



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

SISTEMA PARA EL RECONOCIMIENTO SEMI-AUTOMÁTICO DE
CUERPOS DE SAL EN IMÁGENES SÍSMICAS.

TESIS

Que para obtener el título de

Ingeniero Geofísico

P R E S E N T A

José Eduardo Abreu Torres

DIRECTOR DE TESIS

Carlos Ortiz Alemán



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2017



Universidad Nacional
Autónoma de México



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.

RESUMEN

A partir de interpretaciones realizadas por expertos de un cuerpo de sal en una sección sísmica, se desarrolló un programa computacional para aprender a identificar las propiedades de la textura que éste presenta. Posteriormente, este programa se utilizó para identificar de manera semi-automática el mismo cuerpo, utilizando conceptos como lógica difusa, teoría de *clustering* y análisis de textura utilizando la matriz de co-ocurrencia de grises (GLCM, por sus siglas en inglés).

La notable similitud entre las imágenes interpretadas por los expertos y por el programa computacional de forma semi-automática nos permite creer que puede eventualmente ser de gran utilidad para la interpretación automática de cuerpos de sal en datos sísmicos.

La importancia de este trabajo recae en la necesidad propia de la industria petrolera nacional e internacional de entender mejor la geometría de los cuerpos salinos asociados a yacimientos petroleros, ya que éstos son bastante frecuentes en las zonas recientemente exploradas y explotadas, en específico las del Golfo de México.

ABSTRACT

Starting from a couple of interpretations of a salt body made by two expert geologists on a seismic slice, we developed a computational program which learned to identify texture properties present on this body. Afterwards, this program was used to semi-automatically identify the same body, making use of fuzzy logic, clustering theory and texture analysis regarding the GLCM concepts.

The remarkable similarity between the expert interpreted images and the semi-automatic interpreted images using the computational program, allow us to believe this could eventually be of great use on the automatic interpretation of salt bodies on seismic data.

The importance of this work is based on the need of both the national and international industry of having a better understanding of the oilfield associated salt bodies geometry, this mainly because those are rather frequently found in the recently explored and exploited zones, more specifically those of the Gulf of Mexico.

AGRADECIMIENTOS

Filipenses 4:13 Todo lo puedo en Cristo que me fortalece.

A mi Dios en primera instancia, de más está decir que todo lo que soy y todo lo que he logrado es gracias a él, a su infinita paciencia y misericordia sobre mí.

A mi familia: Papá y Mamá, siempre han sido un ejemplo para mí, siempre, en todas las etapas de mi vida, espero que el dicho popular “los hijos son el reflejo de los padres” se cumpla en mí, porque eso querría decir que me parezco a ustedes y por ende que soy una excelente persona. Javi, de nuevo está de más decir lo obvio, sin tu ayuda y tu guía durante los cinco años que duró esta aventura no hubiera podido estar en donde estoy hoy, gracias hermano.

Al doctor Mauricio Gabriel Orozco del Castillo, mi verdadero director de Tesis cuyo nombre desgraciadamente por motivos burocráticos no pudo aparecer en la portada de este trabajo, pero cuyo apoyo y enseñanzas fueron fundamentales para llevar a cabo este proyecto, ¡mil gracias Mau!

A mis sinodales: Dr. José Carlos Ortiz Alemán, M. en C. David Escobedo Zenil, M. en C. Mauricio Nava Flores, M. en C. Julián Zapotitla Román y al Ing. José Luis Arcos Hernández por sus correcciones y su presencia en mi examen profesional (mención especial en este punto al Ing. Javier Arellano Gil quien no pudo ser parte del sínodo pero que me apoyó dándome un punto de vista geológico en los inicios de esta tesis).

A todos mis amigos, tanto a los que conocí desde antes de llegar a vivir aquí: Pau, Hilda, Sammy, March, Charlie, Adrián, Daniel, Erick (¡y todos los Chocomilk que me falten!), como a los que se hicieron parte de mí ya extensa familia al encontrármelos en esta ciudad: Pablo, Chave, Cam, Gera, Sebas, Kim, Gaby, etc. Muchísimas gracias a todos por ser lo que son, creo que no me equivoco al decir que todos ustedes me han apoyado en algún momento u otro y de alguna manera u otra a lo largo de todo este tiempo.

Y finalmente a la UNAM, por haberme brindado todas las herramientas necesarias para concluir de manera exitosa estos seis años de carrera.

¡México, Pumas, Universidad!

Índice

Resumen	i
<i>Abstract</i>	ii
Agradecimientos	iii
Capítulo 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Justificación	2
1.2 Objetivos.....	2
1.3 Hipótesis	3
Capítulo 2. ANTECEDENTES.....	4
2.1 Marco teórico.....	4
2.1.1 Sísmica de reflexión.....	4
2.1.2 Computación suave.....	7
2.2 Estado del arte	13
Capítulo 3. METODOLOGÍA	15
3.1 Recomendaciones geológicas	15
3.2 Localización semi-automática del fondo marino	15
3.3 Análisis de textura utilizando la GLCM	19
3.4 Agrupación con <i>clusters</i>	21
Capítulo 4. RESULTADOS Y CONCLUSIONES.....	23
4.1 Consideraciones sobre los resultados.....	23
4.2 Porcentaje de error y acierto respecto a la imagen original	24
4.3 Resultados.....	25
4.4 Discusión y resultados finales.....	32
4.5 Conclusiones	34
Referencias	35

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

La industria de la exploración y producción de hidrocarburos se confronta con el considerable crecimiento en la cantidad y complejidad de la información que requiere ser interpretada. Desde un tiempo atrás, particularmente desde la introducción de estaciones de trabajo tridimensionales (3D), se ha usado con mayor efectividad y empeño el crecimiento en el poder de cómputo para que la máquina ayude en cierta manera al intérprete de imágenes sísmicas por medio de la automatización de procesos. Comenzando por la elección automática de puntos para el rastreo de reflectores sísmicos de interés (Cohen et al., 2006; Jacquemin & Mallet, 2005), el proceso de automatización ha ido avanzando hasta el reconocimiento semi-automático de cuerpos en datos sísmicos 3D (Berthelot et al., 2011; Orozco-del-Castillo et al., 2016).

Otra área que se ha estado explorando desde 1984 (Love & Simaan) ha sido la del análisis de textura en los datos sísmicos; esto para reconocer patrones o distintos cuerpos reflejados en las secciones sísmicas partiendo desde la asunción de que ciertos cuerpos geológicos producen ciertas texturas cuando se transforman las amplitudes de las señales sísmicas producidas por los estudios de sísmica de reflexión o de refracción en píxeles. Dentro de este mismo ámbito, pero en tiempos más recientes, se ha introducido el concepto de análisis de textura utilizando mediciones estadísticas relacionadas a los niveles de grises de los píxeles, poco después se llegó a aplicar el concepto de “texel” (que hace referencia al conjunto de píxeles mínimo necesario para caracterizar una textura) (West et al., 2002). Posterior a esto, Gao (2003) utiliza el concepto de “*texture voxel*” (mismo que hace referencia al conjunto mínimo de valores necesario para caracterizar una textura en 3D), generando análisis de textura a través de una matriz de co-ocurrencia. Gao logró detectar rasgos estratigráficos y estructurales en un cubo sísmico y finalmente tres años después Chopra y Alexeev (2006) calcularon atributos de textura de un cubo sísmico perteneciente a un área con reservas de hidrocarburos por medio de un análisis con la matriz de co-ocurrencia de grises aplicada a un voxel particular, y posteriormente recorrieron ese voxel por todo el cubo como si se tratara de una ventana. Los resultados probaron la eficacia de los atributos de textura para detectar cuerpos y facies asociadas a sistemas petroleros en datos sísmicos.

Se debe considerar que estos avances pretenden sobre todo ahorrar recursos en forma de tiempo a los intérpretes de imágenes, así como reducir en la medida de lo posible los errores que humanamente se cometen en el proceso deductivo anteriormente mencionado. Cabe resaltar que no se pretende bajo circunstancia alguna suplantar el trabajo del humano intérprete por el de la máquina, sino complementarlo y apoyarlo.

1.1 JUSTIFICACIÓN

Uno de los retos a los que se enfrenta la industria petrolera en México, y en general en el mundo, es el hecho de que muchos yacimientos de aguas profundas se encuentran directamente ligados a zonas con tectónica salina compleja; esto genera que los avances en adquisición, procesamiento e interpretación de datos relacionados con tectónica salina sean de vital importancia en el panorama actual.

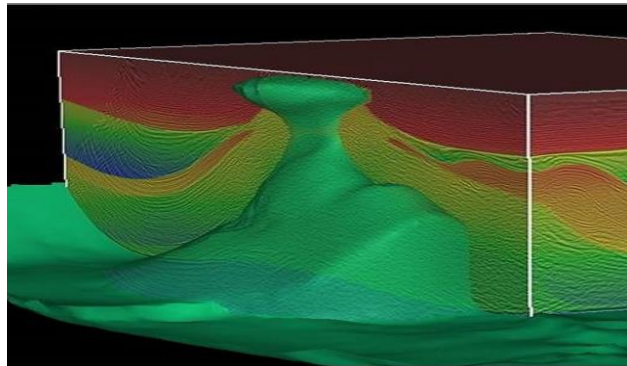


Figura 1.1. Ejemplo de un cuerpo intrusivo de sal en un ambiente geológico marino. Tomada de (Allen et al., 2000).

El objetivo principal de este proyecto es el de obtener una herramienta que facilite el trabajo del intérprete de imágenes sísmicas en un área de suma importancia para la industria petrolera, como es el caso de la tectónica salina. Es importante resaltar que en el caso particular de México existen dos zonas con un potencial petrolero latente (la cuenca Salina del Istmo y el cinturón plegado perdido) que presentan casos complejos de tectónica salina.

1.2 OBJETIVOS

- Generar un sistema semi-automático que permita la identificación parcial de un cuerpo salino en particular, haciendo uso de técnicas de análisis de textura, lógica difusa y *cluster analysis*.
- Obtener un nivel de certidumbre expresado en porcentaje que indique la precisión del sistema en comparación con interpretaciones manuales a cargo de expertos en el área.

1.3 HIPÓTESIS

- Las estructuras salinas representadas en imágenes sísmicas presentan una textura de imagen distinta a la de reflectores sin presencia de sal.
- El intérprete humano es capaz de identificar estructuras salinas en imágenes sísmicas basándose en gran medida de la textura que presentan.
- Un algoritmo computacional puede ser capaz de capturar parcialmente esta habilidad para lograr un resultado similar de manera semi-automática.

CAPÍTULO 2. ANTECEDENTES

2.1 MARCO TEÓRICO

2.1.1 SÍSMICA DE REFLEXIÓN

El método de reflexión sísmica está basado en las trayectorias de tiempo mínimo que emplean las ondas sísmicas al propagarse desde un punto de la superficie en donde son generadas, hasta los diferentes horizontes refractores del subsuelo y de estos hasta otro punto ubicado en la superficie, donde las señales son detectadas por una serie de sensores o geófonos que se encuentran distribuidos usualmente a lo largo de una línea recta orientada hacia la fuente. Dichas señales son transmitidas por un cable hasta el sismógrafo, que amplifica, filtra y registra las señales de manera digital en un sismograma (Sheriff, 1968).

A partir de la observación, procesamiento y análisis de los sismogramas, es posible construir gráficas de tiempo-distancia, mismas que mediante el análisis y procesamiento adecuados permiten determinar el número de capas en el subsuelo, los espesores, la geometría de la superficie refractante y la velocidad de propagación a través de los distintos medios (De la Peña, 2002).

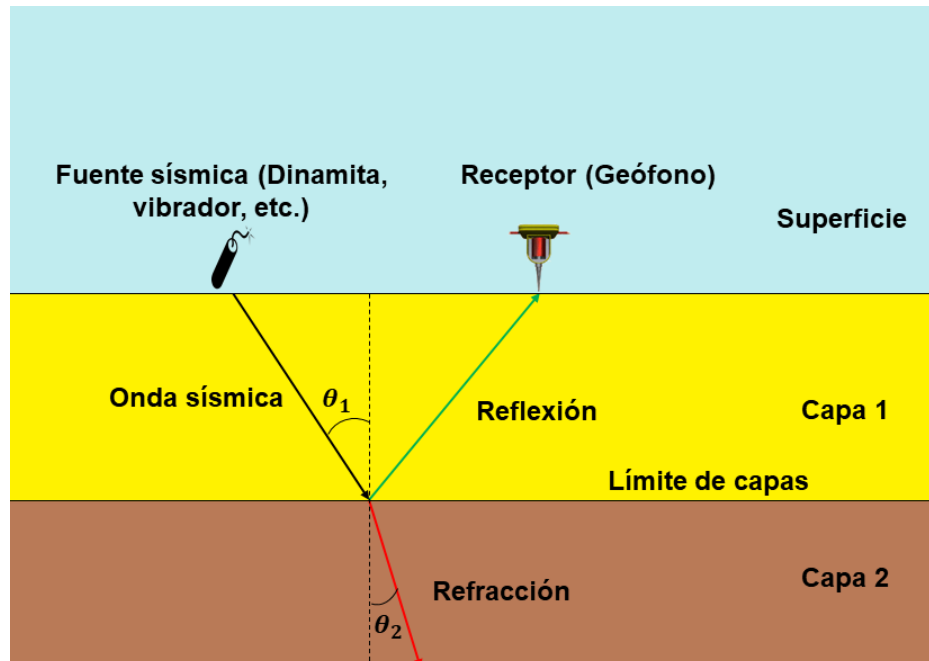


Figura 2.1 Se muestran una reflexión y una refracción en un medio con dos capas, la fuente sísmica denota el inicio de la señal, el límite es en donde la señal en forma de onda sísmica se refleja para ser finalmente registrado el tiempo de arribo en el geófono o receptor.

2.1.1.1 Leyes y principios de la sística de reflexión

Ley de Snell

Esta ley establece una relación directa entre los coeficientes de reflexión de una capa y el ángulo de incidencia de un rayo que viaja por dicha capa, y simultáneamente la relación que existe entre el coeficiente de reflexión y el ángulo de incidencia con el que dicho rayo se propagará a una capa subsecuente después de haber atravesado la frontera entre ambas capas (Stein & Wyssession, 2003). La ley de Snell es pues la base de la sística de reflexión y resulta muy útil a la hora de calcular la trayectoria de los rayos de onda.

La ley de Snell es definida como:

$$n_1 \sin \theta_1 = n_2 \sin \theta_2 ,$$

en donde n_1 es el coeficiente de reflexión de la capa 1, n_2 es el coeficiente de reflexión de la capa 2, θ_1 es el ángulo de incidencia del rayo en la capa 1 y θ_2 es el ángulo de refracción del rayo en la capa 2 (Figura 2.1).

Principio de Fermat

El principio de Fermat estipula que una onda siempre va a seguir la trayectoria más corta para llegar de un punto a otro, y en resumen ayuda a calcular el tiempo de viaje de una onda desde la fuente hasta el geófono receptor (La Rouche, 2005).

Principio de Huygens

Huygens propuso en 1690 tratar cada punto de un frente de onda (esférico en principio) como un nuevo frente de onda; estos nuevos frentes de onda (con su propia forma esférica) van a interferir constructivamente entre ellos para generar un frente de onda circular y van a interferir destructivamente en cualquier otro sentido (Stein & Wyssession, 2003).

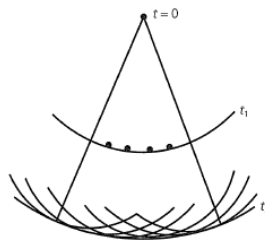


Figura 2.2 Imagen adaptada del original de Huygens (1690). Se muestra cómo se pueden generar frentes de onda circulares bidimensionales a partir de tomar cada punto del frente de onda inicial como una fuente de un nuevo frente de onda. Tomada de (Stein & Wyssession, 2003).

2.1.1.2 Tectónica salina en análisis de datos sísmicos

Para explicar la importancia de la tectónica salina o la presencia de sal en imágenes sísmicas asociadas a yacimientos de hidrocarburos, primero tendremos que revisar brevemente el concepto de sistema petrolero, definido como un sistema natural que contiene todos los elementos geológicos necesarios y con el orden cronológico adecuado para la generación natural de un yacimiento de aceite y/o gas (Vázquez Castro, 2017), así como revisar la geología que conforma las principales zonas con potenciales de hidrocarburos en México, en especial la del Golfo de México.

Hay ciertos elementos esenciales que tienen que estar presentes en el sistema para la generación del yacimiento, estos son:

- Roca generadora
- Roca almacén
- Roca sello

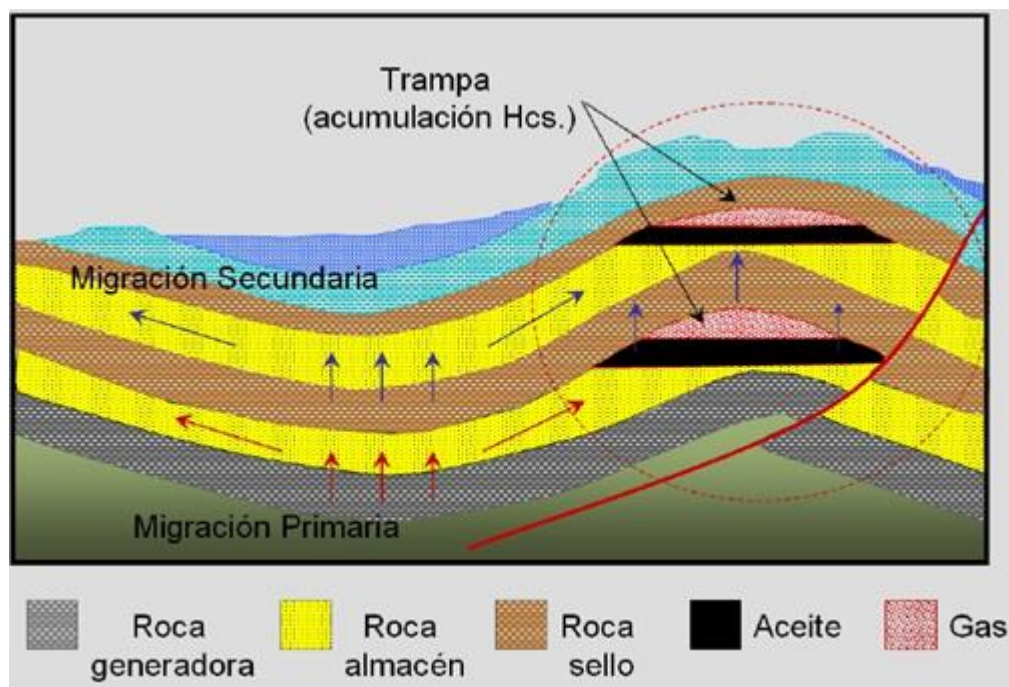


Figura 2.3 Esquema de un sistema petrolero. Se muestra una acumulación de hidrocarburos dentro de la trampa petrolera formada por los tres tipos de rocas que conforman los elementos del sistema petrolero. Un cuerpo salino podría muy bien ser un buen ejemplo de roca sello (*seal rock*), por lo cual conocer su forma y distribución es de vital importancia. Tomada de (Varela Santamaria, 2012).

Los nombres de los distintos elementos del sistema son bastante explícitos, sin embargo, a continuación se explica brevemente cada uno de ellos (Magoon & Dow, 1994):

- La roca generadora es la encargada de “generar” el hidrocarburo a partir de ciertos procesos químicos; tiene un alto contenido de materia orgánica (que es la fuente de generación de hidrocarburo).
- La roca almacén es la encargada de guardar y preservar el hidrocarburo generado anteriormente, mismo que llega hasta esta roca por un proceso llamado migración; esta roca debe de tener un nivel de porosidad adecuado para poder albergar el gas y/o aceite.
- Finalmente, la roca sello impide que el hidrocarburo siga migrando y se quede en la roca almacén; esta roca tiene que tener un grado de impermeabilidad adecuado para que el gas y/o aceite no pueda desplazarse intermolecularmente a través de ella (caso de las rocas evaporíticas, por ejemplo, la halita y la anhidrita).

Ahora bien, la sal, o en su defecto los domos salinos, son formaciones con una porosidad muy baja, lo cual también significa una alta impermeabilidad; esto los hace funcionar muy bien como rocas sello dentro del sistema petrolero. Partiendo desde lo visto anteriormente, se conoce que la sal es una roca sello muy efectiva dentro de un sistema petrolero; esto cobra aún más importancia para el caso particular de México, específicamente del Golfo de México.

Hay que considerar que la sal en medios marinos someros se forma principalmente por medio de la evaporación del agua de mar; al desaparecer el agua debido al proceso de evaporación quedan como residuos los componentes sólidos que no se pueden evaporar, como es el caso de la halita. La evaporación puede suceder dentro de varias condiciones geológicas, como puede ser el aislamiento de un sector del mar al crearse barras cercanas a la costa; esto puede estar ligado con las regresiones y transgresiones del mar.

Condiciones como éstas se dieron justamente en el Jurásico medio durante la apertura del Golfo de México, lo cual derivó en la generación de grandes bloques evaporíticos (cuerpos salinos) (Padilla & Sanchez, 2007). Así pues, muchas de las trampas petroleras que se formaron en ese periodo de tiempo tienen presencia de sal en forma de sello, y considerando el tamaño de dichas trampas, es ahora de vital importancia para la industria petrolera mexicana el entender, analizar e interpretar correctamente los cuerpos de sal en el Golfo de México.

2.1.2 COMPUTACIÓN SUAVE

2.1.2.1 *Lógica difusa*

La lógica difusa se considera apropiada para lidiar con la naturaleza de incertidumbre en sistemas y con errores humanos que no son incluidos en teorías actuales de confiabilidad. Zadeh (1965) explica al respecto que la lógica difusa es una forma computacional de no ver las decisiones lógicas como valores de “verdadero o falso” sino como grados de “verdad”. A pesar de que los conjuntos clásicos son aptos para varias aplicaciones y han probado ser una herramienta importante para las

matemáticas y las ciencias computacionales, no reflejan la naturaleza de conceptos y pensamientos humanos, que tienden a ser abstractos e imprecisos. En contraste con un conjunto clásico, un conjunto difuso, como su nombre lo indica, es un conjunto sin una frontera discreta. Esto quiere decir que el paso que existe entre ser o no parte del conjunto no es instantáneo o inmediato, sino gradual. Dicha transición es moldeada por funciones de membresía (FMs) que dan a los conjuntos difusos un mayor rango de opciones para caracterizar expresiones que se usan cotidianamente sin tener de manera necesaria un rigor científico (Aminzadeh & Simaan, 1991). A pesar del significado de la palabra “difuso”, la teoría de conjuntos difusos no permite vaguedad; es una metodología que fue desarrollada para obtener una solución aproximada donde los problemas están sujetos a una descripción vaga. Además, este tipo de lógica no discreta puede ser de utilidad en el campo de la ingeniería para lidiar con casos de incertidumbre, y para manejar información imprecisa en una situación compleja.

Para generar un conjunto difuso se necesita de dos cosas: la identificación de un universo de discurso y la especificación de una FM apropiada. Hay que tomar en cuenta que la especificación de las FMs es subjetiva, lo que significa que las FMs varían su forma considerablemente si son construidas por dos personas distintas, esto aun considerando que se esté tratando el mismo tema. Esta subjetividad proviene de la diferencia y a la vez particularidad con la que cada persona evalúa una variable lingüística (es decir, para un sujeto una temperatura puede ser fría a partir de los 10 °C mientras que para otra persona el concepto de temperatura fría podría empezar a partir de los 0 °C, esto no quiere decir que uno esté mal y el otro bien, simplemente depende de la apreciación de cada evaluador). Por lo tanto, se puede afirmar que la principal diferencia entre la teoría de lógica difusa y lógica discreta recae en la aleatoriedad y subjetividad inherente a la persona que aplique la primera de ellas, mientras que la segunda no permite esta aleatoriedad o vaguedad en su desarrollo (Aminzadeh & Simaan, 1991; Nikraves, 2003; Orozco-del-Castillo et al., 2011b).

2.1.2.2 Procesamiento digital de imágenes

El procesamiento digital de imágenes es un campo de investigación bastante amplio, lo cual en sí mismo requiere tener ciertas consideraciones especiales, como considerar la manera en la que el ser humano ve una imagen y tener en cuenta que el proceso para llegar hasta ahí será a través de un ordenador (máquina). En sí, este campo debe considerarse como un conjunto de sub-campos como las matemáticas y la computación, y ambos combinados con la psicología que existe detrás de cómo vemos y percibimos las cosas. Todos estos son los responsables del resultado final que es el procesamiento digital de imágenes. Algunos campos que se ven beneficiados directamente de los avances en el procesamiento digital de imágenes incluyen a la medicina, la astronomía, la geofísica, etc.

El hecho de que el procesamiento digital de imágenes considere el enfoque psicológico detrás del cual algo es percibido por el ser humano es un factor importante porque independientemente del tratamiento que se le aplique a una imagen, el observador será quien, según su percepción, decidirá si dicha imagen le agrada o no. Esto quiere decir que al final de cuentas es el usuario el que tiene

que decidir si la imagen final es lo que esperaba o no, y modificar el procesamiento con base en ello. El procesamiento digital de imágenes tiene en particular dos propósitos finales: mejorar la calidad de los datos de una imagen para que el ser humano la pueda usar de manera más fácil y clara, y el procesamiento de datos de la imagen los cuales en sí mismos pueden servir para etapas de transmisión o almacenamiento de los mismos datos (Escalante, 2006).

En el procesamiento de imágenes se pueden distinguir tres etapas principales:

- La adquisición de la imagen.
- El procesamiento en sí de la imagen.
- La presentación al observador.

En este proyecto se trabajará exclusivamente en las últimas dos etapas.

2.1.2.3 Cluster analysis (Análisis de *clusters*)

El “análisis de *clusters*” como lo llamaremos a partir de ahora, es un procedimiento que divide un conjunto de datos (*cluster*) cuyos componentes comparten ciertas características, mismas que son útiles para la resolución de un problema en particular.

En algunos casos (como el nuestro) el análisis de *clusters* es solamente una herramienta para llegar un resultado final, como una agrupación para reconocimiento de patrones o de similitud con elementos cercanos.

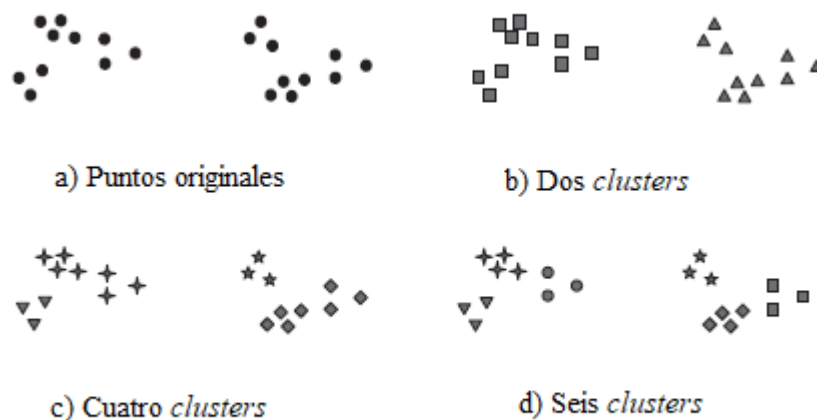


Figura 2.4 Se muestra el concepto básico de *clustering* el cual se define como la tarea de agrupar un conjunto de objetos de tal manera que todos los objetos dentro de un mismo grupo (o *cluster*) son, de alguna manera, más parecidos entre sí que si se comparan con los objetos pertenecientes a otros *clusters*. Tomada de (Ning-Tan, Steinbach, & Kumar, 2006).

Este proceso agrupa datos basándose solamente en información que describa objetos o la relación que exista entre los mismos. El objetivo a fin de cuentas es que en cada grupo solamente haya datos que comparten cierta característica, por lo cual se considera que son similares entre sí; al mismo tiempo se puede asumir que los datos agrupados en otros grupos, distintos al primero, serán siempre similares entre sí y distintos a los datos pertenecientes a cualquier grupo ajeno al propio (Ning-Tan et al., 2006).

2.1.2.4 Análisis de GLCM

El análisis de la GLCM (por sus siglas en inglés *Gray Level Co-Occurrence Matrix*), es un proceso que básicamente agrupa los píxeles de una imagen en determinadas categorías para diferenciarlos texturalmente; esto puede resultar muy útil en el análisis de imágenes sísmicas ya que cuerpos como la sal presentan una textura distinta a la del resto de la imagen (Orozco-del-Castillo et al., 2016). El proceso que lleva la GLCM será explicado brevemente a continuación; una versión más detallada fue presentada por Beyer (2007).

El análisis textural de la GLCM se hace en una relación entre dos píxeles a la vez, uno es el pixel de referencia, que es en el cual estamos ubicados en determinado momento, y el otro será llamado el vecino, el cual es inmediato al pixel de referencia. En la matriz de abajo, el pixel vecino va a ser aquel que esté a la derecha del pixel referencia; esto también se tratará como una relación (1,0) lo cual significa 1 pixel en la dirección x y 0 píxeles en la dirección y.

A continuación, se muestra un fragmento o ventana de una imagen en escala de grises. Se presenta una matriz de prueba para ejemplificar el proceso de la GLCM; esta parte correspondería a un fragmento de una imagen completa (una ventana) con los valores de la escala de grises correspondientes a cada pixel.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Cada pixel dentro de la imagen será el pixel de referencia en turno, empezando en la esquina superior izquierda y moviéndonos hacia la esquina inferior derecha, los píxeles que se encuentren a lo largo del borde derecho no tendrán vecino en la posición (1,0) por lo que no serán tomados en cuenta en este conteo.

Partamos desde el hecho de que toda imagen de 8 bits es al fin de cuentas una matriz repleta de números que van desde el 0 hasta el 255, donde el valor de 0 corresponde al negro y el de 255 al blanco, y los intermedios a distintos niveles de gris. Ahora bien, el análisis de GLCM, mediante el uso de una ventana que puede variar en tamaño, detecta cuántas veces dentro de esa ventana un pixel con un valor A se encuentra subsecuente (en una dirección establecida por el usuario) a otro pixel con un valor B (en donde A y B son números enteros entre 0 y 255 y no necesariamente

diferentes); dicho conteo se acomoda dentro de una matriz (la GLCM) la cual en este caso será una matriz cuadrada de orden 256. Para nuestra imagen de ejemplo (matriz presentada a continuación) la GLCM correspondiente quedaría de la siguiente manera.

$$\begin{array}{c} \\ 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{array} \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

En el ejemplo anterior se indican externos a la matriz los índices de las filas y columnas de la GLCM, mientras que los números dentro de la matriz indican el número de veces que una combinación de valores de grises se encontró dentro de la ventana en esa instancia, es decir, la combinación de pixel 0-0 se repitió en dos ocasiones en la ventana, la combinación 3-3 se dio en una ocasión y así sucesivamente.

Los cálculos de textura requieren que se trabaje con una matriz simétrica. Para conseguir lo anterior se deben de considerar dos conteos, el primero será el que ya se explicó con una orientación (1,0) y el segundo será justamente el opuesto, con una orientación (-1,0). De esta manera la matriz de marco de trabajo será una matriz simétrica, que en nuestro caso sería (en este caso se retiraron las casillas que representaban los índices de la matriz, es decir la primera fila y la primera columna de la matriz previa):

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Como ahora tomamos en cuenta la relación “este” (1,0) al mismo tiempo que la “oeste” (-1,0) a esta nueva matriz le llamaremos matriz horizontal. El último paso antes de que se puedan hacer cálculos de textura con la matriz es hacer que en cada celda exista no un valor, sino más bien una “probabilidad”; para esto se normalizará la matriz horizontal, dividiendo el número que se encuentra en cada casilla (que representa la cantidad de veces que un nivel de grises se repite en ambos sentidos) entre el número de posibles apariciones (en el caso de una matriz de 4x4 son 24, 12 en dirección “este” y 12 en dirección “oeste”). Por lo que la matriz con la cual trabajaríamos a final de cuentas para obtener los valores que nos ayudarán a diferenciar entre distintas texturas en la imagen (matriz de probabilidades) quedaría de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} 0.0833 & 0.0417 & 0.0417 & 0 \\ 0.0417 & 0.0417 & 0 & 0 \\ 0.0417 & 0 & 0.125 & 0.0417 \\ 0 & 0 & 0.0417 & 0.0417 \end{bmatrix}$$

Una vez que se tiene la matriz de marco de trabajo, se puede proceder a hacer una serie de cálculos sobre la misma; cada cálculo arrojará un valor real, y este valor se colocará para nuestro caso en el elemento centro de la matriz; por lo anterior las matrices para nuestro caso tienen que ser cuadradas y de orden impar, es decir, de 3x3, 5x5, 7x7, etc. Si bien es cierto que no siempre se debe trabajar con matrices cuadradas de orden impar, ya que los valores que resultan de los cálculos anteriormente descritos también pueden situarse en cualquier otro elemento de la matriz, no necesariamente en el central, Beyer (2007) aclara que lo más usual es trabajar con matrices de orden impar.

Las propiedades que se pueden calcular con la matriz de probabilidades y que son independientes unas de otras (y que por lo tanto fueron utilizadas en este trabajo) son enlistadas a continuación:

Tabla 2.5 Propiedades independientes de la GLCM, descripción con casos particulares y fórmula matemática correspondiente.

Propiedad	Descripción	Fórmula
Contraste	Calcula un valor de intensidad de contraste entre un pixel y su vecino en toda la imagen. Para una imagen constante el valor del contraste es 0. Esta propiedad también es conocida como varianza o inercia.	$\sum_{i,j} i - j ^2 p(i, j)$
Correlación	Calcula un valor de cómo se correlaciona un pixel con su vecino en toda la imagen. Para una imagen constante el resultado de la correlación será NaN (por sus siglas en inglés, <i>Not a Number</i>).	$\sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$
Energía	Calcula la suma de los elementos al cuadrado en la GLCM. El valor de energía es de 1 en una imagen constante.	

A esta propiedad también se le conoce como: uniformidad, uniformidad de energía y segundo momento angular.

$$\sum_{i,j} p(i,j)^2$$

Homogeneidad	Calcula un valor que mide la cercanía de los elementos con respecto a la diagonal principal de la GLCM.	$\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + i - j }$
	La homogeneidad resulta de 1 en una matriz diagonal.	

2.2 ESTADO DEL ARTE

El problema de las imágenes sísmicas con presencia de sal es un problema relativamente nuevo, al menos si lo comparamos con otros en el campo de la geofísica, principalmente relacionados a la sismología. Uno de los trabajos pioneros en el tema de la sal fue el de Musgrave y Woolley (1960). En este trabajo ellos proponían particularmente definir la cima de la sal por medio de refracciones en domos de sal previamente localizados por la sísmica de reflexión, sin embargo, la precisión de este método dependía en gran medida de la velocidad y la distancia, por lo que al existir cuerpos bastante profundos y con una variación de velocidades alta entre el cuerpo y la superficie, este método no resultaba siempre útil.

El análisis 3D de datos sísmicos ha sido por lo general hecho a través de interpretaciones empíricas de perfiles bidimensionales (imágenes 2D), una tarea que es considerada tanto tardada como tediosa (Cohen et al., 2006). Estas inconveniencias llevan a que sólo sean algunas partes de todo el volumen sísmico las que se interpreten, sin embargo, este método implica una pérdida de información que puede resultar muy importante para crear un modelo geológico del subsuelo que se aproxime a la realidad. Mientras se aumente el volumen y la resolución de datos sísmicos, la capacidad para realizar interpretación automatizada se irá haciendo cada vez más atractiva para garantizar la productividad de los geocientíficos intérpretes y minimizar la subjetividad de su trabajo (Dumay & Fournier 1988; Jacquemin & Mallet 2005; Cohen et al., 2006).

La interpretación sísmica conlleva la determinación de ciertas características en patrones sísmicos como medio para lograr la segmentación de imagen deseada, un proceso que depende en gran medida de la capacidad humana para visualizar imágenes complejas. Se han propuesto distintos métodos tanto automáticos como semi-automáticos siguiendo el concepto de reconocimiento de características particulares en los patrones sísmicos y la subsecuente segmentación o delimitación de imágenes. La mayoría de estos métodos funcionan para datos 2D. Ng, Kittler y Illingworth (1993) propusieron un método usando filtros pasa-bandas para extraer ciertas características para un algoritmo de segmentación, pero los pasos para lograr esto son muy complejos hablando de datos 3D.

Muchos trabajos que tratan de extraer características de imágenes sísmicas se han concentrado en el análisis textural. Por ejemplo, Gao (2004) presentó un método de extracción de volumen basado en el concepto del elemento textural para visualizar características estratigráficas y estructurales. Love y Simaan (1985) propusieron un sistema experto para segmentar una sección sísmica basándose en su textura. West et al. (2002) recuperaron análisis texturales de segmentos de datos sísmicos con un patrón de reflexión característico mismo que resultaba contrastante con aquellos que eran de otras áreas para crear mapas de facies sísmicas 3D; su método empleó una red neuronal para asociar datos sísmicos a algunas clases predefinidas. Un enfoque similar fue seguido por Zeng (2004), quien exitosamente clasificó facies basadas en la geomorfología sísmica para crear mapas 3D. También sobre esta línea Orozco-del-Castillo et al. (2016) utilizaron algoritmos genéticos para extraer cuerpos de sal alóctonos en imágenes sísmicas basándose en las diferencias de textura dentro y fuera de los cuerpos salinos.

Las imágenes sísmicas profundas en áreas con tectónica salina representan una tarea muy compleja debido a la progresiva falta de resolución debajo de la presencia de cuerpos de sal. Como los objetivos de la exploración petrolera pueden estar localizados cerca o debajo de cuerpos salinos, en años recientes ha habido un incremento en el interés por crear nuevas herramientas computacionales que puedan ayudar a los interpretes sísmicos para estimar la geometría, posición y profundidad de diapiros salinos (Berthelot et al., 2011; Gao, 2003; Orozco-del-Castillo et al., 2011a; Orozco-del-Castillo et al., 2016). El procesamiento e interpretación tradicional para datos sísmicos pueden, por lo general, proveer una apropiada aproximación a la localización de la cima de los cuerpos de sal, pero la estimación de la geometría particular de dicha sal, en especial de la base de los domos salinos, es en su mayor parte una tarea normalmente difícil. Es también de considerar el trabajo de Lomask et al. (2004), quienes presentaron un enfoque automatizado a la segmentación de estructuras salinas basado en el uso del atributo de amplitud instantánea para conseguir segmentación automática; este método resultó ser útil para delinear la cima de la sal, la cual se caracteriza por ser un reflector sísmico de gran amplitud, sin embargo la base de la sal no presenta la misma gran amplitud, por lo que siguió siendo un problema delinearla.

Con el paso de los años y con mayores avances en el ámbito computacional se llegó al punto de implementar análisis texturales y de reconocimiento de patrones para extraer cuerpos con formas o texturas particulares de un ambiente en general. Uno de los trabajos en este ámbito es el de Berthelot et al., (2013), quienes lograron con éxito extraer volúmenes de sal de imágenes 3D utilizando atributos de frecuencia, de similaridad y la GLCM.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

3.1 RECOMENDACIONES GEOLÓGICAS

Para poder aplicar el enfoque de lógica difusa y el análisis de textura en un caso real como éste, se tiene que partir de una serie de reglas que un intérprete geólogo usa regularmente para identificar estructuras de domos salinos en imágenes sísmicas; tomamos así reglas o métodos usados en la vida real para tratar de replicarlos computacionalmente. En este caso nos guiamos por el procedimiento de detección de sal recomendado por el geólogo Javier Arellano Gil, mismo que se puede resumir en los siguientes puntos (comunicación personal):

1. A menos que la sal haya migrado e irrumpido en el lecho marino, el cuerpo salino siempre se encontrará por debajo del mismo.
2. Si la sal no se ha movilizado (migrado) los reflectores internos de la sal no son de carácter caótico.
3. Con frecuencia se presentan fallas normales en los flancos de la sal.
4. La velocidad de propagación de las ondas en la sal es mucho mayor a la de otros sedimentos.
5. En un domo salino, si la sal no ha migrado, debe de haber al menos 800 metros de la base de los flancos al fondo marino (esto con el fin de generar la presión suficiente para la formación de la estructura salina).
6. La densidad de la sal es menor a la de las lutitas u otros sedimentos que normalmente se encuentran alrededor de la estructura salina.
7. La sal se encuentra debajo del límite inferior del reflector que señala la cima de la sal.

3.2 LOCALIZACIÓN SEMI-AUTOMÁTICA DEL FONDO MARINO

El primer paso de nuestro trabajo consistió en reconocer el fondo marino en un perfil sísmico. Partimos de la observación del geólogo que la sal debe encontrarse debajo de este reflector (regla 1), para ello definimos dos variables lingüísticas (VLs):

- “Abruptez” en el cambio vertical de la traza
- Cercanía a la fuente

La representación de la variable lingüística “abruptez” en el cambio vertical de la traza se describe a continuación. Partiendo de la suposición de que el reflector del fondo marino será el primer reflector encontrado en la imagen avanzando en profundidad, se tendrá una traza constante de valores de amplitudes durante los primeros elementos de cada columna de la imagen; sin embargo,

al llegar al reflector del fondo marino el valor de dicho elemento va a cambiar drásticamente (Figura 3.1), y seguirá variando dependiendo de la amplitud del reflector que la traza denote en un instante en particular.

Para lograr aplicar esto computacionalmente se utilizó el concepto de derivada numérica de un dato con el subsecuente inferior; se obtuvieron los valores de este operador y con base en ello se creó una FM sigmoïdal, ya que debido a su forma permite asignar valores pequeños de pertenencia a los cambios "leves" en el valor de la derivada, e incrementar esos valores conforme el cambio sea más "abrupto" o "repentino" (Figura 3.2a).

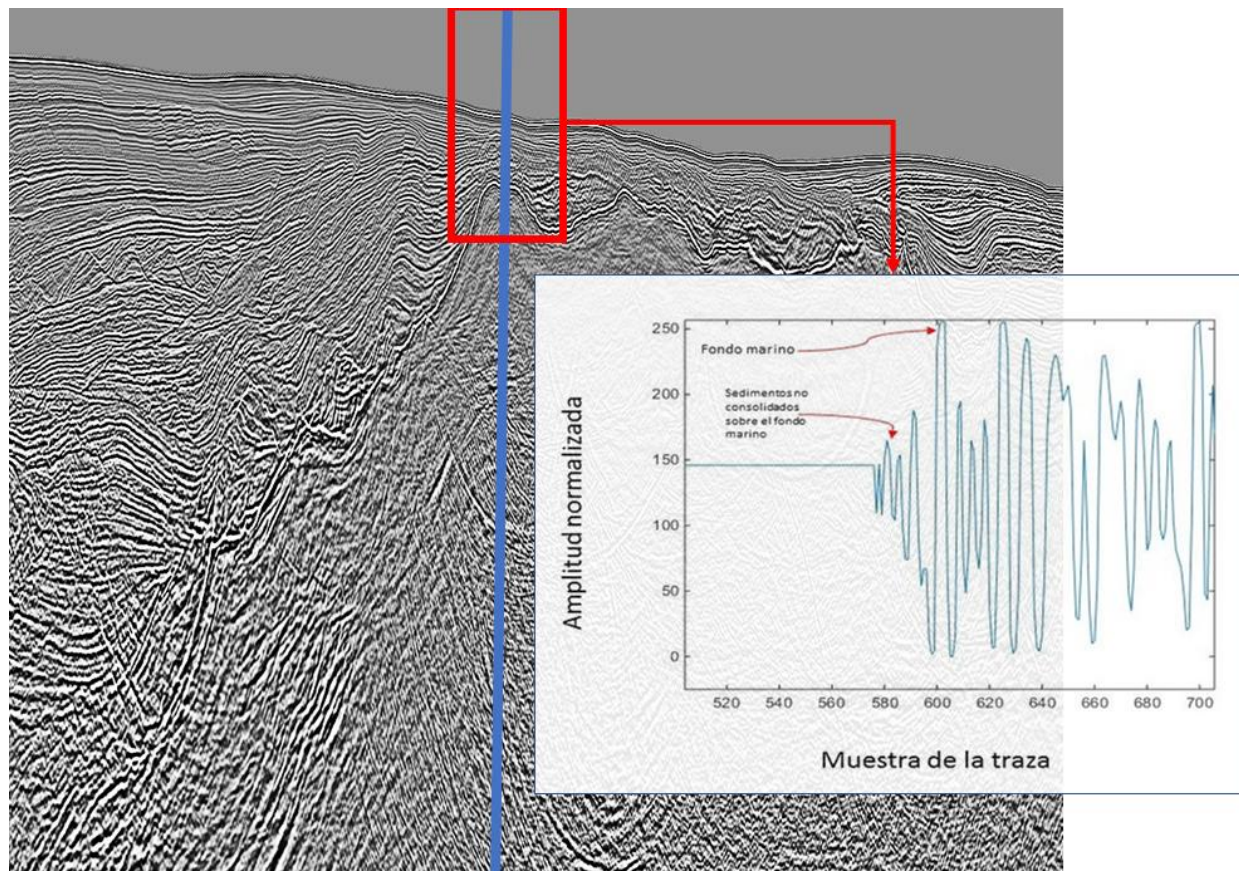


Figura 3.1 Representación de una traza en un perfil sísmico y una ampliación de la primera parte de dicha traza mostrando los valores de los elementos en una escala de 8 bits (amplitud normalizada) y la muestra de la traza en la que se ubican dichas amplitudes.

Se puede observar cómo aproximadamente las primeras 580 muestras de esta traza en particular (Figura 3.1) presentan un valor de gris constante (ya que esos primeros elementos corresponden al mar, en donde no hay reflectores sísmicos y por lo tanto no hay cambios en las amplitudes), sin embargo, posterior a la muestra 580 (aproximadamente) se empiezan a observar variaciones en los valores de las amplitudes. Las primeras de esas variaciones, las más "suaves",

corresponden a los elementos no consolidados del fondo marino, mientras que las subsecuentes, las más “abruptas”, corresponden al fondo marino.

La segunda variable lingüística, “cercanía a la fuente”, es en cambio muy sencilla de cuantificar; mientras un dato esté posicionado en una fila cada vez más lejana a la primera, la cercanía a la fuente disminuye, es por eso que la FM correspondiente a esa VL debe ser una función monótonamente decreciente que empíricamente propusimos como exponencial, la cual decae rápidamente en “pertenencia” a medida que el dato se aleja de la fuente (Figura 3.2b).

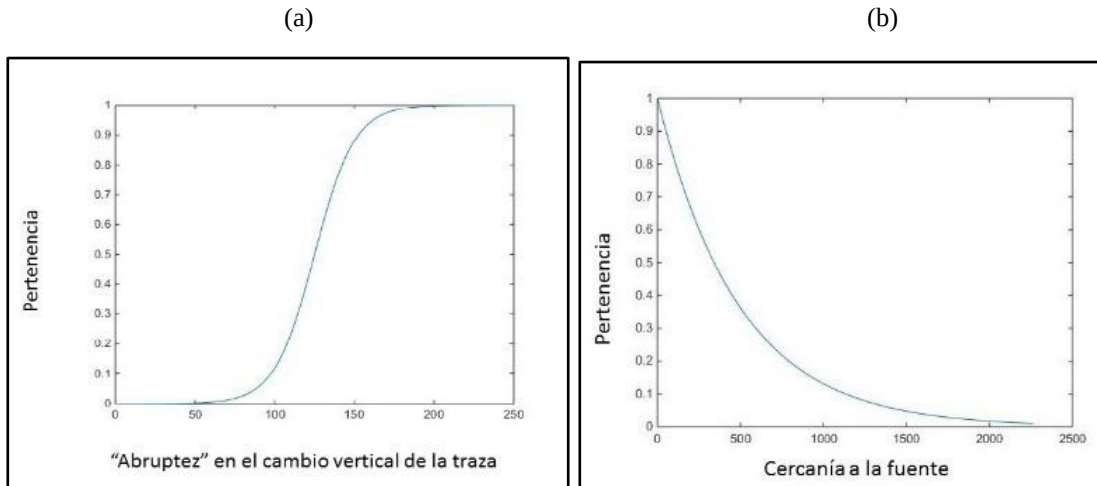


Figura 3.2 Funciones de membresía de ambas variables lingüísticas.

Como último paso se multiplican entre sí los dos valores de pertenencia de cada muestra de cada traza (recordando que cada muestra tendrá un valor de pertenencia para “abruptez” y otro para “cercanía a la fuente”), esto partiendo de la suposición de que las muestras correspondientes al fondo marino tendrían un valor de pertenencia en cada una de las dos FMs cercano a 1, si algún elemento de la traza cumpliera con un grado alto de pertenencia de una VL pero con un grado de pertenencia bajo en la otra. El proceso de multiplicar entre sí ambos valores de pertenencia automáticamente discriminaría dicho elemento, ya que el producto sería menor que el de un elemento con ambos valores de “pertenencia” cercanos a 1. En lógica difusa el producto de dos valores es análogo a la conjunción lógica. Una conjunción lógica entre dos proposiciones es un conector lógico cuyo valor resulta verdadero sólo si ambas proposiciones son verdaderas, y falso de cualquier otra forma. En el lenguaje español es equivalente a la palabra “y”, indicando en este caso que la muestra debe ser cercana a la fuente “y” que también debe presentar un cambio abrupto.

Para ejemplificar mejor lo anterior supongamos algunos casos:

- Supongamos una muestra cercana a la fuente, es decir, de las primeras muestras en una traza. En este caso el valor de pertenencia para la VL “cercanía a la fuente” será muy cercano a 1 (supongamos un valor de 0.9), sin embargo, el valor de pertenencia para la VL “abruptez” será muy bajo, ya que los valores de las amplitudes en esos elementos prácticamente no varían entre sí (supongamos un valor de 0.1). Ahora bien, el producto de multiplicar entre sí ambos valores de “pertenencia” será 0.09 (9% de pertenencia).
- Supongamos ahora que analizamos una muestra ubicada justo en el cambio de reflector de la cima de la sal, es decir, una de las muestras que en cuanto a profundidad se encontrarán aproximadamente en medio de la traza. Para este caso el valor de pertenencia para la VL “cercanía a la fuente” será bastante más bajo que el anterior (supongamos un valor de 0.2), sin embargo, el valor de “pertenencia para la VL “abruptez” será alto, ya que los valores de las amplitudes en esos elementos prácticamente son muy contrastantes (supongamos un valor de 0.9). Ahora bien, el producto de multiplicar entre sí ambos valores de pertenencia será 0.018 (1.8% de pertenencia).
- Por último, supongamos analizar la muestra perteneciente a la cima del fondo marino, en este caso el valor de pertenencia para la VL “cercanía a la fuente” de dicha muestra será muy cercano a 1, ya que el reflector del fondo marino se encuentra cerca de los primeros elementos de cada traza, es decir, en la parte de arriba del perfil sísmico (supongamos un valor de 0.8). Ahora, para el valor de pertenencia de la VL “abruptez” al presentarse igualmente un cambio significativo entre los elementos correspondientes al agua y los correspondientes al reflector el valor de esta VL será alto de nuevo (supongamos un valor de 0.8). Tenemos finalmente que el producto de multiplicar entre sí ambos valores de pertenencia será 0.64 (64% de pertenencia).

Como podemos observar en el ejemplo anterior, el elemento correspondiente a la cima del fondo marino tendrá siempre un producto resultado de multiplicar los valores de pertenencia de ambas VL entre sí mayor al de cualquier otro elemento de la traza sísmica, como se demuestra, se muestra en la Figura 3.3.

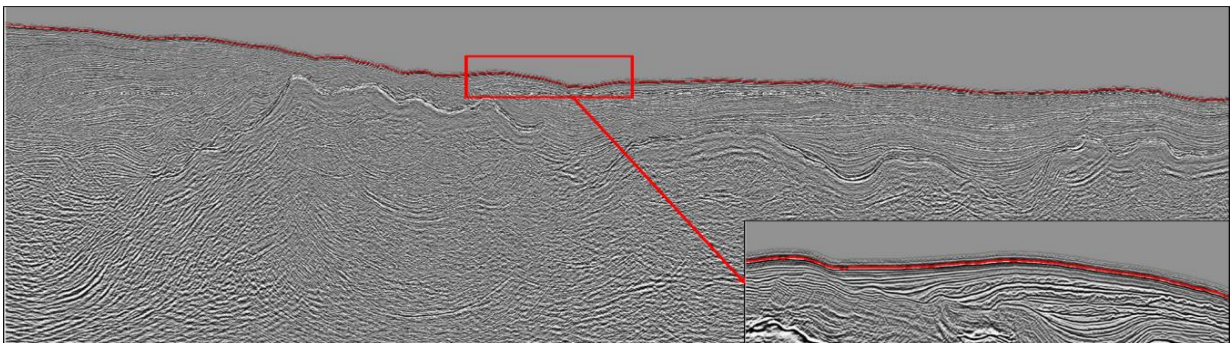


Figura 3.3 Reconocimiento del fondo marino. En rojo se muestra el horizonte correspondiente al fondo marino, cabe hacer mención de que el procedimiento de reconocimiento del mismo funciona adecuadamente ya que en el acercamiento se nota cómo la región previa de sedimentos no consolidados sobre el fondo marino no es marcada como parte de éste.

3.3 ANÁLISIS DE TEXTURA UTILIZANDO LA GLCM

Consideramos que el proceso “semi-automático” y no “automático” que toma parte en el nombre de este proyecto se debe a que es necesario darle al programa un valor de entrada, es decir, una imagen ya interpretada por un geólogo experto en el tema. El análisis de textura con la GLCM se empieza a hacer a partir del reflector de la cima de la sal que marcamos manualmente con la ayuda de la interpretación del geólogo experto mencionada anteriormente, esto para identificar cuáles píxeles corresponden a la sal y cuáles no. Para llevarlo a cabo primero debemos recordar el principal objetivo de este proyecto. En un cubo sísmico se deben delimitar decenas y en ocasiones centenas de *slices* (secciones con una orientación particular dentro de un cubo sísmico) manualmente, por lo que se busca agilizar este proceso utilizando un sistema computacional inteligente que lo haga semi-automáticamente. El programa analizará dicha imagen y utilizando la GLCM determinará ciertos valores característicos de los respectivos atributos de textura (contraste, energía, correlación y homogeneidad) que utilizamos para separar la sal de cualquier otro cuerpo. Dichos valores de atributos pertenecientes a la parte de la imagen sísmica con presencia de tectónica salina serán contrastantes con las partes de la imagen que no tengan sal.

Para esto se siguieron los pasos descritos a continuación:

- Partimos de un perfil sísmico al final de su etapa de procesamiento, esto es, ya listo para ser interpretado (Figura 3.4).
- Le pedimos a un par de geólogos expertos que delinearan el domo de sal existente en dicho perfil sísmico, para poder darle un valor de entrada al algoritmo y que éste reconociera los valores esperados para la sal y los valores esperados para lo que fuera “no sal” (Figura 3.5a, Figura 3.5b).
- Una vez que se registran todos los valores correspondientes a los elementos que pertenecen a la sal se generan dos conjuntos, uno de “sal” y otro de “no sal”, cada uno con un centroide particular; para este proceso se utiliza el método de *clustering k-means* (a este paso le llamaremos *entrenamiento* o *entrenamiento del programa* a partir de este punto).
- Ahora el algoritmo vuelve a trabajar, pero sobre una imagen sin interpretar y se calculan las propiedades de todos los elementos con la GLCM.
- Se determina nuevamente a qué conjunto pertenece cada elemento, dependiendo del valor de sus propiedades y de qué tan cerca se encuentre a cada uno de los centroides de los dos conjuntos (evidentemente se le asignará pertenencia al grupo cuyo centroide se encuentre más cercano al valor del elemento).
- Obtenemos finalmente imágenes interpretadas semi-automáticamente por el algoritmo. Se trabajó entrenando al programa con cada una de las imágenes interpretadas por los expertos por separado y también se realizó una tercera iteración utilizando la intersección de las interpretaciones de ambos geólogos (Figura 3.5c)

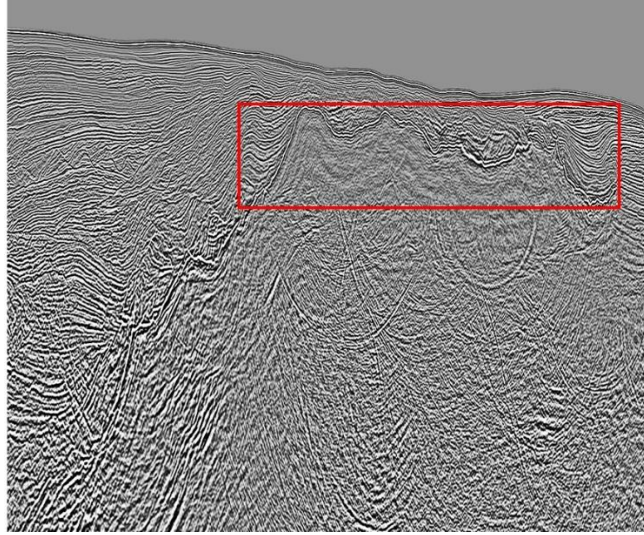


Figura 3.4 Imagen inicial que utilizamos para este proyecto. En el recuadro rojo se observa el domo salino objeto de nuestro trabajo.

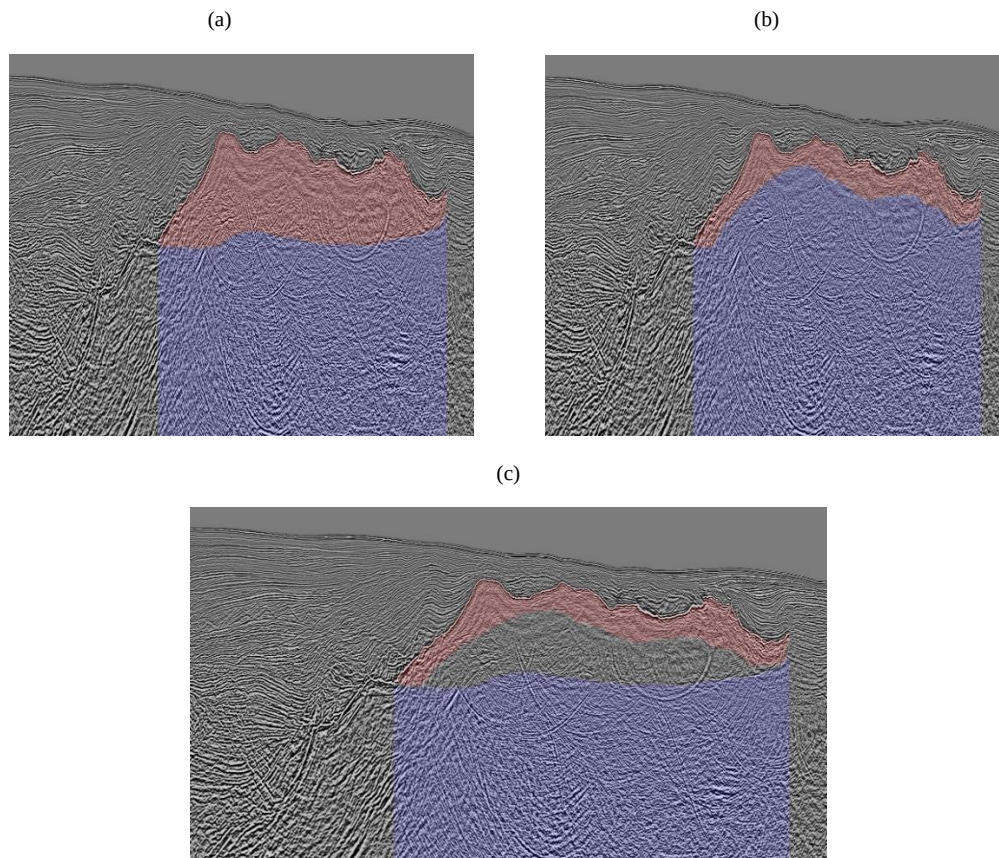


Figura 3.5 Sobre la imagen original se presenta sobrepuesta la interpretación (a) del geólogo 1, (b) del geólogo 2 y (c) de la intersección de las interpretaciones de ambos geólogos. En rojo se muestran los elementos correspondientes a la sal, en azul los correspondientes a "no sal", y el resto de los elementos no se consideran ni de una ni otra forma.

3.4 AGRUPACIÓN CON *CLUSTERS*

Para proseguir con la agrupación en *clusters* hay que considerar que existen distintos tipos de algoritmos con esta misma finalidad. En nuestro caso decidimos utilizar el algoritmo *k-means*, mismo que como explica Zhang (2012) es un proceso de *clustering* que tiene las siguientes características:

- Es un proceso de *clustering* de tipo particional (los *clusters* que conforman el algoritmo son independientes entre sí).
- Cada *cluster* i está asociado a un centroide (o punto central), C_i .
- Cada dato o muestra del conjunto inicial es asignado al *cluster* cuyo centroide se encuentre más cerca de dicho dato (esta asignación se determina con base en la distancia euclidiana, el centroide más cercano a cada dato determinará el *cluster* al que será asignado el mismo).
- El número de *clusters*, K , debe de ser especificado por el usuario.

El algoritmo base de *k-means* funciona con una serie ordenada de pasos descritos a continuación: primero se debe determinar el número de *clusters* K en el que va a ser dividido un conjunto de datos M . A continuación, a cada *cluster* i se le asigna un centroide C_i para posteriormente determinar a qué *cluster* pertenece cada dato que no sea un centroide (utilizando el concepto mencionado anteriormente de distancia euclidiana). Cuando se ha terminado de hacer la asignación de datos, el algoritmo re-calcula los centroides para cada *cluster*; esto se hace determinando el promedio de todo el conjunto de datos que representa a un *cluster*. El proceso se repite tantas veces como sea necesario hasta que los centroides ya no cambien, es decir, que sean los mismos que en la iteración previa.

Entonces, una vez obtenidos los valores de atributos de textura durante el entrenamiento del programa mediante una imagen interpretada manualmente por un geólogo (subtema 3.3), se continuó con el correspondiente análisis de *clusters*; esto representa como se describió anteriormente generar dos *clusters* (el *cluster* de la sal y el *cluster* de no sal) en un espacio de cuatro dimensiones, cada una de ellas correspondiente a uno de los cuatro atributos de textura que se están utilizando en este proyecto (el hecho de que el espacio sea de cuatro dimensiones hace imposible mostrarlo, pero una analogía 2D del concepto se muestra en la Figura 3.6). Cada uno de estos *clusters* tendrá un centroide, el cual será el punto medio de todos los atributos calculados para el *cluster* en cuestión.

Una vez que se tienen esos dos centroides, el programa analiza toda la imagen debajo del horizonte de la cima de la sal y para cada elemento se obtienen los mismos cuatro atributos texturales para posteriormente ubicar la posición espacial de dicho elemento dentro del espacio de cuatro dimensiones que generamos en el entrenamiento. Para determinar si el elemento en cuestión pertenece a la sal o no, simplemente se hace un cálculo de la distancia euclidiana de los atributos de ese elemento a los dos centroides calculados durante el entrenamiento; la distancia que sea menor corresponderá al grupo al cual pertenece nuestro elemento en cuestión.



Figura 3.6 Si bien no es posible representar los datos reales debido a la naturaleza cuatro-dimensional del espacio que los contiene, se muestra una analogía 2D para explicar el concepto. Los puntos del conjunto (a) son aquellos obtenidos de la primera parte del algoritmo (lo que llamamos *entrenamiento* del programa), en donde podemos diferenciar claramente entre dos grupos, en nuestro caso uno pertenecería a la sal y el otro a lo que no es sal. En el inciso (b) se muestran los mismos puntos, pero ya agrupados dentro de dos *clusters*. Tomada de (Ning-Tan et al., 2006).

CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

4.1 CONSIDERACIONES SOBRE LOS RESULTADOS

Como ya hemos mencionado con anterioridad, son varios los factores que se deben tomar en cuenta para generar una GLCM:

- El tamaño de la ventana sobre la que funcionará.
- La dirección del offset.
- La distancia de offset.
- El número de offsets a implementar.
- El atributo o propiedad que se calculará, etc.

Todos esos factores afectarán el resultado final de nuestro trabajo de alguna u otra manera, sin embargo, decidir cuál es el marco de trabajo ideal no es una cuestión trivial, como menciona Beyer (2007), es casi imposible predecir los resultados que se obtendrán de aplicar una u otra propiedad, aunque sí hay algunas recomendaciones al respecto, por ejemplo:

- En cuanto al tamaño de la ventana se recomienda suponerlo a raíz del tipo de imagen que se tenga y de la particularidad del objetivo que se busque, esto es, mientras los cuerpos presentes sean mayores, la ventana también se puede suponer de un tamaño más grande.
- En cuanto al offset se sugiere siempre empezar utilizando un offset de una unidad en una dirección (1,0).
- Y en cuanto a los atributos a utilizar se menciona que la mayoría de los atributos existentes están correlacionados entre sí y que sólo unos cinco son independientes de los demás (como es el caso de los cuatro que nosotros utilizamos).

Para nuestro caso en particular después de realizar un gran número de pruebas para acotar un poco el rango de opciones que se tenían, y para poder obtener el mejor resultado posible, se determinaron empíricamente las siguientes conclusiones:

- El mejor offset para este tipo de trabajo era de una unidad, es decir, cualquier elemento que se encontrara a una unidad de distancia del elemento (pixel) de referencia, como bien sabemos, en este caso estaríamos hablando de ocho elementos, a decir: (0,1), (0,-1), (1,0), (-1,0), (1,1), (1,-1), (-1,1) y (-1,-1), por lo cual para nuestro caso utilizamos durante todo el proceso los ocho offsets y el valor final sería un promedio de estos ocho.
- Para el análisis de *clusters* y la determinación de pertenencia al grupo de “sal” o al grupo de “no sal” de cada elemento utilizamos las cuatro propiedades que se estipularon anteriormente.
- El tamaño de la ventana sobre la cual trabaja la GLCM resultó ser el mayor factor en cuanto a la calidad de la imagen final se refiere, probamos cerca de 15 tamaños de ventanas distintos y la diferencia es notable entre unos y otros.

Aunado a lo anterior cabe mencionar también que al tener tres tipos de entrenamiento distinto para el programa (el del geólogo 1, el del geólogo 2 y el de la intersección de ambos geólogos) se debe considerar lo siguiente: un paso fundamental entonces fue llegar a determinar qué ventana utilizada durante el análisis de la GLCM arroja un mejor resultado considerando una comparación entre la imagen obtenida contra cada una de las tres opciones de entrenamiento que utilizamos, es decir, compararemos los resultados de entrenar al programa con la interpretación del geólogo 1 con la misma interpretación del geólogo 1, pero también con las interpretaciones del geólogo 2 y con la intersección de ambas interpretaciones, esto para llegar a la conclusión de cuál interpretación se acerca más a lo recomendado por el programa, o en su defecto para servir como un punto medio entre ambas interpretaciones.

4.2 PORCENTAJE DE ERROR Y ACIERTO RESPECTO A LA IMAGEN ORIGINAL

Para evaluar la eficiencia y el grado de precisión de cada instancia del algoritmo nos apoyamos en un simple proceso estadístico. Por un lado, extrajimos los elementos que se determinaron que eran sal (según el experto geólogo en turno) de la imagen que se utilizó para el entrenamiento del programa, y por otro los elementos que fueron marcados como no sal dentro de la misma imagen, después simplemente procedimos a compararlos uno a uno con los elementos de la imagen interpretada por el programa obtenida con base en el análisis de textura, para esto consideramos cuatro posibilidades:

- Elementos que eran sal en la imagen de entrenamiento y también lo fueron en la imagen generada por el programa (+ +).
- Elementos que eran sal en la imagen de entrenamiento y que no lo fueron en la imagen generada por el programa (+ -).
- Elementos que no fueron sal en la imagen de entrenamiento, pero si lo fueron en la imagen generada por el programa (- +).
- Elementos que no fueron sal en la imagen de entrenamiento y tampoco lo fueron en la imagen generada por el programa (- -).

Para los cálculos de efectividad del programa utilizaremos el criterio de que los elementos “acertados” (es decir, que cumplen con el propósito del algoritmo) son los de los conjuntos (+ +) y (- -) ya que esto significaría que el programa está detectando la sal como sal y lo que no es sal como no sal, mientras que los elementos pertenecientes a los conjuntos (+ -) y (- +) serán considerados como “erróneos”.

4.3 RESULTADOS

A continuación, se muestran los resultados del análisis para determinar qué ventana funcionaba mejor para cada una de las interpretaciones con la que entrenábamos el programa (esto fue comparando los resultados con la interpretación de la cual provienen, es decir geólogo 1 contra geólogo 1, geólogo 2 contra geólogo 2, etc.)

Utilizando la interpretación del geólogo 1, se aplicaron tamaños de ventana desde 19 hasta 57 elementos, y se observó que la mayor cantidad de puntos acertados es de 379,215, es decir, un 84.58% de puntos acertados, correspondientes a un tamaño de ventana de 33, como se muestra en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1 Resultados de utilizar la interpretación del geólogo 1 comparándola con los resultados de cada iteración para encontrar la ventana óptima, para este caso fue la ventana de 33.

Tamaño de ventana	Puntos acertados	Puntos erróneos	% De p. acertados	% De p. erróneos
19	383,357	72,993	84.005	15.995
21	382,898	72,085	84.1566	15.8434
23	382,768	70,881	84.3754	15.6246
25	382,269	70,118	84.5004	15.4996
31	379,871	69,382	84.5561	15.4439
33	379,215	69,135	84.5801	15.4199
35	378,289	69,151	84.5452	15.4548
37	377,632	69,079	84.5361	15.4639
39	377,058	68,904	84.5494	15.4506
45	374,551	69,128	84.4194	15.5806
57	368,296	70,901	83.8567	16.1433

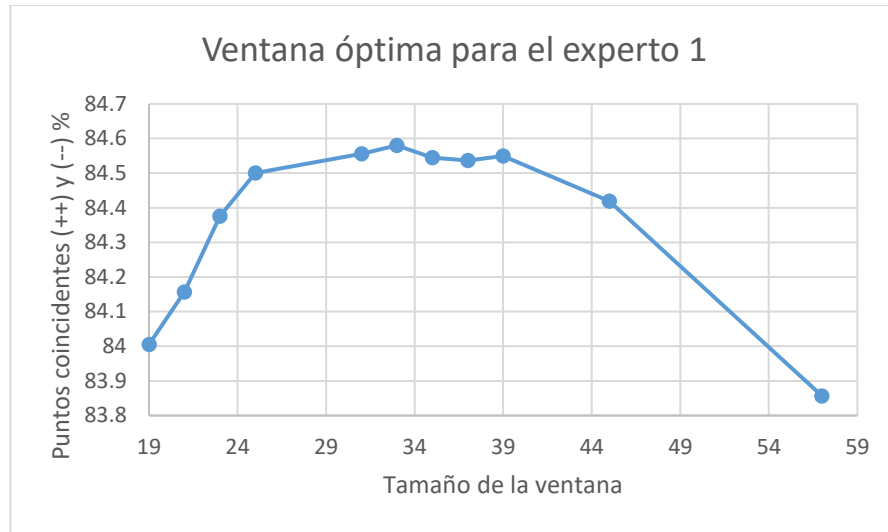


Figura 4.1 Gráfico que representa el porcentaje de efectividad de cada ventana utilizando la interpretación del geólogo 1, se puede notar un máximo en la ventana de 33, misma que fue elegida como ventana óptima para este caso.

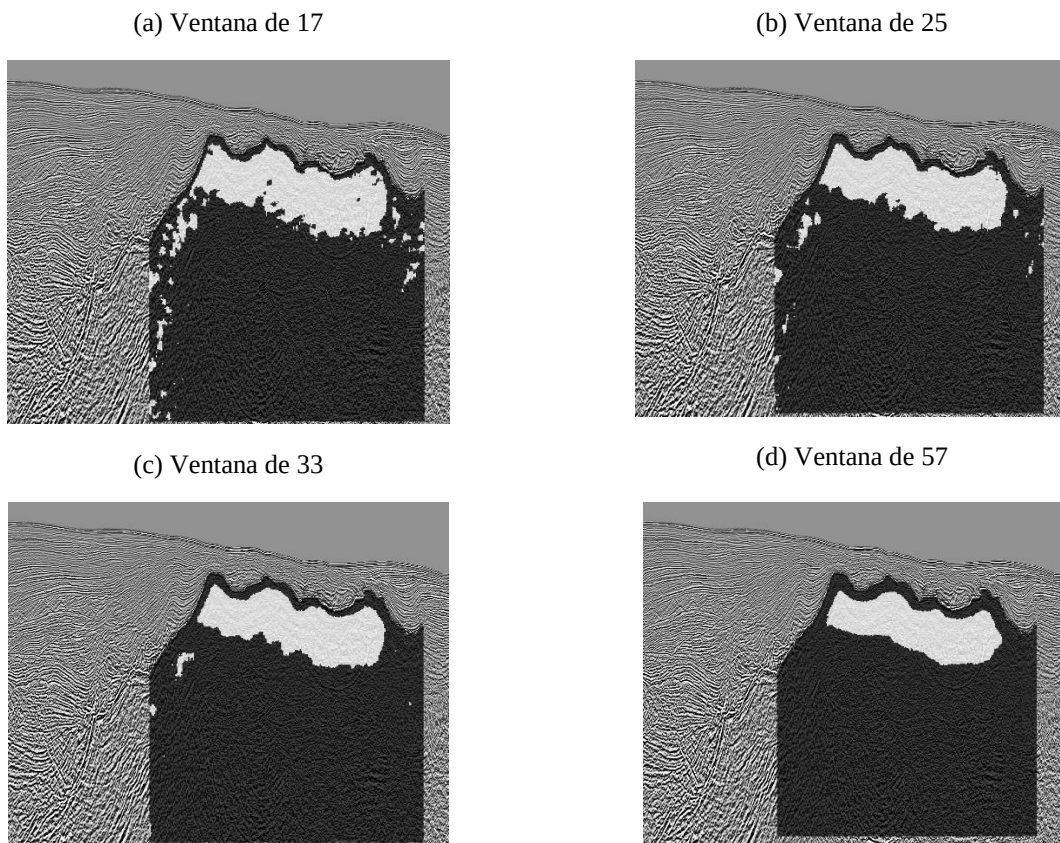


Figura 4.2 Se muestran los resultados de probar diferentes ventanas: (a) 17, (b) 25, (c) 33 y (d) 57, siendo la ventana de 33 la óptima para la interpretación obtenida de entrenar el programa según el criterio del geólogo 1.

Con esta prueba nos dimos cuenta de que el tamaño de la ventana afecta el resultado de una manera en la que se llega a una ventana óptima, y si variamos el tamaño de la ventana hacia cualquier lado el resultado empeorará. Considerando esto, la búsqueda de la ventana óptima para las otras dos interpretaciones fue más sencilla y se necesitaron menos pruebas.

Utilizando la interpretación del geólogo 2, se aplicaron tamaños de ventana desde 19 hasta 33 elementos, y se observó que la mayor cantidad de puntos acertados es de 388,757, es decir, un 85.71% de puntos acertados, correspondientes a un tamaño de ventana de 23, como se muestra en la Tabla 4.2. Es importante ver aquí que el porcentaje de acierto del geólogo 2 en comparación con el del geólogo 1 incrementa en un 1% aproximadamente, lo cual demuestra una mayor consistencia en su interpretación en comparación con la interpretación del geólogo 1.

Tabla 4.2 Resultados de utilizar la interpretación del geólogo 2 comparándola con los resultados de cada iteración para encontrar la ventana óptima, para este caso fue la ventana de 23.

Tamaño de ventana	Puntos acertados	Puntos erróneos	% De p. acertados	% De p. erróneos
19	390,758	65,656	85.6148	14.3852
21	389,625	65,329	85.6405	14.3595
23	388,757	64,810	85.711	14.289
25	387,513	64,861	85.6621	14.3379
27	386,188	64,967	85.5998	14.4002
29	384,938	65,108	85.533	14.467
31	384,040	65,220	85.4828	14.5172
33	382,632	65,720	85.3419	14.6581

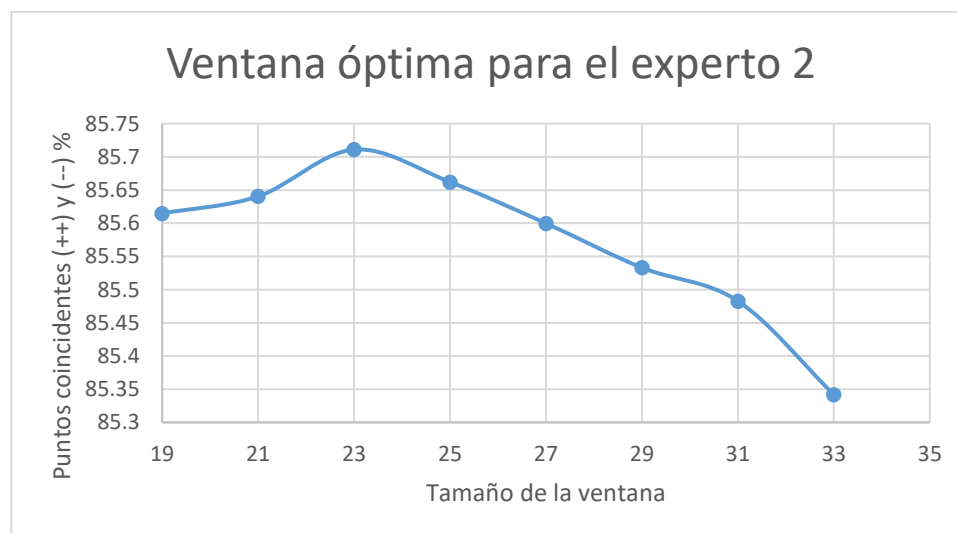


Figura 4.3 Gráfico que representa el porcentaje de efectividad de cada ventana utilizando la interpretación del geólogo 2, se puede notar un máximo en la ventana de 23, misma que fue elegida como ventana óptima para este caso.

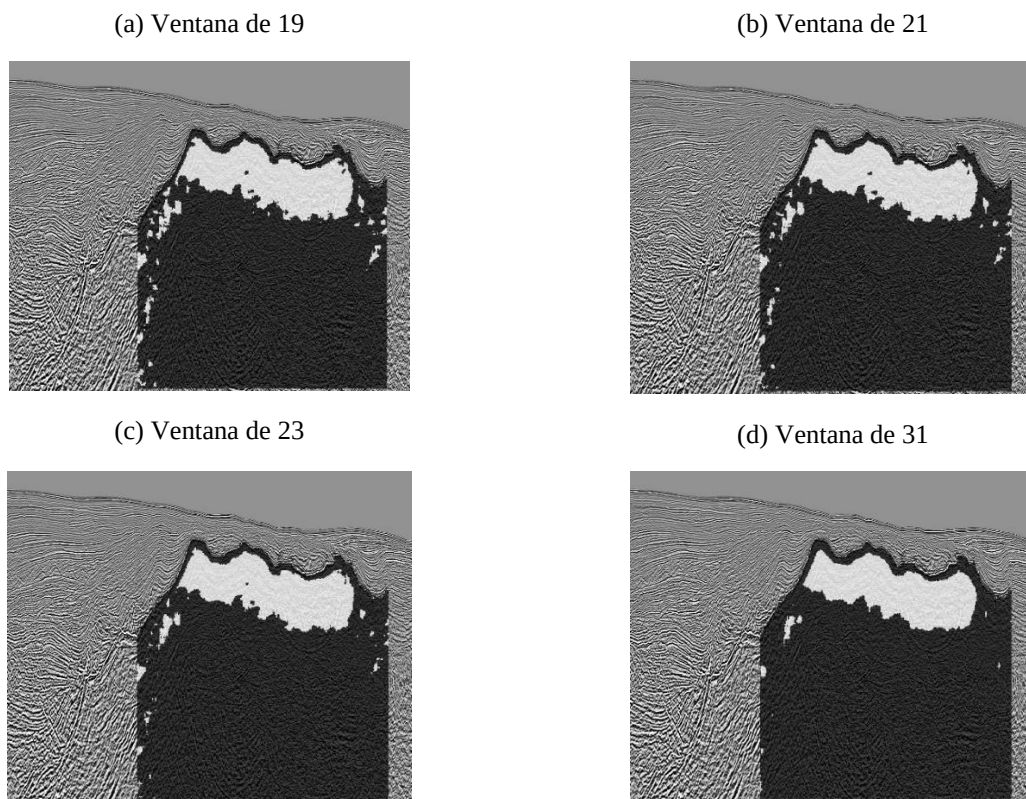


Figura 4.4 Se muestran los resultados de probar diferentes ventanas: (a) 19, (b) 21, (c) 23 y (d) 31, siendo la ventana de 23 la óptima para la interpretación obtenida de entrenar el programa según el criterio del geólogo 2.

Utilizando la interpretación resultante de la intersección de las dos interpretaciones pasadas, se aplicaron tamaños de ventana desde 19 hasta 33 elementos, y se observó que la mayor cantidad de puntos acertados es de 348,553, es decir, un 91.7% de puntos acertados, correspondientes a un tamaño de ventana de 25, como se muestra en la Tabla 4.3. Cabe mencionar que en este caso, la diferencia en cuanto al porcentaje de puntos acertados resultante de entrenar el programa utilizando la intersección de las interpretaciones de ambos geólogos es mucho mayor en comparación a la diferencia que existe entre el geólogo 2 y el geólogo 1, misma que era de un 1% aproximadamente, pues aquí estamos hablando de incrementos del orden de 6-8 % con respecto a las dos interpretaciones anteriores.

Tabla 4.3 Resultados de utilizar la interpretación de la intersección de ambos geólogos comparándola con los resultados de cada iteración para encontrar la venta óptima, para este caso fue la ventana de 25.

Tamaño de ventana	Puntos acertados	Puntos erróneos	% De p. acertados	% De p. erróneos
19	350,234	33,406	91.2924	8.7076
23	349,083	32,335	91.5224	8.4776
25	348,553	31,536	91.703	8.297
27	347,517	31,506	91.6876	8.3124
29	346,629	31,425	91.6877	8.3123
31	345,654	31,529	91.6409	8.3591
33	344,600	31,825	91.5455	8.4545

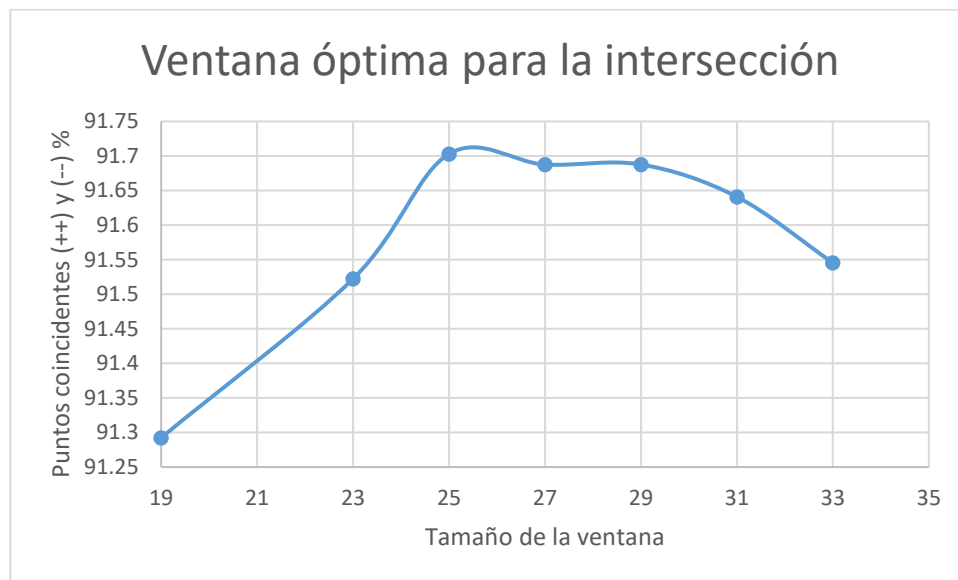


Figura 4.5 Gráfico que representa el porcentaje de efectividad de cada ventana utilizando la interpretación de la intersección de ambos geólogos, se puede notar un máximo en la ventana de 25, misma que fue elegida como ventana óptima para este caso.

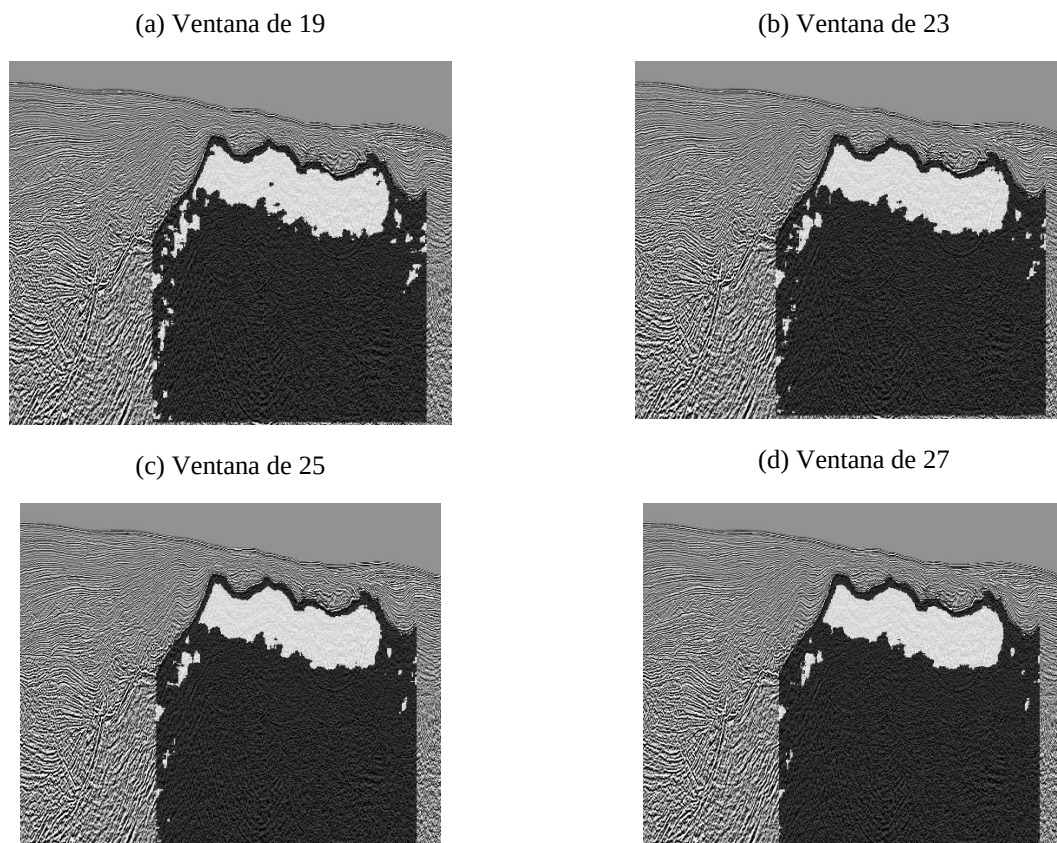


Figura 4.6 Se muestran los resultados de probar diferentes ventanas: (a) 19, (b) 23, (c) 25 y (d) 27, siendo la ventana de 25 la óptima para la interpretación obtenida de entrenar el programa según el criterio resultante de la intersección de las interpretaciones de los dos geólogos.

Como se observa a lo largo de esta sección, para cada interpretación existe una ventana óptima distinta, el siguiente paso es entonces proceder a comparar los mejores resultados de cada interpretación, esto es:

- Para la interpretación del geólogo 1 el de la ventana de 33
- Para la interpretación del geólogo 2 el de la ventana de 23
- Para la interpretación de la intersección el de la ventana de 25

Con las interpretaciones anteriores ya sabemos que al comparar el resultado del geólogo 1 con su propia interpretación se obtuvo un 84.58 % de puntos acertados, ahora comprobaremos si este resultado mejora si lo comparamos con las otras dos interpretaciones y de una manera similar probaremos los resultados del geólogo 2 y los de la intersección, ambos con sus ventanas óptimas.

Comparando el resultado de entrenar el algoritmo con la interpretación del geólogo 1 contra las interpretaciones del geólogo 2 y la intersección de ambos (se muestra el porcentaje de puntos acertados):

- Resultado de geólogo 1 vs. Interpretación de geólogo 1 (previamente calculado): 84.58%
- Resultado de geólogo 1 vs. Interpretación de geólogo 2: 85.33%
- Resultado de geólogo 1 vs. Interpretación de la Intersección: 91.57%

Comparando el resultado de entrenar el algoritmo con la interpretación del geólogo 2 contra las interpretaciones del geólogo 1 y la intersección de ambos (se muestra el porcentaje de puntos acertados):

- Resultado de geólogo 2 vs. Interpretación de geólogo 2 (previamente calculado): 85.71%
- Resultado de geólogo 2 vs. Interpretación de geólogo 1: 84.42%
- Resultado de geólogo 2 vs. Interpretación de la Intersección: 91.64%

Comparando el resultado de entrenar el algoritmo con la interpretación de la intersección de ambas interpretaciones contra las interpretaciones del geólogo 1 y del geólogo 2 (se muestra el porcentaje de puntos acertados):

- Resultado de la Intersección vs. Interpretación de la Intersección (previamente calculado): 91.70%
- Resultado de la Intersección vs. Interpretación de geólogo 1: 84.35%
- Resultado de la Intersección vs. Interpretación de geólogo 2: 85.82%

Tabla 4.4 Tabla que sirve como resumen de la sección anterior inmediata, la columna perteneciente a la intersección (correspondiente a comparar los resultados de entrenar al programa con las distintas interpretaciones contra la interpretación de la intersección) es evidentemente la que presenta un mayor porcentaje de puntos acertados.

Entrenando con:	Comparando con:		
	Geólogo 1	Geólogo 2	Intersección
Geólogo 1	84.58%	85.33%	91.57%
Geólogo 2	84.42%	85.71%	91.64%
Intersección	84.35%	85.82%	91.70%

Este proceso se realiza para todo elemento debajo de la cima de la sal, y una de las bondades del mismo es que al estar basándonos no en un trabajo manual sino en un análisis de textura de la imagen, es posible identificar sal en donde a veces el ojo humano no podría hacerlo tan fácilmente.

4.4 DISCUSIÓN Y RESULTADOS FINALES

Pudimos deducir que ambos geólogos interpretaron de una manera bastante consistente la imagen, ambos obtuvieron resultados con más de un 80% de correspondencia de elementos, sin embargo los resultados más consistentes los obtuvimos cuando juntamos sus dos interpretaciones y dejamos sin evaluar para el entrenamiento las zonas en las que ambos estaban en desacuerdo (la intersección); el algoritmo funcionó entonces como un mediador entre ambos geólogos y arrojó un resultado que se podría decir que cabe en medio de los otros dos y podría fungir como un punto de desempate para concluir de una manera imparcial la presencia de la sal (Figura 4.7).

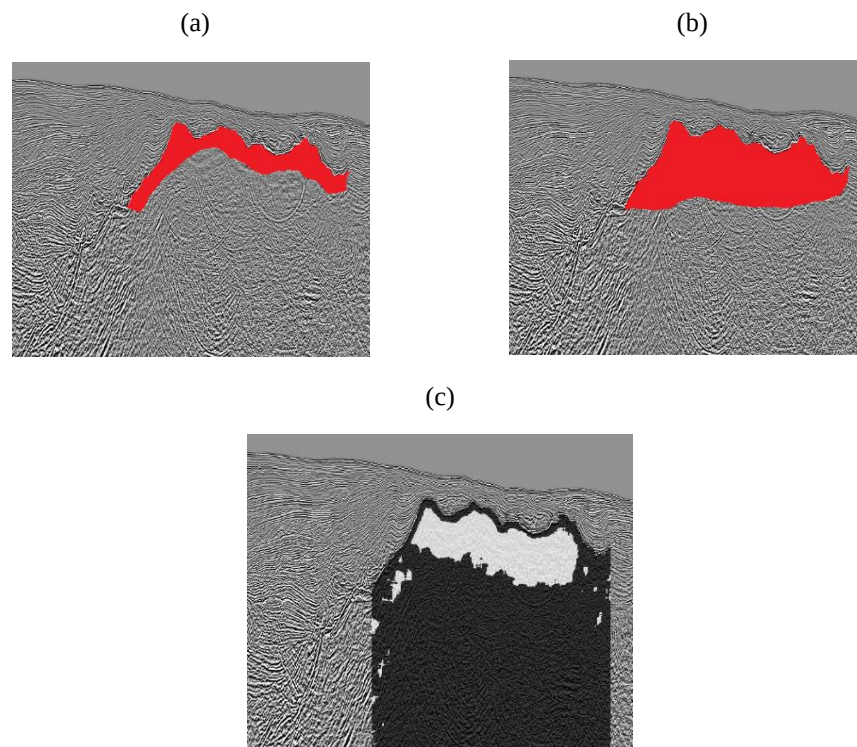


Figura 4.7 Se muestra (a) la interpretación del geólogo 1, (b) la interpretación del geólogo 2, y (c) el resultado del programa correspondiente a entrenar utilizando la intersección de ambas interpretaciones con una ventana de 25. El propósito aquí consiste en ver cómo, proveniente de dos interpretaciones humanas, el algoritmo toma de cada una un porcentaje de veracidad y ofrece una solución intermedia, (c) en este caso.

A partir de este punto fue claro que cada una de las interpretaciones de ambos geólogos tenían un aporte de veracidad significativo en cuanto al reconocimiento de la sal realizado por el programa, sin embargo, resultaba igualmente claro que al combinar las dos interpretaciones y generar una tercera (la cual llamamos la intersección), esta última arrojó los resultados más consistentes cuando era la designada para entrenar el programa. Es por eso que al llegar a este punto decidimos realizar una última prueba en la cual el mejor resultado obtenido del algoritmo, es decir el que surgió de entrenar utilizando la intersección y una ventana de 25 x 25 (Figura. 4.7c) iba a ser ahora utilizado como una cuarta interpretación y sería la imagen encargada de entrenar el programa,

mismo que en este caso probamos a partir del fondo marino que anteriormente habíamos delimitado valiéndonos de técnicas de lógica difusa, para de esta forma comprobar la robustez del algoritmo y su capacidad para detectar la cima de la sal y otros posibles cuerpos o rastros salinos presentes.

El resultado se muestra a continuación:

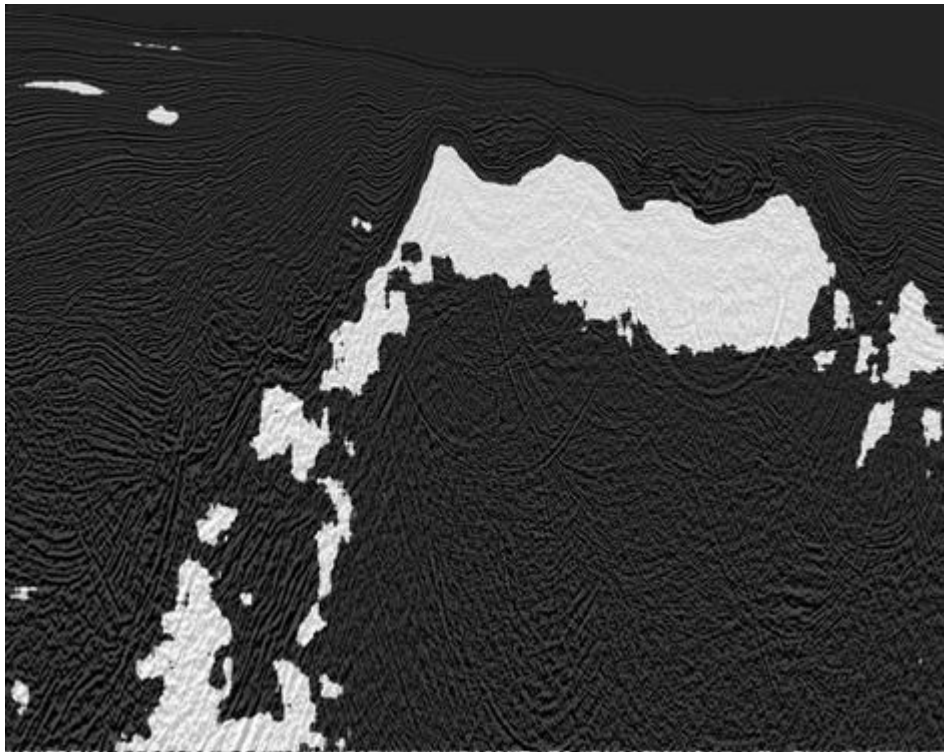


Figura 4.8 Imagen resultante de entrenar el algoritmo a partir del fondo marino utilizando el resultado con mayor grado de certidumbre de las pruebas anteriores (Figura 4.7c).

En general podemos observar que el algoritmo funciona aun cuando lo aplicamos sobre toda la imagen a partir del fondo marino, detecta la cima y la base de la sal de manera bastante adecuada, hacía el flanco izquierdo detecta igualmente zonas con rastros de presencia salina, mismas que consideramos que puede tratarse de una posible ruta de migración del cuerpo que finalmente se convirtió en el domo de sal que estamos estudiando.

Hay que siempre tener en cuenta que esto es un análisis puramente textural y sigue siendo una aproximación destinada a apoyar la interpretación del ser humano y jamás reemplazará la experiencia y el conocimiento empírico de los intérpretes. Se propone entonces que la imagen final sirva como herramienta de apoyo para que el intérprete al final la considere y pueda usarla como retroalimentación para sus interpretaciones.

4.5 CONCLUSIONES

En esta tesis se presenta un algoritmo cuya intención es puntualmente identificar y delimitar posibles cuerpos de sal en un perfil sísmico de manera semi-automática. Se recurrió a la lógica difusa como un medio para encontrar el reflector del fondo marino debido a que este tipo de lógica permite utilizar un tipo de razonamiento parecido al que utiliza en el ser humano con cotidianidad (como cuando un experto interpreta reflectores sísmicos de un perfil) para dar solución a un problema, mismo que utilizando lógica discreta sería mucho más difícil de abordar. Se consideró el uso de la GLCM debido a que aporta una herramienta para el análisis de texturas en este tipo de imágenes con efectividad probada previamente por otros expertos en el tema. Al final, se rescatan las siguientes conclusiones:

- Un algoritmo de identificación de texturas puede servir como retroalimentación para un geólogo cuando se busque interpretar perfiles sísmicos con características geológicas que presenten texturas contrastantes y viceversa, un programador de este tipo de algoritmos puede ayudarse en la experiencia de los geólogos para mejorar este tipo de programas.
- La GLCM, como muchas otras herramientas basadas en propiedades estadísticas tales como varianza, coocurrencia, etc., requiere de un proceso extenso de pruebas antes de llegar a un resultado ideal.
- El tamaño de la ventana alrededor del pixel de referencia sobre la cual trabajará la GLCM resultó ser la variable más importante en el algoritmo, es decir, modificar ese tamaño influía más en el resultado final que hacer variar cualquier otro parámetro del algoritmo.
- Hay que recordar siempre que este es un proceso llevado a cabo computacionalmente por un algoritmo, por lo que éste puede ver cosas que no necesariamente son ciertas, y por lo tanto es posible que identifique sal en lugares en los que no es muy probable que realmente exista, o viceversa, puede no identificar sal de lugares en los que es muy probable que sí exista. Es ahí donde un intérprete puede hacer uso de su experiencia y hacer una última corrección a la interpretación realizada por el algoritmo, y donde el mismo algoritmo puede ser retroalimentado por el intérprete.
- El algoritmo fue capaz de delimitar la base de la sal, que si bien presenta irregularidades a lo largo de ella, creemos que ésta puede ser una base para estudios más detallados al respecto.
- Creemos que la implementación en 3D de un algoritmo proveniente de éste podría ser una importante herramienta de modelado para este tipo de casos en donde se tienen estructuras con contrastes de textura. Dicho análisis en 3D proporcionaría una cantidad de datos mucho mayor, lo cual en principio probablemente minimizaría el error que se presenta en los bordes en este programa debido al tamaño de la ventana que se utiliza para cada caso. Se propone entonces continuar con este enfoque ya que en el caso particular de este proyecto no fue posible llevar a cabo la implementación 3D debido a las limitantes de tiempo y de poder computacional.

REFERENCIAS

- Allen, M., Malaguti, R., Litvin, A., & Gregory, C. (2000). Subsalt imaging using 3D pre-stack depth migration in the UK southern North Sea - a case history. *62nd Mtg.*, Session:L0042.
- Aminzadeh, F., & Simaan, M. (1991). Expert systems in exploration, 3.
- Bartolomé de la Peña, R. (2002). Evolución Tectónica del Margen Continental Oeste de México: Fosa Mesoamericana y Golfo de California, 45.
- Berthelot, A., Solberg, A. H. S., & Gelius, L. J. (2013). Texture attributes for detection of salt. *Journal of Applied Geophysics*, 88, 52–69. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2012.09.006>
- Berthelot, A., Solberg, A. H. S., Morisbak, E., & Gelius, L.-J. (2011). Salt diapirs without well defined boundaries - a feasibility study of semi-automatic detection. *Geophysical Prospecting*, 59(4), 682–696. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2011.00950.x>
- Beyer, M. (2007). No Title. Retrieved from <http://www.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial-g lcm-texture>
- Chopra, S., & Alexeev, V. (2006). Applications of texture attribute analysis to 3D seismic data. *The Leading Edge*.
- Cohen, I., Coult, N., & Vassiliou, A. A. (2006). Detection and extraction of fault surfaces in 3D seismic data. *Geophysics*, 71(4), P21–P27. <https://doi.org/10.1190/1.2215357>
- Escalante, B. (2006). Procesamiento Digital de Imágenes, 1–12.
- Gao, D. (2003). Volume texture extraction for 3D seismic visualization and interpretation. *Geophysics*, 68(4), 1294–1302. <https://doi.org/10.1190/1.1598122>
- Gao, D. (2004). Texture model regression for effective feature discrimination: Application to seismic facies visualization and interpretation. *Geophysics*, 69(4), 958–967. <https://doi.org/10.1190/1.1778239>
- Jacquemin, P., & Mallet, J. L. (2005). Automatic Faults Extraction using double Hough Transform. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 24, 755–758.
- Lomask, J., Biondi, B., & Shragge, J. (2004). Image segmentation for tracking 3D salt boundaries. In *SEG Technical Program Expanded Abstracts*.
- Love, P. L., & Simaan, M. (1985). Segmentation of a seismic section using image processing and artificial intelligence techniques. *Pattern Recognition*, 18(6), 409–419. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(85\)90011-1](https://doi.org/10.1016/0031-3203(85)90011-1)
- Magoon, L. B., & Dow, W. G. (1994). The Petroleum System. *The Petroleum System-From Source to Trap*, (2), 3–24.
- Musgrave, A. W., & Woolley, W. C. (1960). A. W. MUSGRAVE,t W. C. WOOLLEY,t, XXV(1), 141–167.
- Ng, I., Kittler, J., & Illingworth, J. (1993). Supervised Segmentation Using a Multiresolution Data Representation. *Signal Processing*, 31(2), 133–163.
- Nikraves, M. (2003). *Soft Computing and Intelligent Data Analysis in Oil Exploration. Developments in Petroleum Science* (Vol. 51). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0376-7361\(03\)80005-5](https://doi.org/10.1016/S0376-7361(03)80005-5)
- Ning-Tan, P. (Michigan S. U., Steinbach, M. (University of M., & Kumar, V. (University of M. (2006). Introduction to Data Mining.
- Orozco-del-Castillo, M. G., Cárdenas-Soto, M., Ortiz-Alemán, C., Couder-Castañeda, C., Urrutia-Fucugauchi, J., & Trujillo-Alcántara, A. (2016). A texture-based region growing algorithm for volume extraction in seismic data. *Geophysical Prospecting*. <https://doi.org/10.1111/1365-2478.12381>
- Orozco-del-Castillo, M. G., Ortiz-Aleman, C., Martin, R., Ávila-Carrera, R., & Rodríguez-Castellanos, A. (2011). Seismic data interpretation using the Hough transform and principal component analysis. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8(1), 61–73. <https://doi.org/10.1088/1742-2132/8/1/008>

- Orozco-del-Castillo, M. G., Ortiz-Aleman, C., Urrutia-Fucugauchi, J., & Rodríguez-Castellanos, A. (2011). Fuzzy logic and image processing techniques for the interpretation of seismic data. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8(2), 185–194. <https://doi.org/10.1088/1742-2132/8/2/006>
- Padilla y Sanchez, R. J. (2007). Evolución geológica del sureste mexicano desde el Mesozoico al presente en el contexto regional del Golfo de México. *Boletín de La Sociedad Geológica Mexicana*, LIX(1), 19–42.
- Stein, S., & Wysession, M. (2003). An introduction to seismology, esrthquaker, and earth structure.
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*. <https://doi.org/10.1109/2.53>
- Zeng, H. (2004). Seismic geomorphology-based facies classification. *The Leading Edge*, 23(7), 644–688. <https://doi.org/10.1190/1.1776732>
- Zhang, Z. (2012). K-means Algorithm, 1–16.