

**APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA ESTIMACIÓN DE LOS
PARÁMETROS RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y
CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) A PARTIR DE REGISTROS
ELÉCTRICOS EN EL ÁREA DE CRAVO NORTE**



FREDY ANDRÉS NARVÁEZ BOHÓRQUEZ

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
NEIVA – HUILA
2008**

**APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA ESTIMACIÓN DE LOS
PARÁMETROS RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y
CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) A PARTIR DE REGISTROS
ELÉCTRICOS EN EL ÁREA DE CRAVO NORTE**



FREDY ANDRÉS NARVÁEZ BOHÓRQUEZ

Director

CESAR AUGUSTO PATIÑO SUAREZ

Ingeniero de Petróleos

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
NEIVA – HUILA
2008**

INTRODUCCIÓN

Un factor importante para la evaluación económica del desarrollo, caracterización y manejo de un campo petrolero es la predicción de los problemas de arenamiento durante la vida productiva de este. Estos problemas se pueden prevenir mediante la estimación de la resistencia compresiva No confinada, (Unconfined Compressive Strength, UCS) y el posterior cálculo de la caída de presión crítica (Critical Drawdown Pressure, CDDP), a partir de los registros eléctricos, con el fin de prolongar y asegurar un buen manejo del yacimiento minimizando los problemas mecánicos y las pérdidas de producción que se presentan al ocurrir el arenamiento del pozo debido a que se reduce el índice de productividad (Productivity Index, P.I.) al taponarse los intervalos productores.

El uso de la técnica de redes neuronales la cual es basada de la fisiología humana, pretende ser útil como una herramienta más para el desarrollo, caracterización y manejo del yacimiento del área de Cravo Norte, utilizando los datos obtenidos en los estudios geomecánicos anteriores y en los registros eléctricos disponibles en los diferentes pozos de dicha área.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En la actualidad el Equipo de Manejo de Yacimientos Llanos Norte, RMT por sus siglas en Ingles, cuenta con un sistema manual para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, (Unconfined Compressive Strength, UCS) la cual utilizan para la obtención de la caída de presión crítica con que pueden poner en producción los diferentes pozos petroleros sin que se presenten problemas serios de arenamiento en los mismos. La estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) se obtiene de los registros eléctricos de hueco abierto que se corren en el pozo una vez se concluye su perforación, mediante una serie de correlaciones realizadas para los diferentes bloques del campo en función de la formación de interés. Luego mediante el uso de una tabla patrón de referencia se estima un rango de la caída de presión crítica para determinado pozo.

El uso de las correlaciones actuales, históricamente ha traído incertidumbre en los diferentes pozos del área de Cravo Norte debido a los resultados que se han obtenido para esta estimación, por lo que constantemente se presentan problemas de arenamiento.

2.1. Formulación de la Pregunta de investigación

¿Qué beneficios representa la implementación de una Red Neuronal en la Estimación de los parámetros Resistencia compresiva No confinada, UCS y Caída de presión crítica, CDDP en el área Cravo Norte?

3. JUSTIFICACIÓN

En los últimos años la industria petrolera ha llegado a la conclusión que uno de los principales factores que influye en la estabilidad de los pozos es la resistencia de la roca, según un estudio adelantado por Facultad de Minas – Ingeniería de Petróleos de la Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín - en cabeza del Ingeniero José Gildardo Osorio Gallego, que planteo un modelo geomecánico estadístico en donde se identificó las variables que mas influyen en la estabilidad de los pozos y con base en el análisis estadístico se obtuvo que para los dos modelos planteados, el UCS de la formación fue la variable de más alta influencia¹.

Para caracterizar mecánicamente las formaciones se hace necesario la extracción de corazones, pero debido a que la obtención de corazones de roca en profundidad tiene un gran impacto a nivel técnico como operativo, reflejado en un incremento substancial del costo de desarrollo de un plan de perforación, se lleva a cabo con muy baja frecuencia hasta el punto de estar limitada a la zona de reservorios. Entendiendo lo anterior, muchos autores han desarrollado correlaciones que permiten calcular el UCS de las rocas utilizando información de los registros eléctricos, que casi siempre requieren de una calibración utilizando los valores de UCS obtenidos en el laboratorio para determinada zona.

La estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) y la caída de presión crítica (CDDP) por parte del Equipo de Manejo de Yacimientos Llanos Norte, RMT, se obtiene de manera manual de los registros eléctricos de hueco

¹ Carrillo García, David Humberto, Determinación de la resistencia compresiva no consolidada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación. Una aplicación en el Piedemonte Colombiano, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Pág. 80

abierto, mediante el uso de correlaciones y una tabla patrón de referencia. La estimación de estos parámetros en la actualidad es poco confiable lo que se evidencia en la constantemente presencia de problemas de arenamiento, en los diferentes pozos del área Cravo Norte.

Con el uso de Redes Neuronales se pretende minimizar errores humanos en la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) y de esta manera optimizar los rangos de la caída de presión crítica (CDDP), con el fin de obtener esta información en forma rápida y confiable, eliminando con ya se dijo, la variable del error humano en el uso de las correlaciones, optimizando este procedimiento en los trabajos de completamiento inicial y de Workover. Además, se pretende asegurar un buen manejo del yacimiento minimizando los problemas mecánicos y las pérdidas de producción que se presentan al ocurrir el arenamiento del pozo debido a que se reduce el índice de productividad (Productivity Index, P.I.) al taponarse los intervalos productores, lo que hace necesario realizar limpiezas periódicas en algunos pozos, lo cual aumenta los costos de manejo del yacimiento.

4. OBJETIVOS

4.1. *Objetivos Generales*

- Determinar la factibilidad de implementación de una Red Neuronal como método alternativo en la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS, en el área Cravo Norte.
- Optimizar los rangos de la caída de presión crítica, CDDP, aplicables en el área Cravo Norte.

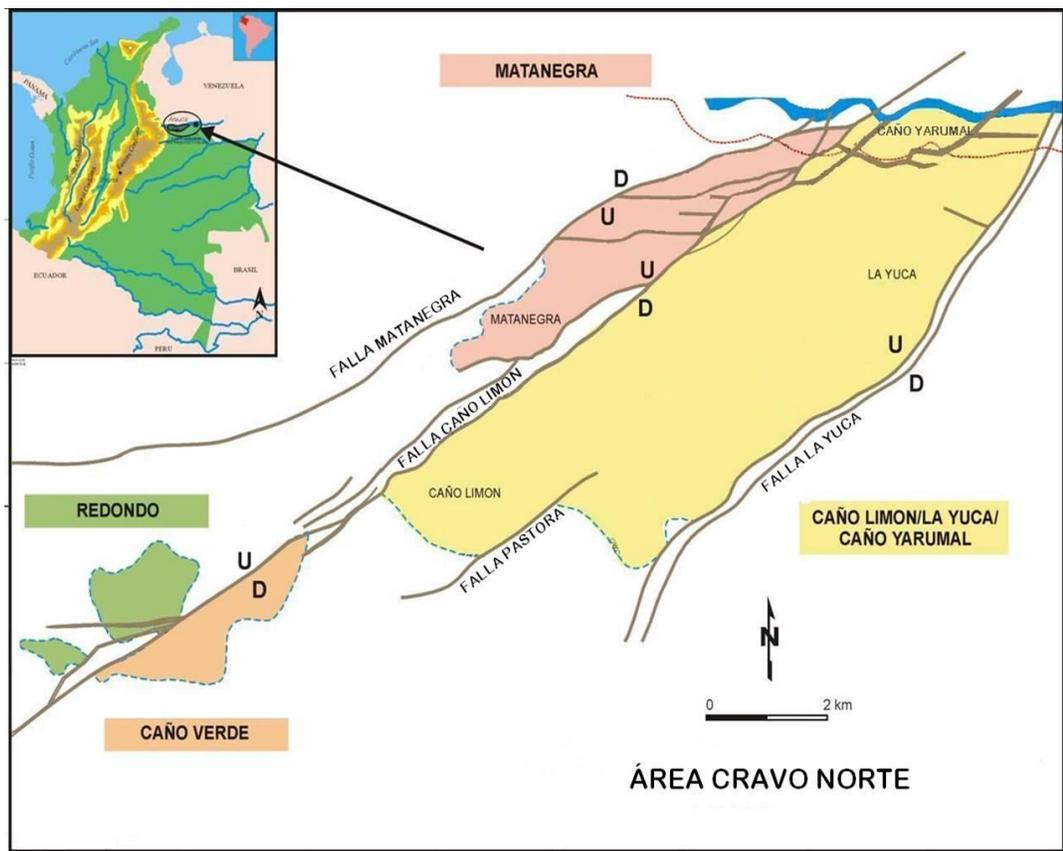
4.2. *Objetivos Específicos*

- Evaluar y comparar las correlaciones utilizadas actualmente en el área Cravo Norte y las correlaciones desarrolladas por Schlumberger, para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS.
- Comprender como afectan la resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP, en el arenamiento de los pozos petroleros.
- Recolectar la información necesaria para la correcta estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP, en el área Cravo Norte.
- Desarrollar un nuevo procedimiento para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS, en el área Cravo Norte, mediante el uso de un Software de Redes Neuronales.

5. MARCO TEÓRICO

5.1. Marco Geográfico²

Los límites geográficos contrato de asociación Cravo Norte se encuentran definidos al norte y al este con la República Bolivariana de Venezuela, al sur con el Río Casanare y al occidente con la Cordillera Oriental, tal como lo muestra la figura:



Fuente: Occidental de Colombia.

² Patiño Suárez, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en le área Cravo Norte a partir de registros eléctricos, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Pág. 85

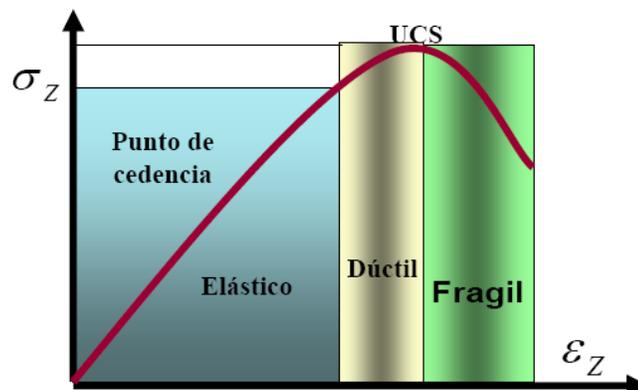
Al extremo norte de la cuenca de los Llanos Orientales, Intendencia de Arauca, se encuentra el campo Caño Limón, a 50 kilómetros al oeste de la ciudad de Arauca, al sur el río Arauca (límite internacional entre Venezuela y Colombia). Cuenta con una extensión de 260000 Hectáreas, enmarcadas bajo las coordenadas Gauss con origen 3º Este.

X: 1'256000 m Y: 992000 m
X: 1;264000 m Y: 1'004000 m

5.2. Marco Conceptual y Teórico

Resistencia Compresiva No Confinada

La resistencia compresiva No confinada (Unconfined Compressive Strength, UCS) de la roca es usado en la determinación de las fallas en la cara del pozo durante la perforación y el arenamiento debido la caída de presión en la formación. El UCS es determinado en laboratorio en una muestra de corazón de 6 inch, la figura muestra la grafica esfuerzo vs. deformación típica, nótese que el UCS es el esfuerzo pico o máximo que resulte la roca antes de entrar a la zona frágil.



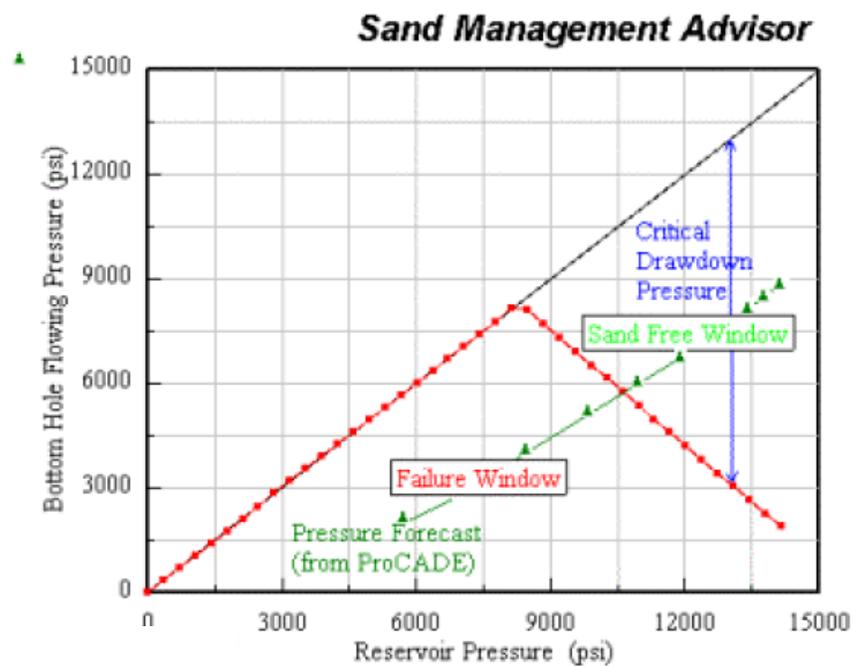
Fuente: DAVID HUMBERTO CARRILLO GARCÍA

Existen también una gran serie de correlaciones para calcular el UCS de datos de registros, que poseen un método de calibración por comparación con los datos obtenidos en laboratorio. Estas correlaciones surgieron debido a la dificultad de

determinar o medir el UCS de forma continua, ya sea por la variación de los esfuerzos o la anisotropía de las rocas.

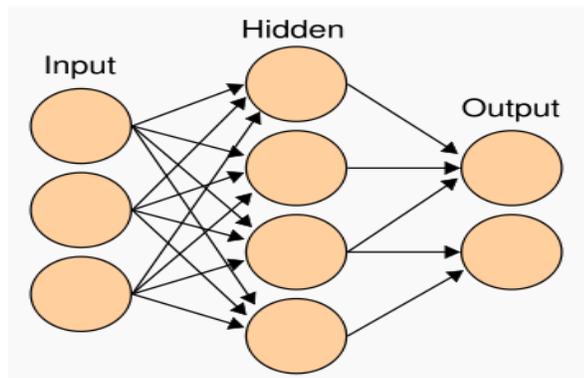
Caída de Presión Crítica

La caída de presión crítica (Critical Drawdown Pressure, CDDP) es la caída de presión máxima que el pozo puede soportar sin que se presenten problemas de arenamiento en el mismo, si la caída de presión es muy alta se puede crear fallas por tensión y enlodar las cercanías de la cara del pozo.



Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Network)

Las redes de neuronas artificiales son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida.



Una de las misiones en una red neuronal consiste en simular las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales. El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz de dar el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez.

Una red neuronal se compone de unidades llamadas neuronas. Cada neurona recibe una serie de entradas a través de interconexiones y emite una salida. Esta salida viene dada por tres funciones:

1. Una función de propagación (también conocida como función de excitación), que por lo general consiste en el sumatorio de cada entrada multiplicada por el peso de su interconexión (valor neto). Si el peso es positivo, la conexión se denomina excitatoria; si es negativo, se denomina inhibitoria.
2. Una función de activación, que modifica a la anterior. Puede no existir, siendo en este caso la salida la misma función de propagación.
3. Una función de transferencia, que se aplica al valor devuelto por la función de activación. Se utiliza para acotar la salida de la neurona y generalmente viene dada por la interpretación que queramos darle a dichas salidas.

Biológicamente, un cerebro aprende mediante la reorganización de las conexiones sinápticas entre las neuronas que lo componen. De la misma manera, las RNA tienen un gran número de procesadores virtuales interconectados que de forma simplificada simulan la funcionalidad de las neuronas biológicas. En esta simulación, la reorganización de las conexiones sinápticas biológicas se modela mediante un mecanismo de pesos, que son ajustados durante la fase de aprendizaje. En una RNA entrenada, el conjunto de los pesos determina el conocimiento de esa RNA y tiene la propiedad de resolver el problema para el que la RNA ha sido entrenada.

Por otra parte, en una RNA, además de los pesos y las conexiones, cada neurona tiene asociada una función matemática denominada función de transferencia. Dicha función genera la señal de salida de la neurona a partir de las señales de entrada. La entrada de la función es la suma de todas las señales de entrada por el peso asociado a la conexión de entrada de la señal.

Ventajas de las redes neuronales artificiales (RNA)

Aprendizaje: Las RNA tienen la habilidad de aprender mediante una etapa que se llama etapa de aprendizaje. Esta consiste en proporcionar a la RNA datos como entrada a su vez que se le indica cuál es la salida (respuesta) esperada.

Auto-organización: Una RNA crea su propia representación de la información en su interior, descargando al usuario de esto.

Tolerancia a fallos: Debido a que una RNA almacena la información de forma redundante, ésta puede seguir respondiendo aceptablemente aún si se daña parcialmente.

Flexibilidad: Una RNA puede manejar cambios no importantes en la información de entrada, como señales con ruido u otros cambios en la entrada (ej. si la información de entrada es la imagen de un objeto, la respuesta correspondiente no sufre cambios si la imagen cambia un poco su brillo o el objeto cambia ligeramente)

Tiempo real: La estructura de una RNA es paralela, por lo cuál si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

5.3. Antecedentes³

La geomecánica de yacimientos es una ciencia que estudia la respuesta mecánica de los materiales geológicos ante cambios del entorno físico entre los que se encuentran los esfuerzos, las presiones, la temperatura, que influyen en la exploración, desarrollo y producción en un campo petrolero. La geomecánica nos ayuda a comprender los diversos problemas asociados con la deformación de la roca por producción de fluidos, el fenómeno de fracturamiento, luitas problemáticas, compactación y subsidencia y en general lo relacionado con la estabilidad de pozos, entre otros problemas geológicos.

La geomecánica tiene su origen en la ingeniería civil, principalmente por el uso de suelos y rocas como material de construcción en obras de gran envergadura como: presas, túneles, etc. Posteriormente se usó la geomecánica para fines mineros en la construcción de túneles en minería subterránea y estabilidad de taludes en minería a cielo abierto. En la década de los 50's a los 60's se comienza a implementar la geomecánica en las actividades petroleras, siendo usada para dar explicación acerca del fracturamiento hidráulico, estabilidad de pozos y subsidencia/compactación; pero solo llega a tomar un papel protagónico hasta la década de los 70 – 80.

³ Carrillo García, David Humberto, Determinación de la resistencia compresiva no consolidada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación. Una aplicación en el Piedemonte Colombiano, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Pág. 48

LA GEOMECANICA EN LA ESTABILIDAD DE POZOS

Desde el comienzo de las investigaciones realizadas en el campo geológico en el siglo XIX con eminentes científicos como Charles - Augustin de Coulomb 1760, Otto Mohr 1900, Terzaghi, Kirsch, Gubert y Willis 1957, se han elaborado diferentes teorías para describir el comportamiento mecánico de las rocas. Como resultado de estas investigaciones se ha podido dar explicación a diferentes fenómenos en la industria entre los que se encuentran: Inestabilidad del pozo (Colapso, pega diferencial, pérdida de circulación), estimación del régimen de esfuerzos, arenamiento, fracturamiento hidráulico, modelaje de compactación/subsidencia y geopresiones. Entre las áreas específicas en la industria petrolera donde la geomecánica es aplicada para dar solución a los problemas de estabilidad de pozo se encuentran:

- Mediciones de los esfuerzos in-situ: esfuerzos horizontales y verticales causados por el peso de los estratos supra-yacentes y la actividad tectónica.
- Análisis de la distribución de los esfuerzos alrededor de la pared del pozo sobre una roca elástica lineal alrededor de un hueco cilíndrico, incluyendo el efecto de la presión de poro.
- Fracturamiento del pozo el cual se ha venido utilizando desde los años 50's como un proceso para romper y fallar la roca.
- Problemas asociados a la perforación donde pueden ocurrir inestabilidades durante o ligeramente después de la perforación, o se pueden desarrollar luego durante la operación del campo. El modelamiento predictivo de la inestabilidad del pozo se hace bajo la disponibilidad de datos de resistencia confiables y por la selección de un criterio de falla el cual pueda describir la máxima resistencia de los materiales.

En sus comienzos la geomecánica aplicada a la ingeniería de petróleo estaba principalmente enfocada en los temas del fracturamiento hidráulico o el rendimiento de la broca de perforación. Con el paso del tiempo la industria se ha

dado cuenta de que el estado de esfuerzos in-situ y su modificación debido a trabajos de perforación y producción tienen un gran efecto en los rendimientos de estas operaciones.

5.4. Estado del Arte

En la actualidad, el uso de las Redes Neuronales para la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) y la caída de presión crítica (CDDP) tiene mucha aplicabilidad en la industria petrolera gracias a las ventajas de confiabilidad, eficiencia y eficacia en la estimación de dichos parámetros que posee.

Se pueden mencionar dos casos donde se ha aplicado esta técnica, el primero es “Continuous Rock Strength Measurements On Core And Neural Network Modeling Result In Significant Improvements In Log-Based Rock Strength Predictions Used To Optimize Completion Design and Improve Prediction of Sanding Potential and Wellbore Stability” desarrollado por Roberto Suarez-Rivera, SPE, TerraTek, Gary Ostroff, BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc, KaiSoon Tan. BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc., Bill Begnaud, SPE, BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc, Wesley Marti, TerraTek and Tony Bermudez, terraTek en Octubre de año 2003.

El segundo es “Field Application of Multi-Dimensional Diagnosis of Reservoir Rock Stability Against Sanding Problem” desarrollado por Manabu Doi, Arabian Oil CO. Ltd., Takahiro Murakami, Japan Oil Engineering CO. Ltd., Yoshiaki Ueda, SPE, Arabian Oil Co. Ltd., Horoshi Ohkuma, SPE, Japan Oil Engineering Co. Ltd. En el mes de Octubre de 2002.

5.5. Estudios Anteriores

Actualmente se utilizan las correlaciones desarrolladas por los ingenieros Alfonso Varela y Ciro Pinto para la estimación de resistencia compresiva No confinada, UCS, estas son:

Bloque	Upper Carbonera	Lower Carbonera	Crataceo
CV, RD, CC, JIB	$UCS = 84.987\phi^{-1.979}$	$UCS = 95.715\phi^{-1.467}$	$UCS = 87.315\phi^{-1.235}$
CY, MN	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$		
CL, LY	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$	$UCS = 75.973\phi^{-1.379}$	$UCS = 73.875\phi^{-1.259}$

donde:

$\phi_{SONICA} = \frac{\Delta t - \Delta t_{matriz}}{\Delta t_{fluido} - \Delta t_{matriz}}$	Δt (µseg/ ft)
Fluido base agua	189
Matriz de cuarzo	55

En Octubre del 2003, la compañía Schlumberger presentó un Informe de geomecanica titulado, Caño Limon Field – Mechanical Earth Model – Geomechanics Report, en donde se desarrollaron las siguientes correlaciones para la estimación de resistencia compresiva No confinada, UCS, las cuales son:

UPPER CARBONERA (C5)	$UCS = 62457.0048 * PHIT^{-0.8820}$
LOWER CARBONERA AND CRETACEUS	$UCS = 4787.794 * (1 - VCL - PHIT)^{2.518019}$

Cabe mencionar que a través del desarrollo del área Cravo Norte se han llevado a cabo diferentes estudios, estructurales, petrofísicos, geomecánicos, entre otros que buscan caracterizar el yacimiento, así como también optimizar el mismo.

6. HIPÓTESIS

- La implementación de Redes Neuronales para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP, agilizará la obtención de información en forma de un registro continuo y variable en cada tipo de intervalo a cañonear.
- La nueva interpretación de la información geomecánica de las arenas del área de Cravo Norte, brindaran correlaciones más asertivas para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP.

6.1. Variables Independientes

- Producción de petróleo del pozo
- Producción de arena del pozo
- Resistencia Compresiva No Confinada
- Caída de Presión Crítica

6.2. Variables Dependientes

- Software de Redes Neuronales
- Porosidad de la formación
- Volumen de arcilla de la formación

7. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

7.1. Enfoque de Investigación

La investigación tiene un enfoque empírico-analítico donde se revisará de manera específica la información geomecánica de las arenas del área Cravo Norte, así como también las correlaciones actualmente utilizadas para la determinación de los parámetros resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP.

7.2. Tipo de Investigación

La presente investigación es de tipo descriptivo ya que se tratará de describir y analizar las causas por las cuales se decidió emplear una Red Neuronal en la estimación de los parámetros resistencia compresiva No confinada, UCS y la caída de presión crítica, CDDP, así como también los posibles efectos económicos y técnicos generados por la aplicación de la mencionada Red Neuronal.

7.3. Tipo de diseño

La investigación se basa en un diseño No Experimental y más específicamente de tipo longitudinal que tiene un alcance histórico desde los comienzos de la explotación petrolera en el área Cravo Norte donde se empezó a recolectar información geomecánica de las diferentes formaciones con la cual se estimaron los parámetros mencionados.

7.4. Metodología

El proyecto se decidió llevar a cabo mediante cuatro fases las cuales proporcionarán a su tiempo las herramientas necesarias para la correcta elaboración del proyecto, estas son:

- **PRIMERA FASE.** “Recolección y Clasificación de la Información”

Luego de obtener la aprobación, los permisos y la colaboración por parte de Occidental Internacional Inc. OXY, para la revisión de la información concerniente a estudios geomecánicos en el área Cravo Norte, se procede a obtenerla, clasificarla y realizarle un control de calidad, de acuerdo a las necesidades del proyecto, mediante el uso de la aplicación Panagon de la Intranet de OXY, documentos del archivo central de la compañía, el uso de la aplicación PRIZM del Software Geographix Discovery, uso del Software Dynamic Surveillance System, DSS, de la compañía Landmark Graphics Corporation, y registros eléctricos (Petcom) de OXY.

También se obtendrá información a partir de documentos de la SPE, además de proyectos anteriores al presente estudio.

- **SEGUNDA FASE.** “Validación y Estimación de correlaciones para evaluación de los parámetros UCS y CDDP”

Una vez seleccionada la información a utilizar, se realizará la validación de las correlaciones actualmente utilizadas para la estimación de los parámetros UCS y CDDP, con el fin de determinar su confiabilidad. Posteriormente, conociendo el grado de certeza de dicha estimación, se ajustaran las correlaciones y/o se desarrollaran nuevas con el fin de obtener una confiabilidad mayor en la estimación de los parámetros anteriormente mencionados.

- **TERCERA FASE.** “Modelamiento de la Red Neuronal”

Identificadas las correlaciones a utilizar para la estimación del UCS en el área Cravo Norte, se llevará a cabo el modelamiento de la Red Neuronal (Software), identificando la información de entrada (Input), la estructura y los pesos (weight)

de los parámetros a utilizar, así como las salidas (Output) que esta ofrecerá. Luego se ingresará la data obtenida con anterioridad y se entrenará la Red Neuronal.

- **CUARTA FASE.** “Validación de la Red Neuronal”

Luego de entrenar la Red Neuronal se realizarán varias estimaciones para pozos elegidos por su confiable información, comparando los datos estimados con los datos de dichos pozos, buscando concordancia, veracidad y lógica entre estos valores. Asegurando de esta manera la confiabilidad de la Red Neuronal en la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS en el área Cravo Norte.

Posteriormente, se realizará la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS, a varios pozos, comparándolas con la caída de presión y la producción de arena manejada por los mismos, con el fin de obtener nuevos rangos óptimos para la estimación de la caída de presión crítica, CDDP.

7.5. Técnica de Investigación a Emplear

La técnica de investigación que se implementará en el presente estudio será OBSERVACIÓN de tipo NO PARTICIPANTE ya que no se involucrará directamente en la toma de muestras sino que se tomará y seleccionará la información pertinente a partir de informes y datos ya elaborados y recogidos por otros autores.

7.6. Muestra

De los 443 pozos existentes en el área Cravo Norte se pretende tomar como unidad de análisis los pozos que poseen información de calidad para el entrenamiento de la Red Neuronal, la cual es una muestra no probabilística ya que realizará por racimos, es decir, se tomarán los pozos con información de mejor calidad en el área Cravo Norte.

7.7. Fuentes de Investigación

Las fuentes de investigación y los referentes bibliográficos son:

- 7.7.1. Fuentes Primarias, ya que parte de la información se recolecta a partir de revistas y artículos realizados y publicados por y para Occidental de Colombia Inc. OXY .
- 7.7.2. Fuentes Secundarias, ya que parte de la información se recolecta a partir de revistas científicas y especializadas, así como de artículos publicados en la red por organizaciones especializadas en el tema (E-library, SPE INTERNATIONAL).
- 7.7.3. Fuentes Terciarias, Gran parte de la información se obtiene de libros y manuales especializados en el tema.

8. PRESUPUESTO

8.1. *Recurso Humano*

Fredy Andrés Narváez Bohórquez (Tesisista)
Ing. Cesar Augusto Patiño Suárez (Director de proyecto)

8.2. *Recurso Físico y Económico*

Actividad	Descripción	Cantidad	Precio Unitario (\$)	Precio Total (\$)
Papelería	Fotocopias de bibliografía	550	100	55.000
	Impresión de borradores del trabajo (hojas)	1000	700	700.000
Adquisición de documentos	Horario de Internet (horas)	200	1.200	240.000
	Llamadas Telefónicas (minutos)	600	250	150.000
Trabajo de Investigadores	Investigación (mes)	5	1 300 000	6.500.000
Imprevistos (10% del valor total)				764.500
TOTAL (\$)				8.409.500

8.3. *Recursos técnicos y logísticos.*

- Software Geographix Discovery, Aplicación Prizm. Landmark Graphics Corporation R2004.1 v.8.7, Licencia para Occidental de Colombia, Inc.
- Software Dynamic Surveillance System. DSS. Landmark Graphics Corporation R2004, Licencia para Occidental de Colombia, Inc.
- Software NeuralSolutions 5.0. Aplicación NeuroExpert.

9. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

Actividades		Meses y semanas																			
		1				2				3				4				5			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Primera Fase	Recolección y Clasificación de la información																				
Segunda Fase	Validación de las correlaciones actualmente utilizadas para la estimación del los parámetros UCS y CDDP																				
	Ajuste de las correlaciones y/o desarrollo de nuevas con el fin de obtener una confiabilidad mayor en la estimación del los parámetros UCS y CDDP																				
Tercera Fase	Modelamiento de la Red Neuronal (Software), identificando Input, la estructura, los pesos (Weight) de los parámetros a utilizar, y las Output																				
	Ingreso de la data obtenida y entrenamiento de la Red Neuronal																				
Cuarta Fase	Estimación, comparación y validación del UCS y el CDDP con la Red Neuronal en pozos elegidos por sus confiable información, buscando concordancia, veracidad y lógica en la Red Neuronal																				
	Realización del Documento final del proyecto																				
Entrega y Revisión del Proyecto al respectivo director																					
Entrega del Proyecto Final																					

BIBLIOGRAFÍA

Roberto Suarez-Rivera, SPE, TerraTek, Gary Ostroff, BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc, KaiSoon Tan. BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc., Bill Begnaud, SPE, BHP Billiton Petroleum (Americas) Inc, Wesley Marti, TerraTek and Tony Bermudez, terraTek. "Continuous Rock Strength Measurements On Core And Neural Network Modeling Result In Significant Improvements In Log-Based Rock Strength Predictions Used To Optimize Completion Design and Improve Prediction of Sanding Potential and Wellbore Stability" SPE Paper 84558-MS prepared for presentation at the 2003 SPE Annual Technical Conference and exhibition held en Denver, Colorado, USA, October 5 – 8, 2003

R.A. Farquhar, J.M Somerville, and B.G.D. Smart, heriot-Watt U., "Porosity as a Geomechanical Indicator: Application of Core and Log Data and Rock Mechanics."SPE Paper 28853 prepared fro presentation at the European petroleum Conference held in London, U.K. October 22 – 27, 1994.

E,C, Onyia, Amco Production Co. "Relationships Between Formation Strength, Drilling Strength, and Electric Log Properties." SPE Paper 18166-MS prepared for presentation at the 63rd Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers held in Houston, Texas, October 2 – 5, 1968.

S.A.B. da Fontoura – PUC/R Jans H.M.R. dos Santos – PETROBRAS/CEMPES. "Modelling of the Collapse of Unconsolidated Rock Formations During Production". SPE Paper 21092-MS prepared for presentation at the SPE Latin American Petroleum Engineering Conference held in Rio de Janeiro, October 14 – 9, 1990.

L.A. Behrmann, Bryan McDonald, Schlumberger Wireline and Testing, "Underbalance or Extreme Overbalance" SPE paper 57390-PA, SPE Prod & Facilities, Vol 14, No 3, August 1999.

Hans Vaziri, BP America: Robbie Allam, Gordon Kidd, Clive Bennett, Trevor Grose, BP: Peter Robinson, BP Australia: Jeremy Malyn, BP, "Sanding: A Rigorous Examination of the Interplay Between Drawdown, Depletion, Start-Up Frequency and Water Cut", SPE Paper 89895-PA prepared at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in Houston, Texas, U.S.A, September 26 – 29, 2004.

M.H. Hetteema, J.S. Andrews, and M. Blaasmo, Statoil ASA, and E. Papamichos, SINTEF Petroleum Research, "The Relative Importance of Drawdown and Depletion in Sanding Wells: Predictive Models Compared With Data From the Statfjord Field", SPE Paper 97794-MS prepared for presentation at the 2006 SPE International Symposium and Exhibition on Formation Damage Control held in Lafayette, L.A.. February 15 – 17, 2006.

R. Andrews, New Mexico Tech.; G. Hareland and R. Nygaard, U. of Calgary: T. Engler, New Mexico Tech.; and H. Munro and B. Virginillo, CNRL, "Methods of Using Logs to Quantify Drillability", SPE Paper 106571-MS prepared for presentation at the 2007 SPE Rocky Mountain Oil & Gas Technology Symposium held in Denver, Colorado, U.S.A., April 16 – 18, 2007.

J-P. Sarda, Inst Francis du Pétrole: Nicolas Kessler, Elf Aquitaine Production: Emmanuelle Wicquart, Gaz de France: Kevin Hannaford, Total; and J-P. Deflendre, Inst. Francais du Pétrole, "Use of Porosity as a Strength Indicator for Sand Production Evaluation" SPE Paper 26454-MS prepared for presentation at the 68th Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers held in Houston, Texas, October 3 – 6, 1993.

K. Edjmann, J.M. Somerville, SPE, B.G.D. Smart, SPE, S.A. Hamilton, B.R. Crawford, Heriot Watt University, "Predicting Rock Mechanical Properties from Wireline Porosities" SPE Paper 47344-MS prepared for presentation at the SPE/ISRM Eurock' 98 held in Trondheim, Norway, July 8 – 10, 1998.

P.G. Taylor, SPE. Expro Group Integrated Services Ltd., and R.R. Appleby, SPE., Talisman Energy (U.K.) Ltd., "Integrating Quantitative and Qualitative Rock Strength Data in Sanding Prediction Studies: An Application of the Schmidt Hammer Method" SPE Paper 101968-MS prepared for presentation at the 2006 SPE/IADC Indian Drilling Technology Conference and Exhibition held in Mumbai, India, October 16 – 18, 2006

**APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA ESTIMACIÓN DE LOS
PARÁMETROS RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y
CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) A PARTIR DE REGISTROS
ELÉCTRICOS EN EL ÁREA DE CRAVO NORTE**

FREDY ANDRÉS NARVÁEZ BOHÓRQUEZ

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
NEIVA – HUILA
2008**

**APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA ESTIMACIÓN DE LOS
PARÁMETROS RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y
CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) A PARTIR DE REGISTROS
ELÉCTRICOS EN EL ÁREA DE CRAVO NORTE**

FREDY ANDRÉS NARVÁEZ BOHÓRQUEZ

**Trabajo de Grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
INGENIERO DE PETRÓLEOS**

**Director
CESAR AUGUSTO PATIÑO SUAREZ
Ingeniero de petróleos**

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
NEIVA – HUILA
2008**

Nota de Aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Neiva, Diciembre 12 de 2008

DEDICATORIA

El autor del presente estudio desea dedicarlo sinceramente:

A mis padres, Humberto Narvez Rivas y FlorAlba Bohrquez Pinto, quienes con su gua, enseanzas y apoyo incondicional me ensearon que con la ayuda de Dios no hay cosas imposibles, que el sacrificio es la mejor manera de alcanzar el xito, que la humildad es la mejor virtud del ser humano.

A mis hermanos, Elizabeth, Liliana, Jhon Emiliano, Nora Constanza, Carlos Humberto y Diego Mauricio, quienes fueron, son y sern siempre mi mayor orgullo, mi punto de referencia. El triunfo es de todos, porque en todo momento he encontrado en ellos la ayuda que he necesitado.

A mis Cuados Miguel Antonio y Sandra Patricia, a mis sobrinos Anglica, Julio Cesar, Nicols, Miguel ngel, Karol Yulieth, Sergio Andrs, Valentina, Andrea y Julin, quienes forman parte de mi gran familia y a quienes quiero mucho.

A Claudia Marcela, que con su amor, comprensin y apoyo me ha demostrado que siempre hay tiempo para el amor, que siempre ha sido mi amiga fiel y mi orgullo como hombre, siempre sers la nia de mi vida.

A los maestros de mis diferentes etapas de aprendizaje, mis profesores del Instituto Tcnico Superior, a mis profesores de la Universidad Surcolombiana quienes por medio de sus enseanzas han logrado infundir el gran amor que siento por la Ingeniera de Petrleos, sin ustedes esto no seria posible.

A mis amigos, Sebastian, Vctor Manuel, Anderson, Gabriel Ernesto, Faiber Mauricio y Jos Julin, quienes por primera vez me ensearon el significado de la amistad.

A mis amigos, mis parceros del alma, Luis Hernn Corredor, Andrs Mauricio Charry, Sergio Roldn, Ingris Mendoza, Federico Zapata, Juan Carlos Castillo y todos los que no nombro pero que saben lo mucho que me

enseñaron y las lecciones de vida que compartimos en nuestra vida universitaria.

A mis tíos Alvaro y Martha por todo lo bueno que me han brindado. A mis primos Fernando y Marcela a quienes considero mis hermanos. A mi tía Carmenza y mis otros primos, con quienes tuve la fortuna de compartir mi infancia.

Por último y no menos importantes, a todos los que en cierto modo colaboraron en la consecución de este logro, para ustedes y por ustedes se materializa esta meta.

Fredy Andrés Narváez Bohórquez

AGRADECIMIENTOS

El autor desea expresar sus más sinceros agradecimientos a:

Cesar Augusto Patiño Suarez, Ingeniero de Petróleos, Petrofísico, Reservoir Management Team (RMT) Llanos Norte, Occidental de Colombia, Inc. y Director del proyecto, por su valiosa amistad, colaboración, enseñanzas y apoyo incondicional y quien con su experiencia aportó invaluable recomendaciones y sugerencias para el desarrollo del proyecto.

Eduardo López, Ingeniero de Petróleos, Jefe del equipo, Reservoir Management Team (RMT) Llanos Norte, Occidental de Colombia, Inc. Por brindarme la oportunidad de demostrar mis capacidades.

Bastidas Lieveneth, Perdomo Andrea, Morales Victor, Ingenieros de Petróleos, Reservoir Juniors, Reservoir Management Team (RMT) Llanos Norte, Occidental de Colombia, Inc., por su oportuna colaboración, por sus consejos y valioso apoyo.

Durán Ernesto, Cáliz Aldo, Mackualo Helberth, Gómez Diana, Ingenieros de Petróleos, Reservoir Seniors, Reservoir Management Team (RMT) Llanos Norte, Occidental de Colombia, Inc. por sus valiosos consejos y enseñanzas.

Jairo Antonio Sepúlveda Gaona, Msc. en ingeniería de Petróleos, Director del Grupo de Investigación de Comportamiento de Fases (COFA), por sus enseñanzas académicas y personales.

Luis Fernando Bonilla Camacho, Msc en Ingeniería de Petróleos, Jefe del programa Ingeniería de Petróleos de la Universidad Surcolombiana, por sus enseñanzas académicas y por inculcarme el gusto por la investigación.

Ervin Aranda Aranda, Ingeniero de Petróleos, por sus numerosas e importantes enseñanzas para la vida profesional y personal.

Jorge Orlando Mayorga, Msc en Ingeniería Catastral y Geodesia, por su amistad y valiosas enseñanzas para la vida profesional y personal.

Hernando Ramírez Plazas, Msc en Ingeniería de Petróleos, por su amistad y por el amor que siente hacia la Universidad Surcolombiana.

La compañía **OCCIDENTAL DE COLOMBIA Inc.** y en especial al **RMT Llanos Norte**, por brindarme la oportunidad de realizar el proyecto y abrirme la puerta para demostrar mis capacidades.

La **Universidad Surcolombiana** y el **Programa de Ingeniería de Petróleos**, por permitirme desarrollar mis capacidades intelectuales e investigativas, así como brindarme la posibilidad de formarme tanto en lo personal como en lo profesional.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCION	1
1. ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) EN EL ÁREA CRAVO NORTE	2
1.1. DESCRIPCIÓN DEL ÁREA	2
1.1.1. Ubicación Geográfica.	2
1.1.2. Geología Estructural.	3
1.1.3. Origen del Petróleo.	10
1.1.4. Propiedades Petrofísicas.	10
1.1.5. Propiedades de los Fluidos.	12
1.2. MÉTODO EMPLEADO PARA LA DETERMINACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA Y CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA	13
2. ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) EN EL ÁREA CRAVO NORTE A PARTIR DE REGISTROS ELÉCTRICOS MEDIANTE EL USO DE REDES NEURONALES	14
2.1. ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS)	14
2.1.1. Selección de la Correlación.	14
2.1.2. Selección de la información a entrenar.	20
2.1.3. Procesamiento de la información.	20
2.1.4. Entrenamiento de la Red Neuronal.	20
2.1.5. Evaluación del Aprendizaje de la Red Neuronal.	24
2.2. ESTIMACIÓN DE LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CRITICAL DRAWDOWN PRESSURE, CDDP)	32
3. CONCLUSIONES	36
4. RECOMENDACIONES	38
BIBLIOGRAFÍA	39
ANEXOS	42

LISTA DE TABLAS

		Pág.
Tabla 1.	Correlaciones para determinación del UCS en el área Cravo Norte	13
Tabla 2.	Determinación del CDDP en el área Cravo Norte	13
Tabla 3.	Correlaciones para el Cálculo del UCS.	14
Tabla 4.	Características de entrenamiento, Versión Inicial.	21
Tabla 5.	Características de entrenamiento, Archivo Final.	23
Tabla 6.	Diferencia de los resultados obtenidos evaluación red neuronal.	25
Tabla 7.	Parámetros estadísticos poblacionales.	26
Tabla 8.	Regiones críticas para probar $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$.	29
Tabla 9.	Datos prueba F, comparación con red neuronal.	30
Tabla 10.	Regiones críticas para probar $\mu_1 = \mu_2$.	31
Tabla 11.	Datos prueba Z, comparación con red neuronal.	31
Tabla 12.	Pozos Seleccionados estimación del CDDP, UCS y DD.	33
Tabla 13.	Rangos CDDP, A partir de DD Medidos.	34
Tabla 14.	Rangos CDDP, A partir de DD MRT.	35

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Ubicación geográfica área Cravo Norte.	2
Figura 2. Ubicación geográfica campos área Cravo	3
Figura 3. Fallas y Estructuras del área Cravo Norte.	5
Figura 4. Columna estratigráfica generalizada del área Cravo Norte.	9
Figura 5. Comparación UCS pozo RD-03 (Carbonera Superior).	15
Figura 6. Comparación UCS pozo LY-32.	16
Figura 7. Comparación UCS pozo MN-08.	17
Figura 8. Comparación UCS pozo RD-02.	18
Figura 9. Comparación UCS pozo CC-INJ03.	19
Figura 10. Prueba de aprendizaje Carbonera Superior, Red inicial.	22
Figura 11. Prueba de aprendizaje Carbonera Inferior y Cretáceo Red Inicial.	22
Figura 12. Prueba de aprendizaje Carbonera Inferior y Cretácico, Red Final.	24
Figura 13. Histograma de frecuencia correlación Schlumberger.	27
Figura 14. Histograma de frecuencia Red Neuronal.	27
Figura 15. Recta probabilística Correlación Schlumberger.	28
Figura 16. Recta probabilística Red Neuronal.	28
Figura 17. Regiones de caída de presión crítica, DD Medido.	34
Figura 18. Regiones de caída de presión crítica, DD MRT.	35

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
Anexo A. EVALUACIÓN DE LA RED NEURONAL MEDIANTE ANÁLISIS CUALITATIVO.	43
Anexo B. POZOS SELECCIONADOS PARA LA ESTIMACIÓN DE LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA.	49
Anexo C. NeuroSolution 5 PARA ESTIMAR EL UNCONFINED COMPRESSIVE STRENGTH (UCS).	65
Anexo D. REDES NEURONALES: DE LA BIOLOGÍA A LA INFORMÁTICA	80
Anexo E. RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA Y CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA: GENERALIDADES	94

RESUMEN

TÍTULO: APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) A PARTIR DE REGISTROS ELÉCTRICOS EN EL ÁREA DE CRAVO NORTE*.

AUTOR: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés**.

PALABRAS CLAVES: Resistencia compresiva No confinada (UCS), Caída de presión crítica (CDDP), Redes neuronales, Geomecánica, Producción de arena.

DESCRIPCIÓN

Los problemas de producción de arena en pozos del área Cravo Norte han representado pérdidas de tiempo y aumento en costos de operación de las zonas productoras. Por esta razón es necesario conocer las propiedades mecánicas de la roca como herramienta primordial en la prevención y reducción de estos problemas. Conociendo la resistencia compresiva no confinada (UCS, por sus siglas en inglés) de las formaciones geológicas perforadas de una manera detallada y confiable, además de la caída de presión crítica (CDDP, por sus siglas en inglés), se pueden realizar análisis de estabilidad que permiten tomar decisiones que ayuden a prevenir los problemas de arenamiento y los costos adicionales que estos implican.

En el estudio se utiliza una red neuronal artificial, que puede estimar de manera confiable y continua la resistencia compresiva no confinada (UCS) a partir de registros eléctricos. El método computacional inspirado en la biología animal, presenta una habilidad para ser entrenado, ajustarse y aprender a partir de asociaciones de una o varias respuestas, lo que la hace una herramienta poderosa en la solución de problemas que involucren reconocimiento de patrones, en este caso la estimación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) a partir de los registros eléctricos. Los modelos anteriores utilizados en el área Cravo Norte también han utilizado los registros eléctricos como fuente para la

* Proyecto de grado

** Universidad Surcolombiana, Facultad de Ingeniería, Programa de Ingeniería de petróleo.
Director: PATIÑO S., Cesar Augusto.

estimación de la resistencia compresiva no confinada (UCS), presentando en la mayoría de los casos, problemas por sobreestimación de la porosidad que se refleja en una inapropiada estimación de la resistencia compresiva no confinada, además de la variable del error humano en el uso de las correlaciones en cuanto a la mala selección de estas en función del bloque y la formación productora.

En cuanto a la caída de presión crítica (CDDP), el documento ubica nuevos rangos ajustados a la realidad del área Cravo Norte mediante un análisis histórico de la producción de arena y las caídas de presión manejadas por los diferentes pozos. Los rangos que se vienen utilizando a las condiciones actuales presentan ajuste pero se deben optimizar, donde en la mayoría de los pozos del área de estudio se pueden observar caídas de presión mayores a la mayor caída de presión crítica que se especifica para la zona con mayor la resistencia compresiva no confinada.

La información de los pozos corazonadas y con estudio geomecánico La Yuca 32, Matanegra 08 y Redondo 02; junto a sus registros de Rayos Gamma (GR), Registro sísmico (DT-35), Registro de porosidad interpretada (PHIE) y Registros de volumen de arcilla (VCL); se procesa en el aprendizaje de la red neuronal, el cual fue evaluado con el pozo corazonado y con estudio geomecánico Caricare Inyector 03, en el cual muestra muy buen ajuste. Se tomaron algunos pozos aleatorios de las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico para validar la red neuronal, observándose muy buenos resultados. Se decide que la red neuronal no aplica para la formación Carbonera Superior debido a la falta de información para el entrenamiento de la red.

Finalmente, para los pozos representativos se realiza un análisis histórico de la caída de presión y la producción de arena, que junto con la información de resistencia compresiva no confinada, sirven para desarrollar nuevos rangos de caída de presión crítica ajustados a las condiciones del área Cravo Norte en las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico.

ABSTRACT

TITLE: APPLICATION OF NEURAL NETWORKS TO ESTIMATE UNCONFINED COMPRESSIVE STRENGTH (UCS) AND CRITICAL DRAWDOWN PRESSURE (CDDP) FROM ELECTRIC LOGS IN CRAVO NORTE AREA. *

AUTHOR: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés **

KEYWORDS: Unconfined Compressive Strength (UCS), Critical Drawdown Pressure (CDDP), Neural Networks, Geomechanics, Sand production.

DESCRIPTION

Sanding problems in Cravo Norte area have been represent loss in time and increase operations costs in oil producer areas. Therefore, is necessary to know about rock geomechanics like primary tool in prevention and reduction of this problem. Whit trusty and detailed unconfined compressive strength (UCS) of geological formations perforate, besides critical drawdown pressure (CDDP), engineers can do a stability analysis that will enable to take decisions and help them to prevent sanding problem and increment cost.

In this study, was used an artificial neural network that can make estimation trusty and continuously of unconfined compressive strength (UCS) from electric logs. This computational method is inspired in animal biology, that shows ability to be trained, adjusting and learning as from one or more output association, this make a powerful tool for solution in problem whit patron recognize, in this case, estimation of unconfined compressive strength (UCS) from electric logs. Last models use electronics logs too, but this show in many cases, problems by upper-estimation of porosity reflected in bad estimation of unconfined compressive strength, moreover the human error is present in selection and use of correlations in function of block and oil formation.

* Project Degree

** Surcolombiana University, Engineering Faculty, Petroleum Engineering Program. Director: PATIÑO S., Cesar Augusto.

As regards critical drawdown pressure (CPPD), this document defines new ranks of this parameter adjusted to reality Cravo Norte area through historic analysis of sand production and drawdown pressure for different wells. Actually ranks could be far of reality so it should be optimizes, in many case drawdown pressure is bigger than critical drawdown pressure specificities in rank for one valor of unconfined compressive strength.

The information of cored wells whit geomechanics studies, La Yuca 32, Matanegra 08 y Redondo 02; besides its electric logs, Gamma Ray log (GR), Sonic log (Long Spaced Sonic Far-35), interpreted porosity log (PHIE) and Clay Volume (VCL); its processed on learning in neural network, it's evaluate whit information of well Caricare Injector 03 gives a good adjust. Some random wells from Lower Carbonera and Cretaceous formations are taking to validate neural network whit good results. Wells whit completion in Upper Carbonera formation are not consider, this decision were taking due to there are little information for training neural network in this formation.

Finally, for representative wells is realize an historic analysis of drawdown pressure and sand production, with information of unconfined compressive strength, its used to develop new ranks of critical drawdown pressure adjusted to reality conditions of Cravo Norte area in Lower Carbonera and Cretaceous formations.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años la industria petrolera ha llegado a la conclusión que uno de los principales factores que influye en la estabilidad de los pozos es la resistencia de la roca. Un factor importante para la evaluación económica del desarrollo, caracterización y manejo de un campo petrolero es la predicción de los problemas de arenamiento durante la vida productiva del mismo. Estos problemas se pueden prevenir mediante la estimación de la resistencia compresiva No confinada, (Unconfined Compressive Strength, UCS) y el posterior cálculo de la caída de presión crítica (Critical Drawdown Pressure, CDDP), a partir de los registros eléctricos, con el fin de prolongar y asegurar un buen manejo del yacimiento minimizando los problemas mecánicos y las pérdidas de producción que se presentan al ocurrir el arenamiento del pozo debido a que se reduce el índice de productividad (Productivity Index, P.I.) al taponarse los intervalos productores.

El uso de la técnica de redes neuronales la cual es basada de la fisiología humana, ha sido aplicada como una herramienta más para el desarrollo, caracterización y manejo del yacimiento del área de Cravo Norte, utilizando los datos obtenidos en los estudios geomecánicos anteriores y en los registros eléctricos disponibles en los diferentes pozos de dicha área.

El estudio se compone inicialmente de las generalidades del área de estudio y la manera como se realiza actualmente la estimación de los parámetros resistencia compresiva No confinada y caída de presión crítica en el área Cravo Norte. Posteriormente, se presenta la estimación de parámetros resistencia compresiva No confinada y caída de presión crítica a partir de redes neuronales, donde se encuentra el modo de selección de la correlación a entrenar, además del procesamiento de la información necesaria para realizar dicho procedimiento de forma tal que el aprendizaje de la red neuronal sea satisfactorio. La red neuronal es luego puesta a prueba, es decir evaluada y validada, además se le realiza un análisis estadístico para comprobar dicha validación, dando cumplimiento con parte del objetivo del presente estudio. Luego se muestra el análisis histórico a pozos representativos que se realiza para la obtención de nuevos rangos de caída de presión crítica que se ajusten a la realidad, cumpliendo a cabalidad con el objetivo principal del presente estudio.

1. ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) EN EL ÁREA CRAVO NORTE

1.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA

1.1.1 Ubicación Geográfica

Los límites geográficos contrato de asociación Cravo Norte se encuentran definidos al norte y al este con la República Bolivariana de Venezuela, al sur con el Río Casanare y al occidente con la Cordillera Oriental, tal como lo muestran las figuras 1 y 2. Al extremo norte de la cuenca de los Llanos Orientales, Intendencia de Arauca, se encuentra a aproximadamente 0.5 km al sur del Río Arauca (límite internacional entre Venezuela y Colombia) y 50 km al occidente de la ciudad de Arauca, al sur el río Arauca. Incluye los campos de Caño Limón, La Yuca, Matanegra, Redondo, Caño Verde y Caño Yarumal. Cuenta con una extensión de 260,000 Hectáreas localizadas en el extremo norte de los llanos colombianos entre la población de Arauquita y el caserío de La Yuca, enmarcadas bajo las coordenadas Gauss con origen 3º Este.

X: 1'256000 m

Y: 992000 m

X: 1;264000 m

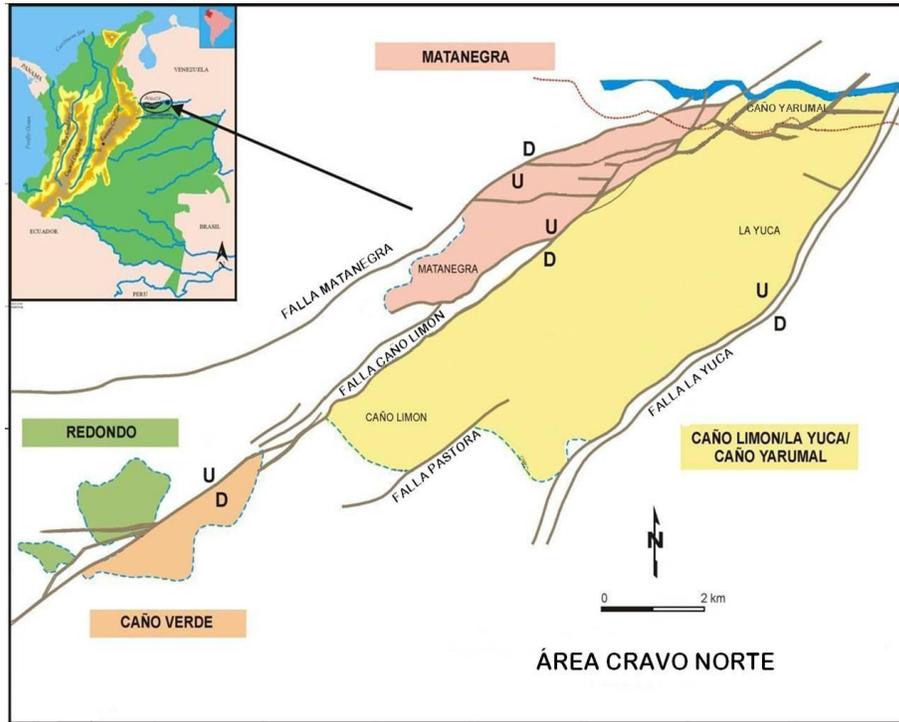
Y: 1'004000 m

Figura 1. Ubicación geográfica área Cravo Norte



FUENTE: Occidental de Colombia

Figura 2. Ubicación geográfica campos área Cravo Norte



FUENTE: Occidental de Colombia

1.1.2 Geología Estructural

La geología estructural del área se encuentra asociada a un estilo estructural tipo "Wrench" originando un fallamiento de tipo normal con dirección Noreste-Suroeste.

Fallas

Falla Matanegra

Es una falla subparalela a la falla la Yuca y se desprende de la falla Caño Limón al sur del Río Arauca, posee una dirección suroeste, su extensión es de aproximadamente 8 kilómetros. Esta discontinuidad tiene un buzamiento inclinado y un desplazamiento en sentido longitudinal, con un máximo desplazamiento vertical de 200 pies.

El bloque de la falla del área Matanegra es estructuralmente el más alto del campo. La culminación estructural del Carbonera bajo y del K1-K2A Cretácico, es una zona de domo amplia en el Noreste del bloque que es un corte debido a la formación de una falla normal en el borde de la falla de Caño Limón. La falla normal tiene un corte hacia fuera de aproximadamente 250 grados a partir de las unidades K2A y K2B en el pozo Matanegra 05. El flanco Noroeste es un bloque de falla con buzamientos al noroeste con aproximadamente 6 grados, y la parte central del bloque fallado con buzamientos al suroeste de 2 – 6 grados.

Falla La Yuca

Se extiende subparalelamente a la falla de Caño Limón por aproximadamente 35 kilómetros. Esta falla tiene un desplazamiento vertical aproximado de 300 pies, sin estar aún definido el desplazamiento horizontal.

Falla Caño Limón

Es un falla regional de rumbo, orientada al noreste, con un probable desplazamiento lateral derecho de varios kilómetros. Esta falla actúa como sello y divide el campo en dos bloques principales: la estructura de Caño Limón y La Yuca en el suroeste y el bloque elevado cuneiforme de Matanegra al noroeste.

Falla Arauca

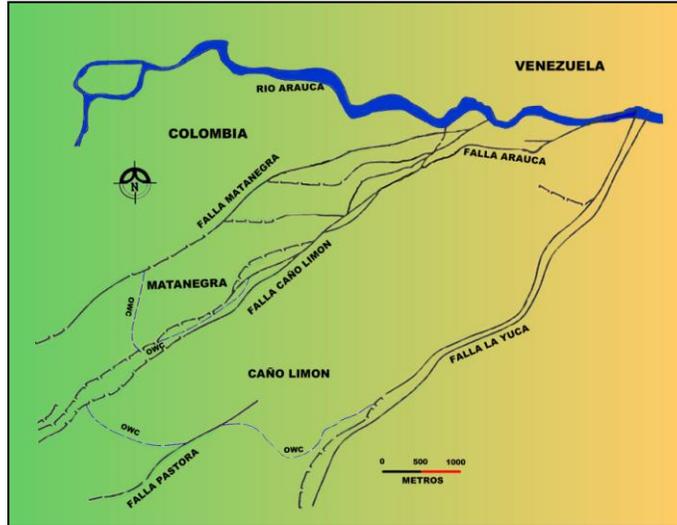
Tiende en dirección este-oeste a lo largo de un segmento del Río Arauca uniendo las fallas Matanegra y La Yuca en el extremo norte del campo. La falla Arauca es normal con el bloque caído hacia el norte. Posee un desplazamiento vertical máximo de 150 pies aproximadamente.

Falla Pastora

Con dirección NE-SW, inversa y con un alto ángulo.

Dentro de las fallas el campo comprende tres cierres estructurales, cada una de ellos asociado a un área productiva, las cuales se denominan Caño Limón, La Yuca y Matanegra, como se muestra en la figura 3.

Figura 3. Fallas y Estructuras del área Cravo Norte



FUENTE: Occidental de Colombia

Estructuras

Las estructuras parecen haber sido formadas por el movimiento lateral de la falla Caño Limón, que secciona al campo del noreste al suroeste y por el desplazamiento asociado a las fallas Matanegra y La Yuca. Adicionalmente el Campo Caño Limón está relacionado con la falla de Arauca que es de corta extensión y corre paralela al río Arauca sobre la parte norte del campo.

Estructura Matanegra

La estructura Matanegra se encuentra cortada por fallas normales con dirección este-oeste, las cuales corresponden a fallas antitéticas de la falla Caño Limón. Este anticlinal delimitado por las fallas Matanegra y Caño Limón, presenta el área más alta del campo, con un cierre vertical total de 700 pies y con el mayor número de zonas productoras.

Pruebas de interferencia llevadas a cabo entre los pozos ubicados a los lados de la falla de Caño Limón indican que la estructura Matanegra es un yacimiento separado de las estructuras Caño Limón y La Yuca teniendo por tanto un contacto original de agua-aceite diferente, identificado aproximadamente a 7,280 pies.

Estructura Caño Limón y La Yuca

Son pliegues anticlinales unidos entre sí por un área sinclinal media. Presentan buzamientos suaves que oscilan entre 5 y 10 grados. Las dos estructuras constituyen un mismo yacimiento y tienen un contacto original agua-aceite común a 7,290 pies.

Discordancias

Tres discordancias principales se reconocen en la secuencia estratigráfica del Campo, una basal que separa la sección pre-cretácica de las rocas del Cretáceo Superior; una media entre el Cretáceo Superior y el Mirador Eoceno (Formación Carbonera Inferior) y una superior entre la Formación Carbonera Inferior y la Formación Carbonera Superior.

Geología estratigráfica⁹

La secuencia estratigráfica en el Área de Cravo Norte incluye sedimentos de edad Pre-cretáceo a Reciente y cuenta con 2,840 metros (9,200 pies).

Basamento Pre-Cretáceo

Estaría representado por un complejo ígneo-metamórfico compuesto de neises, migmatitas y granitos, metasedimentos arenosos, conglomeráticos y rocas volcánicas (Robertson Research, 1985). Ningún pozo en el área ha alcanzado el basamento cristalino.

Cretáceo

La división de la sección cretácea en el área, en las unidades K3, K2A, K2B y K1 es operacional propia de la Compañía Occidental de Colombia, por lo tanto no hay una correlación estratigráfica directa con las unidades del Cretáceo a las que otros operadores en la Cuenca de los Llanos le han asignado una nomenclatura similar (Gabela, 1985).

⁹ INGVAR ALARIK. Caracterización del yacimiento Cretaceo K2A, campo Matanegra, Área Cravo Norte, departamento de Arauca. Universidad Nacional de Colombia. 2003

Unidad K3. Yace inconformemente sobre rocas precretáceas o del basamento. Consiste de areniscas macizas de facies fluviales intercaladas con algunas capas de lutitas y limolitas carbonosas. Posee buenas características petrográficas pero no son productoras en el campo Caño Limón. Con base en dataciones palinológicas (especímenes de *Cyathocidites* sp.), se le asigna una edad Albiano-Cenomaniano (Bogotá, 1,988), además, se correlaciona con los pozos del campo Guafita (República Bolivariana de Venezuela) en la cuenca septentrional.

Unidad K2. Recientemente la compañía hizo una nueva división operacional de la Unidad K2. Anteriormente se dividía en dos paquetes arenosos contenidos entre arcillolitas identificados como K2B y K2A. Se considera que la Unidad K2 se divide de base a tope en tres paquetes denominados K2C, K2B y K2A.

Molina, 1991	Actual
K2A	{ K2A
	{ K2B
K2B	K2C

La Unidad K2C está compuesta por capas de areniscas lateralmente continuas. Es común encontrar capas delgadas de arcillolita y calizas lateralmente discontinuas y muestra un patrón agradacional en registros eléctricos (Serrano & Urrego, 1,996), depositada en un ambiente de frente de playa inferior. Su espesor varía de 73 a 147 pies. Está separada de la Unidad K2B suprayacente por un intervalo de arcillolitas continuas de origen marino que se ha denominado Lutita de Palito (Palito Shale), que tiene 20 a 40 pies de espesor.

La Unidad K2B está constituida por intercalaciones de arenas, areniscas con cemento calcáreo y bioesparitas arenosas que presentan un patrón regular en el registro de Rayos Gamma e irregular en los registros de resistividad, depositada en un frente de playa inferior y sometida a la acción de tormentas (Serrano & Urrego, 1,996). Su espesor varía entre 31 Y 172 pies.

La Unidad K2A está constituida principalmente por arenas depositadas en un frente de playa inferior en la base que pasa a frente de playa superior bajo la acción de olas y mareas. Muestra un patrón progradacional. El tope de la unidad está constituido por areniscas de frente playa inferior bioturbadas que evidencian una baja tasa de aporte por la alta actividad de organismos. Presenta pequeños niveles lodosos y arcillosos. Su espesor varía entre 17 y 143 pies en el área Cravo Norte y entre 50 y 143 pies en el Campo Matanegra.

Unidad K1. Constituida por lutitas intercaladas con arenas de grano fino a medio. Tiene un espesor promedio de 250 pies. Serrano & Urrego (1,996) determinaron la existencia de seis asociaciones faciales interpretadas como depósitos de plataforma marina somera con alta influencia mareal. Con base en estudios palinológicos (zona de Araucariacites sp.), se le asigna una edad Santoniano-Campaniano (Bogotá, 1,988). Esta unidad se ha subdividido en dos miembros: Arenas del K1 inferior y shale La Yuca. Presentan permeabilidades mas bajas que la otras arenas productivas. Su correlación en el área del campo se considera buena.

Terciario

En el Area Cravo Norte se ha reconocido cuatro unidades acumuladas durante el Terciario: Formación Carbonera Inferior, Formación Carbonera Superior, Formación León (Mioceno) y Formación Guayabo (Mioceno – Reciente).

Formación Carbonera Inferior. Se divide en cuatro zonas que están separadas por la Lutita Guafita (Guafita Shale), de carácter regional, que consituye una barrera para el flujo vertical. Se ha interpretado como una secuencia de depósitos deltáicos dominados por ríos (Molina, 1991), que abarca subambientes desde canales distributarios bien preservados hasta llanuras de inundación (Serrano & Urrego, 1996). Las areniscas presentan tamaños de grano arena media hasta conglomerático y constituyen las dos terceras partes de la unidad. Estas areniscas se consideran de buena calidad, presentan permeabilidades de varios Darcys. Tiene un espesor promedio de 260 pies . La intercalaciones de arcillas y lutitas, dividen la formación en cuatro miembros , de acuerdo a la nomenclatura de la compañía de la base al tope estos son: M4, M3, M2, M1.

Formación Carbonera Superior. Está compuesta por sedimentos depositados en un ambiente de plano deltáico inferior a superior, con cuerpos arenosos aislados, de poca conectividad (Molina, 1991). Se ha dividido en cinco miembros: C5, C4, C3, C2 y C1, que son continuos en la cuenca, pero las areniscas de canales individuales son discontinuas. Las únicas productivas hasta el momento son C5 y C4, las cuales tiene un espesor promedio de de 248 pies en el área de caño Limón y La Yuca, y 214 pies en la estructura de Matanegra.

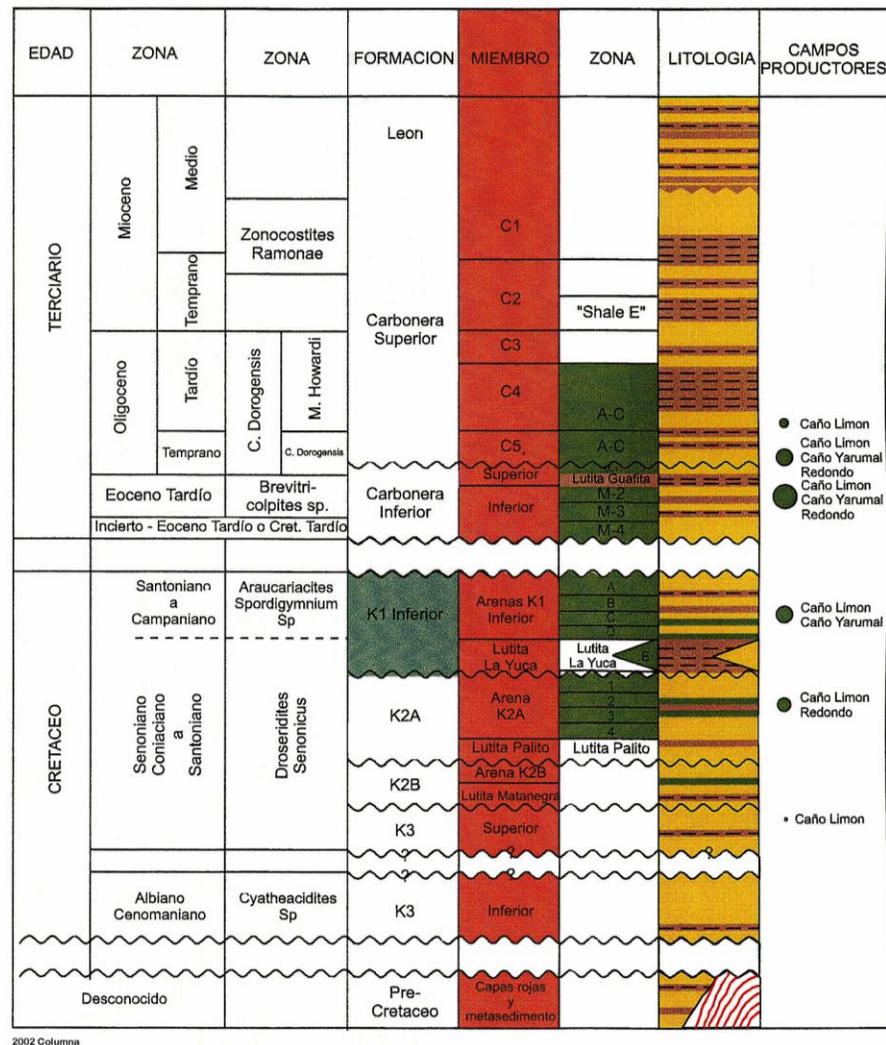
Formación León. Consiste principalmente de una secuencia arcillosa, con pequeñas interstratificaciones arenosas y carbonosas. Color gris verdoso y café, ocasionalmente micáceo. Se depositó en un ambiente marino somero a salobre (Robertson Research, 1985).

Formación Guayabo. Es una secuencia de areniscas, lutitas y arcillolitas interestratificadas. Las lutitas y arcillolitas son grises, café, crema y rojo. Las areniscas son cuarzosas, macizas y friables (Robertson Research, 1985), depositadas en ambientes continentales fluviales. Alcanza espesores de 5400 pies en el área.

Cuaternario

Ocurre como sedimentos aluviales y terrazas a veces bien desarrolladas. Generalmente consiste de gravas no consolidadas con espesores variables (Robertson Research, 1985).

Figura 4. Columna estratigráfica generalizada del área Cravo Norte



FUENTE: Occidental de Colombia

1.1.3 Origen del Petróleo

Los aceites de Caño Limón provienen de sedimentos marinos ricos en materia orgánica. Una comparación realizada con otros aceites de los Llanos Centrales revela que estos últimos tienen un origen diferente por lo cual parecen haber sido generados por sedimento con abundante material orgánico terrestre, diferencias que se basan en la presencia de parafinas.

Las conclusiones que se dividen de las comparaciones hechas indican que los aceites de los Llanos provienen de más de una fuente generadora y que el aceite de Caño Limón se originó en sedimentos marinos distales. La fuente de generación de aceite en el campo podría correlacionarse con sedimentos profundos hacia el oeste.

El petróleo de Caño Limón ha sido clasificado como moderadamente maduro con base en la gravedad API y en la presencia de elementos volátiles en su composición.

1.1.4 Propiedades Petrofísicas¹⁰

Todos los pozos perforados en el área de Cravo Norte han sido investigados con un juego completo de registros eléctricos que permite entre otros la evaluación cuantitativa de la porosidad y saturación de agua de las formaciones atravesadas.

Porosidad

Se denota con la letra griega phi (ϕ). Se define como el porcentaje de espacio ocupado por fluidos que ocurre dentro o entre los granos, la matriz y el cemento. Por lo tanto, la porosidad es la medida de la capacidad de una roca reservorio para almacenar aceite, gas o agua (Berg, 1,986).

Los Yacimientos de Caño Limón presentan una porosidad no muy buena. Las mayores porosidades se observan en la estructura Matanegra considerando individualmente cada yacimiento, las porosidades más altas de la formación

¹⁰ Patiño Suárez, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en el área Cravo Norte a partir de registros electrónicos, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga

Mirador fluctúan entre 23 y 26 % en todo el campo. Las arenas del C5 de la formación Carbonera y el miembro Cretáceo K2 siguen al Mirador en los valores altos de porosidad.

Permeabilidad

Se denota como k . Es una medida de la capacidad de la roca de transmitir un fluido. La permeabilidad depende de los espacios conectados dentro de la roca. Son muy importantes el tamaño, la forma y el arreglo de los poros interconectados.

En la práctica, se utiliza el darcy como unidad de permeabilidad y está dado por:

$$k = \frac{Q}{A} \mu \frac{\partial p}{\partial L} \times 1.0133 \times 10^6$$

donde

$\frac{Q}{A}$ = flujo de volumen por unidad de área, $\text{cm}^3/\text{s cm}^2$

μ = viscosidad en centipoises, dinas/cm

$\frac{\partial p}{\partial L}$ = gradiente de presión por unidad de longitud, atm/cm

1.0133×10^6 = factor de conversión, $\text{dinas/cm}^2 \text{ atm}$

en el sistema mks:

$$1(\mu\text{m})^2 = 1.01 \text{darcy} = 1.01 \times 10^3 \text{mildarcy}$$

Los valores de permeabilidad se han determinado con base en análisis de presiones obtenidos en pruebas e formación, de producción (DST) y por el análisis de muestras de los núcleos cortados hasta la fecha.

De las permeabilidades derivadas del análisis de presión los valores más altos corresponden a los yacimientos del Mirador, los cuales tiene un valor promedios de 5 Darcys. Las arenas del C5 de la Formación Carbonera fluctúan entre 2 y 5 Darcys. Los yacimientos del K1 tienen en promedio 1 Darcy, y el K2 tiene 2 Darcys.

Saturación

Se denota por S (S_w para saturación de agua y S_o para saturación de hidrocarburo). La cantidad de fluido en una roca es llamada saturación de fluido. El grado de saturación se expresa como un porcentaje del espacio poral.

El análisis de muestras de fluido (pruebas PVT) indican que las formaciones petrolíferas se encuentran a una presión superior a la presión de saturación y por consiguiente solo pueden estar contenidas en ellas fluidos líquidos, aceite y agua.

Las saturaciones de agua y petróleo se determinan con base en la evaluación de registros eléctricos y en la utilización de programas que incorporan parámetros de porosidad y arcillosidad de los yacimientos. Una saturación residual de petróleo (S_{or}) promedio de 18% ha sido determinada para la Formación Carbonera Inferior con base en permeabilidades relativas para el sistema petróleo-agua.

1.1.5 Propiedades de los Fluidos

Las propiedades del crudo de Caño Limón se ha determinado con base en análisis de muestras de fondo de pozo, las cuales indican que el petróleo de Caño Limón esta Subsaturado y que no habrá gas libre en el yacimiento durante toda su vida productiva.

El gas en solución medido en laboratorio es inferior a 15 PCN/BCN para todas las muestras analizadas. Este bajo contenido de gas confirmado por la ausencia de candidatos medibles durante pruebas de formación. El bajo contenido de gas contribuye a la baja compresibilidad del petróleo por lo cual no se espera un aporte de energía al yacimiento por expansión de crudo.

La viscosidad del petróleo generada a condiciones de yacimiento, medida en el laboratorio oscila en valores de 2.4 a 6.9 centipoices. La gravedad API a condiciones de superficie 16°C (60°F) varía de 26.9° hasta 32.4° API

1.2 MÉTODO EMPLEADO PARA LA DETERMINACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA Y CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA

Para el área de Cravo Norte se han presentado un serie de correlaciones para la estimación de la resistencia compresiva No confinada, UCS, desarrolladas por los ingenieros de petróleos Alfonso Varela y Ciro Pinto, las cuales están en función del parámetro petrofísico de la porosidad, que es obtenida a través de registros eléctricos. Dichas correlaciones se desarrollaron para cada bloque y teniendo en cuenta la formación a evaluar, la tabla 1 muestra las correlaciones mencionadas.

Tabla 1. Correlaciones para determinación del UCS en el área Cravo Norte

Bloque	Upper Carbonera	Lower Carbonera	Cretáceo
CV, RD, CC, JIB	$UCS = 84.987\phi^{-1.979}$	$UCS = 95.715\phi^{-1.467}$	$UCS = 87.315\phi^{-1.235}$
CY, MN	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$		
CL, LY	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$	$UCS = 75.973\phi^{-1.379}$	$UCS = 73.875\phi^{-1.259}$

donde:

$\phi_{SONICA} = \frac{\Delta t - \Delta t_{matriz}}{\Delta t_{fluido} - \Delta t_{matriz}}$	Δt ($\mu\text{seg}/\text{ft}$)
Fluido base agua	189
Matriz de cuarzo	55

FUENTE: Occidental de Colombia

La caída de presión crítica, CDDP, se estima una vez se ha obtenido el resistencia compresiva No confinada, UCS, mediante el uso de una tabla patrón que dependiendo del valor del UCS obtenido nos muestra un rango de caída de presión crítica, CDDP.

Tabla 2. Determinación del CDDP en el área Cravo Norte

Unconfined Compressive Strength UCS (psi)	Critical Drawdown Pressure CDDP (psi)
$UCS \leq 250$	5 – 15
$250 < UCS \leq 400$	10 – 20
$400 < UCS \leq 600$	15 – 25
$600 < UCS \leq 800$	24 – 40
$800 < UCS \leq 1000$	30 – 45
$UCS \geq 1000$	50

FUENTE: Occidental de Colombia

2. ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS) Y LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CDDP) EN EL ÁREA CRAVO NORTE A PARTIR DE REGISTROS ELÉCTRICOS MEDIANTE EL USO DE REDES NEURONALES

2.1 ESTIMACIÓN DE LA RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA (UCS)

2.1.1 Selección de la Correlación

A partir de los resultados de los análisis geomecánicos de núcleos de los pozos RD-02, RD-03, MN-08, LY-32 y CC-INJ03, y con base en el estudio Caño Limon Field – Mechanical Earth Model – Geomechanics Report realizado por la Compañía Schlumberger en el año 2003 para Occidental de Colombia Inc., se compararon las correlaciones actualmente usadas en Occidental de Colombia, las correlaciones propuestas por Schlumberger, con los datos reales obtenidos en los análisis Geomecánicos de dichos pozos, dando como resultado un mejor ajuste a los datos medidos con la correlación de Schlumberger. Además, la correlación de Schlumberger en su desarrollo tiene en cuenta no solo la porosidad sino también parámetros mineralógicos de la formación que influyen también en la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) como lo es el volumen de arcilla en la roca (VCL).

Debido que Schlumberger presenta dos correlaciones en función de la formación, y las correlaciones actuales tiene están en función de la formación y del campo petrolero (ver tabla 3), se realizaron por separado las comparaciones así:

Tabla 3. Correlaciones para el Cálculo del UCS

	Bloque	Upper Carbonera	Lower Carbonera	Cretáceo
OLD	CV, RD, CC, JIB	$UCS = 84.987\phi^{-1.979}$	$UCS = 95.715\phi^{-1.467}$	$UCS = 87.315\phi^{-1.235}$
	CY, MN	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$		
	CL, LY	$UCS = 68.735\phi^{-1.155}$	$UCS = 75.973\phi^{-1.379}$	$UCS = 73.875\phi^{-1.259}$
		Upper Carbonera	Lower Carbonera y Cretáceo	
SLB		$UCS = 62457.0048 * PHIT^{-0.8820}$	$UCS = 4787.794 * (1 - VCL - PHIT)^{2.518019}$	

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

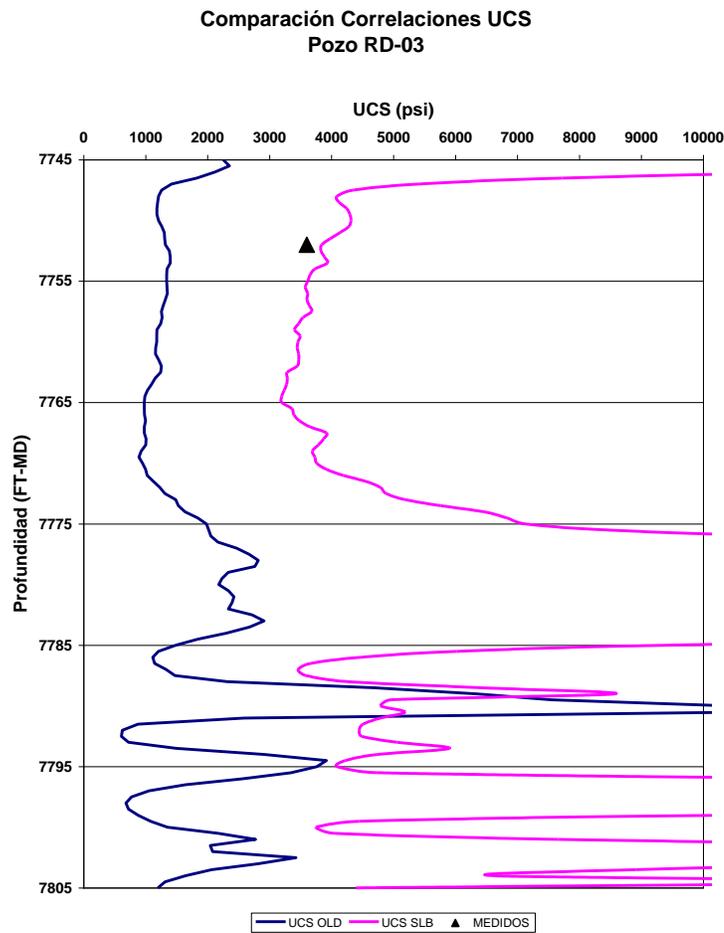
Formación Carbonera Superior (Upper Carbonera, C5)

El pozo RD-03 es el único pozo que cuenta con análisis geomecánico para la zona de la formación Carbonera Superior, razón por la cual solo para mencionado pozo se realiza la comparación para dicha zona utilizando las ecuaciones de la tabla 3 (ver figura 5).

Formación Carbonera Inferior y Cretácico (Lower Carbonera, Cretáceo)

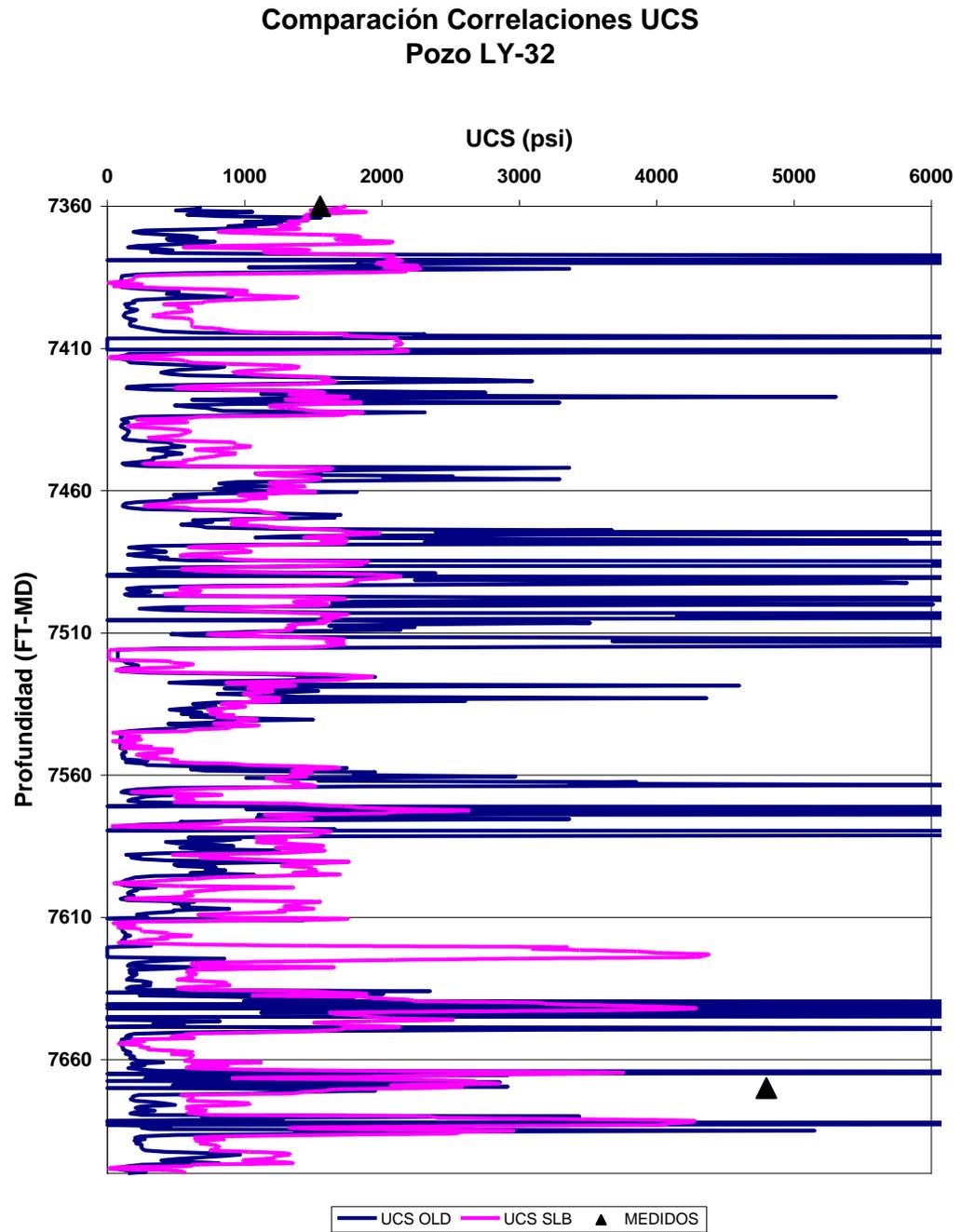
Para esta comparación se tomaron los pozos LY-32, MN-08, RD-02 y CC-INJ03 (ver figuras 6, 7, 8 y 9), por ser los pozos que para estas formaciones poseen análisis geomecánico, se compararon las correlaciones consignadas en la tabla 3.

Figura 5. Comparación UCS pozo RD-03 (Carbonera Superior)



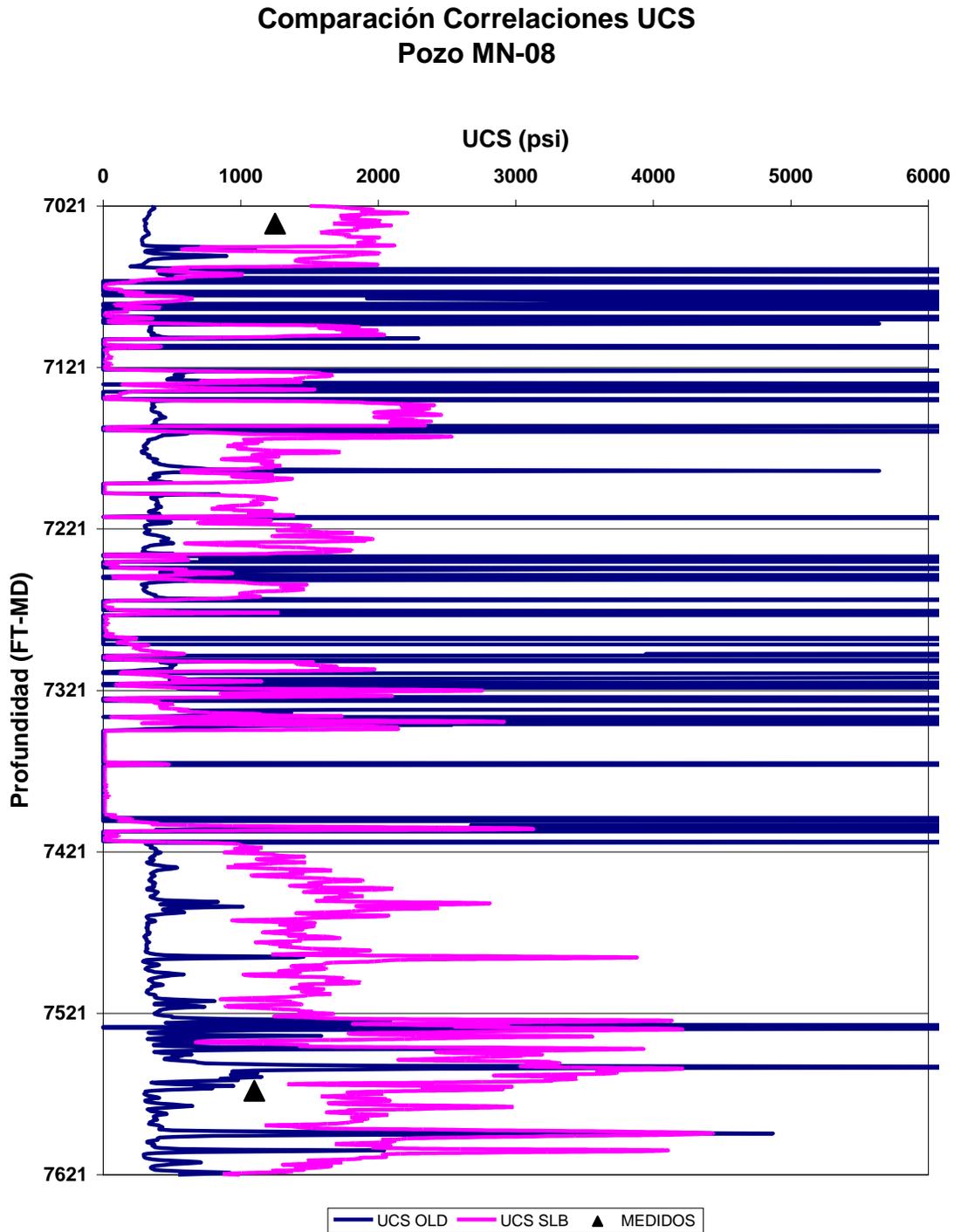
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 6. Comparación UCS pozo LY-32



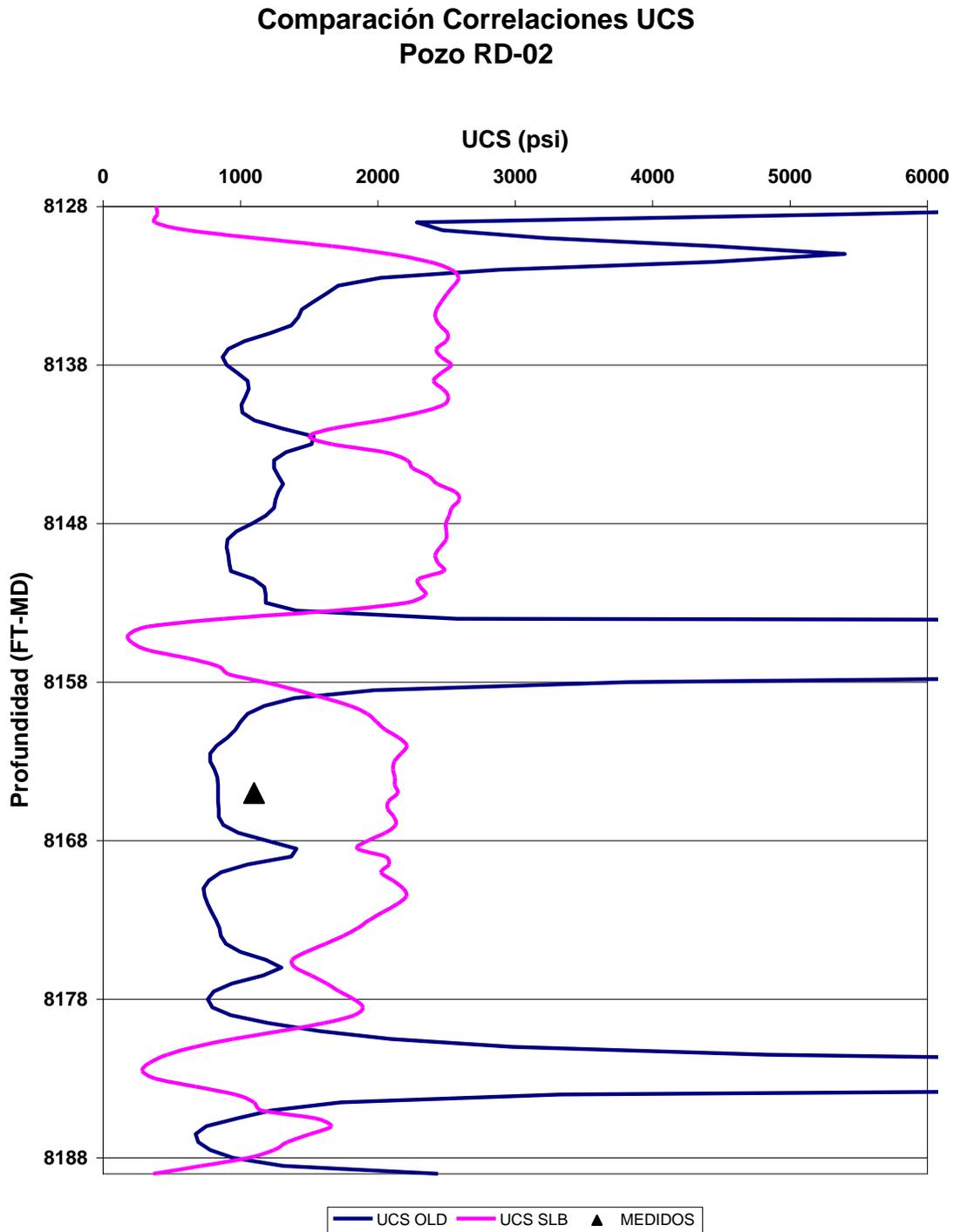
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 7. Comparación UCS pozo MN-08



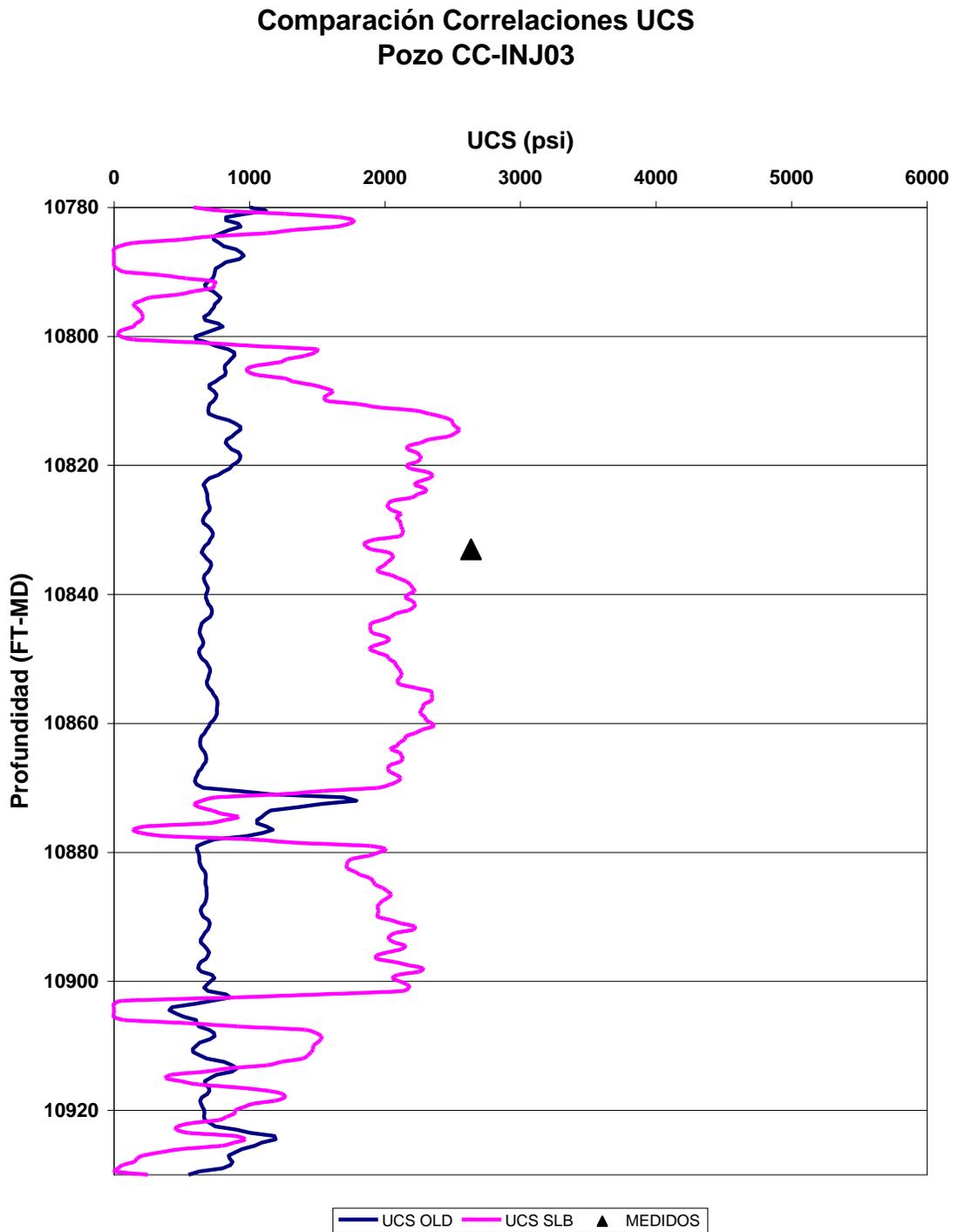
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 8. Comparación UCS pozo RD-02



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés..

Figura 9. Comparación UCS pozo CC-INJ03



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés..

Luego de realizar la comparación se seleccionan las correlaciones de Schlumberger debido a que estas presentan mayor ajuste con los datos reales medidos en laboratorio.

2.1.2 Selección de la información a entrenar

Para el entrenamiento de la Red Neuronal se toman los siguientes Input o datos de entrada:

Rayos Gamma GR	5' Compensated Sonic DT-35	PHIE	Volume Clay VCL
---------------------------	---	-------------	----------------------------

Estos parámetros de entrenamiento se seleccionaron, debido a que afectan la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS), así: los Rayos Gamma (GR), evidencian la presencia de arcillas que a su vez afectan en forma directa la porosidad de la formación, el Compensated Sonic (DT-35) es una medida directa de las esfuerzos mecánicos de la formación que sirve para evaluar la porosidad de la misma, el PHIE muestra la porosidad interpretada de la formación que como se ha visto en la correlaciones afecta directamente el cálculo del UCS, y el Volumen de Arcilla (VCL) que evidencia el contenido de arcilla en la formación.

2.1.3 Procesamiento de la información

Una vez seleccionadas las correlaciones a utilizar, y recolectada la información necesaria de los registros eléctricos que se usará como data de entrenamiento, ajustada a profundidad, y teniendo como único dato de salida (Output) la resistencia compresiva No confinada (UCS), se comienza a crear los diferentes archivos de entrenamiento de la red neuronal.

2.1.4 Entrenamiento de la Red Neuronal

Se prepararon archivos de entrenamiento y archivos de prueba, desarrollados para el aprendizaje y evaluación de la red neuronal. Para el archivo de entrenamiento se seleccionaron los pozos La Yuca 32, Matanegra 08 y Redondo 03 que totalizan 1,958 datos de entrada distribuidos así: 6.18% en Carbonera

Superior y 93.82% en Carbonera Inferior y Cretáceo. Como archivo de prueba del aprendizaje se tomo el pozo Redondo 03 para probar Carbonera superior y Redondo 02 para probar Carbonera Inferior y Cretáceo.

Los archivos procesados se introdujeron en el Software comercial que permite la aplicación de tecnología de redes neuronales: NeuroSolutions 5, el cual es un programa que cuenta con varios módulos para el trabajo con redes neuronales, uno es estos módulos NeuralExpert, descrito en el anexo C; trae incorporado una red neuronal llamada "Function Approximation" que sirve para determinar valores continuos para un patrón de entrada, además posee varios tipos de entrenamiento, variadas complejidades y un auto ajuste que lo hace ideal para la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS).

El archivo de entrenamiento se corre con diferentes complejidades y características de entrenamiento, encontrando mejor ajuste a la red con las siguientes especificaciones, descritas en el Anexo C:

Tabla 4. Características de entrenamiento, Versión Inicial

Característica	Valor
Protección de generalización	Alto(40% de la data)
Data fuera de muestra	50%
Optimización genética	Baja
Complejidad	Media

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

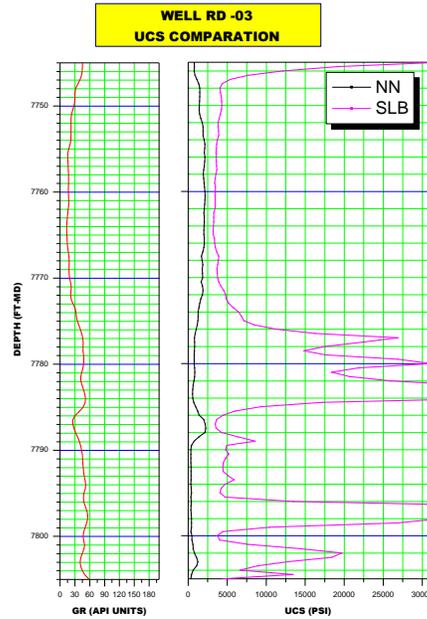
Prueba de aprendizaje

Luego de encontrar un entrenamiento satisfactorio de la red neuronal con las especificaciones descritas en la tabla 4, se corre la red en modo de prueba con los archivos destinados para tal fin, obteniéndose los siguientes resultados:

Formación Carbonera Superior

Luego de realizar el procedimiento para varios pozos de determina que debido a la baja cantidad de los datos de entrada para la formación Carbonera Superior, 6.18% del total de datos, la red neuronal no ajusta para esta formación, por lo que se descarta la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) para la formación Carbonera Superior por medio de redes neuronales.

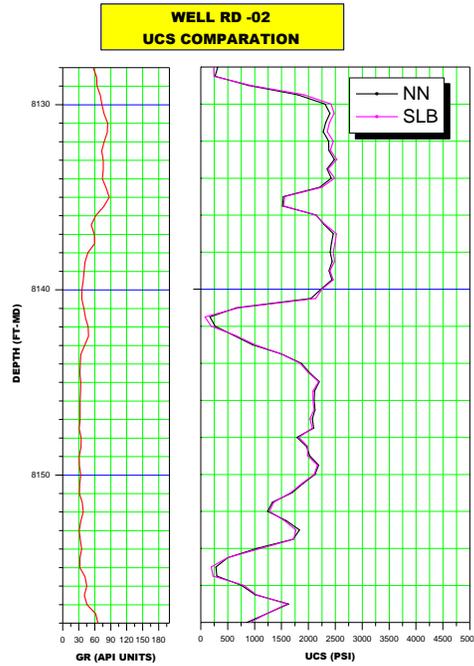
Figura 10. Prueba de aprendizaje Carbonera Superior, Red inicial.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Formación Carbonera Inferior y Cretácico

Figura 11. Prueba de aprendizaje Carbonera Inferior y Cretácico, Red Inicial.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Luego de realizar el procedimiento para varios pozos se observa el buen ajuste de los datos deseado y los datos obtenidos de la red neuronal, la red neuronal ajusta para estas formaciones, por lo que se enfoca la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) para Carbonera Inferior y Cretácico por medio de redes neuronales.

Se decide realizar un nuevo archivo de entrenamiento con 1,943 datos de los cuales 100% de estos son de las formaciones Carbonera Inferior y Cretáceo. Para el archivo de entrenamiento se seleccionaron los pozos La Yuca 32, Matanegra 08 y Redondo 02. Como archivo de prueba del aprendizaje se tomó el pozo Caricare Inyector 03.

El archivo de entrenamiento se corre con diferentes complejidades y características de entrenamiento, encontrando mejor ajuste a la red con las siguientes especificaciones,:

Tabla 5. Características de entrenamiento, Archivo Final

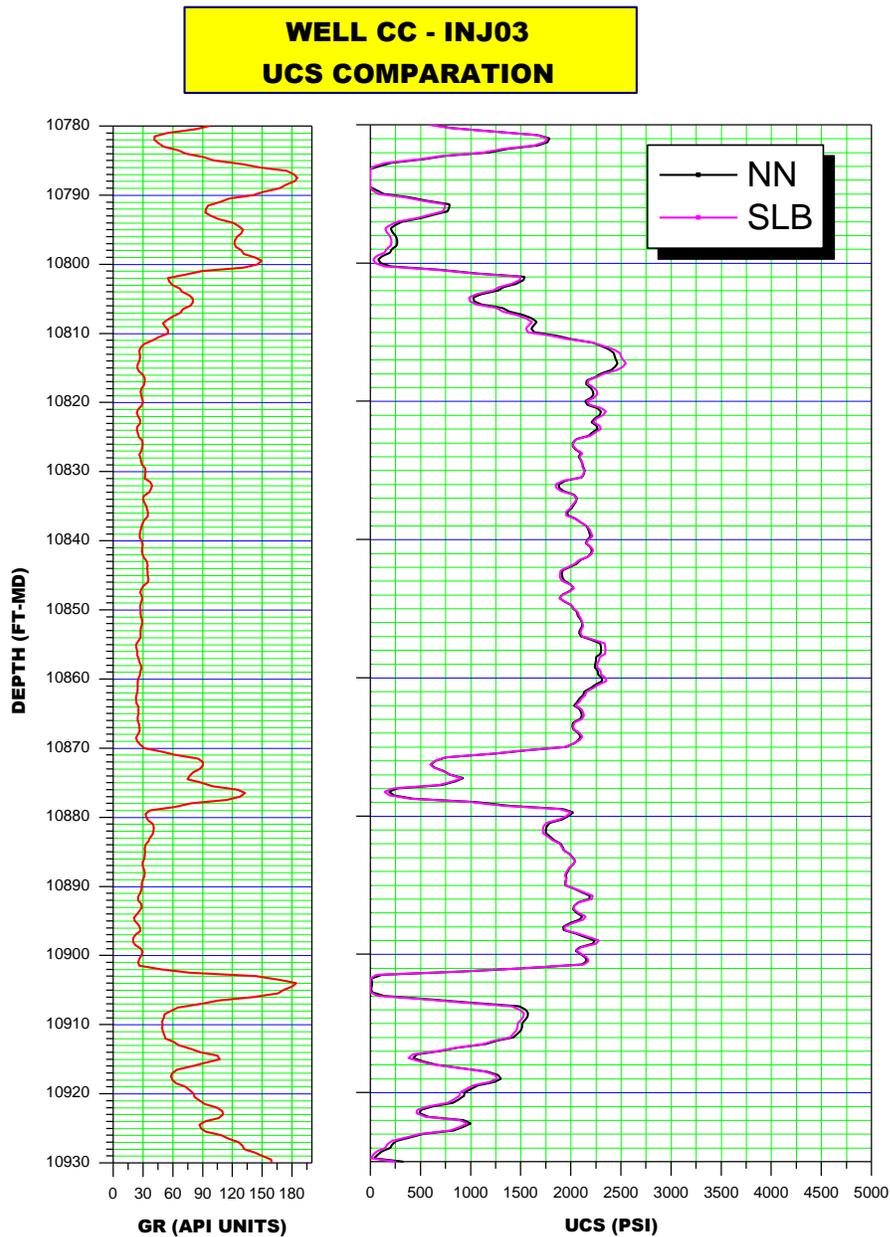
Característica	Valor
Protección de generalización	Alto(40% de la data)
Data fuera de muestra	50%
Optimización genética	Media
Complejidad	Baja

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Prueba de aprendizaje

Luego de encontrar un entrenamiento satisfactorio de la red neuronal con las especificaciones descritas en la tabla 5, se corre la red en modo de prueba con los archivos destinados para tal fin, obteniéndose los siguientes resultados:

Figura 12. Prueba de aprendizaje Carbonera Inferior y Cretácico, Red Final.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

2.1.5 Evaluación del Aprendizaje de la Red Neuronal

Análisis cualitativos y estadísticos se realizan para evaluar, las respuestas de la red neuronal, en comparación a los cálculos de las correlaciones de Schlumberger.

Análisis Cualitativo:

Bajo el Software Origin 6.1 de la Compañía Origin LabCoporation, se procesaron los diferentes resultados de la información, generando las curvas de la resistencia compresiva No confinada (UCS) a partir de la correlación de Schlumberger, la resistencia compresiva No confinada (UCS) a partir de la red neuronal y los Rayos Gamma (GR), para pozos seleccionados al azar de diferentes campos en el área y para las formaciones Carbonera Inferior y Cretáceo.

Bajo el análisis cualitativo se puede apreciar que los datos de la red neuronal tienen un buen ajuste, guardando la tendencia. El anexo A muestra el análisis cualitativo de las curvas anteriormente mencionadas, además de los valores obtenidos con las correlaciones actualmente usadas.

Además se extrajo el valor mínimo y el valor máximo de las diferencias de los datos de la correlación de Schlumberger y los datos de la red neuronal, como se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6. Diferencia de los resultados obtenidos evaluación red neuronal

POZO	ERROR MÍNIMO	ERROR MÁXIMO
CC-INJ01	0.16	300.41
CC-INJ02	0.23	159.34
CL-24 (1)	0.00	79.16
CL-24 (2)	30.00	47.42
CL -24 (3)	0.71	58.95
CL-27 (1)	0.01	74.87
CL-27 (2)	0.52	50.66
CL -27 (3)	0.14	164.10
CY-29	0.28	79.44
CY-75 (1)	0.80	117.85
CY-75 (2)	0.02	506.83
JIB-01 (1)	0.42	160.40
JIB-01 (2)	0.97	106.79
JIB-01 (3)	0.00	783.50
JIB-18 (1)	27.25	51.19
JIB-18 (2)	1.72	755.09
LY-27	0.06	836.89
LY-105 (1)	0.59	64.61
LY-105 (2)	0.11	669.06
LY-172	0.27	603.48
MN-32	0.31	1712.08
MN-64 (1)	0.25	88.49
MN-64 (2)	0.00	156.86
MN-64 (3)	0.47	106.19
Promedio	2.720	322.236

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Análisis Estadístico:

Las medidas descriptivas estadísticas, permiten determinar que tan semejantes son X muestras poblacionales, pues permiten determinar sus valores centrales, así como medir la cantidad real de dispersión o variación en un conjunto de datos.

De acuerdo a estas consideraciones, podemos notar que el subconjunto poblacional dado con base en las redes neuronales presenta buena semejanza a la muestra de entrenamiento (Correlación Schlumberger), como se observa en la tabla 7.

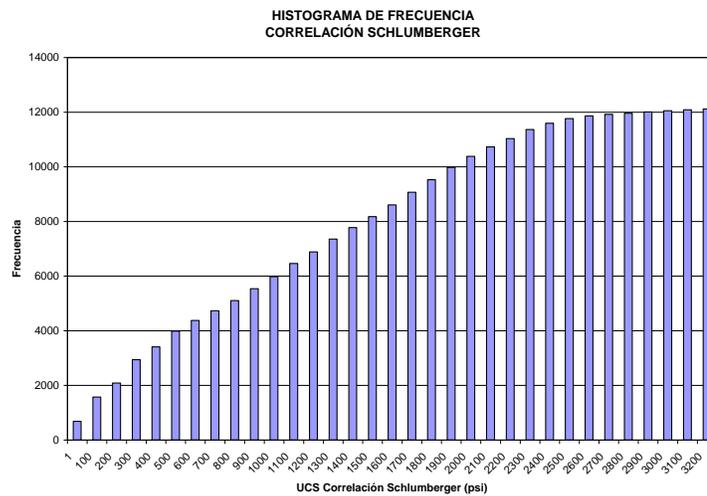
Tabla 7. Parámetros estadísticos poblacionales

POZO	MEDIA		DESVIACIÓN ESTÁNDAR		VARIANZA	
	SLB	NN	SLB	NN	SLB	NN
CC-INJ01	1181.68	1232.21	980.25	935.46	960886.21	875089.27
CC-INJ02	2111.23	2115.93	798.74	774.76	637992.19	600260.37
CL-24 (1)	1939.04	1958.15	398.86	379.39	159092.92	143937.83
CL-24 (2)	1361.51	1406.09	390.89	390.82	152792.41	152737.18
CL -24 (3)	1806.26	1838.18	669.78	652.11	427028.67	418304.08
CL-27 (1)	974.87	1008.31	709.75	716.46	503750.92	513319.12
CL-27 (2)	1554.46	1593.66	506.02	504.63	256058.09	254654.66
CL -27 (3)	1314.00	1339.02	571.24	563.87	394788.26	382527.59
CY-29	459.94	501.65	668.21	668.74	446504.35	447214.06
CY-75 (1)	1473.18	1533.38	843.86	817.90	712101.36	668953.46
CY-75 (2)	336.33	404.06	627.93	615.17	394290.46	378429.28
JIB-01 (1)	1682.32	1686.60	900.69	861.53	811248.29	742241.63
JIB-01 (2)	585.23	624.82	561.29	547.27	315042.18	299499.92
JIB-01 (3)	1259.68	1269.89	943.82	860.40	890799.87	740285.76
JIB-18 (1)	985.53	1013.01	277.26	271.58	76873.58	73757.86
JIB-18 (2)	741.42	770.85	686.04	625.92	470645.49	391780.06
LY-27	1052.88	1115.32	748.64	701.13	560460.38	491584.09
LY-105 (1)	1801.58	1834.99	366.85	355.06	134580.20	126069.36
LY-105 (2)	1041.79	1095.88	969.88	933.22	940670.36	870891.13
LY-172	556.80	594.96	815.46	747.30	664982.38	558460.47
MN-32	1000.47	997.73	750.09	727.83	562637.27	529743.52
MN-64 (1)	1925.79	1965.64	466.67	447.41	217782.81	200171.72
MN-64 (2)	1945.34	1916.45	443.77	413.75	196932.11	171188.83
MN-64 (3)	1783.57	1822.52	534.32	511.72	285498.49	261852.38
Todos	1028.860	1057.042	825.961	787.553	682211.969	620238.958

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

La determinación de sí las poblaciones a trabajar sean consideradas dentro de una distribución normal, permite que se puedan desarrollar diversas consideraciones y aplicar diferentes axiomas estadísticos. Una grafica de distribución de frecuencias ofrece una excelente imagen de los datos en conjunto, de manera incluso que permita resaltar características especiales de la población. En forma que los diferentes subgrupos poblacionales, fueron graficados en forma separada, presentando las características de una población log-normal, positivamente sesgada. La respuesta poblacional de la red neuronal presento un comportamiento similar a la de los datos de entrenamiento.

Figura 13. Histograma de frecuencia correlación Schlumberger.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

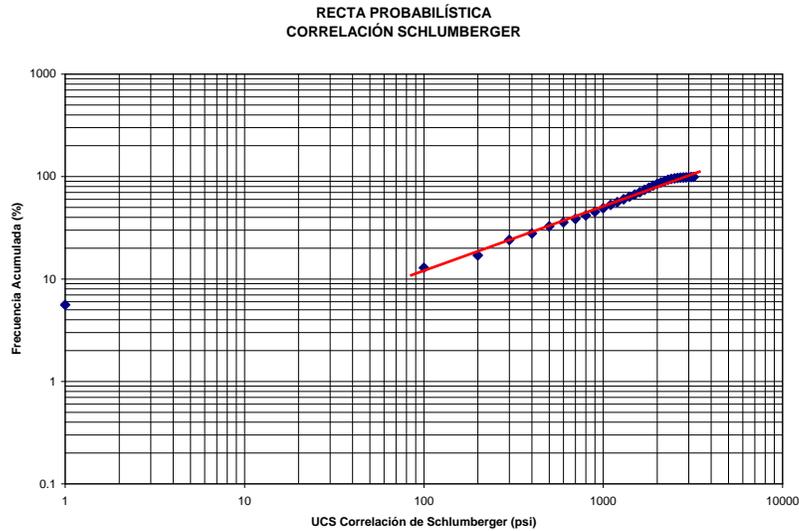
Figura 14. Histograma de frecuencia Red Neuronal.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

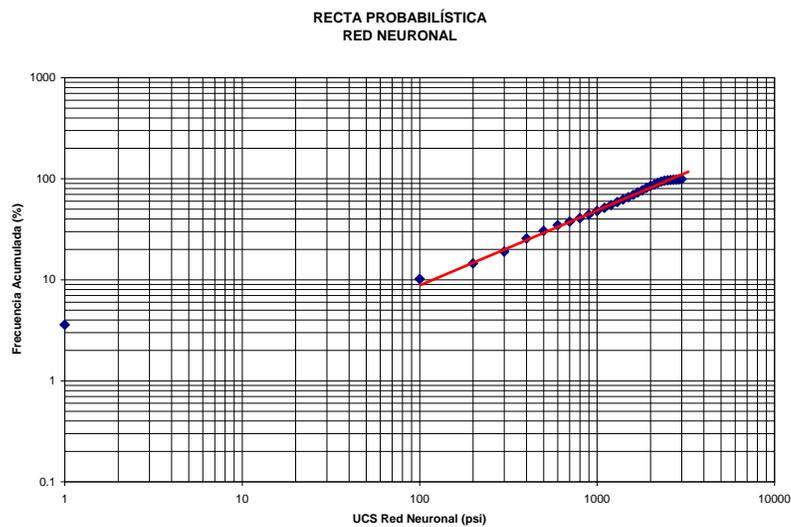
Para verificar la “normalidad”, se emplea un artificio que permite verificar si una distribución sigue el patrón de una curva normal, el cual es graficar bajo un arreglo probabilístico, la frecuencia acumulada contra la variable, lo cual debe generar una recta, tal como sucede en cada una de las muestras poblacionales, relacionadas en las figuras 15 y 16.

Figura 15. Recta probabilística Correlación Schlumberger.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 16. Recta probabilística Red Neuronal.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Con base en estos resultados, se requiere proporcionar criterios a partir de parámetros estadísticos, para aceptar o no, afirmaciones asociadas a las poblaciones analizadas, de manera que se emplean pruebas de hipótesis. Dentro de estas pruebas se cumple con los parámetros necesarios para realizar las siguientes: pruebas tipos F, de análisis por varianza y pruebas tipo Z, de análisis por medias.

Pruebas Tipo F, para análisis de dos muestras por varianza

Este tipo de prueba se aplica a muestras obtenidas de poblaciones normales, para la hipótesis nula, $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$. Bajo la consideración que si muestras independientes de tamaño n_1 y n_2 de poblaciones normales tienen la misma varianza, el estadístico F ($F = \text{Varianza}_1 / \text{Varianza}_2$), es un valor de una variable aleatoria que tiene la distribución F con n_1-1 y n_2-1 , grados de libertad. Por ello si la hipótesis nula es aceptada, la razón de las variables muestrales da un estadístico sobre el cual puede fundamentarse las pruebas de las hipótesis nulas.

Existen diferentes regiones críticas para probar la hipótesis nulas, contra la hipótesis alterna, bajo un nivel de significancia estimado, junto a los respectivos grados de libertad muestrales.

Tabla 8. Regiones Críticas para probar $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$

HIPÓTESIS ALTERNA	ESTADÍSTICO DE PRUEBA	SE RECHAZA HIPÓTESIS NULA SI:
$\sigma_1^2 < \sigma_2^2$	$F = \frac{S_2^2}{S_1^2}$	$F > F_\alpha (n_2-1, n_1-1)$
$\sigma_1^2 > \sigma_2^2$	$F = \frac{S_1^2}{S_2^2}$	$F > F_\alpha (n_1-1, n_2-1)$
$\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$	$F = \frac{S_{mayor}^2}{S_{menor}^2}$	$F > F_{\alpha/2} (n_{mayor}-1, n_{menor}-1)$

FUENTE: Probabilidad y Estadística para Ingenieros

Para nuestros intereses utilizaremos la alternativa bilateral, $\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$, pues se requiere mostrar que las varianzas son aceptadas dentro de un rango, que no sea ni menor ni mayor al valor dado por la población generada de la correlación de

Schlumberger. De manera que se realiza este tipo de pruebas con los siguientes resultados:

Tabla 9. Datos prueba F, comparación con red neuronal

	Correlación Schlumberger	Red Neuronal
Media	1028.860	1057.042
Varianza	682211.969	620238.958
Tamaño de la muestra	1943	12241
Grados de libertad	1942	12240
F (Estadístico de prueba)	0.589491866	
Nivel de significancia	0.05	
F crítico Unilateral	0.9210634	
F crítico Bilateral	1.0857016	

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Hipótesis nula

$$\sigma_{SLB}^2 = \sigma_{RED}^2$$

Hipótesis alterna

$$\sigma_{SLB}^2 \neq \sigma_{RED}^2$$

Comparación del estadístico

$$F > F_{\alpha/2}$$

$$0.589491866 > 1.0857016, \text{ FALSO}$$

Se acepta Hipótesis Nula.

Pruebas Tipo Z, para análisis de dos muestras por medias

Este tipo de prueba se aplica a muestras obtenidas de poblaciones normales, para la hipótesis nula, $\mu_1 = \mu_2$. Bajo la consideración que si muestras independientes de tamaño n_1 y n_2 de poblaciones normales tienen la misma media, el estadístico Z ($Z = \frac{x - \mu_0}{(\sigma / \sqrt{n})}$).

Existen diferentes regiones críticas, es decir, el conjunto de valores de Z para los cuales rechazamos las hipótesis nula, $\mu_1 = \mu_2$, contra la hipótesis alterna, bajo un nivel de significancia estimado, tendido presente las respectivas varianzas.

Tabla 10. Regiones Críticas para probar $\mu_1 = \mu_2$

HIPÓTESIS ALTERNA	SE RECHAZA HIPÓTESIS NULA SI:
$\mu_1 < \mu_2$	$Z < -Z_\alpha$
$\mu_1 > \mu_2$	$Z > Z_\alpha$
$\mu_1 \neq \mu_2$	$Z < -Z_{\alpha/2}$ ó $Z > Z_{\alpha/2}$

FUENTE: Probabilidad y Estadística para Ingenieros

Como en el caso anterior, para nuestros intereses utilizaremos la alternativa bilateral, $\mu_1 \neq \mu_2$, debido a que se desea rechazar la hipótesis nula, si las medias de las determinaciones es significativamente mayor o menor que la generada de la correlación de Schlumberger. De manera que se realiza este tipo de pruebas con los siguientes resultados:

Tabla 11. Datos prueba Z, comparación con red neuronal

	Correlación Schlumberger	Red Neuronal
Media	1028.860	1057.042
Varianza Conocida	682211.969	620238.958
Tamaño de la muestra	1943	12241
Hipótesis diferencia de media	0	
Z (Estadístico de prueba)	0.063274656	
Nivel de significancia	0.05	
Z crítico Unilateral	1.644853627	
Z crítico Bilateral	1.9599639845	

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Hipótesis nula

$$\mu_{SLB} = \mu_{RED}$$

Hipótesis alterna

$$\mu_{SLB} \neq \mu_{RED}$$

Comparación del estadístico

$$Z < -Z_{\alpha/2} \quad 0.06327 < -1.96, \text{ **FALSO**}$$

ó

$$Z < Z_{\alpha/2} \quad 0.06327 > 1.96, \text{ **FALSO**}$$

Es decir,

$$Z_{\alpha/2} < Z < Z_{\alpha/2} \Rightarrow -1.96 < 0.06357 < 1.96$$

Se acepta Hipótesis Nula.

De acuerdo con los resultados de las pruebas de hipótesis, prueba F y prueba Z, realizadas a las muestras (pozos prueba); las hipótesis nulas fueron aceptadas en las dos pruebas para la estimación de la resistencia compresiva No confinada (UCS) generada a partir de la Red Neuronal. Esta situación permite establecer que los resultados basados en la red neuronal, son similares a los datos generados con la Correlación de Schlumberger, cuyas diferencias corresponden solo a situaciones aleatorias.

2.2 ESTIMACIÓN DE LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CRITICAL DRAWDOWN PRESSURE, CDDP)

Una vez evaluada la red neuronal, se procede a seleccionar pozos actualmente en producción completados en las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico, donde se evidencia o no producción de arena por encima de las 10 ppm, identificado la caída de presión (Drawdown) manejada por el pozo bajo estas condiciones. Los pozos que cumplen con estos parámetros y por tanto fueron seleccionados se relacionan en la tabla 12.

A estos pozos se les halla la resistencia compresiva No confinada (UCS) en los intervalos abiertos mediante el uso de la red neuronal, los cuales presentan la caída de presión medida (Drawdown, DD Medido) relacionada en la tabla 14. Los datos obtenidos son plasmados en gráficos UCS vs profundidad (Anexo B), donde se pueden identificar los valores mínimo, máximo y promedio de este parámetro para determinado pozo, además de las curvas de producción de fluido y arena para los mismos.

Tabla 12. Pozos Seleccionados estimación del CDDP, UCS y DD

POZO	UCS			DD Medido	DD MRT
	MIN	MAX	AVG		
CL-26	708.89	2060.56	1247.45	300	303
CL-30	480.76	1801.59	1404.45	100	95
CL-35	608.04	1421.49	1130.87	165	124
CL-39	364.17	2204.13	1830.69	175	131
CV-07	443.55	2217.81	1589.88	350	230
CV-10	549.53	2195.11	1420.32	159	160
CY-04	13.49	2407.43	1583.26	80	87
CY-12	662.72	2311.06	1711.99	140	105
CY-15	535.09	113.15	1679.99	213	103
CY-19	454.65	1971.83	1404.56	200	150
CY-23	97.01	2248.38	1350.64	150	142
CY-35	1556.84	2103.62	1870.4	355	266
CY-37	741.91	2015.89	1668.04	60	60
CY-46	307.24	1800.82	1266.63	120	100
JIB-01	156.1	2783.61	2283.85	44	40
JIB-05	1183.54	1854.88	1451.38	180	135
LY-12	212.81	2104.88	1436.07	135	101
LY-38	519.26	3432.62	1608.34	170	147
LY-42	567.47	1890.2	1291.08	70	53
LY-51	285.79	1699.2	908.18	185	165
LY-95	291.39	1815.78	983.62	86	65
LY-122	591.24	3166.97	1272.55	75	44
LY-126	56.57	1334.04	851.66	170	128
LY-151	36	1578.44	943.78	61	55
LY-160	369.66	1330.48	830.24	100	75
LY-172	306.48	1323.97	855.66	81	47
LY-181	754.86	1235.89	1053.97	176	132
MN-38	584.78	2618.21	1422.57	140	82
MN-61	183.19	1791.43	1124.65	110	108
MN-63	959.43	2119.19	1673.41	172	129
RD-08	426.03	2240.7	1349.79	53	56
RD-11	275.62	1884.54	1176.209	103	93

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Del análisis a las figuras del Anexo B, y teniendo en cuenta la caída de presión y la producción de arena, se decide trabajar con los valores mínimos de la resistencia compresiva No confinada (UCS), debido a que para cualquier pozo en un mismo intervalo, el valor promedio esta muy por encima del valor mínimo,

aproximadamente 500 psi, lo que indica que si se toma el valor promedio del UCS, la estimación de la caída de presión crítica, CDDP, no sería la indicada.

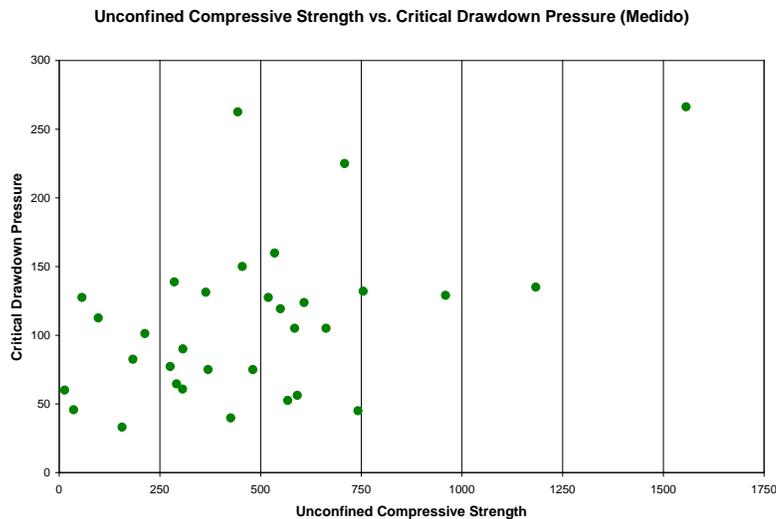
Ahora, luego de escoger varios intervalos mínimos de la resistencia compresiva No confinada (UCS) para determinar el rango de caída de presión crítica (CDDP) óptimo, se realiza una nueva tabla patrón que se ajuste a la resistencia compresiva No confinada (UCS) generada a partir de la Red Neuronal y a los datos reales de caída de presión (Drawdown) con un factor de seguridad de 25%, con el fin de obtener un rango aproximado de caídas de presión con la cual el pozo no produzca arena. Se hallaron los siguientes rangos óptimos:

Tabla 13. Rangos CDDP, A partir de DD Medidos

UCS MIN	CDDP
UCS ≤ 250	30 – 130
250 < UCS ≤ 500	40 – 150
500 < UCS ≤ 750	45 – 225
UCS > 750	120 - 270

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 17. Regiones de caída de presión crítica, DD Medido



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

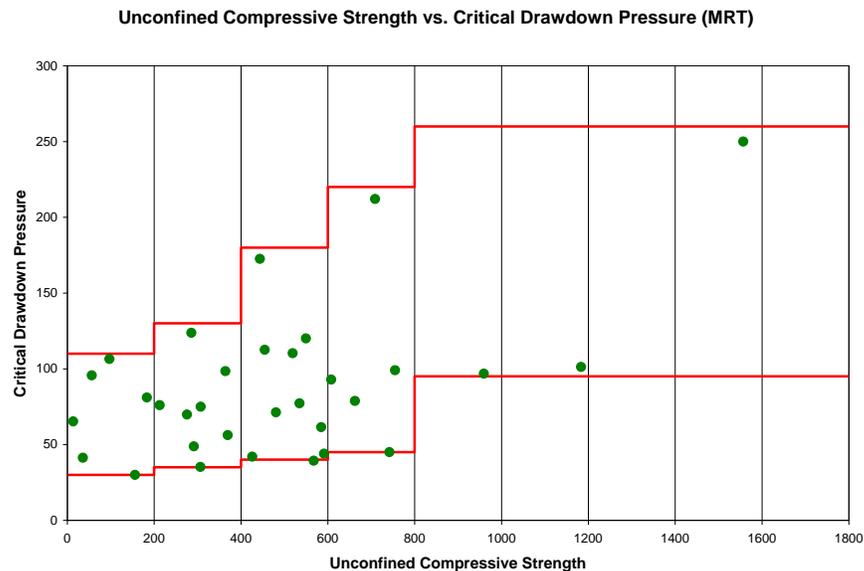
Luego, se realiza un procedimiento similar pero ahora con los datos de caída de presión (Drawdown) obtenidos a partir de pruebas multitasa (MRT) con un factor de seguridad de 25%. Se hallaron los siguientes rangos óptimos:

Tabla 14. Rangos CDDP, A partir de DD MRT

UCS MIN	CDDP
$UCS \leq 200$	30 – 110
$200 < UCS \leq 400$	35 – 130
$400 < UCS \leq 600$	40 – 180
$600 < UCS \leq 800$	45 – 220
$UCS > 800$	95 – 260

FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Figura 18. Regiones de caída de presión crítica, DD MRT



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Comparando los rangos obtenidos y plasmados en las tablas 13 y 14, se decide tomar como rangos aplicables para el presente estudio, los adquiridos a través de las caídas de presión de pruebas Multitasa (tabla 14), debido a que se presentan más rangos de la resistencia compresiva No confinada mínima (UCS) y además los rangos de caída de presión crítica (CDDP) óptimos son mas asertivos, donde su límite superior es menor que los obtenidos con las caídas de presión medidas.

3. CONCLUSIONES

- La técnica de medidas virtuales ha sido aplicada con éxito en la estimación continua de la resistencia compresiva no confinada (UCS) a partir de datos de registros en el área Cravo Norte.
- Los nuevos rangos de caída de presión crítica se ajustan a la realidad, y por tanto pueden ser utilizados en los pozos del área Cravo Norte, teniendo en cuenta la resistencia compresiva no confinada mínima resultante de la estimación por medio de la red neuronal.
- La correlación desarrollada por la compañía Schlumberger en el año 2003, presenta un mejor ajuste a los datos reales medidos en los estudios geomecánicos de los corazones de los pozos para el área Cravo Norte.
- La red neuronal desarrollada en el presente estudio presenta buen ajuste para las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico, para la formación Carbonera Superior no presenta ajuste debido a la falta de información en cuanto a estudios geomecánicos para dicha zona.
- El desarrollo de la red neuronal es propio para el área Cravo Norte, pero además puede ser utilizada en el área de campos nuevos con resultados muy buenos.
- En general los valores de resistencia compresiva no confinada no son superiores a 5,000 psi, el rango en que oscila dicho parámetro para el área Cravo Norte es de 600 a 2,000 psi.
- La caída de presión crítica máxima para el área Cravo Norte es de 270 psi, para los valores máximos de resistencia compresiva no confinada, es decir, salvo para casos aislados si se supera esta caída de presión es muy posible la presencia de arena en el pozo.
- Se determinó mediante análisis estadístico la aplicabilidad de la red neuronal para la estimación de la resistencia compresiva no confinada (UCS).

- Los datos de caída de presión estimados de pruebas multitasa generan un valor más confiable para la estimación de los rangos óptimos de caída de presión crítica para el área Cravo Norte.
- La tecnología en redes neuronales se da, como una nueva y buena alternativa a los métodos convencionales, para modelar la relación existente entre los registros eléctricos y la resistencia compresiva no confinada. Además, de convertirse en una nueva herramienta para el buen manejo de yacimientos en Occidental de Colombia Inc.
- Se demostró la viabilidad de implementar las redes neuronales para la estimación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) en el área Cravo Norte para las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico.

4. RECOMENDACIONES

- Desarrollar el presente estudio en otros campos petroleros colombianos.
- Implementar el uso de las redes neuronales en el área Cravo Norte para las formaciones Carbonera Inferior y Cretácico para la estimación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) y utilizar los nuevos rangos de caída de presión crítica como medida para prevenir el arenamiento en los pozos.
- Realizar estudios geomecánicos a partir de corazones para la formación Carbonera Superior para que en el futuro se pueda realizar la estimación de la resistencia compresiva no confinada por medio de redes neuronales en dicha zona.
- Realizar nuevas asociaciones aplicando redes neuronales para obtener mayores fuentes de información en la caracterización de yacimientos.

BIBLIOGRAFÍA

CARRILLO GARCÍA, David Humberto, Determinación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación, una aplicación en el piedemonte colombiano. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga, Santander. 2006.

PATIÑO SUÁREZ, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en el área Cravo Norte a partir de registros electrónicos. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga, Santander. 1997.

CAICEDO BRAVO, Eduardo F; **LÓPEZ SOTELO**, Jesús Alfonso. Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje.. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle. 2007

FRYDMAN, Marcelo, **RAMÍREZ**, H. Alexander, **RONDÓN**, Germán. Caño Limon Field – Mechanical Earth Model – Geomechanics Report. Schlumberger. Santa Fé de Bogota. Octubre 2003.

FARQUHAR, R.A., **SMART**, B.G.D. “Porosity as a Geomechanical Indicator: Application of Core and Log Data and Rock Mechanics”. SPE Paper 28853 prepared for presentation at the European petroleum Conference held in London, U.K. October 22 – 27, 1994.

FJAER E., **RASMUS R.** Petroleum Related Rock Mechanics, 1996.

SUAREZ-RIVERA, Roberto, **OSTROFF** ,Gary, **TAN**, KaiSoon., **BEGNAUD**, Bill, **MARTI**, Wesley, **BERMUDEZ**, Tony,. “Continuous Rock Strength Measurements On Core And Neural Network Modeling Result In Significant Improvements In Log-Based Rock Strength Predictions Used To Optimize Completion Design and Improve Prediction of Sanding Potential and Wellbore Stability”. SPE Paper 84558-MS prepared for presentation at the 2003 SPE Annual Technical Conference and exhibition held en Denver, Colorado, USA, October 5 – 8, 2003.

MANABU, Doi, **MURAKAMI**, Takahiro, **UEDA**, Yoshiaki, **OHKUMA**, Hiroshi. "Field Application of Multi-Dimensional Diagnosis of Reservoir Rock Stability Against Sanding Problem". SPE Paper 64470 prepared for presentation at the 2000 SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in Dallas, Texas, 1–4 October 2000.

ONYIA, E.C., "Relationships Between Formation Strength, Drilling Strength, and Electric Log Properties". SPE Paper 18166-MS prepared for presentation at the 63rd Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers held in Houston, Texas, October 2 – 5, 1968.

DA FONTOURA, S.A.B, **DOS SANTOS**, H.M.R., "Modelling of the Collapse of Unconsolidated Rock Formations During Production". SPE Paper 21092-MS prepared for presentation at the SPE Latin American Petroleum Engineering Conference held in Rio de Janeiro, October 14 – 9, 1990.

VAZIRI, Hans, **ALLAM**, Robbie, **KIDD**, Gordon, **BENNETT**, Clive, **GROSE**, Trevor, **ROBINSON**, Peter, **MALYN**, Jeremy, "Sanding: A Rigorous Examination of the Interplay Between Drawdown, Depletion, Start-Up Frequency and Water Cut", SPE Paper 89895-PA prepared at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in Houston, Texas, U.S.A, September 26 – 29, 2004.

ANDREWS, R., **HARELAND**, G., **NYGAARD**, R., **ENGLER**, T., **MUNRO**, H., **VIRGINILLO**, B., "Methods of Using Logs to Quantify Drillability", SPE Paper 106571-MS prepared for presentation at the 2007 SPE Rocky Mountain Oil & Gas Technology Symposium held in Denver, Colorado, U.S.A., April 16 – 18, 2007.

SARDA, J-P., **KESSLER**, Nicolas, **WICQUART**, Emmanuelle, **HANNAFORD**, Kevin, **DEFLENDRE**, J-P. "Use of Porosity as a Strength Indicator for Sand Production Evaluation", SPE Paper 26454-MS prepared for presentation at the 68th Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers held in Houston, Texas, October 3 – 6, 1993.

EDJMANN, K., **SOMERVILLE**, J.M., **SMART**, B.G.D., **HAMILTON**, S.A., **CRAWFORD**, B.R., "Predicting Rock Mechanical Properties from Wireline Porosities" SPE Paper 47344-MS prepared for presentation at the SPE/ISRM Eurock' 98 held in Trondheim, Norway, July 8 – 10, 1998.

TAYLOR, P.G., APLEBY, R.R., “Integrating Quantitative and Qualitative Rock Strength Data in Sanding Prediction Studies: An Application of the Schmidt Hammer Method”, SPE Paper 101968-MS prepared for presentation at the 2006 SPE/IADC Indian Drilling Technology Conference and Exhibition held in Mumbai, India, October 16 – 18, 2006.

BEHRMANN, L.A., McDONALD, Bryan. “Underbalance or Extreme Overbalance” SPE paper 57390-PA, SPE Prod & Facilities, Vol 14, No 3, August 1999.

MICROSOFT OFFICE® EXCEL 2003 for Windows™. Copyright 1985-2003. Microsoft Corporation. Reservados todos los Derechos.

NeuroSolutions for Windows. Version 5.06. User’s Guide, NeuroDimension, Inc. Copyright © 1,994-2,005.

La Primera Revolución Cognitiva (II Parte): El desarrollo del enfoque conexionista
Rodrigo Robert Zepeda. Viña del Mar, Chile

<http://www.javeriana.edu.co/Facultades/Ciencias/neurobioquimica/libros/neurobioquimica/SNC.htm>

<http://en.wikipedia.org/wiki/Neuronal>

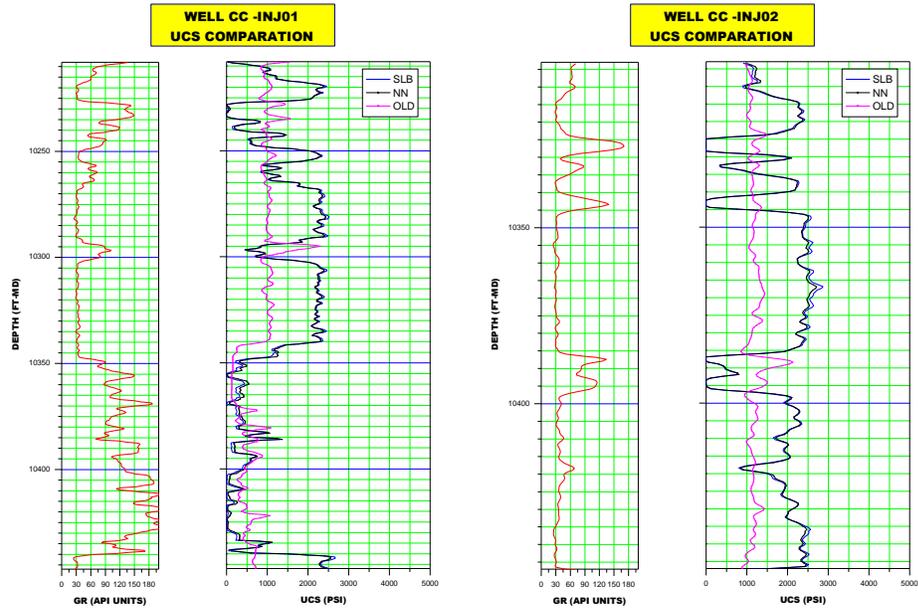
<http://iescarin.educa.aragon.es/depart/biogeo/varios/BiologiaCurtis/Seccion%2077%2020Capitulo%2047.htm>

http://cienciascognitivas.blogspot.com/2005_04_01_archive.html

ANEXOS

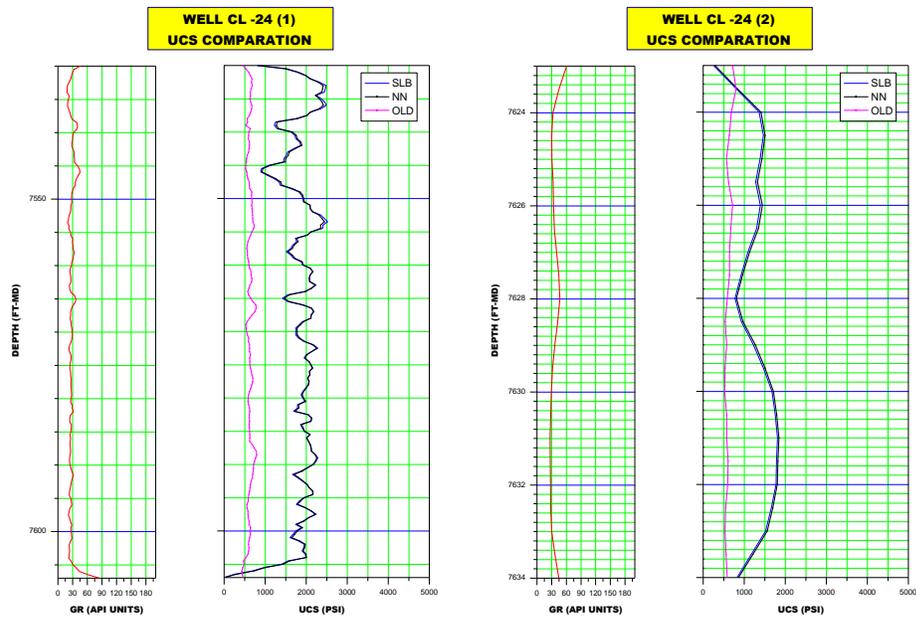
ANEXO A. EVALUACIÓN DE LA RED NEURONAL MEDIANTE ANÁLISIS CUALITATIVO

A1. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CC-INJ01 y CC-INJ02.



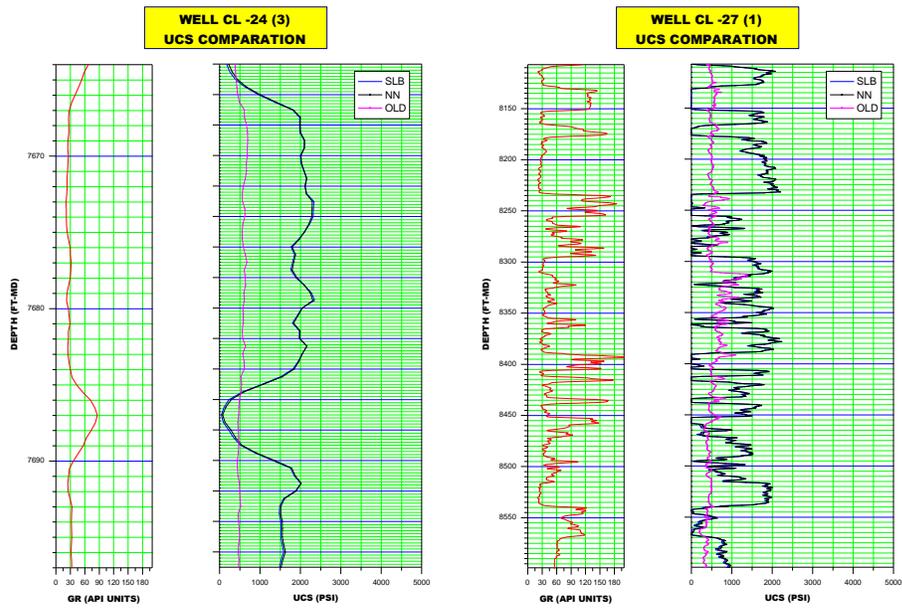
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A2. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CL-24



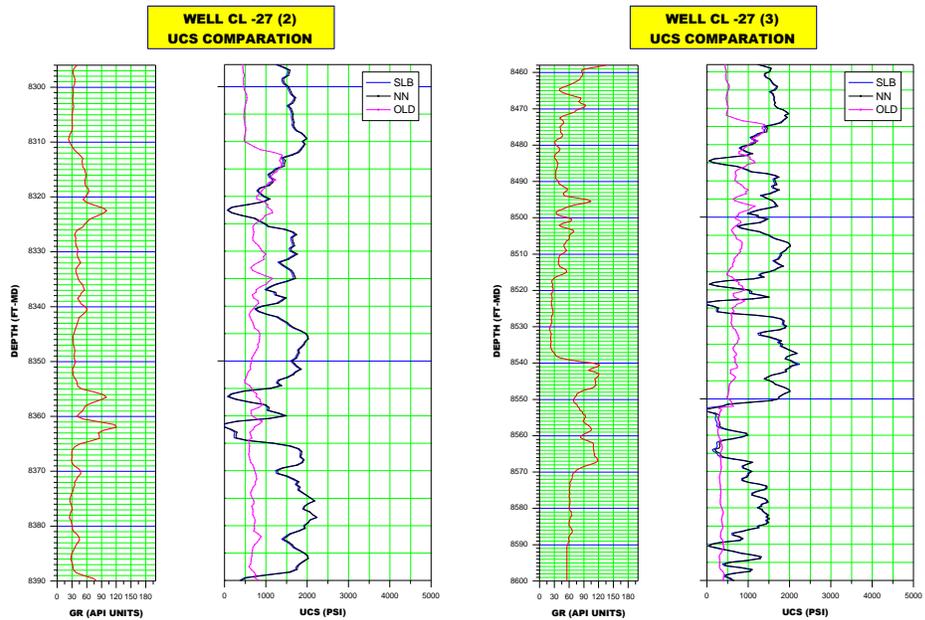
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A3. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CL-24 y CL-27.



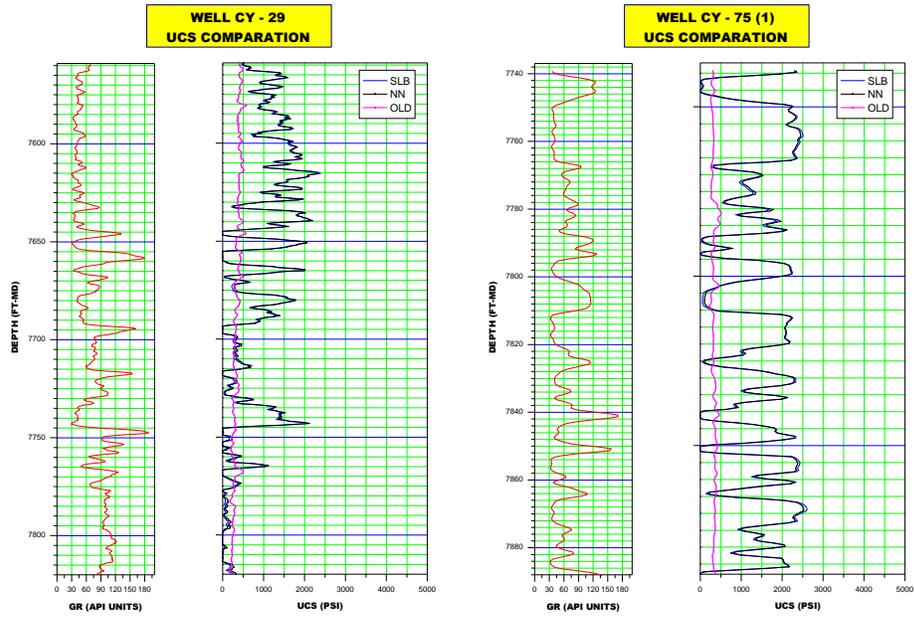
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A4. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CL-27.



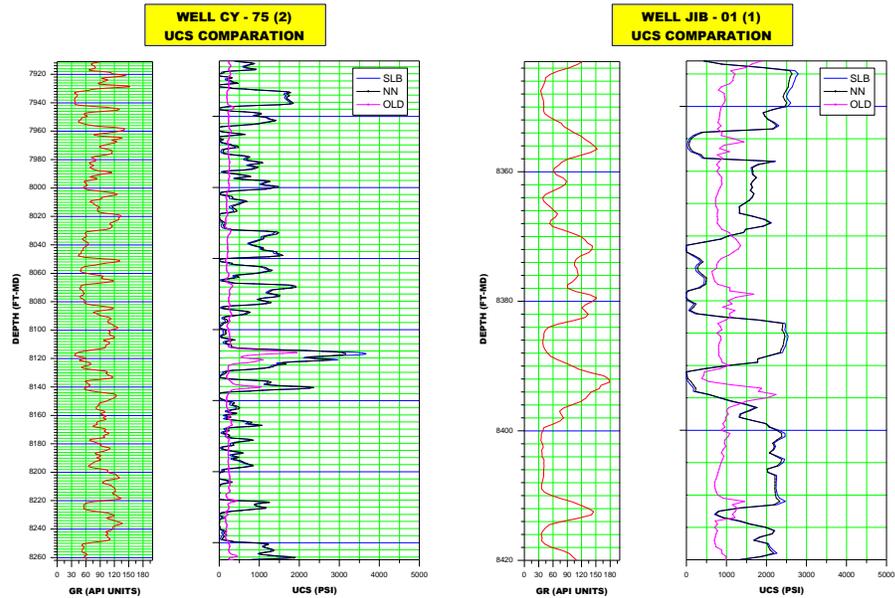
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A5. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CY-29 y CY-75.



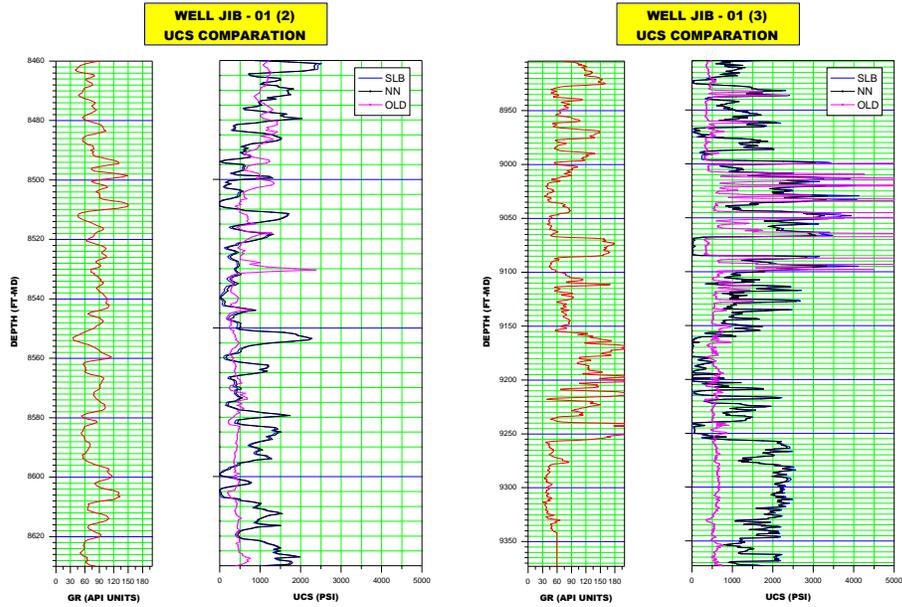
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A6. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo CY-75 y JIB 01.



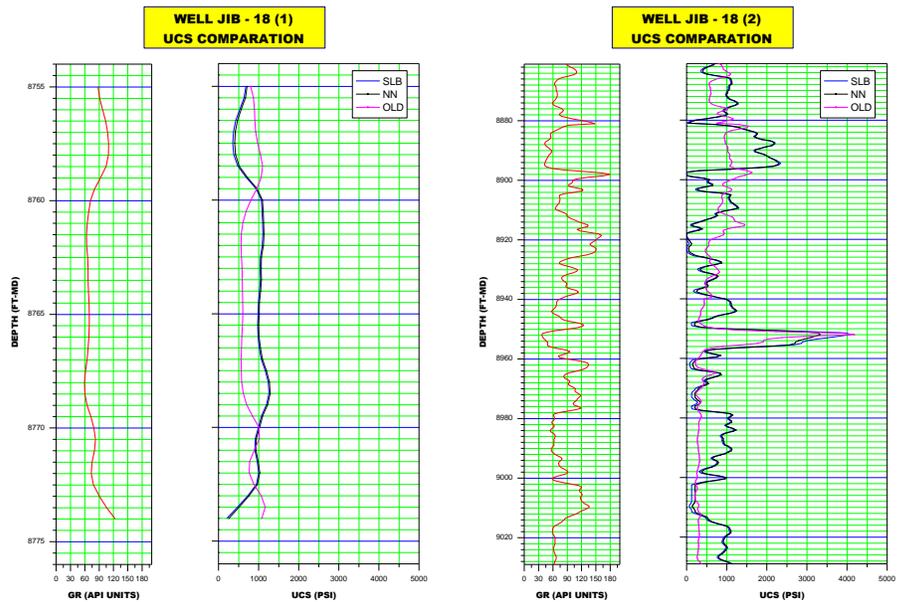
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A7. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo JIB-01.



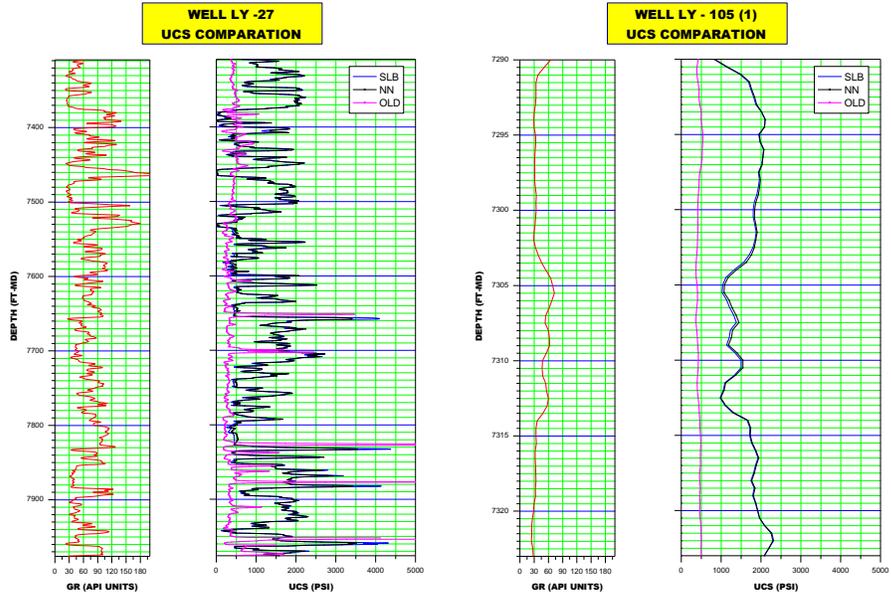
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A8. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo JIB-18.



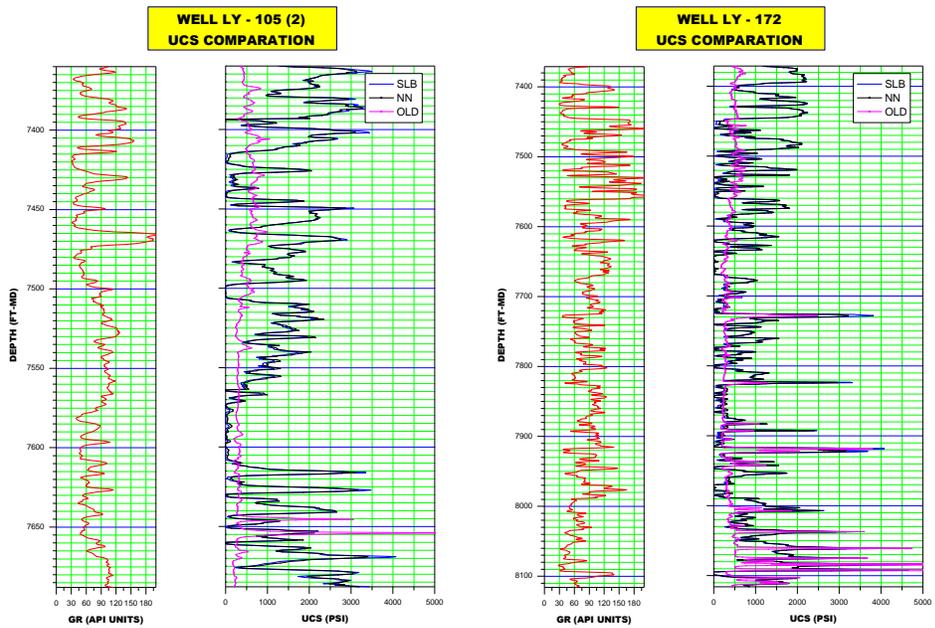
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A9. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo LY-27 y LY-105.



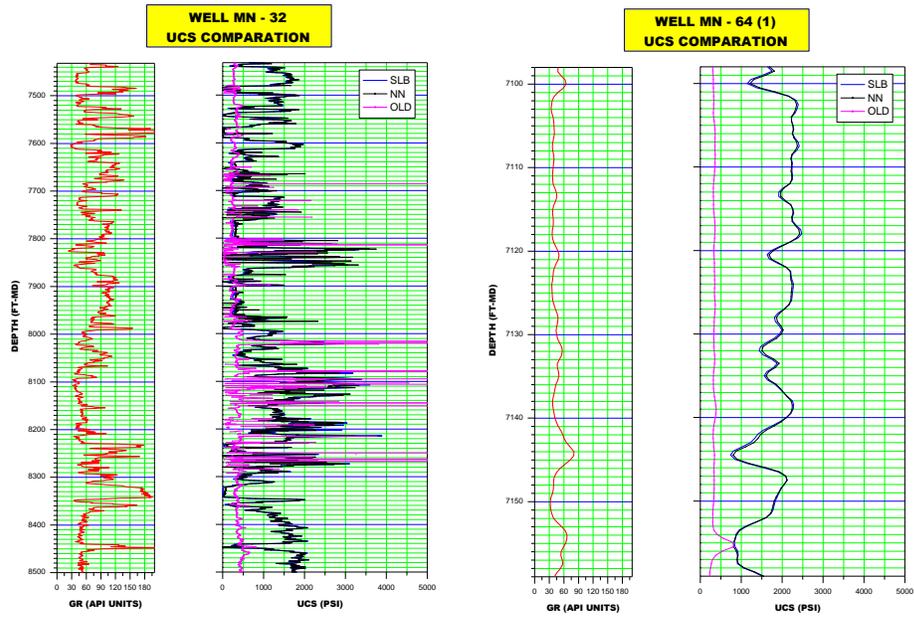
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A10. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo LY-105 y LY-172.



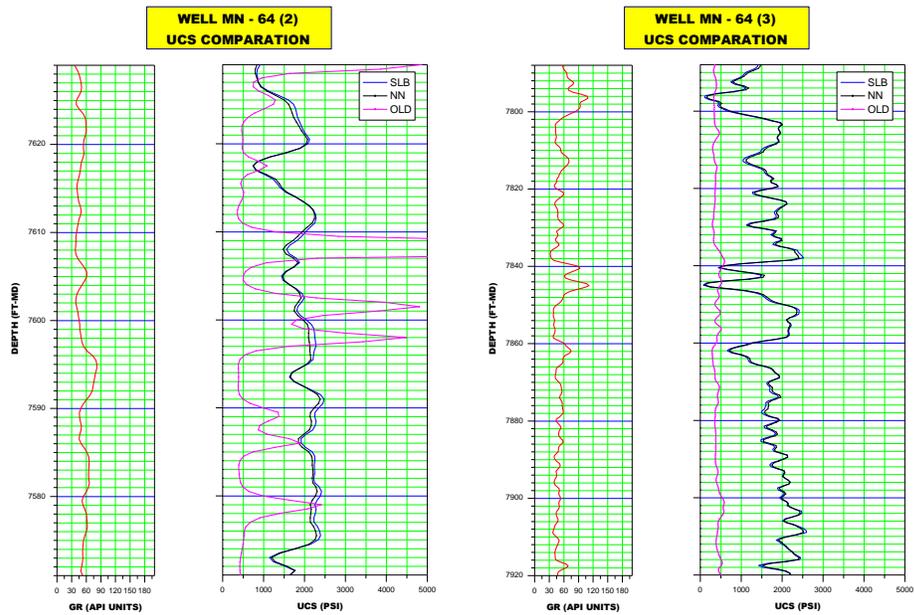
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

A11. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo MN-32 y MN-64.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

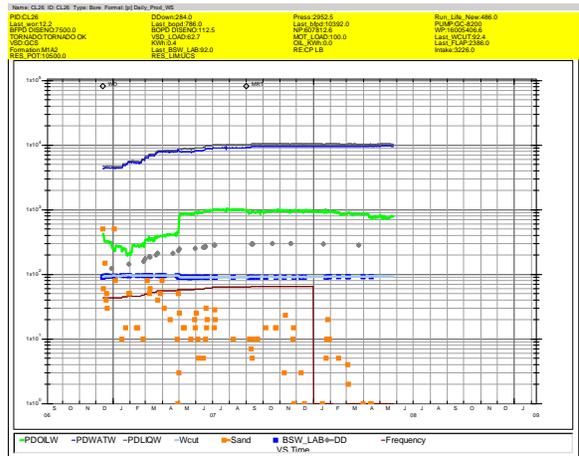
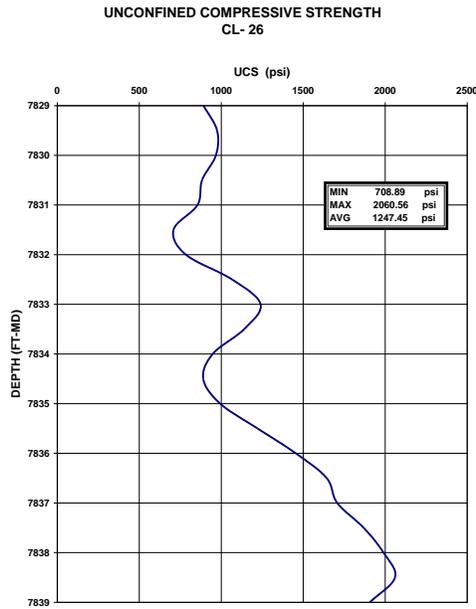
A12. Evaluación de resultados. Análisis cualitativo MN-64.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

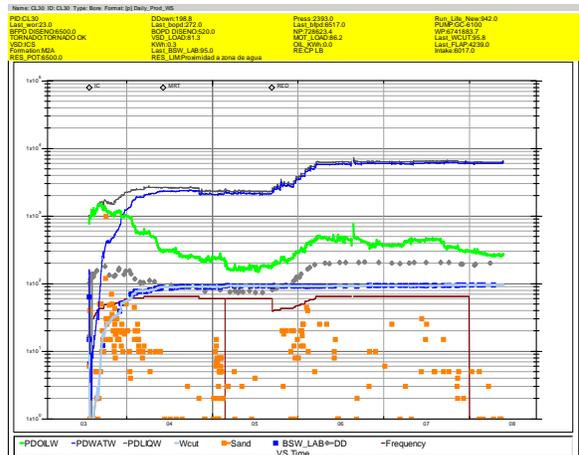
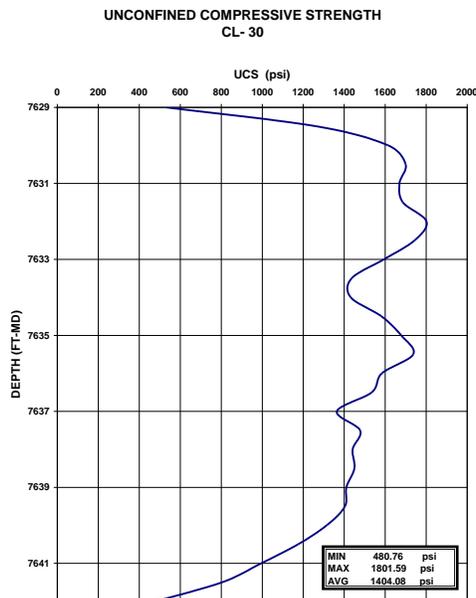
ANEXO B. POZOS SELECCIONADOS PARA LA ESTIMACIÓN DE LA CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA

B1. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CL-26



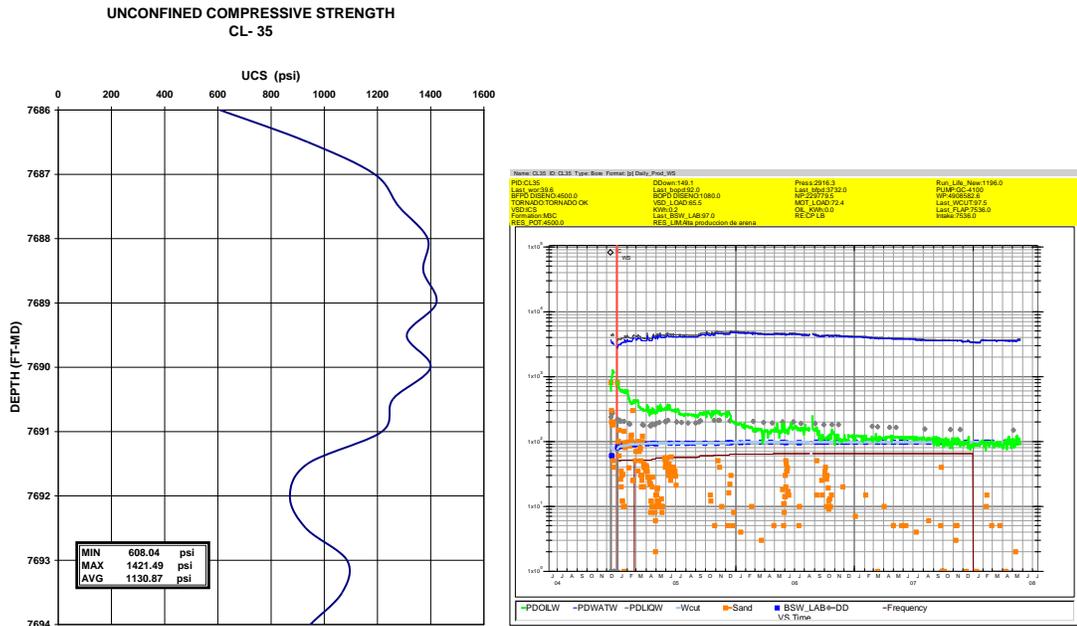
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B2. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CL-30.



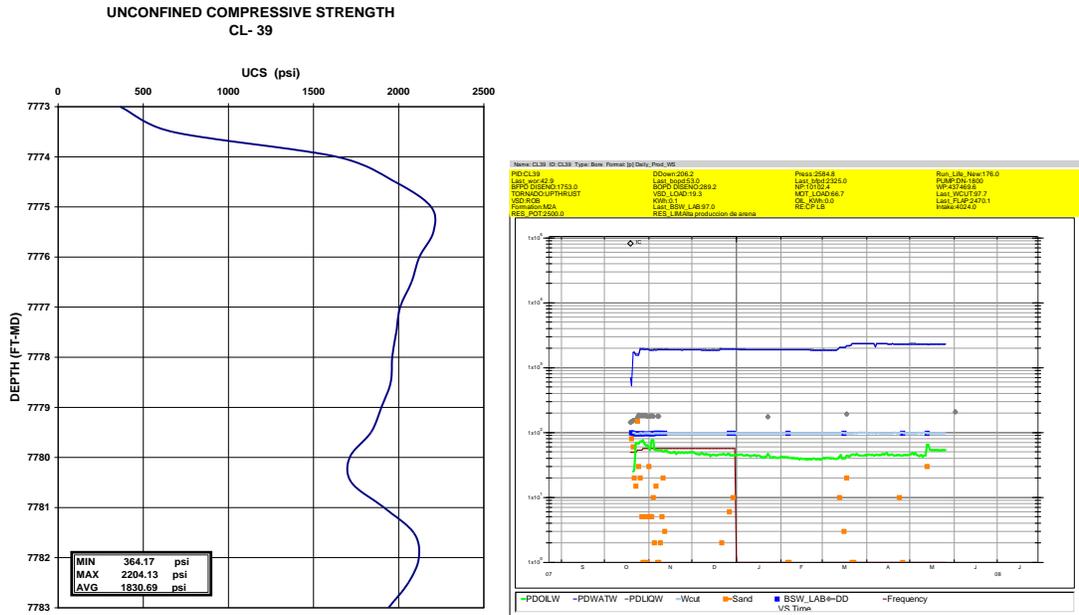
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B3. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CL-35.



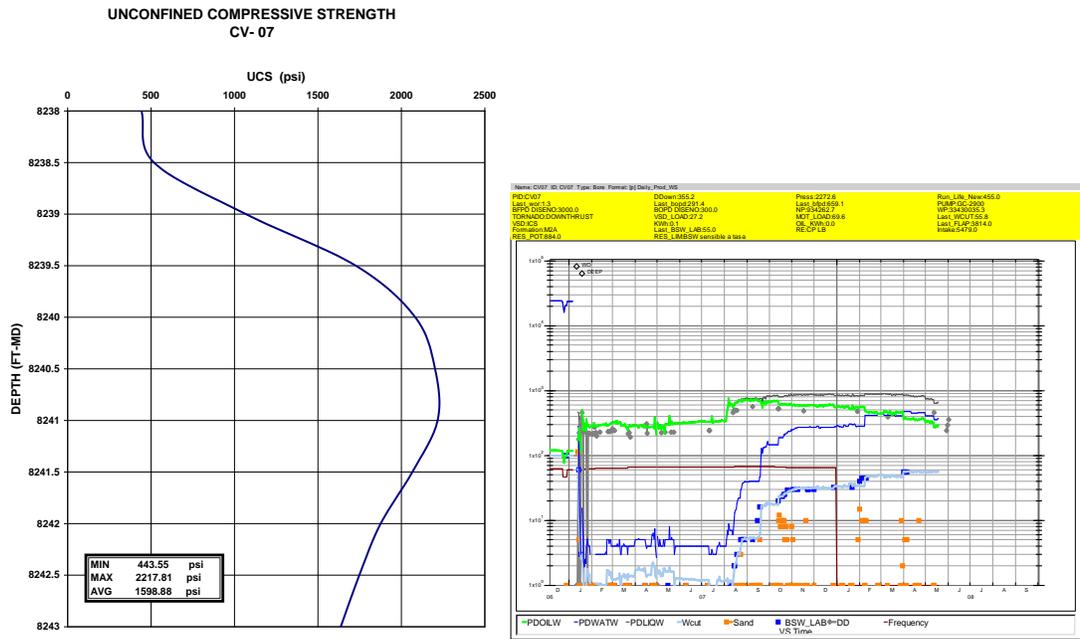
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B4. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CL-39.



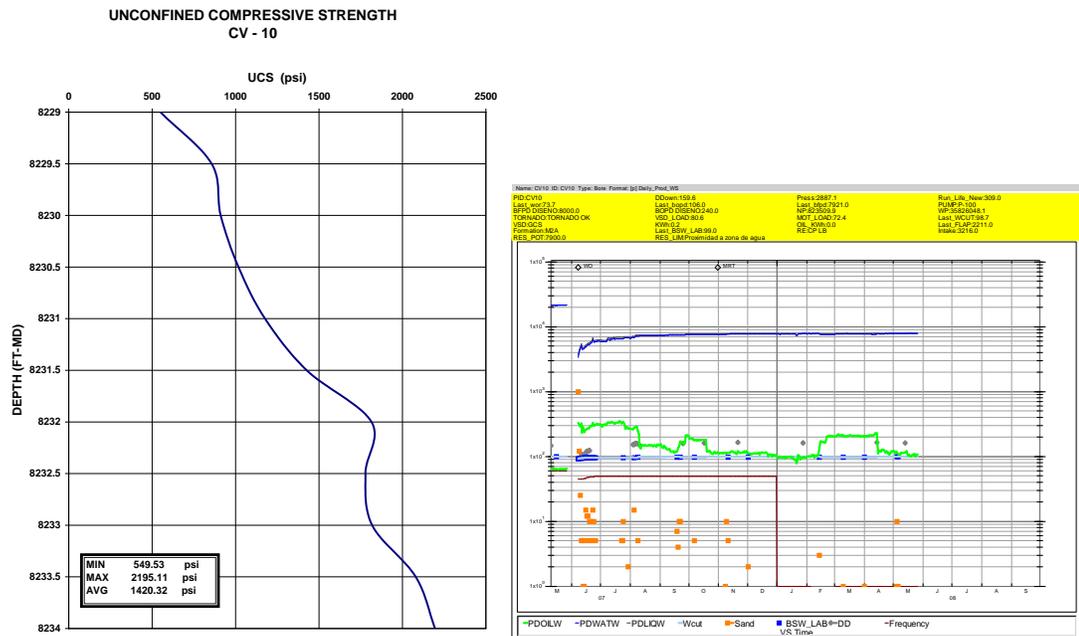
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B5. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CV-07.



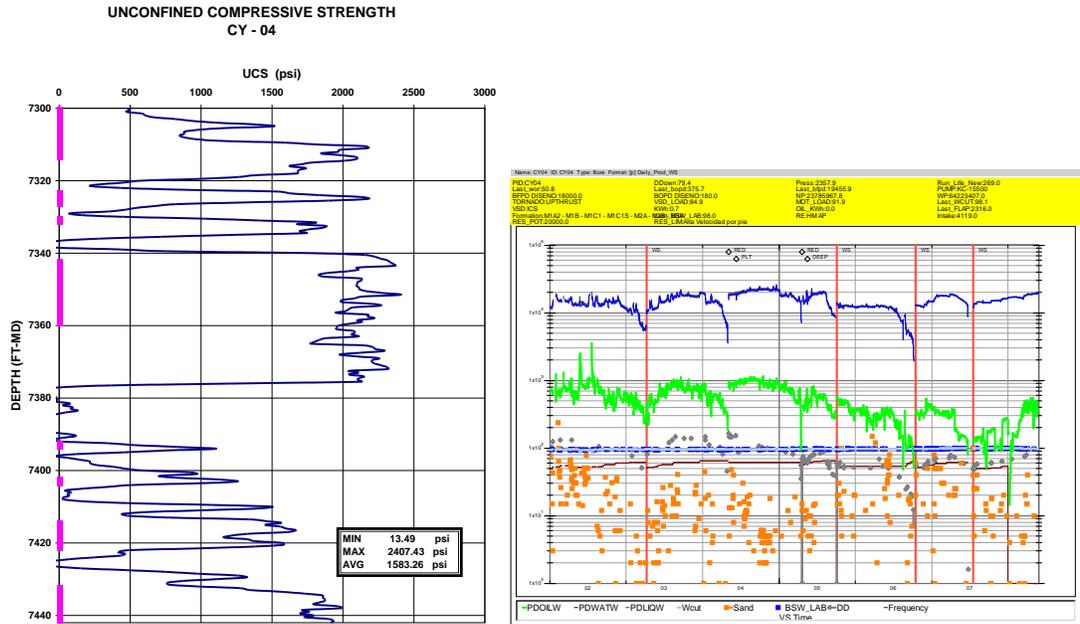
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B6. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CV-10.



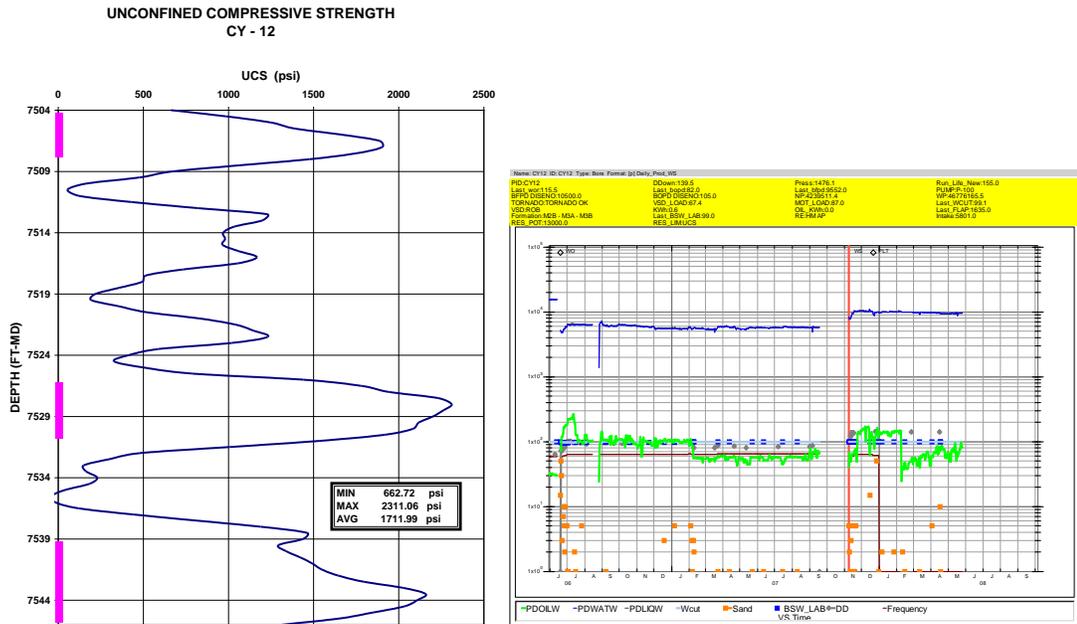
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B7. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-04.



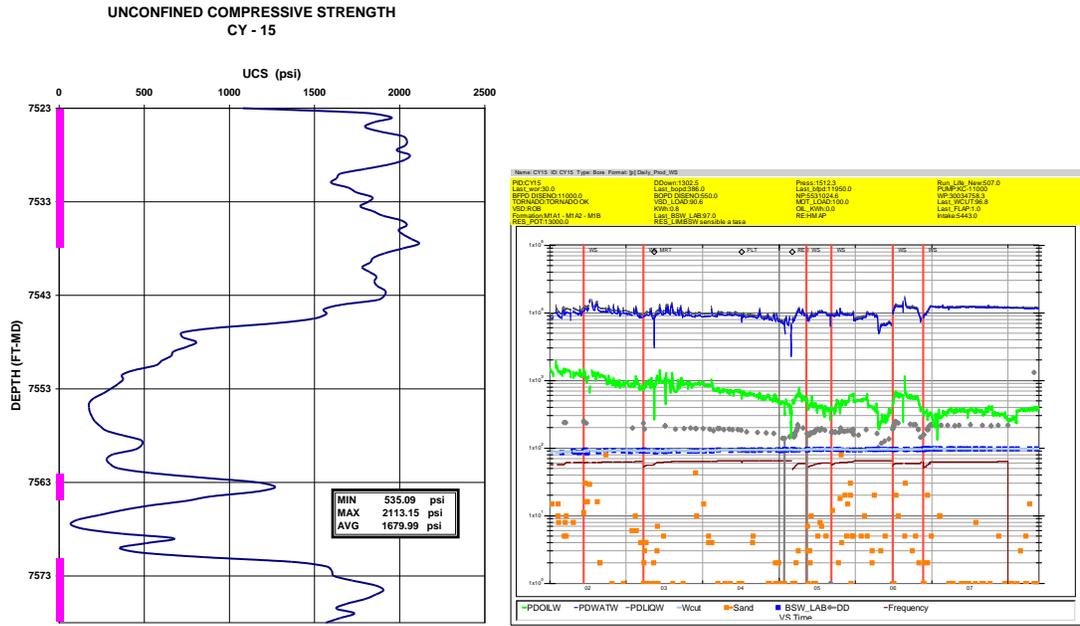
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B8. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-12.



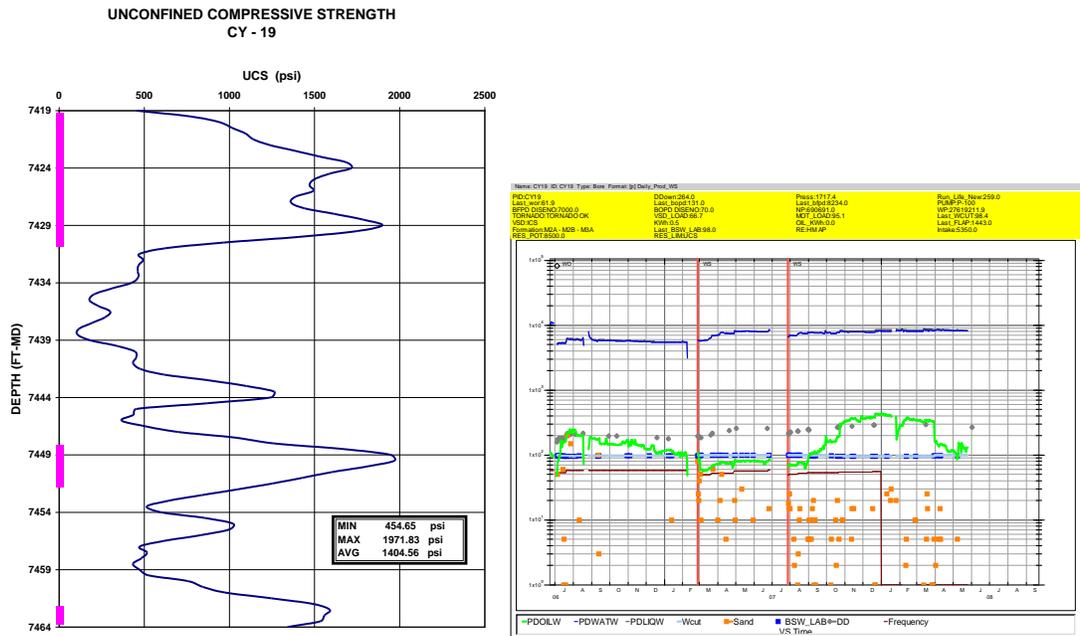
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B9. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-15.



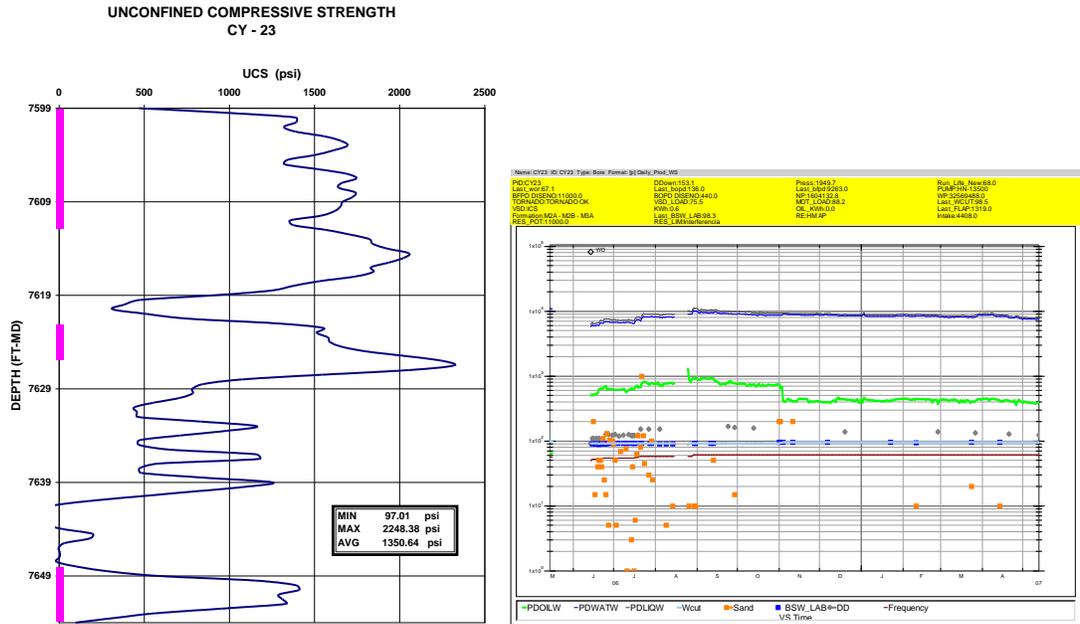
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B10. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-19.



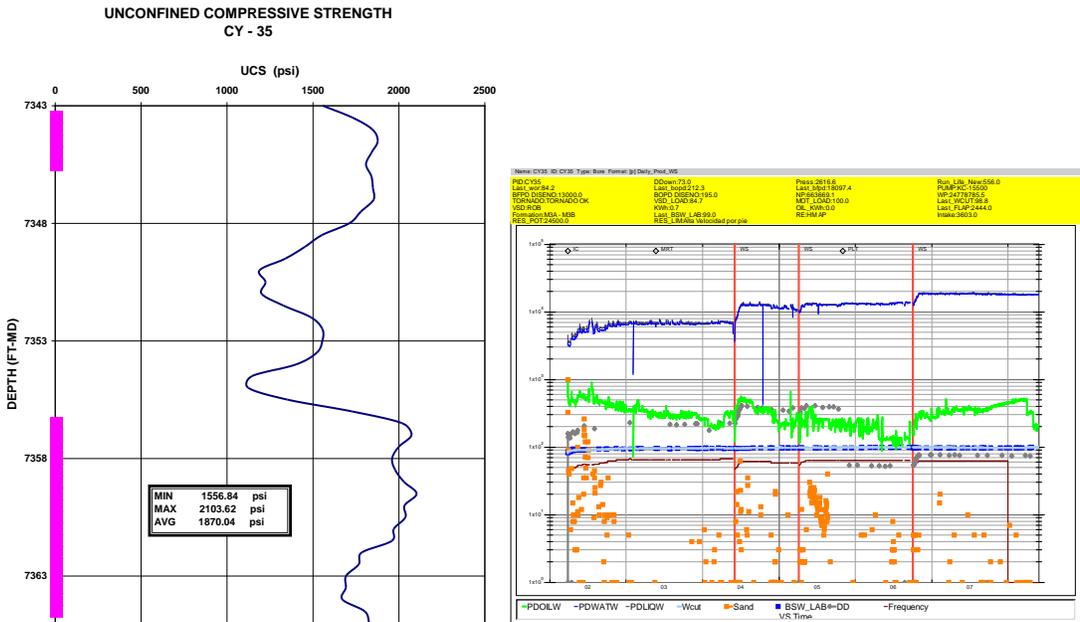
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B11. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-23.



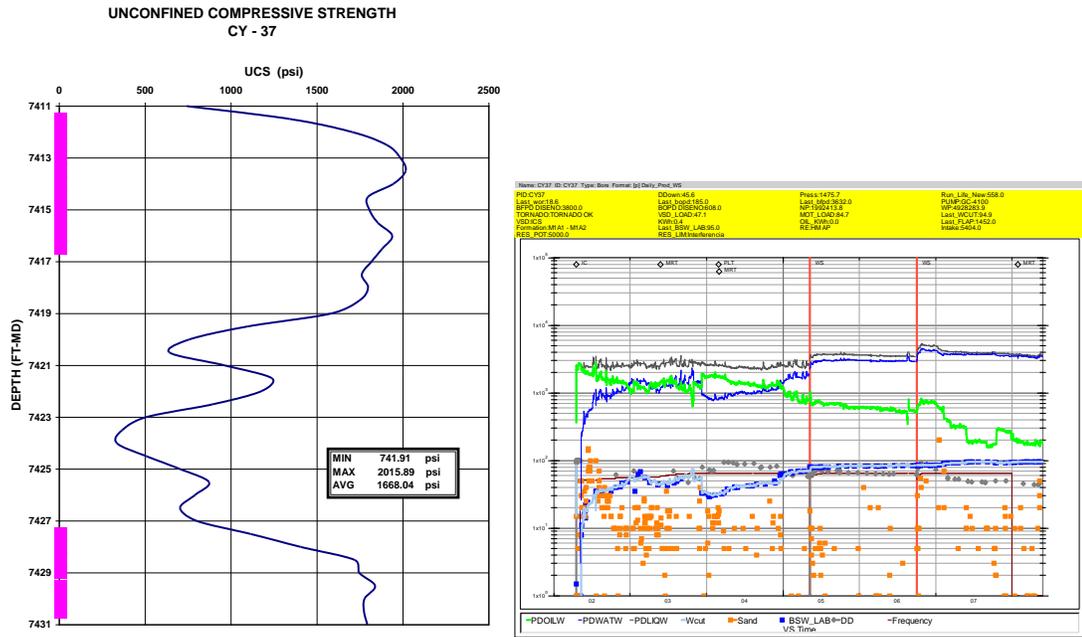
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B12. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-35.



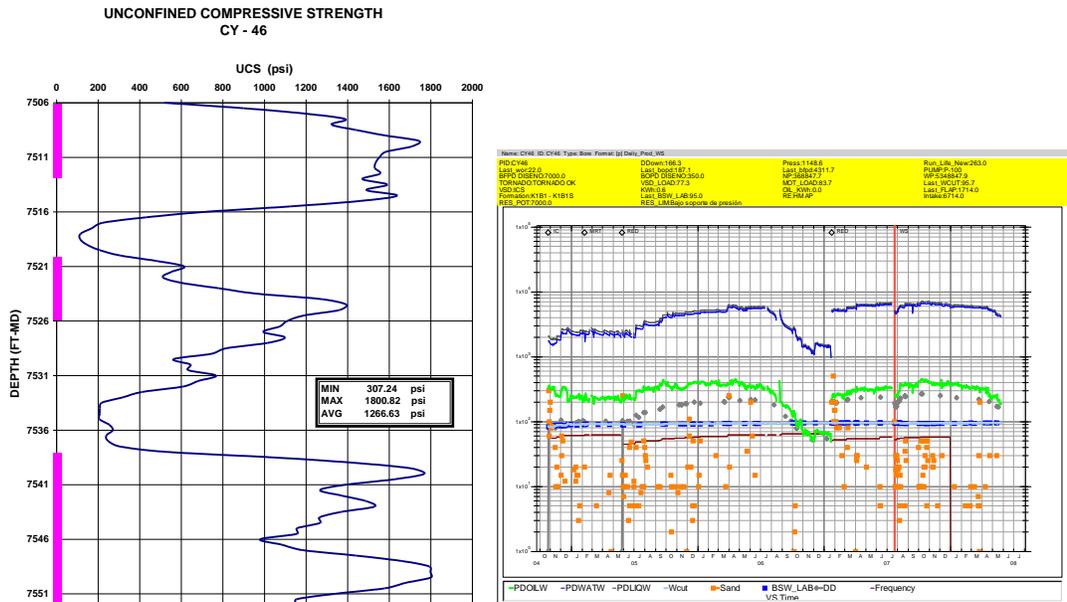
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B13. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-37.



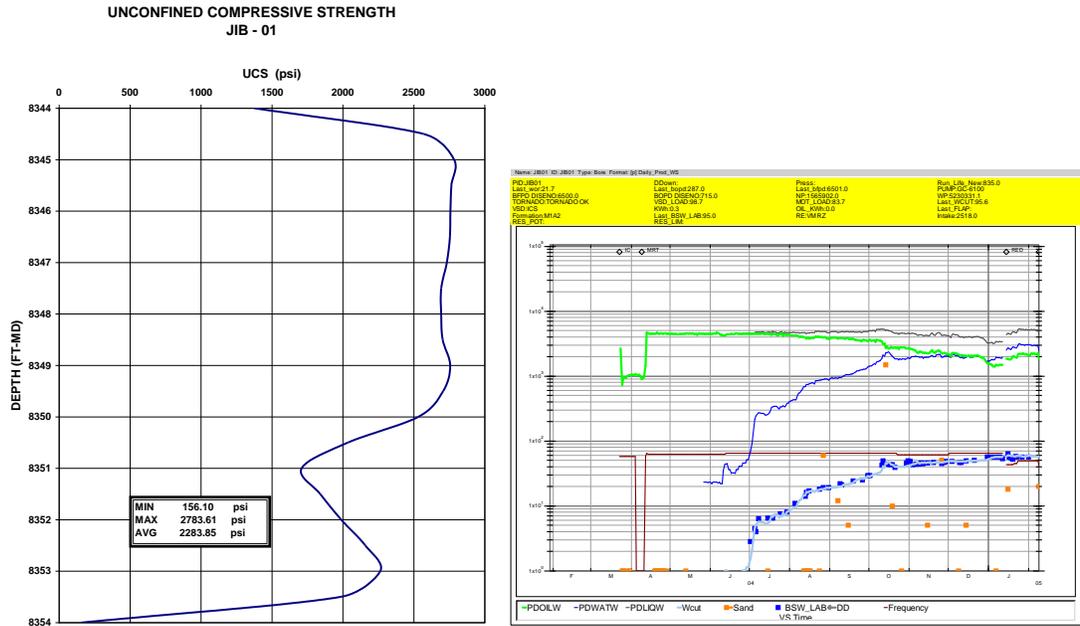
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B14. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena CY-46.



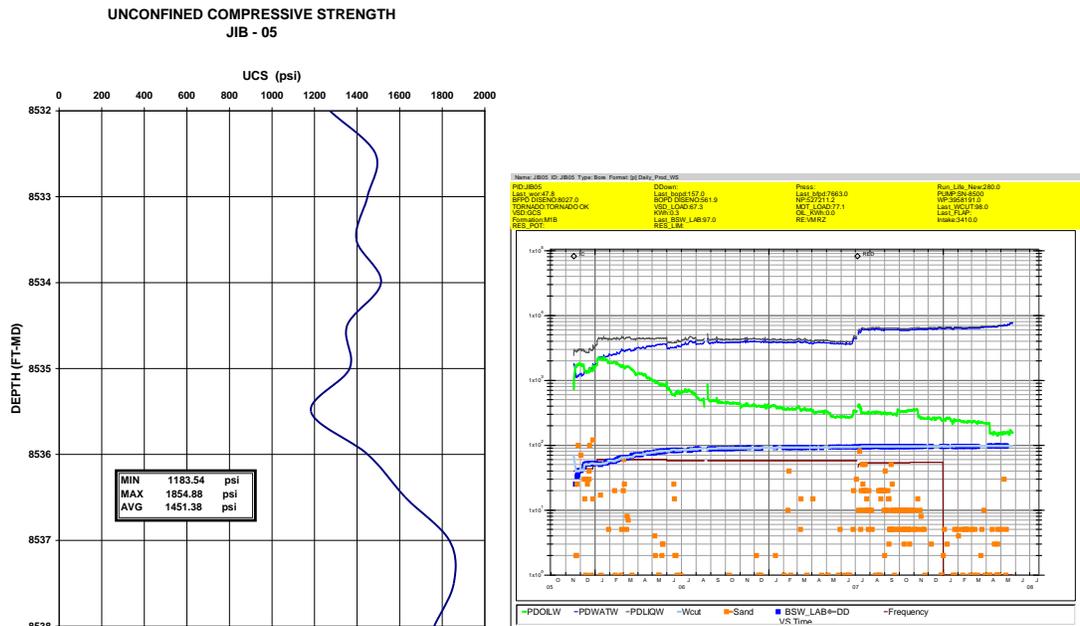
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B15. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena JIB-01.



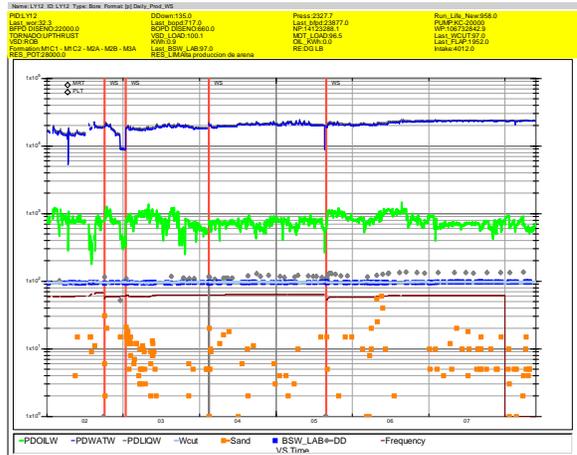
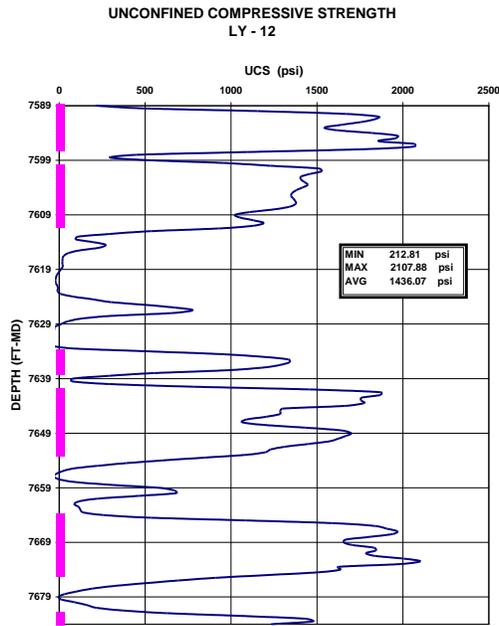
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B16. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena JIB-05.



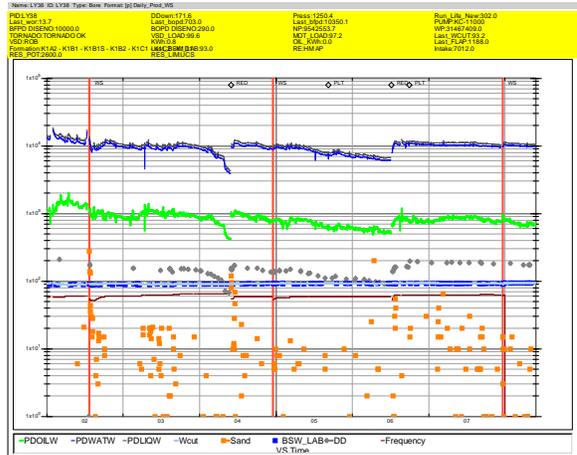
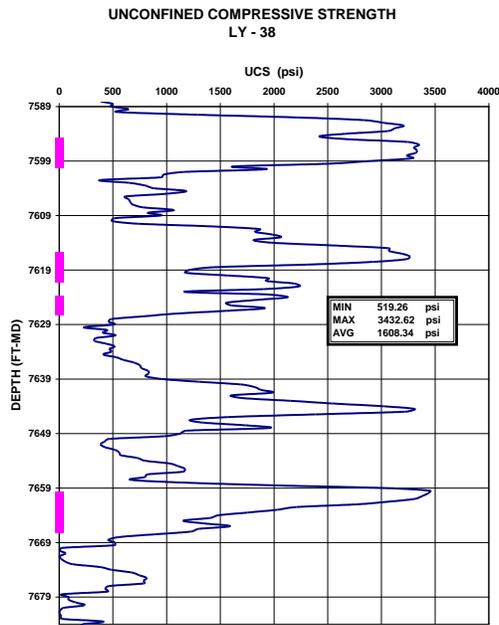
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B17. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-12.



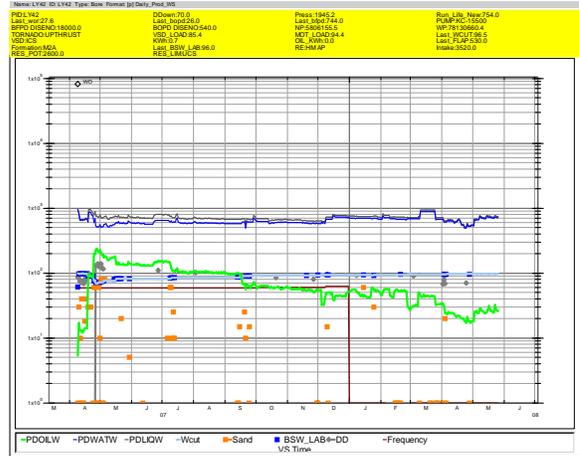
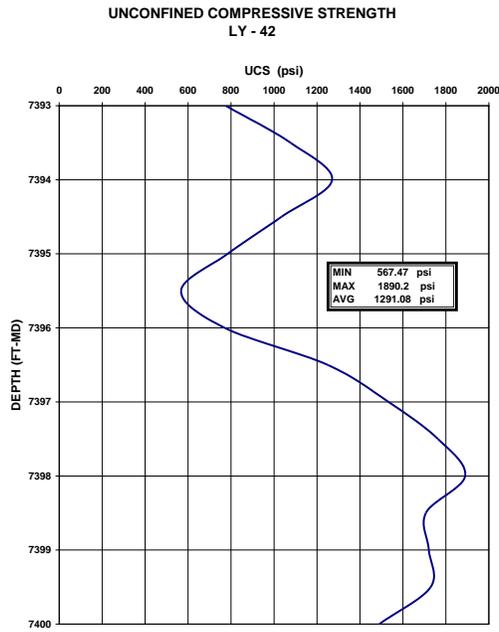
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B18. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-38.



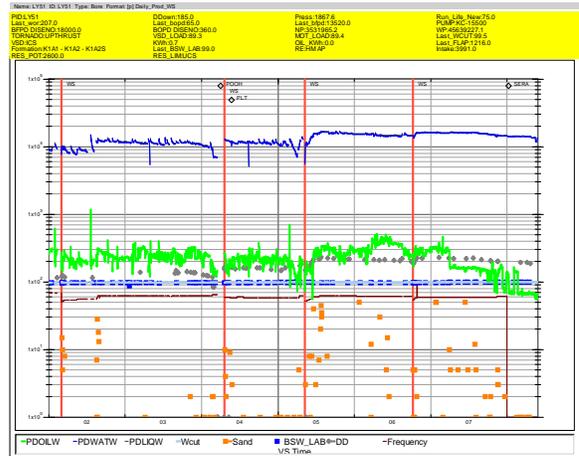
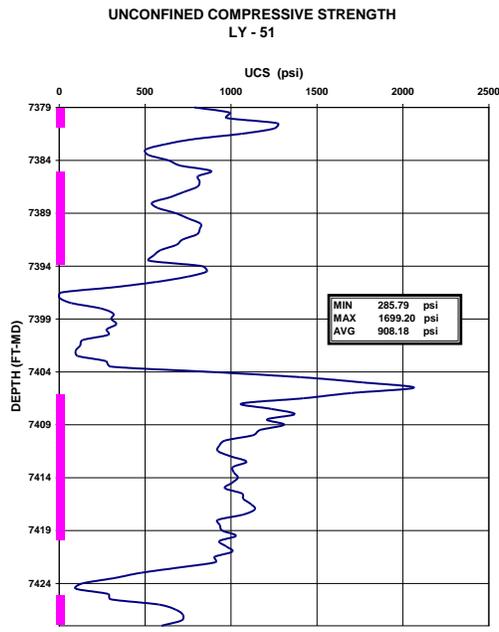
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B19. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-42.



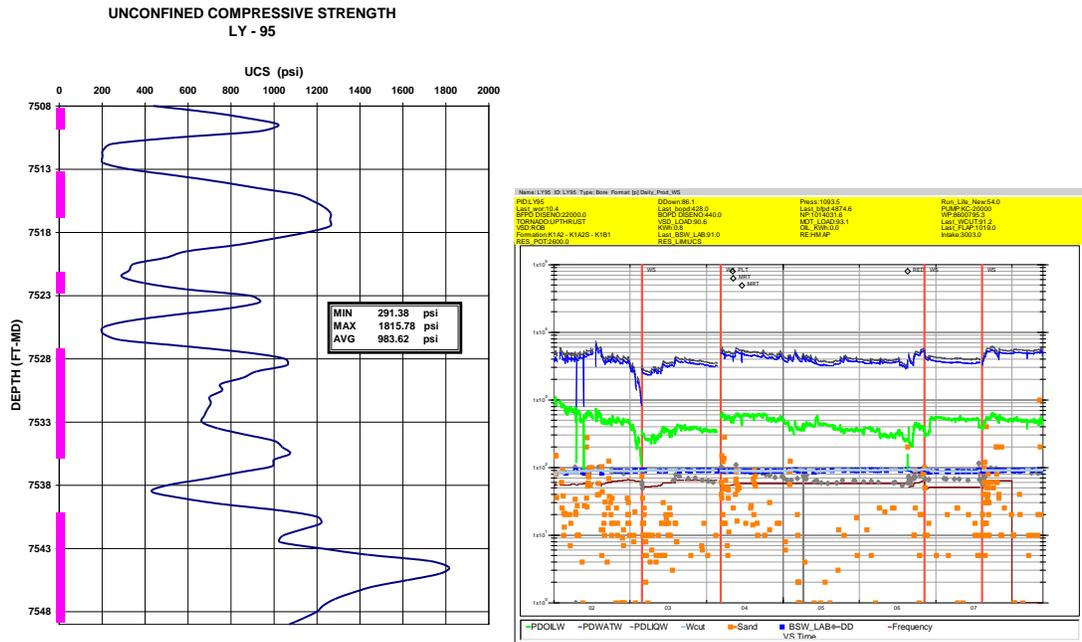
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B20. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-51.



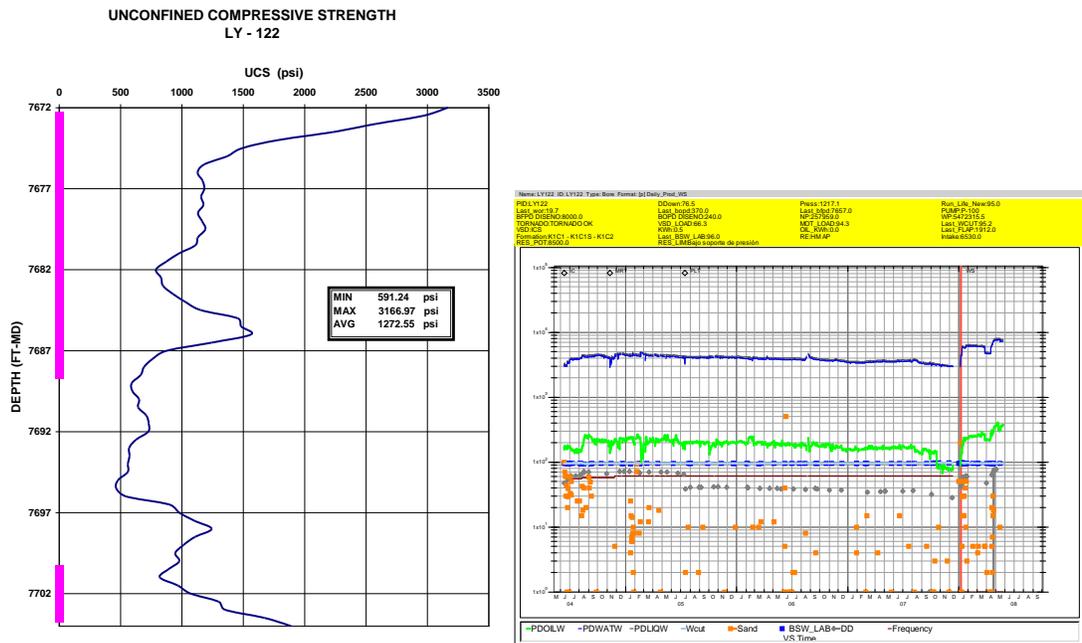
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B21. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-95.



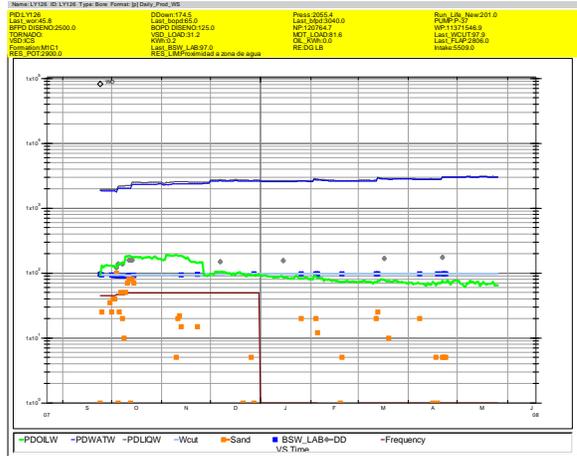
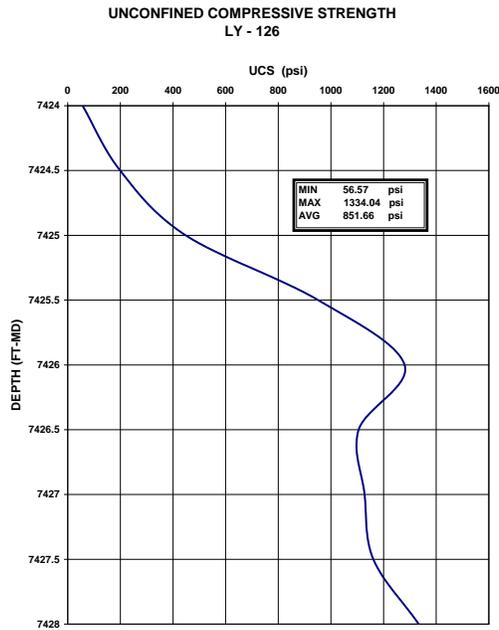
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B22. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-122.



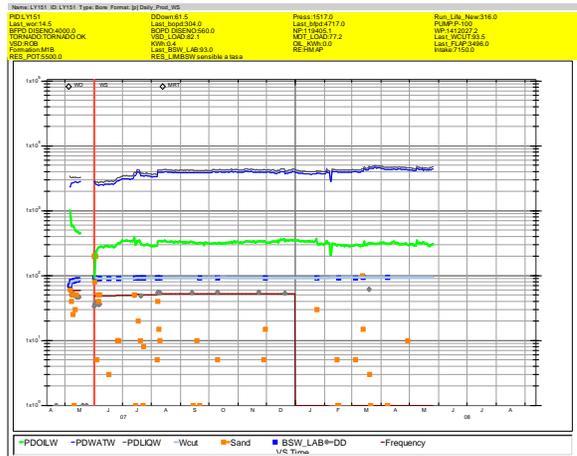
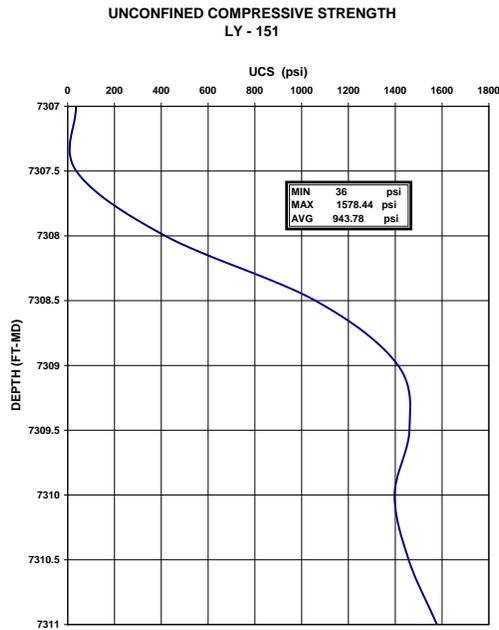
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B23. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-126.



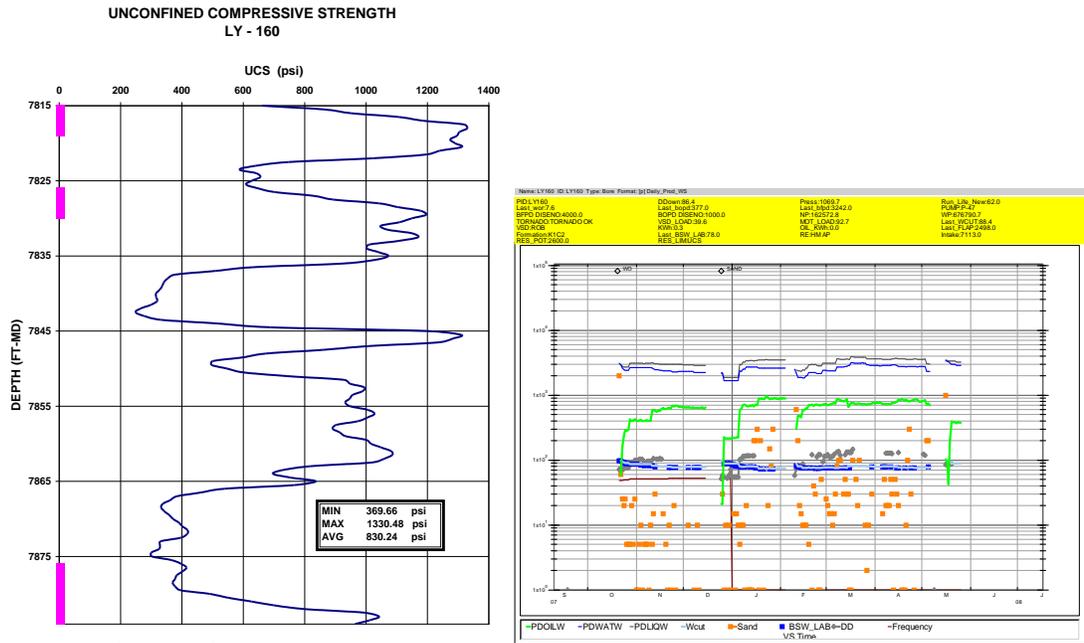
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B24. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-151.



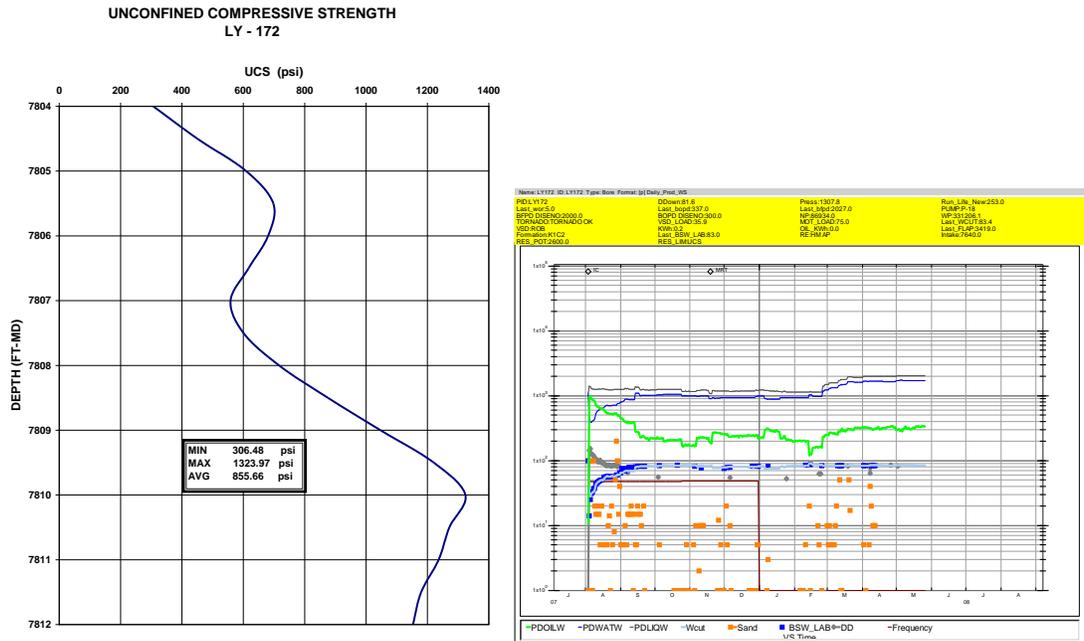
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B25. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-160.



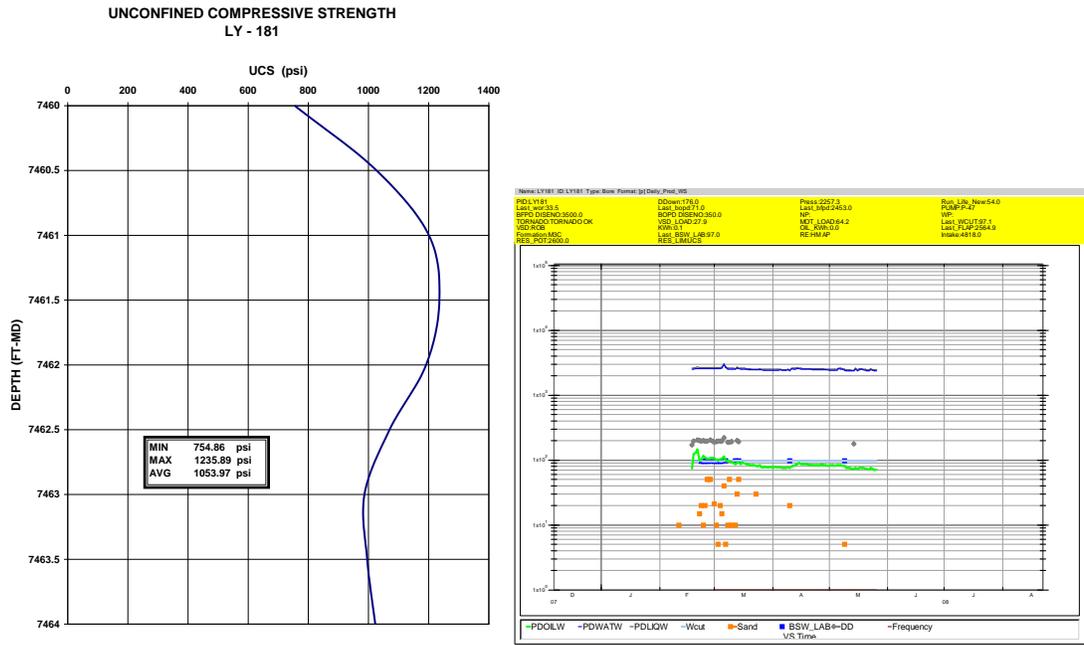
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B26. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-172.



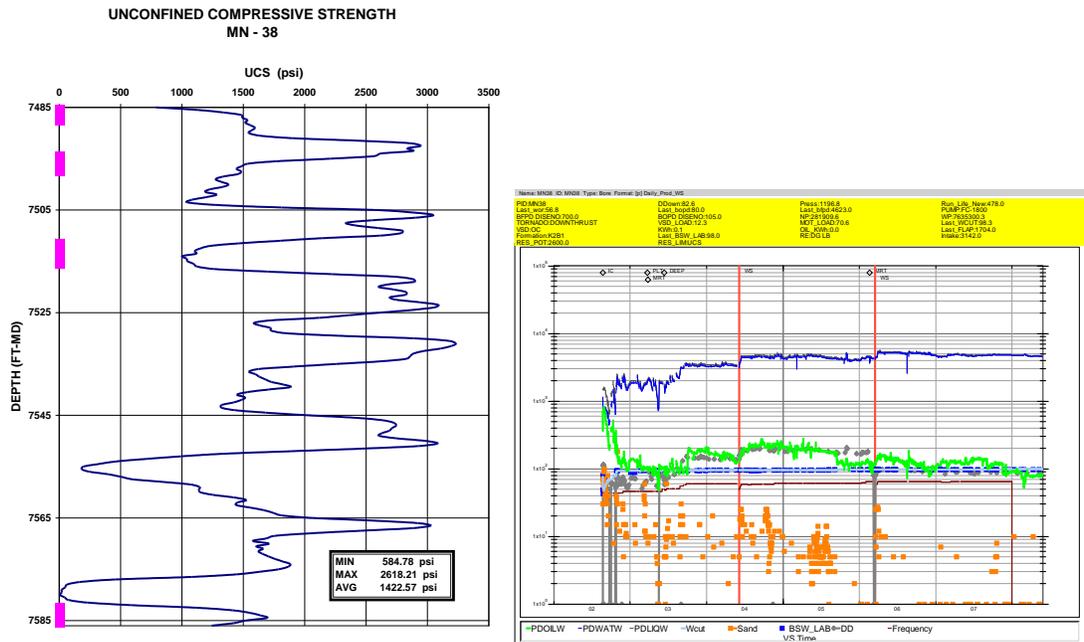
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B27. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena LY-181.



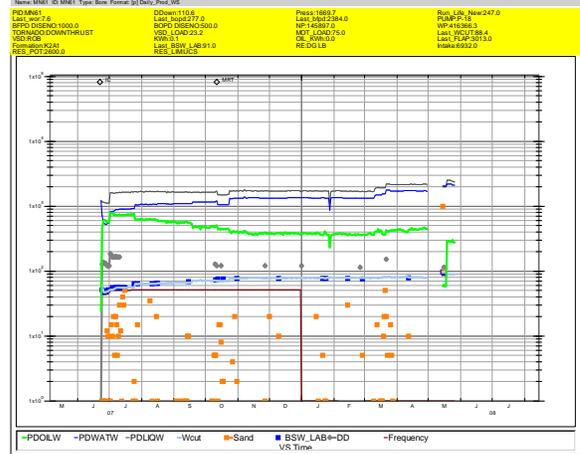
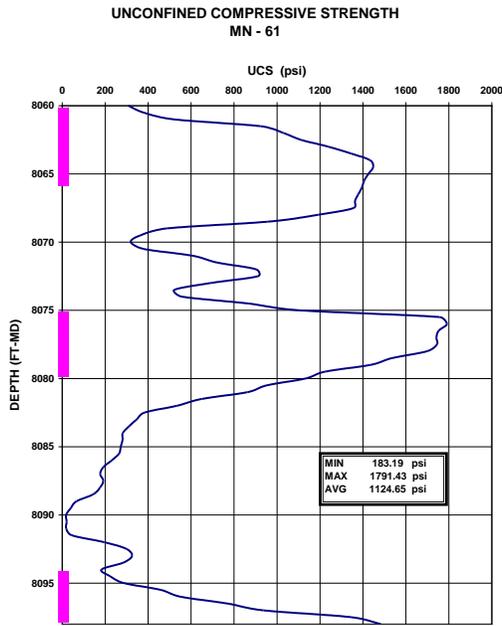
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B28. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena MN-38.



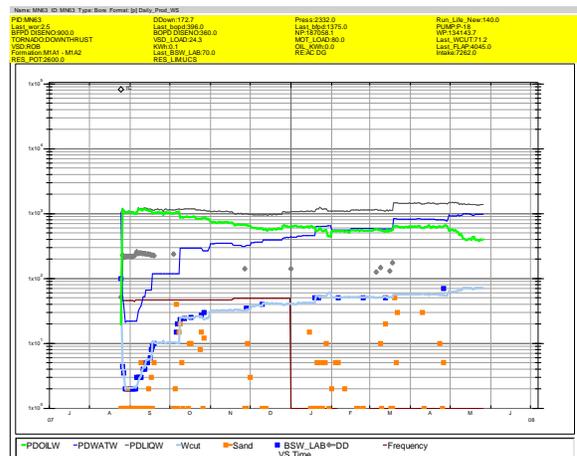
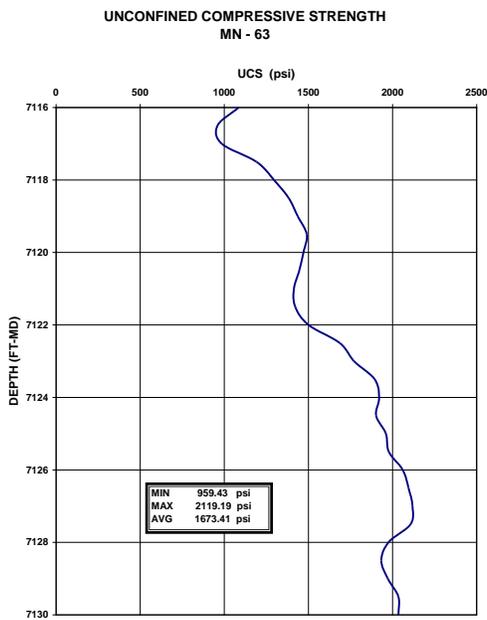
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B29. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena MN-61.



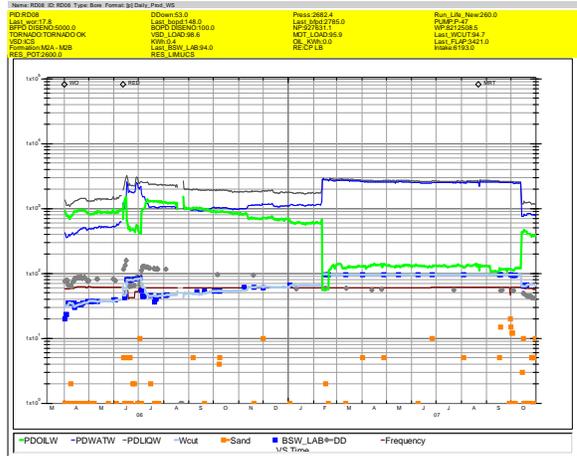
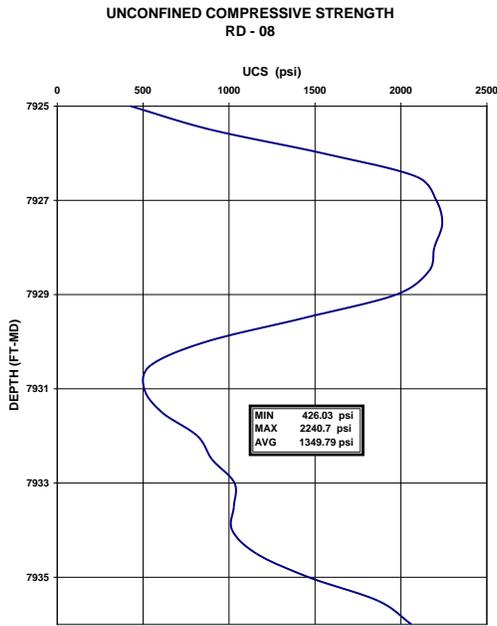
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B30. Resistencia compresiva No confinada, Producción de arena MN-63.



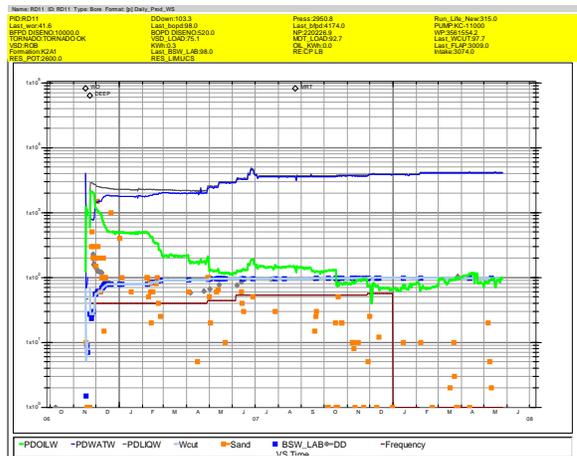
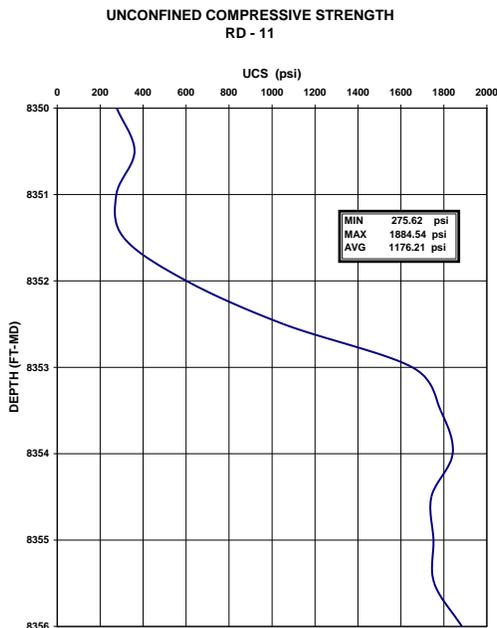
FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B31. Resistencia compressiva No confinada, Producción de arena RD-08.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

B32. Resistencia compressiva No confinada, Producción de arena RD-11.



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés., Occidental de Colombia Inc.

ANEXO C. NeuroSolution 5 PARA ESTIMAR EL UNCONFINED COMPRESSIVE STRENGTH (UCS)



El software NeuroSolutions es un producto desarrollado por NeuroDimension, Incorporated, basado en el principio biológico de las redes neuronales, las neuronas artificiales son un sistema adaptado que puede aprender relaciones entre unos datos presentados que son captados para la generación de nuevos datos. Algunas redes neuronales son supervisadas, en las cuales una persona podría determinar que puede aprender la red de la data de entrada; otras redes neuronales son no supervisadas, en las cuales la forma de organizar la información es codificándola dentro de una arquitectura.

Las redes neuronales son usadas para regresión y clasificación, en regresión, las salidas representan datos deseados, trasformando valores continuos en las entradas. En clasificación, el objetivo es asignar a los patrones de entrada una categoría o clase, usualmente representada por salidas restringidas entre valores de 0 a 1, es decir representa una probabilidad de que las entradas pertenezcan a la salida.

Uno de los módulos con los que cuenta NeuroSolution es NeuralExpert, módulo que contiene una serie de redes neuronales predeterminadas que son de uso común por la mayoría de usuarios. Cuenta con redes neuronales para cuatro (4) problemas tipo que se describen a continuación:

Problemas de Clasificación:

Son aquellos donde la meta es rotular cada dato de entrada con una clasificación específica. Una ejemplo simple de un problema de calificación es intentar rotular personas con hombre o mujer (las dos clases son las salidas deseadas) usando sus pesos y alturas como datos de entrada. Nótese que las entradas pueden ser

numéricas o simbólicas, pero la salida es de naturaleza simbólica. Por ejemplo, en el caso anterior, la salida deseada es hombre o mujer, no es un valor numérico.

Problemas de Función de Aproximación:

Son aquellos donde la meta es determinar un valor numérico a partir de una serie de datos de entrada. Es similar la problema de clasificación excepto que la salida es numérica. Un ejemplo es determinar el factor de enfriamiento del viento (salida deseada, numérica) dando como datos de entrada la temperatura, la humedad, y la velocidad del viento. Estos problemas son llamados función de aproximación porque la red neuronal puede intentar aproximar la función de relación entre los datos de entrada y la salida deseada.

Problemas de Predicción:

Son aquellos donde la meta es determinar una salida tomando una serie de datos de entrada y datos históricos de los mismos. La principal diferencia entre los problemas de predicción y los otros es que los problemas de predicción usan datos actuales de entrada así como valores previos (historia temporal de las entradas) para determinar los valores actuales de la salida o un valor futuro de esta señal. Un ejemplo típico es el uso de la historia temporal de los cierre de precios de existencias (entrada, precios de hoy y de hace tres días) para intentar predecir el precio de cierre de mañana (salida deseada).

Problemas de Agrupamiento:

Son aquellos donde la se desea extraer información de los datos de entrada pero no hay una salida deseada. Por ejemplo, se tiene una data resumida de varias personas. Se podría agrupar a las personas en grupos con hábitos similares, la diferencia fundamental entre los problemas de agrupamiento y los otros, es que no hay una salida deseada (por lo tanto no hay un error de entrenamiento usando backpropagation)

Tabla A. Ejemplos de tipos de problemas, NeuroExpert

Datos de Entrada	Meta u Objetivo	Tipo de problema
Altura y pesos de personas	Determinar si la persona es hombre o mujer	Clasificación
Precios de la bolsa, volumen, varianza, precio histórico	Determinar si los cierres de la bolsa son una tecnología cerrada u no	Clasificación
Precios de la bolsa, volumen, varianza, precio histórico	Predecir los valor de cierre de mañana	Predicción
Temperatura, humedad y velocidad del viento	Determinar el factor de enfriamiento del viento	Función de Aproximación
Resumen de una data	Agrupar personas con hábitos similares	Agrupamiento
Número histórico de manchas solares	Presidir el numero de manchas solares mañana	Predicción
Tamaño, Forma y color de los hongos	Determinar el tipo de hongo	Clasificación
Características del vecindario	Predecir el precio promedio de una casa	Función de Aproximación
Historia de los controles de la potencia de plantas y salidas	Predecir valores de control para manejar la planta especificando las salidas	Predicción

FUENTE: NeuroSolution, Incorporated.

Luego de estas definiciones, se puede inferir que el tipo de problema a utilizar para la estimación del Unconfined Compressive Strength (UCS), es el problema de *Función de Aproximación*, ya que este módulo se adapta las necesidades del proyecto.

A continuación se describe el procedimiento para realizar la estimación del Unconfined Compressive Strength (UCS) mediante el uso del software NeuroSolution en su modulo NeuroExpert bajo el problema de *Función de Aproximación*.

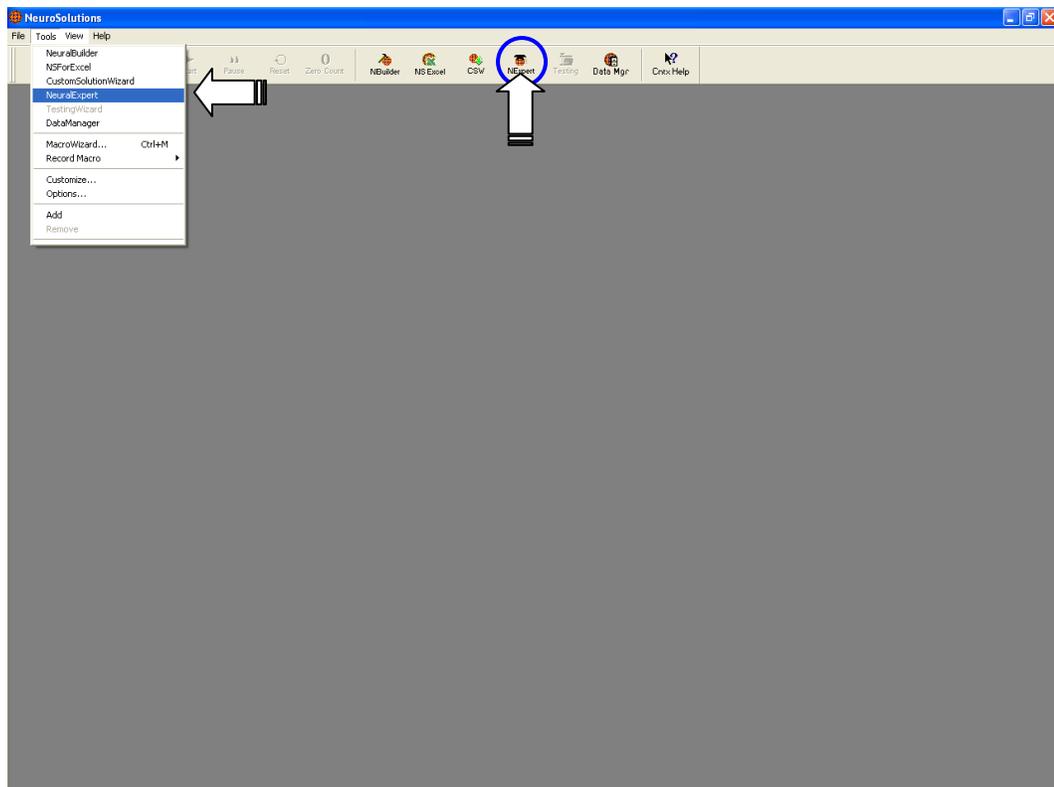
INGRESO A NeuroExpert ,



Como primera medida para realizar la estimación del Unconfined Compressive Strength (UCS), debemos ingresar al Software NeuroSolutions de la forma convencional, buscándolo en la lista de programas, o simplemente haciendo doble click sobre el icono en el escritorio.



Luego, una vez se ha ingresado al Software, se debe seleccionar el módulo NeuroExpert, para lograr esto se puede proceder de dos maneras, la primera es buscar el módulo en el menú Tools, y la segunda es hacer click sobre el icono que identifica este módulo que se encuentra en la barra de herramientas. La figura a continuación muestra las dos maneras de ingresar al módulo NeuroExpert.



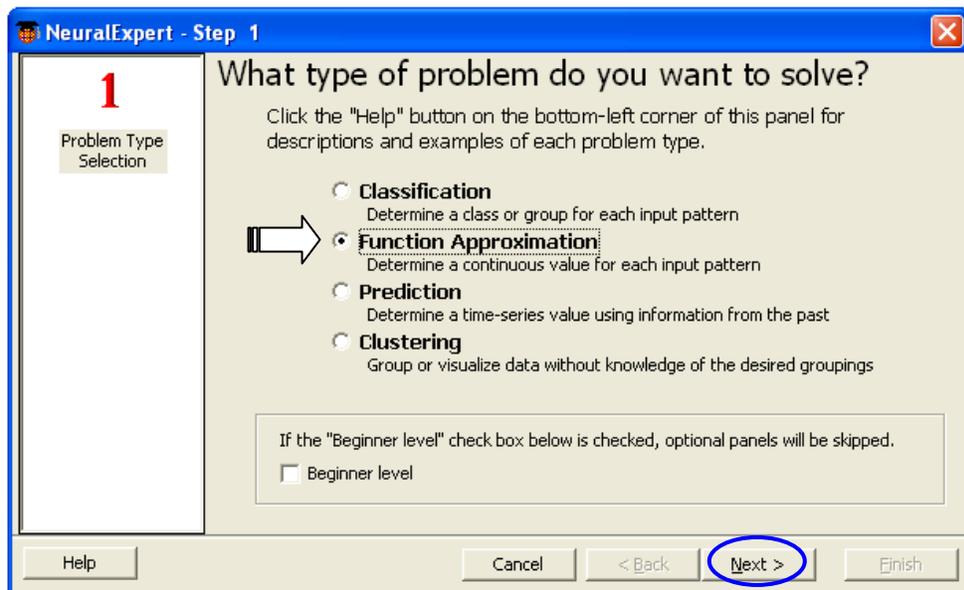
ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Ya escogido el módulo NeuroExpert, una serie de ventanas se despliegan con el fin de facilitar el entrenamiento de la red neuronal, haciendo didáctica la manera de realizar esta acción.

Paso 1 (Selección del problema).

La navegación a través de estas ventanas es muy simple, en la primer ventana (selección del problema), en la parte inferior derecha se pueden observar cuatro (4) botones, el botón *Next>* para avanzar en las ventanas, el botón *<Back* para retroceder en las ventanas, el botón *Cancel* para cancelar, detener el proceso y no hacer ningún cambio en la red neuronal y por último el botón *Finish* que activa la red neuronal deseada. En la parte inferior izquierda se ubica el botón *Help* que brinda ayuda en caso de necesitarla.

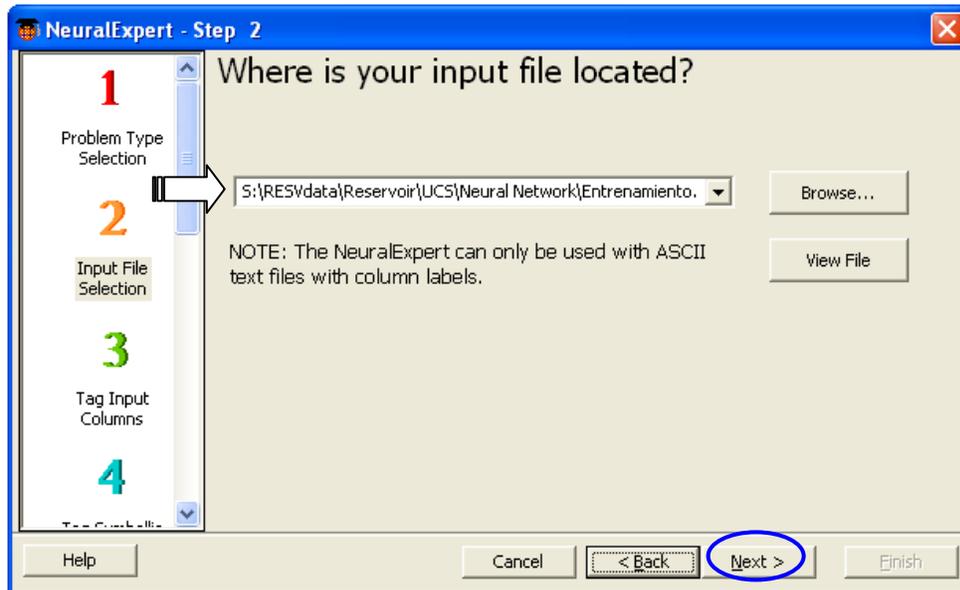
En esta ventana se debe seleccionar el tipo de problema, para nuestro caso, *Function Approximation*, y luego hacemos click en el botón siguiente, como se muestra a continuación.



Paso 2 (Ubicación datos de entrada, Input).

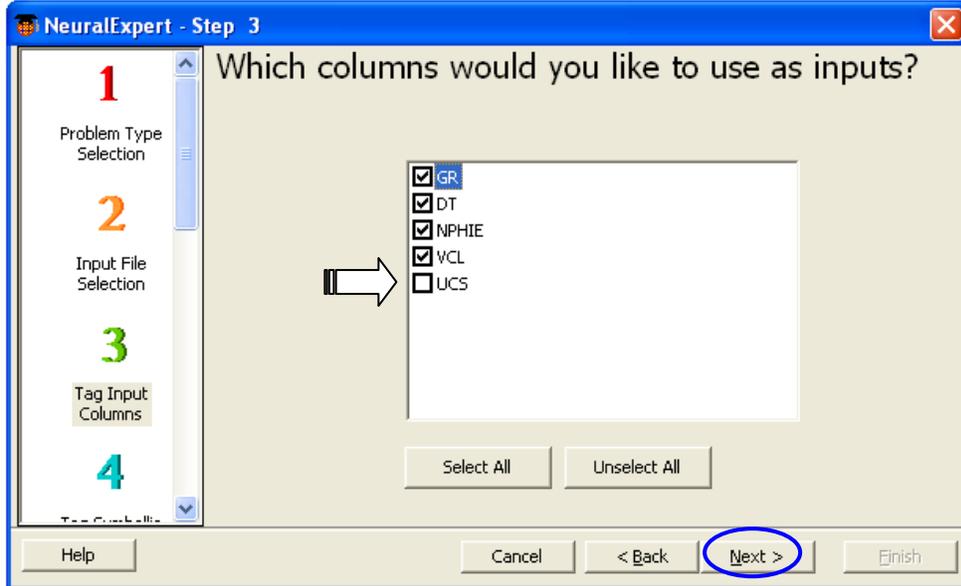
En este paso, debemos ubicar el archivo que contiene los datos que se usaran para el entrenamiento, dicho archivo debe tener el formato ASCII text. El botón *Browse*. facilita la búsqueda del archivo, desplegando un explorador de carpetas para dicho fin. El botón *View File* sirve para visualizar el archivo seleccionado con el fin de determinar si dicha información es la que realmente se quiere como data de entrenamiento. El archivo con el cual se entrenó la red neuronal para este estudio, tiene la siguiente ubicación:

S:\RESVdata\Reservoir\UCS\Neural Network\Entrenamiento.csv



Paso 3 (Selección de Input).

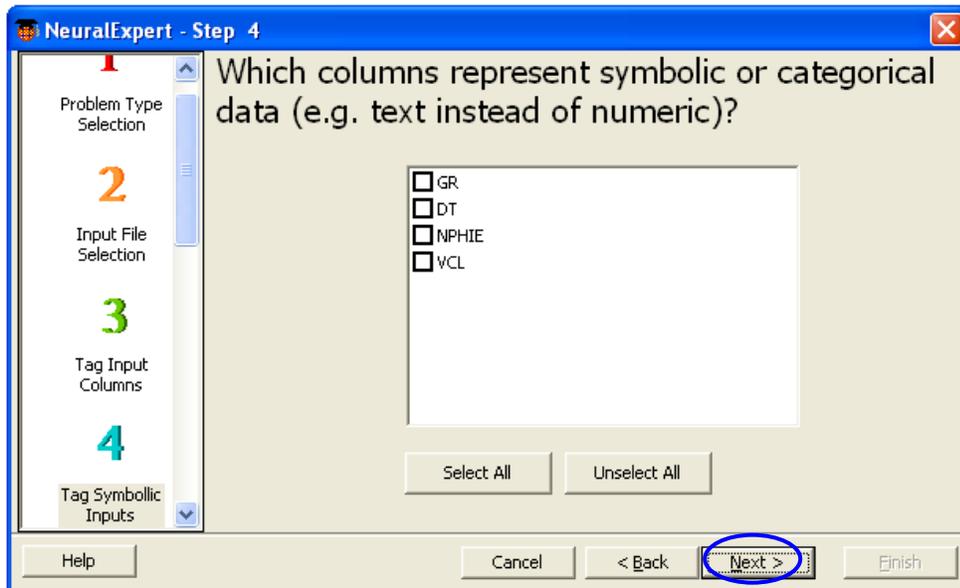
En este paso seleccionamos las columnas de los datos que servirán como Input para el entrenamiento, para nuestra caso, GR, DT, NPHIE, VCL.



Paso 4 (Clasificación de Input).

En este paso, se selecciona que tipo de datos representan las columnas relacionadas en el paso 3, es decir, si la data es simbólica (no representada en números sino en letras) o si por el contrario lo es.

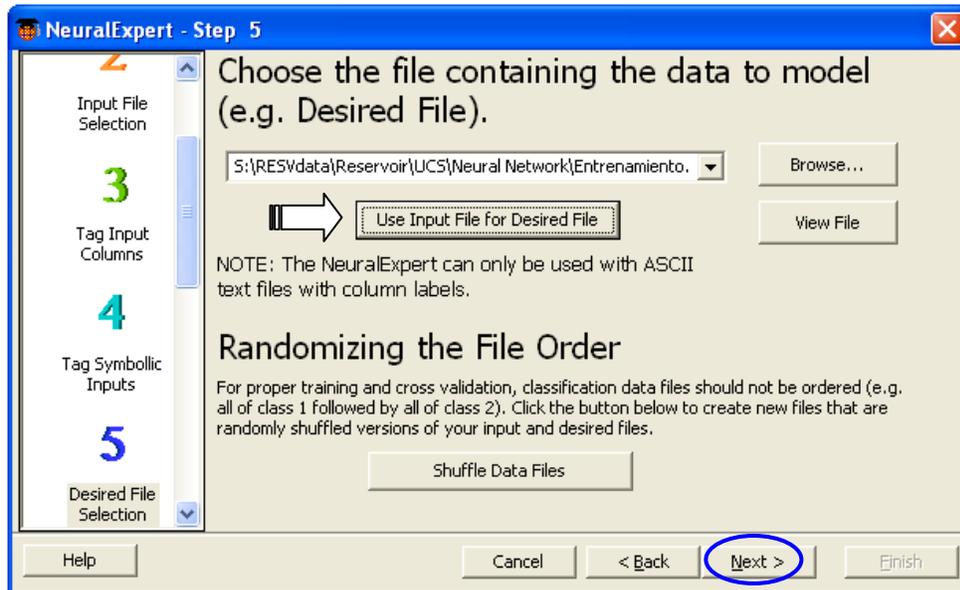
Para la red neuronal de estimación del Unconfined Compressive Strength (UCS), los Input o datos de entrada todo son numéricos, razón por la cual no se selecciona ninguna de las columnas.



Paso 5 (Ubicación de datos deseados, Output).

En este paso, debemos ubicar el archivo que contiene los datos deseados que se usaran para el entrenamiento, dicho archivo debe tener el formato ASCII text. Hay dos maneras de ubicar dicha informaron. Si los datos de salida, Output, están en el mismo archivo donde están los datos de entrada, se debe dar click en el botón *Use Input File for Desired File*, de lo contrario realiza el procedimiento descrito en el paso 2.

La opción de orden aleatorio, botón *Shuffle Data Files*, es para cambiar el orden de los datos de entrada, para la red neural deseada no se elige esta opción.



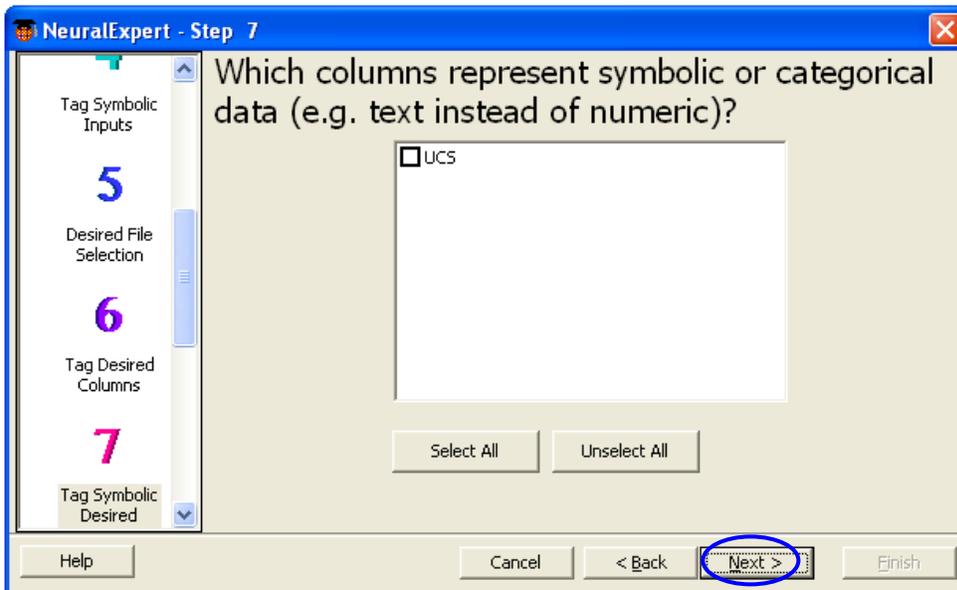
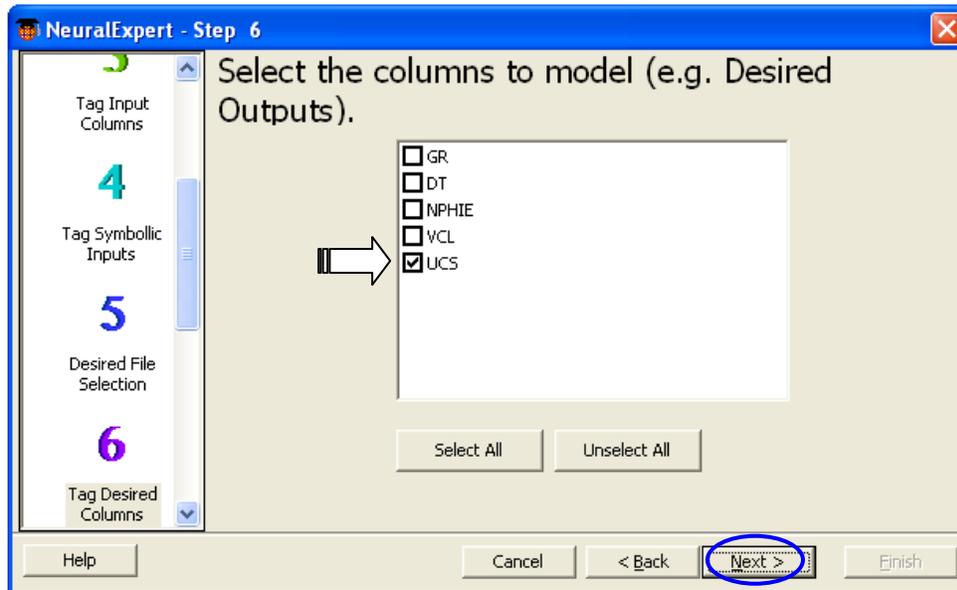
Paso 6 (Selección de Output).

En este paso seleccionamos la(s) columna(s) de los datos que servirán como Output para el entrenamiento, para nuestro caso, UCS.

Paso 7 (Clasificación de Output).

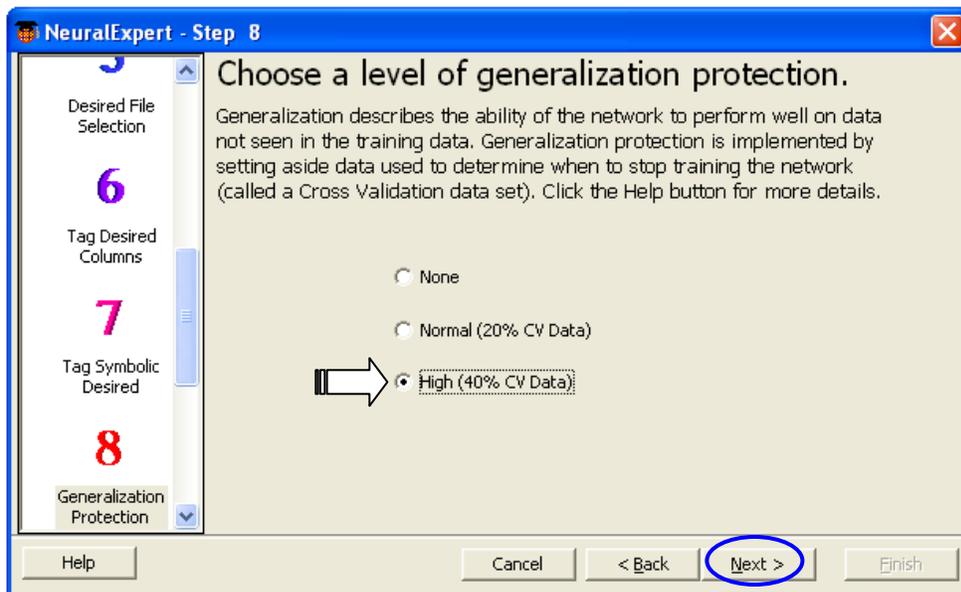
En este paso, se selecciona que tipo de datos representan las columnas relacionadas en el paso 6, es decir, si la data es simbólica (no representada en

números sino en letras) o si por el contrario lo es. Para la red neuronal de estimación del Unconfined Compressive Strength (UCS), el Output o datos deseados son numéricos, razón por la cual no se selecciona ninguna de la(s) columna(s).



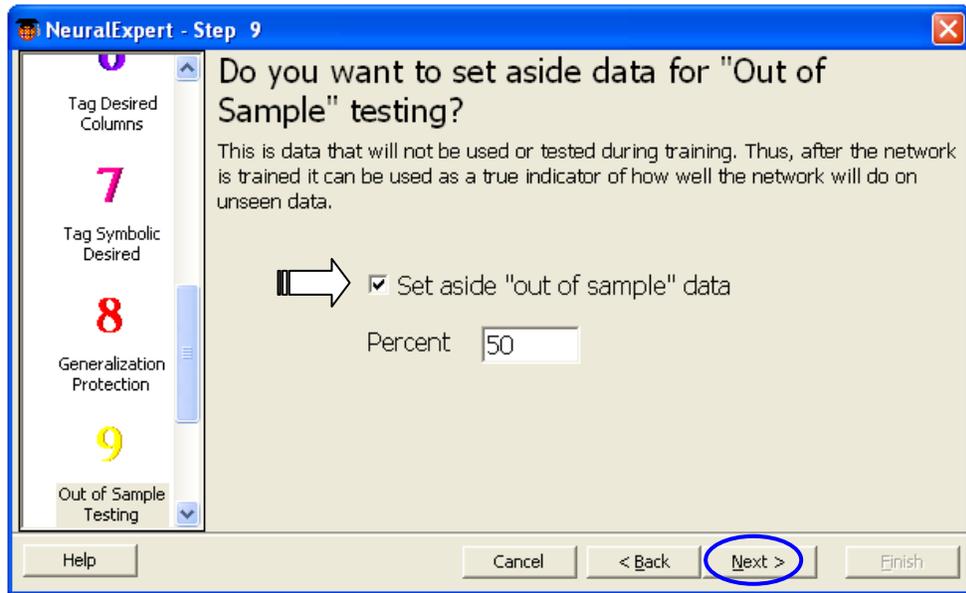
Paso 8 (Nivel de protección de generalización).

La meta primaria del entrenamiento de la red neuronal es asegurar la buena ejecución de los datos con uno que no han sido entrenados (generalización). El método estándar es separar la data de entrada en múltiples set de datos, el más común es la validación de datos cruzados (Cross validation Data) que es usado en la red durante el entrenamiento para auto-evaluación, durante estas pruebas los pesos no son entrenados, pero los valores de ejecución de la red son guardados para compararlos con los anteriores datos. Seleccionamos la opción de High (40% CV Data) para nuestro proyecto.

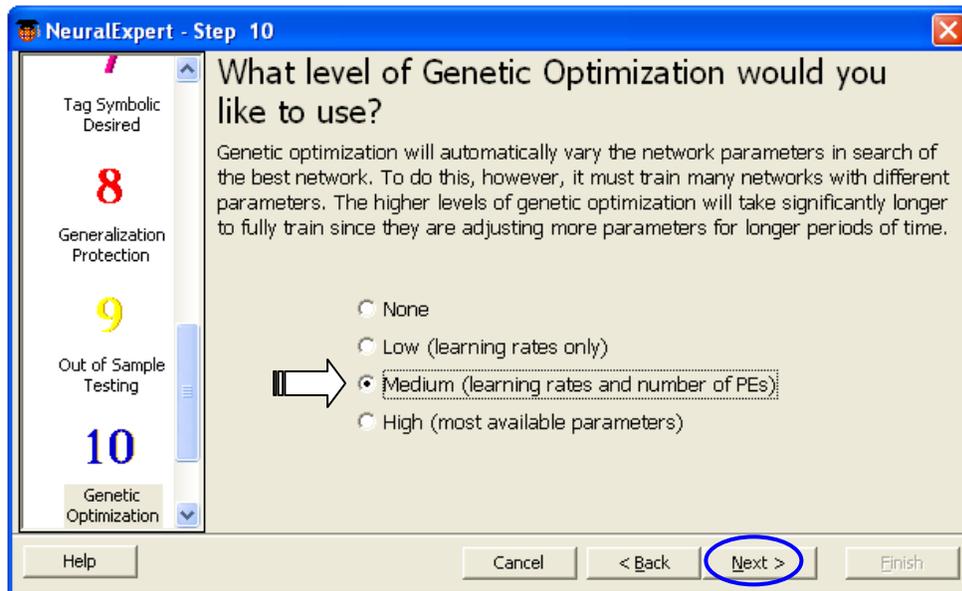


Paso 9 (Data fuera de muestra).

En este paso se selecciona el porcentaje de muestra que será usada para auto evaluar la red neuronal.



Paso 10 (Optimización genética).

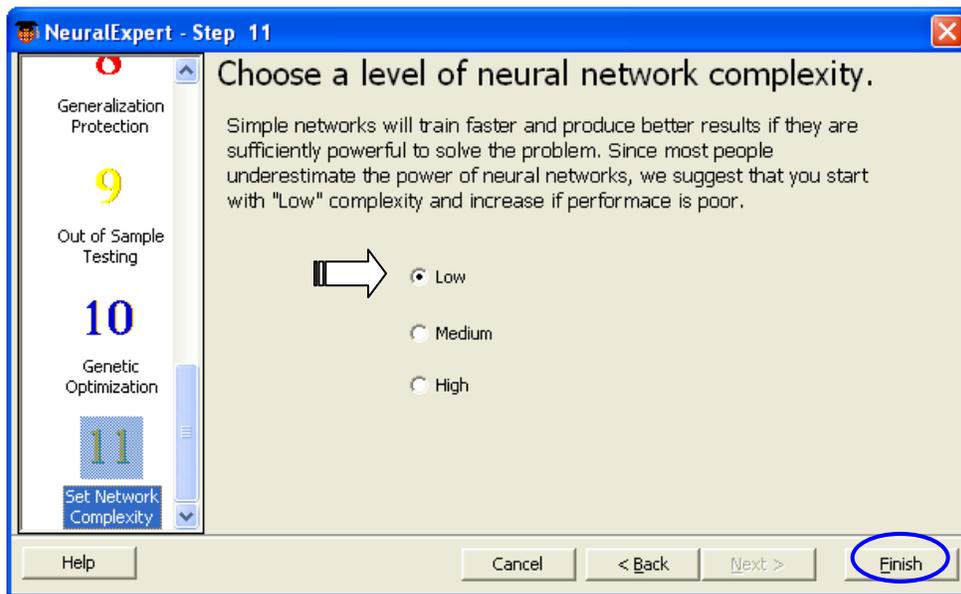


La optimización genética determina los mejores parámetros de la red para entrenamientos sucesivos y diferentes combinaciones de estos. Como en la

evolución, la buena combinación de parámetros sobreviven de un entrenamiento a otro. En la red neuronal deseada para nuestro interés, la optimización genética toma lugar en repetidos entrenamientos de la red con varios parámetros y calcula la mejor combinación de estos, por lo que el entrenamiento es un poco demorado.

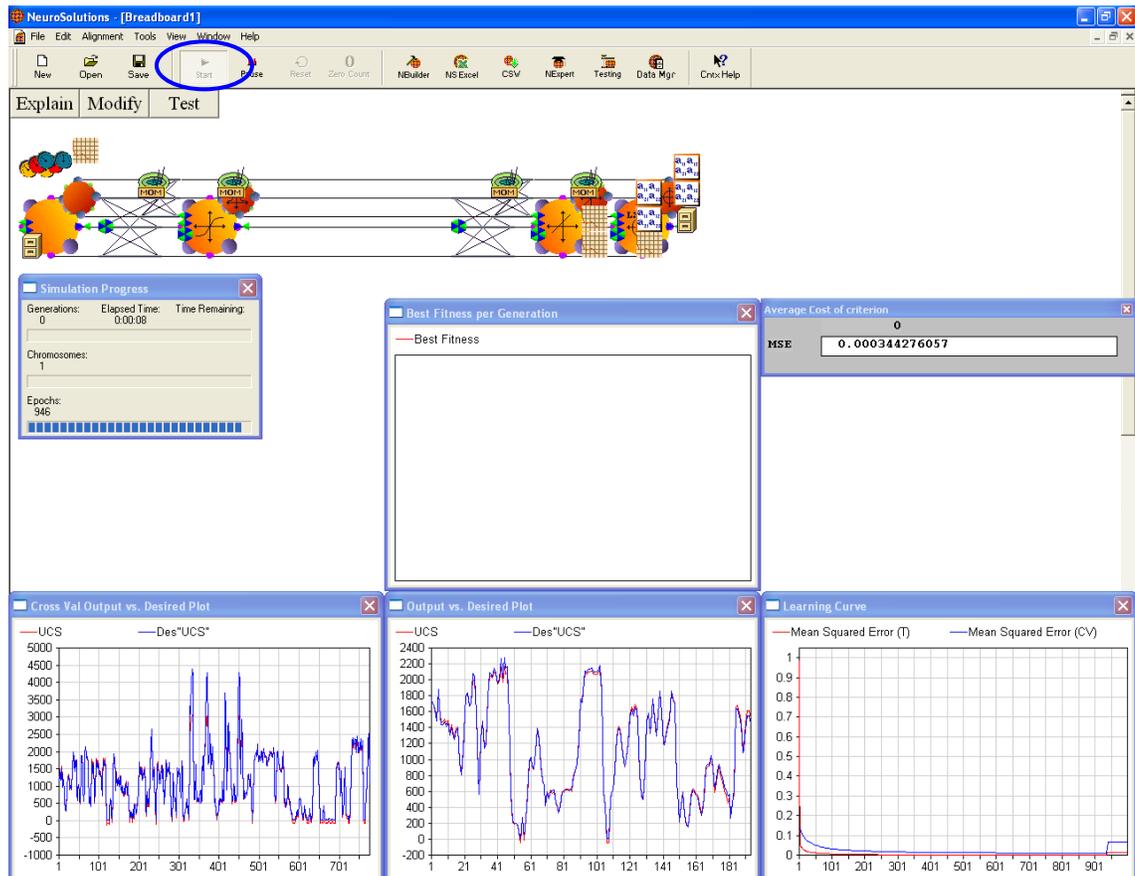
Paso 11 (Complejidad).

Para el entrenadito de la red neuronal para estimar el Unconfined Compressive Strength (UCS), se selecciona un baja complejidad, debido a las características de los datos que se tienen para el entrenamiento.



Luego de realizara estos 11 pasos, se hace click en le boton *Finish* para que se genera la red neuronal. Por último, se da clic en el botón *Star*, se espera a que termine el entrenamiento y se guarda la red neuronal deseada en la ubicación que se quiera, para nuestro estudio en:

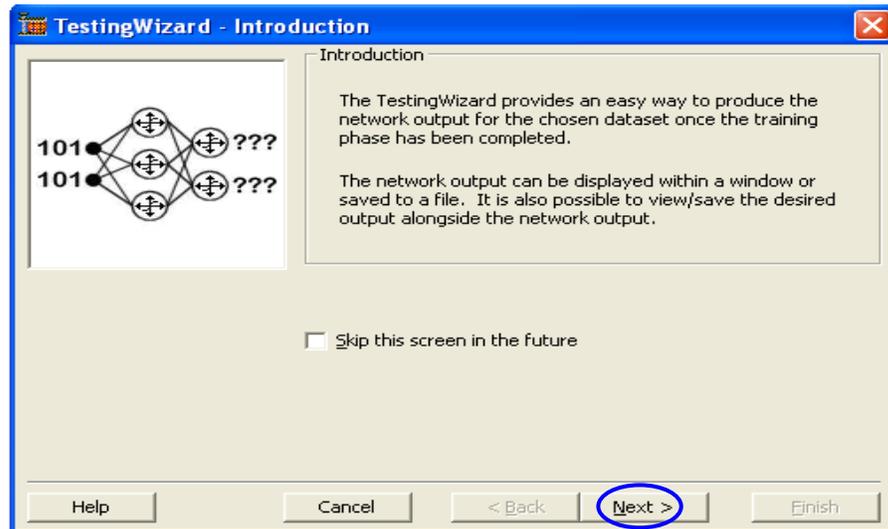
S:\RESVdata\Reservoir\UCS\Neural Network\CALCULOUCS.NSB .



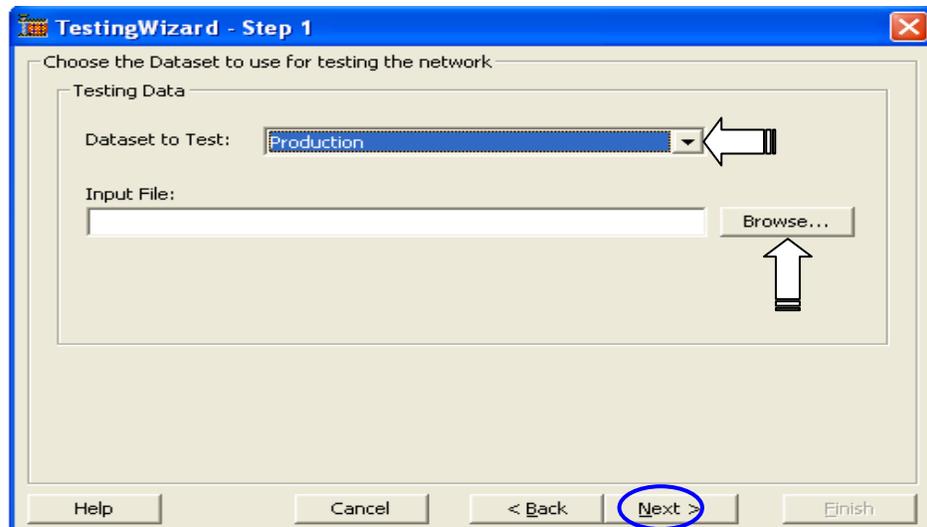
ESTIMACIÓN DE UNCONFINED COMPRESSIVE STRENGTH (UCS) USANDO LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Para estimar el Unconfined Compressive Strength (UCS) mediante la red neuronal, se debe abrir la red CALCULOUCS.NSB y seguir los siguientes pasos:

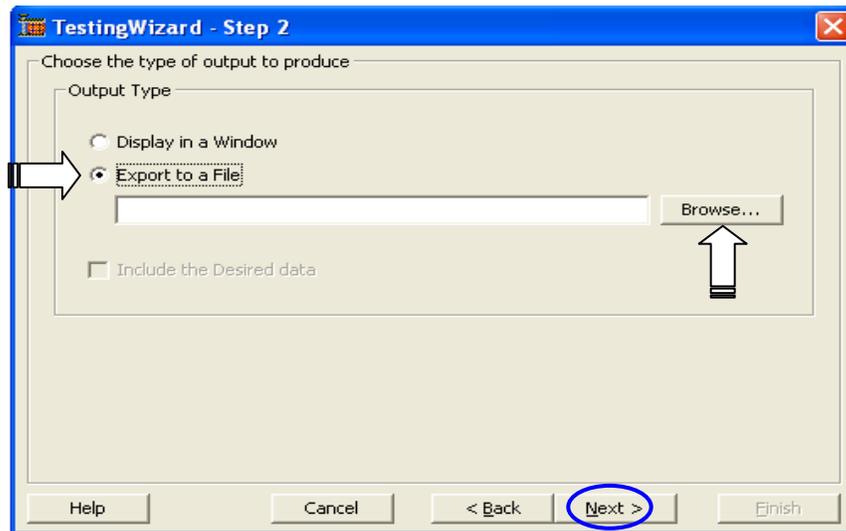
- Crear archivo de datos del pozo al que se desea estimar el UCS. Archivo ASCII text, de formato similar al archivo usado para entrenamiento, es decir con las columnas, GR, DT, NPHIE y VCL.
- Activar la ventana de prueba (Test) del módulo NeuroExpert y seguir los siguientes pasos:



Escoger en la pestaña Datos a ser probados la opción, Producción, y ubicar el archivo con los datos a estimar.



Elegir la opción exportar archivo, haciendo click en le botón *Browse...* se selecciona la ubicación y el nombre que se sea para el archivo exportado.



Por último, hace click en el botón *Finish*, lo que nos genera el archivo con la estimación del UCS deseada.



ANEXO D. REDES NEURONALES: DE LA BIOLOGÍA A LA INFORMÁTICA

RED NEURONAL BIOLÓGICA

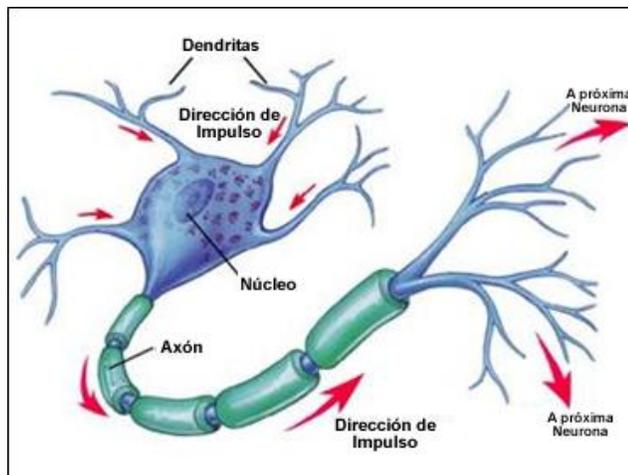
NEURONA BIOLÓGICA

El tejido nervioso es el más diferenciado del organismo y está constituido por células nerviosas, fibras nerviosas y la neuroglia, que está formada por varias clases de células. La célula nerviosa se denomina neurona, que es la unidad funcional del sistema nervioso.

Se estima que en cada milímetro del cerebro hay cerca de 50.000 neuronas, es decir aproximadamente 10^{11} millones de neuronas en todo el cerebro; El tamaño y la forma de las neuronas es variable, no obstante, sus formas suelen agruparse en unas pocas y amplias categorías que comparten ciertas características estructurales que hacen distinguirse en ellas cuatro partes o regiones celulares: El cuerpo de la neurona o Soma que contiene el núcleo, las dendritas, el axón y la zona trasmisora o terminal del axón, como se muestra en la figura 2.

PARTES DE LA NEURONA BIOLÓGICA¹

D1. Partes de una Neurona



FUENTE: <http://en.wikipedia.org/wiki/Neuronal>

¹ LAHEY Benjamín, Introducción a la Psicología, Editorial McGraw-Hill, Pág. 18, 55-60, 69, 85-88. Estructura celular de la neurona.

Clásicamente se consideran 4 zonas funcionalmente distintas en una neurona:

Soma o pericarion

Es el cuerpo de la neurona y su centro metabólico. Contiene los elementos o componentes necesarios para fabricar y empaquetar proteínas que deben ser usadas en otras partes de la célula. La forma más normal del cuerpo celular es de tipo esférico o piramidal.

Dendritas

Prolongaciones citoplasmáticas que se extienden a partir del cuerpo celular. Las dendritas y el soma constituyen la zona receptora destinada a recibir la información de otras células nerviosas, del medio interno o del medio externo.

Axón

También es una prolongación a modo de fibra de longitud muy variable que hace contacto con otras células nerviosas. El segmento inicial del axón o cono axónico integra las señales que recibe de la parte receptora y “decide” las señales o potenciales de acción que ha de transmitir. Por ese motivo a esta zona se la denomina zona propagadora o conductora.

Terminal del axón

El axón termina en muchos terminales axónicos, las cuales hacen contacto con otras células nerviosas en uniones denominadas sinápsis, transmitiéndoles la información que ellas portaban. A esta región de la neurona se la denomina zona transmisora.

POTENCIAL DE ACCIÓN DE LA NEURONA BIOLÓGICA (IMPULSO NERVIOSO)²

La sinápsis

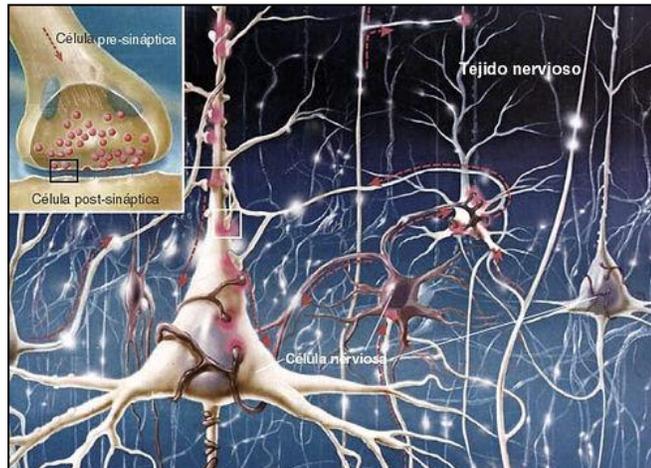
Se denomina sinápsis a la región de contacto entre dos neuronas, donde aparecen diferencias estructurales y funcionales tales que, en determinadas circunstancias, la actividad de una (presináptica) excita o inhibe a la otra (postsináptica). En el sistema nervioso existen dos tipos de sinápsis: sinápsis eléctrica y sinápsis química.

La transmisión de una señal de una célula a otra por medio de la sinápsis es un proceso químico. En él se liberan sustancias transmisoras en el lado del emisor de la unión. El efecto es elevar o disminuir el potencial eléctrico dentro del cuerpo

² <http://iescarin.educa.aragon.es/depart/biogeno/varios/BiologiaCurtis/Seccion%207/7%2020Capitulo%2047.htm>

de la célula receptora. Si su potencial alcanza el umbral se envía un pulso o potencial de acción por el axón. Se dice, entonces, que la célula se disparó. El pulso alcanza otras neuronas a través de las distribuciones de los axones.

D2. Sinápsis Neuronal

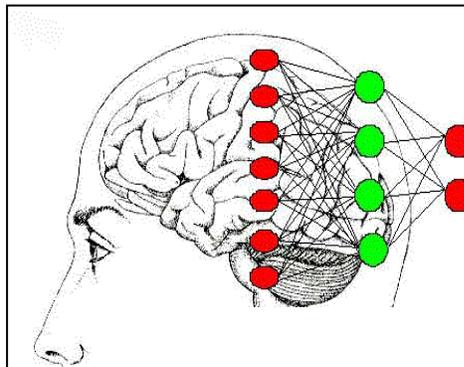


FUENTE: http://cienciascognitivas.blogspot.com/2005_04_01_archive.html

RED NEURONAL ARTIFICIAL

Las redes de neuronas artificiales (denominadas habitualmente como RNA o en inglés como: "ANN") son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida.

D3. Esquema de una red neuronal artificial

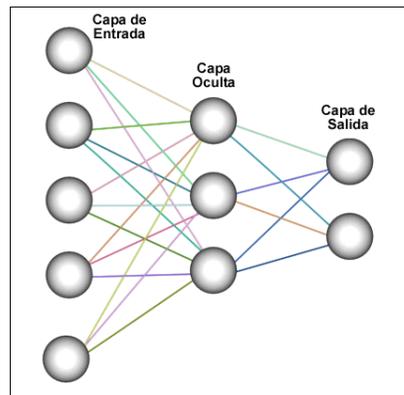


FUENTE: La Primera Revolución Cognitiva (II Parte): El desarrollo del enfoque conexionista Rodrigo Robert Zepeda. Viña del Mar, Chile

La red neuronal está compuesta de neuronas artificiales interconectadas unas con otras, cada neurona tiene una salida que depende de la función de propagación que consiste en un sumatorio de cada entrada multiplicada por el peso de la conexión del axón y de la dendrita correspondiente. Si el peso es positivo la conexión se denomina excitatoria en caso contrario se denomina inhibitoria. La red neuronal diferenciará 2^n clases distintas siendo n el número de salidas de la red neuronal.

La red está compuesta por la capa de entrada, que es la capa en la que entra la información por primera vez a la red, capa oculta, que es en la que se realiza el procesamiento de las neuronas y capa de salida, que dan un resultado al tratamiento de las entradas.

D4. Estructura básica de una red neuronal artificial



FUENTE: NARVÁEZ BOHÓRQUEZ, Fredy Andrés.

Una de las misiones en una red neuronal consiste en simular las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales (como un circuito integrado, un ordenador o un conjunto de válvulas). El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz de dar el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez.

NEURONA ARTIFICIAL³

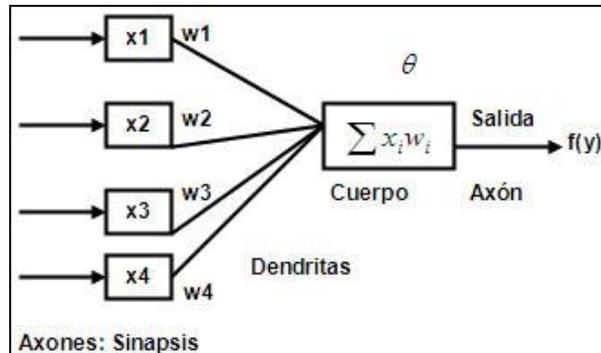
La neurona artificial es la unidad elemental encargada de procesar un número de entradas y producir una salida. Una neurona es una función, tiene como entrada las salidas de otras neuronas. Cada conexión de axón a dendrita tiene una fuerza que es lo que hace la memoria de la red artificial. El núcleo es un sumatorio

³ PATIÑO SUÁREZ, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en el área Cravo Norte a partir de registros electrónicos, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga

ponderado de las entradas activadas y si se supera un umbral, produce una salida que será cero (0) ó uno (1).

Su trabajo consiste únicamente en recibir las entradas de las neuronas vecinas y calcular un valor de salida, que es enviado a todas las neuronas restantes:

D5. Neurona Artificial



FUENTE: Advanced Tech Computing Group UTPL

Las unidades de entrada reciben las señales desde el exterior, es decir de otras neuronas vecinas. Estas entradas pueden provenir de sensores o de otros sectores del sistema las cuales servirán para la activación de la red.

Las unidades de salida envían la señal fuera del sistema neuronal, las cuales servirán de entrada a otra neurona, a través de la sinápsis. Estas salidas pueden controlar directamente potencias u otros sistemas. En el cuerpo de la neurona, es donde se produce la función de activación que va a permitir que esta envíe la información a otras neuronas y puedan comunicarse. Esta activación se produce al sumar todas sus entradas por sus pesos y su respectivo umbral de activación.

COMPONENTES DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Capa de Entrada

Se constituye como la etapa aferente del sistema neuronal artificial, bajo ella ingresan la cantidad de datos necesarios seleccionados como elementos de inicio o entradas de aprendizaje, a partir de las cuales y bajo sus combinaciones se obtiene la salida.

Capa Oculta

Diversos números de nodos que facilitarán u obstruirán el camino en el desarrollo de la red, constituyen esta parte neuronal, tornándose en el elemento variable de la arquitectura, la cual será construida bajo aquella que ofrezca un mejor resultado. En la mayoría de los casos con una capa oculta se logra un buen ajuste.

Capa de Salida

Las respuestas o salidas del elemento de procesamiento neural, se agrupan bajo esta capa permitiendo de acuerdo al algoritmo de propagación de la información, ajustar una salida o un retroproceso.

Factor Peso (Pesos Sinápticos)

Una neurona en lo usual recibe simultáneamente muchas entradas. Cada una de estas entradas tiene su propio peso relativo, el cual da la entrada del impacto que se necesita sobre la función suma de los elementos de procesamiento. Estos pesos se desarrollan de la misma forma que lo hacen las fuerzas de la interconexiones sinápticas en una neurona biológica. En los dos casos, algunas entradas tienen mayor importancia sobre las otras, de manera que ellas tienen un mayor efecto sobre los elementos del procesamiento que combinan para producir una respuesta de la neurona.

Los pesos son coeficientes adaptivos dentro de la red que determinan la intensidad de las señales de entrada registradas por las neuronas artificiales. Ellas son una medida de las fuerzas de conexión de las entradas. Estas fuerzas de enlace pueden ser modificadas en respuesta de varios entrenamientos, de acuerdo a la topología (número de capas) específica de la red y/o a través de sus reglas de aprendizaje.

Función Suma

El primer paso en una operación de los elementos de procesamiento es computar la suma del producto de las entradas por sus respectivos pesos. Matemáticamente las entradas y sus correspondientes pesos son vectores, que se pueden representar como $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ y $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$. La señal de entrada es el resultado del producto interno o producto punto de los dos vectores.

La función suma puede ser más compleja que la sola suma de los productos de una entrada y un peso. Los coeficientes de entrada y peso pueden ser combinados en diferentes formas antes de pasar por una función de transferencia. Además de la suma simple de productos, la función de sumatoria puede seleccionar algoritmos de normalización mínimo, máximo, producto, etc. El algoritmo para combinar las entradas es determinado por la selección de la arquitectura de la red. El propósito de utilizar una función de activación es permitirle a la sumatoria de salida variar con respecto al tiempo.

Función Transferencia (Función Activación)⁴

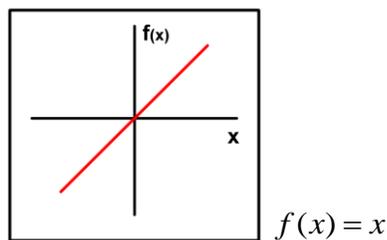
El resultado de la función sumatoria es transformado a una salida de trabajo a través de un proceso algorítmico conocido como función transferencia. En la función transferencia la sumatoria total puede ser comparada con algún umbral para determinar la salida de la neurona. Si la suma es más grande que el valor del umbral, el elemento de procesamiento genera una señal; si la suma de los productos de entrada y peso es menor que el valor umbral, se genera una señal de inhibición. Ambos tipos de respuestas son significativas.

Desde el punto de vista algebraico, el umbral o función de transferencia es generalmente no lineal. Las funciones lineales son limitadas a la salida que es simplemente proporcional a la entrada, haciéndolas poco exitosas, de acuerdo a los desarrollos iniciales en las redes neuronales. La función de activación es una variable que podemos escoger cuando se diseña una red neuronal e irá acorde al tipo de salida que queremos manejar. Existen muchos tipos de funciones de activación, las cuatro más utilizadas en las neuronas tanto ocultas, como de salida son:

Función de activación Lineal

Con este tipo de función de activación la salida es continua e igual al estímulo de entrada o Función suma de la red. En las neuronas de entrada, se selecciona este tipo de función de activación puesto que no hay ningún tipo de procesamiento. Suele utilizarse también en la capa de salida cuando queremos justamente una salida continua e igual a los estímulos provenientes de la capa oculta. Eventualmente se utiliza en las capas ocultas.

D6. Función de activación lineal



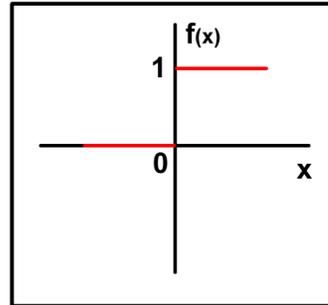
FUENTE: Advanced Tech Computing Group UTPL

⁴ CAICEDO BRAVO, Eduardo F; LÓPEZ SOTELO, Jesús Alfonso. Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle. 2007

Función de activación Escalón

Con este tipo de función de activación la salida no es continua y tiene dos valores, 1: si la entrada neta a la neurona es mayor o igual a cero; 0: si la entrada neta es menor que cero. Este tipo de función de activación se utiliza en la capa de salida cuando éstas son de naturaleza discontinua. No tiene mucho sentido utilizarla en las redes multicapas, incluso, para ciertos algoritmos de aprendizaje, no se debe definir este tipo de función de activación en sus capas.

D7. Función de activación Escalón



$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

FUENTE: Advanced Tech Computing Group UTPL

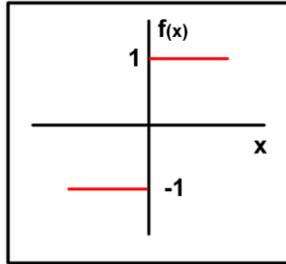
Función de activación Bipolar

Con este tipo de función de activación la salida no es continua y tiene dos valores, 1: si la entrada neta a la neurona es mayor o igual a cero; -1: si la entrada neta es menor que cero. Este tipo de función de activación se utiliza en la capa de salida cuando éstas son de naturaleza discontinua.

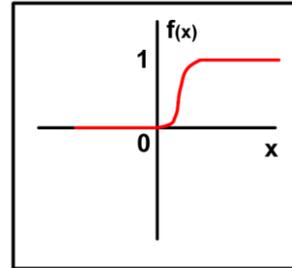
Función de activación Sigmoidal

Con este tipo de función de activación la salida es continua y la podemos ver como una función tipo escalón pero suavizada, de tal manera que la transición entre el cero y el uno, no sea brusca o discontinua. La ventaja significativa que le da este tipo de función a una neurona o red neuronal, es que al procesamiento le propicia características de no linealidad, por lo que se aplica en algoritmos de aprendizaje más complejos que los permitidos por neuronas cuya función de activación es del tipo escalón. Puede utilizarse tanto en las capas ocultas como en la de salida. En las capas ocultas ganaremos no linealidad y en las de salida, la usaremos cuando la naturaleza de ésta sea similar a la binaria o escalón, pero requiramos que la magnitud sea continua para realizar algún tipo de post-procesamiento.

D8. Función de activación Bipolar y Sigmoidal



$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$$



$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$$

FUENTE: Advanced Tech Computing Group UTPL

Función de Salida

Cada elemento procesado es liberado como un signo de salida que puede llegar a cientos de otras neuronas. Esto es semejante en las neuronas biológicas, donde existen muchas entradas y solamente una acción de salida. Normalmente la salida es directamente equivalente al resultado de la función transferencia. Algunas redes topológicas, sin embargo, modifican el resultado de la transferencia para incorporarlos en la competencia dentro de los elementos procesados adyacentes. Las neuronas compiten unas con otras, inhibiendo los elementos procesados, a menos de que estos tengan una gran fuerza. La competencia puede ocurrir en uno o dos niveles. En el primer nivel, la competencia determina cual neurona artificial estará activa, o dará la salida. En el segundo, la entrada de la competencia ayuda a determinar cual de los elementos procesados participará en el desarrollo del aprendizaje o en el de adaptación.

Función Error

En la mayoría de las redes de aprendizaje se calcula la diferencia entre la salida virtual y la salida deseada, dada como error bruto, el cual es transformado por la Función Error para ajustarlo a una arquitectura particular de la red. Las arquitecturas más básicas utilizan este error directamente, pero en algunos casos algún cuadrado del error manteniendo su signo, algún cubo del error u otros paradigmas, modifican el error bruto para ajustarlo a propósitos específicos que, de acuerdo a la red puede propagarlo de la función de aprendizaje de otro elemento procesado o de ella misma. Este término de diferencia es algunas veces llamado error común.

El error se propaga típicamente en retroceso hacia la capa exterior; este valor propagado en retroceso puede ser un error común escalado de alguna manera (a menudo por la derivada de la función de transferencia), o alguna otra salida deseada, dependiendo del tipo de red.

Normalmente el valor propagado, después de ser escalado por la función de aprendizaje, es multiplicado por cada uno de los pesos de la conexión de entrada para modificarlo antes del próximo ciclo de aprendizaje.

Función de Aprendizaje

El propósito de la función de aprendizaje es modificar los pesos variables de las conexiones en la entrada de cada elemento procesado de acuerdo a algún algoritmo neural. Este proceso de cambiar los pesos de las conexiones de entrada para obtener un resultado deseado puede ser llamado función de adaptación, o modo de aprendizaje, para el cual existen dos tipos: supervisado y no supervisado. El aprendizaje supervisado requiere de un maestro. El maestro puede ser un conjunto de datos entrenados o un observador que gradúa la ejecución de los resultados de la red. De otro modo, tendiendo un maestro, el aprendizaje se realiza bajo una guía establecida. Cuando no existe un maestro externo, el sistema debe organizarse él mismo mediante algún criterio diseñado dentro de la red o aprendizaje intrínseco.

ARQUITECTURAS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES⁵

La arquitectura de una red neuronal (es la forma como se organizan las neuronas en su interior) está estrechamente ligada al algoritmo de aprendizaje usado para entrenar la red. Se pueden identificar tres tipos diferentes de arquitecturas de red:

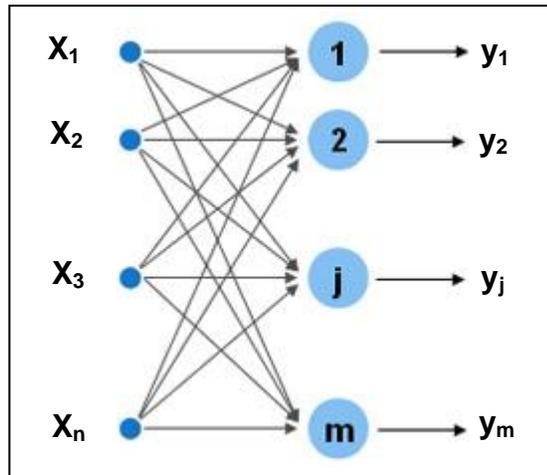
Redes Monocapa Feedforward.

En la figura D9 se observan dos capas de neuronas, la primera asociada al vector de entrada, pero no hay ningún tipo de procesamiento de estos datos, por esta razón no se considera formalmente como una capa, únicamente sirve de interfaz entre los datos de entrada y las siguientes capas de neuronas. Esta primera capa tiene la misma dimensión del vector de entrada. La información entra a esta capa y los datos son transferidos a la siguiente capa, modificados por los pesos

⁵ Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle

sinápticos, para ser procesados en la segunda capa que a la vez es la capa de salida.

D9. Red Monocapa Feedforward



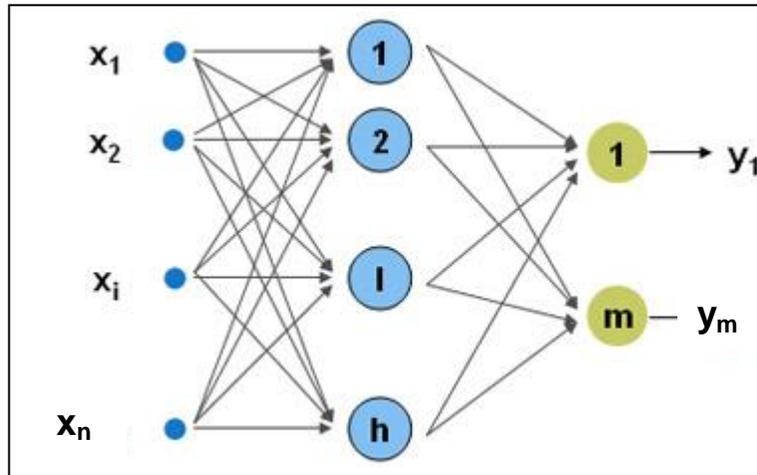
FUENTE: Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle

Obsérvese que hay conectividad total entre la capa de entrada y salida, pues todas las entradas se conectan hacia todas las neuronas de salida, por ejemplo, la neurona i -ésima se conecta a las m neuronas de salida. Adicionalmente, la información sólo circula en un sentido desde la entrada hacia la salida, por esta razón se conocen como “feedforward”. La capa de salida tiene m neuronas, por lo que luego del entrenamiento, la red neuronal establecerá una relación matemática de un espacio n dimensional a uno m dimensional.

Redes Multicapa Feedforward

En este caso, la red tiene la capa de entrada de n neuronas y la de salida de m neuronas; cuyo comportamiento es similar al que describimos en la red monocapa. La diferencia sustancial es que se involucra una nueva capa intermedia entre las dos anteriores: una capa que denominaremos “oculta” de h neuronas, que toma los datos que transfiere la entrada y los procesa modificados por los pesos sinápticos que unen estas dos capas. Una vez procesados los datos, son pasados a todas las neuronas de la capa oculta para que ésta a su vez los procese y entregue la salida de la red.

D10. Red Multicapa Feedforward



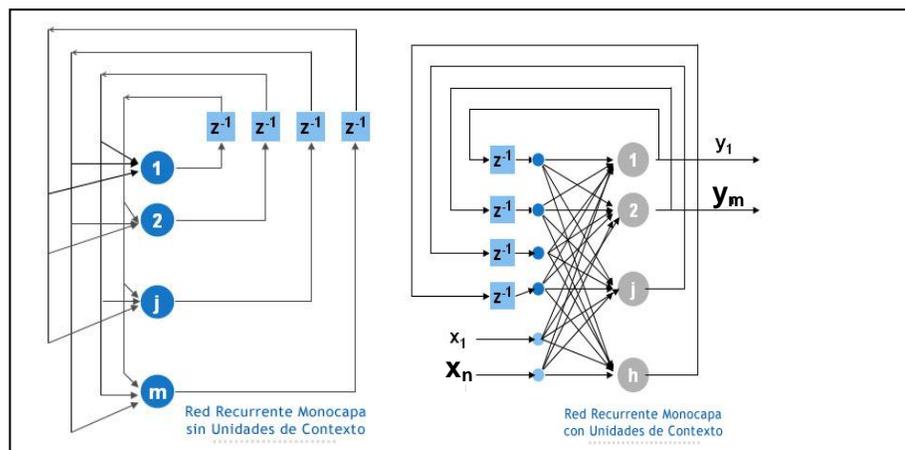
FUENTE: Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle

Como en la red Monocapa Feedforward, la información fluye en única dirección, de la entrada a la capa oculta y finalmente, a la capa de salida, además existe conectividad total entre las capas.

Redes Recurrentes

Este tipo de red neuronal corresponde a las denominadas redes monocapa, la salida de cada neurona es pasada por una unidad de retardo y luego llevada hacia todas las neuronas, menos a sí misma. Observe que hay conexión desde la neurona j -ésima, hacia las m neuronas, menos la misma j -ésima.

D11. Red Recurrente



FUENTE: Redes neuronales artificiales. Conceptos básicos, arquitectura y aprendizaje. Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle

En el caso de la capa oculta, simplemente se dispone de un grupo de neuronas que luego de recibir a las unidades de retardo, llevan su salida hacia todas las neuronas de salida. A estas neuronas, se les suele llamar neuronas de contexto.

ALGORITMOS DE APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Los algoritmos de aprendizaje se subdividen en tres grandes grupos: los SUPERVISADOS, NO-SUPERVISADOS y POR REFUERZO.

Aprendizaje Supervisado

El Supervisor opera como un “maestro” que guía el aprendizaje en la red y conoce las salidas deseadas correspondientes a las respectivas entradas. Los datos de entrada se le presentan al Supervisor y a la Red de Neuronal simultáneamente. El supervisor propone la salida deseada la cual es comparada con la salida de la red neuronal, la diferencia es el error con el cual se entra a modificar los parámetros libres de la red. La red procesa las entradas y compara sus salidas con las salidas deseadas. Los errores son propagados hacia atrás a través del sistema, originando que el sistema ajuste los pesos que controlan la red. Este proceso ocurre repetidas veces modificando continuamente los pesos. El conjunto de datos, el cual permite el entrenamiento de la red, es llamado “set de entrenamiento”. Durante el entrenamiento de una red el mismo grupo de datos es procesado muchas veces y los pesos son redefinidos.

Idealmente se debe contar con un suficiente conjunto de datos, de manera que cierta parte de ellos puedan ser utilizados en el desarrollo de las pruebas. Si una red simplemente no puede solucionar el problema planteado, el diseñador debe revisar las entradas y salidas, el número de capas, el número de elementos por capa, las conexiones entre capas, las funciones suma, de transferencia y entrenamiento, así como los pesos iniciales. Estos cambios se requieren para crear una red exitosa donde sea alcanzado el objetivo de las redes neuronales.

Aprendizaje NO-Supervisado

En este caso el vector de datos que describe el problema, se le presenta directamente a la red, pero ahora ya no hay un supervisor o maestro que guía el aprendizaje. En este caso la red de forma autónoma se encarga de extraer los datos representativos del mundo real según un objetivo específico para de esta manera obtener el conocimiento que se quiere representar con la red.

Aprendizaje por Refuerzo.

En este caso el vector de datos que describe el problema, se le presenta directamente a la red, pero ahora ya no hay un supervisor o maestro que guíe el

aprendizaje, ahora es reemplazado por un crítico que toma un refuerzo básico del problema a solucionar y genera una calificación tipo todo o nada, que refuerza el proceso de aprendizaje de la red. Con el nivel de aprendizaje adquirido por la RNA, ésta genera unas acciones sobre el mundo real las cuales son analizadas por el crítico y de cuya evaluación depende el tipo de refuerzo que se introducirá a la red.

PARALELO DE UNA RED NEURONAL BIOLÓGICA Y RED NEURONAL ARTIFICIAL⁶

La siguiente tabla muestra el paralelo entre una red neuronal biológica y un red neuronal artificial, en esta se puede destacar los parecidos y las diferencias entre ellas.

Tabla D1. Paralelo entre red neuronal biológica y red neuronal artificial

Red Neuronal Biológica	Red Neuronal Artificial
Zona Receptora – Zona Conectora – Zona Efectora	Datos de Entrada – Plano Escondido – Datos de Salida
Señales de acción	Unidades de entrada
Variación forma y tamaño	Variación de arquitecturas
Gradientes de Concentración	Valores de la función
Membrana	Plano de decisión
Constante de difusión – constante y propia para cada medio	Pesos, valores y constantes adquiridas
Estimulo subumbral	TLU
Nivel de excitación: $Z_{subumbral} +$	Nivel de activación: $Zx_i w_i +$
Características de amplitud, nivel de descarga, umbral de estimulación y velocidad de desplazamiento son propios a cada neurona y asociación neural	Las características adquiridas son propias de cada neurona para una red estimada

FUENTE: PATIÑO SUÁREZ, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en el área Cravo Norte a partir de registros electrónicos, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.

⁶ PATIÑO SUÁREZ, Cesar Augusto, Redes Neuronales: Una tecnología Aplicada a la estimación de la permeabilidad en el área Cravo Norte a partir de registros electrónicos, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.

ANEXO E. RESISTENCIA COMPRESIVA NO CONFINADA Y CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA: GENERALIDADES

Para caracterizar mecánicamente las formaciones se hace necesario la extracción de corazones, pero debido a que la obtención de corazones de roca en profundidad tiene un gran impacto tanto a nivel técnico como operativo, reflejado en un incremento substancial del costo de desarrollo de un plan de perforación, se lleva a cabo con muy baja frecuencia hasta el punto de estar limitada a la zona de reservorios. Entendiendo lo anterior, muchos autores han desarrollado correlaciones que permiten calcular el UCS de las rocas utilizando información de los registros eléctricos, que casi siempre requieren de una calibración utilizando los valores de UCS obtenidos en el laboratorio para determinada zona, cabe resaltar que todos los campos se comportan diferente y por lo tanto cada uno debe ser estudiado por aparte si se quiere tener al final una caracterización acorde con la realidad del mismo.

LA GEOMECÁNICA Y LA ESTABILIDAD DE LOS POZOS¹

La geomecánica de yacimientos es una ciencia que estudia la respuesta mecánica de los materiales geológicos ante cambios del entorno físico entre los que se encuentran los esfuerzos, las presiones, la temperatura, que influyen en la exploración, desarrollo y producción en un campo petrolero. La geomecánica ayuda a comprender los diversos problemas asociados con la deformación de la roca por producción de fluidos, el fenómeno de fracturamiento, luitas problemáticas, compactación y subsidencia y en general lo relacionado con la estabilidad de pozos, entre otros problemas geológicos. En la década de los 50's a los 60's se comienza a implementar la geomecánica en las actividades petroleras, siendo usada para dar explicación acerca del fracturamiento hidráulico, estabilidad de pozos y subsidencia/compactación; pero solo llega a tomar un papel protagónico hasta la década de los 70's – 80's.

Debido a que es una herramienta útil, es usada para evaluar la estabilidad de un pozo petrolero, por esto es necesario conocer cuales han sido sus antecedentes, los costos que implica y las posibles soluciones que proporciona, con el fin evaluar la utilidad que esta ofrece a la industria.

¹ CARRILLO GARCÍA, David Humberto. Determinación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación, una aplicación en el piedemonte colombiano

PROPIEDADES MECÁNICAS DE LAS ROCAS²

La geomecánica tiene como objetivo la comprensión del comportamiento esfuerzo-deformación de las rocas y el manejo de teorías para determinar su influencia en los diferentes procesos abarcados por la industria petrolera. Los conceptos básicos de las teorías utilizadas para modelar el comportamiento mecánico de las rocas son elasticidad, plasticidad, mecánica de fracturas y poro-elasticidad. Además se describen pruebas de laboratorio usadas en la industria para determinar propiedades mecánicas estáticas.

El objetivo de aplicar el conocimiento de la mecánica de rocas a los problemas ingenieriles de la estabilidad de pozos es el de predecir la respuesta de la roca a las cargas impuestas en ella, de tal forma que la roca puede tener resistencia en tensión, compresión y cizalladura. La respuesta de la roca tiene importantes implicaciones en el diseño de la perforación de un pozo petrolero así como su manejo en la etapa de producción.

Según Fjaer³ los parámetros mecánicos de una formación pueden ser divididos en tres principales grupos:

- Parámetros elásticos
- Parámetros de resistencia (dependientes del nivel de esfuerzos)
- Esfuerzos in-situ: técnicamente los esfuerzos in-situ no son propiedades mecánicas de las rocas de las formaciones del subsuelo pero influyen tanto en los parámetros elásticos como en los parámetros de resistencia.

Parámetros Elásticos

Muchos materiales tienen la habilidad para resistir y recuperarse de las deformaciones producidas por fuerzas externas. Esta propiedad es llamada elasticidad y es el principio inicial bajo el cual se estudia las propiedades mecánicas de las rocas. Muchas veces la teoría elástica para materiales sólidos no es capaz de describir completamente el comportamiento de las rocas haciendo necesario incluir el concepto de poro-elasticidad.

Las deformaciones elásticas que un material puede soportar antes de que ocurra la deformación plástica y la subsecuente fractura del material son:

Elasticidad lineal y elasticidad no lineal

Una roca al ser sometida a un campo de esfuerzos experimenta cambios en su estructura. Estos cambios han sido estudiados cuidadosamente con el fin de

² CARRILLO GARCÍA, David Humberto. Determinación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación, una aplicación en el piedemonte colombiano.

³ FJAER E., and RASMUS R. Petroleum Related Rock Mechanics, 1996.

conocer cual es la reacción o comportamiento de la muestra a diferentes valores de esfuerzos viéndose reflejados en teorías como la elasticidad lineal y no lineal.

Teoría de la Elasticidad Lineal

Es el tipo de respuesta mas simple de un material, donde existe una relación lineal entre las fuerzas externas y las deformaciones correspondientes. El comportamiento se da generalmente cuando los cambios en las fuerzas son pequeños. Esta teoría fue introducida por Robert Hooke, quien en 1,676 estableció que la fuerza aplicada a cualquier cuerpo elástico es proporcional a la deformación, es decir:

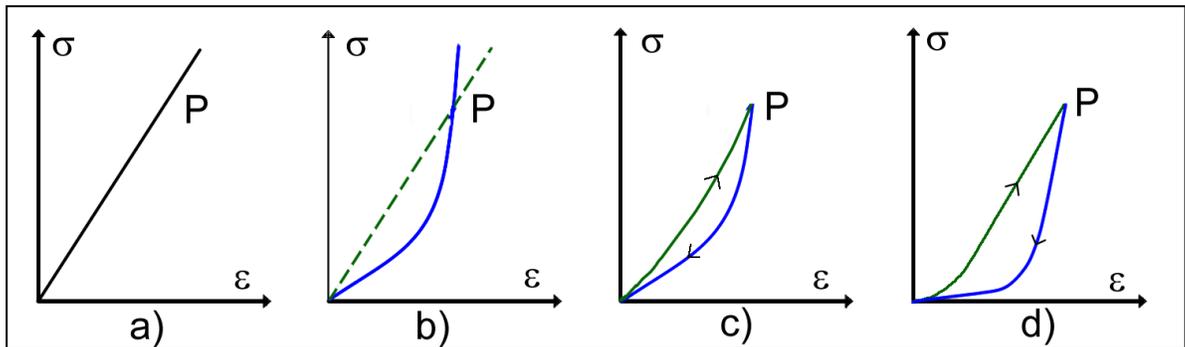
$$\sigma = E\varepsilon$$

Donde, σ es el esfuerzo aplicado, E es el módulo de Young y ε es la deformación producida.

Teoría de elasticidad no lineal

Para un material elástico lineal siempre se tendrá una relación constante entre el esfuerzo aplicado y la deformación resultante, sin tener en cuenta la magnitud del esfuerzo y la deformación, por lo tanto la relación esfuerzo - deformación para cualquier material será una línea recta como se muestra en la figura 18.

E1. Relaciones esfuerzo – deformación para: a) Material elástico lineal, b) Material perfectamente elástico, c) Material elástico con histéresis, d) Material que ha sufrido deformación permanente.



FUENTE: FJAER 1996

Si el material no obedece a una línea recta en la relación esfuerzo – deformación su comportamiento será de una manera no lineal. Para un material elástico no lineal, la relación esfuerzo – deformación puede ser escrita como:

$$\sigma = E_1\varepsilon + E_2\varepsilon^2 + E_3\varepsilon^3 + \dots$$

Recordando que σ y ε generalmente son tensores, es claro que un comportamiento elástico no lineal puede ser muy complicado analizarlo matemáticamente.

El comportamiento no lineal puede tener varias causas y al parecer en diferentes formas. Por ejemplo, la figura 18b es idéntica para el proceso de carga y descarga; por lo tanto de tal material se dice que es perfectamente elástico y como se muestra el módulo relacionado al punto P en la curva puede ser identificado por la inclinación de la línea OP (módulo secante), o por la inclinación de la tangente PT (módulo tangente). Si la definición correcta para el módulo es usada, según la ley de Hooke puede ser escrita como:

$$\sigma = E_{\text{sec}}(\varepsilon)\Delta\varepsilon$$

En una forma alternativa la ecuación anterior puede ser escrita de una manera diferencial como:

$$\Delta\sigma = E_{\text{tan}}(\varepsilon)\Delta\varepsilon$$

Donde $E_{\text{sec}}(\varepsilon)$ y $E_{\text{tan}}(\varepsilon)$ dependen de la deformación ε , lo cual complica el uso de las dos ecuaciones anteriores. Por comparación entre estas ecuaciones se puede observar que la relación entre los módulos secante y tangente es:

$$E_{\text{sec}}(\varepsilon) = \frac{1}{\varepsilon} \int_0^{\varepsilon} E_{\text{tan}}(\varepsilon') d\varepsilon'$$

La relación esfuerzo - deformación observada en la figura 8c (material elástico) es observada comúnmente en las rocas. La ruta de carga es diferente a la ruta de descarga, este efecto es llamado histéresis; esto quiere decir que el trabajo hecho durante el proceso de carga no es completamente liberado durante la descarga, de tal forma que parte de la energía de deformación se disipa en el material. El módulo elástico relacionado con la etapa de descarga es llamado módulo de descarga. Ya en la figura 14d el material ha sufrido una deformación permanente durante el ciclo carga / descarga (Material dúctil).

Definición de Esfuerzo

El esfuerzo es definido por una fuerza y una sección transversal o superficie a través del cual una fuerza está actuando. En mecánica de rocas la convención de signos establece que los esfuerzos compresivos son positivos; la razón histórica para esto es que los esfuerzos relacionados en geología son en su mayoría compresivos. En la figura 19, se puede ver que las fuerzas que se están aplicando a lo largo del eje del material son iguales. Ahora si se calculan los esfuerzos existentes en cada sección (a), (b) y (c) se puede ver que son diferentes.

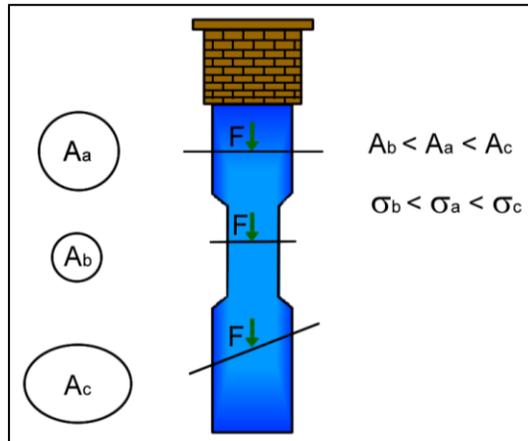
El esfuerzo en la sección o superficie (a) es:

$$\sigma_a = \frac{F}{A_a}$$

Ahora considerando la superficie (b) se tiene: (despreciando la fuerza del cuerpo (peso) del pilar)

$$\sigma_b = \frac{F}{A_b}$$

E2. Definición de esfuerzo



FUENTE: FJAER. 1996

La fuerza actuando a través de la sección transversal A_b es igual a la fuerza actuando a través de la sección transversal A_a (despreciando el peso del pilar), donde el área A_b es más pequeña que A_a , de tal forma que el esfuerzo en (b) es más grande que el esfuerzo en (a). Resumiendo se puede concluir que el esfuerzo depende de la posición dentro del elemento cargado.

La orientación de la fuerza relativa a la sección transversal es también muy importante. Por ejemplo: si se considera la sección transversal en (c) con un área A_c donde la fuerza no es normal a dicha sección; se puede descomponer la fuerza F en una componente Normal F_N y una componente paralela F_P a la sección, definiendo:

$$\sigma_N = \frac{F_N}{A} \qquad \tau_s = \frac{F_P}{A}$$

Donde σ_N es el esfuerzo normal y es τ_s el esfuerzo de corte. Por lo tanto, hay dos tipos de esfuerzos que pueden actuar a través de una superficie donde la magnitud de cada uno depende de la orientación de la superficie. Los esfuerzos normales tienden a cambiar el volumen del material (por ejemplo la presión hidrostática) y son soportados por el módulo de bulk el cual a su vez depende del módulo de Young y la relación de Poisson; mientras que los esfuerzos de corte

tienden a deformar el material pero sin cambiar su volumen y están soportados por el módulo de corte.

Definición de deformación

Es la compresión o extensión de un cuerpo que resulta de la aplicación de fuerzas externas. La cantidad de deformación se incrementa con la magnitud de los esfuerzos y también con el tiempo.

Deformación longitudinal (elongación)

Se define como el límite de la elongación cuando la longitud L tiende a cero.

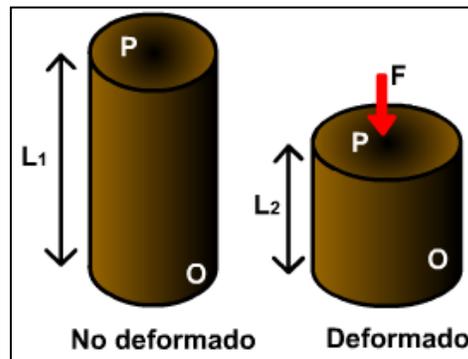
$$\varepsilon = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\Delta L}{L}$$

Las figuras E1 y E2 muestra un ejemplo de una muestra deformada, donde los desplazamientos en relación a las posiciones O y P no son iguales. La cantidad definida como:

$$\varepsilon = \frac{(L_i - L_f)}{L_i}$$

Es llamada la elongación correspondiente al punto en la dirección OP donde la fuerza aplicada fue por compresión. Para estar de acuerdo con la convención de signos para los esfuerzos, se requiere que la elongación se tome como positiva cuando la deformación es el resultado de la aplicación de una fuerza compresiva o se tome como negativa cuando la deformación es a partir de una fuerza tensiva.

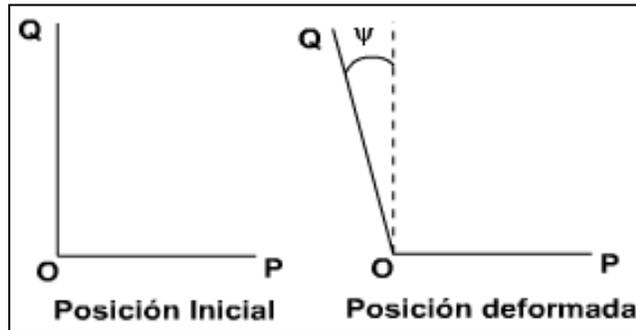
E3. Deformación longitudinal



FUENTE: FJAER. 1996

Deformación de cizalladura (cambio angular)
 Es expresada por el cambio (ψ) del ángulo entre dos direcciones inicialmente ortogonales como se muestra en la figura 21.

E4. Deformación de cizalladura.



FUENTE: FJAER. 1996

Donde la cantidad:

$$\Gamma = \frac{1}{2}\psi$$

Es llamado el esfuerzo de corte correspondiente al punto O en la dirección OP.

La deformación por cizalladura es positiva cuando es el resultado de una fuerza compresiva (ángulo ψ aumenta); y es negativa cuando resulta a partir de una fuerza tensiva (ángulo ψ disminuye).

Módulos elásticos

La mayoría de las rocas tienen un comportamiento no lineal cuando están sujetas a grandes esfuerzos, pero su comportamiento puede ser descrito normalmente por relaciones lineales para cambios en los esfuerzos suficientemente pequeños.

Modulo de Young (E)

Es la capacidad que tiene un material de deformarse bajo esfuerzos (rigidez del material). Considere la muestra de longitud L y área de sección transversal $A=D^2$ como se observa en la figura 22. Cuando una fuerza F es aplicada, la longitud de la muestra es reducida a L_f . Por lo tanto, el esfuerzo aplicado y su correspondiente elongación son:

$$\sigma_s = \frac{F}{A} \quad \varepsilon_s = \frac{(L_i - L_f)}{L_i}$$

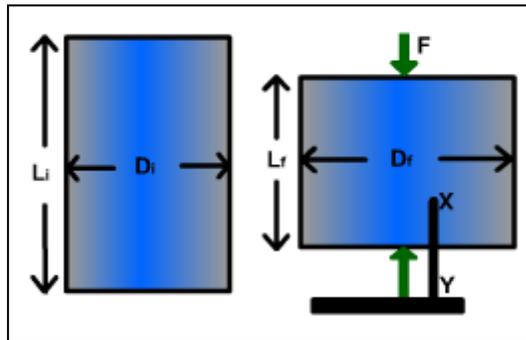
Si la muestra se deforma uniformemente, hay una relación lineal entre σ_x y ε_x que puede ser escrita así:

$$\varepsilon_x = \frac{1}{E} \sigma_x \Rightarrow E = \frac{\sigma_x}{\varepsilon_x}$$

El modulo de Young puede ser calculado de diversas maneras, y las más comunes son:

- ✓ Modulo tangente de Young, ET: Es la inclinación de la curva esfuerzo-axial / deformación-axial a algún porcentaje fijo, generalmente 50% del pico de la resistencia en una prueba de compresión uniaxial.
- ✓ Modulo de Young promedio, EP: Es el promedio de inclinación de la porción aproximadamente lineal de la curva esfuerzo-axial / deformación-axial.
- ✓ Modulo de Young secante, ES: Inclinación de la línea que une el origen de la curva esfuerzo-axial / deformación-axial al punto en la curva de algún porcentaje fijo de la resistencia pico.

E5. Aplicación para el módulo de Young y la relación de Poisson



FUENTE: FJAER. 1996

Relación de Poisson (ν)

Es la capacidad que tiene un material de expandirse lateralmente bajo esfuerzos efectivos. Si $\nu = 0$ quiere decir que no hay expansión en el material, mientras un máximo valor de Poisson oscila en 0.5 (expansión completa). Valores típicos de ν para rocas de yacimiento está entre $0.15 \leq \nu \leq 0.25$. Al aplicar el esfuerzo σ_x en la figura E6 hay un incremento en el ancho D de la muestra; así que la elongación lateral es:

$$\varepsilon_y = \varepsilon_z = \frac{(D - D')}{D}$$

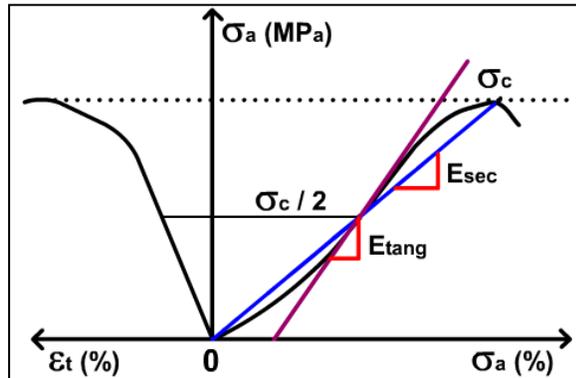
Donde $D' > D$, así que ε_y y ε_z se vuelven negativos. La relación experimental de proporcionalidad entre ε_y y ε_x es definida como:

$$V = \frac{\varepsilon_y}{\varepsilon_x}$$

Métodos para calcular el módulo de Young y la Relación de Poisson
Si el material es linealmente elástico, la curva esfuerzo contra deformación figura E1) es una línea recta donde:

$$E_{\tan g} = E_{\text{sec}} = E_{\text{promed}} = \frac{\Delta \sigma_a}{\Delta \varepsilon_a} \quad \nu = -\frac{\varepsilon_r}{\varepsilon_a}$$

E6. Métodos para calcular el módulo de Young y la Relación de Poisson.



FUENTE: FJAER. 1996

- *Módulo elástico de Bulk (volumétrico)*

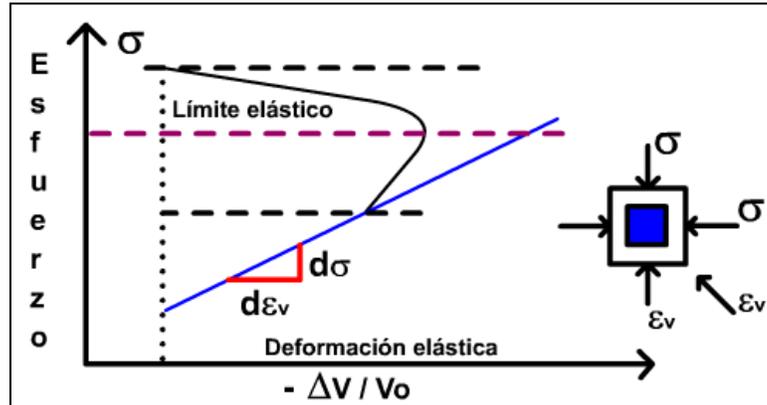
Es la relación del esfuerzo hidrostático σ_p relativo a la deformación volumétrica ε_v . (figura E7), donde:

$$K = \frac{d\sigma}{d\varepsilon_v}$$

O en términos de los módulos elásticos sería:

$$K = \frac{E}{3(1-2\nu)}$$

E7. Método para calcular módulo de Bulk o volumétrico



FUENTE: FJAER.1996

PROPIEDADES MECÁNICAS A PARTIR DE PRUEBAS DE LABORATORIO⁴

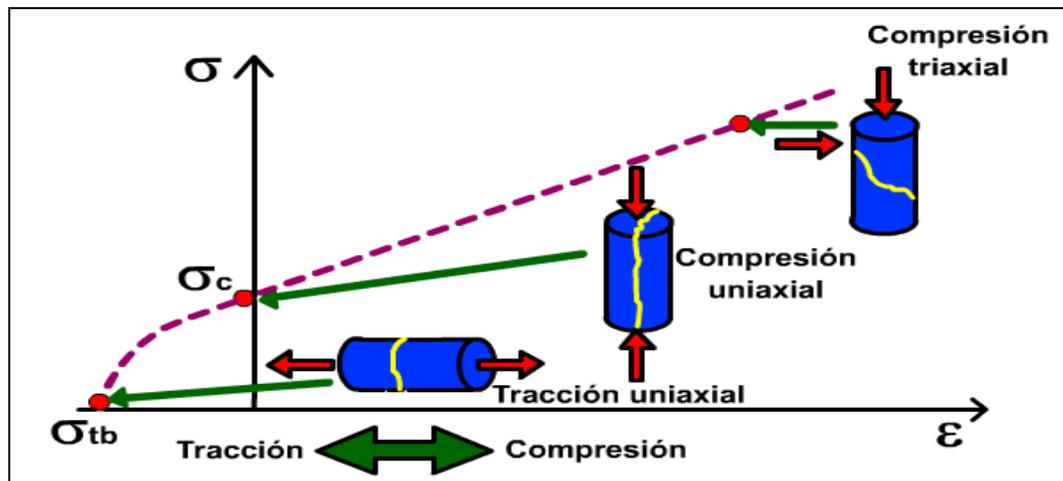
Las pruebas de laboratorio usualmente consisten en experimentos simples apropiados para la naturaleza de la roca en el cual importantes cantidades, a menudo esfuerzos y deformaciones, son determinados. Las relaciones generales entre estas cantidades emergen como resultado de hipótesis y de la experiencia. Estas cantidades son luego expresadas en una forma matemática idealizada, sobre la base de que estas pueden ser extendidas para cubrir situaciones más complicadas que aquellas de los experimentos.

Tipos de pruebas de laboratorio

Aunque algunas propiedades del material pueden ser obtenidas a partir de consideraciones básicas de la naturaleza atómica de los materiales, se confían en los experimentos para determinar las propiedades que controlan la deformación y resistencia de la roca. Para estas pruebas de laboratorio (figura E8) es necesario hacer una serie de suposiciones con respecto a la condición ideal de la roca; esto es, que sean homogéneas, continuas, isotrópicas (propiedades no direccionales) y elásticas.

⁴ CARRILLO GARCÍA, David Humberto. Determinación de la resistencia compresiva no confinada (UCS) de la roca a partir de parámetros de perforación, una aplicación en el piedemonte colombiano.

E8. Tipos de pruebas de compresión en rocas.



FUENTE: FJAER. 1996

Pruebas de resistencia a la compresión

La respuesta mecánica de las rocas se debe conocer al afrontar un problema en el cual se involucran parámetros de deformación bajo carga. Los ensayos de compresión se desarrollan para dar parámetros de resistencia y deformabilidad que de forma teórica se ajusten a un modelo de falla. A continuación, se consideran dos tipos de pruebas para calcular la resistencia a la compresión uniaxial (no confinada) y triaxial.

Prueba de compresión uniaxial (no confinada)

La prueba consiste en someter a carga un cilindro recto de muestra de roca con una presión de confinamiento igual a cero hasta que esta falle. La prueba es una de las más convenientes y útiles para la determinación de las propiedades de la roca. Actualmente se usan cilindros relativamente largos con una relación entre la longitud, L, y el diámetro, D, la cual varía entre 2 a 3. Obert et. al. (1,946) encontró que la resistencia uniaxial de los cilindros de roca varía como:

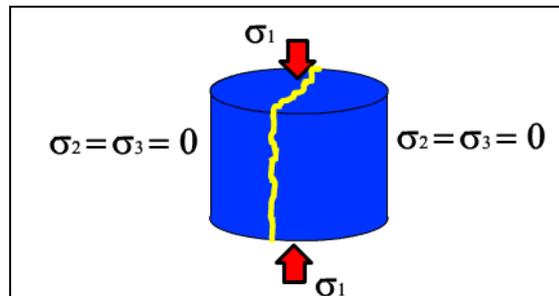
$$C_0 = C_1 \left[0.778 + 0.222 \frac{D}{L} \right]$$

Donde C_1 es el valor de la resistencia cuando $D/L=1$. Esto indica que la resistencia decrece con el incremento de la longitud en relación al diámetro. El valor del esfuerzo en el momento de la falla es definido como la UCS (*Unconfined Compressive Strength - resistencia compresiva no confinada*):

$$C_0 = \frac{F_{\max}}{A}$$

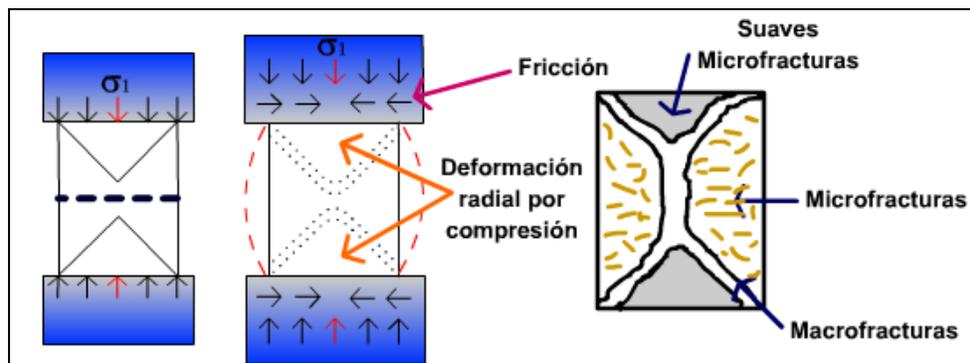
Cuando una muestra es comprimida entre las placas del marco de prueba ésta tenderá a expandirse lateralmente (efecto Poisson). Por otro lado, las restricciones friccionales en las placas de contacto tienden a prevenir la expansión; por lo tanto no hay un estado de compresión uniaxial cerca al final de los planos. De tal forma que la fricción que se desarrolla en el contacto roca/placa de carga introduce un estado triaxial de esfuerzos el cual se extiende dentro de la muestra en forma de cono. La única forma racional de evitar el efecto Poisson es usar especímenes de la misma roca de formación como espaciadores entre los platos de acero y la muestra de roca. Los especímenes falsos (tapones) están bajo carga triaxial debiendo ser más resistentes; así, el fallamiento estará limitado al centro de la muestra de roca.

E9. Prueba de compresión sin confinar



FUENTE: FJAER. 1996

E10. Características de una muestra de roca



FUENTE: FJAER. 1996

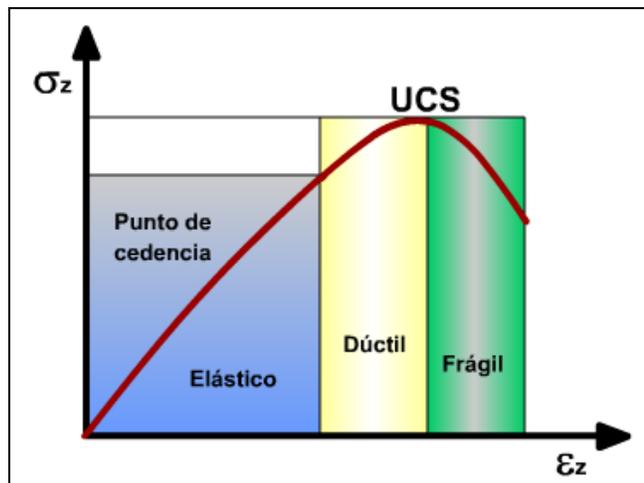
- *Resistencia Compresiva No Confinada (Unconfined Compressive Strength, UCS).*

La Resistencia Compresiva No Confinada (UCS) de la roca es usada en la determinación de las fallas en la cara del pozo durante la perforación y el arenamiento debido la caída de presión en la formación. El UCS es determinado

en laboratorio en una muestra de corazón de 6 inch, la figura 29 muestra un diagrama de esfuerzos contra deformación en una prueba de compresión uniaxial. En la práctica, la región dúctil puede ser muy pequeña. Varios conceptos importantes son definidos en la figura E11.

- Región elástica: si el esfuerzo es retirado el espécimen retornará al estado original.
- Punto de cedencia: es el punto más allá en el cual permanentes cambios ocurrirán. La muestra no retornará a su estado original bajo alivios de esfuerzos.
- UCS (Resistencia Compresiva no Confinada): Es el esfuerzo pico.
- Región dúctil: Región en la cual la muestra sufre deformación permanente sin perder la habilidad de soportar carga.
- Región frágil: Región en la cual la habilidad de la muestra de soportar esfuerzos decrece rápidamente mientras la deformación es aumentada.

E11. Curva esfuerzo Vs. Deformación en una prueba uniaxial.



FUENTE: FJAER. 1996

Otro factor que influye en el valor de la UCS es la tasa de carga en la prueba. El UCS de la roca generalmente se incrementa al incrementar la tasa de carga en el momento de la prueba. Por lo tanto el ISMR en pruebas de laboratorio sugiere que la tasa de carga se debe mantener dentro del rango:

$$0.5 \text{ MPa/s} < \epsilon < 1.0 \text{ MPa/s.}$$

Monitoreando los esfuerzos axiales más las deformaciones axiales y radiales se puede medir:

- La resistencia a la compresión no confinada (UCS)
- Módulo de Young
- Relación de Poisson

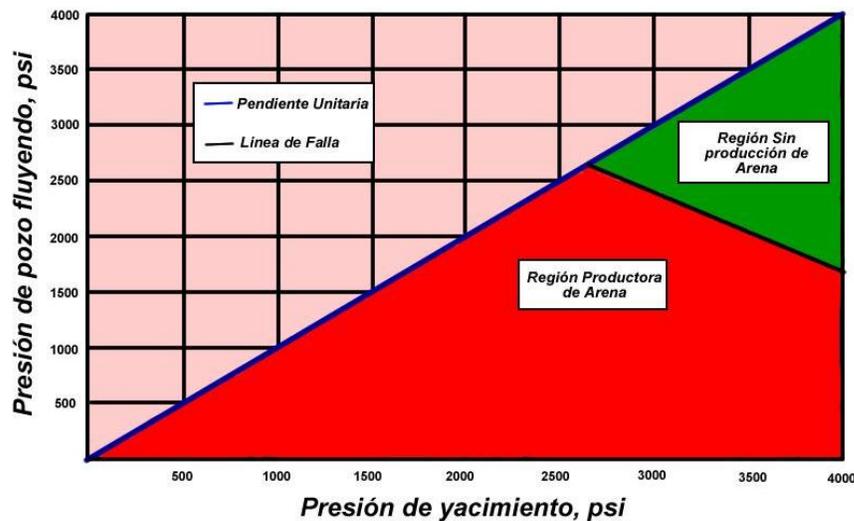
- La curva esfuerzo – deformación para esta prueba es a menudo no lineal, lo cual significa que E y ν dependen del nivel de esfuerzo axial. Es común especificar los valores de E y ν en el valor de 50% del pico de esfuerzo

Existen también una gran serie de correlaciones para calcular el UCS de datos de registros, que poseen un método de calibración por comparación con los datos obtenidos en laboratorio. Estas correlaciones surgieron debido a la dificultad de determinar o medir el UCS de forma continua, ya sea por la variación de los esfuerzos o la anisotropía de las rocas.

CAÍDA DE PRESIÓN CRÍTICA (CRITICAL DRAWDOWN PRESSURE, CDDP)

La caída de presión crítica (Critical Drawdown Pressure, CDDP) es la caída de presión máxima que el pozo puede soportar sin que se presenten problemas de arenamiento en el mismo, si la caída de presión es muy alta se puede crear fallas por tensión y enlodazar las cercanías de la cara del pozo.

E12. Grafica típica del Critical Drawdown Pressure



FUENTE: NARVAEZ BOHORQUEZ, Fredy Andrés

Lo anterior sugiere una relación intrínseca entre la resistencia compresiva No confinada, UCS, y el caída de presión crítica, CDDP, debido a que esta caída de presión es función del UCS, es decir, para cada valor de UCS corresponde un valor de CDDP.