

Uso de algoritmos de inteligencia artificial en la caracterización sísmica para propagar propiedades de roca durante el modelado estático

Sergio Roberto Mata García
Schlumberger

Javier Carrasco Hernández
Jaguar E&P

José L. Ortiz López
Jaguar E&P

Artículo recibido en 2019-revisado-evaluado-correcto y aceptado en 2021

Resumen

En este trabajo se ilustra de manera integral el uso de los algoritmos de inteligencia artificial, para la distribución de propiedades de roca en el modelado estático. Esta metodología comprende un modelado directo, que utiliza redes neuronales y algoritmos genéticos para la optimización de patrones de correlación entre trazas sísmicas de volúmenes apilados y propiedades de roca. Una vez obtenida una función de correlación no lineal entre trazas sísmicas y propiedades de roca a nivel de pozo, se estima la respuesta espacial del volumen sísmico bajo estudio. Este trabajo depende directamente de la minimización de errores durante la interpretación sísmico estructural (calibración tiempo-profundidad, correlaciones estratigráficas, validación estructural de interpretación y preservación de la complejidad estructural en el modelado). Estas tareas anteriores son primordiales para lograr una correlación adecuada entre trazas sísmicas y datos de pozo para estimación de propiedades de roca.

El mecanismo conjunto de redes neuronales y algoritmos genéticos estima funciones de correlación no lineales y optimiza los parámetros para minimizar la función de costo. La función objetivo estimada correlaciona propiedades de roca de pozo con los datos sísmicos apilados. Los resultados comprenden volúmenes sísmicos de propiedades de roca calibradas con información de los pozos. Estos volúmenes de propiedades se emplean inicialmente para la generación de un modelo de facies geológicas. Posteriormente, facies y volúmenes sísmicos se utilizan para la distribución tridimensional de propiedades petrofísicas, como: tipo de roca, porosidad, volumen de arcilla y permeabilidad. Así el uso de los algoritmos de inteligencia artificial puede aplicarse para la reducción de incertidumbre durante la estimación espacial de propiedades de roca y cálculo de volúmenes de hidrocarburos.

Palabras clave: Algoritmos de inteligencia artificial, caracterización sísmica, propiedades de roca, modelado estático.

Use of artificial intelligence algorithms in seismic characterization to propagate rock properties during static modeling

Abstract

This study examines which is the margin of usability for Artificial Intelligence (AI) algorithms related to the rock properties distribution in static modeling. This novel method shows a forward modeling approach using neural networks and genetic algorithms to optimize correlation patterns among seismic traces of stack volumes and well rock properties. Once a set of nonlinear functions is optimized in the well locations, to correlate seismic traces and rock properties, spatial response is

estimated using the seismic volume. This seismic characterization process is directly dependent on the error minimization during the structural seismic interpretation process, as well as, honoring the structural complexity while modeling. Previous points are key elements to obtain an adequate correlation between well data and seismic traces.

The joint mechanism of neural networks and genetic algorithms globally optimize the nonlinear functions and its parameters to minimize the cost function. Estimated objective function correlates well rock properties with seismic stack data. As an output, calibrated rock property volumes to well information are obtained. Properties are used initially to generate a geological facies model. Subsequently, facies and seismic properties are used for the three-dimensional distribution of petrophysical properties such as: rock type, porosity, clay volume and permeability. Therefore, artificial intelligence algorithms can be widely exploited for uncertainty reduction within the rock property spatial estimation.

Keywords: Artificial intelligence algorithms, seismic characterization, rock properties, static modeling.

Introducción

La estimación espacial de propiedades de roca es fundamental en los procesos de caracterización en etapas de exploración, desarrollo y producción de campos petroleros. Los modelos integrados de caracterización pueden usarse para planeación de nuevos pozos, en cálculos volumétricos de hidrocarburos y flujos de trabajo de simulación numérica. La ubicación y densidad de pozos en cada campo es variable y así la caracterización del subsuelo refleja un reto generalizado. La integración de información sísmica 3D, en este proceso, permite tener una representación más acertada de la distribución de las propiedades de la roca en el subsuelo (Doyen, 2007).

Existen métodos ampliamente empleados en la caracterización sísmica del subsuelo usando datos sísmicos apilados: “coloured inversion” (Lancaster and Whitcombe, 2000), “sparse spike inversion” (Ronghe and Surarat, 2002), inversión estocástica (Haas and Dubrule, 1994), entre otros. Veeken et al. (2009) presentan una solución alternativa para estimar propiedades de la roca a través de datos sísmicos apilados, con base en un esquema de redes neuronales y algoritmos genéticos. La solución conjunta permite correlacionar trazas sísmicas con propiedades de roca de pozo, inicialmente en la vecindad de los pozos y una vez calibrada la solución se estima la propiedad de roca en el volumen sísmico. Lo anterior se logra usando un operador no lineal y una serie de pesos (multiplicadores) que modifican el operador, los cuales se optimizan a través de los algoritmos de inteligencia artificial.

Plantear una función no lineal de correlación entre trazas y propiedades de roca, es posible a través de la selección de información correcta y su acondicionamiento.

Las propiedades de roca que pueden correlacionarse con las trazas sísmicas, son aquellas que tienen una correspondencia directa con el fenómeno de propagación de una onda elástica en el subsuelo (impedancia acústica, densidad, litología, velocidad de onda, módulos elásticos, porosidad, saturación de fluidos, entre otras). Además, se requiere la caracterización del dato sísmico a usar (calidad de imagen, contenido de frecuencias y amplitudes, frecuencia dominante, resolución) para acotar la ventana de análisis donde los resultados serán confiables. Así también los datos de pozo deben de ser acondicionados en un rango de frecuencias equiparable con la información sísmica.

El caso de estudio se realizó en una zona de alta complejidad estructural, con 70 pozos utilizados para la calibración, en condiciones de baja continuidad lateral de los reflectores sísmicos, debido a las variaciones laterales y verticales litológicas. No obstante, a través de un proceso detallado de interpretación sísmico-estructural y acondicionamiento de la información sísmica y de pozo, se logra la estimación de propiedades de la roca en el subsuelo con el uso del dato sísmico apilado. Las propiedades estimadas corresponden a porosidad y volumen de arcilla, ambos cubos sísmicos de propiedades se utilizarán posteriormente en la generación de un modelo de facies, tipo de roca, porosidad, volumen de arcilla y permeabilidad. Las propiedades finales se calibrarán con información del pozo, análisis geoestadístico y funciones de correlación.

Algoritmos de inteligencia artificial

Las redes neuronales (McCulloch y Pitts, 1943) y los algoritmos genéticos (Holland, 1992) son parte de un grupo de algoritmos de inteligencia artificial desarrollados durante la segunda mitad del siglo XX, para apoyar la

solución de problemas complejos de ingeniería y ciencia. Los algoritmos genéticos trabajan a partir de conceptos de evolución biológica, tales como selección, cruce y mutación, para lograr una optimización global de la solución (Smith et al.1992).

Para resolver el problema de no linealidad de correlación entre datos sísmicos y propiedades de roca de pozo, las redes neuronales seleccionan la mejor combinación de operadores no lineales a utilizar, mientras los algoritmos genéticos optimizan los pesos (w) que se aplicarán en cada iteración (Veeken et al., 2009). La **Figura 1** muestra de manera general cual es la metodología de modelado usando esta aproximación. A través del aprendizaje

intrínseco de la solución se determina la función objetivo $F(x)$, que se conformará de una suma finita de operadores no lineales y pesos (multiplicadores). La diferencia entre $F(x)$ y la propiedad de roca en el pozo se evalúa con la función de costo (error medio cuadrático de la aproximación). Si el error no está dentro de la tolerancia aceptable, se genera una nueva población de elementos a través de los algoritmos genéticos (selección, cruce y mutación). Esta nueva generación de elementos se ingresa al proceso de redes neuronales otra vez. Este procedimiento es iterativo, hasta alcanzar el error mínimo requerido. Con la respuesta calibrada a nivel de pozo, se utilizará la función objetivo $F(x)$ para estimar la propiedad de la roca en el volumen sísmico.

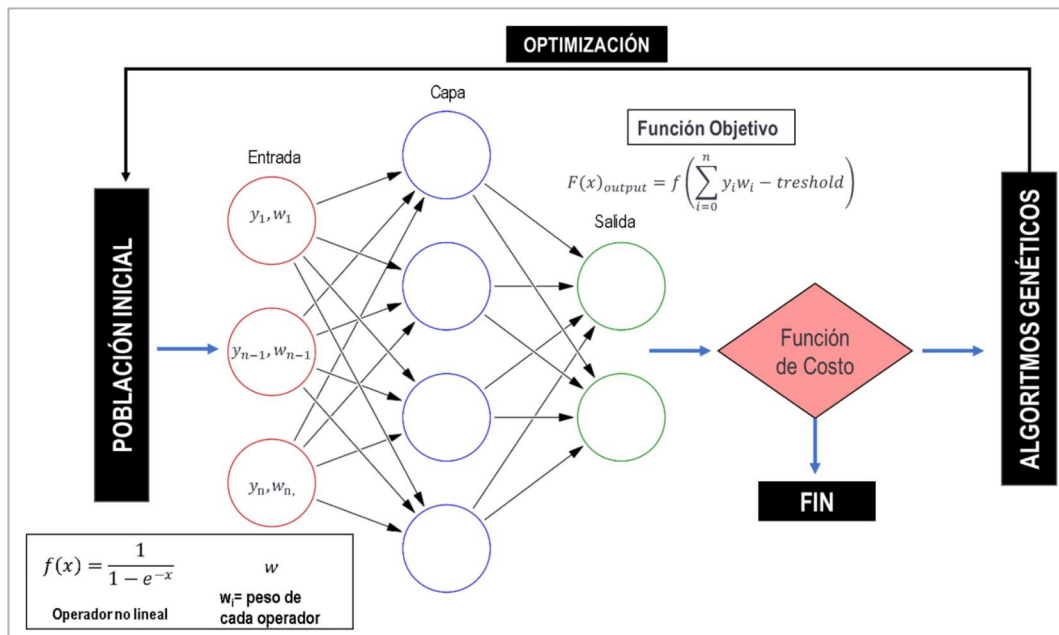


Figura 1. Esquema de solución conjunta de redes neuronales y algoritmos genéticos para aproximar la propiedad de roca a partir de las trazas sísmicas.

Las propiedades de roca estimadas pueden utilizarse para generar guías sísmicas más confiables, para distribuir las propiedades petrofísicas en la caracterización de yacimientos. Una vez integrados estos cubos sísmicos de propiedades con la información de pozo, se logra obtener una distribución con mayor certidumbre.

Marco geológico regional

La zona de estudio se localiza en la subprovincia geológica denominada Cuenca de Macuspana. Se encuentra limitada

al Este-Noreste por la falla de Macuspana que separa a la Plataforma de Yucatán, al Oeste-Noreste por la falla Frontera que divide del Pilar de Reforma y al Sur por la Sierra de Chiapas. Esta subprovincia geológica es conocida por ser productora de gas no asociado, en yacimientos de edad Cenozoica compuestos de areniscas fluvio-deltaicas y de plataforma, relacionados a trampas estratigráficas y estructurales (Chávez-Valois et al., 2009). El modelo estructural se caracteriza por un sistema de fallas lítricas del Mioceno-Plioceno, con dirección Noreste-Suroeste y basculamiento hacia el Noroeste, **Figura 2**.

En el Mioceno, debido a los efectos de la orogenia Chiapaneca y a la alta tasa de sedimentación terrígena, se formaron anticlinales por inversión de las fallas lístricas y estructuras del tipo “Rollover”. Estos eventos estructurales, asociados a sedimentos clásticos provenientes de las regiones altas del Sur, conformó yacimientos de hidrocarburos en trampas estructurales con un alto componente estratigráfico. El rumbo preferencial del sistema de fallamiento normal tiene una orientación Noreste-Suroeste. La falla normal principal es de crecimiento con vergencia hacia el Noroeste. Esto ocasiona superficies de despegue amplias, provocando grandes deslizamientos de bloques estructurales escalonados, limitados al Norte por fallas lístricas. Este deslizamiento de bloques escalonados hacia el Noroeste provoca la formación de fallas normales reactivas, con movimiento inverso. Esto causa que en la parte central de los bloques deslizados se forme un tipo graben en lo alto de la estructura provocada por un colapso gravitacional, incluyendo un relleno de sedimentación que oculta la estructura.

Durante el Oligoceno-Plioceno se depositaron secuencias de sedimentos lutíticos profundos y depósitos de aguas

someras. Para el Mioceno-Plioceno se formaron una serie de sistemas deltaicos dominados por oleaje con progradaciones al Noroeste, lo cual permitió el desarrollo de zonas clave para la acumulación de hidrocarburos (Morán-Zenteno et al., 1994). El sistema deltaico influido por oleaje propició la construcción de cuerpos de arenas discontinuos en forma de espiga bidireccionales y en el sector de prodelta se crearon cuerpos de arena alargados en la planicie de marea baja. Se identificaron tres facies de un sistema deltaico: planicie deltaica, frente deltaico y prodelta, **Figura 2**.

La roca generadora se caracteriza por lutitas del Mioceno inferior ricas en gas y condensado. La roca almacenadora está distribuida en sistemas de canales amalgamados y barras en ambientes de depósito de planicie y frente deltaico durante el Plioceno. El sello está conformado por secuencias de lutitas depositados entre paquetes de arenisca, de espesores no mayores a 100 metros. El sistema de trampas de hidrocarburos está asociado a la componente estructural con cierres en cuatro direcciones. El componente estratigráfico se relaciona a depósitos de areniscas acuñándose contra plegamientos.

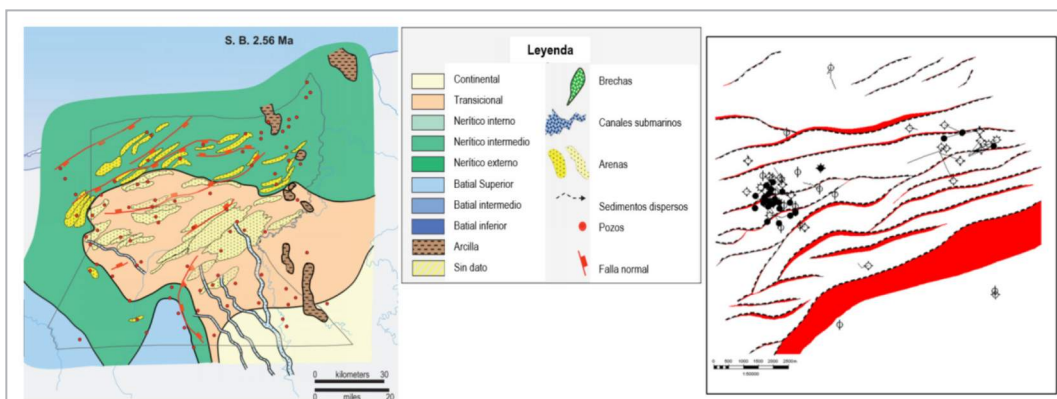


Figura 2. Lado izquierdo. Modelo tectónico-sedimentario regional de la zona durante el Plioceno (Chávez-Valois et al., 2009). Lado derecho. Marco estructural local con pozos y fallamiento normal, (fallas rojo).

Información sísmica y de pozo

El área de estudio tiene una superficie aproximada de 100 km². Se utilizó la información de 70 pozos, de los cuales 20 tienen núcleos y 14 cuentan con información paleontológica. Los registros geofísicos usados para la correlación estratigráfica comprenden las curvas: Potencial Espontáneo (SP), Rayos Gamma (GR), Resistividad (RD,

AT90), Sónicos (DT) y Densidad (RHOB). Se correlacionaron los topes y bases formacionales desde el Reciente hasta el Oligoceno, a través de identificación de patrones eléctricos representativos y columna geológica completa, para la selección de los pozos tipos. El trabajo anterior se validó con secciones estructurales sísmicas para la integración del modelo geológico.

El volumen sísmico de trabajo tiene un procesamiento de migración después del apilamiento, sin filtrado y sin ganancia, con una buena preservación de amplitudes. Tiene un nivel bajo de efectos de difracciones, producto de una buena migración. La resolución vertical sísmica permite distinguir cuerpos de arena de espesor entre 40-60 m. Por lo tanto, la información sísmica cumple con una calidad óptima para fines de interpretación sísmica.

Correlación estratigráfica

Las arenas de interés económico se encuentran clasificadas en parte superior e inferior. Estas arenas se

dividen por un sello de aproximadamente 50 metros. La respuesta del patrón del potencial espontáneo (SP), muestra una arena superior de tipo transgresiva marina. La arena basal presenta un patrón del potencial espontáneo (SP) correspondiente a una secuencia de depósito de arena regresiva. Esta secuencia estratigráfica se encuentra correlacionada en toda el área de interés. Se identificaron patrones eléctricos para cinco tipos de lito-tipos: planicie deltaica, frente deltaico, planicie de inundación, canales y prodelta. La **Figura 3** muestra una línea de correlación estratigráfica SW- NE, donde se resaltan los ambientes sedimentarios (tercer carril) para relacionarlos con los tipos de roca estimados por petrofísica (quinto carril).

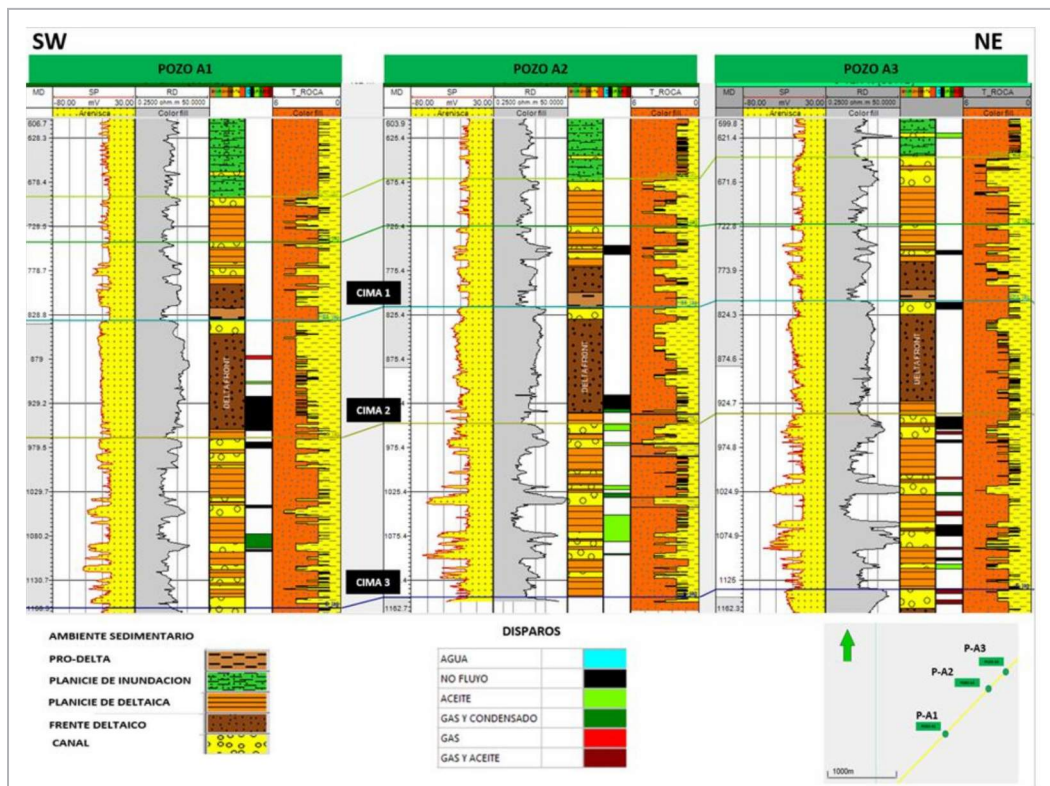


Figura 3. Línea de correlación estratigráfica SW-NE. Ambientes sedimentarios, (carril 3) para relacionarlos con los tipos de roca estimados por petrofísica, (carril 5).

Interpretación sísmico-estructural

La interpretación sísmica, dentro de un proceso de caracterización sísmica, es un factor elemental para correlacionar adecuadamente la respuesta sísmica con las propiedades de roca de pozo. Se requiere una calibración minuciosa de los sismogramas sintéticos para

el inicio de la interpretación sísmica y la construcción del modelo de velocidades. A través de la minimización de los errores posibles en esta etapa, se pueden correlacionar correctamente las trazas sísmicas con las propiedades de roca. Para esto se requiere de un proceso iterativo de calibración que más adelante se detallará.

Calibración sísmica – pozo. Se ejecutó un trabajo de acondicionamiento de registros geofísicos de 70 pozos. La selección de los pozos para la elaboración de sismogramas sintéticos fue de acuerdo a:

- 1) Datos completos de los registros en la columna perforada.
- 2) Disponibilidad de checkshots, o VSPs, (perfiles sísmicos verticales).
- 3) Ubicación dentro de la estructura compartamentalizada.
- 4) Penetración total del pozo a los intervalos de interés.

La selección final para ejecutar la calibración tiempo profundidad considera 11 pozos. Previo a los sismogramas sintéticos finales, se ejecutó la edición y reconstrucción

de curvas (densidad y sónico), y calibración de registros sísmicos con VSP o Checkshot. Se tienen cinco cimas formacionales objetivo, usadas para la elaboración de los sismogramas sintéticos. La **Figura 4** muestra velocidades del intervalo finales obtenidas de la calibración tiempo-profundidad y los plays estudiados (naranja, verde, morado y amarillo). Las primeras tres zonas se consideran como un intervalo sísmico (I1) por contenido de frecuencia similar, frecuencia dominante 16 Hz y resolución sísmica de 40m. El segundo intervalo (I2) con una frecuencia dominante de 12Hz y resolución sísmica de 60m. Las ondículas teóricas utilizadas son tipo Ricker; previamente se realizó una extracción determinística. Los sismogramas sintéticos se ejecutaron empleando una ondícula variable en tiempo. Este estudio de caracterización sísmica se ejecutó solamente en el intervalo I1.

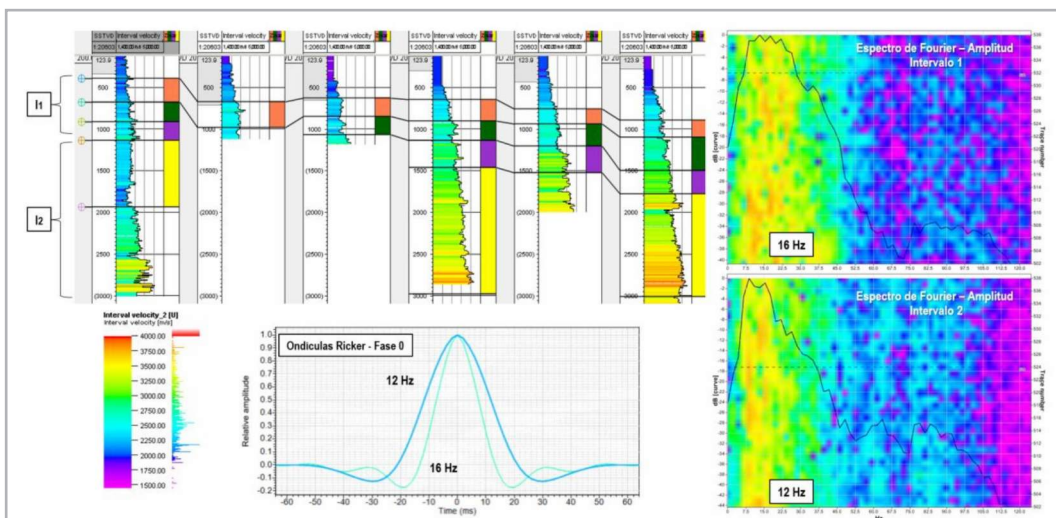


Figura 4. Izquierda. Velocidades de intervalo calibradas y utilizadas para interpretación sísmica y el modelo de velocidades, ondículas teóricas para intervalo 1 y 2. Derecha. Espectro de Fourier de amplitud, muestra contenido de frecuencia de los dos intervalos.

Interpretación sísmica. Se tiene una estructura en flor negativa posiblemente ligado a una zona de fallamiento lateral y la alta movilidad de los paquetes arcillosos depositados hacia la parte inferior de la columna geológica, inicialmente originado como un margen extensivo con fallamiento lítrico. La falla lítrica de este bloque se encuentra ubicada en el sur de la estructura; al noroeste de

la falla lítrica predominan una serie de fallas de crecimiento, que forman un anticlinal en la parte central debido al empuje inferior de la arcilla, **Figura 5**. Estos elementos generan una alta compartamentalización en el bloque. A través de correlaciones estratigráficas y las relaciones tiempo profundidad de los once pozos, se ejecutó la interpretación de 23 fallas y cinco horizontes.

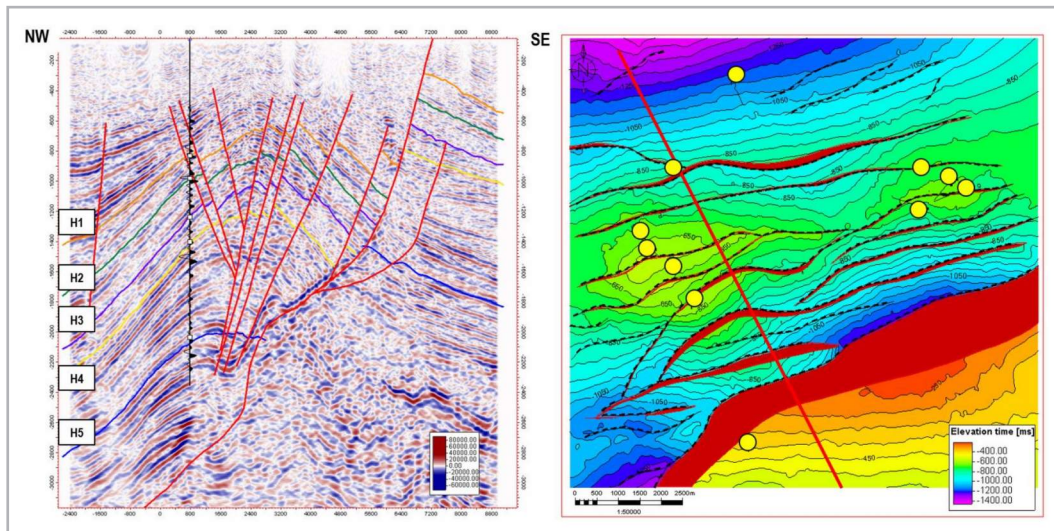


Figura 5. Lado izquierdo. Corte de la estructura en flor negativa, sistema de fallas (rojo) y horizontes interpretados (H1, H2, H3, H4 y H5). Lado derecho. Mapa en tiempo del nivel superior H1 con la ubicación estratégica de los sismogramas sintéticos (amarillo).

Modelo sólido. Preservando la complejidad estructural del bloque, se incluyeron todas las fallas y horizontes interpretados, lo cual es primordial para el modelo de velocidades y la calibración de atributos sísmicos en tres dimensiones (calibración de volúmenes sísmico). El modelo estructural va desde el nivel de referencia 0ms hasta 3600 ms. En la **Figura 6** se muestra que el carácter

estructural original de la interpretación sísmica se conserva durante el modelado de las fallas y horizontes. La falla lístrica principal (rojo) y el sistema de fallas secundarias determinan la formación de compartimentos. Se observa la posición de los pozos para sismogramas sintéticos en compartimentos independientes.

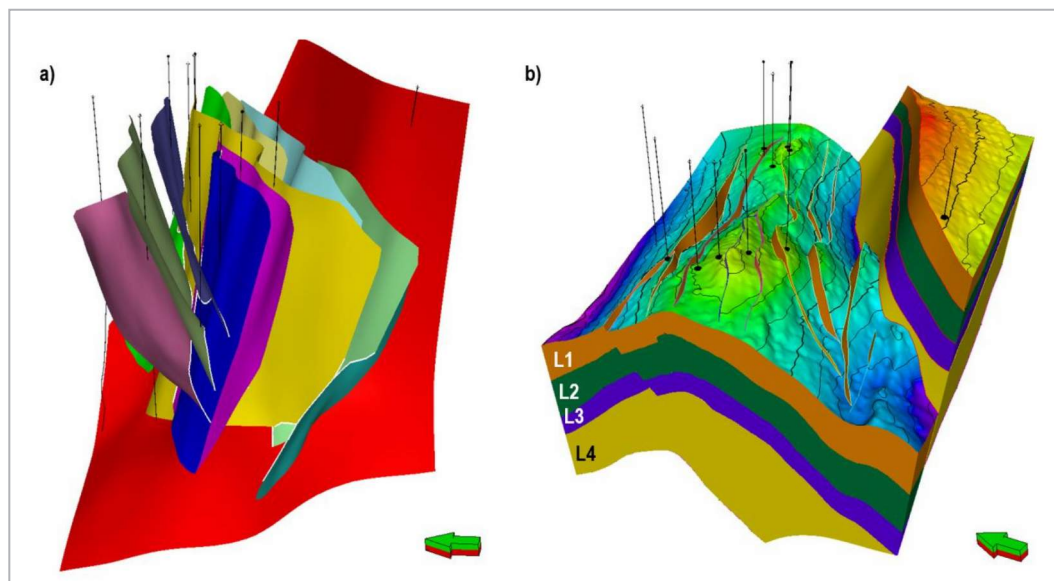


Figura 6. Lado izquierdo. Modelo de fallas en tiempo. Lado derecho. Integración de horizontes al modelo estructural.

Modelo de velocidades

La construcción del modelo de velocidades, debido a la complejidad estructural y estratigráfica, se ejecutó de forma tridimensional usando un modelo sólido en tiempo para muestrear las velocidades de intervalo. Inicialmente se utilizaron las tendencias regionales de velocidad para crear un cubo de velocidades de fondo. El modelo de velocidades se dividió en tres regiones: Región 1 (color naranja). Agrupación de 10 pozos con relaciones tiempo profundidad

en la estructura en flor. Región 2 (color amarillo). Bloque alto con un pozo perforado y calibrado, presenta una tendencia de velocidad regional distinta, debido a la baja tasa de compactación y la acción nula de la arcilla hacia la base. Región 3 (color magenta). Zona de arcilla, ubicada por debajo de los niveles de interés, la cual se modeló con una tendencia regional de velocidad. De esta forma, la distribución de velocidades considera factores geológicos y estructurales, **Figura 7**.

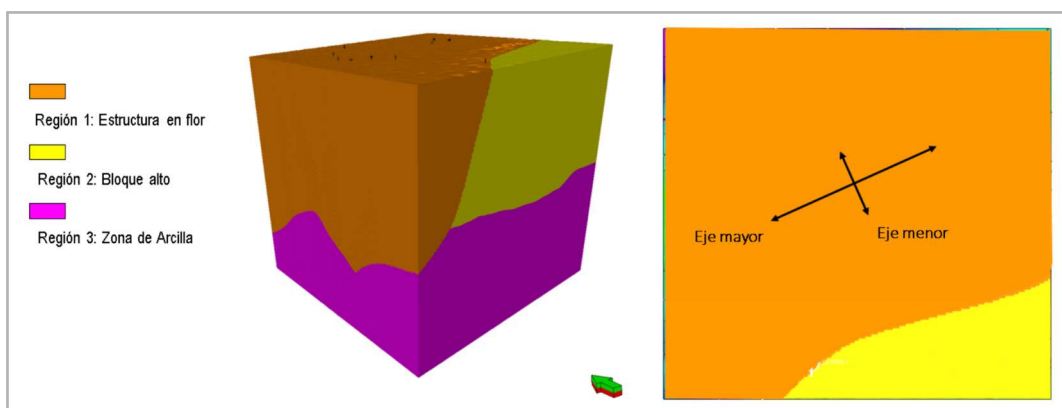


Figura 7. Regiones de velocidad (región 1, región 2 y región 3) utilizadas para aislar distribución de velocidades de intervalo y dirección de ejes mayor y menor del análisis variográfico anisotrópico.

Conversión de dominio. Se considera como un proceso iterativo debido que se necesita la calibración correcta tiempo-profundidad para los 70 pozos. La primera iteración del modelo de velocidades y la conversión de elementos deben evaluarse con respecto al error que existe para cada marcador geológico de los pozos. La tolerancia aceptable para cada intervalo es de +1.5 veces la resolución sísmica. El error de ajuste puede provenir de varias fuentes:

- 1) Interpretación sísmica errónea del reflector dentro de un compartimento sin sismograma sintético.
- 2) Correlaciones de marcadores geológicos de pozo.
- 3) Ajuste de velocidades en sismograma sintético.
- 4) Complejidad estructural, pozos atravesando zonas de falla.

Al corregir de forma iterativa por cada uno de estos elementos, se logra disminuir el error de ajuste en cada pozo dentro del límite de la tolerancia. La **Figura 8** muestra el proceso iterativo de calibración hasta obtener las relaciones tiempo-profundidad finales para los 70 pozos. Del lado derecho se tiene:

- 1) Error inicial para el primer nivel interpretado.
- 2) Error después de la corrección por los elementos descritos.
- 3) Residual final con el ajuste del modelo de velocidades.

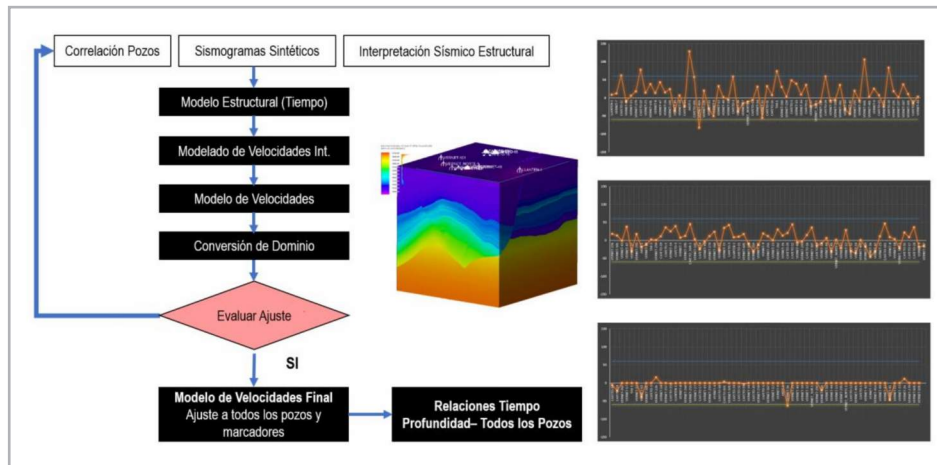


Figura 8. Lado izquierdo. Proceso iterativo de ajuste del modelo de velocidades. Lado derecho. Evolución del error al corregir de manera iterativa.

Acondicionamiento de datos

La calibración de las trazas sísmicas con las propiedades de la roca requiere el acondicionamiento previo de la información. Es necesaria la obtención de las relaciones tiempo profundidad para los 70 pozos, ya que el análisis se ejecuta en tiempo. Los pasos del acondicionamiento para realizar la correlación sísmica - pozo, **Figura 9**, se describen a continuación.

- 1) Selección de atributos sísmicos.
- 2) Selección de registros (densidad, porosidad, impedancia acústica, volumen de arcilla).

- 3) Diseño de filtro pasabajas para registros de pozo (contenido de frecuencias temporales en el intervalo de interés).
- 4) Restricción vertical del dato sísmico para calibración de trazas sísmicas y propiedades de pozo en esa ventana.

Esta información se ingresa al proceso de optimización con algoritmos de inteligencia artificial para minimizar la función de costo y estimar la función objetivo que se aplicará a la correlación de trazas sísmicas con propiedades de roca, **Figura 9**.

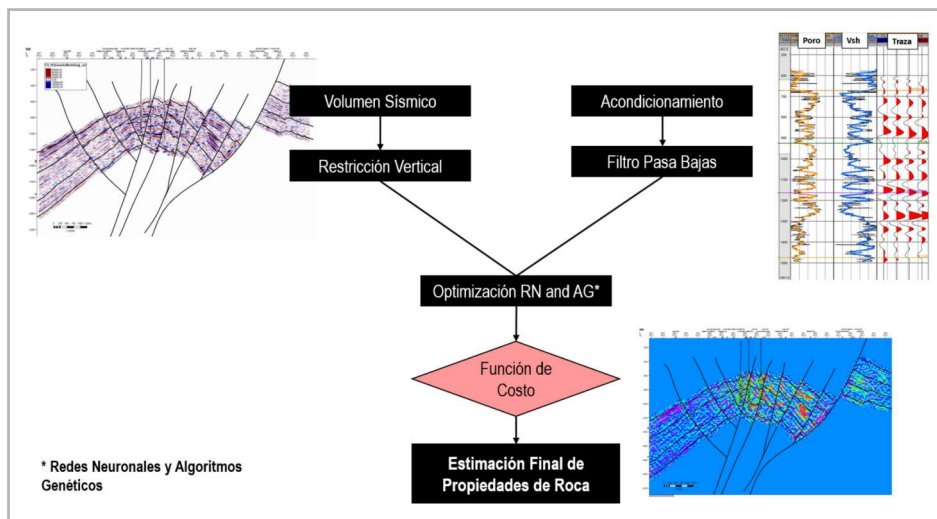


Figura 9. Flujo de trabajo para correlación de trazas sísmicas con propiedades de roca usando redes neuronales y algoritmos genéticos.

Resultados - Cubos sísmicos de propiedades

La evaluación cuantitativa del error global de la solución (función de costo), debe considerarse para la selección del mejor par (sísmica – propiedad de roca) en cada escenario. Los mejores resultados se obtuvieron al correlacionar el volumen de arcilla y porosidad, con el cubo de amplitudes originales sin filtrado y sin ganancia. La selección de estos dos pares se ingresa al proceso de modelado de propiedades de la roca, para la calibración inicial en la vecindad del pozo y la estimación posterior de estas propiedades en el subvolumen sísmico (región de interés).

El resultado final son los volúmenes sísmicos en tiempo de las propiedades de porosidad y volumen de arcilla, calibrados con respecto a la información de los 70 pozos en estudio, **Figura 10**. El volumen de arcilla muestra valores bajos para las zonas cercanas a la falla lístrica y en el centro de la estructura, mientras que hacia el norte se incrementa considerablemente, lo que está directamente correlacionado con el modelo conceptual sedimentario, (**Figura 10d**). Del mismo modo, la porosidad muestra valores altos en las cercanías de la falla lístrica y en el centro de la estructura, mientras sus valores disminuyen hacia la zona de mayor arcillosidad al norte, (**Figura 10b**). Estos volúmenes de propiedades son convertidos a profundidad para ser muestreados dentro de un modelo geocelular.

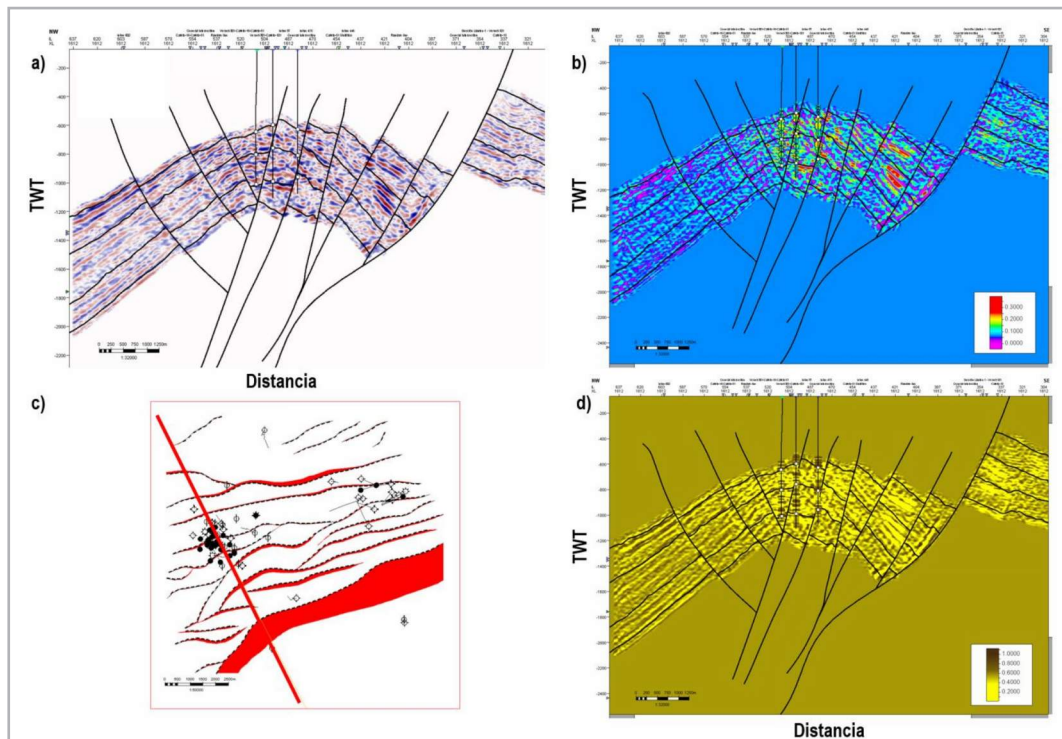


Figura 10. a) Volumen sísmico sin filtrado y sin ganancia. b) Propiedad de porosidad calibrada a información de pozo. c) Mapa base de las secciones. d) Propiedad de volumen de arcilla calibrada con la información del pozo.

Distribución de propiedades de roca en el modelo estático

Las primeras propiedades que deben estimarse en este flujo de trabajo son las discretas (facies y tipo de roca), que condicionarán cómo será la distribución posterior de otras propiedades (porosidad, volumen de arcilla, permeabilidad).

Modelo de facies. Las facies fluvio-deltaicas interpretadas a nivel de pozo (delta, prodelta, planicie deltaica y canales), son las que deben modelarse dentro del intervalo de estudio, usando los cubos sísmicos de propiedades como guía principal. Ambos cubos sísmicos de propiedades roca se usan para generar una tendencia calibrada de volumen de arcilla, que también considera las variaciones verticales de la información del pozo. Las facies escaladas

al modelo estático se estudian independientemente para su comportamiento estadístico y su información variográfica. Con la tendencia de volumen de arcilla, facies escaladas al modelo y su análisis geoestadístico, se generan 100 realizaciones equiprobables de modelos de facies, con las

que se estiman los volúmenes de probabilidad de ocurrencia para cada una de las 3 facies, **Figura 11**. Los volúmenes de probabilidad por facie geológica se usan para la distribución final del grupo de facies, **Figura 12a**.

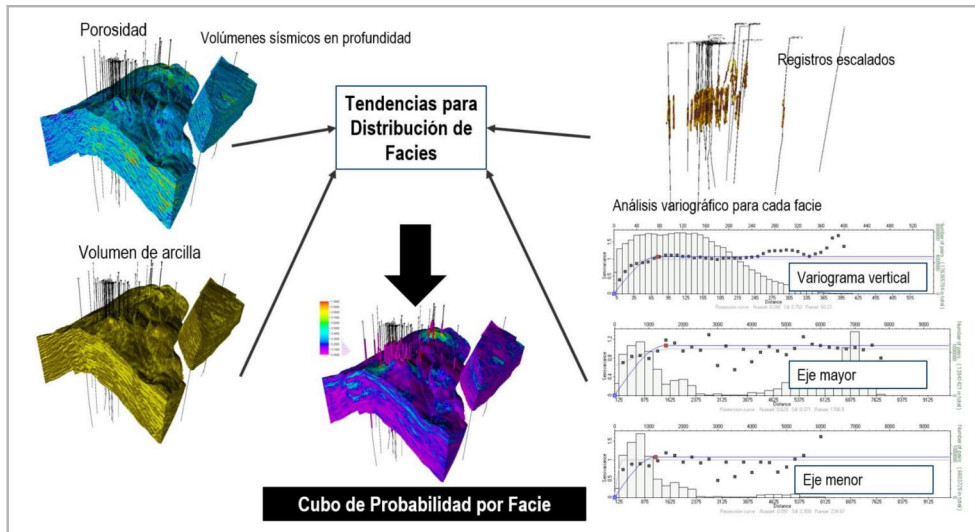


Figura 11. Flujo de trabajo para la integración de los volúmenes sísmicos de propiedades de roca en la estimación de los volúmenes de probabilidad por facie geológica.

Modelo de tipo de roca. A través de un análisis de laboratorio especial para núcleos (tipo SCAL) se cuantifica la porosidad efectiva y la permeabilidad, para su relación con la garganta poral del sistema. Con los resultados, se usa Winland r35 para clasificar cinco tipos de roca. El tipo de roca 5 es la de mejor calidad (alta relación porosidad-permeabilidad) para el flujo de fluidos (facies de arenas). La calidad de flujo

va disminuyendo hasta el tipo de roca 1 (facies con alto contenido de arcillas). Cada una de las facies geológicas tiene un porcentaje específico de contenido de tipo de roca, así el estudio de la distribución del tipo de roca está relacionado a la distribución previa del modelo de facies. Cada facie se debe usar para analizar estadísticamente el contenido de tipos de roca, (**Figura 12b**).

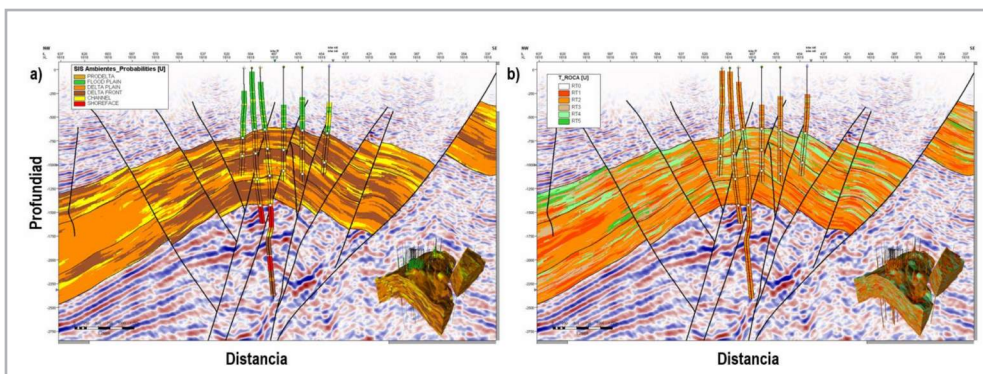


Figura 12. a) Sección estructural con propiedad facies geológicas. b) Sección estructural con propiedad tipo de roca.

Distribución de las propiedades petrofísicas. Para obtener esta distribución se utilizan los cubos sísmicos de propiedades (porosidad y volumen de arcilla), las propiedades de facies y tipo de roca, correlaciones intrínsecas entre propiedades y un análisis geoestadístico, **Figura 13**. La porosidad efectiva es la primera propiedad que se distribuye, **Figura 14a**, la cual posteriormente se correlaciona con la distribución del volumen de arcilla, **Figura 14c**, ambas con un análisis estadístico y variográfico condicionado a cada facie

geológica. Finalmente se distribuye la permeabilidad, **Figura 14b**, usando la propiedad de tipo de roca para condicionar el análisis estadístico y variográfico; además se incluye la porosidad como propiedad secundaria (Cokriging). La distribución de la saturación de agua no es parte del alcance de este trabajo; no obstante, tipos de roca, porosidad efectiva y permeabilidad son insumos necesarios para crear funciones de saturación de agua para el modelo.

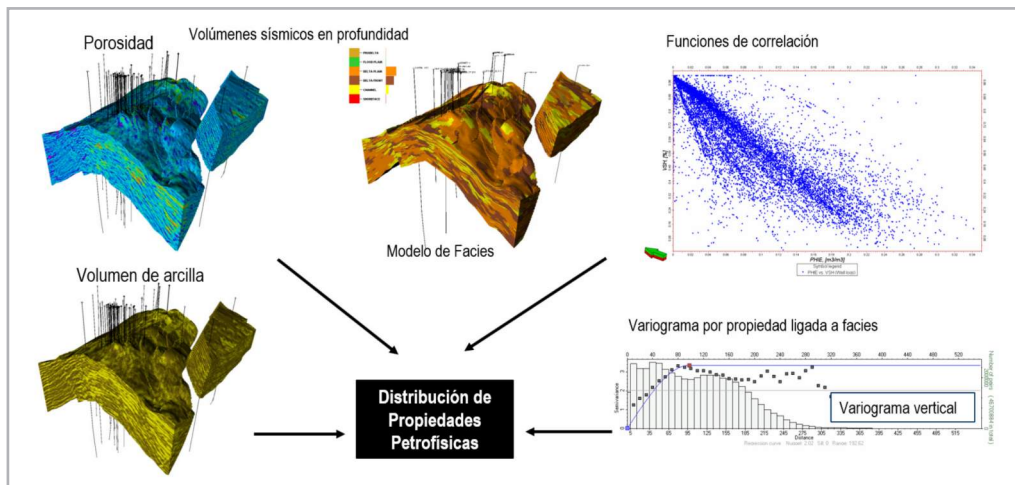


Figura 13. Flujo de trabajo para integración de volúmenes sísmicos de propiedades en la estimación de porosidad efectiva, volumen de arcilla y permeabilidad.

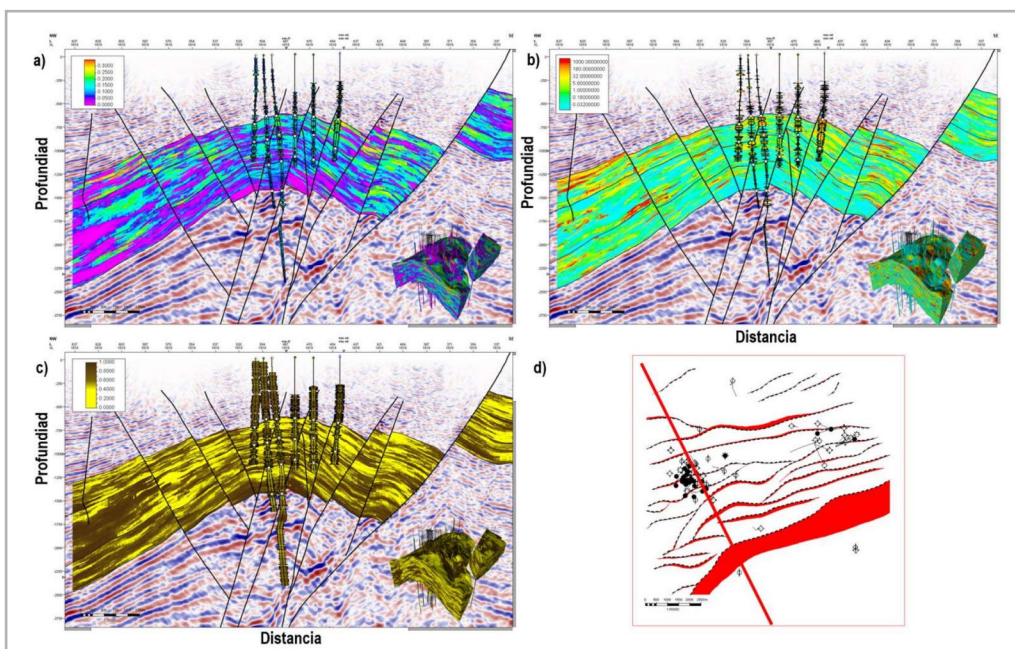


Figura 14. Secciones estructurales con respecto a las propiedades de: a) porosidad efectiva; b) permeabilidad; c) volumen de arcilla y d) mapa base de las secciones.

Conclusiones

Este trabajo soporta ampliamente las oportunidades de desarrollo hacia nuevas zonas. Dichas oportunidades serán ubicadas con un menor riesgo debido a:

- 1) Interpretación sísmico estructural que detalla la compartimentalización y generación de trampas estructurales.
- 2) Modelo de velocidades tridimensional preciso para la conversión de tiempo a profundidad, reduciendo la incertidumbre estructural,
- 3) Calibración tridimensional de propiedades de roca usando algoritmos de inteligencia artificial (porosidad y volumen de arcilla), lo que ejemplifica zonas potenciales con buenas propiedades petrofísicas y trampas estratigráficas.

Los resultados de esta caracterización sísmica son la base para la construcción del marco estructural y la distribución de propiedades petrofísicas del modelo estático. El uso de guías sísmicas tridimensionales calibradas a datos de pozo es de gran utilidad para la generación de modelos de propiedades confiables fuera de las zonas de control de pozo, no obstante, su correcta obtención no es un problema trivial debido a la no linealidad entre las trazas sísmicas y los registros geofísicos de pozo. Así se ha demostrado el margen de utilidad de los algoritmos de inteligencia artificial para la caracterización sísmica, a través de la solución conjunta de redes neuronales y algoritmos genéticos, que se usaron para estimar dichas correlaciones no lineales entre volúmenes sísmicos apilados y propiedades de roca de los pozos.

Finalmente, los escenarios de distribución propiedades estáticas (petrofísicas y facies) apoyarán la estimación volumétrica de los plays estudiados y además sustentarán la jerarquización de nuevos pozos a través de un modelo dinámico de simulación.

Nomenclatura

| | |
|-------|---|
| AG= | algoritmos genéticos. |
| DT= | registro geofísico sísmico compresional |
| GR= | registro geofísico rayos gamma |
| RHOB= | registro geofísico densidad |

| | |
|-----------|---|
| RN= | redes neuronales |
| RD= | registro geofísico resistividad profunda |
| SP= | registro geofísico potencial espontaneo |
| 3D= | tridimensional |
| Rollover= | anticlinal relacionado a sistemas extensionales |
| SCAL= | special core analysis laboratory |
| SP= | spontaneous potential |
| w= | weight |
| VSP= | vertical seismic profile |

Agradecimientos

Agradecemos a Jaguar Exploración y Producción por las facilidades otorgadas en la elaboración del trabajo. A Schlumberger por la implementación de nuevas metodologías y la transferencia de conocimiento. Al Dr. Guillermo Pérez-Cruz por su liderazgo y apoyo para concretar los objetivos del estudio. A Ing. Dalia Ramírez-López, Ing. Mayra Karen-Osorio y M.C. Carlos Bonifacio-Serralde, por ejecutar los flujos de trabajo con eficiencia para la terminación del proyecto. Al departamento de Geociencias de Jaguar E&P por colaborar en la integración geológica del área estudiada. Al Ing. José Martín Rodríguez Betancourt por su apoyo para continuar este estudio de caracterización en niveles más someros de la columna geológica.

Referencias

- Chávez Valois, V. M., Valdés, M. L. C., Juárez Placencia, J. I. et al. 2009. A New Multidisciplinary Study of Tertiary Plays in the Southeast Basin, Mexico. En *Petroleum Systems in the Southern Gulf of Mexico*, eds. C. Bartolini y J. R. Román Ramos, 155–190. Tulsa, Oklahoma: AAPG, Memoir 90.
- Doyen, P. M. 2007. *Seismic Characterization: An Earth Modelling Perspective*. Houten, The Netherlands: EAGE, Education Tour Series.
- Haas, A. y Dubrule, O. 1994. Geostatistical Inversion: A Sequential Method of Stochastic Reservoir Modeling Constrained by Seismic Data. *First Break* **12** (11): 561-569. <https://doi.org/10.3997/1365-2397.1994034>.
- Holland, J. 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. Ann Arbor, Michigan: University of Michigan Press.

Lancaster, S. y Whitcombe, D. 2000. *Fast-track "Coloured" Inversion*. SEG Expanded Abstracts: 1572-1575.

<https://doi.org/10.1190/1.1815711>.

McCulloch, W. y Pitts, W. 1943. A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics* 5 (4): 115-133.

<https://doi.org/10.1007/BF02478259>.

Moran-Zenteno, D. J. 1994. *The Geology of the Mexican Republic*. Tulsa, Oklahoma: AAPG, Studies in Geology, No.39.

Ronghe, S. y Surarat, K. 2002. Acoustic Impedance Interpretation for Sand Distribution Adjacent to a Rift Boundary Fault, Suphan Basin, Thailand. *AAPG Bulletin* 86 (2): 1753-1771.

<https://doi.org/10.1306/61EEDD6E-173E-11D7-8645000102C1865D>.

Smith, M. L., Scales, J. A. y Fischer, T. L. 1992. Global Search and Genetic Algorithms. *The Leading Edge of Exploration* 11 (1): 22-26. <https://doi.org/10.1190/1.1436844>.

Veeken, P. C., Priezzhev, I. I., Shmaryan, L. E. et al. 2009. Nonlinear Multitrace Genetic Inversion Applied in Seismic Data Across the Shtokman Field, Offshore Northern Russia. *Geophysics* 76 (6): WCD49-WCD59.

<https://doi.org/10.1190/1.3223314>.

Semblanza de los autores

Sergio R. Mata García

Ingeniero Geofísico egresado de la Facultad de Ingeniería de la UNAM. Maestro en Ciencias por el Instituto de Geofísica de la UNAM, especialidad en sismología y modelación matemática. Tiene 10 años de experiencia realizando proyectos de consultoría para caracterización de yacimientos petroleros. Trabajos en interpretación sísmico estructural, modelado de velocidades, caracterización sísmica, modelado complejo de yacimientos y modelado estático. Actualmente trabaja como consultor en Schlumberger y en proyectos de investigación con la UNAM para soluciones numéricas de ecuaciones de flujo con distribución fractal de propiedades.

Javier Carrasco Hernández

Ingeniero Geólogo egresado de la Facultad de Ingeniería de la UNAM. Maestro en Ciencias Financieras por la Universidad Autónoma de Barcelona. Maestro en Administración de Empresas, (MBA) por la Universidad de Alicante. Tiene 20 años de experiencia en la industria petrolera a nivel nacional e internacional, 18 años trabajando para empresas de servicios como Halliburton-Schlumberger y 2 años para compañías operadoras. Actualmente se encuentra laborando como geólogo senior en la compañía Jaguar E&P, para procesos de caracterización estática.

José L. Ortiz López

Ingeniero Geofísico egresado de la Facultad de Ingeniería de la UNAM, 30 años de experiencia en el sector de Gas y Petróleo. Ha participado en actividades desde operaciones técnicas en pozos petroleros hasta puestos ejecutivos. Dirigió los esfuerzos para la generación de 21 planes de desarrollo, evaluación y continuidad operativa para Jaguar E&P. Profesor de la Facultad de Ingeniería -UNAM y secretario de la SPWLA, (Sociedad de Petrofísicos, capítulo México).