

Reconocimiento de Litofacies Aplicando Clasificación Guiada de Datos Sísmicos en un Campo de Crudos Pesados en la Cuenca Oriental de Venezuela

J. BARRETO, A. ESPESO Y A. MEZONES
PDVSA Intevep, Los Teques, Venezuela.

RESUMEN

La identificación de las características estratigráficas en el subsuelo, permiten determinar la ubicación de las mejores zonas para la localización de nuevos pozos de desarrollo y lograr una mayor eficiencia en la explotación de un campo, por ello es de suma importancia conocer la distribución de la litología y los patrones de facies en los yacimientos.

Con la finalidad de predecir variaciones en la litología, se aplicó un método de clasificación guiada de datos sísmicos en un campo de crudos pesados con yacimientos de origen fluvio-deltaico de edad Miocena en la Cuenca Oriental de Venezuela. El método aplicado se basa en los algoritmos supervisados de redes neurales por retropropagación "*back propagation*", para el cual se utilizó un grupo de datos de entrenamiento conformado por tres litofacies seleccionadas a partir de registros de pozos e información de núcleo y por atributos sísmicos linealmente independientes.

Esta metodología permitió predecir la distribución de las litofacies seleccionadas en el yacimiento en el área con cobertura sísmica, disminuyendo la incertidumbre existente en las zonas entre los pozos y estimando la distribución de estas litologías en regiones aún no perforadas. La información obtenida en este estudio puede contribuir a facilitar la toma de decisiones en la ubicación de nuevas perforaciones, e inclusive en la optimización de patrones de arreglos de pozos para la aplicación de tecnologías de recuperación secundaria que apunten al mejoramiento de la producción del campo, obteniendo en cualquier caso un desarrollo más eficiente del mismo.

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas se ha utilizado la información sísmica para conocer la geología del subsuelo. Esta información ha sido aplicada exitosamente en la descripción de las estructuras geológicas. Sin embargo, las ventajas de la sísmica se han usado muy poco en la estimación de la distribución espacial de las propiedades de las rocas, así como también, las características estratigráficas y las facies sísmicas.

Actualmente existe la tendencia de aplicar nuevas técnicas de predicción y clasificación en diversos problemas de la ciencia y la ingeniería, incluyendo el área de la geofísica. Se trata de las redes neurales que son sistemas computacionales que imitan las neuronas biológicas del cerebro animal. Esta técnica difiere de los métodos

convencionales, en su habilidad de aprendizaje y reconocimiento de patrones, con operaciones usualmente no lineales entre los datos de entrada y de salida ofreciendo información importante sobre el problema a ser resuelto.

Este trabajo tiene por objeto optimizar la caracterización de yacimientos de un campo de crudos pesados aprovechando las ventajas de las redes neurales sobre otros métodos convencionales. Se aplicaron métodos supervisados con la integración de registros de pozos, núcleos y atributos sísmicos en áreas perforadas, para identificar las litofacies representativas de la zona de estudio, en las áreas sin información de pozo. Con este análisis de litofacies, se trata de delimitar eventos estratigráficos de interés en materia de hidrocarburos, para definir nuevas áreas prospectivas, que contribuyan al mejor desarrollo productivo del campo.

DATOS DISPONIBLES

El presente estudio cubre un área de aproximadamente 96 km² en la que se dispone de información de pozos con una serie de registros completos. Uno de estos pozos presenta información de núcleo. Además, el área cuenta con un sísmico 3D (Figura 1).

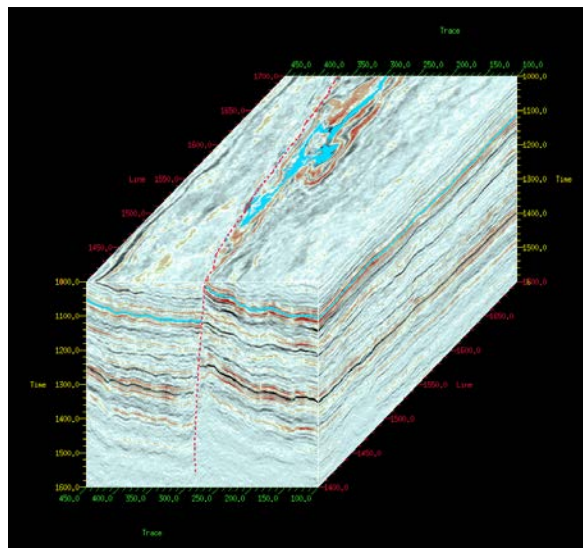


Figura 1. Cubo sísmico del área de estudio.

METODOLOGÍA Y RESULTADOS

La metodología empleada comprende varias etapas, todas relacionadas entre sí y de mucha importancia, para el desarrollo de un estudio de este tipo. Las fases de trabajo son: validación de datos, calibración sísmica-pozo, interpretación sísmica, extracción de atributos sísmicos y análisis de facies sísmicas (Figura 2).

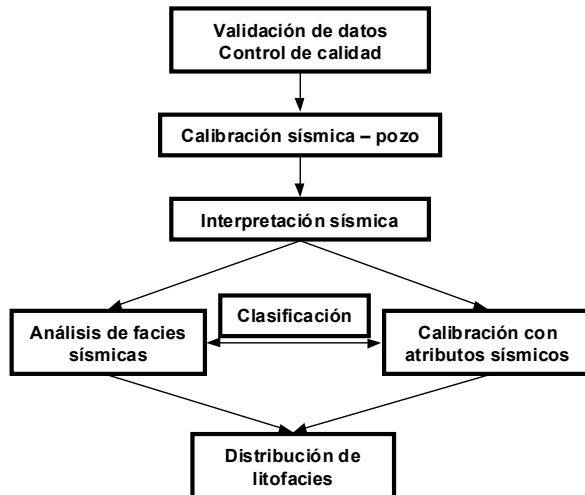


Figura 2. Flujo de trabajo aplicado en este estudio.

1. CONTROL DE CALIDAD DE LOS DATOS

Todo trabajo que involucre la aplicación de varias fuentes de datos e información, debe contar con una etapa exhaustiva de revisión. En este sentido se realizó una inspección de los datos en donde se revisó y se clasificó la información geológica y geofísica del proyecto. De esta fase se derivó un diagnóstico donde se definió el alcance del estudio con los datos existentes, el requerimiento y sugerencia de adquisición de datos adicionales y los recursos requeridos.

2. CALIBRACIÓN DE DATOS GEOLÓGICOS CON DATOS GEOFÍSICOS

Una fase primordial en un estudio de análisis de facies sísmicas es la calibración de datos geológicos con datos sísmicos. De una buena calibración sísmica-pozo, tomando en cuenta la resolución vertical de la sísmica (Figura 3), se desprende una interpretación confiable de los eventos del intervalo de interés (Figura 4) que asegura una predicción eficiente de la configuración estratigráfica. Es por ello que se hizo énfasis en los sismogramas sintéticos, tomando los pozos que disponían de registros de densidad, sónico y “checkshots”.

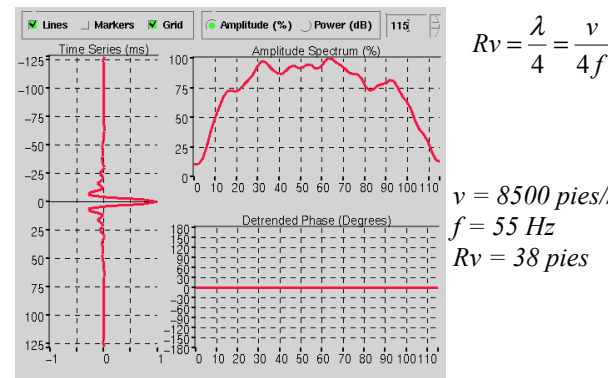


Figura 3. Ondícula extraída de la sísmica, con una frecuencia dominante de 55 Hz, permitiendo visualizar cuerpos geológicos mayores a 38 pies.

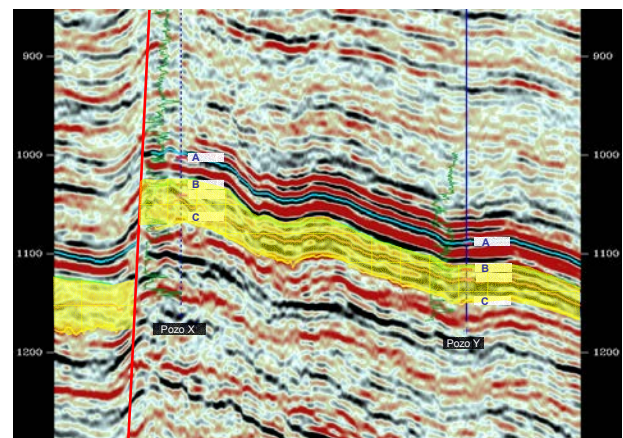


Figura 4. Sección sísmica interpretada, con la información de pozos ya calibrada a la sísmica. En verde se destaca el registro gamma ray. Se observa el intervalo de estudio (amarillo) de aproximadamente 100 pies.

3. INTERPRETACIÓN SÍSMICA: MODELO INICIAL

Posterior a la calibración de los datos geológicos y geofísicos, se procedió a realizar la interpretación sísmica, enfocada en reflectores de interés y las fallas principales, integrando atributos sísmicos tales como buzamiento, azimuth, detección de borde, coherencia, que permitieron definir con más detalle la configuración estructural de la zona (Figura 4). Mediante técnicas de visualización tridimensional se ajustaron los eventos estructurales del área, con lo que se obtuvo el modelo estructural (Figura 5).

Una vez completada la interpretación estructural se realizaron las etapas de extracción de atributos sísmicos y clasificación de datos sísmicos.

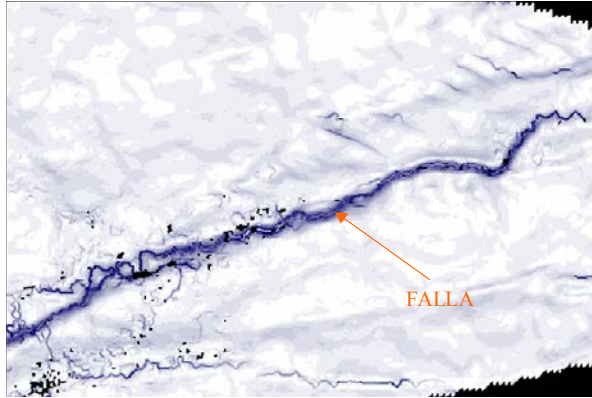


Figura 4. Mapa de atributo estructural de detección de bordes. Se indica las alineaciones asociadas a posibles fallas.

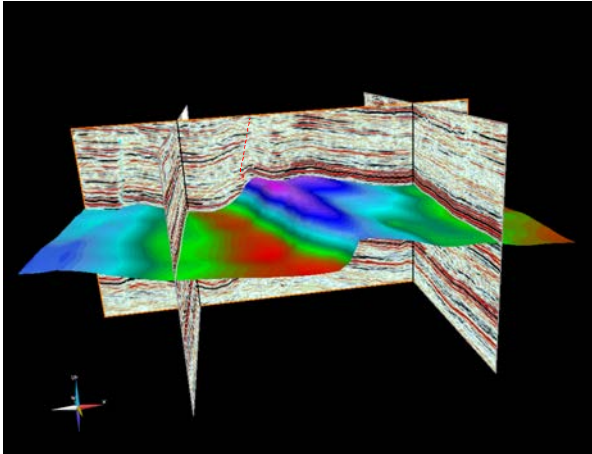


Figura 5. Visualización 3D del área de estudio.

4. EXTRACCIÓN DE ATRIBUTOS SÍSMICOS

Se calcularon diferentes atributos sísmicos volumétricos en una ventana de tiempo de aproximadamente 80 ms correspondiente al intervalo de interés. Estos atributos permiten describir y discriminar las características de los datos sísmicos, que posteriormente son usados para identificar y correlacionar patrones estratigráficos asociados a cuerpos sedimentarios de interés.

Los atributos a usar deben ser linealmente independientes entre sí, con la finalidad de evitar la redundancia de información para obtener un proceso de clasificación estable, pues de lo contrario se estaría sobre-entrenando la red neural. Para determinar la dependencia de los atributos, se calculó el coeficiente de correlación entre ellos, mediante una matriz de correlación seleccionando aquellos atributos con un coeficiente menor a 0,4 (Figura 6 y 7).

| | AA | AB | AC | AD | AE | AF | AG | AH | AI | AJ | AK |
|--|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| AA T Integrated_Seismic_Amplitude [49912] | * | -0.46266 | 0.09223 | -0.46937 | 0.69355 | -0.33837 | 0.11285 | 0.00994 | -0.24189 | 0.18517 | -0.43813 |
| AB T Integrated_Apparent_Seismic_Polarity [49913] | -0.46266 | * | -0.17662 | -0.06996 | -0.52891 | -0.17819 | -0.16722 | 0.06811 | -0.16208 | -0.17492 | -0.03579 |
| AC T Integrated_Instantaneous_Frequency [49914] | 0.09223 | -0.17662 | * | 0.27155 | 0.32079 | 0.35648 | 0.76882 | -0.77073 | -0.07692 | 0.54717 | 0.2402 |
| AD T Integrated_Reflection_Strength [49915] | -0.46937 | -0.06996 | 0.27155 | * | -0.04404 | 0.95443 | 0.06182 | -0.29765 | 0.57854 | -0.0473 | 0.9536 |
| AE T Integrated_Cosine_Of_Phase [49916] | 0.69355 | -0.52891 | 0.32079 | -0.04404 | * | 0.0755 | 0.30715 | -0.1765 | -0.00329 | 0.3663 | -0.07694 |
| AF T Heterogeneity_Seismic_Amplitude [49917] | -0.33837 | -0.17819 | 0.35648 | 0.95443 | 0.0755 | * | 0.23357 | -0.26042 | 0.88229 | 0.15281 | 0.94827 |
| AG T Heterogeneity_Instantaneous_Phase [49918] | 0.11285 | -0.16722 | 0.76882 | 0.06182 | 0.30715 | 0.23357 | * | -0.35951 | 0.16364 | 0.86009 | 0.06449 |
| AH T Heterogeneity_Instantaneous_Frequency [49919] | 0.00994 | 0.06811 | -0.77073 | -0.25765 | -0.1765 | -0.26042 | -0.35951 | * | 0.27057 | -0.19214 | -0.26775 |
| AI T Heterogeneity_Reflection_Strength [49920] | -0.24189 | -0.16208 | -0.07692 | 0.57854 | -0.00329 | 0.88229 | 0.16364 | 0.27057 | * | 0.15363 | 0.60724 |
| AJ T Heterogeneity_Cosine_Of_Phase [49921] | 0.18517 | -0.17492 | 0.54717 | -0.0473 | 0.3663 | 0.15281 | 0.86009 | -0.19214 | 0.15363 | * | -0.04872 |
| AK T RMS_Amplitude [49922] | -0.43813 | -0.03579 | 0.2402 | 0.9536 | -0.07694 | 0.94827 | 0.06449 | -0.26775 | 0.60724 | -0.04872 | * |

Figura 6. Matriz de correlación entre los atributos sísmicos para el intervalo de interés.

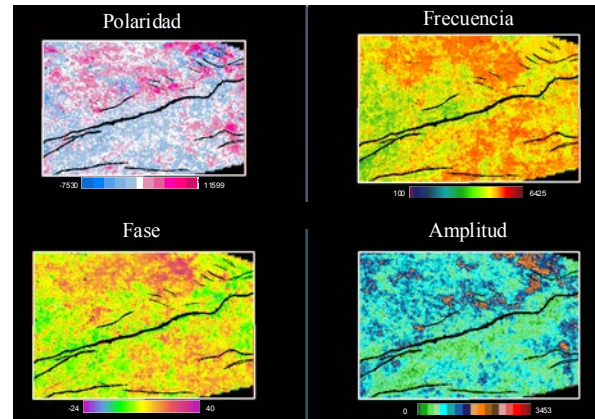


Figura 7. Algunos atributos sísmicos obtenidos en el intervalo de interés

5. CLASIFICACIÓN DE DATOS SÍSMICOS

El proceso de clasificación se realizó usando herramientas basadas en inteligencia artificial, para establecer relaciones entre el comportamiento de los atributos sísmicos previamente seleccionados y los registros de pozos, con la finalidad de inferir la distribución de las litofacies en el intervalo de interés. El método de clasificación consiste en reconocer las amplitudes sísmicas alrededor de los pozos clases o pozos de control, analizando la información de los mapas de atributos sísmicos, para luego identificar estos patrones a través de todo el intervalo.

La clasificación aplicada al intervalo de estudio está basada en un método supervisado que utiliza el algoritmo de retropropagación del error, "backpropagation". Esta red neural está formada por una capa de entrada, capa de salida y capa intermedia.

Definidos los atributos sísmicos a usar y las clases, se tiene la entrada de la red (capa de entrada). Esta entrada consiste en los mapas de atributos sísmicos linealmente independientes, que proporcionan los valores x, y de ubicación de cada punto de la sísmica y el valor z que es el promedio de las amplitudes. La salida está representada por las clases que se quieren

reconocer en el área de la sísmica (capa de salida). La capa intermedia se encarga de procesar la información, presentando conexiones con las unidades de entrada y de salida (pesos w_{ij}); estos “pesos” representan el grado en que una conexión es más o menos fuerte, simulando las conexiones sinápticas del cerebro (Figura 8).

Para validar los resultados de la clasificación se compara la salida de la red con la salida deseada observando la diferencia (error). El método de retropropagación consiste en propagar el error hacia atrás, es decir, de la capa de salida hacia la capa de entrada, pasando por las capas ocultas intermedias y ajustando los pesos de las conexiones o nodos con el fin de reducir este error (Figura 8). Uno de los métodos más usados para reducir iterativamente el error es el método de gradiente descendente, o regla generalizada del delta.

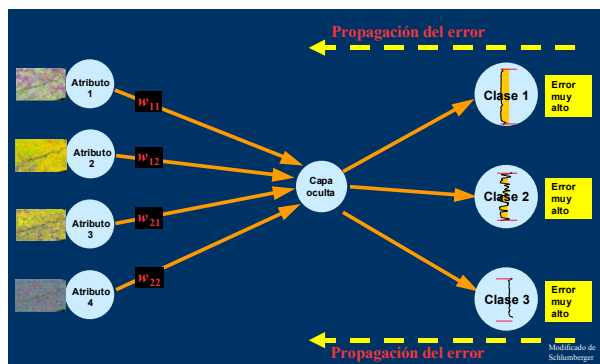


Figura 8. Configuración de la red neuronal, con método supervisado, aplicando algoritmo de retropropagación.

La característica que se quiere reconocer son las litofacies del intervalo de interés divididas en tres clases: Arena limpia, arena arcillosa y lutita (Figura 9). Estas clases fueron identificadas mediante un análisis de los registros gamma ray en los pozos de control, que son pozos que poseen las respuestas de registros más representativas de cada una de las litofacies definidas (Pozo 1, Pozo 2 y Pozo 3, respectivamente); la identificación de estas litofacies fue validada por la información de núcleo del pozo Pozo 1A.

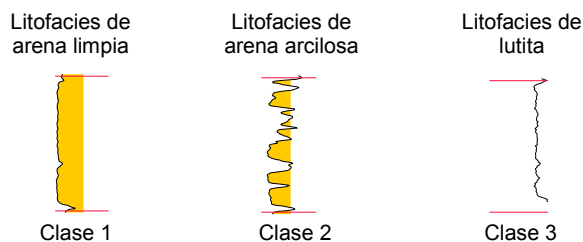


Figura 9. Litofacies usadas en la clasificación de facies sísmicas.

Luego de establecer los datos de entrada y los datos de salida deseada se procedió a realizar el entrenamiento de la red neuronal con los pozos (Figura 10). Una vez que la red reconoce el comportamiento de los atributos sísmicos en el intervalo de interés alrededor de los pozos control con las litofacies a estimar (salida deseada), se aplica este entrenamiento a todo el intervalo, realizando la clasificación.

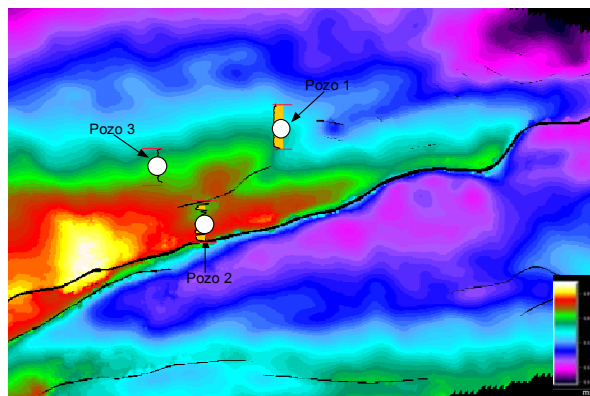


Figura 10. Mapa estructural de referencia para establecer los datos de entrenamiento (círculos blancos). La escala de colores indica altos estructurales (amarillo) y las zonas estructuralmente más profundas (violeta oscuro).

Con el proceso de clasificación se obtuvo un mapa de distribución de litofacies del intervalo de estudio, cuya tendencia es consistente con los pozos de verificación (Figura 11).

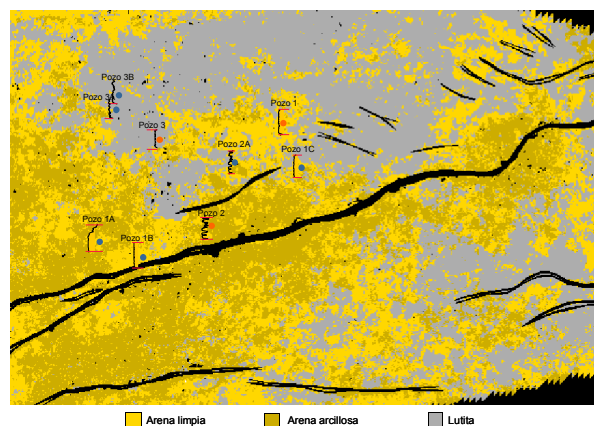


Figura 11. Mapa de litofacies obtenido de la clasificación. Se observan los pozos control (anaranjado) y los pozos de verificación (azul). Note que el comportamiento del pozo coincide con el mapa de clasificación.

El mapa muestra que el intervalo de interés presenta un buen desarrollo y continuidad de cuerpos de arenas limpias a intermedias en toda el área, especialmente hacia la izquierda de la zona,

tal como lo indica los registros de GR del Pozo 1A, Pozo 1B, Pozo 1C y Pozo 2A. Sin embargo, existen zonas (en gris) en donde la litología se hace más lutítica, corroborado con el Pozo 3A y Pozo 3B.

Del proceso de validación de la clasificación, se obtienen mapas de confianza para verificar la certidumbre de los mapas de clasificación. En el mapa de confiabilidad de la clasificación del intervalo de estudio se observa que los pozos de verificación coinciden con los mapas de litofacies, con una certeza superior a 75 % (Figura 12). La información de núcleo del Pozo 1A apoya los resultados obtenidos.

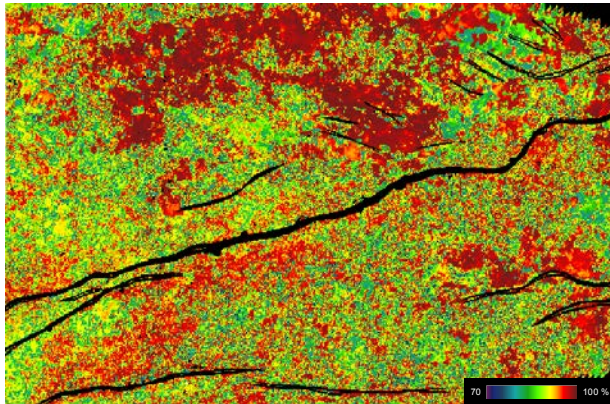


Figura 12. Mapa de certidumbre. Se resalta los altos valores de certidumbre (rojo) y los valores bajos (verde).

CONCLUSIONES

Nuevas herramientas para caracterización de yacimientos, basadas en redes neuronales, permitieron identificar la litología del intervalo del campo en estudio, así como su extensión lateral y vertical, a partir de 3 pozos, con la comprobación pozos adicionales y un núcleo de pozo.

Las técnicas de clasificación de datos sísmicos, permiten reconocer litología, o cualquier otra característica asociada a los atributos sísmicos, en las nuevas zonas exploratorias donde la información de pozos es escasa. La información obtenida en este estudio puede contribuir a facilitar la toma de decisiones en la ubicación de nuevas perforaciones, e inclusive en la optimización de patrones de arreglos de pozos para la aplicación de tecnologías de recuperación secundaria que apunten al mejoramiento de la producción del campo, obteniendo en cualquier caso un desarrollo más eficiente del mismo.

REFERENCIAS

- Bahorich, M. and Farmer, S.**, 1995, 3-D Seismic discontinuity for faults and stratigraphic features—The coherence cube: *The Leading Edge*, 14, 1053–1058.
- Brown, Alistair**, 1996, AAPG Memoir 42. Interpretation of three-dimensional seismic data. Fourth edition, Tulsa-Oklahoma: American Association of Petroleum Geologists. 424 p.
- Chen, Q. and Sidney, S.**, 1997, Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring: *The Leading Edge*, 16, 445–56.
- Chen, Q. and Sidney, S.**, 1997, Advances in seismic attribute technology. Western Atlas International, Inc. Expanded abstracts, SEG, Dallas, 1997, 730-733.
- Espeso, A, Mezones, A.**, 2004, Seismic attributes for lithofacies prediction through the use of artificial neural networks methods: A case study from Bloque VIII field, Lake Maracaibo, Venezuela. AAPG International conference & exhibition.
- Hart, Bruce**, 2002, Validating seismic attribute studies: Beyond statics. *The Leading Edge*, 21, 1016-1021.
- Rijks, E. y Jauffred, J.**, 1991, Attribute extraction: an important application in any detailed 3d interpretation study. *Geophysics: the leading edge of exploration*, 11-19.
- Sheriff, Robert**, 2002, Encyclopedic dictionary of exploration geophysics. Fourth edition. Tulsa, Okla: Society of Exploration Geophysicists. 376 p.
- Taner, M. and Sheriff, R.**, 1977, Application of amplitude, frequency and other attributes to stratigraphic and hydrocarbon determination. *Seismic stratigraphy – Applications to hydrocarbon exploration: AAPG. Memoir* 26. 103-116.
- Taner, M. T., Koehler, F., and Sheriff, R. E.**, 1979, Complex trace analysis: *Geophysics*, 44, 1041–1063.
- Taner, M. T.**, 1995, Neural networks and computation of neural network weights and biases by the generalized delta rule and back - propagation of errors. [Artículo en línea]. Disponible: http://www.rocksolidimages.com/pdf/neural_network.pdf [Consulta: 2003, 25 de noviembre]
- Taner, M. T.**, 2001, Seismic attributes. [Artículo en línea]. Disponible: http://www.cseg.ca/recorder/pdf/2001/09Sep/06_Sep2001.pdf [Consulta: 2003, 25 de noviembre]
- Wasserman, P.**, 1989, Neural computing: Theory and practice. First edition, New York: Van Nostrand Reinhold. 185 p.