

INFERENCIA DE VELOCIDADES DE ONDAS S MEDIANTE LA TÉCNICA DE REDES NEURO-DIFUSAS

Ronal Coronado¹; Nuri Hurtado²; Milagrosa Aldana¹

Forma de citar: Coronado, R., Hurtado, N., y Aldana, M. 2015. Inferencia de velocidades de ondas S mediante la técnica de redes neuro-difusas. Boletín de Geología, 37 (2): 83-87.

RESUMEN

En este trabajo utilizamos la técnica de redes neuronales difusas (RND) con la finalidad de obtener ecuaciones que permitan predecir Velocidades de Cizalla (V_s) a partir de registros de porosidad (ϕ), saturación de agua (S_w) y volumen de arcilla (V_{sh}) pertenecientes a un pozo petrolero. Para el entrenamiento de las RND se utilizaron como datos de entrada valores de ϕ , V_{sh} y S_w y, como salida el registro de V_s . Los registros corresponden a un pozo perteneciente del Campo Guafita, ubicado en la subcuenca de Apure. El entrenamiento se realizó con múltiples combinaciones de los parámetros independientes ϕ , V_{sh} y S_w . Los resultados obtenidos sugieren que el uso de los tres tipos de registros simultáneamente mejora de forma notoria la inferencia de V_s , comparado con el uso de sólo uno de ellos o combinaciones de dos. El número de reglas difusas se varió para todas las combinaciones de parámetros. Se observó que un aumento del número de reglas no produce una mejoría notoria en los resultados.

Palabras clave: redes neuronales difusas, velocidad de cizalla, porosidad, saturación de agua, volumen de arcilla, petróleo.

INFERENCE OF SHEAR WAVE VELOCITIES (V_s) USING FUZZY NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

In this work we use neuro fuzzy system (NFS) in order to obtain inference equations of shear velocity (V_s) of a well in terms of the logarithmic of its porosity (ϕ), its water saturation (S_w) and its clay volume (V_{sh}) data. The data belong to a well of the Guafita Field located in the Sub-basin of Apure, Venezuela. For training of NFS were used as input values: ϕ , S_w , V_{sh} ; and V_s as output. The training was made with multiple combinations of the independent parameters ϕ , V_{sh} and S_w . The results suggest that the use of the three types of registers simultaneously improves notoriously V_s inference, compared with the use of only one of them or combinations of two parameters. The number of fuzzy rules was changed for all combinations of parameters. It was observed that increasing the number of rules does not produce a marked improvement in the results.

Keywords: neuro fuzzy system, Porosity, shear velocity, water saturation, clay volume, ANFIS

¹ Universidad Simón Bolívar, Departamento de Ciencias de La Tierra - rcoronado@fisica.ciens.ucv.ve, maldana@usb.ve

² Universidad Central de Venezuela, Laboratorio de Física Teórica del Sólido - nuri.hurtado@ciens.ucv.ve

INTRODUCCIÓN

Para la caracterización de un yacimiento, es necesario contar con información de parámetros petrofísicos como la porosidad, saturación de fluidos, permeabilidad, volumen de arcilla, velocidad de onda P, velocidad de onda S, entre otros (Cuddy and Glover, 2002). Estos parámetros pueden obtenerse mediante perfiles de pozo, que son medidas petrofísicas muy utilizadas en la reconstrucción de estructuras, composición y características físicas del subsuelo. La predicción de parámetros petrofísicos ha sido uno de los objetivos de estudio en los últimos años en esta área (Finol *et al.*, 2001; Finol and Jing, 2002; Hurtado *et al.*, 2008; Torres *et al.* 2007), siendo el análisis de registros de pozo la técnica más utilizada no sólo en la inferencia de estos parámetros, sino en la interpretación de características geológicas del subsuelo. El conocimiento de los valores de Velocidad de Onda S (V_s), por ejemplo, puede ayudar a generar modelos que permitan caracterizar y entender ciertas propiedades de las rocas reservorios, que caracterizan un sistema petrolero en un campo o yacimiento en estudio (Cuddy and Glover, 2002). Sin embargo, la adquisición de los valores de velocidad de onda de cizalla es costosa, por lo que es común no contar con estos registros en muchos de los pozos perforados.

Una técnica muy utilizada en la actualidad para inferir parámetros físicos son las redes neurales difusas (RND). En el área de las geociencias se han utilizado, por ejemplo, en la inferencia de valores de permeabilidad a partir de datos de porosidad (Finol *et al.*, 2001; Hurtado *et al.*, 2008) y en la determinación de parámetros petrofísicos y electro-facies (Finol and Jing, 2002; Bejarano, 2004), entre otros. En el presente trabajo, se utilizó un sistema RND, con el objeto de inferir valores de V_s a partir de registros de porosidad (ϕ), saturación de agua (S_w) y volumen de arcilla (V_{sh}) en un pozo del Campo Guafita. Se realizaron pruebas variando el número y las combinaciones de los parámetros de entrada (*i.e.* ϕ , S_w y V_{sh}) a objeto de obtener la mejor combinación de estos parámetros y del número de reglas difusas para predecir valores de V_s en este pozo.

MARCO GEOLÓGICO

La zona de estudio pertenece a la cuenca de Barinas-Apure, ubicada en una depresión estructural situada en la región sur-occidental del país. Limita hacia el noroeste por los contrafuertes de las cadenas de los Andes Venezolanos, al norte por la prolongación occidental de la Serranía del Interior Central y al este y

noroeste por el levantamiento de El Baúl; el sur de esta cuenca está separado de los llanos colombianos por un alto gravimétrico situado entre los ríos Apure y Arauca (González *et al.*, 1980). El Campo Guafita está ubicado al sureste del estado Apure, en la zona fronteriza con Colombia. En el pozo de estudio se probó la existencia de crudos livianos en una secuencia estratigráfica entre la discordancia del Neógeno y la discordancia en el tope del Cretácico. Para esa secuencia se introdujo el nombre Formación Guafita, a la cual se le asigna una edad del Oligoceno al Mioceno temprano (Ortega *et al.*, 1987).

La Formación Guafita se caracteriza por presentar una alternancia de areniscas, arenas vacas cuarzosas y arcósicas, lutitas, limolitas y algunas capas delgadas de lignito. El campo Guafita se divide en dos miembros, uno arenoso inferior denominado Miembro Arauca y otro superior lutítico-arcilítico, denominado Miembro Guardulio. En cuanto a su ambiente sedimentario, sobre la base de estudios sedimentológicos se considera deltaico constructivo de llanura baja progradante (Ortega *et al.*, 1987).

METODOLOGÍA

En este trabajo se utilizó el módulo ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) de MatLab 7.0, en datos del pozo A ubicado al norte del campo (FIGURA 1), con la finalidad de generar ecuaciones que permitan predecir valores de V_s a partir de otros parámetros petrofísicos. Se contó con los siguientes registros: sónico onda S, Gamma Ray, porosidad (ϕ) y saturación de agua (S_w). Para el entrenamiento de ANFIS se utilizó una optimización tipo híbrido, un error de tolerancia de 10^{-4} , 30 iteraciones por entrenamiento y, como Función de Membresía, una distribución gaussiana.

En el módulo de ANFIS se implementan reglas difusas del tipo Takagi-Sugeno-Kang, para establecer las relaciones matemáticas de inferencia, bajo las siguientes premisas:

Si x pertenece a un conjunto B_1 e y pertenece a un conjunto C_1 entonces $f_1 = px_1 + qy_1 + r_1$.

Si x pertenece a un conjunto B_2 e y pertenece a un conjunto C_2 entonces $f_2 = px_2 + qy_2 + r_2$.

El funcionamiento interno de ANFIS se puede dividir en CINCO capas, que se resumen a continuación:

Capa 1 (capa de pertenencia): Se le asigna el grado de pertenencia a las entradas de la función de cada

nodo o parámetro que el antecedente posee, parámetros ajustables donde esta función puede tener una forma definida (Gaussiana, triangular, etc...) con valores en el rango entre 0 y 1.

Capa 2 (nodos de reglas): En esta capa se calcula el grado de activación de cada nodo (neurona). Esto se realiza aplicando el producto T-norma entre las señales de entrada y este producto modela la operación lógica AND.

Capa 3: Esta es la capa en la cual se normalizan los grados de activación de cada una de las entradas, es decir, los pesos normalizados.

Capa 4: En esta capa se calcula la salida, lo cual se hace mediante el grado de activación por salida de la regla asociada al consecuente.

Capa 5: Esta capa viene a ser la agregación o combinación de las salidas.

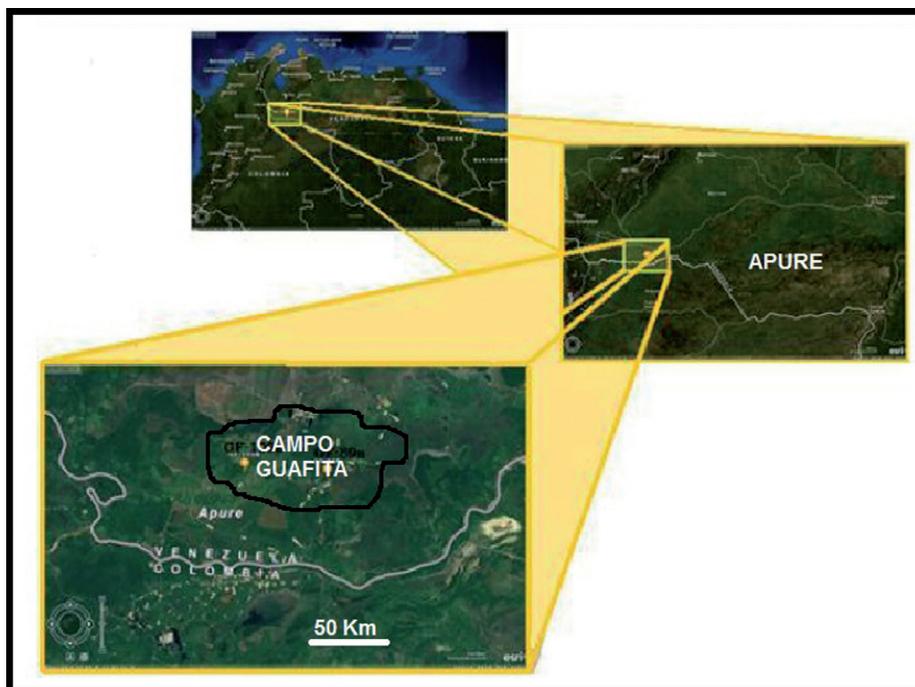


FIGURA 1. Ubicación de la Cuenca Barinas Apure y del Campo Guafita (Modificado de Google Maps 2014).

Durante el presente trabajo, se utilizó la siguiente nomenclatura para definir la cantidad de reglas utilizadas para cada parámetro:

$$[P.1 \ P.2 \ \dots \ P.k][R.1 \ R.2 \ \dots \ R.k] = [\text{Parámetro.1} \ \text{Parámetro.2} \ \dots \ \text{Parámetro.k}][(\text{número de Reglas.1}) \ (\text{número de Reglas.2}) \ \dots \ (\text{número de Reglas.k})],$$

donde el producto $(R.1) \times (R.2) \dots \times (R.k) =$ número de reglas utilizadas en cada entrenamiento.

Por ejemplo, si se tiene la siguiente combinación de parámetros-reglas difusas: $[\varphi \ Sw][2 \ 1]$, el parámetro que toma mayor importancia en el entrenamiento es φ , ya que posee 2 reglas difusas, mientras que Sw tiene solo 1 regla difusa, el producto de ambas cantidades de reglas es 2, como φ posee la mayor cantidad de reglas difusas (2 RD) con que se entrena a la red neuro-difusa,

entonces Sw estará condicionado por los valores de φ durante el entrenamiento. Esto se esquematiza en la FIGURA 2.

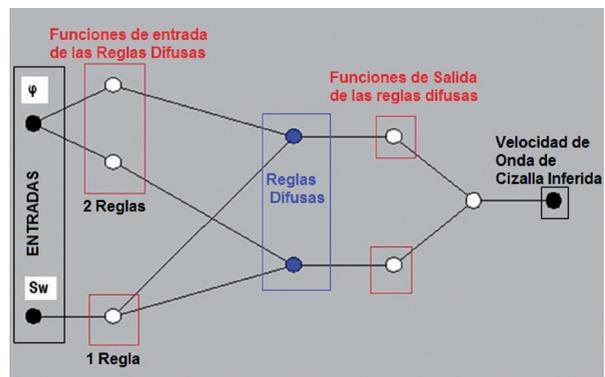


FIGURA 2. Estructura de la Red Neuro-Difusa para la combinación de parámetros-reglas $[\varphi \ Sw][2 \ 1]$.

RESULTADOS

El entrenamiento de ANFIS fue realizado utilizando el 50% de los valores de porosidad (ϕ), volumen de arcilla (Vsh) y saturación de agua (Sw), como entrada y de velocidad de cizalla (V_s) como salida. Estos valores se tomaron de forma aleatoria del conjunto de datos con el que se contaba del pozo A. La escogencia del 50% de los datos aleatoriamente se repitió un número considerable de veces para asegurar que

los resultados no dependiesen de una muestra en particular.

En la FIGURA 3 se muestran los resultados obtenidos al utilizar 2 ($[\phi \text{ Vsh Sw}][2 \ 1 \ 1]$) y 4 ($[\phi \text{ Vsh Sw}][2 \ 2 \ 1]$) reglas difusas manteniendo, tal como se observa, la combinación de parámetros de entrada. Podemos observar que un aumento en el número de reglas difusas no representa una mejora considerable en la calidad de los resultados.

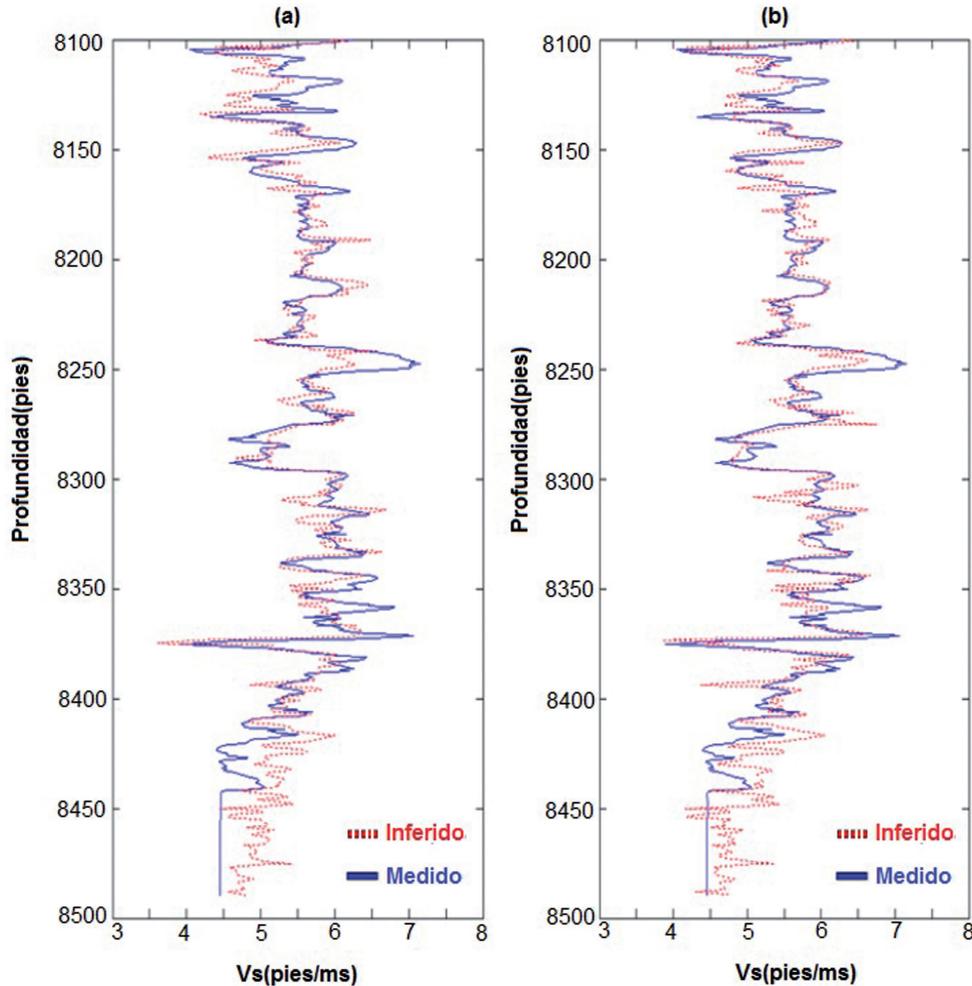


FIGURA 3. Registro V_s del pozo A (línea continua) e inferencia (línea punteada) utilizando: (a) 2 reglas difusas y (b) 4 reglas difusas.

Lo mostrado en la FIGURA 3 es el resultado de haber realizado diferentes combinaciones entre los parámetros ϕ , Vsh y Sw, donde se varió el número de reglas difusas, a fin de establecer la influencia de cada uno de estos parámetros en la inferencia de V_s (TABLA 1). Los resultados de estas combinaciones sobre los valores de la inferencia muestran una mejoría considerable al aumentar el número de parámetros de entrada en el entrenamiento.

Los mejores conjuntos de relaciones obtenidos entre los parámetros petrofísicos usados y el número de reglas fueron: $[\phi \text{ Vsh Sw}][2 \ 1 \ 1]$ y $[\phi \text{ Vsh Sw}][2 \ 2 \ 1]$, donde el primer corchete indica los parámetros y el segundo el número de conjuntos difusos asociado a cada parámetro. El número de reglas se obtiene del producto de estas cantidades.

TABLA 1. Valores de R2 al aumentar la información petrofísica en el entrenamiento de las Redes Neuronales Difusa (RND).

Combinación de [Parámetro(s)] Número de Regla(s)	Linealidad entre VS (registro) – VS(inferido), R2
[ϕ][2]	0,040
[ϕ Sw][2 1]	0,222
[ϕ Sw Vsh][2 1 1]	0,580

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos al variar el número y combinaciones de los parámetros de entrada muestran una mejor inferencia de Vs cuando se utilizan simultáneamente ϕ , Vsh y Sw. Considerando estos tres parámetros de entrada, se observó que el aumento en el número de reglas difusas no mejora la calidad de los resultados. El entrenamiento de las RND se hizo utilizando el 50% de los datos escogidos aleatoriamente. Al evaluar sobre el 100% de los datos de Vs las reglas difusas obtenidas con este entrenamiento, se obtuvo una excelente inferencia indicada por una correlación del 80%.

AGRADECIMIENTOS

Queremos agradecer al CDCH-UCV por el apoyo financiero prestado mediante el Proyecto de Grupo número PG-03-8269-2011/1.

REFERENCIAS

Bejarano, L. 2004. Determinación de Parámetros Petrofísicos y Clasificación de electrofacies usando Lógica Difusa. Trabajo Especial de Grado para Ingeniero en Geofísica. Universidad Simón Bolívar.

Cuddy, S., and Glover, P. 2002. The Application of Fuzzy Logic and Genetic Algorithms to Reservoir Characterization and Modeling. In *Soft Computing for Reservoir Characterization and Modeling Series: Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 219-242.

Finol, J., and Jing, X.D. 2002. Permeability prediction in shaly formations: the fuzzy modeling approach. *Geophysics* 67 (3): 817-829.

Finol, J., Guo, Y., and Jing, X. 2001. A rule based fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameters. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 29: 97-113.

González, de J.C., Iturralde, J., y Picard, X. 1980. Geología de Venezuela y de sus Cuencas Petrolíferas: Ediciones Foninves, Caracas. 1031p.

Hurtado, N., Aldana, M., y Torres J. 2009. Comparison between neuro-fuzzy and fractal models for permeability prediction. *Computers & Geosciences*, 13: 181-186.

Ortega, J., van Erve., A., y Monroy, Z. 1987. Formación Guafita: Nueva Unidad Litoestratigráfica del Terciario en el Subsuelo de la Cuenca Barinas-Apure, Venezuela Sur Occidental. *Boletín Sociedad Venezolana de Geólogos*, 31: 9-35.

Torres, J., Hurtado, N., y Aldana, M. 2007. Comparación de tres técnicas distintas con datos reales de pozo, en la determinación de la permeabilidad. *CIENCIA*, 15 (4): 433-437.

Trabajo recibido: abril 30 de 2012
Trabajo aceptado: octubre 24 de 2014