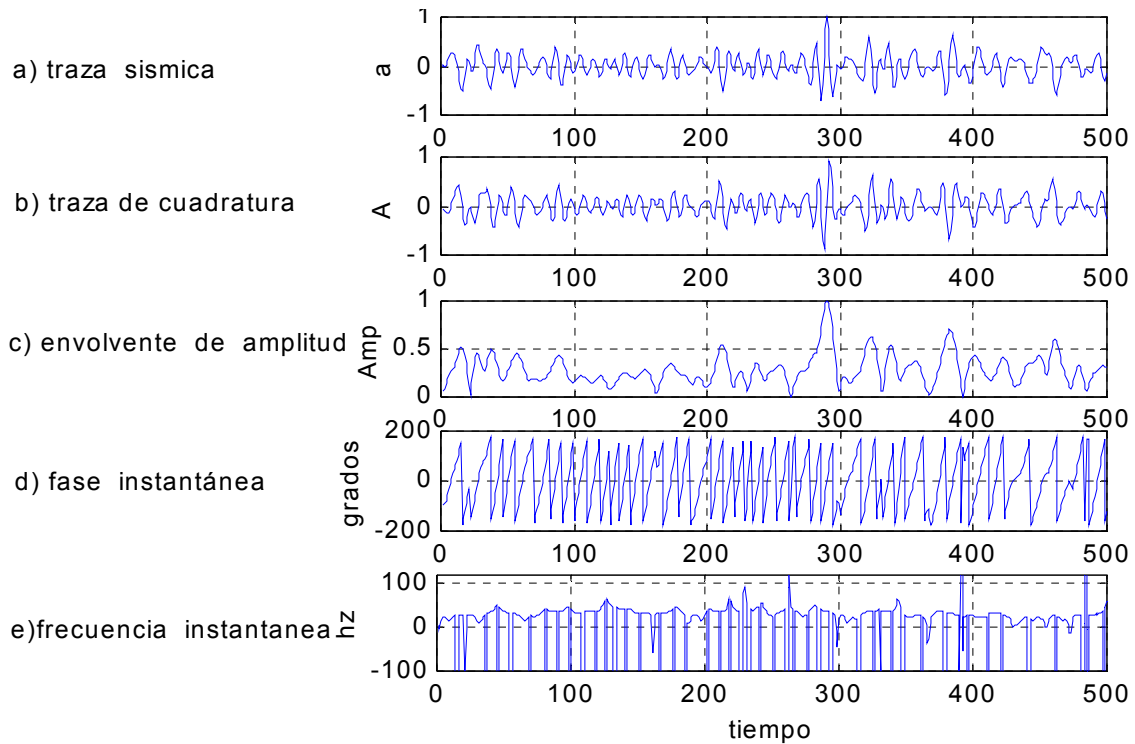


Figura 3 Los atributos sísmicos instantáneos vistos con una sola traza, donde se observa: a) una traza sísmica cualquiera, b) se muestra la traza de cuadratura donde los picos y los canales en la traza de cuadratura, corresponden al paso por cero en la traza original de los datos y esta traza de cuadratura consiste en un desplazamiento de  $90^\circ$ , la cual fue calculada con la transformada de Hilbert, c) a partir de la traza de cuadratura es calculada la envolvente de amplitud o amplitud instantánea, donde los contornos son la envolvente de la traza, d) a partir de la traza de cuadratura es calculada la fase instantánea, que es trazada siempre entre  $-\pi$  a  $\pi$ , consecuentemente toma la forma de sierra, e) derivando la fase instantánea con respecto del tiempo obtenemos la frecuencia instantánea



## APENDICES

---

### 3 CLASIFICACION DE ATRIBUTOS

Para el desarrollo del procesamiento existe una clasificación general de los atributos basados en sus datos de entrada de información y su uso. Los atributos se pueden calcular antes de apilar o después de apilar los datos y antes o después de la migración en tiempo. El procedimiento es igual en todos estos casos. Los atributos se pueden clasificar de diversas maneras. Varios autores han propuesto su propia clasificación.

#### ATRIBUTOS ANTES DE APILAR

Los datos de entrada de información son del sistema CDP (common depth point) o de registros de trazas. Tendrán información relacionada direccional (azimuth). Los resultados generan cantidades enormes de datos; por lo tanto no son prácticos para los estudios iniciales.

#### ATRIBUTOS DESPUÉS DE APILAR

El apilar es un proceso que hace un promedio. Los datos de entrada de información podrían ser CDP apilados o migrados. Uno debe observar que la migración en tiempo los datos mantendrán sus relaciones de tiempo, por lo tanto, las variables temporales, tales como frecuencia, conservarán sus dimensiones físicas. Para las secciones, la migración en profundidad, la frecuencia es substituida por el número de onda, que es una función de la velocidad y de la frecuencia de la propagación. Después de apilar, los atributos son de mejor expresión para observar cantidades grandes de datos en investigaciones iniciales. Para los estudios detallados, antes de apilar, pueden ser incorporados los atributos.

#### ATRIBUTOS DE ONDÍCULA

Los atributos instantáneos resueltos en el pico de la traza envolvente hacen una relación directa a la Transformada Fourier de la ondícula en la vecindad de la envolvente del pico. Por ejemplo, la frecuencia instantánea, en la envolvente del pico es igual a la anomalía de frecuencia en relación al espectro de la amplitud de la ondícula. La fase instantánea corresponde a la fase de la interceptación de la ondícula. Este atributo también se llama el " atributo de la respuesta ".



## APENDICES

---

### ATRIBUTOS FISICOS

Los atributos físicos se relacionan con las calidades y las cantidades físicas. La magnitud del envolvente de la traza es proporcional al contraste acústico de la impedancia; las variaciones en las frecuencias se relacionan con el espesor de la capa, la onda que se dispersa y la absorción. Las velocidades instantáneas y medias se relacionan directamente con las características de la roca. Por lo tanto, estos atributos se utilizan sobre todo para la caracterización de la clasificación litológica y caracterización de reservas de hidrocarburos, en tal caso.

### ATRIBUTOS GEOMETRICOS

Los atributos geométricos describen la relación espacial y temporal con otros atributos. La continuidad lateral medida por semejanza es un buen indicador de la semejanza del echado así como de las discontinuidades. Los atributos geométricos fueron pensados inicialmente para ayudar a la interpretación estratigráfica. Sin embargo, la experiencia adicional ha mostrado que los atributos geométricos que definen las características del acontecimiento y sus relaciones espaciales, cuantifican las características que ayudan directamente en el reconocimiento de modelos deposicionales y litológicos relacionados.

La mayoría de los atributos instantáneos o de ondícula se asumen para estudiar las características de la ondícula sísmicas reflejadas. Es decir, está considerando las interfases entre dos capas. Sin embargo, la velocidad y la absorción se miden como cantidades que ocurren entre dos interfases, o dentro de una capa. Por lo tanto, podemos dividir los atributos en dos categorías básicas basadas en su origen.

### ATRIBUTOS REFLEXIVOS

Estos atributos corresponden a las características de interfases. Todos los atributos instantáneos y de ondícula pueden ser incluidos bajo esta categoría. Los atributos antes de apilar, tales como los de AVO (amplitud versus offset) son también atributos reflexivos, puesto que el AVO estudia la respuesta dependiente de la reflexión del ángulo de una interfase.



## APENDICES

---

### ATRIBUTOS DE TRANSMISIÓN

Los atributos de transmisión se relacionan con las características de una capa entre dos interfases. El intervalo las velocidades RMS (media cuadrática) y promedio, Q, la absorción y la dispersión vienen bajo esta categoría.