

**DISEÑO DEL REGISTRO SONICO SINTETICO (RSS) MEDIANTE EL USO
DE REDES NEURONALES. APLICACIÓN CAMPO COLORADO**

**CARLOS ANDRES AYALA MARIN
CHRISTIAN CAMILO GARCIA YELA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISCOQUÍMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
BUCARAMANGA**

2008

**DISEÑO DEL REGISTRO SONICO SINTETICO (RSS) MEDIANTE EL USO
DE REDES NEURONALES. APLICACIÓN CAMPO COLORADO**

**CARLOS ANDRES AYALA MARIN
CHRISTIAN CAMILO GARCIA YELA**

**Proyecto de grado para optar al titulo
de Ingeniero de Petróleos**

**ING. ARISTOBULO BEJARANO WALLENS
DIRECTOR**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOQUÍMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
BUCARAMANGA**

2008

DEDICATORIA

A mis Padres Gonzalo Ayala Oliveros y María Consuelo Marín Chica, quienes antes de su partida siempre me apoyaron y brindaron su amor y comprensión para lograr este paso tan importante en mi vida. Solo le pido a Dios que los tenga en paz y gloria, los amaré por siempre.

A mi hermano Juan Gonzalo y demás familiares que contribuyeron de alguna manera a la consecución de este logro y que siempre creyeron en mí.

A Viviana Andrea García, que en los momentos mas difíciles me brindó su apoyo y amor, ya sabes que te quiero muchote.

Al Paísa (P.R.T), el Pas, Pitu, Leydí Cardozo, Roberto, el Gato y demás amigos que durante este gran recorrido en la Universidad, me acompañaron en todo momento.

A los Compañeros 2030 y en especial a Diana Marcela Monroy que durante mucho tiempo me brindó su apoyo. Gracias a todos.

Carlos Andrés Ayala Marín.

DEDICATORIA

A mis padres, quienes siempre me ofrecieron su apoyo y respaldo incondicional y a pesar de la distancia siempre estuvieron en los momentos más difíciles para darme una voz de aliento y brindarme su amor y comprensión

*A mi hermano Edward, con quien he vivido y compartido momentos buenos y difíciles en diferentes etapas de mi vida.
Gracias por ser y estar*

A mi familia, por el cariño brindado y por confiar siempre en mí

A Dan, la Gala, Pitu, Nano, Juanita, el Paísa (P.R.T) y demás amigos que me acompañaron durante este trayecto. Gracias por su amistad

Christiann Camilo García Yela.

AGRADECIMIENTOS

*Agradecimiento Especial al ingeniero **Aristóbulo Bejarano Wallens** Por su confianza y cooperación en el transcurso del proyecto.*

*A los ingenieros **Fernando Enrique Calvete y Elkin Rodolfo Santafe** por el tiempo prestado y por la confianza brindada durante el desarrollo de nuestro proyecto.*

CONTENIDO

INTRODUCCION

1. EVALUACION DE FORMACIONES.....	22
1.1 CONCEPTOS IMPORTANTES EN LA EVALUCION DE PERFILES	
1.1.1 Porosidad.....	22
1.1.1.1 Tipos de Porosidad.....	23
1.1.1.2 Tipos de Porosidad de acuerdo a la Geología.....	24
1.1.2 Saturación de Agua.....	24
1.1.3 Permeabilidad.....	25
1.1.3.1 Tipos de Permeabilidad.....	25
1.2 EFECTOS DEL POZO SOBRE LAS CONDICIONES DEL YACIMIENTO VIRGEN	
1.2.1 Proceso de Invasión.....	26
1.2.2 Perfil de Invasión.....	27
1.2.2.1 Zona Lavada.....	27
1.2.2.2 Zona de Transición.....	27
1.2.2.3 Zona Virgen.....	27
1.2.3 Modelo de Roca Invasida.....	28
1.3 REGISTRO DE POTENCIAL ESPONTANEO – SP.....	29
1.3.1 La Curva SP.....	29
1.3.2 Características de la Curva SP.....	30
1.3.3 Orígenes Del Potencial Espontáneo; Autopotencial – SP.....	30
1.3.4 Potencial De Unión Liquida o De Contacto.....	32
1.3.5 Potencial De Membrana ó Potencial De Lutita, Em.....	34
1.3.6 Potencial Total.....	36
1.3.7 Distintos factores que afectan la forma y amplitud de la curva SP frente a una zona permeable.....	36
1.3.8 Aplicaciones de la curva SP.....	38
1.4 REGISTRO DE RESISTIVIDAD.....	39

1.4.1 Generalidades.....	39
1.4.2 Principio de medida.....	40
1.4.3 Dispositivo Lateral.....	41
1.4.4 Dispositivo Normal.....	43
1.4.5 Forma de las Curvas Normales y Laterales.....	44
1.5 REGISTRO SONICO.....	47
1.5.1 Generalidades.....	47
1.5.2 Propagación de Ondas en un Medio Infinito.....	47
1.5.2.1 Ondas Compresionales.....	47
1.5.2.2 Ondas de Cizallamiento.....	47
1.5.3 Propagación de Ondas en un Medio Finito.....	48
1.5.3.1 Onda Rayleigh.....	48
1.5.3.2 Onda Stoneley.....	48
1.5.4 Registro Sónico BHC.....	48
1.5.4.1 El Perfil del Sónico BHC.....	49
1.5.5 Velocidad del Sonido en algunas Formaciones.....	50
1.5.6 Ecuación de Wyllie.....	51
1.5.6.1 Ecuación de Wyllie para Arenas Consolidadas y Compactas.....	52
1.5.6.2 Ecuación de Wyllie para Carbonatos.....	52
1.5.6.3 Ecuación de Wyllie para Arenas no Compactas.....	53
1.5.7 Sónico de Espaciamiento Largo, LSS.....	53
1.5.7.1 Descripción Herramienta LSS.....	56
2. REDES NEURONALES.....	56
2.1 Funcionamiento de una red neuronal biológica.....	56
2.2 Analogía entre una red neuronal biológica y una red neuronal artificial....	59
2.3 Notación.....	61
2.4 Topología de una red.....	61
2.5 Funciones de transferencia.....	64
2.5.1 Limitador fuerte (Hardlim).....	64
2.5.2 Función de transferencia lineal (purelin).....	65
2.5.3 Función de transferencia sigmoideal (logsig)	
2.6 Modelo Perceptrón.....	67

2.6.1 Perceptrón simple.....	68
2.6.2 Regla de aprendizaje.....	69
2.7 Perceptrón multicapa.....	71
2.8 Backpropagation.....	72
2.9 Aplicación en la industria de petróleo y gas.....	76
2.9.1 Caracterización de yacimientos.....	76
3. DESCRIPCION DEL MODELO.....	80
3.1 Consideraciones.....	80
3.2 PROYECTO NEUROCOMPUTACIONAL.....	84
3.2.1 Identificar si el problema es adecuado para intentar resolverlo utilizando redes neuronales.....	84
3.2.2 Diseño y construcción de un prototipo que ofrezca soluciones al problema.....	84
3.2.3 Entrenamiento de la red y validación.....	85
3.2.4 Probar y optimizar el prototipo.....	85
3.2.5 Fase de mantenimiento.....	85
3.2.6 Recolección de la información.....	86
3.3 METODOLOGIA PARA EL DISEÑO DEL REGISTRO SONICO SINTETICO.....	86
3.3.1 Etapa 1.....	87
3.3.2 Etapa 2.....	87
3.3.3 Etapa 3.....	87
3.3.4 Etapa 4.....	87
3.3.5 Etapa 5.....	88
3.4 Diagrama de Flujo de la Metodología.....	88
3.5 Esquema del Proceso.....	89
4. ANALISIS DE RESULTADOS.....	91
4.1 ANALISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 70.....	96
4.2 ANALISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 72.....	97
4.3 ANALISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 75.....	98

4.4 RESULTADOS DEL REGISTRO SONICO SINTETICO (RSS).....	101
4.4.1 Primera Alternativa.....	102
4.4.1.1 Topología de la Red Neuronal.....	103
4.4.1.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.....	104
4.4.1.3 Registro Sónico Sintético Obtenido Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75.....	105
4.4.2 Segunda Alternativa.....	111
4.4.2.1 Topología de la Red Neuronal.....	112
4.4.2.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.....	113
4.4.2.3 Registro Sónico Sintético Obtenido Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75.....	114
4.4.3 Tercera Alternativa.....	119
4.4.3.1 Topología de la Red Neuronal.....	120
4.4.3.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.....	121
4.4.3.3 Registro Sónico Sintético Obtenido Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75.....	121
4.4.4 Resumen de Alternativas.....	128
4.4.5 Registro Sónico Sintético Colorado 38.....	134
5. Conclusiones y Recomendaciones.....	136
5.1 Conclusiones.....	136
5.2 Recomendaciones.....	137
6. Referencias Bibliográficas.....	139

LISTA DE FIGURAS

	Pag
FIGURA1. DISTRIBUCION RADIAL DE FLUIDOS EN LA VECINDAD DEL POZO	27
FIGURA 2. MODELO DE FORMACION INVADIDA.	28
FIGURA 3. PERFIL DEL RESGISTRO SP.	30
FIGURA 4. CIRCULACION DE CORRIENTE EN LA FORMACION.	31
FIGURA 5. PERFIL HIPOTETICO DEL SP.	35
FIGURA 6. EFECTOS DE LA ARCILLOSIDAD SOBRE EL PERFIL SP.	37
FIGURA 7. PERFILES DE RESISTIVIDAD.	41
FIGURA 8. ESQUEMA DEL DISPOSITIVO LATERAL.	42
FIGURA 9. ESQUEMA DEL DISPOSITIVO NORMAL.	44
FIGURA 10. FORMA DE LAS CURVAS LATERALES Y NORMALES (CAPA MÁS RESISTIVA QUE LA FORMACION ADYACENTE).	45
FIGURA 11. FORMA DE LAS CURVAS LATERALES Y NORMALES (CAPA MENOS RESISTIVA QUE LA FORMACION ADYACENTE).	46
FIGURA 12. PERFIL DEL SONICO BHC.	50
FIGURA 13. EFECTO DE LA ALTERACION DEL POZO.	54

FIGURA 14. LA SONDA DE ESPACIAMIENTO LARGO.	56
FIGURA 15. ESQUEMA ESTRUCTURAL SIMPLIFICADO DE DOS NEURONAS BIOLÓGICAS.	57
FIGURA 16. DE LA NEURONA BIOLÓGICA A LA NEURONA ARTIFICIAL.	59
FIGURA 17. PROCESO DE UNA RED NEURONAL.	60
FIGURA 18. ESQUEMA DE UNA NEURONA CON VARIAS ENTRADAS.	62
FIGURA 19. ESQUEMA DE UNA RED DE TRES CAPAS.	63
FIGURA 20. ESQUEMA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DE HARDIM.	64
FIGURA 21. ESQUEMA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DE PURELIN.	65
FIGURA 22. ESQUEMA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DE SIGMOIDAL.	66
FIGURA 23. ESQUEMA PERCEPTRON SIMPLE.	68
FIGURA 24. ESQUEMA PROBLEMA LINEALMENTE SEPARABLE Y NO LINEALMENTE SEPARABLE.	69
FIGURA 25. ESQUEMA PERCEPTRON MULTICAPA.	71
FIGURA 26. ESQUEMA GENERAL DE UNA RNA MULTICAPA.	73
FIGURA 27. PERMEABILIDAD VS POROSIDAD PARA LA FORMACION BIG INJUN.	77
FIGURA 28. PERMEABILIDAD EN MUESTRAS DE CORAZONES Y PERMEABILIDAD PREDICHA POR LA RED.	78

FIGURA 29. POROSIDAD EFECTIVA DE MUESTRAS DE CORAZONES PREDICHA POR LA RED.	79
FIGURA 30. PRODUCCION DE ACEITE, AGUA Y GAS DEL CAMPO COLORADO.	80
FIGURA 31. PRODUCCION ACUMULADA DE FLUIDOS DEL CAMPO COLORADO.	81
FIGURA 32. ESQUEMA DEL PROCESO DE OBTENCION DEL RSS.	89
FIGURA 33. DATOS DE ENTRADA A LA RED NEURONAL.	90
FIGURA 34. DATOS DE SALIDA DE LA RED NEURONAL.	90
FIGURA 35. POTENCIAL ESPONTANEO Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 38.	91
FIGURA 36. RESISTIVIDAD Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 38.	92
FIGURA 37. POTENCIAL ESPONTANEO Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 70.	92
FIGURA 38. RESISTIVIDAD Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 70.	93
FIGURA 39. POTENCIAL ESPONTANEO Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 72.	93
FIGURA 40. RESISTIVIDAD Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 72.	94
FIGURA 41. POTENCIAL ESPONTANEO Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 75.	94
FIGURA 42. RESISTIVIDAD Vs REGISTRO SONICO. COLORADO 75.	95

FIGURA 43. PROCESO DE CORRECCION DEL SP POR LINEA BASE LUTITAS. COLORADO 70.	96
FIGURA 44. PERFIL COLORADO 70.	97
FIGURA 45. PROCESO DE CORRECCION DEL SP POR LINEA BASE LUTITAS. COLORADO 72.	98
FIGURA 46. PERFIL COLORADO 72.	99
FIGURA 47. PROCESO DE CORRECCION DEL SP POR LINEA BASE LUTITAS. COLORADO 75.	100
FIGURA 48. PERFIL COLORADO 75.	101
FIGURA 49. ESQUEMA DE LA TOPOLOGIAA UTILIZADA. PRIMERA ALTERNATIVA.	104
FIGURA 50. RSS COLORADO 70. PRIMERA ALTERNATIVA.	106
FIGURA 51. EXITOS DEL RSS. COLORADO 70.	107
FIGURA 52. RSS COLORADO 72. PRIMERA ALTERNATIVA.	108
FIGURA 53. EXITOS DEL RSS. COLORADO 72.	109
FIGURA 54. RSS COLORADO 75. PRIMERA ALTERNATIVA.	110
FIGURA 55. EXITOS DEL RSS. COLORADO 75.	111
FIGURA 56. ESQUEMA DE LA TOPOLOGIAA UTILIZADA. SEGUNDA ALTERNATIVA.	112

FIGURA 57. RSS COLORADO 70. SEGUNDA ALTERNATIVA.	114
FIGURA 58. EXITOS DEL RSS. COLORADO 70.	115
FIGURA 59. RSS COLORADO 72. SEGUNDA ALTERNATIVA.	116
FIGURA 60. EXITOS DEL RSS. COLORADO 72.	117
FIGURA 61. RSS COLORADO 75. SEGUNDA ALTERNATIVA.	118
FIGURA 62. EXITOS DEL RSS. COLORADO 75.	119
FIGURA 63. ESQUEMA DE LA TOPOLOGIAA UTILIZADA. TERCERA ALTERNATIVA.	121
FIGURA 64. RSS COLORADO 70. TERCERA ALTERNATIVA.	123
FIGURA 65. EXITOS DEL RSS. COLORADO 70.	124
FIGURA 66. RSS COLORADO 72. SEGUNDA ALTERNATIVA.	125
FIGURA 67. EXITOS DEL RSS. COLORADO 72.	126
FIGURA 68. RSS COLORADO 75. TERCERA ALTERNATIVA.	127
FIGURA 69. EXITOS DEL RSS. COLORADO 75.	128
FIGURA 70. REGISTRO SONICO SINTETICO PARA CADA ALTERNATIVA DEL POZO COLORADO 70.	130
FIGURA 71 REGISTRO SONICO SINTETICO PARA CADA ALTERNATIVA DEL POZO COLORADO 72.	131

LISTA DE TABLAS

	Pag
TABLA 1. MOVILIDAD DE LOS IONES A 18 °C.	33
TABLA 2. VELOCIDAD DEL SONIDO EN DIFERENTES FORMACIONES.	51
TABLA 3. FUNCIONES DE TRANSFERENCIA.	66
TABLA 4. COEFICIENTES DE CORRELACION CUADRATICO (ILD vs DT, SP vs DT).	95
TABLA 5. COEFICIENTES DE CORRELACION CUADRATICO OBTENIDOS CON MENBRAIN Y GERSS. PRIMERA ALTERNATIVA.	105
TABLA 6. COEFICIENTES DE CORRELACION CUADRATICO OBTENIDOS CON MENBRAIN Y GERSS. SEGUNDA ALTERNATIVA.	113
TABLA 7. COEFICIENTES DE CORRELACION CUADRATICO OBTENIDOS CON MENBRAIN Y GERSS. TERCERA ALTERNATIVA.	122
TABLA 8. COEFICIENTES DE CORRELACION CUADRATICO OBTENIDOS CON MENBRAIN Y GERSS. TODAS LAS ALTERNATIVAS.	129

LISTA DE ANEXOS

Pág.

ANEXO A. RESEÑA CAMPO COLORADO

ANEXO B. GERSS

RESUMEN

TITULO: DISEÑO DEL REGISTRO SONICO SINTETICO (RSS), MEDIANTE EL USO DE REDES NEURONALES. APLICACIÓN CAMPO CLORADO.

AUTORES:

**CARLOS ANDRES AYALA MARIN
CHRISTIANN CAMILO GARCIA YELA**

PALABRAS CLAVE:

Porosidad, Permeabilidad, Saturación de Agua, Redes Neuronales Artificiales, Potencial Espontáneo, Perfil de Resistividad, Perfil Sónico.

DESCRIPCION.

Los perfiles eléctricos son herramientas muy importantes en la industria del petróleo, ya que permiten identificar los tipos de fluidos del yacimiento y dan un estimativo de propiedades tales como la porosidad, saturación de agua, permeabilidad y otras propiedades petrofísicas importantes para medir reservas.

El diseño sintético de un perfil eléctrico utilizando Redes Neuronales Artificiales, en este caso el perfil Sónico, contribuye de manera directa a la caracterización del yacimiento. Así, a un mejor desarrollo del registro sónico, le corresponde un buen desarrollo de los registros Resistividad y Potencial Espontáneo, dando como resultado la identificación de zonas de alta calidad del yacimiento, es decir zonas en las cuales se tendrán valores óptimos de porosidad (Φ), permeabilidad (k) y valores bajos de saturación de agua.

El registro Sónico, junto con otros perfiles de porosidad puede ser utilizado en la evaluación de arenas arcillosas, identificación de la litología de la formación y determinación de la porosidad secundaria. Este registro comúnmente se corre con una herramienta formada por un transmisor y un receptor. El propósito es medir el tiempo de propagación de la onda de sonido, a través de la formación sobre una distancia fija.

Este proyecto describe la metodología desarrollada para generar el Registro Sónico Sintético (RSS) usando el registro de Potencial Espontáneo (SP) y dos registros de resistividad.

Esta metodología usa las Redes Neuronales Artificiales como herramienta principal. El RSS fue generado para un pozo del Campo Escuela Colorado. Esta metodología no reemplaza la necesidad de correr el Registro Sónico para los pozos del campo. Esta está diseñada para evitar correr el Registro Sónico en todos los pozos del campo, por tanto se reducen los costos

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas, Escuela de Ingeniería de Petróleos

ABSTRACT

TITULO: DESIGN OF SYNTHETIC SONIC LOG (SSL), FROM ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. APLICATION COLORADO FIELD.

AUTHORS:

**CARLOS ANDRES AYALA MARIN
CHRISTIANN CAMILO GARCIA YELA**

KEY WORDS:

Porosity, Permeability, Water Saturation, Artificial Neural Networks, Spontaneous Potential, Resistivity Log, Sonic Log.

DESCRIPTION

Well Logs are tools very important in the Oil Industry, due that those allow to identify the kind of fluids of the reservoir and those provide a value approximate of properties such as porosity, water saturation, permeability and other petrophysic properties important for measuring of reserves.

Syntethic design of well logs using Artificial Neural Networks, for this case Sonic Log, contributes directly to reservoir characterization. In order, a better development of sonic log correspond it a good Spontaneous Potential and Resistivity log, therefore it will allow to identify zones of high quality of reservoir, it means zones which will have excellent value of porosity (Φ), permeability (k) and low water saturation value.

Sonic Log, together with other porosity logs can be used in the evaluation of shales, identifying of the formation lithology and determining of the secondary porosity. This log generally runs with a tool formed by a transmitter and a receptor. Its purpose is measure the propagation time of the sound wave, through formation along fixed distance.

This project describes the methodology developed to generate Synthetic Sonic Log (RSS) using Spontaneous Potential (SP) log and two Resistivity logs.

This methodology uses Artificial Neural Networks as its main tool. The RSS was generated for one well of Colorado Field School. This methodology does not supersede the need for running Sonic Log in a field. It is designed to avoid running Sonic Log on an entire field, therefore reducing the cost.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas, Escuela de Ingeniería de Petróleos

INTRODUCCIÓN

Los perfiles eléctricos son una herramienta muy importante en la industria del petróleo, ya que por medio de ellos podemos estimar los tipos de fluidos del yacimiento, al igual que las características petrofísicas de los estratos. Además constituyen una herramienta para la evaluación de formaciones, proceso en el cual se determinan las características de la formación y se definen las capas productoras y así poder estimar finalmente los hidrocarburos “in situ” y los recuperables.

En este trabajo se utilizara tres perfiles, el SP, el de Resistividad y El Sónico. Es conocido que el registro SP indica el potencial eléctrico (voltaje) producido por la interacción del agua connata de formación, el fluido de perforación conductivo y ciertas rocas que actúan como membranas selectivas de iones (lutitas). Por otro lado en los perfiles convencionales de Resistividad se miden resistividades con ayuda de los potenciales eléctricos de la formación, para poder identificar la presencia de hidrocarburos. Y por ultimo se tiene el perfil Sónico, el cual nos ayuda a estimar la porosidad teniendo en cuenta el tiempo de propagación de las ondas acústicas a través de la formación sobre una distancia fija.

Utilizando los perfiles mencionado y las redes Neuronales, el objetivo del proyecto es diseñar una metodología que permita obtener el Registro Sónico Sintético (RSS), mediante el entrenamiento supervisado de la Red Neuronal.

Este trabajo se enfocara en pozos que contengan los perfiles ya mencionados, para obtener el Registro Sónico Sintético del pozo, con el fin de poder aplicar la metodología a pozos del campo Colorado que carezcan del Registro Sónico y contribuir de manera directa a la caracterización del campo.

1. EVALUACION DE FORMACIONES

La evaluación de formaciones es un proceso mediante el cual se determinan las características de la formación y se identifican las capas potencialmente productoras de hidrocarburos, utilizando las medidas de pozo.

Los registros eléctricos son unas de las distintas categorías de medidas pozo disponibles para la evaluación

Los objetivos principales en la evaluación de formaciones son:

1. Identificación de los yacimientos
2. Estimación de los Hidrocarburos “in situ”.
3. Estimación de los Hidrocarburos recuperables.

1.1 CONCEPTOS IMPORTANTES EN LA EVALUACION DE PERFILES

Los parámetros mas importantes de la formación para el analista de perfiles son la porosidad (Φ), la saturación de agua (S_w) y la permeabilidad (k). Esta importancia se debe al hecho de que se pueden calcular volúmenes de hidrocarburos en el yacimiento, utilizando la porosidad y la saturación de agua. La permeabilidad es una variable de gran interés, ya que nos da un indicativo de la razón a la cual los hidrocarburos pueden fluir desde el yacimiento a superficie.

1.1.1 Porosidad (Φ)

La porosidad es la fracción del volumen total de roca correspondiente al espacio poral, es decir al espacio no ocupado por sólidos. Se denota con Φ y se clasifican de acuerdo al ordenamiento físico del material que encierra un poro y a la distribución y forma de los poros.

$$\phi = \frac{V_t}{V_p} \dots\dots\dots\text{Ec.1}$$

Donde:

Φ = Porosidad

V_t = Volumen Total

V_p = Volumen Poroso

1.1.1.1 Tipos de Porosidad

- **Porosidad Absoluta.** Es aquella porosidad que considera el volumen poroso total de la roca, esté o no interconectado.

- **Porosidad Efectiva.** Es la que considera los espacios interconectados y que finalmente permitirá que haya flujo de fluidos.

- **Porosidad no efectiva.** Es la diferencia que existe entre la porosidad absoluta y efectiva.

1.1.1.2 Tipos de Porosidad de acuerdo a la Geología.

- **Porosidad primaria o intergranular.**

En una arena limpia, la roca matriz está formada por granos individuales de arena, de forma aproximadamente esférica, y compactados entre sí donde el espacio poroso existe entre los granos. Ésta es la porosidad intergranular, la cual se supone que ha existido en las formaciones desde el tiempo en que se depositaron los granos, y por esto se le conoce como porosidad primaria. Las rocas sedimentarias con este tipo de porosidad son: areniscas (detríticas o clásticas) y calizas (no detríticas).

-Porosidad secundaria o vugular.

Esta porosidad es generada por la acción de las aguas de formación con iones en solución y fuerzas tectónicas sobre la roca matriz después de la depositación. Puede deberse a la solución o fractura (artificial o natural) o cuando una roca se convierte en otra (caliza a dolomita).

1.1.2 Saturación de agua (S_w)

La saturación de agua es la fracción del espacio poral que contiene agua y se denota por S_w .

La fracción remanente de aceite o gas, denominada saturación de hidrocarburo S_h es $(1-S_w)$, debido a que en una roca reservorio la sumatoria de todas las saturaciones debe ser igual a 1 o al 100 %.

Es importante resaltar que en el proceso de migración de hidrocarburos nunca se logra desplazar toda el agua intersticial, quedando una cantidad de agua retenida por la tensión superficial en la superficie de los granos, llamada saturación de agua irreducible S_{wirr} . Su valor varía desde cerca de 0.05 en formaciones gruesas con poca área de superficie, hasta cerca de 0.40 ó más en formaciones de grano muy fino y con una gran área de superficie.

Uno de los objetivos mas importantes de los perfiles, es determinar la fracción del volumen total de hidrocarburos denotado por $(\Phi \cdot S_h)$ ó $(\Phi \cdot (1-S_w))$, la cual varia desde (cero) hasta un máximo de $(\Phi \cdot (1-S_{wirr}))$.

1.1.3 Permeabilidad (k)

La permeabilidad es una medida de la razón a la cual un líquido puede fluir a través de una cierta área de roca porosa sometida a un gradiente de presión.

Debido a esto la permeabilidad es un parámetro indicador de la capacidad de flujo de la formación. Se expresa en milidarcies (md).

La velocidad con la que el fluido atraviesa la formación depende de tres factores:

- La porosidad de la formación
- La densidad del fluido considerado, afectado por su temperatura.
- La presión a la cual está sometido el fluido.

Sedimentos con gran tamaño de grano y poros grandes poseen frecuentemente altos valores de permeabilidad, en contraste con las rocas de grano fino con poros pequeños, que poseen bajos valores de permeabilidad.

- Tipos De Permeabilidad

Permeabilidad Absoluta. Es aquella permeabilidad que se mide cuando un fluido satura 100 % el espacio poroso.

Permeabilidad Efectiva. La permeabilidad efectiva a una fase es la capacidad de un medio poroso de conducir dicha fase a una determinada saturación de fluidos.

Permeabilidad Relativa. La permeabilidad relativa corresponde a la relación entre permeabilidad absoluta y efectiva. Para un fluido dado, varía en función directa con la saturación de ese fluido en la roca.

1.2 EFECTOS DEL POZO SOBRE LAS CONDICIONES DEL YACIMIENTO VIRGEN

Distintos fenómenos como formación de cavernas, rugosidad de la pared del pozo, el tipo de lodo, la invasión en zonas permeables y la formación de tortas en las mismas, afectan de manera significativa los registros eléctricos y se necesitan ser evaluados para no cometer errores en la determinación de los parámetros de interés de la formación. Éstos fenómenos se deben a la perforación de un pozo, lo cual se traduce en cambios en las condiciones del yacimiento en cercanías del mismo. Particularmente la invasión del filtrado y la profundidad del mismo causan problemas significativos en la interpretación de los perfiles.

1.2.1 El Proceso de Invasión

Durante la perforación se debe prevenir la posibilidad de un reventón, esto se logra haciendo que la presión del lodo en cualquier punto del hueco P_m sea mayor que la presión hidrostática del fluido en los poros de la formación P_r .

Por consiguiente se genera un diferencial de presión ($P_m - P_r$), que típicamente es de unos cuantos PSI y que empuja el fluido de perforación dentro de la formación. Durante este proceso, las partículas sólidas del lodo se adhieren a la pared del pozo formando una torta de alta compactación y muy baja permeabilidad.

El filtrado del lodo (líquido que se filtra en la formación a través de la torta) desplaza parte de los fluidos originales del yacimiento, dando lugar a una zona invadida adyacente al pozo. Este proceso se puede observar en la figura 1.

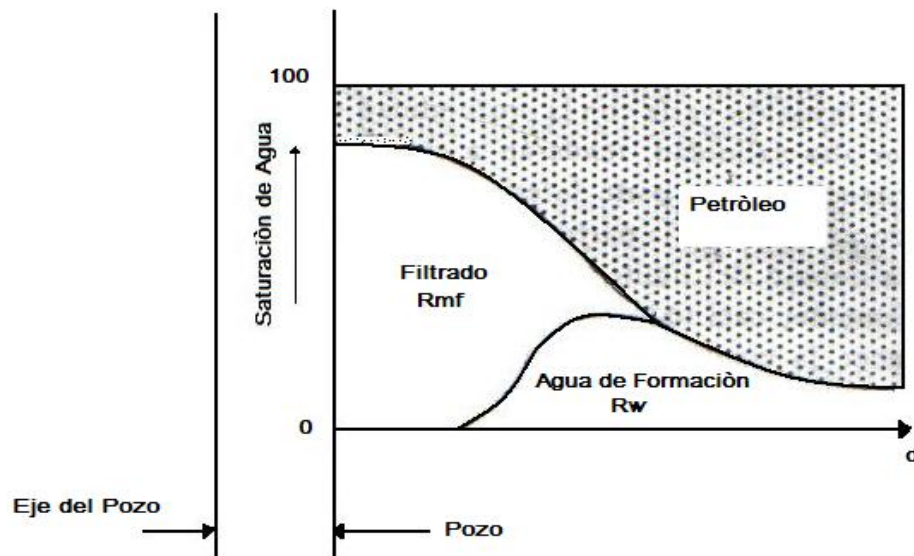


Figura1. Distribución Radial de Fluidos en la vecindad del pozo. Proceso de Invasión.
Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.2.2 Perfil de Invasión

En el perfil de invasión se distinguen tres zonas importantes:

- **Zona Lavada.** En esta zona casi toda el agua de formación y parte de los hidrocarburos han sido desplazados por el filtrado, esto ocurre en las cercanías al pozo. Si el desplazamiento fuera total, ella contendrá cierto volumen de hidrocarburos residual, denotado por S_{hr} , el cual estará en el orden del 10 al 40 %

- **Zona de Transición.** Esta zona se distingue debido a que el desplazamiento de los fluidos originales del reservorio por el filtrado es parcial, es decir alejándonos de la pared del pozo el desplazamiento es cada vez menor. Esta zona se presenta inicialmente muy cerca de la pared del pozo, pero de manera gradual y en función del tiempo se aleja de ella.

- **Zona Virgen.** La zona virgen como su nombre lo indica, es una zona donde la formación no ha sufrido cambios en sus condiciones, es decir no existe desplazamiento de fluidos originales debido a la invasión del filtrado.

1.2.3 Modelo de Roca Invasida

Se representa un modelo de formación porosa invadida por el filtrado del lodo durante la perforación y en ella se presentan varios símbolos utilizados en el análisis de perfiles. Como se muestra en la figura 2, los límites entre zonas se consideran superficies concéntricas simples, facilitando el uso de ecuaciones lineales para representar las respuestas de las distintas herramientas.

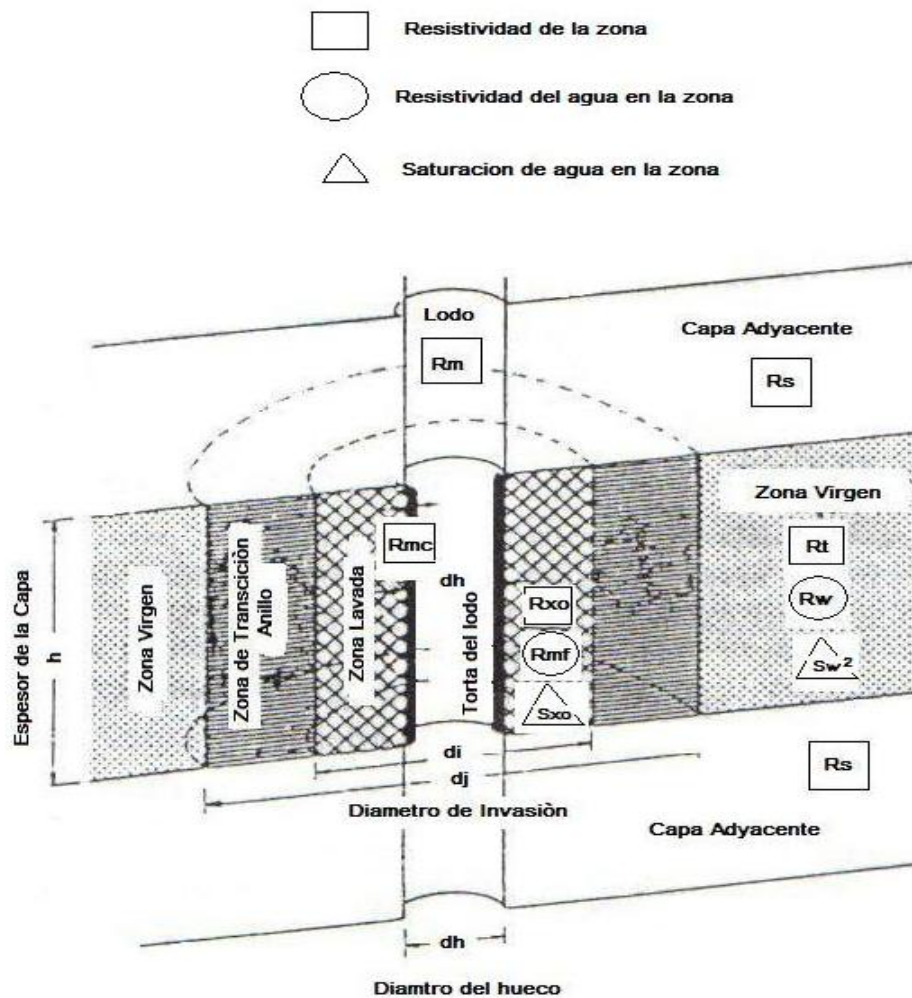


Figura 2. Modelo de Formación Invasida. Símbolo utilizados en la evaluación de Perfiles
Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.3 REGISTRO DE POTENCIAL ESPONTANEO (SP)

La curva de Potencial Espontáneo (SP) es el registro de un fenómeno físico natural que ocurre en las rocas de una formación. La curva del SP registra el potencial eléctrico (voltaje) producido por la interacción del agua con la formación, el fluido de perforación conductivo y ciertas rocas que actúan como membranas selectivas de iones (lutitas).

La importancia del registro de potencial espontáneo radica en se utiliza para:

- Detectar capas permeables
- Identificar límites entre capas y poder correlacionarlas.
- Determinar valores de la resistividad del agua de formación.
- Dar valores cualitativos del contenido arcilloso de una capa.

Una característica muy importante del registro SP, es que le permite al ingeniero de petróleos dar un estimativo cualitativo de la permeabilidad de la formación, parámetro muy importante en los yacimientos.

1.3.1 La Curva De SP. Esta curva esta dada en función de la profundidad, de la diferencia entre el potencial de un electrodo móvil en el pozo y el potencial fijo de un electrodo de superficie. Su unidad es el milivoltio (mv).

Este registro se corre en lodo base agua, ya que estos lodos permiten una conexión eléctrica entre el electrodo del SP y la formación. Debido a esto no se puede registrar en pozos llenos de lodos no conductores (base-aceite).

Si las salinidades (resistividades) del filtrado del lodo y del agua de formación poseen valores cercanos, esto producirá en el perfil del SP deflexiones poco notorias y por consiguiente la curva casi sin una característica definida.

La forma y amplitud de la curva SP se utilizan para diferenciar las capas permeables de las arcillas. Esto se logra debido a que frente a la arcilla, la

curva SP registrada tiene una pendiente y se representa como una línea vertical positiva desplazándose hacia la derecha del registro. Cuando el electrodo esta en frente de una arena, la curva es de pendiente constante y se registra como una línea vertical desplazándose hacia el lado izquierdo del registro. La figura 3 muestra el perfil del SP donde se observan las posiciones de la curva en arenas y arcillas.

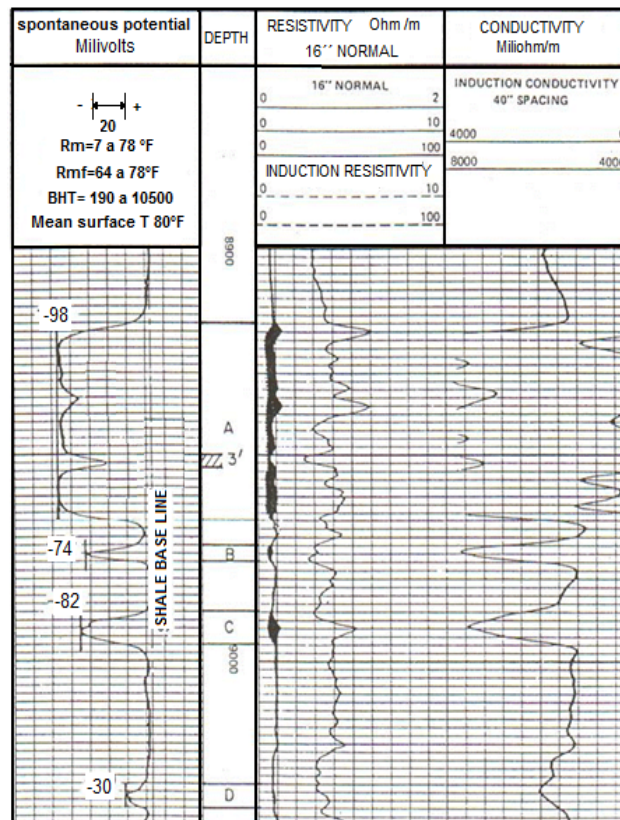


Figura 3. Perfil del Registro SP

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

La diferencia de potencial entre la línea base de arcilla y la máxima deflexión en la parte central de la capa permeable, es la amplitud de la curva. El punto de inflexión en la curva SP indica que existe un límite de capa.

1.3.2 Características De la Curva SP

- En el perfil del SP, la curva es más o menos constante y tiende a seguir una línea recta frente a las lutitas, esta línea se llama línea base de lutitas.
- La curva del SP se aleja de la línea base de lutitas, frente a formaciones permeables.
- En capas de suficiente espesor tienden a alcanzar una desviación constante definiendo una línea de arenas. La desviación puede ser negativa (izquierda) ó positiva (derecha) dependiendo de las salinidades relativas del agua de formación y del filtrado de lodo.
- La sensibilidad de la escala del SP y la posición de la línea base de lutitas, la elige el ingeniero que corre el perfil, de tal forma que las desviaciones permanezcan dentro de la pista del SP.

1.3.3 Orígenes Del Potencial Espontáneo; Autopotencial – SP

El flujo de corrientes eléctricas en el lodo, dan como resultado en el perfil SP deflexiones en la curva. Este flujo eléctrico tiene su origen en las reacciones que ocurren cuando el agua dulce del lodo entra en contacto con las formaciones geológicas; una reacción con los fluidos contenidos en las rocas y otra, con los minerales de las rocas.

Los efectos electroquímicos ocurren en el contacto entre el filtrado del lodo, el agua connota que llena los poros de las capas permeables y las lutitas adyacentes. Este flujo de corrientes ocurre siempre y cuando las capas de lutitas y las capas permeables estén en contacto.

Por consiguiente la corriente circula de las capas de lutitas al hueco, del hueco al las capas de arena adyacentes y finalmente, de la arena a las capas de lutitas, como se observa en la figura 4.

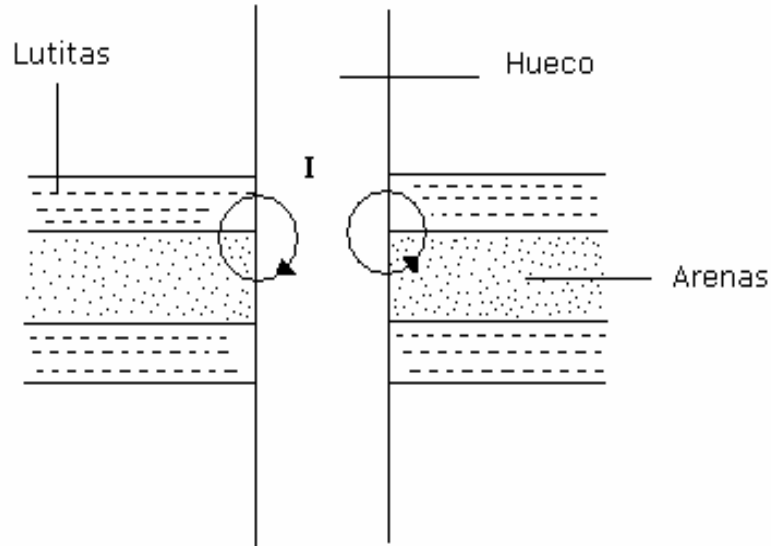


Figura 4. Circulación de Corriente en la Formación

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.3.4 Potencial De Unión Líquida o De Contacto

El filtrado del lodo y el agua de formación están en contacto en la zona invadida, debido a esto se origina un potencial en el punto de contacto de estos dos electrolitos siempre que exista una diferencia de salinidades entre los dos líquidos. En este proceso los iones de Na^+ y Cl^- se mueven fácilmente de una solución a otra por difusión. Los iones de Cl^- poseen mayor movilidad que los iones de Na^+ , originando un flujo de cargas negativas desde la solución mas concentrada a la menos concentrada, lo cual equivale a un flujo de corriente en la dirección opuesta, producido por una fuerza denominada Potencial de Contacto o de Difusión entre dos Electrolitos.

Su magnitud esta dada por la siguiente relación:

$$E_{ul} = \frac{U_1 - U_2}{U_1 + U_2} \times \frac{RT}{nF} \times \ln\left(\frac{C_2}{C_1}\right) \quad (\text{mv}) \dots \text{Ec. 2}$$

Donde C_1 y C_2 son las concentraciones de sal en las dos soluciones, y U_1 y U_2 son respectivamente las movilidades del catión y del anión; $\frac{RT}{nF} = 0.0575$ a 18°C .

Para el cloruro de Sodio, la ecuación del potencial de unión líquida puede escribirse:

$$E_{ul} = -11.2 \times \log\left(\frac{C_2}{C_1}\right) \dots \text{Ec. 3}$$

Catión	Movilidad (cm/seg)*10 ⁻⁵	Anión	Movilidad (cm/seg)*10 ⁻⁵
H ⁺	324.2	OH ⁻	180.2
K ⁺	66.5	^{1/2} SO ₄ ⁻	70.4
^{1/2} Ba ⁺⁺	56.9	Br ⁻	69.7
^{1/2} Ca ⁺⁺	53.4	I ⁻	68.5
Na ⁺	45.6	Cl ⁻	67.6
Li ⁺	34.4	HCO ₃ ⁻	39.4

Tabla 1. Movilidad de los Iones a 18 °C.

Fuente: Autores

1.3.5 Potencial De Membrana ó Potencial De Lutita, Em

Las lutitas son permeables a los cationes de Na⁺ pero impermeables a los aniones de Cl⁻, debido a la estructura laminada de la arcilla. Cuando una arcilla se interpone entre dos soluciones de diferentes salinidades, los cationes de Na⁺ sufren un proceso de difusión a través de la arcilla desde la solución mas concentrada a la menos concentrada. Este movimiento de iones cargados es una corriente eléctrica y por consiguiente se genera un potencial llamado Potencial De Membrana o De Lutita.

El grado o preferencia de las rocas en el pozo (arcillas, arenas o calizas) por aniones, cationes o por ninguno de los dos (arenas) genera expresiones distintas para cada línea base, que son:

- En lutitas con absorción completa de aniones:

$$Em = \frac{0.0591}{n} \times \text{Log} \left(\frac{Rmf}{Rw} \right) \dots\dots\dots \text{Ec. 4}$$

-En arenas limpias:

$$Eul = -\frac{U_1 - U_2}{U_1 + U_2} \times \frac{0.0591}{n} \times \text{Log} \left(\frac{Rmf}{Rw} \right) \dots\dots\dots \text{Ec. 5}$$

-En carbonatos (calizas o dolomitas), para una absorción completa de cationes como Na⁺, Ca⁺⁺...etc:

$$Ec = -\frac{0.0591}{n} \times \text{Log} \left(\frac{Rmf}{Rw} \right) \dots\dots\dots \text{Ec. 6}$$

Donde R_{mf} es la resistividad del filtrado y R_w es la resistividad del agua de formación. En la figura 5 se presenta un perfil SP hipotético basado en la existencia de diferentes potenciales electroquímicos, indicando las posiciones de las líneas base (Carbonatos, Arenas y Lutitas).

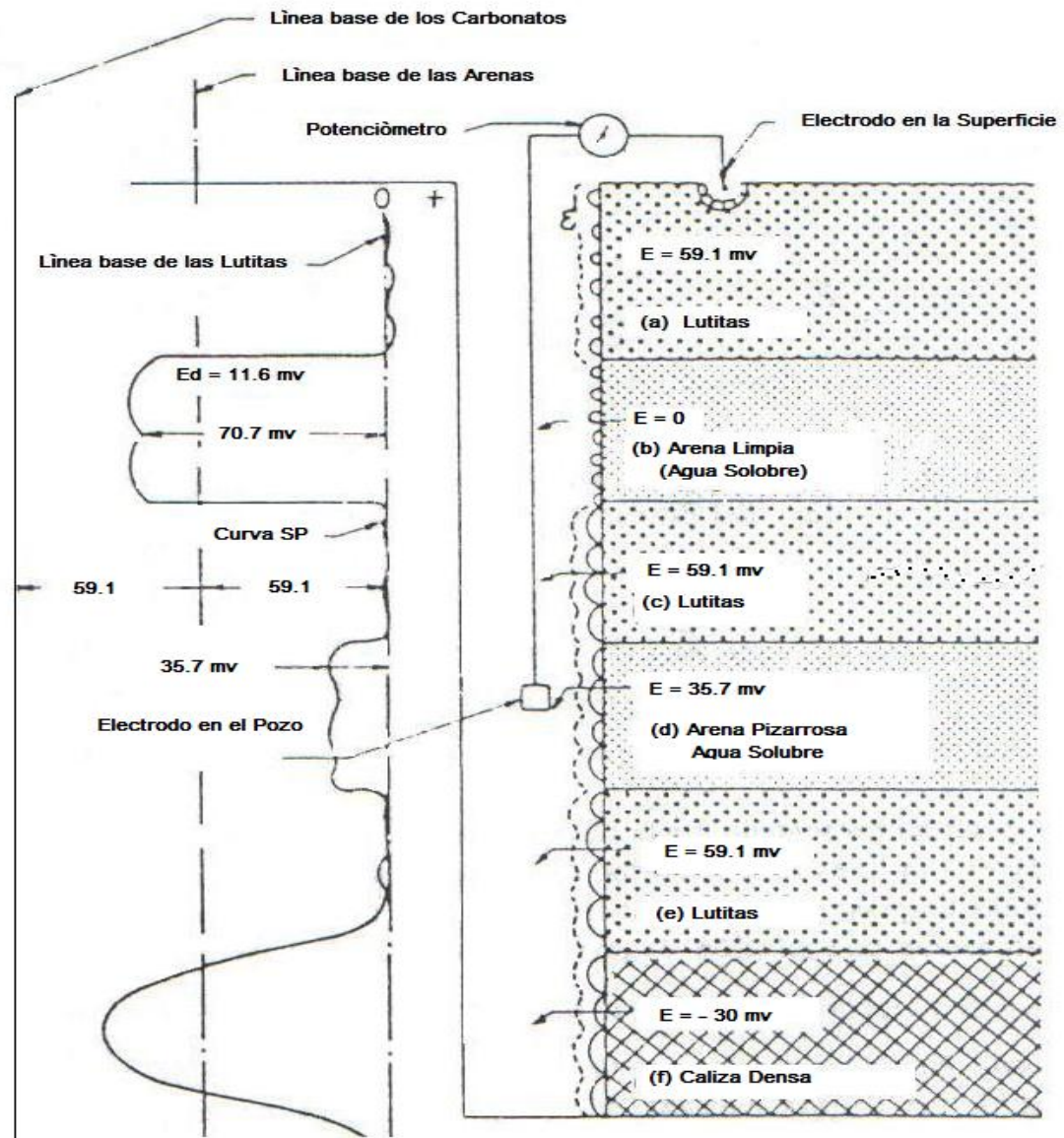


Figura 5. Perfil Hipotético del SP

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.3.6 Potencial Total

Es la suma de los potenciales de difusión o de unión líquida (Eul) y el potencial de lutita (Ec):

$$SP_{mv} = Eul + Em \dots\dots\dots Ec. 7$$

$$SP_{mv} = -(11.6 + 59.1) \times \text{Log} \left(\frac{a_w}{a_{mf}} \right) \dots\dots\dots Ec. 8$$

La expresión anterior se conoce con el nombre del Potencial Espontáneo en la cual se puede apreciar que el valor del potencial lutítico es aproximadamente cinco veces mayor que el de unión líquida, para el caso de un lodo con NaCl a una temperatura de 25 °C.

1.3.7 Distintos factores que afectan la forma y amplitud de la curva SP frente a una zona permeable.

-Espesor de la capa. Cuando el espesor de la capa porosa disminuye, la curva registrada se vuelve mas redondeada y su amplitud disminuye. En el caso de capas muy delgadas la forma mostrada es de pico.

-Diámetro del hueco. Cuando el hueco es ensanchado frente a la arena que se encuentra entre dos capas de lutita, hay un aumento en el diámetro de la columna de lodo por lo que el recorrido de la corriente aumenta y por consiguiente se pierde una caída de potencial, registrándose una lectura reducida del SP. Entonces si se aumenta el diámetro del hueco se disminuye la amplitud de la curva SP y se vuelve redondeada.

-Resistividad de la capa. La forma es redondeada, la amplitud disminuye con el aumento de la resistividad de la capa.

-Contenido de arcillas en zonas permeables. Debido a la alta conductividad de las arcillas, la presencia de éstas en zonas permeables, conducirán a una disminución de la resistividad en la zona y por consiguiente en la curva SP la amplitud disminuye y hace que la forma sea menos redondeada.

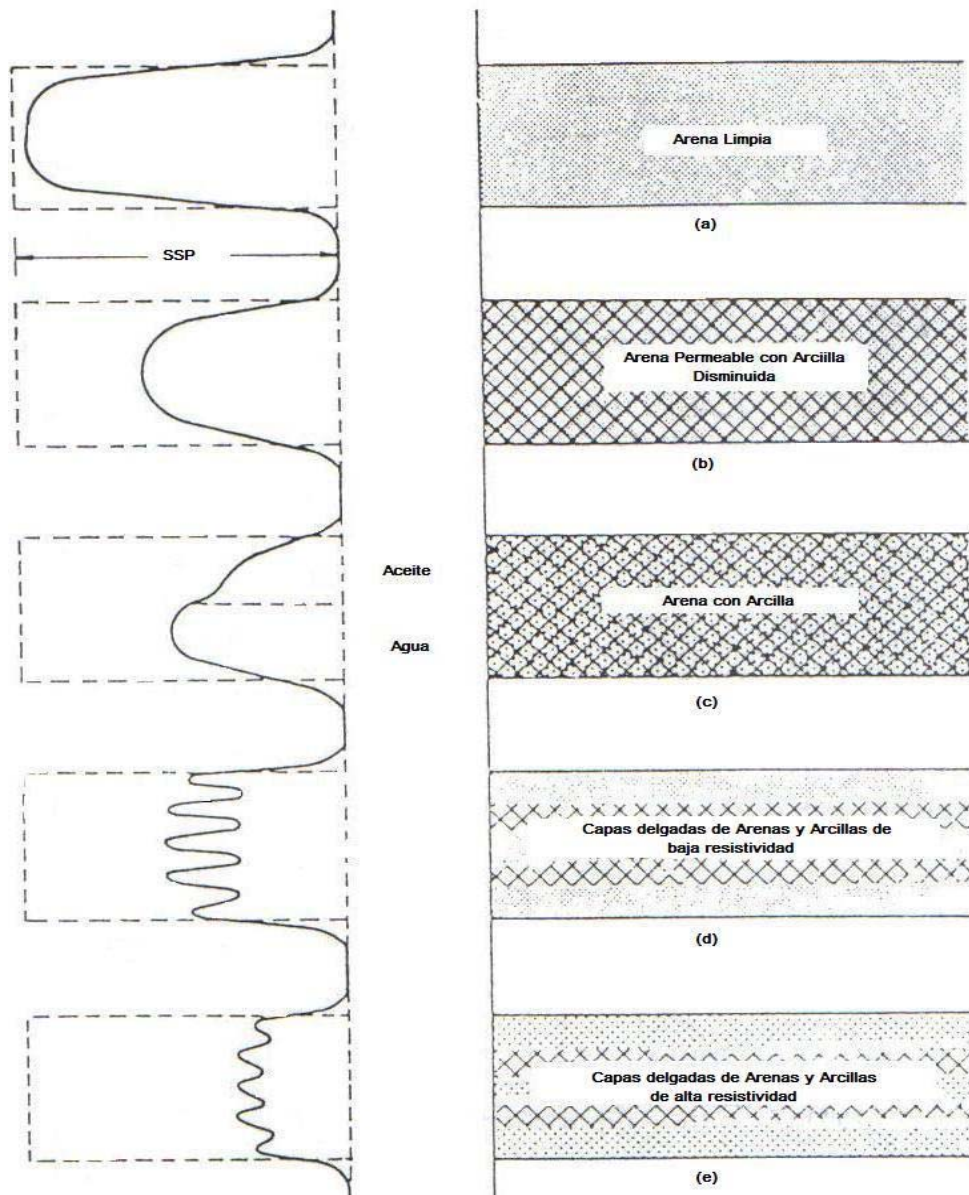


Figura 6. Efectos de la Arcillosidad sobre el perfil SP.

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

El grado de arcillosidad (α) de una formación se define por la relación entre el máximo SP posible en la capa permeable arcillosa o **PSP** y el valor del potencial estático (**SSP**).

$$\alpha = \frac{PSP}{SSP} \dots\dots\dots Ec. 9$$

-Profundidad de invasión. Cuando la salinidad del filtrado es menor que la salinidad del agua de formación, la resistividad de la roca alrededor del hueco aumenta en el proceso de invasión. Este fenómeno se registra con una disminución en la amplitud de la curva y la forma se hace mas redondeada.

-Arenas arcillosas petrolíferas. Cuando las arenas son limpias y de gran espesor, comúnmente las deflexiones en el perfil son amplias. En arenas lutíticas o en las arenas limpias de poco espesor, cuando hay presencia de aceite la resistividad disminuye debido a que los hidrocarburos son aislantes(conductividad nula) y por lo tanto se reduce el SP registrado.

1.3.8 Aplicaciones de la curva SP

- La curva del SP es muy importante para diferenciar capas porosas y no porosas, es un indicativo cualitativo de la porosidad y de la permeabilidad.
- Las deflexiones de la curva SP son un buen indicador del contenido de arcillas en capas permeables y porosas.
- La curva del SP nos permite evaluar las salinidades o resistividades del agua de formación.
- Por medio de las deflexiones de la curva del SP se puede inferir cualitativamente la resistividad de la capa.}

1.4 REGISTRO DE RESISTIVIDAD

1.4.1 Generalidades

La resistividad es la resistencia eléctrica por unidad de volumen que presenta cierto material al paso de la corriente eléctrica y que representa una propiedad intrínseca del material, su unidad es ohmios-metro. El inverso de la resistividad se conoce como Conductividad:

$$C = \frac{1}{R} \dots\dots\dots\text{Ec. 10}$$

La resistividad es un parámetro de formación muy importante obtenido directamente de los perfiles. Su importancia radica en que su utilización en conjunto con registros de porosidad y el conocimiento de la resistividad del agua de formación, se pueden calcular valores de saturación.

Los hidrocarburos son aislantes, su presencia en la formación hace que disminuya la conductividad y por consiguiente aumente la resistividad en el perfil.

El agua de formación es conductiva debido a la disociación de las sales en solución. La presencia de agua en la formación se nota en una disminución de la resistividad en el perfil.

Debido a que las arcillas contienen agua ligada son buenas conductoras eléctricas y contribuyen a la conductividad de la formación. Entonces a mayor arcillosidad aumenta la conductividad (C) y esto genera una disminución en la resistividad de la formación.

1.4.2 Principio de medida

El principio de medida de los dispositivos utilizados para calcular la resistividad de una roca de formación se basan en la ley de Ohm y de la relación de proporcionalidad que existe entre la resistencia r y la resistividad R de una muestra, tal como se muestra:

$$R = K \times \frac{V}{I} \dots\dots\dots \text{Ec. 11}$$

Los dispositivos que miden la resistividad de la formación, utilizan corriente continua conmutada, pulsatoria, o con corriente alterna con el propósito de evitar la polarización de los electrodos.

En los perfiles convencionales de resistividad, se envían corrientes a la formación a través de unos electrodos y se miden los potenciales eléctricos entre otros. La medición de estos potenciales permite calcular las resistividades.

Los dispositivos que miden la resistividad de la formación tienen la capacidad de medir tanto la resistividad de la zona lavada (**Rxo**) como la resistividad de la zona virgen (**Rt**). Por consiguiente en el perfil de resistividad por lo general aparecen dos curvas con lecturas diferentes, ya que son zonas diferentes en la formación.

Una condición necesaria para la corrida de la herramienta es que se deben correr en lodos base agua, ya que son lodos conductivos y permiten el paso de la corriente eléctrica. El perfil de resistividad se presenta en la figura 7.

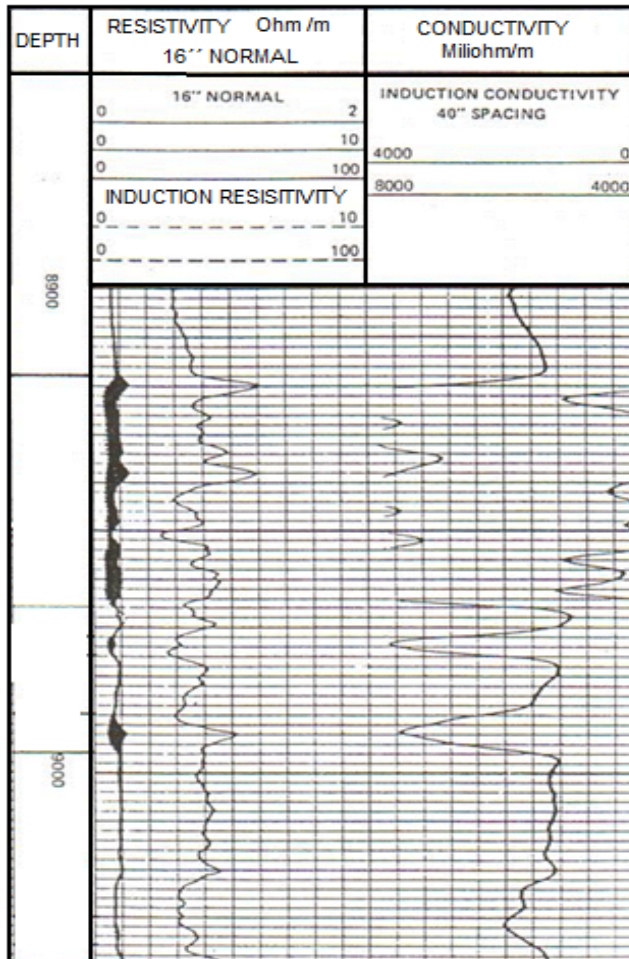


Figura 7. Perfiles de Resistividad

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.4.3 Dispositivo Lateral

Es un sistema en el cual la corriente constante I emitida por el electrodo A situado dentro del pozo, pasa a través de las formaciones y regresa por el electrodo B ubicado en la superficie de la tierra. La diferencia de potencial dv , se mide entre los electrodos M y N situados por encima del electrodo de energía, A. Este sistema se observa en la figura 8.

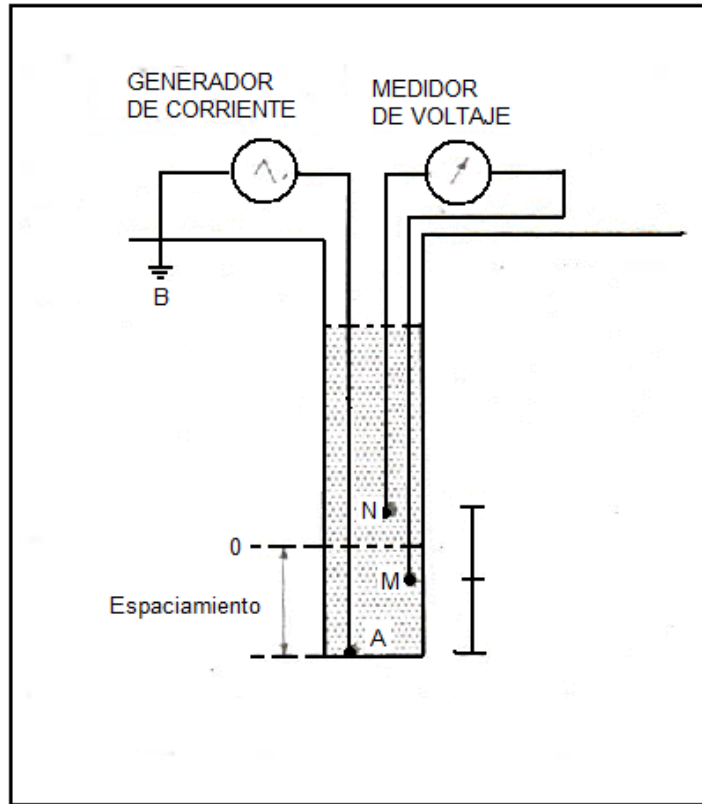


Figura 8. Sistema lateral de Perfiles

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

La siguiente ecuación se puede utilizar para calcular la resistividad aparente R_a :

$$R_a = 4\pi \times \frac{V}{I} \times \frac{a(a+b)}{b} \dots\dots\dots \text{Ec. 12}$$

Donde:

V = Se obtiene de un galvanómetro de alta sensibilidad.

$4\pi \times \frac{a(a+b)}{b}$ = Es una constante del instrumento de medida que depende de la geometría del montaje de los electrodos y denominada

Coeficiente K del dispositivo.

a = Distancia entre los puntos A y M.

b = Distancia entre los puntos M y N.

En el sistema lateral el punto de registro es 0, situado en el punto medio entre M y N. El espaciamiento AO es de 18 pies con 8 pulgadas o sea 5.70 metros. Todos los electrodos están en el pozo, con N situado a 50 pies y 10 pulgadas ó 15.50 metros encima de M.

Una mayor longitud de espaciamiento corresponde a una investigación mas profunda de la formación. De este modo entre los perfiles mas comunes de resistividad, la curva lateral de 18 pies y 8 pulgadas tiene la mayor profundidad de investigación y la normal de 16 pulgadas tiene la menor profundidad de investigación.

1.4.4 Dispositivo Normal

En este montaje la corriente se aplica entre los electrodos A y B; la diferencia de potencial se mide entre un electrodo en la superficie (N), y un electrodo en el pozo (M) (Figura 9).

El potencial en el electrodo situado en una superficie, N, causado por A y B, lo mismo que el efecto de B sobre M, se puede ignorar debido a la larga distancia de los electrodos de corriente en comparación con la distancia A-M.

La resistividad aparente se puede calcular con la siguiente expresión:

$$Ra = 4\pi \times a \times \frac{V_{MN}}{I} \dots\dots\dots Ec. 13$$

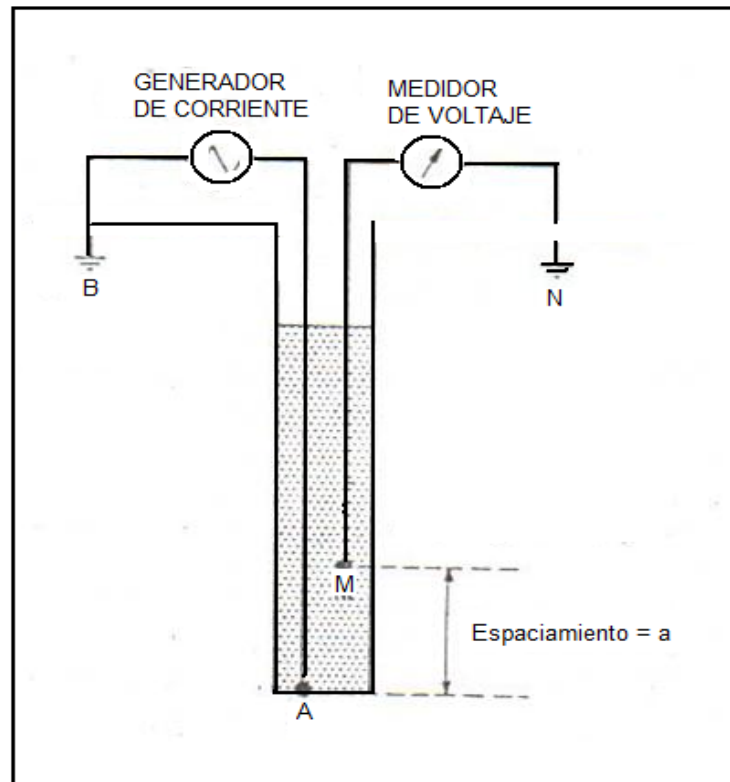


Figura 9. Sistema Normal de Perfiles

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.4.5 Forma de las Curvas Normales y Laterales

Los casos mostrados a continuación corresponden a formaciones no invadidas. Es de gran interés para el analista conocer de manera correcta estas curvas típicas para no cometer errores en la interpretación de los perfiles de resistividad.

» Capa más resistiva que las formaciones adyacentes:

Dispositivo Normal:

- **Capa gruesa:** La curva es simétrica; se observa un máximo en el centro de la capa donde la lectura es casi igual a R_t . Parte superior de la figura 10.
- **Capa más delgada que el espaciamiento:** la curva también es simétrica, se observa un mínimo menor que la resistividad de la formación adyacente, se presenta la aparición de dos picos, uno encima y otro debajo de la capa. Parte inferior de la figura 10.

Dispositivo Lateral:

- En este caso las curvas no son simétricas, en el caso de una curva de alto espesor se observa una meseta relativamente larga con lecturas semejantes a R_t , en el caso de una capa delgada se observa un pico agudo de resistividad frente a la capa, seguido de lecturas bajas y luego un pico.

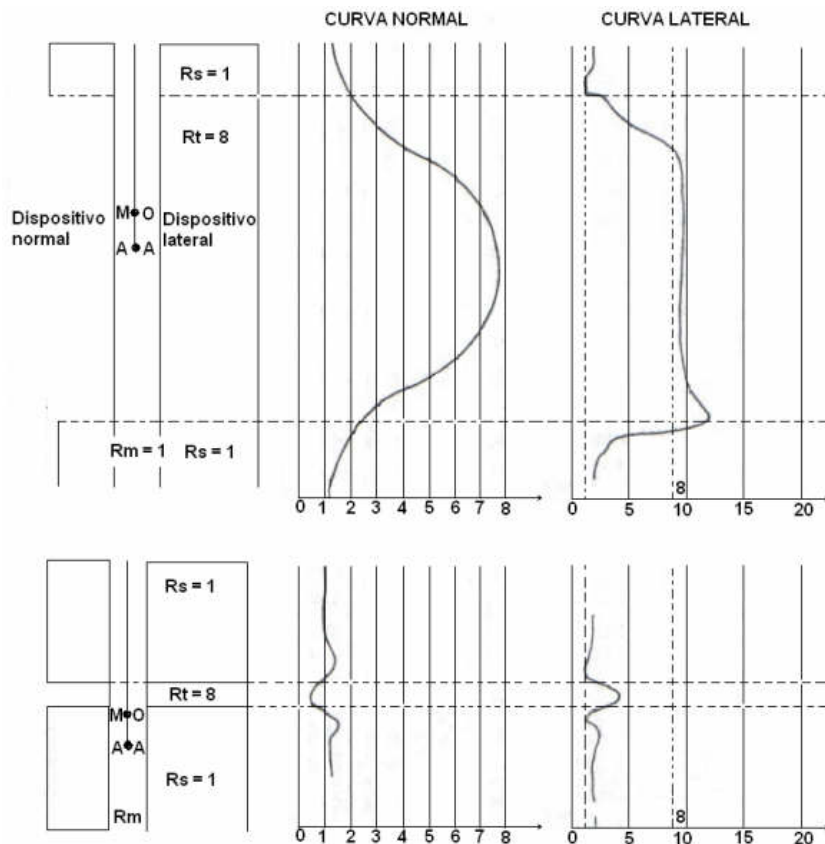


Figura 10. Forma de las curvas laterales y Normales. Capa más resistiva que la formación adyacente.

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

» Capa menos resistiva que las formaciones adyacentes:

Dispositivo Normal:

- Las capas gruesas y delgadas tienen mayor resistividad que las formaciones adyacentes. Las curvas son simétricas. El espesor aparente de las capas es mayor que el espesor real. Figura 11.

Dispositivo Lateral:

- Las curvas no son simétricas. En ambos casos la anomalía se extiende por debajo de la capa a una distancia mayor que A-O. Figura 11.

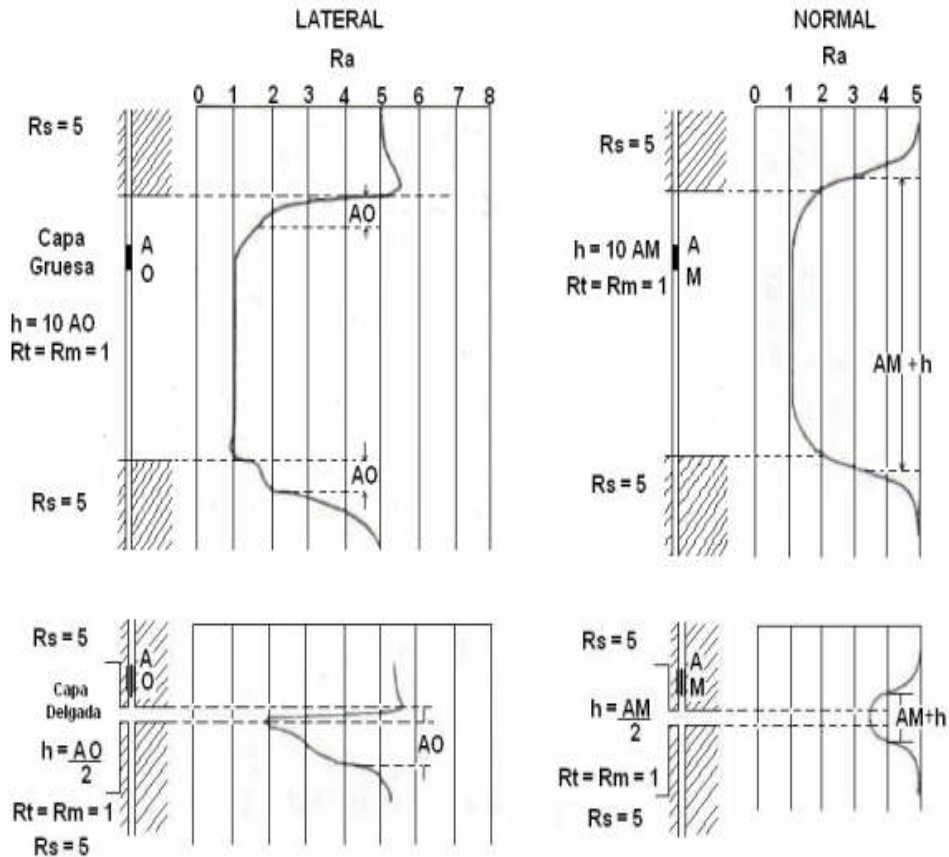


Figura 11. Forma de las curvas Laterales y Normales. Capa menos resistiva que las formaciones adyacentes.

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.5 REGISTRO SONICO

1.5.1 Generalidades

Se sabe que las ondas acústicas se propagan en cualquier medio sólido. El propósito de este perfil es medir el tiempo de propagación de la onda de sonido a través de la formación sobre una distancia fija. Se necesita entonces una fuente de energía acústica (transmisor) y un detector (receptor) separados cierta distancia en la sonda.

1.5.2 Propagación de Ondas en un Medio Infinito

Existen dos tipos de ondas sonoras que se propagan en un medio infinito:

- **Ondas Compresionales.** Son también llamadas Ondas de Presión, son un tipo particular de ondas longitudinales. La dirección de propagación de la onda es paralela a la dirección de desplazamiento de las partículas.

Este tipo de ondas pueden propagarse en los gases, líquidos y sólidos, ya que ellos tienden a oponerse a la compresión.

-**Ondas de Cizallamiento.** Son también llamadas Ondas Distorsionales, son un tipo particular de onda transversal y su dirección de propagación es perpendicular a la dirección del desplazamiento de las partículas.

En el cizallamiento actúan fuerzas que tienden a causar que dos partes continuas de un cuerpo se deslicen una relativa a la otra. Los sólidos debido a su rigidez tienden a oponerse al esfuerzo cortante o cizallamiento, por consiguiente las ondas de cizallamiento pueden propagarse a través de sólidos y no a través de líquidos y gases.

La velocidad de las ondas de cizallamiento (V_s) es 1.6 a 2.5 veces menor que la velocidad de las ondas de presión en los principales tipo de formación.

1.5.3 Propagación de Ondas en un Medio Finito

En un medio finito se propagan dos tipos de ondas:

- **Onda Rayleigh.** El valor de la velocidad de estas ondas es bastante cercano al valor de la velocidad de las ondas de cizallamiento. Este tipo de ondas ocurre en la interfase lodo-formación.

$$V_R \approx 0.9 \times V_S \quad \dots\dots\dots\text{Ec. 14}$$

La onda es una combinación de dos desplazamientos, uno paralelo y el otro perpendicular a la superficie.

- **Onda Stoneley.** Ocurre en el lodo por interacción entre el lodo y la formación; es muy sensible a la rigidez de la pared. Su energía se propaga a una baja frecuencia con poca atenuación y su velocidad es menor que la velocidad en el lodo.

1.5.4 Registro Sónico BHC

Es una herramienta que se utiliza para medir el registro sónico, sus siglas en ingles significan Bore Hole Compensated. Consiste en un sistema invertido doble, con dos transmisores y cuatro receptores. Este sistema se caracteriza porque los recorridos de los dos receptores son iguales, logrando eliminar completamente el efecto de la señal en el lodo.

Los recorridos no son iguales cuando la sonda esta inclinada debido a falta de centralización, excentralización o cuando se encuentran zonas lavadas o cambios considerables del diámetro del pozo.

La herramienta BHC incluye dos sistemas de medida independientes: uno constituido por el transmisor superior y los receptores R4 y R2 y el otro por el transmisor inferior y los receptores R1 y R3.

La expresión desarrollada para el tiempo de transito utilizando la herramienta BHC es:

$$\Delta T_{BHC} = \frac{\Delta T_s + \Delta T_i}{2 \times SPAN} \dots\dots\dots Ec. 15$$

Donde:

ΔT_s = Tiempo de transito del transmisor superior.

ΔT_i = Tiempo de transito del transmisor inferior.

SPAN = Espaciamiento entre receptores.

Con el sistema BHC la calidad de las mediciones es muy buena: Calibración exacta, poco efecto del pozo y definición vertical excelente.

1.5.4.1 El Perfil del Sónico BHC

La velocidad del sonido en las litologías comunes de las formaciones varia entre 6000 y 23.000 pies/seg. En este perfil se registra el valor reciproco de la velocidad en microsegundos/pie ($\mu\text{seg/pie}$), para evitar el uso de fracciones decimales pequeñas. El registro varia desde unos 44 $\mu\text{seg/pie}$ para dolomitas densas de porosidad cero hasta unos 190 $\mu\text{seg/pie}$ para agua.

Como se logra observar en la figura 12, el ΔT se registra en forma lineal en las pista 2 y 3 del perfil.

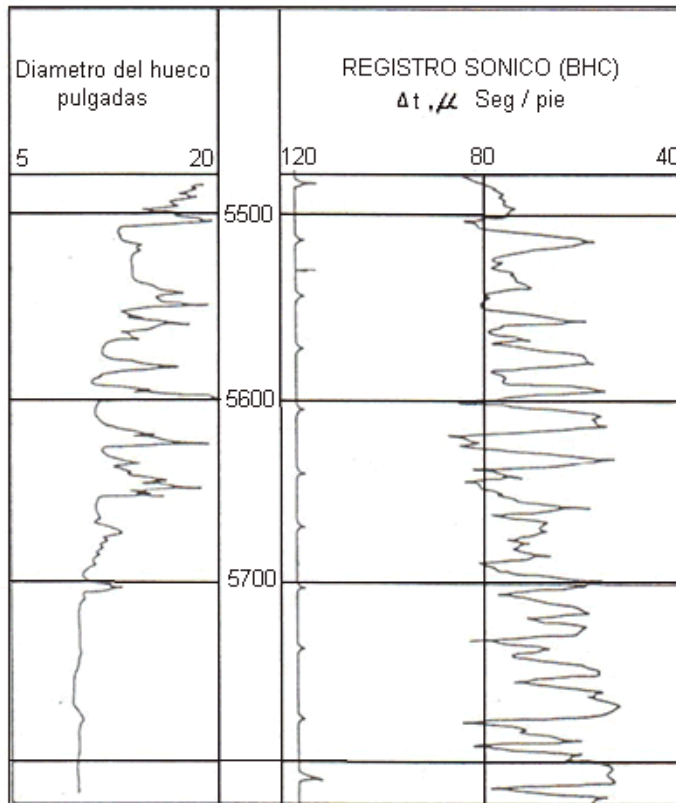


Figura 12. Perfil sónico BHC

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

1.5.5 Velocidad del Sonido en algunas Formaciones

La velocidad del sonido depende de varios factores entre los cuales están:

- Tipo de litología (arenisca, caliza, dolomita).
- Porosidad Φ .

A continuación se presenta una tabla con los valores de velocidad del sonido (V_{ma}) y tiempo de transito (ΔT_m) de las rocas mas comunes encontradas en las formaciones sedimentarias. La columna tercera es el valor que comúnmente se utiliza para el ΔT dependiendo de la roca.

Roca	V _{ma} (pies/seg)	ΔT _m (μseg/pie)	ΔT _m (μseg/pie) Uso común
Arenisca	18.000-19.500	55,5-51	55,5 ó 51
Calizas	21.000-23.000	47,6-43,5	47,5
Dolomitas	23.000	43,5	43,5
Anhidrita	20.000	50	50
Sal	15.000	66,7	67
Tubería(hierro)	17.500	57	57

Tabla 2. Velocidad del Sonido en algunas Formaciones

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

Los valores registrados en la tabla anterior son para rocas no porosas, ya que el aumento de la porosidad en las matrices de las rocas de la formación, disminuye la velocidad del sonido a través de ellas y por consiguiente, aumenta el valor de ΔT.

1.5.7 Ecuación de Wyllie

M.R.J Wyllie propuso después de numerosos experimentos de laboratorio, una relación lineal entre el tiempo de transito ΔT y la porosidad. Esta ecuación suministra valores aceptables de porosidad.

Forma general:

$$\Delta T_{log} = \Delta T_{fluido} \times \phi + \Delta T_{ma} \times (1 - \phi - Vsh) + \Delta T_{sh} \times Vsh \quad \dots\dots\dots Ec. 16$$

Donde:

ΔT_{log} = Lectura del perfil de Sónico (μseg/pie)

ΔT_{ma} = Tiempo de transito en la roca matriz

ΔT_{fluido} = Alrededor de 189 (μseg/pie), que corresponde a la velocidad del sonido en el fluido V_f de mas o menos 5.300 pies/seg.

Φ = Porosidad

ΔT_{sh} = Tiempo de tránsito en las lutitas.

V_{sh} = Fracción de lutitas.

- Ecuación de Wyllie para Arenas Consolidadas y Compactas.

La ecuación general se reduce a:

$$\Delta T \log = \Delta T_{fluido} \times \phi + \Delta T_{ma} \times (1 - \phi) \dots\dots\dots Ec. 17$$

Esta relación se puede escribir de la siguiente forma:

$$\phi_s = \frac{\Delta T \log - \Delta T_{ma}}{\Delta T_{Fluido} - \Delta T_{ma}} \dots\dots\dots Ec. 18$$

Si en las areniscas existen laminas de lutita, la porosidad aparente del perfil sónico se aumentara por una cantidad proporcional a la fracción del volumen total ocupada por estas laminas. Los valores de ΔT aumentarán debido a que el ΔT lutitas es mayor que el valor de ΔT de la arenisca.

- Ecuación de Wyllie para Carbonatos

En los carbonatos que poseen porosidad intergranular, la formula de Wyllie sigue siendo correcta. Aunque en algunas formaciones de carbonatos se puede observar la presencia de cavernas y/o fracturas de dimensiones mucho mayores que los poros encontrados en la porosidad primaria (arenas).

Wyllie concreto que este factor de cavernas no era muy significativo, ya que la velocidad del sonido depende principalmente de la porosidad primaria. Por consiguiente los valores del sónico tienen valores bajos para una cantidad equivalente de porosidad secundaria.

- Ecuación de Wyllie para Arenas no Compactas

Las arenas no compactas se encuentran comúnmente en formaciones geológicamente jóvenes y especialmente a poca profundidad. El uso directo de la ecuación de Wyllie en arenas no compactas suministra valores de porosidad demasiados altos, con lo que su uso no es apropiado.

Debido a esto se desarrollo un factor de corrección por falta de compactación. Aunque la relación de Φ y ΔT se mantiene linealmente, entonces se calcula una porosidad aparente de acuerdo a la relación:

$$\phi a = \frac{\Delta T - \Delta T_{ma}}{\Delta T_f - \Delta T_{ma}} \dots\dots\dots Ec. 19$$

Luego se corrige esta porosidad aparente por medio del factor de compactación:

$$\phi c = \frac{\phi a}{Cp} \dots\dots\dots Ec. 20$$

Donde Φc es la porosidad corregida.

El valor de Cp se calcula por varios métodos, pero el más comúnmente utilizado es dividir el tiempo de transito del sónico observado en las lutitas por 100.

$$Cp = \frac{\Delta Tsh}{100} \dots\dots\dots Ec. 21$$

1.5.8 Sónico de Espaciamento Largo, LSS

Durante la perforación las condiciones del yacimiento cambian, alterándose la pared del pozo y por consiguiente las medidas de tiempo de transito. Cuando la broca perfora una zona arcillosa le causa daño, este daño se conoce con el

nombre de alteración de las arcillas y su efecto es producir tiempos de tránsito menores que aquellos de la formación virgen (mas allá de zona lavada).

Idealmente se desea que la energía producida por el transmisor viaje a través del lodo y la zona alterada hasta la zona virgen, desde la cual las ondas se refractaran de regreso a los receptores. Este proceso suministra un tiempo de tránsito ΔT que corresponde a una distancia a través de la formación. Esto no se logra debido a los fenómenos que ocurren durante la perforación, como se observa en la figura 13.

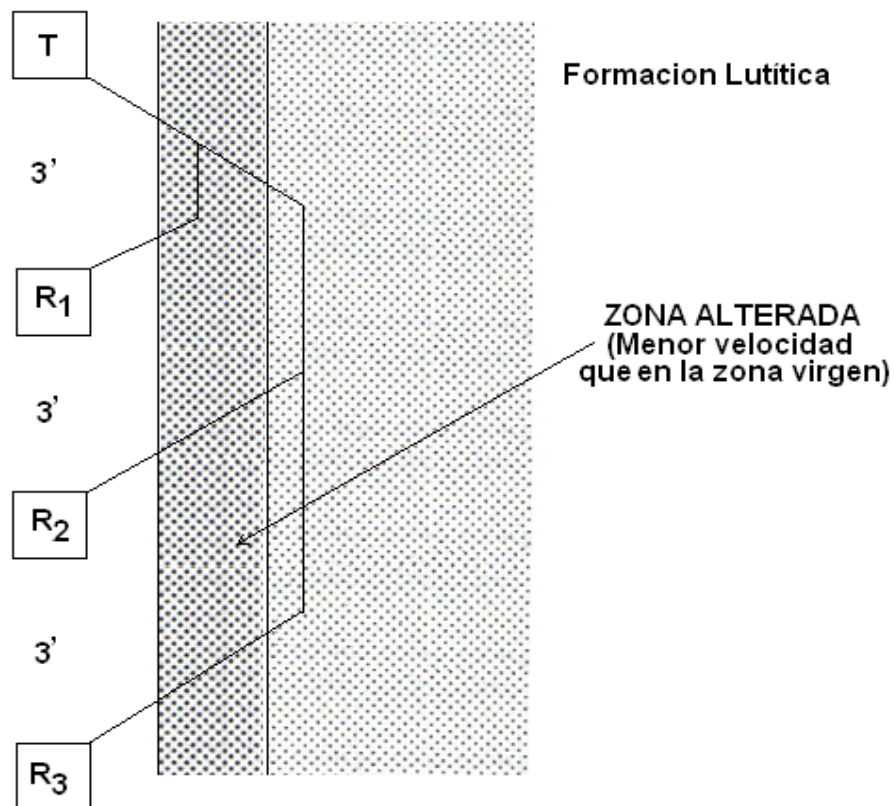


Figura 13. Efecto de alteración del pozo detectables para sondas de 3' y 10', centralizadas.
Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

El camino de menor tiempo de tránsito entre el transmisor y el primer receptor es a través de la zona alterada, mientras que el camino al segundo receptor es a través de la zona virgen. El tiempo del primer receptor es anormalmente corto y el tiempo del segundo receptor es normal. Por consiguiente el ΔT calculado

es anormalmente largo. Esto es cierto aun cuando la velocidad a través de la zona alterada es menor que la velocidad a través de la zona virgen.

Esto conllevaría a que las ondas llegaran más rápidamente al segundo receptor, pero acá no es el caso ya que no solo debemos tener en cuenta la velocidad de las zonas, si no que también la distancia a recorrer. De este modo la trayectoria mas corta a través de la zona con menor velocidad, puede dar valores de tiempo de transito mas cortos que el camino mas largo a través de la zona mas rápida.

Como se puede observar de la grafica, para eliminar los problemas causados por el daño del pozo durante la perforación, se debe aumentar la distancia entre transmisores y receptores. Teniendo en cuenta varios factores importantes como:

- Espesor de la capa alterada.
- Diámetro del pozo.
- Velocidades de propagación en los diferentes medios.

Sin embargo este aumento del espaciamiento tiene sus desventajas como las son:

- Atenuación que sufre la señal transmitida con la distancia empieza a ser significativa.
- Las dimensiones físicas de la sonda BHC serian tales que se dificultaría su manejo y operación.

1.5.8.1 Descripción Herramienta LSS

La sonda marca Schlumberger consta de dos receptores, R1 y R2, espaciados entre si 2 ft, y dos transmisores, superior e inferior, igualmente separados 2 ft. El espaciamiento entre el transmisor superior y los receptores es 8 y 10 ft. El espaciamiento entre el transmisor inferior y los receptores es 10 y 12 ft. Esta herramienta se logra ver en detalle en la figura 13.

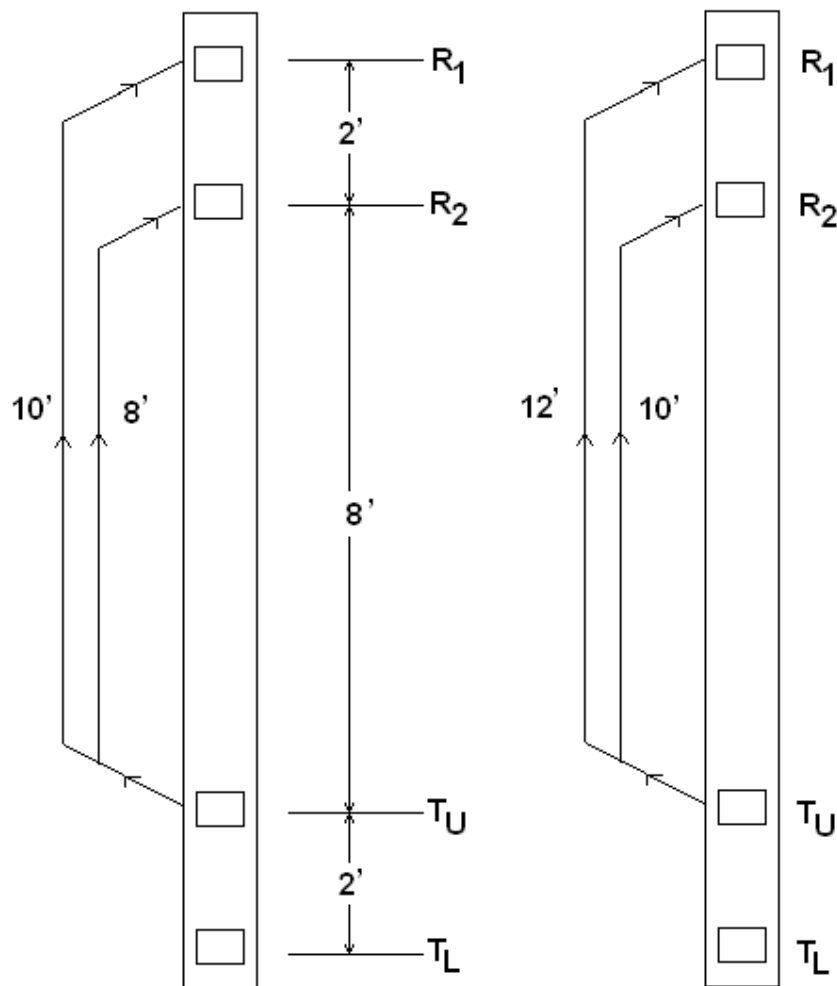


Figura 14. La sonda de espaciamiento largo.

Fuente: Bendeck, J. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos

2. Redes Neuronales Artificiales

Una red neuronal artificial es un sistema procesador de información que tiene ciertas características en común con una red neuronal biológica. Por tanto se considera necesario hacer una breve descripción del funcionamiento de una red neuronal biológica antes de estudiar el comportamiento de una red neuronal artificial.

2.1 Funcionamiento de una red neuronal biológica

Una neurona biológica típica consta de 3 componentes principales; las dendritas, el cuerpo de la célula o soma y el axón. Las dendritas son las encargadas de cargar señales eléctricas el cuerpo de la célula. El cuerpo de la célula, realiza la suma de esas señales de entrada. El axón es una fibra larga que lleva la señal desde el cuerpo de la célula hacia otras neuronas. Al punto de contacto entre un axón de una neurona y la dendrita de otra, se le conoce como sinápsis. Un esquema simplificado de la interconexión de dos neuronas biológicas se observa en la figura 15.

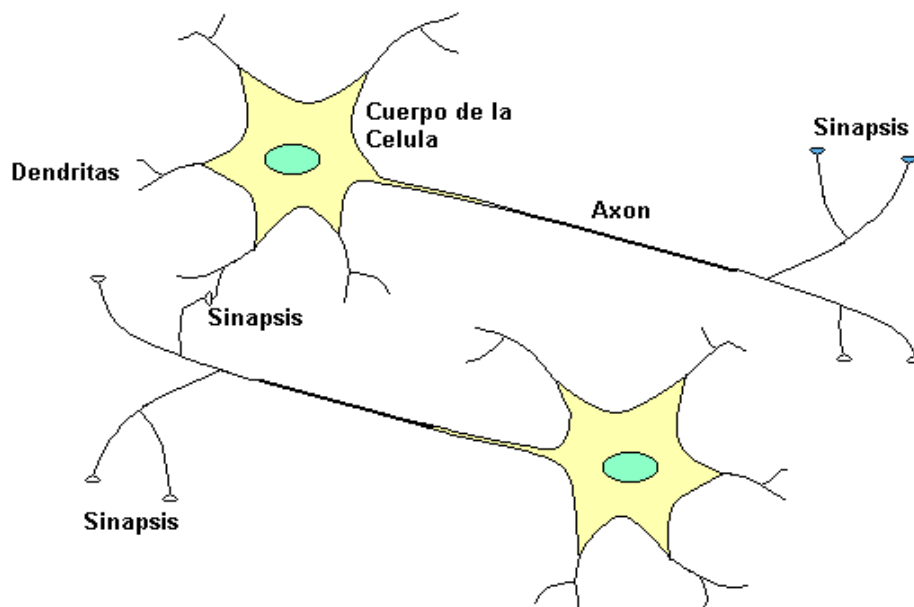


Figura 15. Esquema estructural simplificado de dos neuronas biológicas.
Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira.

Las estructuras neuronales se ven sometidas a un permanente cambio durante toda la vida, dichos cambios corresponden al refuerzo o debilitamiento de las conexiones sinápticas. Cada estructura neuronal puede contener aproximadamente 100.000 neuronas, donde cada neurona está conectada a cientos de miles de otras neuronas. Tareas simples como atrapar una bola, tomar un vaso de agua, caminar, requieren de complejos y coordinados cálculos que sofisticados computadores no son capaces de realizarlas, pero los humanos las hacen rutinariamente sin notarlo. Es interesante saber que el ciclo de tiempo de una neurona del cerebro es de 10 a 100 milisegundos, mientras que el ciclo de tiempo de una computadora típica de escritorio es medido en nano-segundos. El cerebro humano aunque un millón de veces más lento que una computadora típica de escritorio puede realizar diferentes tareas a una mayor velocidad gracias a su arquitectura masivamente paralela.

La transmisión de la información es similar en todas las neuronas, esta viaja a lo largo de axones en breves impulsos eléctricos denominados potenciales de acción; si el valor de dichos impulsos es suficiente para producir la activación de la neurona, generará una salida la cual transmite en forma de impulsos por el axón hasta las conexiones sinápticas.

Las sinápsis pueden ser excitatorias o inhibitorias según el neurotransmisor que se libere, cada neurona recibe de 10.000 a 100.000 sinápsis y su axón realiza una cantidad similar de sinápsis. Los fenómenos que ocurren en la sinápsis son de naturaleza química, pero tienen efectos eléctricos que se pueden medir.

Aunque las redes neuronales artificiales no alcanzan la complejidad del cerebro hay dos aspectos similares entre las redes biológicas y artificiales; primero, los bloques de construcción de ambas redes son sencillos elementos computacionales altamente interconectados; segundo, las conexiones entre neuronas determinan la función de la red.

2.2 Analogía entre una red neuronal biológica y una red neuronal artificial

El modelo de una neurona artificial se asemeja al de una neurona biológica. En la figura 16 se observa un elemento de procesamiento en forma general y su similitud con una neurona biológica.

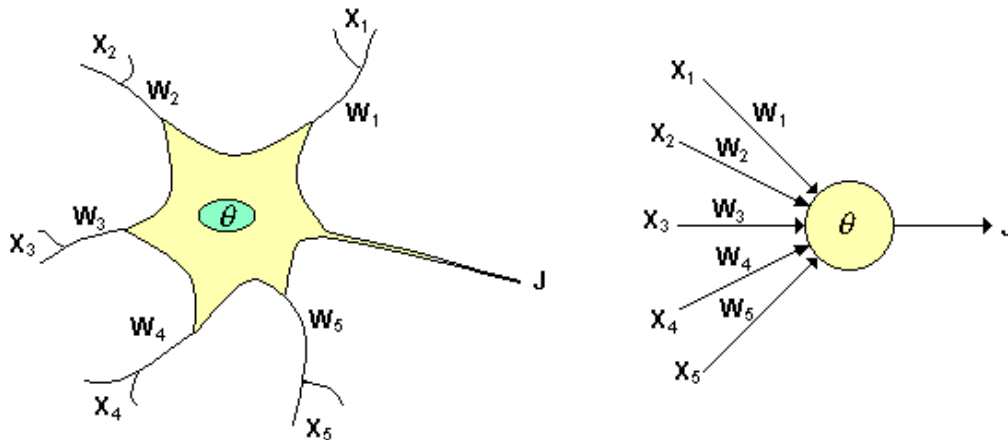


Figura 16. De la neurona biológica a la neurona artificial.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira.

De la observación del proceso biológico se han hallado los siguientes análogos con el sistema artificial:

- Las entradas X_i representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas
- Los pesos W_i son la intensidad de la sinapsis que conecta dos neuronas
- θ es la función umbral que la neurona debe superar para activarse; este proceso biológicamente ocurre en el cuerpo de la célula.

Las señales de entrada $X_1, X_2, X_i, \dots, X_n$ son variables continuas en lugar de impulsos eléctricos como es el caso de una neurona biológica. Cada señal de entrada pasa a través de una ganancia o peso, conocida como conexión sináptica que hace el papel de sinápsis de una neurona biológica. Estos pesos pueden ser positivos (excitatorios) o negativos (inhibitorios), el nodo sumatorio acumula todas las entradas y toma cada señal de entrada y la multiplica por el respectivo peso sináptico. El valor obtenido pasa a través de la función umbral

o de transferencia y genera una salida. La entrada neta a cada elemento de procesamiento puede escribirse de la siguiente manera

$$neta_i = \sum_{i=1}^n W_i X_i = \bar{X}\bar{Y} \dots\dots\dots Ec. 23$$

Una idea clara del proceso descrito se muestra en la figura 17, donde se puede observar el recorrido de un conjunto de conjunto de señales que entran a la red.

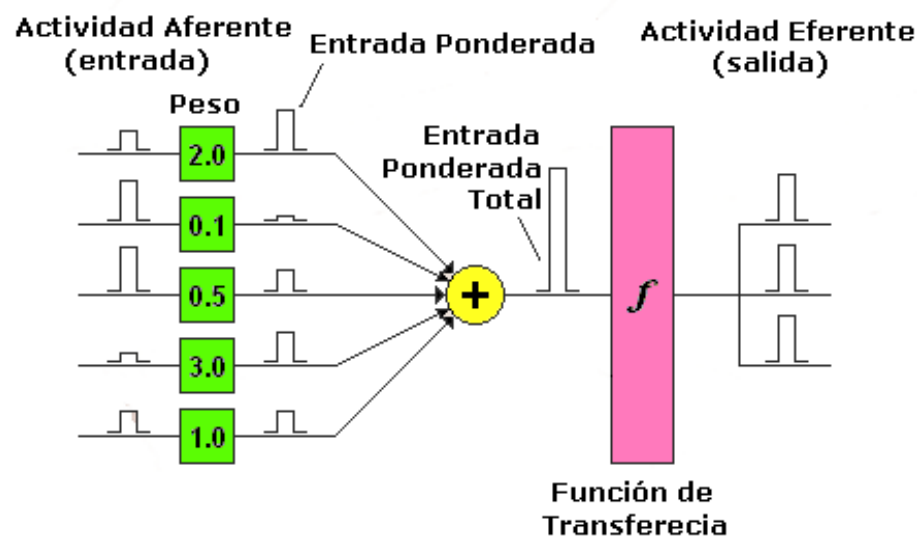


Figura 17. Proceso de una red neuronal.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Una vez todas las entradas hallan pasado a través del nodo sumatorio, el valor de la salida equivale a:

$$x_i = f_i(neta_i) \dots\dots\dots Ec. 24$$

Donde f_i representa la función umbral o de activación para ese elemento de procesamiento, que corresponde a la función escogida para transformar la entrada neta x_i , la elección de dicha función va a depender de las características específicas de la red.

2.3 Notación

No existe una notación matemática estándar para las redes neuronales, puesto que sus aplicaciones son de gran utilidad en muchos campos. La notación matemática que se manejará en este trabajo será la siguiente:

- Valores escalares: se representarán por medio de letra minúscula.
- Vectores: se representaran con letra minúscula en negrilla.
- Matrices: se representarán con letra mayúscula en negrilla.

Para redes multicapa, los parámetros adoptarán la siguiente forma

$$W_{s^c, s^c}^c \dots\dots\dots \text{Ec. 25}$$

Donde c , representa el número de la capa a la que corresponde dicho peso, y s representa las neuronas que participan en el proceso. El primer subíndice representa la neurona destino y el segundo representa la fuente de la señal que alimenta la neurona.

Así $W_{1,1}^2$ es el peso de la segunda capa que comunica la primera neurona de dicha capa con la primera neurona de la primera capa.

2.4 Topología de una red

Por lo general una neurona tiene más de una entrada, en la figura 18 se observa una neuronal con R entradas;

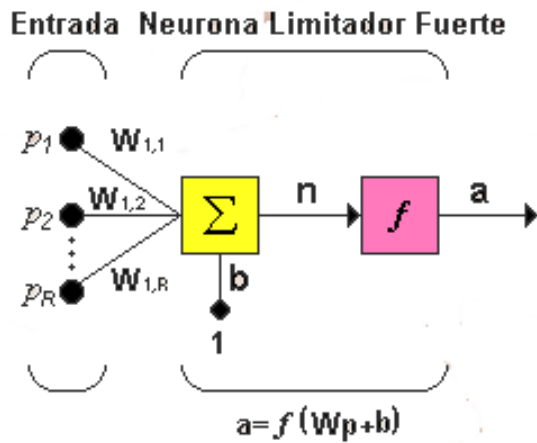


Figura 18. Neurona con varias entradas.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Cada neurona tiene una ganancia b , que llega al nodo sumatorio donde también están las entradas multiplicadas por los pesos, para formar la salida n ,

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b \quad \dots\dots\dots\text{Ec. 26}$$

Expresado en forma matricial

$$n = \mathbf{Wp} + b \quad \dots\dots\dots\text{Ec. 27}$$

Las dimensiones de \mathbf{p} son $R \times 1$, lo que indica que es un vector fila de R elementos. Las entradas pasan a la matriz de pesos, la cual tiene 1 fila y R columnas para el caso de una sola neurona. La salida de la red a es en este caso un escalar, si la red tuviera mas de una neurona \mathbf{a} , sería un vector.

En una red neuronal los elementos de procesamiento se encuentran agrupados por capas, una capa es una colección de neuronas, de acuerdo a la ubicación de cada capa, esta recibe diferentes nombres.

Capa de entrada. Recibe las señales de la entrada de la red. Dentro de esta capa no se realiza ningún proceso, razón por la cual varios autores no consideran el vector de entrada como una capa.

Capas ocultas. Estas capas son las que determinan las diferentes topologías de la red, no tienen contacto con el medio exterior y sus elementos pueden tener diferentes conexiones.

Capa de salida. Recibe la información de la capa oculta y transmite la respuesta al medio externo.

Si se considera una red con varias capas, o red multicapa, cada capa tendrá su propia matriz de pesos W , su propio vector de ganancias b , un vector de entradas netas n y su propio vector de salidas a . En la figura 19 se muestra una red de tres capas.

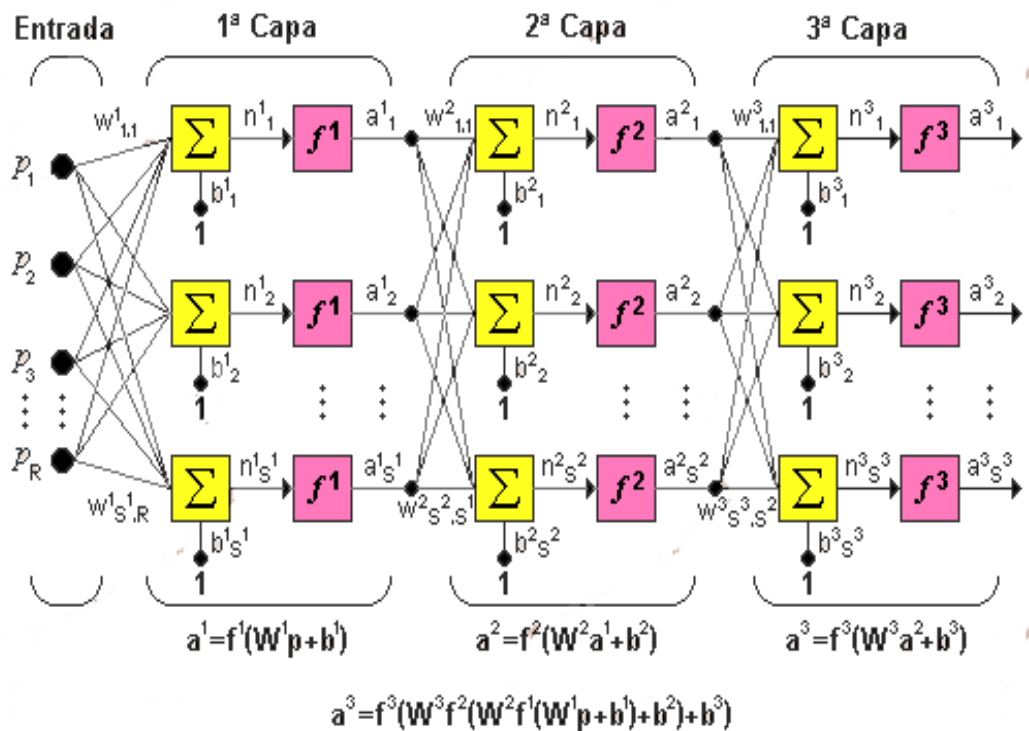


Figura 19. Red de tres capas.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Para esta red se tienen R entradas, S^1 neuronas para la primera capa, S^2 neuronas para la segunda capa, las cuales pueden ser diferentes; las salidas

de la primera y segunda capa serán la entrada a la segunda y tercera capa respectivamente.

2.5 Funciones de transferencia

Existen varios tipos de funciones de transferencia, determinar que tipo de función usar dependerá siempre del problema que se trate de resolver con la red. A continuación se hará una breve descripción de las funciones de transferencia mas utilizadas.

- Limitador fuerte (Hardlim)

La figura 20, muestra como esta función de transferencia acerca la salida a uno si el argumento de la función es mayor o igual a cero y lo lleva a cero si el argumento de la función es menor que cero. Esta función crea neuronas que clasifican las entradas en dos categorías diferentes.

$$a = \begin{cases} 1 & \text{si } n \geq 0 \\ 0 & \text{si } n < 0 \end{cases}$$

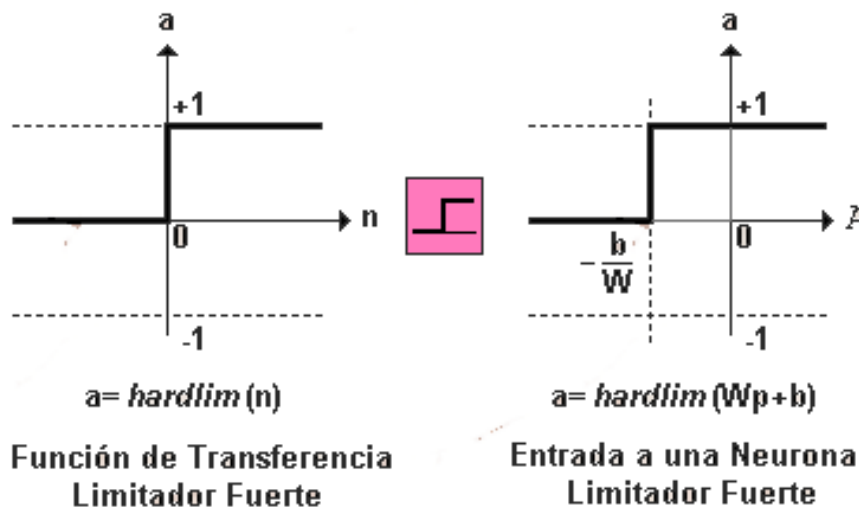


Figura 20. Función de transferencia de Hardlim.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Existe una modificación de esta función, que restringe los valores de salida entre 1 y -1. Esta función se conoce con el nombre de hardlims

$$a = \begin{cases} 1 & \text{si } n \geq 0 \\ -1 & \text{si } n < 0 \end{cases}$$

- Función de transferencia lineal (purelin)

La salida generada por la función de transferencia es igual a su entrada.

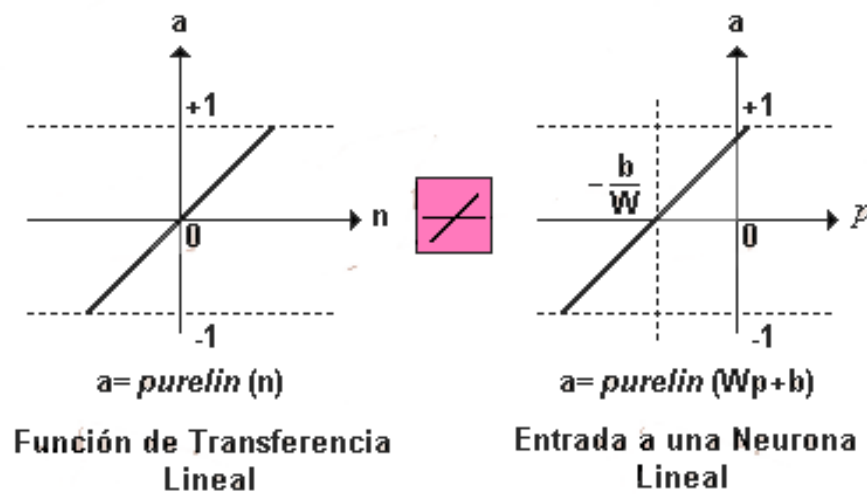


Figura 21. Función de transferencia de Purelin.

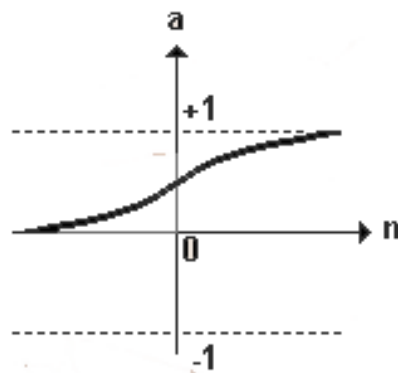
Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Al lado derecho de la figura 21 puede verse que la gráfica se corre del origen si se tiene en cuenta el valor de ganancia b.

- Función de transferencia sigmoial (logsig)

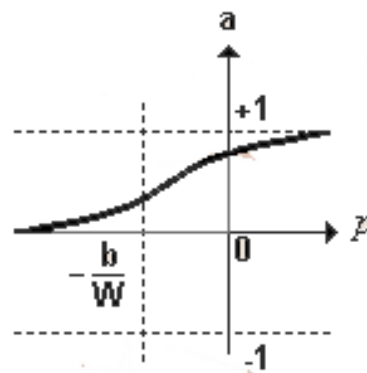
Esta función toma las entradas, que pueden variar desde infinito hasta menos infinito y restringe la salida entre cero y uno.

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$



$$a = \text{logsig}(n)$$

Función de Transferencia Logarítmica Sigmoidal



$$a = \text{logsig}(Wp + b)$$

Entrada a una Neurona Logarítmica Sigmoidal

Figura 22. Función de transferencia sigmoidal

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

La tabla 3 muestra unas de las funciones mas usadas en redes neuronales.

Nombre	Relación Entrada /Salida	Icono	Función
Limitador Fuerte	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$		<i>hardlim</i>
Limitador Fuerte Simétrico	$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$		<i>hardlims</i>
Lineal Positiva	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad n \geq 0$		<i>poslin</i>
Lineal	$a = n$		<i>purelin</i>






Lineal Saturado	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		<i>satlin</i>
Lineal Saturado Simétrico	$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = +1 \quad n > 1$		<i>satlins</i>
Sigmoidal Logarítmico	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		<i>logsig</i>
Tangente Sigmoidal Hiperbólica	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		<i>tansig</i>
Competitiva	$a = 1 \quad \text{Neurona con } n$ max $a = 0 \quad \text{El resto de}$ neuronas		<i>compet</i>

Tabla 3. Tabla de funciones de transferencia

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

2.6 Modelo Perceptrón

En general existen muchos tipos de redes neuronales. Su clasificación va a depender de su topología, forma de aprendizaje, tipos de funciones de activación y valores de entrada (binarios o continuos). Para este trabajo solo se mencionarán el modelo perceptrón que es la base de las redes multicapa y el backpropagation, puesto que estos modelos son las principales herramientas que se usan en este trabajo.

2.6.1 Perceptrón simple

El perceptrón simple fue la primera red que se utilizó en el reconocimiento de patrones. En su estado inicial no es capaz de clasificar patrones, sin embargo tras un proceso de aprendizaje es capaz de lograrlo. En síntesis el proceso de aprendizaje consiste en reforzar el valor de las conexiones sinápticas que contribuyan a obtener una respuesta correcta y disminuir el valor de las conexiones sinápticas que ayuden a obtener una respuesta incorrecta. Una vez concluido este proceso de aprendizaje la red estará en capacidad de reconocer patrones.

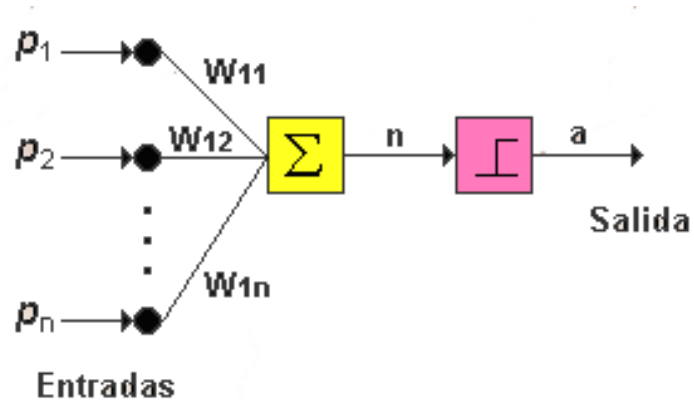


Figura 23. Perceptrón simple

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Este tipo de red mostrada en la figura 23 tiene una gran desventaja, que es su incapacidad de solucionar problemas que no sean linealmente separables, esto es problemas cuyas salidas no pueden ser clasificadas en dos categorías diferentes y no permiten que su espacio de entrada sea dividido en dos regiones por medio de un hiperplano.

La figura 24 muestra un problema linealmente separable y uno no linealmente separable. Los cuatro puntos en la figura son las posibles entradas de la red; la línea divide el plano en dos regiones, por lo que se podría clasificar los puntos de una región como pertenecientes a la clase que posee salida 1

(puntos azules) y los de la otra región como pertenecientes a la clase que posee salida 0 (puntos rojos), sin embargo para la figura que se encuentra a la izquierda (función XOR) no hay ninguna forma de posicionar la línea para que los puntos correctos para cada clase se encuentren en la misma región.

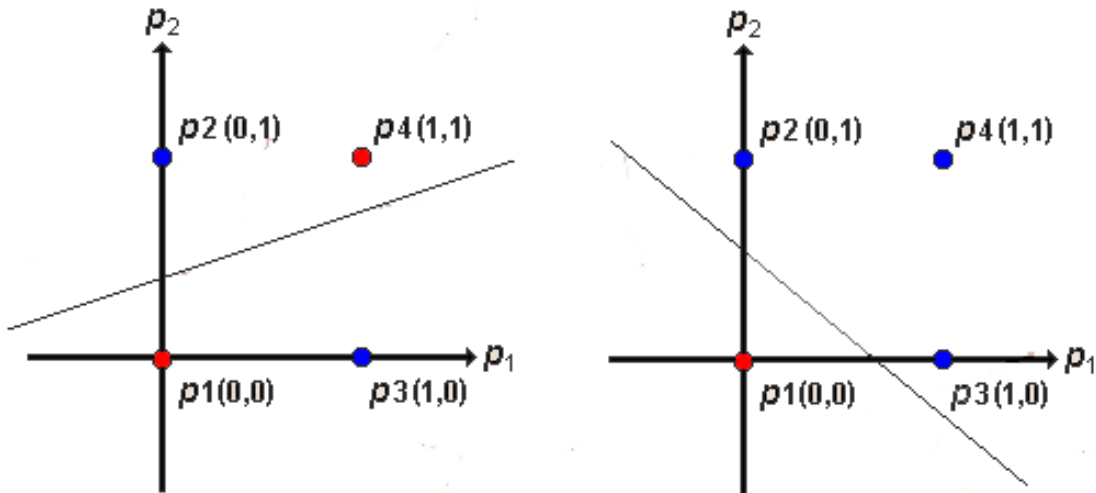


Figura 24. A la izquierda problema no linealmente separable. A la derecha problema linealmente separable.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

A pesar de esta limitación hoy en día no ha perdido importancia pues con base en su estructura se han desarrollado otros modelos de red neuronal como las redes multicapa.

2.6.2 Regla de aprendizaje

El perceptrón es un tipo de red de aprendizaje supervisado, es decir se necesita conocer la salida esperada para cada una de las entradas presentadas; su comportamiento está definido por pares de esta forma

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad \dots \text{Ec. 28}$$

Cuando la entrada p es presentada a la red, la salida generada por la red es comparada con el valor esperado t , y la salida de la red esta determinada por:

$$a = f\left(\sum_i w_i p_i + b_i\right) = \text{hardlims}\left(\sum_i w_i p_i + b_i\right) \dots\dots\dots \text{Ec. 29}$$

La modificación de los pesos sinápticos se puede lograr utilizando diferentes algoritmos de entrenamiento. El algoritmo utilizado en este trabajo es el siguiente

1. Se asignan valores aleatorios para el vector de pesos y ganancias.
2. Se presenta el primer patrón a la red, junto con la salida en forma de pares

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \dots\dots\dots \text{Ec. 30}$$

3. Se calcula la salida de la red por medio de

$$a = f\left(\sum_i w_i p_i + b_i\right) = \text{hardlims}\left(\sum_i w_i p_i + b_i\right) \dots\dots\dots \text{Ec. 31}$$

Donde f puede ser la función de hardlim ó hardlims

4. Si la red no retorna el valor correcto es necesario modificar el valor de los pesos sinápticos y ganancias por medio de

$$w_{(1, i)}^{nuevo} = w_{(1, i)}^{anterior} + (t - a) p \dots\dots\dots \text{Ec. 32}$$

$$b_1^{nuevo} = b_1^{anterior} + (t - a) \dots\dots\dots \text{Ec. 33}$$

2.7 Perceptrón multicapa

Una forma de darle solución al problema de la función XOR es descomponer el espacio en tres regiones, una región pertenecería a la primera clase y las otras dos regiones a la pertenecerían a la segunda clase. Esta solución se puede ver gráficamente en la figura 25.

Para alcanzar esta solución es necesario agregar otra capa con una neurona a la red. Las dos zonas o regiones que contiene los puntos (0,0) y (1,1) se asocian a una salida nula de la red y la zona central se asocia a la salida con valor 1.

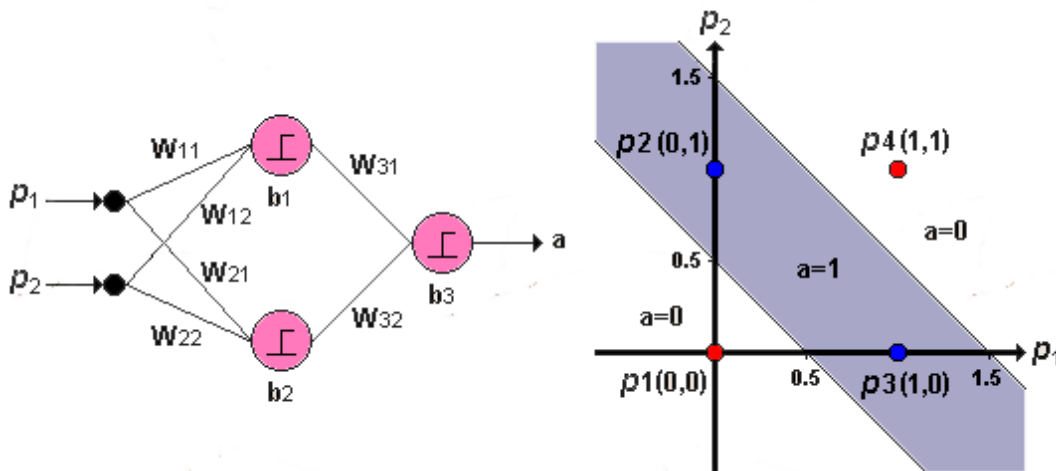


Figura 25. Perceptrón multicapa para dar solución a la función XOR.

Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira

Un perceptrón multicapa es una red con alimentación hacia adelante que tiene varias capas ocultas, lo que le permite establecer regiones de decisión más complejas que el perceptrón simple. Cada una de las neuronas de cada capa actuará como un perceptrón simple y sus salidas serán las entradas de las neuronas de las capas siguientes.

Es importante resaltar que no existen criterios para la selección del número de capas necesarias y sus respectivas neuronas para dar solución a un

determinado problema. Establecer la topología de la red depende de la experiencia del diseñador.

2.8 Backpropagation

A mediados de los 80 se propuso un algoritmo de entrenamiento para las redes multicapa conocido como backpropagation o de propagación inversa. Este es un tipo de red de aprendizaje supervisado, que maneja dos fases de propagación.

La primera se presenta una vez se ha aplicado un patrón a la entrada de la red, el cual se propaga a través de la red desde la primera capa a través de las capas superiores de la red, hasta generar una salida. La señal de salida se compara con la deseada y se calcula una señal de error.

En la segunda, las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida. Sin embargo las capas ocultas solo reciben una fracción de la señal total del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error de acuerdo a su contribución relativa al error total.

En base a la señal de error, se actualizan los pesos de conexión de cada neurona, hasta que la red converja a un estado que permita clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento, esto se logra minimizando el error medio cuadrático tras cada iteración del proceso de aprendizaje.

El objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los parámetros de la red para minimizar el error medio cuadrático. Para el caso de una red una capa oculta (figura 26) se tiene el siguiente algoritmo.

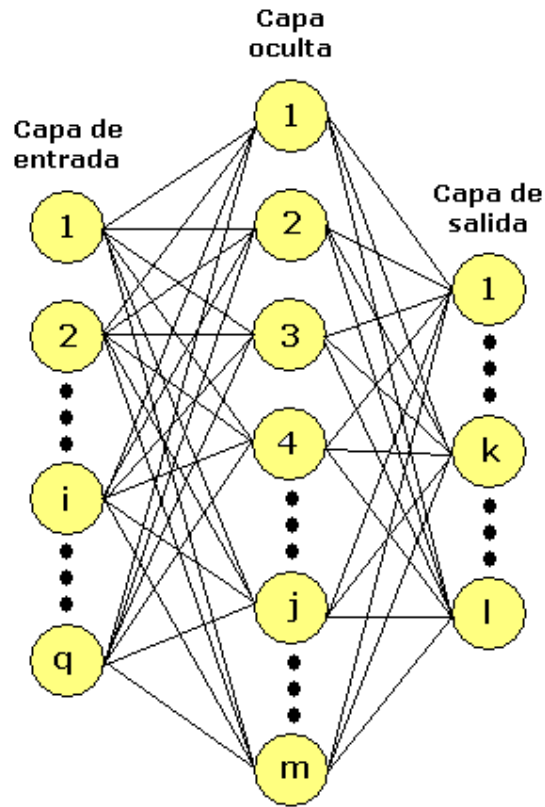


Figura 26. Esquema general de una RNA multicapa.
Fuente: Autores del proyecto

q: número de componentes del vector entrada

m: número de neuronas de la capa oculta

l: número de neuronas de la capa de salida

1. Se presenta a la red un patrón de entrenamiento en forma de pares

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad \dots \text{Ec. 34}$$

2. Se calcula la salida de cada neurona de la capa oculta mediante:

$$a^o = f^o \left(\sum_{i=1}^q w_{ji}^o p_i + b_j^o \right) \quad \dots \text{Ec. 35}$$

3. Las salidas de la capa oculta son la entrada a la siguiente capa

$$a^s_k = f^s \left(\sum_{j=1}^l w^s_{ji} a_j + b^s_k \right) \dots\dots\dots \text{Ec. 36}$$

4. Tras cada iteración se calcula el error medio cuadrático

$$ep^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (\delta_k)^2 \dots\dots\dots \text{Ec. 37}$$

5. Se calcula la sensibilidad de la capa de salida mediante

$$\delta^s_k = (t_k - a_k) f'^s(n^s_k) \dots\dots\dots \text{Ec. 38}$$

Donde $f'^s(n^s_k)$ es la derivada de la función de transferencia de la capa de salida

Al final del algoritmo se presentan las derivadas de las funciones de transferencia más comunes.

6. La sensibilidad de la capa de salida se usa para calcular la sensibilidad de la capa oculta

$$\delta^o_j = f'^o(n^o_j) \times \sum \delta^s_k w^s_{kj} \dots\dots\dots \text{Ec. 39}$$

7. Una vez obtenidas las sensibilidades se procede a la actualización de pesos y ganancias para la capa de salida

$$W^s_{kj}(t+1) = W^s_{kj}(t) + \alpha \delta_k a^o_j \dots\dots\dots \text{Ec. 40}$$

$$b_k^s(t+1) = b_k^s(t) + \alpha \delta_k \dots \text{Ec. 41}$$

8. Actualización de pesos y ganancias para la capa oculta

$$W_{ji}^o(t+1) = W_{ji}^o(t) + \alpha \delta_j p_i \dots \text{Ec. 42}$$

$$b_j^o(t+1) = b_j^o(t) + \alpha \delta_j \dots \text{Ec. 43}$$

9. Una vez hayan pasado todos los patrones de entrenamiento se calcula el error medio cuadrático total mediante la expresión

$$e^2 = \sum_{p=1}^s e p^2 \dots \text{Ec. 44}$$

10. Las iteraciones terminaran una vez se haya alcanzado el error medio cuadrático deseado

Derivadas de las funciones transferencia mas utilizadas

logsig: $f(n) = \frac{1}{1+e^{-n}}$ $f'(n) = f(n)(1-f(n)) \dots \text{Ec. 45}$

tansig: $f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$ $f'(n) = 1 - (f(n))^2 \dots \text{Ec. 46}$

purelin: $f(n) = n$ $f'(n) = 1 \dots \text{Ec. 47}$

Existen algunas modificaciones a este algoritmo de aprendizaje, que pueden ayudar a una convergencia más rápida o más estable de la red neuronal, pero estos no se mencionaran en el trabajo, puesto que se trabajó con el algoritmo anteriormente descrito.

2.9 Aplicación en la industria de petróleo y gas

Las redes neuronales han mostrado gran potencial para generar precisos análisis y resultados de grandes bases de datos, dándole relativa importancia a datos que los ingenieros no consideraban valiosos o relevantes en un modelamiento convencional. Para casos en donde los parámetros envueltos en un proceso particular no son conocidos y/o la correlación de los parámetros es complicada, una red neuronal puede ser construida para observar el comportamiento del sistema e intentar imitar su funcionalidad y comportamiento.

Se han encontrado diversas aplicaciones campos de la ingeniería de petróleo y gas como la geología y geofísica, perforación y completamiento de pozos, evolución de formaciones, producción y facilidades, ingeniería de yacimientos y negocios del petróleo. A continuación se muestra de forma resumida una aplicación de las redes neuronales a la caracterización de yacimientos presentada por Mohagheh en el paper SPE 30798.

- Caracterización de yacimientos

Las redes neuronales han sido usadas para predecir o medir características de la formación como porosidad, permeabilidad y saturación de fluidos, a partir de registros convencionales de pozos. Con los registros de pozos como datos de entrada junto con los análisis de corazones a una profundidad dada, características del yacimiento fueron predichas satisfactoriamente para una formación heterogénea en el oeste de Virginia. Desde los 60's se han llevado a cabo muchos intentos para correlacionar la permeabilidad con la porosidad de los corazones y/o registros de pozos por uso matemáticos o funciones estadísticas. Se ha mostrado que un cuidadoso análisis de redes neuronales es capaz de suministrar resultados más precisos y repetidos en comparación con los métodos usados previamente.

La figura 27 muestra una gráfica de Permeabilidad vs. Porosidad para la formación Big Injun en el oeste de Virginia. Se observa que no existe una correlación entre permeabilidad y porosidad. La dispersión de esta gráfica se debe principalmente a la complejidad y heterogeneidad del yacimiento.

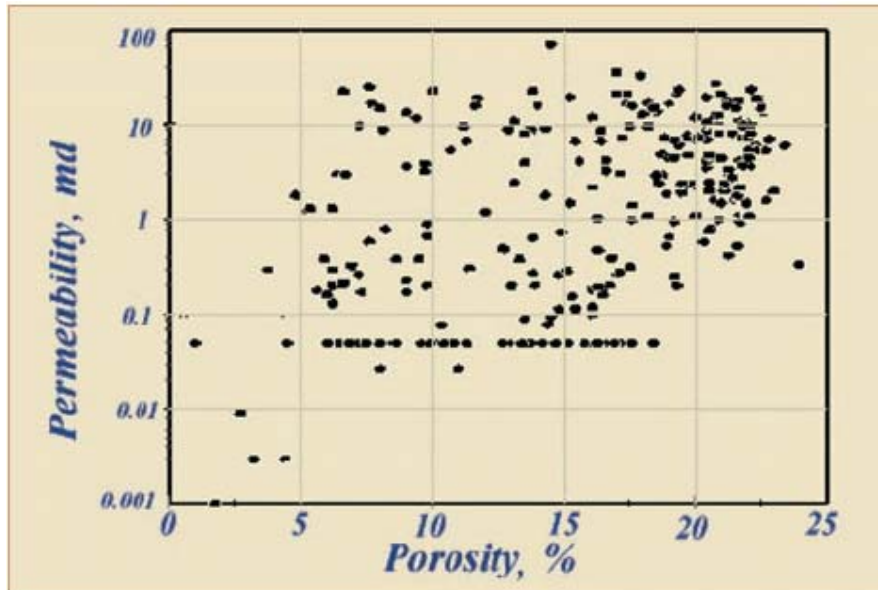


Figura 27. Permeabilidad vs. Porosidad para la formación Big Injun
Fuente: Paper SPE 30798.

Con datos de registros de pozos geofísicos como entrada (densidad bulk, gamma ray, y registros inducción), una red neuronal fue entrenada para predecir permeabilidad la permeabilidad de la formación. Registros eléctricos y muestras de corazones estaban disponibles en 4 pozos. La red fue entrenada con datos de tres pozos y se intento predecir las medidas para el cuarto pozo. Esta práctica se realizo dos veces, cada vez con un pozo diferente como pozo de verificación. La Figura 28 muestra el resultado de la predicción de una red neuronal comparada con las mediciones actuales de laboratorio.

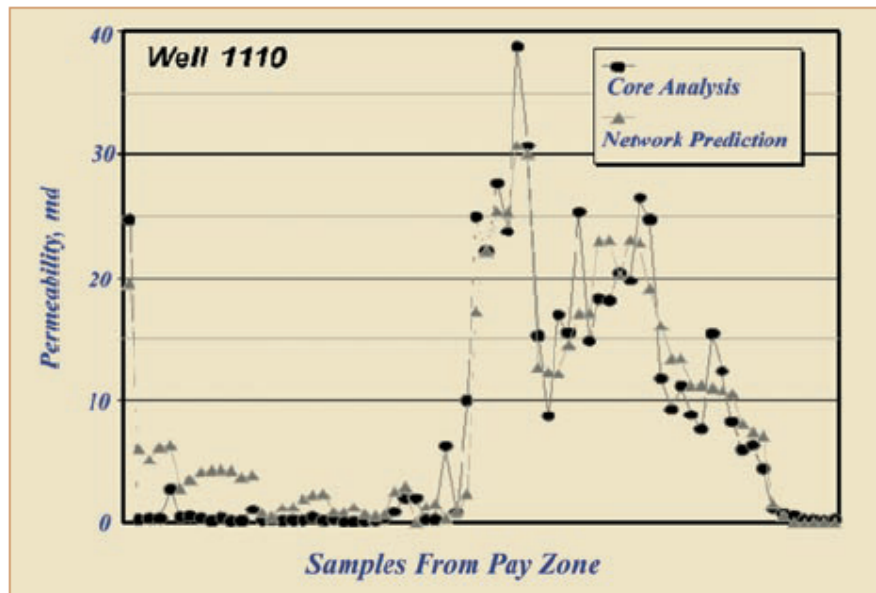


Figura 28. Permeabilidad en muestras de corazones y permeabilidad predicha por la red.

Fuente: Paper SPE 30798.

En un proceso similar, los registros de pozos fueron usados para predecir porosidad efectiva y saturación de aceite en esta formación. La figura 29 muestra los resultados del estudio. En esas figuras, las líneas muestran predicciones de la red neuronal y las mediciones de corazones son mostradas por círculos para mediciones usadas durante el entrenamiento y por triángulos para aquellas que nunca vio la red.

Como se observo en esta aplicación, las redes neuronales son una potente herramienta para casos donde es muy difícil establecer una relación matemática entre parámetros o donde el modelamiento convencional no es factible.

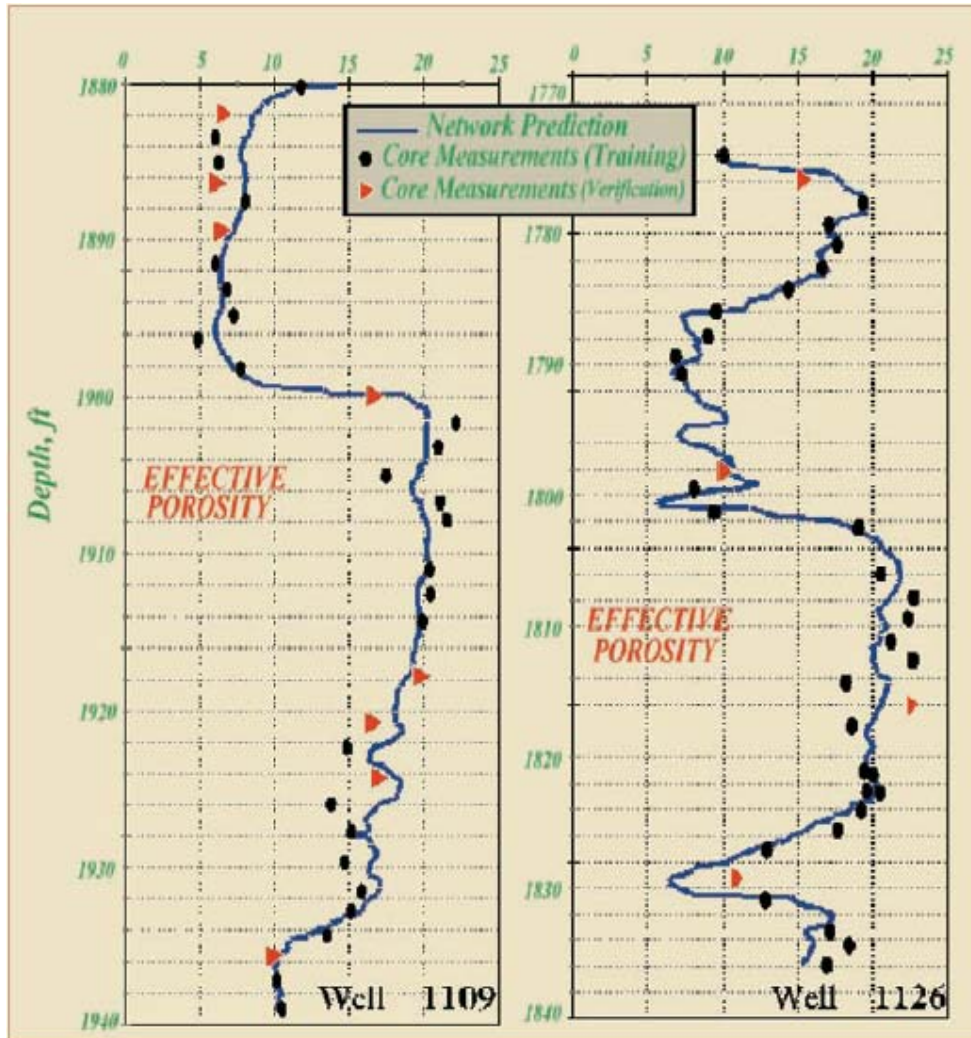


Figura 29. Porosidad efectiva de muestras de corazones y predicha por la red
 Fuente: Paper SPE 30798.

3. DESCRIPCION DEL MODELO

A continuación se presentan las consideraciones tomadas para el desarrollo correcto del modelo y así solucionar de manera apropiada el problema físico.

3.1 Consideraciones

- La formación mugrosa del campo Colorado se encuentra a la saturación de agua irreducible (S_{wirr}), esto se puede observar por medio de las curvas de producción de agua del campo desde su descubrimiento, notándose un corte de agua muy bajo.

Esto se puede verificar con la siguiente gráfica de producción de aceite, agua y gas diaria:

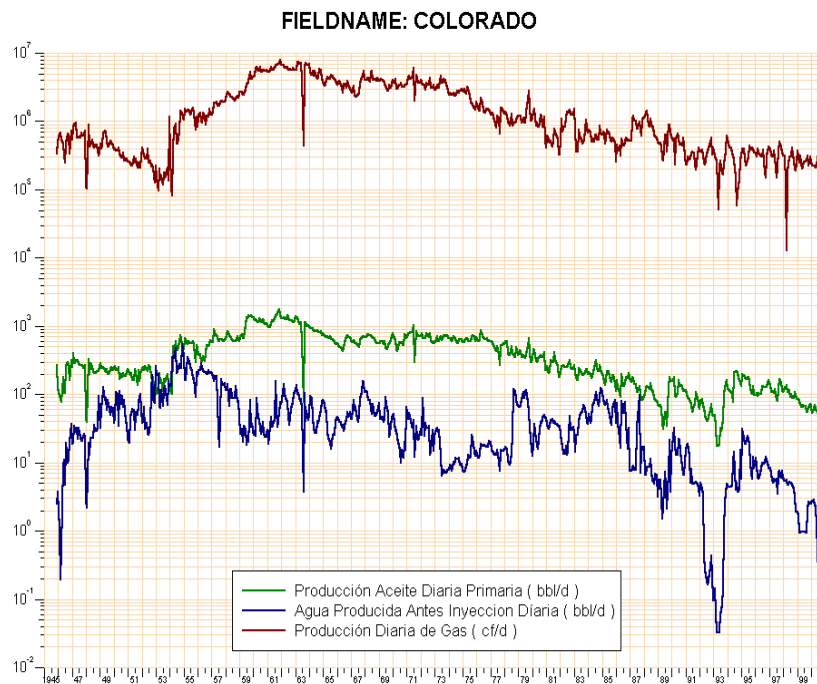


Figura 30. Producción de Aceite, Agua y Gas del campo Colorado

Fuente: Información Campo Colorado

El campo Colorado tiene una muy baja producción de agua en su comportamiento histórico, siendo esto típico de un campo con una influencia mínima o nula de algún tipo de acuífero.

Las producciones acumuladas del campo Colorado se pueden observar en la siguiente figura.

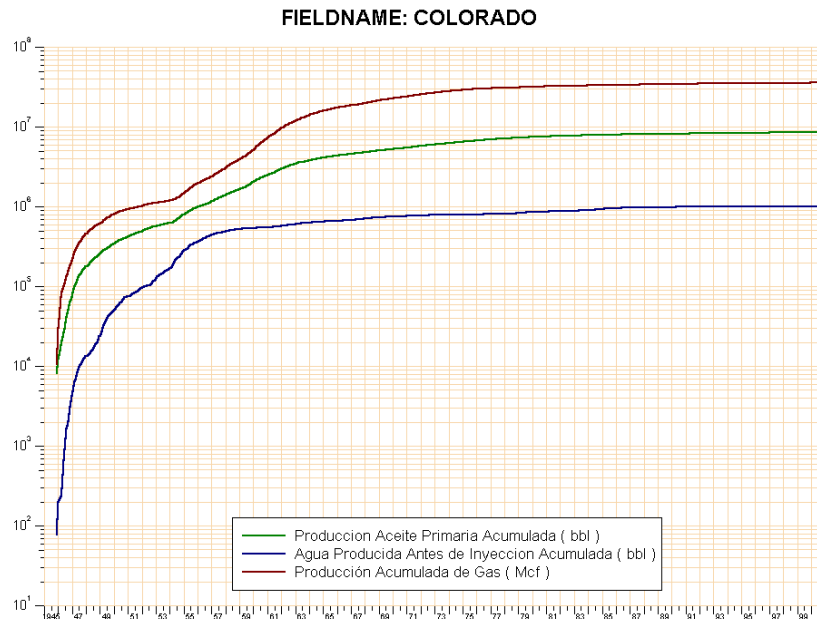


Figura 31. Producción Acumulada de Fluidos del Campo Colorado
Fuente: Información Campo Colorado

La producción acumulada de aceite al 2000/12 es de 8.5 Millones de barriles y la de gas es de 35632 Millones de pies cúbicos de gas y la de agua es de 1.011 Millones de barriles. De acuerdo a lo anterior se observa que la producción de agua comparada con la de aceite, es ocho veces menor.

De acuerdo con lo anterior la saturación de agua (S_w) estimada de la formación mugrosa del campo Colorado corresponde a la saturación de agua irreducible en cada arena. La saturación de agua irreducible es una propiedad de la roca, como lo es la porosidad (Φ) y la permeabilidad (k).

- El registro de potencial espontáneo o SP es una relación en el espacio logarítmico de la resistividad del filtrado del lodo (R_{mf}), con respecto a la resistividad del agua de la formación (R_w).

Al existir una diferencia de potencial en una arena, es aceptable asumir que el intervalo es permeable y por lo tanto tendrá una porosidad efectiva, es decir una porosidad interconectada.

En las zonas arcillosas el potencial será nulo, indicando que no hay permeabilidad en los intervalos arcillosos. De acuerdo con lo anterior el registro de potencial espontáneo ó SP, es un indicativo aproximado de la litología (arenas o arcillas), a la vez que es un indicador cualitativo de la porosidad y de la permeabilidad.

- La resistividad es indicativa de la presencia de hidrocarburos, dado que a mayor resistividad del intervalo se tendrá una saturación de agua mas baja, debido a la conductividad del agua dada por la disociación de las sales en solución. Esto se verifica con la ecuación de Archie:

$$S_w^n = \frac{R_w}{R_t \times \phi^n} \dots\dots\dots\text{Ec. 48}$$

En donde se observa que a mayor resistividad del intervalo R_t , la saturación de agua disminuye.

En las arcillas la resistividad de la formación se observa como una resistividad mínima, por lo cual el registro de Resistividad se puede utilizar como una herramienta para la descripción de la litología de la formación.

- En los registros del Campo Colorado se observa que a un mejor desarrollo del registro de potencial espontáneo ó SP, le corresponde un mejor desarrollo del registro de resistividad, por lo tanto es posible asumir que a mayor resistividad y mejor potencial espontáneo, se tendrán mejores condiciones de calidad del yacimiento, es decir mayor porosidad (Φ), menor saturación de agua (S_w) y mejor permeabilidad (k).

De acuerdo con lo anterior a partir del registro de potencial espontáneo y del registro de resistividad corta y profunda, se puede elaborar un modelo petrofísico que permita hacer un estimativo de la porosidad (Φ) y de otras variables petrofísicas de gran interés para el analista, a la hora de calcular reservas y de buscar aplicaciones en el área de producción.

Un punto importante es que el inventario de registros del Campo Colorado no es muy amplio, ya que pocos pozos cuentan con el registro Sónico, con lo cual el modelo desarrollado contribuirá de forma directa con una mejor caracterización de yacimiento.

- Las Redes Neuronales son una aplicación matemática que actúa como un interpolador perfecto, que permite la identificación de patrones establecidos a partir de datos de registros de pozo, en este caso registros de Resistividad, Potencial Espontáneo y Sónico. De acuerdo con lo anterior el desarrollo de un modelo aplicado a Redes Neuronales para reproducir el registro Sónico, es viable y funcional, además que es de gran valor para la caracterización del Campo Colorado de la Universidad Industrial de Santander.

- El procedimiento para generar un Registro Sónico Sintético (RSS) a partir de Redes Neuronales Artificiales se explicará en el transcurso de este capítulo a través de varias etapas. A continuación se hace una breve descripción de las fases a seguir para el desarrollo de un proceso Neurocomputacional, para luego describir la metodología desarrollada en esta aplicación.

3.2 Proyecto Neurocomputacional

La neurocomputación es una rama de la inteligencia artificial que basa su funcionamiento en la emulación de procesos biológicos, siendo sus herramientas principales las Redes Neuronales Artificiales y los Algoritmos Evolutivos. Estas herramientas se caracterizan por su capacidad de adaptación al entorno de información facilitando de esta manera la resolución de problemas complejos.

Para el diseño y planeación de este proyecto de neurocomputación se utiliza una metodología general que permite obtener un lineamiento guía en el desarrollo y promueve un esquema de trabajo ordenado con elementos importantes para tener éxito. Esta metodología consta de 6 fases que se describen brevemente a continuación.

3.2.1 Identificar si el problema es adecuado para intentar resolverlo utilizando redes neuronales

¿Puede desarrollarse con RNA?, es decir existe algún patrón que la red pueda identificar entre el SP, SN, ILD para obtener el RSS.

Se puede desarrollar el problema utilizando Redes Neuronales como se explicó anteriormente en las consideraciones, por tanto la red identificará características entre los registros, que permita establecer una tendencia, para finalmente diseñar el registro Sónico Sintético.

3.2.2 Diseño y construcción de un prototipo que ofrezca soluciones al problema

En esta fase se define la topología de la red, el tipo de algoritmo de entrenamiento, el tipo de pre-procesamiento y/o codificación de los datos de entrenamiento y además se determina con que información se entrenará la red.

Los patrones de entrenamiento deben contener un mínimo de ruido asociado como sea posible además que cada patrón este estudiado y analizado con el fin de que la información se traduzca en proposiciones.

3.2.3 Entrenamiento de la red y validación

En esta etapa los datos de entrada y salida (esperados) son presentados a la red, para que de esta manera la red logre identificar características que le permita encontrar tendencias o patrones y por tanto predecir resultados de las diferentes variables de entrada.

3.2.4 Probar y optimizar el prototipo

En este proceso se determina si se debe cambiar la topología de la red, si se requieren mas datos de entrenamiento o si es necesario cambiar el modelo original incluyendo el algoritmo de entrenamiento.

Para optimizar el prototipo se deben volver a las fases 2 y 3; y volver a la fase de prueba una vez realizada alguna modificación. El modelo será óptimo una vez este arroje las salidas requeridas en la fase de prueba. Para esto se deben evaluar las entradas presentadas a la red, salidas y las diferentes topologías de la red.

3.2.5 Fase de mantenimiento

Se realiza una vez se haya construido el sistema. En esta fase se trata de corregir los errores y analizar mejoras en todos los sentidos desde los patrones de entrenamiento, tratamiento de la información, presentación de resultados, entre otros.

3.2.6 Recolección de la información.

Esta etapa la información es recolectada y puede que esta sea requerida en cualquiera de las fases de desarrollo del proyecto.

3.3 Metodología para el Diseño del Registro Sónico Sintético

De acuerdo a las consideraciones anteriormente mencionadas es posible solucionar el problema físico utilizando Redes Neuronales, que permita hacer un estimativo de la porosidad de la formación mugrosa del campo Colorado, obteniendo un perfil sintético del registro Sónico, a partir de los registros de potencial espontáneo SP y del registro de Resistividad de la zona lavada RXO (SN) y del registro de Resistividad de la zona virgen (ILD)

Etapa 1. En esta etapa se busca recolectar, establecer y organizar la información disponible de los registros de pozos con los que se cuenta en una determinada formación y posteriormente hacer un filtrado de la información.

Para esto se hizo un análisis pozo por pozo y se determinó el inventario de registros con los cuales se podía contar para el desarrollo del proyecto. Del inventario de registros del campo Colorado, se seleccionaron pozos de una misma formación que contaran con los registros necesarios (Potencial Espontáneo, Resistividad y Sónico) para el entrenamiento y verificación del modelo.

Se revisaron las lecturas del registro Sónico, SP y de los dos registros de Resistividad de los pozos candidatos, con el fin de excluir las lecturas no registradas y las lecturas del registro Sónico que se encontraran por encima del valor de 120 us/ft.

Etapa 2. Se hizo la corrección del registro de Potencial Espontáneo SP por la línea base lútica (SP= 0) de los pozos seleccionados. Esto con el objetivo de disminuir el ruido asociado de esta variable de entrada y por tanto facilitar la identificación de patrones durante el proceso de entrenamiento de la Red Neuronal.

Etapa 3. Para crear los patrones de entrenamiento se tomó aleatoriamente el 30 % de los datos de los pozos de entrenamiento mientras que el 70 % restante se usó para propósitos de verificación, esto basado en el artículo SPE 51075 presentado por Mohagheh en el que se genera un registro de resonancia magnética nuclear sintético a partir de registros convencionales.

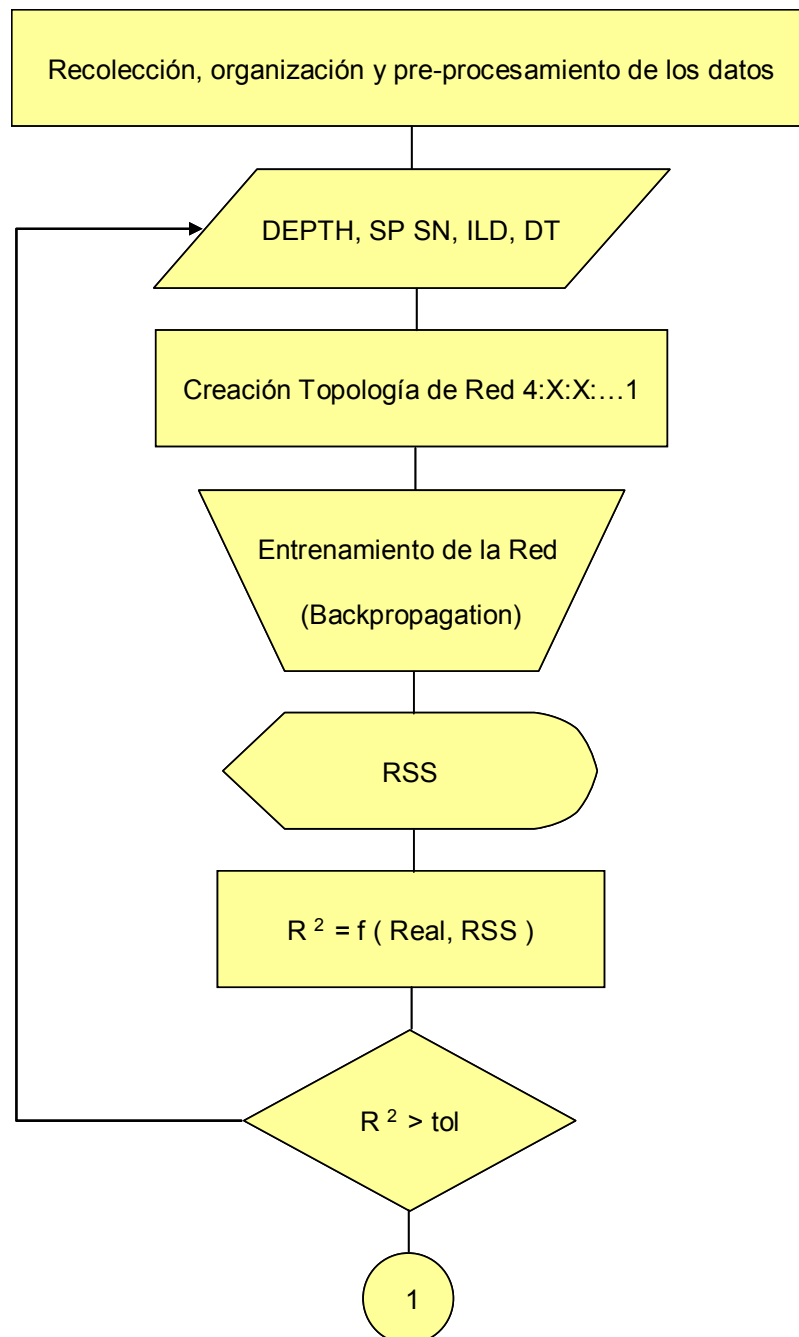
Antes de ser ingresados a la red, los patrones de entrenamiento al igual que los datos de verificación fueron normalizados entre 0 y 1, con el fin de mantener todos los datos a una misma escala.

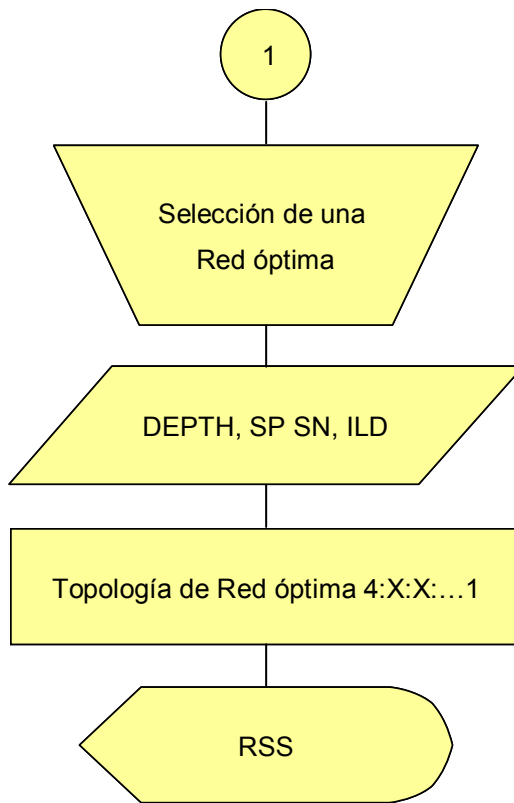
Etapa 4. Una vez establecidos los patrones de entrenamiento, varias redes neuronales con diferentes topologías y diferentes funciones de transferencia en cada capa se crearon con en el Software Membrain y se entrenaron con el algoritmo Backpropagation.

Las salidas generadas de cada una de las redes neuronales entrenadas se evaluaron en términos del coeficiente de correlación cuadrática (R^2), encontrando que la topología de la red neuronal que generaba los mejores resultados estaba conformada por tres capas; una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. La capa de entrada consta de 4 neuronas que representan la Profundidad, el registro SP, el registro de Resistividad de la zona lavada RXO (SN) y el de Resistividad de la zona virgen (ILD). La capa oculta tiene 28 neuronas y utiliza la función Logaritmo Sigmoidal como función de transferencia. Y la capa de salida de una neurona que corresponde al registro Sónico (DT).

Etapa 5. Finalmente con la topología de la red seleccionada se genera el registro Sónico Sintético para los pozos que carecen del registro sónico, pero que cuentan con los registros SP y los dos registros de Resistividad (corta y larga).

3.4 Diagrama de Flujo de la Metodología.





3.5 Esquema del Proceso.

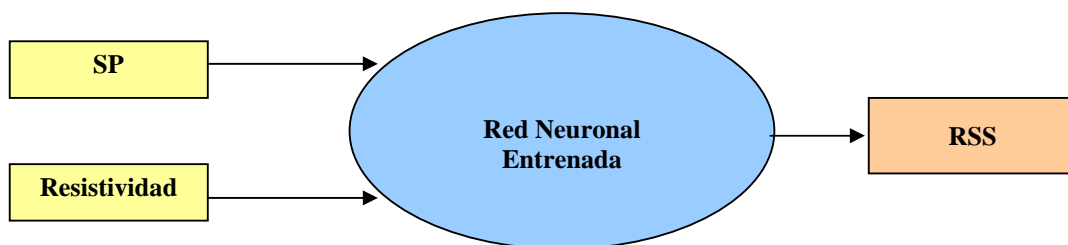


Figura 32. Esquema del Proceso de Obtención RSS
Fuente: Autores

Como se puede observar en el esquema anterior, el proceso para generar el Registro Sónico Sintético consta de dos tipos de registros (Potencial Espontáneo y Resistividad) que son las entradas a la Red Neuronal, la cual solo tiene una salida, que es el RSS.

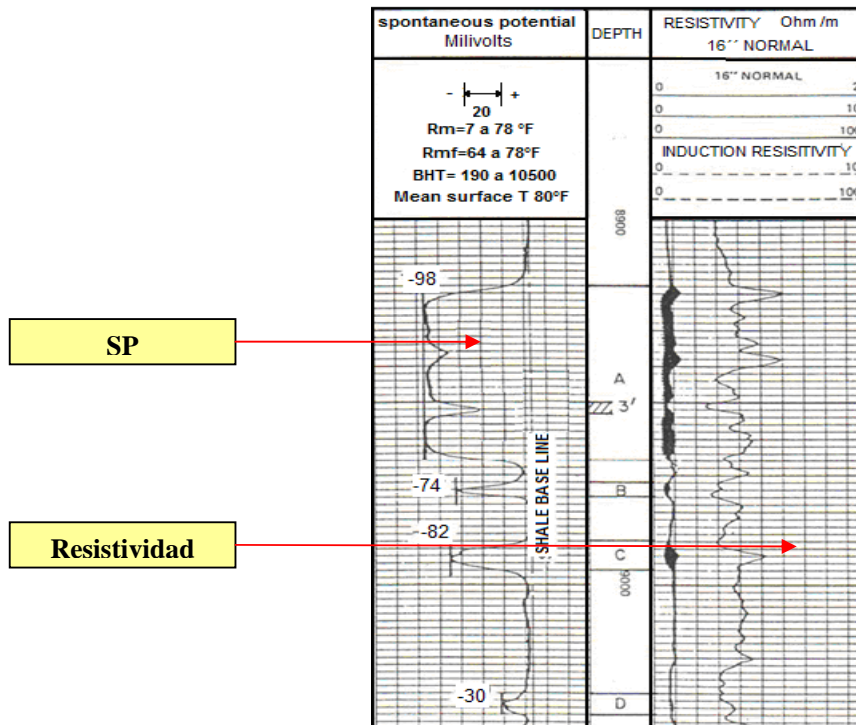


Figura 33. Datos de Entrada a la Red Neuronal.
Fuente: Autores.

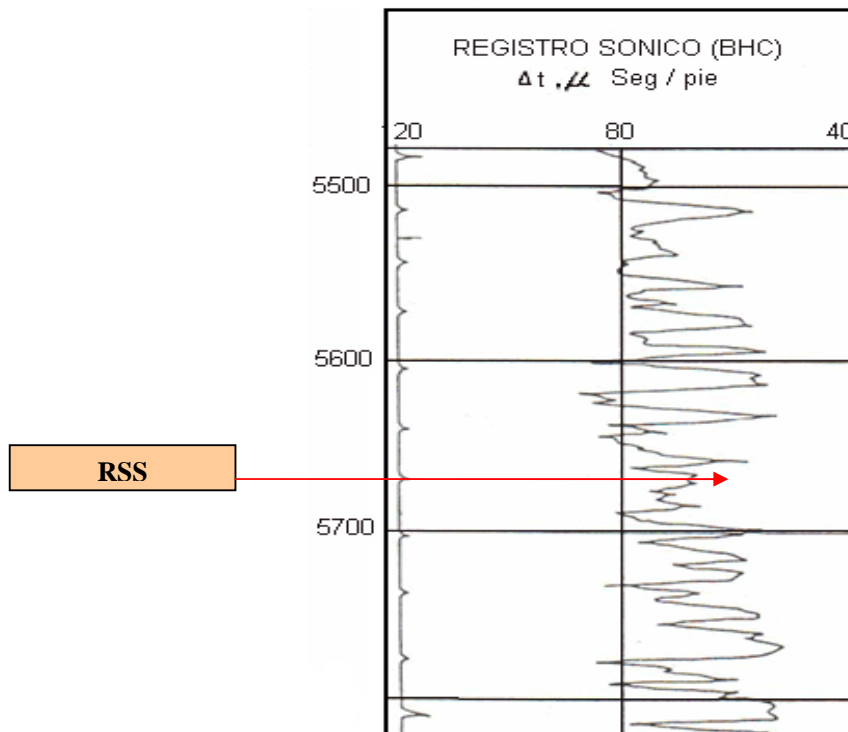


Figura 34. Datos de Salida de la Red Neuronal.
Fuente: Autores.

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

La metodología utilizada para generar el Registro Sónico Sintético (RSS) se basó en la relación que existe entre los registros de Potencial Espontáneo, Resistividad y Sónico. Esta relación se analizó por medio de gráficas de Potencial Espontáneo (SP) vs Registro Sónico (DT) y de Resistividad (ILD) vs Registro Sónico (DT), determinando la correlación que existe entre los datos del SP e ILD con respecto a los datos del registro Sónico (DT). Esta correlación se midió por el valor del coeficiente de correlación cuadrático R^2 , que varía desde $0 \leq R^2 \leq 1$. Valores cercanos a 1 indican una buena correlación entre los datos examinados.

Este análisis es importante para el desarrollo del registro Sónico Sintético del pozo, ya que nos está dando un estimativo de la facilidad con la cual la Red Neuronal encontrará una relación entre los registros de potencial Espontáneo (SP) y los Registros de Resistividad, para posteriormente generar el registro Sónico Sintético del pozo. A continuación se presentan las gráficas para cada pozo:

- **COLORADO 38**

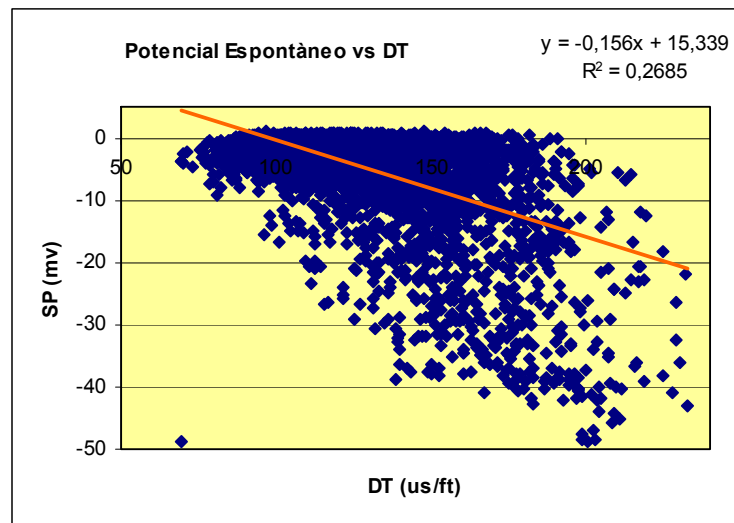


Figura 35. Potencial Espontáneo Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores.

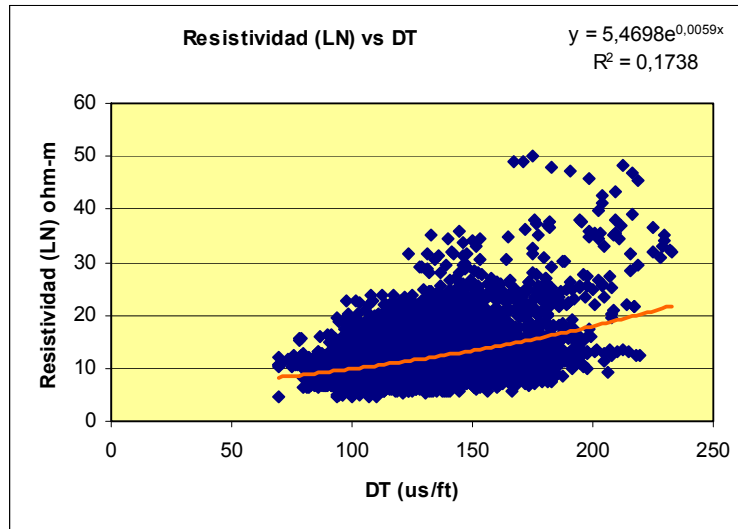


Figura 36. Resistividad Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores.

Comparando las dos gráficas, la mayor correlación existe entre los datos del registro de Potencial Espontáneo y los datos del registro Sónico, obteniéndose un coeficiente de correlación de $R^2 = 0.2685$. Este valor es muy pequeño, indicando una muy baja correlación de los datos del pozo Colorado 38.

- **COLORADO 70**

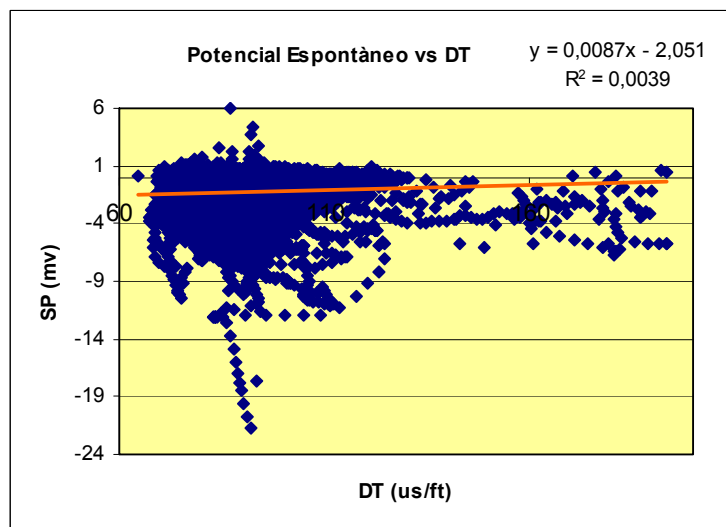
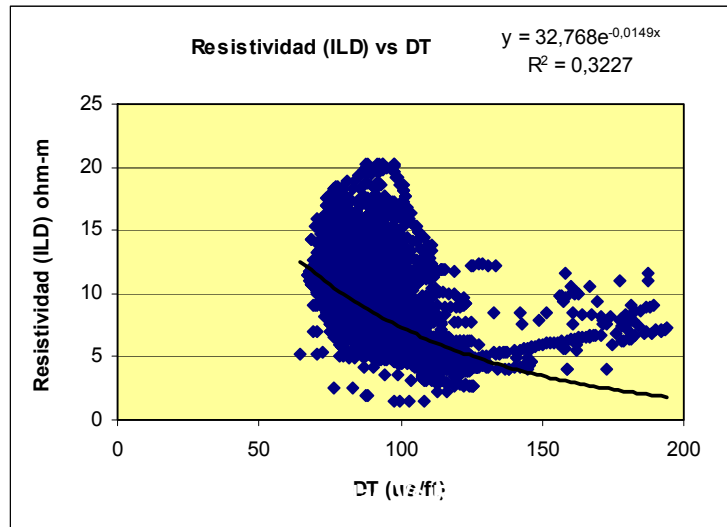


Figura 37. Potencial Espontáneo Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores.



En el Colorado 70 la mejor correlación la presenta los datos de Resistividad (ILD). Utilizando una tendencia exponencial se tiene un coeficiente de correlación de $R^2 = 0.3227$. El coeficiente de correlación de los datos de potencial Espontáneo es $R^2 = 0.0039$, por lo cual es acertado afirmar que en este pozo la contribución clave para el desarrollo del registro Sónico Sintético es la Resistividad (ILD).

- **COLORADO 72**

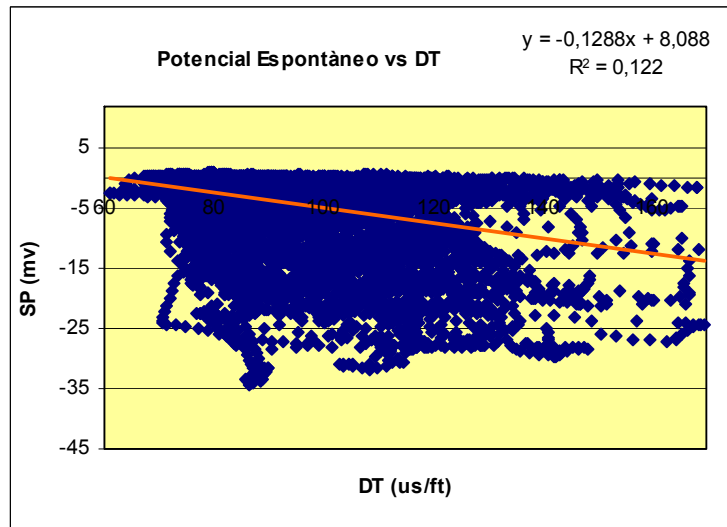


Figura 39. Potencial Espontáneo Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores.

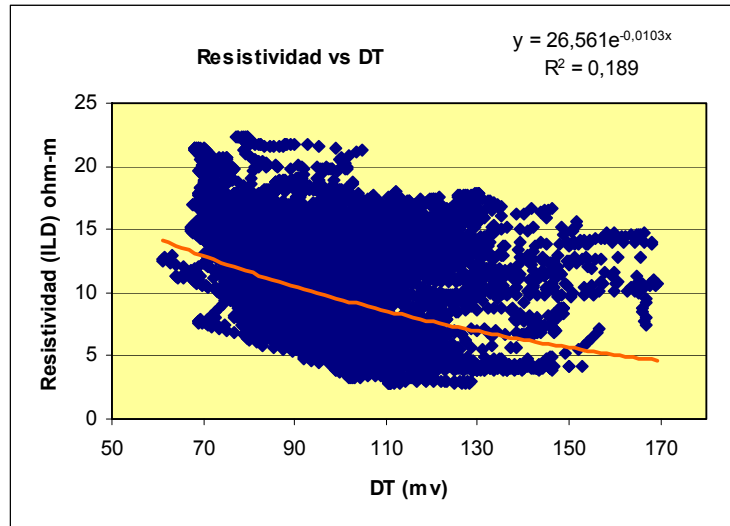


Figura 40. Resistividad Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores

En el pozo Colorado 72 los comportamientos de los datos de Potencial Espontáneo y Resistividad contra el registro Sónico son similares, encontrando coeficientes de correlación cuadrático de $R^2 = 0.122$ y $R^2 = 0.189$ respectivamente. Por tal motivo los dos registros ILD y SP contribuyen de manera equivalente en el desarrollo del registro Sónico Sintético.

- **COLORADO 75**

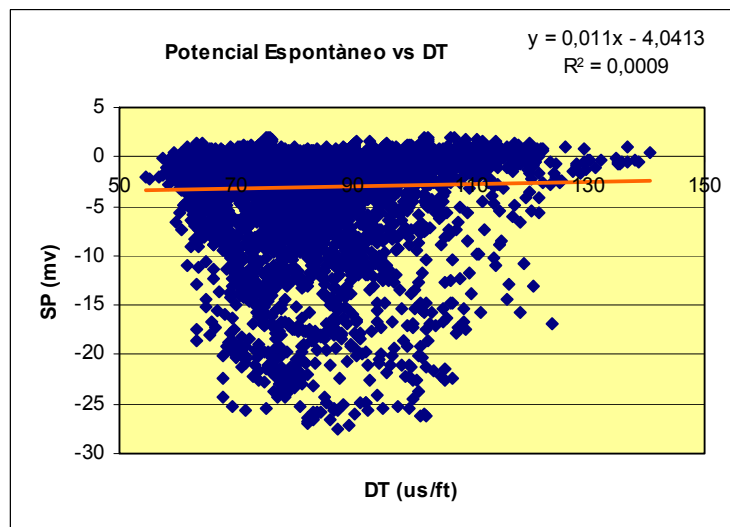


Figura 41. Potencial Espontáneo Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores

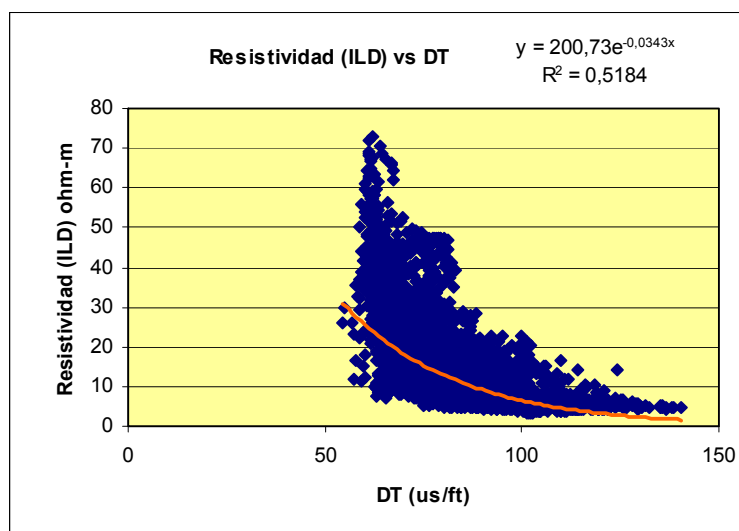


Figura 42. Resistividad Vs Registro Sónico.
Fuente: Autores

El pozo Colorado 75 presenta la mayor correlación de datos entre la Resistividad y el Sónico, comparados con los pozos Colorado 38, Colorado 70 y Colorado 72. Su coeficiente de correlación cuadrático es $R^2 = 0.5184$ utilizando una aproximación potencial. Debido a esto el pozo Colorado 75 se tomo como referencia para el entrenamiento de la Red Neuronal.

La siguiente tabla resume los valores de los coeficientes de correlación cuadrático de los pozos Colorado 38, Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75.

Pozo	Coeficiente de Correlación Cuadrático R^2	
	SP vs DT	ILD vs DT
Colorado 38	0.2685	0.1738
Colorado 70	0.0039	0.3227
Colorado 72	0.122	0.189
Colorado 75	0.0009	0.5184

Tabla 4. Coeficientes de Correlación Cuadrático.
Fuente: Autores

4.1 ANÁLISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 70

El pozo colorado 70 cuenta con un set de registros digitalizados en formato *.las, de los cuales para la aplicación de la metodología se utilizaron los siguientes:

- Potencial Espontáneo, SP.
- Registro de Resistividad de la zona lavada RXO, SN.
- Registro de Resistividad de la zona virgen, ILD.
- Registro Sónico, DT.

Inicialmente se hizo la corrección del registro de Potencial Espontáneo SP, por la línea base de Lutitas (SP= 0), utilizando el software Prizm.

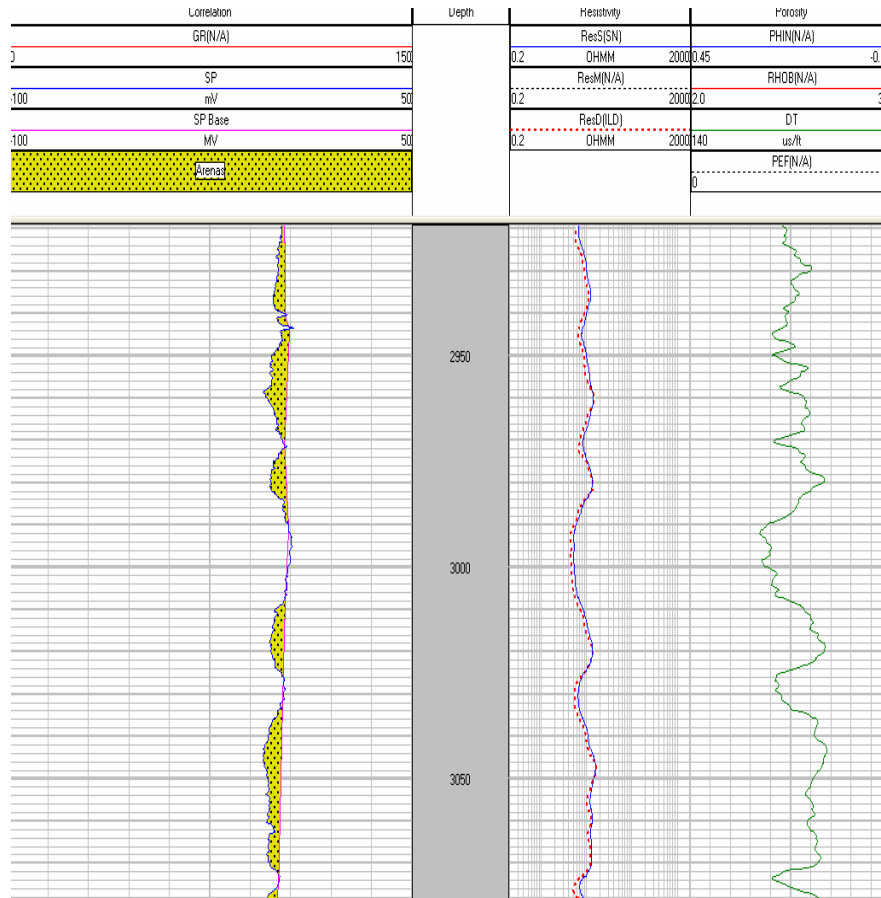


Figura 43. Proceso de Corrección del Registro SP por línea base de lutitas.
Fuente: Prizm.

Esta corrección se hizo en base a los registros de Potencial Espontáneo y del registro de Resistividad. Se hace tomando los puntos más representativos de arcillas, en los cuales el desarrollo del registro de Potencial Espontáneo es nulo. Para facilitar el proceso se analizó también conjuntamente el registro de resistividad, el cual en zonas de arcillas las lecturas son mínimas. De esta forma se construye la línea de SP Base y por medio del Software se exportan los valores de la línea SP Base, para finalmente obtener el registro de Potencial Espontáneo corregido de la siguiente manera:

$$\text{SP Corregido} = \text{SP Original del Pozo} - \text{SP Base (mv)} \dots \text{Ec. 49}$$

Los valores corregidos del registro de Potencial Espontáneo son utilizados en el entrenamiento de la Red Neuronal, por esta razón es necesaria la corrección del SP por línea base de lutitas. En términos generales los registros del pozo Colorado 70 son de buena calidad, por tal motivo se utilizaron en el desarrollo de la metodología.

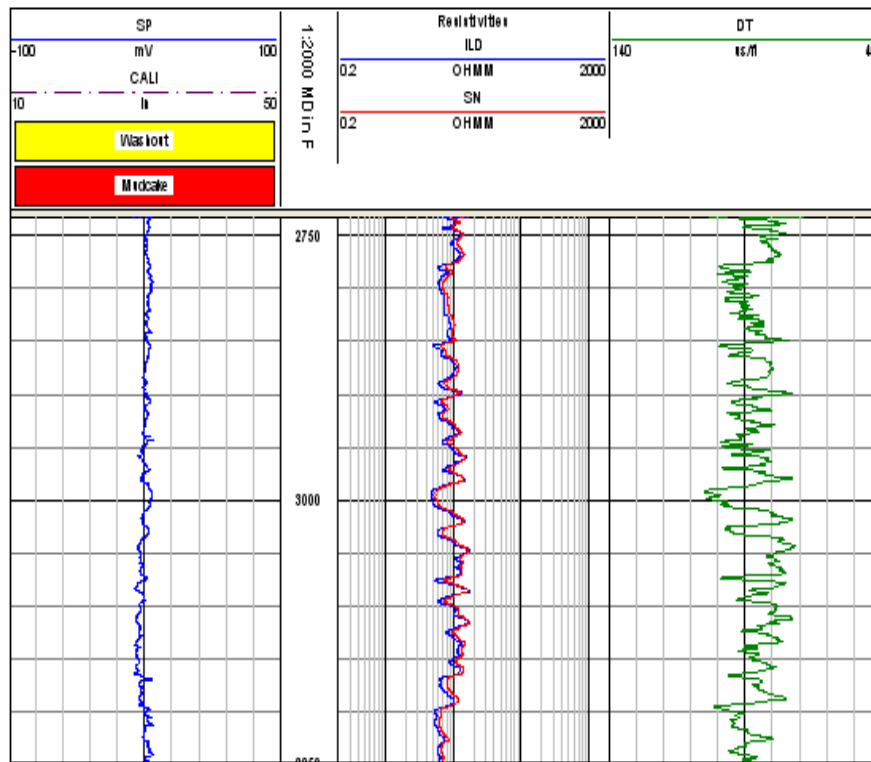


Figura 44. Perfil del Colorado 70

4.2 ANÁLISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 72

El pozo colorado 72 también cuenta con un set de registros digitalizados en formato .LAS. Este set es bastante amplio, exceptuando la carencia del registro Gama Ray. Para la aplicación de la metodología se utilizaron los siguientes registros:

- Potencial Espontáneo, SP.
- Registro de Resistividad de la zona lavada RXO, SN.
- Registro de Resistividad de la zona virgen, ILD.
- Registro Sónico, DT.

De igual manera que en el pozo Colorado 70, se hizo la corrección del registro de Potencial Espontáneo SP, por la línea base de Lutitas (SP= 0), utilizando el software Prizm.

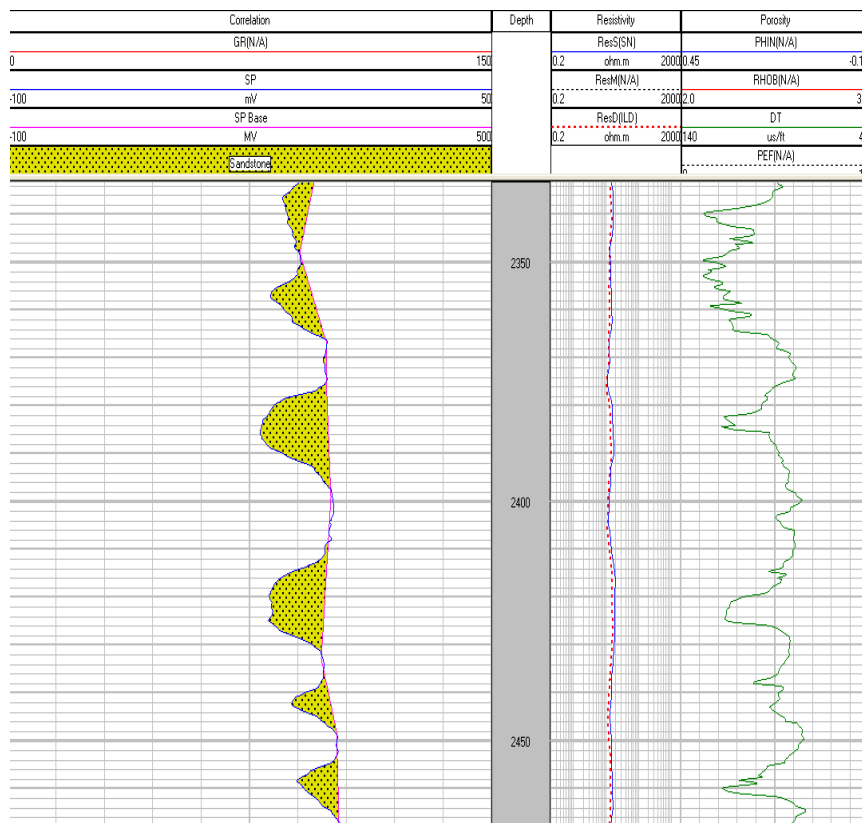


Figura 45. Proceso de Corrección del Registro SP por línea base de lutitas.
Fuente: Prizm.

El procedimiento para obtener los valores del registro de Potencial Espontáneo corregido, se obtuvieron de la misma forma que para el pozo Colorado 70. Los registros de este pozo son en general de buena calidad. A continuación se presenta el perfil del Colorado 72.

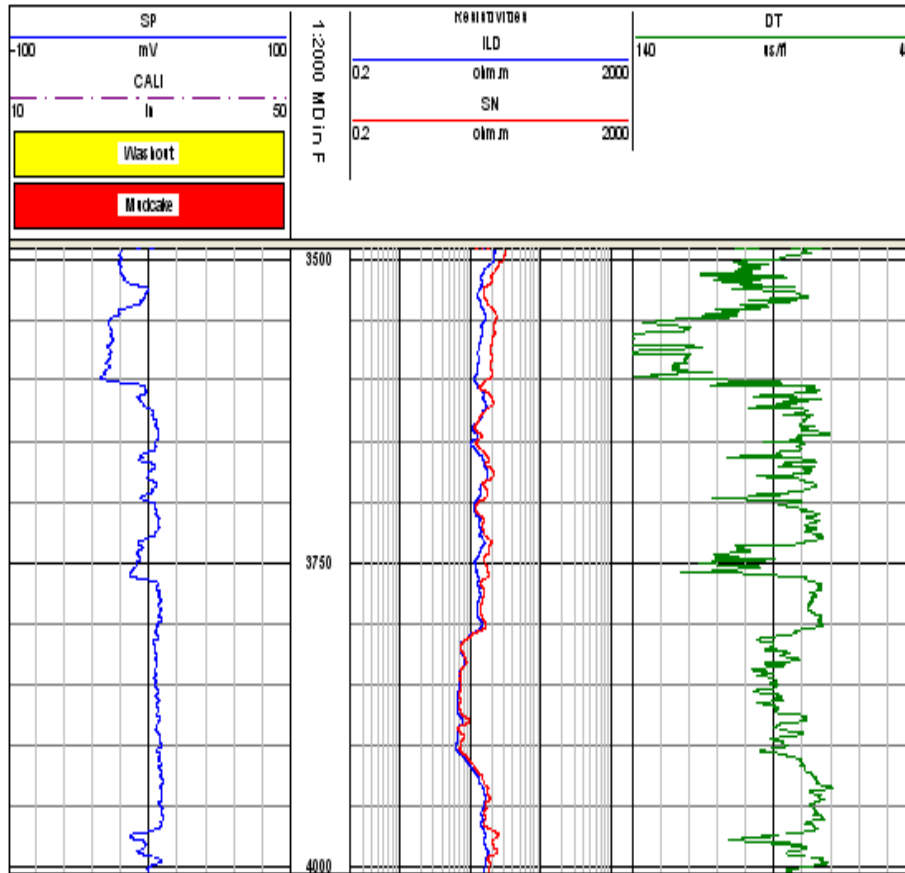


Figura 46. Perfil del Colorado 72

4.3 ANÁLISIS DE LOS REGISTROS DEL POZO COLORADO 75

Al igual que el pozo Colorado 72, el pozo Colorado 75 cuenta con un set de registros digitalizados en formato .LAS que se utilizaron para la aplicación de la metodología. Los registros utilizados fueron: Potencial espontáneo SP, registro de resistividad de la zona lavada (ILD) y registro de Resistividad de la zona virgen (SN), Registro Sónico DT.

De igual manera que en el pozo Colorado 72, se hizo la corrección del registro de Potencial Espontáneo SP, por la línea base de Lutitas (SP= 0), utilizando el software Prizm. A continuación se muestra la línea base de lutitas utilizando el Software.

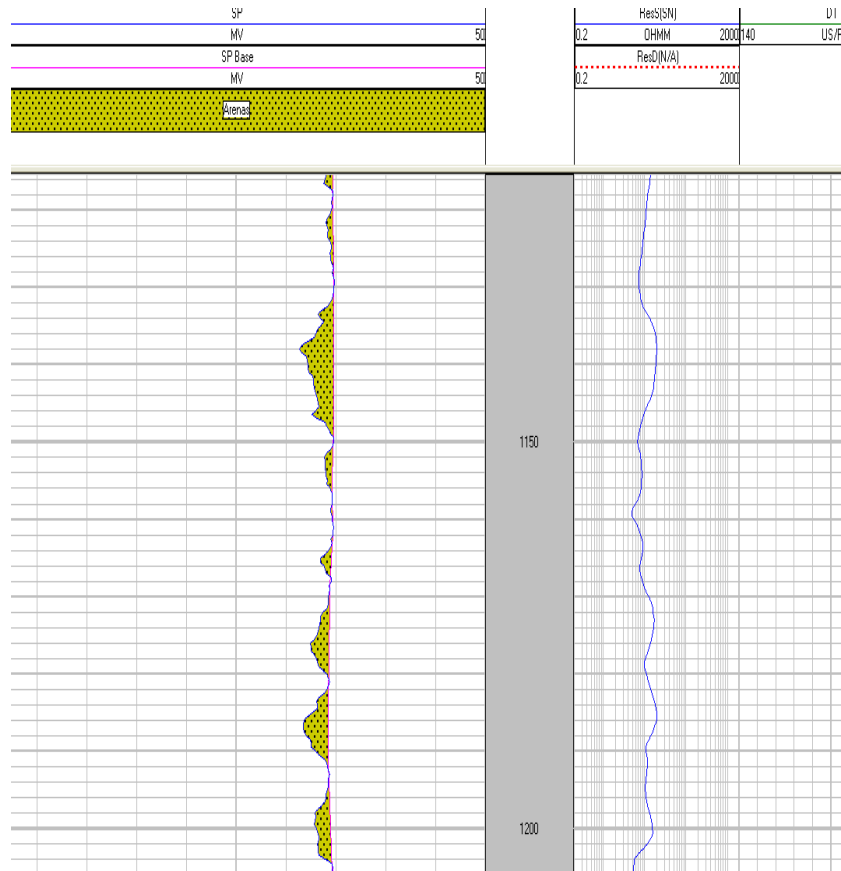


Figura 47. Proceso de Corrección del Registro SP por línea base de lutitas.
Fuente: Prizm.

Para obtener los valores del registro de Potencial Espontáneo corregidos a partir de la línea base de lutitas, se sigue el mismo procedimiento hecho para los pozos anteriores.

De los dos pozos analizados (Colorado 70 y Colorado 72) anteriormente, el pozo Colorado 75 es el que presenta mejor calidad en los registros de Potencial Espontáneo (SP), Resistividad y registro Sónico DT.

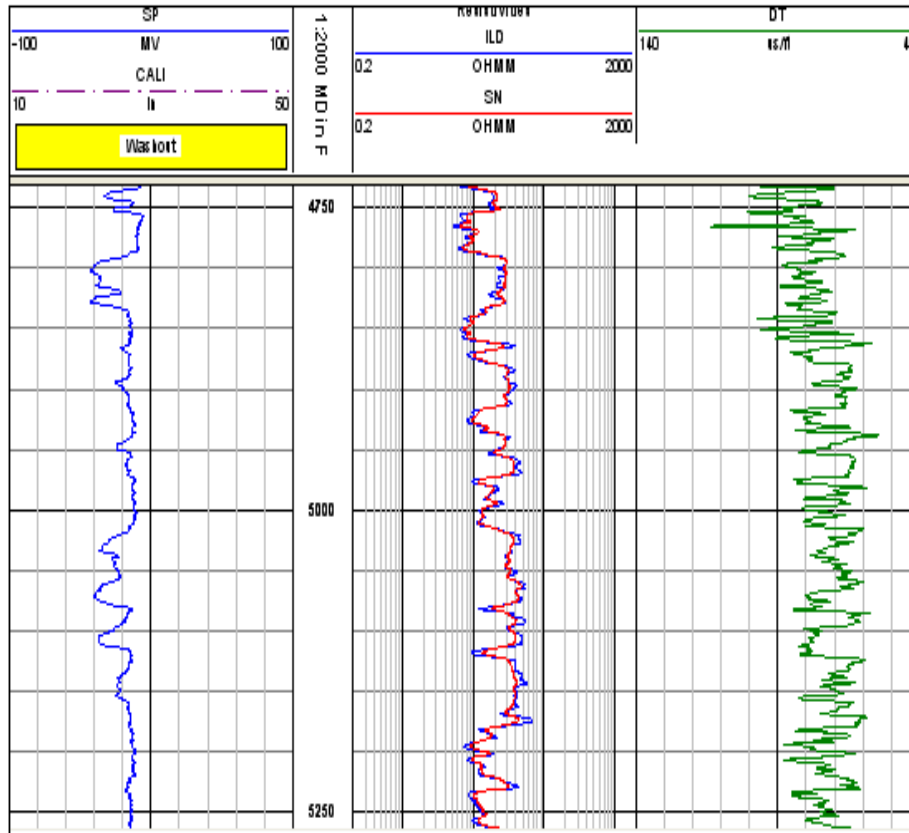


Figura 48. Perfil del Colorado 75.

4.4 RESULTADOS DEL REGISTRO SONICO SINTETICO (RSS)

En el desarrollo de la aplicación se utilizó tres distintas formas de manejar los datos de entrada a la Red Neuronal, buscando un óptimo entrenamiento y una mejor topología de la red, que permitiera encontrar los valores del Registro Sónico Sintético (RSS), que presentarán menos desviación y así disminuir el error en los datos arrojados por la Red Neuronal.

De acuerdo con lo anterior, se analizó el coeficiente de correlación cuadrático (R^2) para cada una de las tres distintas metodologías y se eligió el arreglo de los datos que presentará el mayor R^2 , identificando de esta manera la metodología más acertada para el diseño del Registro Sónico Sintético (RSS).

A continuación se presenta el desarrollo de cada metodología con sus respectivas características y resultados obtenidos (Registro Sónico Sintético).

4.4.1 Primera Alternativa. La primera opción que se propuso fue entrenar la Red Neuronal con datos de los tres pozos, del Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75. La selección de los datos de entrenamiento de cada pozo, dependió del valor de la fracción de arcilla **X shale** a cada profundidad donde fueron tomados los registros.

De acuerdo con lo anterior, primero se calculó una fracción de arcilla utilizando los datos de Potencial Espontáneo como sigue:

$$X \text{ sands} = (\text{SP Leído} / \text{SP máximo}) \dots \text{Ec. 50}$$

Donde:

SP Leído = valor de Potencial Espontáneo a cada profundidad.

SP máximo = valor de Potencial Espontáneo mayor del pozo.

$$X \text{ shale} = 1 - X \text{ sands} \dots \text{Ec. 51}$$

Posteriormente se calculó una fracción de arcilla con los datos de resistividad como sigue:

$$X \text{ shale} = (\text{ILD mínimo} / \text{ILD leído})^{0.5} \dots \text{Ec. 52}$$

Donde:

ILD mínimo = valor mínimo de resistividad en todo el pozo.

ILD leído = Valor de resistividad a cada profundidad.

Se compararon las dos fracciones de arcillas calculadas anteriormente y se eligió la menor, que corresponde al verdadero valor de fracción de arcilla

(Xsh verdadera). Seguidamente se tomaron los valores de los registros de Potencial Espontáneo, Resistividad y Sónico que le correspondían valores de fracción de arcilla menores del 40 %, es decir valores que cumplieran la condición de $Xsh < 0.4$. Esto se hizo buscando zonas limpias representativas del pozo. Estos valores finales de cada registro son utilizados en el entrenamiento y verificación de la red y los resultados obtenidos fueron los siguientes:

4.4.1.1 Topología de la Red Neuronal. La selección de la topología con la cual se obtuvieron los mejores resultados del Registro Sónico Sintético (RSS), se basó en los valores obtenidos del coeficiente de correlación cuadrático R^2 escogiendo de esta manera la topología que presentará el mayor coeficiente. Utilizando el procedimiento de selección de datos explicado anteriormente para el entrenamiento y verificación de la Red Neuronal la mejor topología es la siguiente:

- **Capa de Entrada.** La capa de entrada consta de cuatro neuronas que corresponden a los valores de Profundidad (DEPTH), Potencial Espontáneo (SP), Resistividad de la zona lavada RXO (SN) y Resistividad de la zona virgen (ILD). Estas 4 neuronas tienen como función de transferencia, la función Identidad.

- **Capa Oculta.** La capa oculta consta de cuarenta y cinco (45) neuronas. La función de transferencia Sigmoidal esta presente en cada una de ellas.

- **Capa de Salida.** La capa de salida es el Registro Sónico Sintético (DT) y consta de una neurona. Su función de transferencia es la función Identidad.

A continuación se presenta un esquema de la configuración de la Red Neuronal, con sus respectivas capas y neuronas.

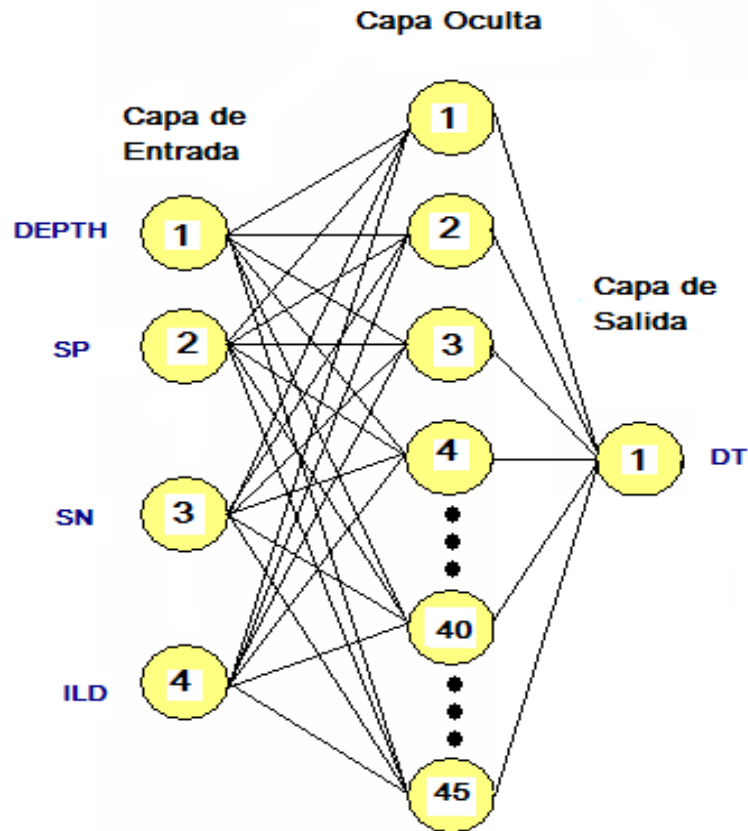


Figura 49. Esquema de la Topología Utilizada.
Fuente: Autores

4.4.1.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.

El primer análisis que se hizo de los resultados obtenidos, fue comparar el coeficiente de correlación cuadrático obtenido con la herramienta (GERSS), con respecto al coeficiente dado con el software Membrain. Se hace para determinar la calidad de la herramienta desarrollada. A continuación se presenta la tabla con los valores del coeficiente de correlación cuadrático (R^2) obtenido por la herramienta desarrollada y por el software Membrain, para cada pozo.

Pozo	Datos	R ² Membrain	R ² GERSS (Herramienta Aplicación)
Colorado 70	Pozo Completo	0.583	0.5761
Colorado 72	Pozo Completo	0.5848	0.5451
Colorado 75	Pozo Completo	0.6316	0.6133

Tabla 5. Coeficientes de Correlación Cuadráticos obtenidos con Membrain y GERRS.

Fuente: Autores.

Como se puede analizar en la tabla, los valores obtenidos del coeficiente de correlación cuadrático utilizando la herramienta creada (GERSS), están muy cercanos a los obtenidos con el Membrain, indicando que el Registro Sónico Sintético generado con la metodología presenta una tolerancia de error aceptable, si se toma como punto de referencia el software Membrain.

4.4.1.3 Registro Sónico Sintético Obtenido (RSS).

Encontrada la topología de la Red Neuronal, se procedió a generar el Registro Sónico Sintético utilizando la herramienta creada (GERSS) para los pozos Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75. Los resultados obtenidos para cada pozo se muestran a continuación:

- Colorado 70

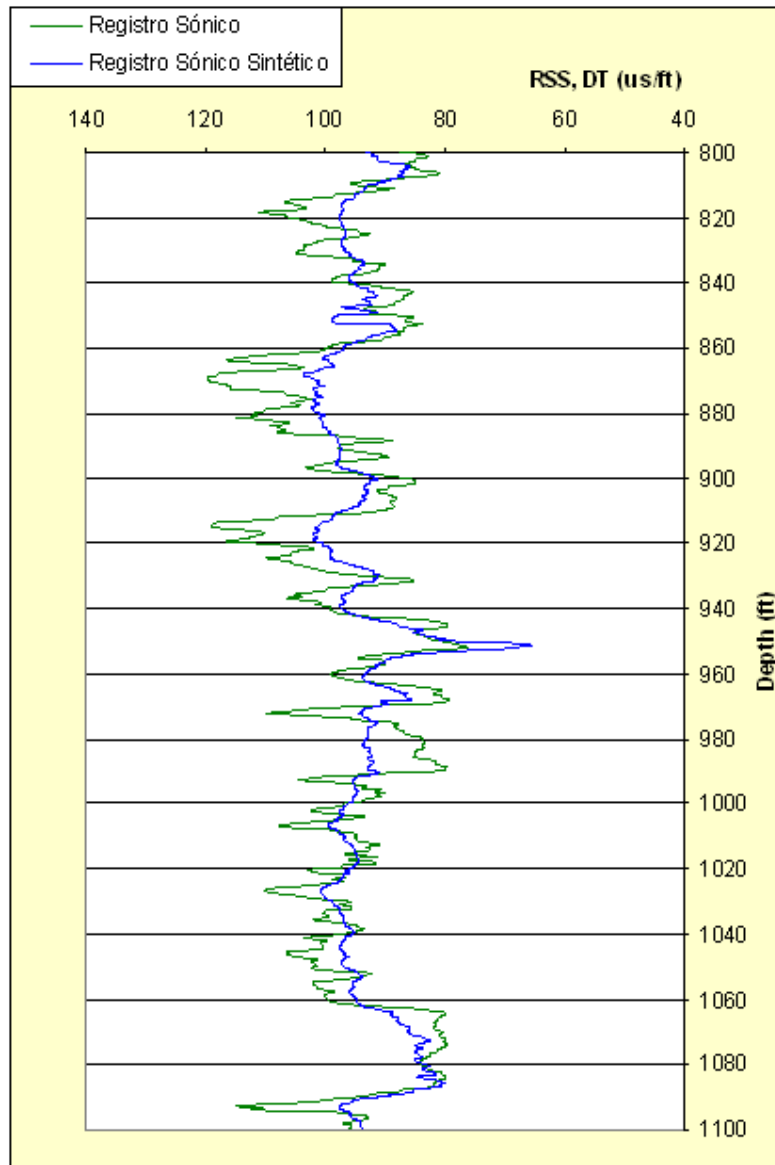


Figura 50. RSS Colorado 70.

Fuente: Autores.

Como el coeficiente de correlación cuadrático es $R^2 = 0.5761$ que no es muy alto, en la mayoría de zonas del pozo el RSS se desvía con respecto al Registro Sónico verdadero del pozo, mientras que en otras zonas la herramienta se aproxima muy levemente.

Una vez generado el RSS del pozo, se hizo un análisis de los datos obtenidos con la herramienta. Se construyó una gráfica de Éxitos, en la cual se determinan la cantidad de datos asociados a porcentajes de error. Este error fue calculado con respecto al valor original del registro Sónico del pozo de la siguiente manera:

$$\% \text{ Error} = | (\text{Valor Teórico} - \text{Valor Experimental (RSS)}) / (\text{Valor Teórico}) | \dots\dots \text{Ec. 53}$$

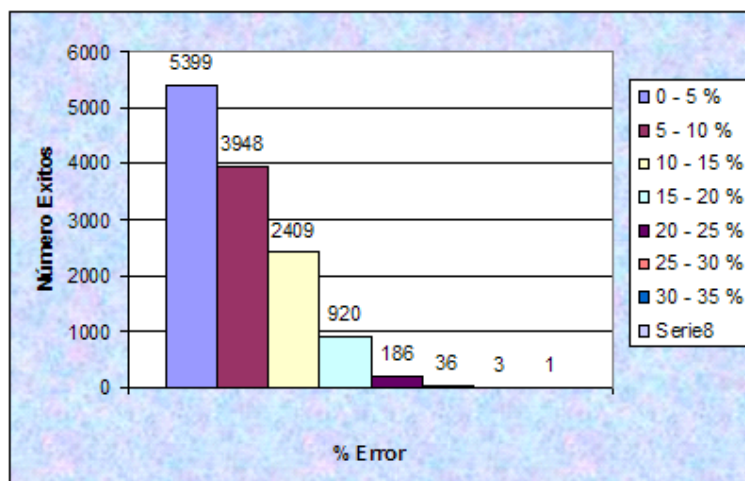


Figura 51. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Como se puede analizar en la gráfica, la mayor parte de los datos obtenidos con la herramienta (GERSS) están por debajo del 5 de % error identificando 5399 valores que corresponde al 42 % de los datos. El 31 % de los datos, es decir 3948 valores están entre el 5 -10 % y 2409 están entre el 10-15 % de error, que corresponde al 19 %. Una muy pequeña cantidad de datos presentan errores mayores al 20 % exactamente 226 valores, que corresponden aproximadamente al 2 % de la muestra. De acuerdo a lo anterior, aunque el valor del coeficiente de correlación cuadrático no es muy alto, los valores del registro Sónico Sintético obtenidos están dentro los límites del error aceptable.

- Colorado 72

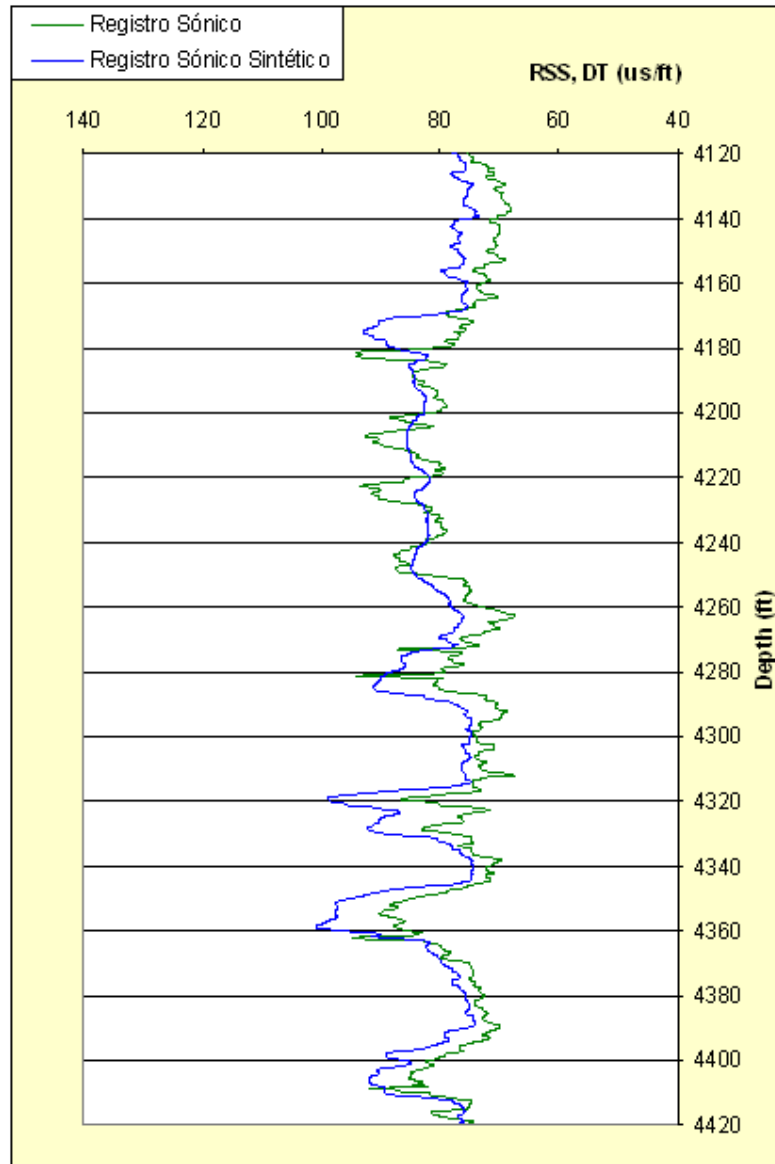


Figura 52. RSS Colorado 72.

Fuente: Autores.

En este pozo el comportamiento del registro Sónico Sintético se aproxima en zonas donde el tiempo de tránsito es menor, pero en zonas con problemas de compactación, en las cuales los valores del registro son altos, se desvía comparándolo con el registro Sónico Original.

A continuación se muestra la gráfica de número de aciertos o éxitos:

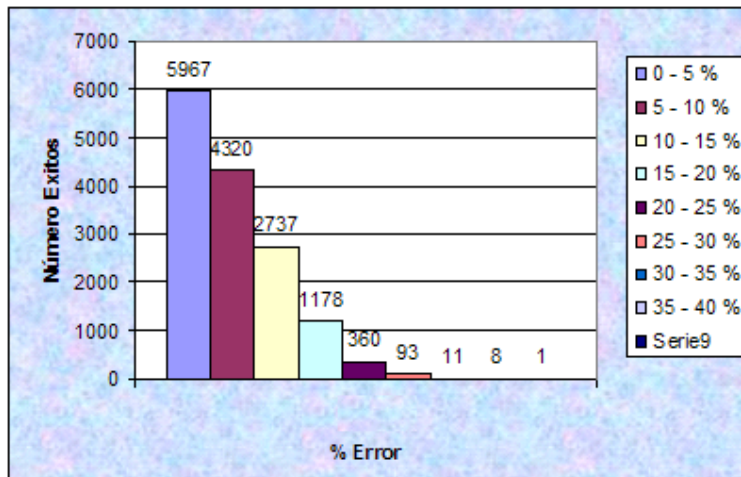


Figura 53. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

14675

Analizando la gráfica, se puede observar que el 40 % de los datos del Registro Sónico Sintético (RSS) generados por la herramienta (GERSS), están por debajo del 5 % de error, mientras que el 30 % de los datos presentan un error del 5 al 10 % de error. Un 11 % de los datos generados con la herramienta presentan errores mayores al 15 %. De acuerdo a lo anterior, es aceptable asumir que los datos generados del registro Sónico son de buena calidad y las desviaciones con respecto a la data original del pozo son mínimas.

El número de valores del registro Sónico Sintético que presentan errores grandes (mayores del 25 %) son mínimos y corresponde aproximadamente al 0.8 % de los datos totales, con lo cual una vez mas se puede afirmar que la herramienta esta generando valores con una buena exactitud.

- Colorado 75

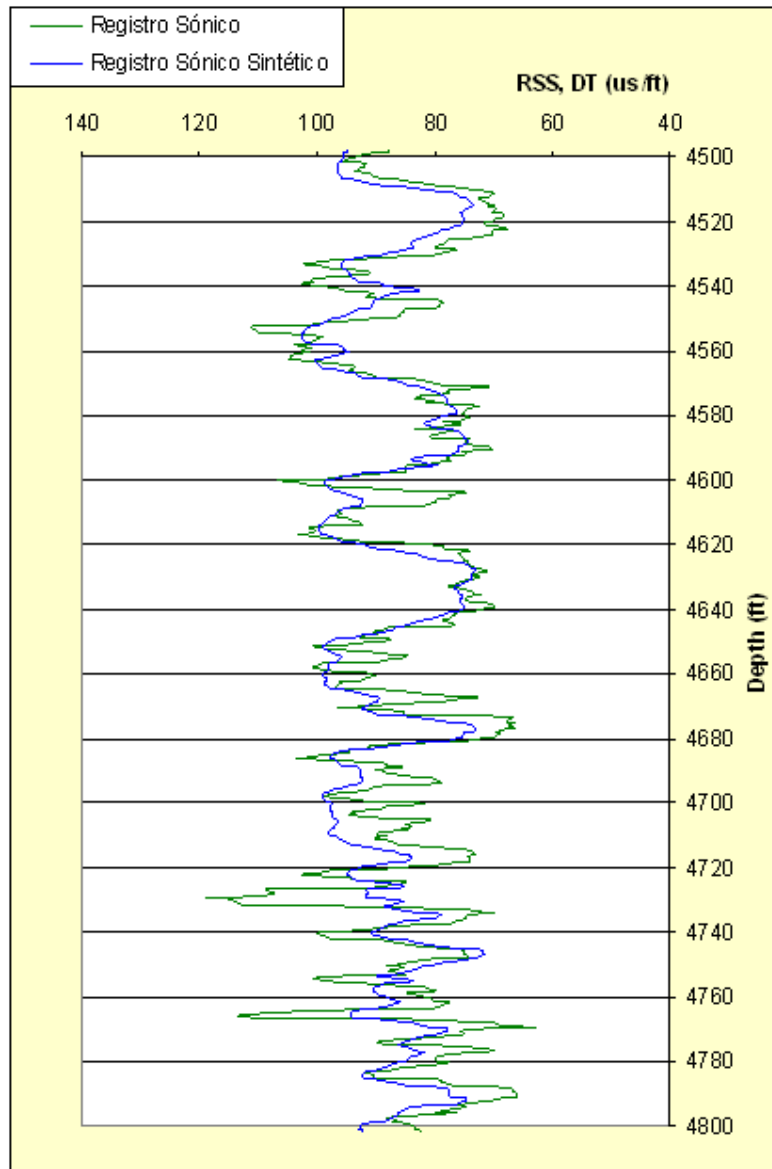


Figura 54. RSS Colorado 75.

Fuente: Autores.

Los valores obtenidos del registro Sónico Sintético para este pozo son los mejores, ya que posee el mayor coeficiente de correlación cuadrático $R^2 = 0.6133$, esto se puede verificar observando el perfil anterior, donde los comportamientos de los dos registros son similares para diferentes tiempos de tránsito.

La gráfica de éxitos para este pozo se presenta a continuación.

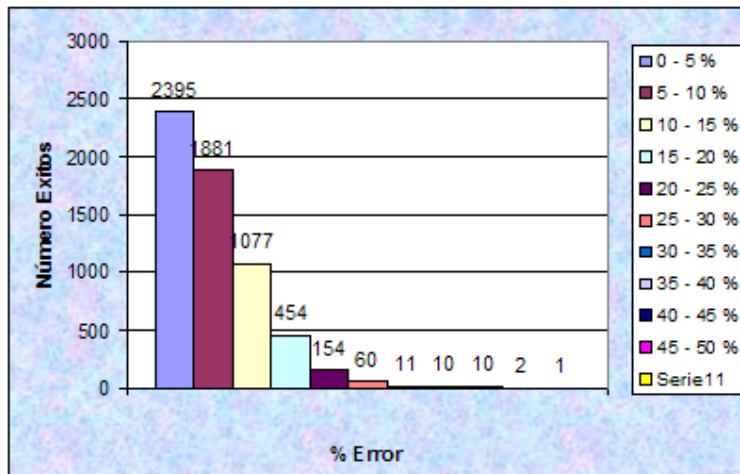


Figura 55. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

En este pozo 4276 datos que representan el 70 % de la muestra están por debajo del 10 % de error. Existen valores generados con la herramienta (GERSS) que poseen errores aceptables (10-20 %) específicamente 1531 valores, que corresponde al 25 %. Del total de la muestra existen datos con porcentajes de error altos, exactamente 34 datos en los cuales el error es mayor al 30 %, este número corresponde al 0.6 % de los datos totales.

De los resultados de los 3 pozos, el Colorado 75 presenta los mejores valores del registro Sónico Sintético, aunque también posee el mayor error obtenido (50%).

4.4.2 Segunda Alternativa. Se propuso tomar un porcentaje de los datos de los tres pozos, Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75 para el entrenamiento de la Red Neuronal. Este porcentaje es igual para los 3 pozos sin importar el número de datos que tengan cada uno y corresponde al 30 %. Esta selección de datos se hizo aleatoriamente para cada pozo, utilizando un código desarrollado en Excel para facilitar el proceso.

Esta configuración fue tomada en base a una aplicación analizada en el paper 51075 de la SPE, en la cual se generó el registro de Resonancia Magnética Nuclear Sintético, a partir de registros de pozo convencionales (SP, Gamma Ray, Caliper, Resistividad y Profundidad). Se hace buscando la optimización del proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, con lo cual los resultados obtenidos (RSS) serán de mayor calidad.

El setenta por ciento (70%) de los datos restantes de cada pozo, se utilizó para el proceso de verificación de la Red Neuronal.

4.4.2.1 Topología de la Red Neuronal. La selección de la topología con la cual se obtuvieron los mejores resultados del Registro Sónico Sintético (RSS), se basó en los valores obtenidos del coeficiente de correlación cuadrático R^2 escogiendo de esta manera la topología que presentará el mayor coeficiente. Utilizando el procedimiento de selección de datos aleatorios explicado anteriormente para el entrenamiento y verificación de la Red Neuronal la mejor topología es la siguiente:

- **Capa de Entrada.** Al Igual que en la primera alternativa, la capa de entrada consta de cuatro neuronas que corresponden a los valores de Profundidad (DEPTH), Potencial Espontáneo (SP), Resistividad de la zona lavada RXO (SN) y Resistividad de la zona virgen (ILD). Estas 4 neuronas tienen como función de transferencia, la función Identidad.
- **Capa Oculta.** La capa oculta consta de 100 neuronas. La función de transferencia Sigmoidal está presente en cada una de ellas.

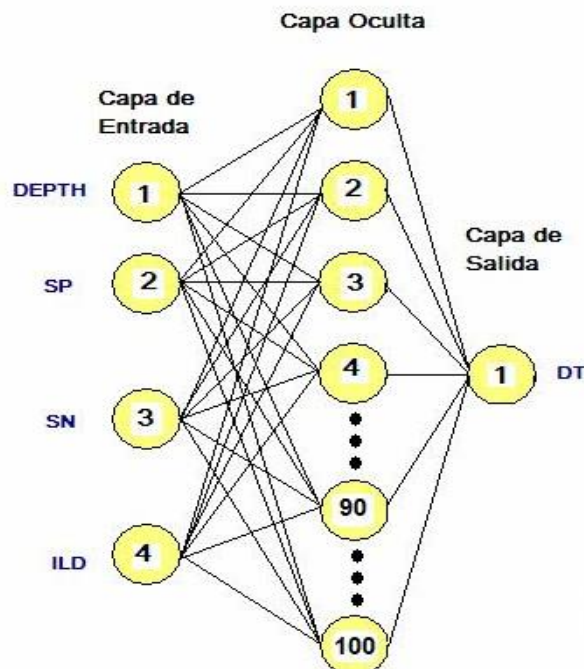


Figura 56. Esquema de la Topología Utilizada.
Fuente: Autores.

- **Capa de Salida.** La capa de salida es el Registro Sónico Sintético (DT) y consta de una neurona. Su función de transferencia es la función Identidad.

4.4.2.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.

Así como en la primera alternativa, el primer análisis que se hizo de los resultados obtenidos, fue comparar el coeficiente de correlación cuadrático obtenido con la herramienta (GERSS), con respecto al coeficiente dado con el software Membrain. Se hace para determinar la calidad de la herramienta desarrollada. A continuación se presenta la tabla con los valores del coeficiente de correlación cuadrático (R^2) obtenido por la herramienta desarrollada y por el software Membrain, para cada pozo.

Pozo	Datos	R^2 Membrain	R^2 GERSS (Software aplicación)
Colorado 70	Verificación (70%)	0.6816	0.6725
	Pozo Completo	0.6896	0.6743
Colorado 72	Verificación (70%)	0.7321	0.7180
	Pozo Completo	0.738	0.7223
Colorado 75	Verificación (70%)	0.7158	0.6943
	Pozo Completo	0.7303	0.7003

Tabla 6. Coeficientes de Correlación Cuadráticos obtenidos con Membrain y con GERSS.

Fuente: Autores.

Por ejemplo para el pozo Colorado 70 el coeficiente de correlación cuadrático para la totalidad del pozo es $R^2 = 0.6896$ utilizando Membrain y de $R^2 = 0.6743$ con la herramienta. De acuerdo con lo anterior, es aceptable asumir que la herramienta esta logrando identificar de manera correcta los patrones entre los registros de Resistividad y el de Potencial Espontáneo de manera similar al software Membrain, para de esta manera generar el RSS.

4.4.2.3 Registro Sónico Sintético (RSS) obtenido.

Encontrada la topología de la Red Neuronal, se procedió a generar el Registro Sónico Sintético utilizando la herramienta creada (GERSS) y los datos de verificación (70%), para los pozos Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75. Los resultados obtenidos para cada pozo se muestran a continuación:

- **Colorado 70**

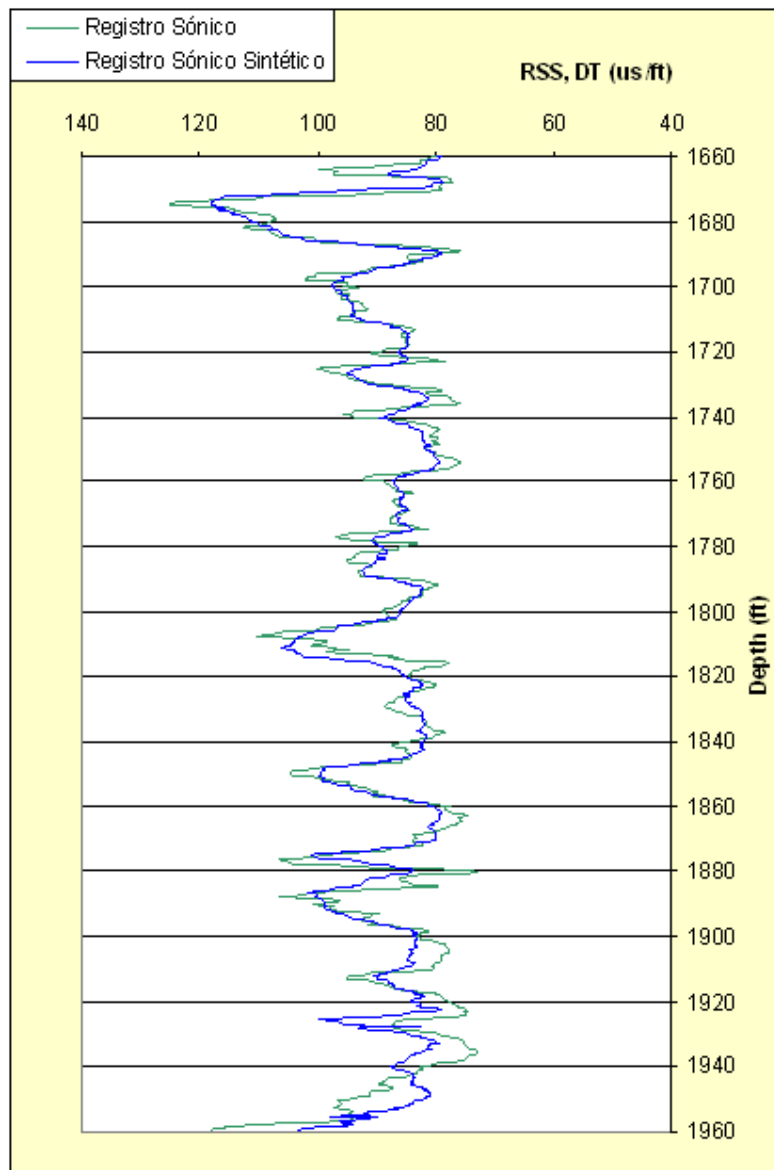


Figura 57. RSS Colorado 70.

Fuente: Autores.

El coeficiente de correlación para los datos obtenidos de este pozo es $R^2 = 0.6725$, así el registro Sónico Sintético generado es en términos generales bueno, algunas zonas las describe de manera acertada, mientras que en otras la herramienta no genera con exactitud el valor del tiempo de tránsito.

La siguiente figura muestra los valores de Éxitos asociados con valores de errores especificados:

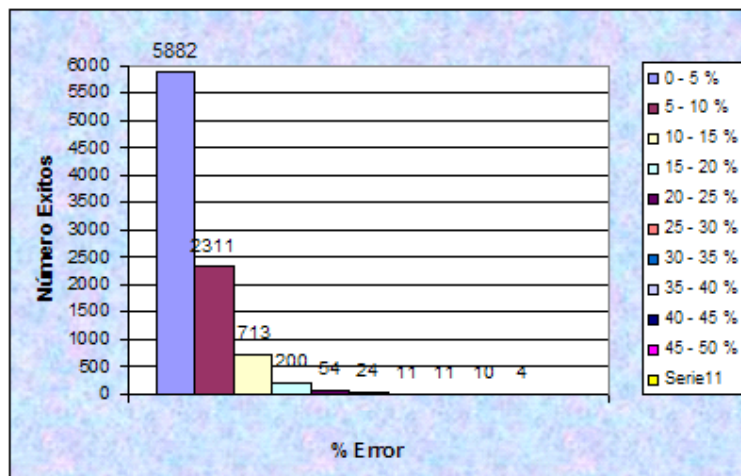


Figura 58. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Analizando la anterior grafica, se puede concluir que aproximadamente el 60 % de los datos del registro Sónico obtenidos con la herramienta (5882 valores), están por debajo del 5 % de error. Por otro lado 2311 datos que corresponde al 25 % de la muestra presentan errores entre el 5 y 10 %. La cantidad de datos con errores moderados (10-20 %) son 913 equivalentes al 10 % de la muestra. Finalmente tan solo un 1 % de los datos (114 datos) presenta errores por encima del 20 %.

De acuerdo a lo anterior, es aceptable asumir que los datos generados con la herramienta son de buena calidad, con lo cual se evidencia un buen rendimiento en el proceso de generación del registro Sónico Sintético.

- Colorado 72

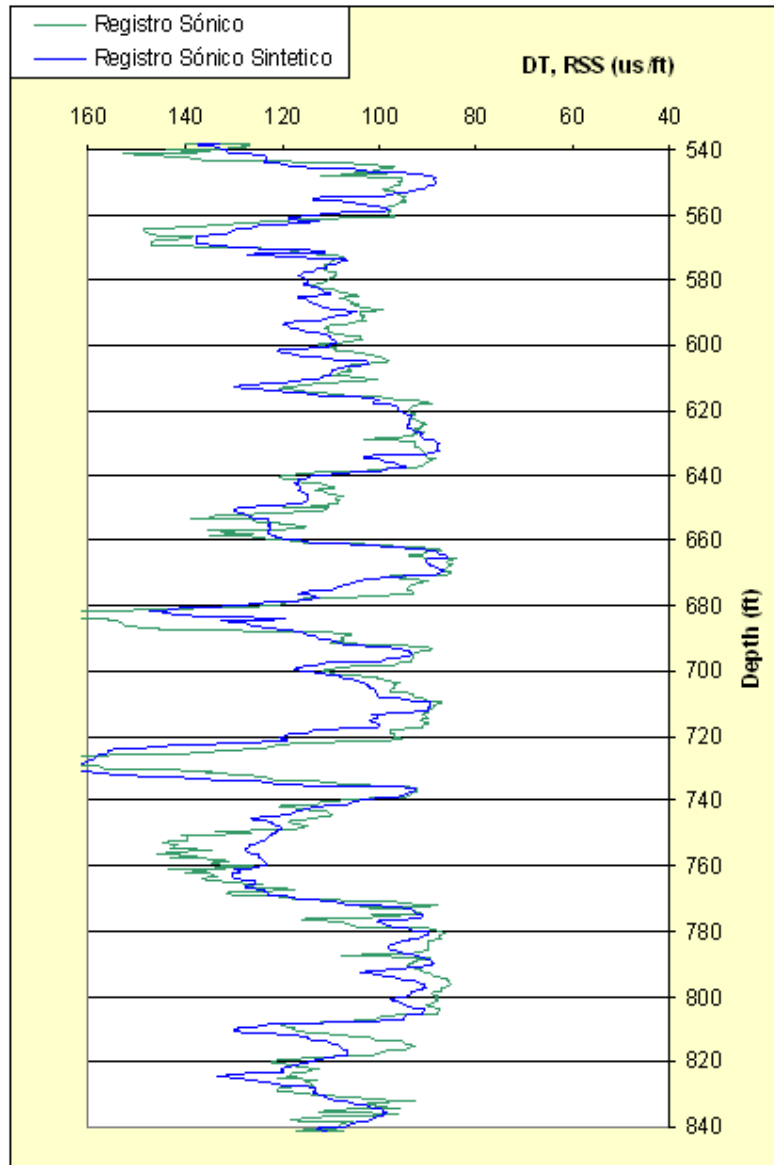


Figura 59. RSS Colorado 72.

Fuente: Autores.

En términos generales el RSS de este pozo es bueno ya que su coeficiente de correlación cuadrático es $R^2 = 0.7180$. Sin embargo en zonas donde el tiempo de tránsito es alto (lutitas), la herramienta no logra determinar de manera acertada los valores del registro Sónico Sintético.

A continuación se presenta la gráfica de Éxitos:

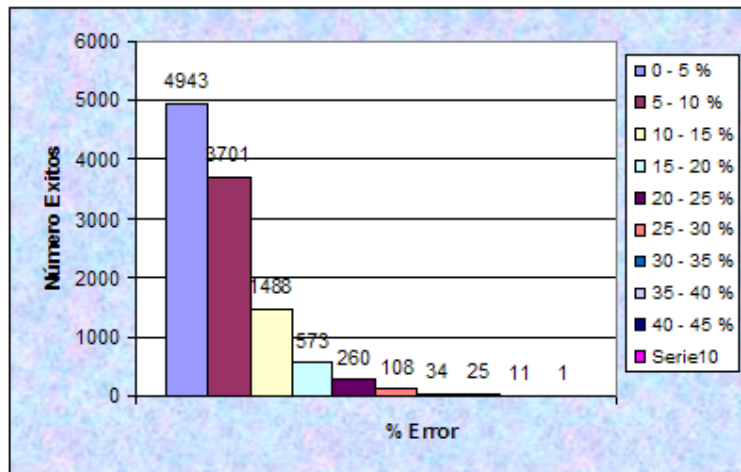


Figura 60. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Analizando la anterior gráfica, se puede concluir que aproximadamente el 44 % de los datos del registro Sónico obtenidos con la herramienta (5882 valores), están por debajo del 5 % de error. Por otro lado 3701 datos que corresponde al 33 % de la muestra presentan errores entre el 5 y 10 %. La cantidad de datos con errores moderados (10-20 %) son 2061 equivalentes al 18 % de la muestra. Finalmente tan solo un 4% de los datos (439 datos) presenta errores por encima del 20 %.

De acuerdo con lo anterior, es posible asumir que este pozo presenta un buen coeficiente de correlación cuadrático $R^2 = 0.71$ y por ende un buen rendimiento de la herramienta creada.

- Colorado 75

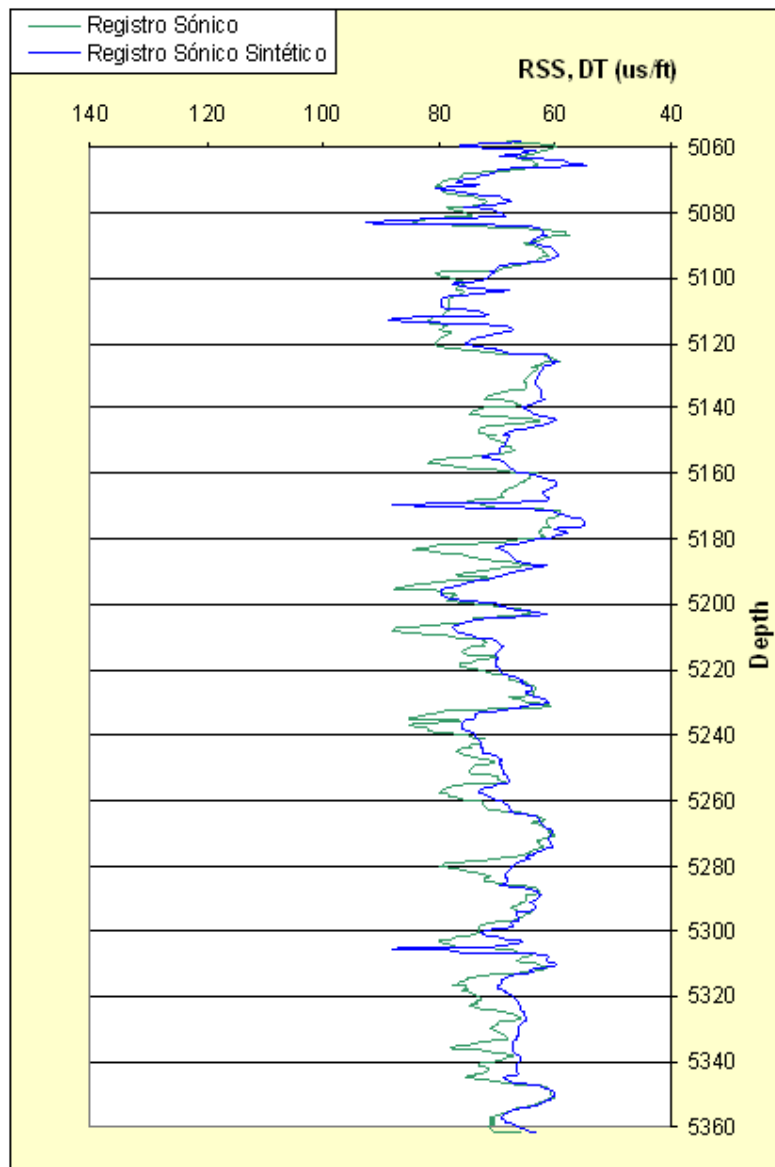


Figura 61. RSS Colorado 75.

Fuente: Autores.

Las desviaciones mas grandes del RSS se presentan en las zonas donde existen problemas de compactación, las curvas del registro sintético no alcanzan las deflexiones máximas del registro Sónico del pozo, es decir valores de tiempo de tránsito altos.

A continuación se presenta la figura de número de éxitos:

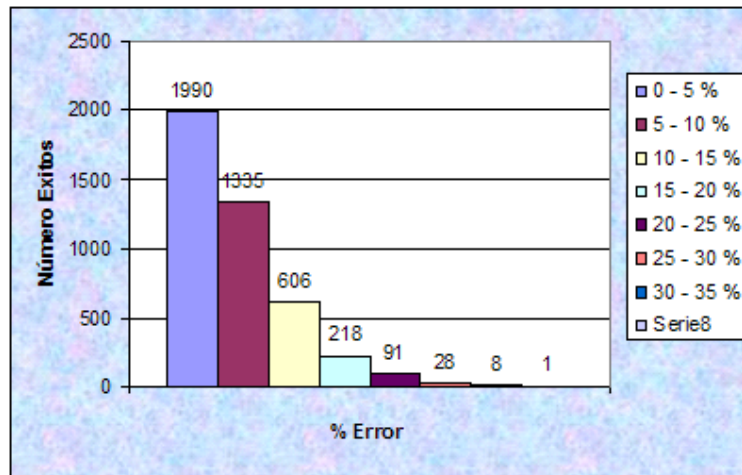


Figura 62. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Analizando la anterior gráfica, se puede concluir que aproximadamente el 47 % de los datos del registro Sónico obtenidos con la herramienta (1990 valores), están por debajo del 5 % de error. Por otro lado 1335 datos que corresponde al 32 % de la muestra presentan errores entre el 5 y 10 %. La cantidad de datos con errores moderados (10-20 %) son 824 equivalentes al 19 % de la muestra. Finalmente tan solo un 3 % de los datos (128 datos) presenta errores por encima del 20 %.

4.4.3 Tercera Alternativa. Se propuso tomar el mismo porcentaje (30%) de los datos de los tres pozos, Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75 para el entrenamiento de la Red Neuronal como en la segunda alternativa. Este porcentaje es igual para los 3 pozos sin importar el número de datos que tengan cada uno. Esta selección de datos se hizo aleatoriamente para cada pozo, utilizando un código desarrollado en Excel para facilitar el proceso.

La diferencia con respecto a la segunda alternativa, es que los datos mayores de 120 (us/ft) del registro Sónico del pozo, no fueron tomados en el entrenamiento y verificación de la red neuronal. Esto se hace debido a que

estos datos no son representativos del pozo, ya que posiblemente las lecturas fueron erróneas debido a la herramienta o por algún otro tipo de fenómeno (compactación). Estos valores altos del registro Sónico ocasionan dispersión en los datos de entrenamiento y verificación de la red, produciendo una disminución en el coeficiente de correlación cuadrático de los datos del Registro Sónico Sintético generado.

Por otro lado el setenta por ciento (70%) de los datos restantes de cada pozo, se utilizó para el proceso de verificación de la Red Neuronal.

4.4.3.1 Topología de la Red Neuronal. La selección de la topología con la cual se obtuvieron los mejores resultados del Registro Sónico Sintético (RSS), se basó en los valores obtenidos del coeficiente de correlación cuadrático R^2 escogiendo de esta manera la topología que presentará el mayor coeficiente. Utilizando el procedimiento de selección de datos explicado anteriormente para el entrenamiento y verificación de la Red Neuronal la mejor topología es la siguiente:

- **Capa de Entrada.** Se tiene el mismo número de entradas a la red neuronal que en los casos anteriores. Esta capa consta de cuatro neuronas que corresponden a los valores de Profundidad (DEPTH), Potencial Espontáneo (SP), Resistividad de la zona lavada RXO (SN) y Resistividad de la zona virgen (ILD). La función de transferencia de las neuronas de entrada es la función Identidad.

- **Capa Oculta.** La capa oculta consta de 28 neuronas. La función de transferencia Sigmoidal esta presente en cada una de ellas.

- **Capa de Salida.** La capa de salida es el Registro Sónico Sintético (DT) y consta de una neurona. Su función de transferencia es la función Identidad.

A continuación se presenta el esquema de la topología de la Red Neuronal.

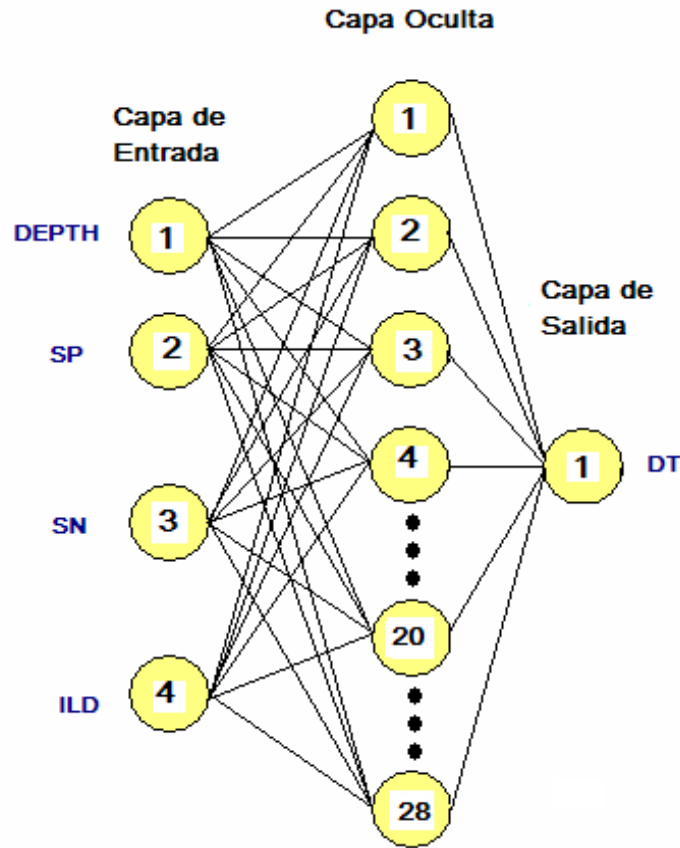


Figura 63. Esquema de la Topología Utilizada.
Fuente: Autores.

4.4.3.2 Análisis del Coeficiente de Correlación Cuadrático.

Igual que en las alternativas anteriores, el primer análisis que se hizo de los resultados obtenidos, fue comparar el coeficiente de correlación cuadrático obtenido con la herramienta (GERSS), con respecto al coeficiente dado con el software Membrain.

A continuación se presenta la tabla con los valores respectivos utilizando GERSS y Membrain.

Pozo	Datos	R ² Membrain	R ² GERSS (Software aplicación)
Colorado 70	Verificación (70%)	0.7224	0.6863
	Pozo Completo	0.72	0.6869
Colorado 72	Verificación (70%)	0.7129	0.6902
	Pozo Completo	0.7241	0.6945
Colorado 75	Verificación (70%)	0.7367	0.7305
	Pozo Completo	0.7348	0.7327

**Tabla 7. Coeficientes de Correlación Cuadráticos obtenidos con Membrain y con GERSS.
Fuente: Autores.**

Como se puede analizar en la tabla, una vez más los valores obtenidos del coeficiente de correlación cuadrático utilizando la herramienta creada (GERSS), están muy cercanos a los obtenidos con el Membrain, indicando que el Registro Sónico Sintético generado con la metodología presenta una tolerancia de error aceptable.

4.4.3.3 Registro Sónico Sintético Obtenido (RSS).

Encontrada la topología de la Red Neuronal, se procedió a generar el Registro Sónico Sintético utilizando la herramienta creada (GERSS) con los datos de verificación (70%), para los pozos Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75. Los resultados obtenidos para cada pozo se muestran a continuación:

- Colorado 70

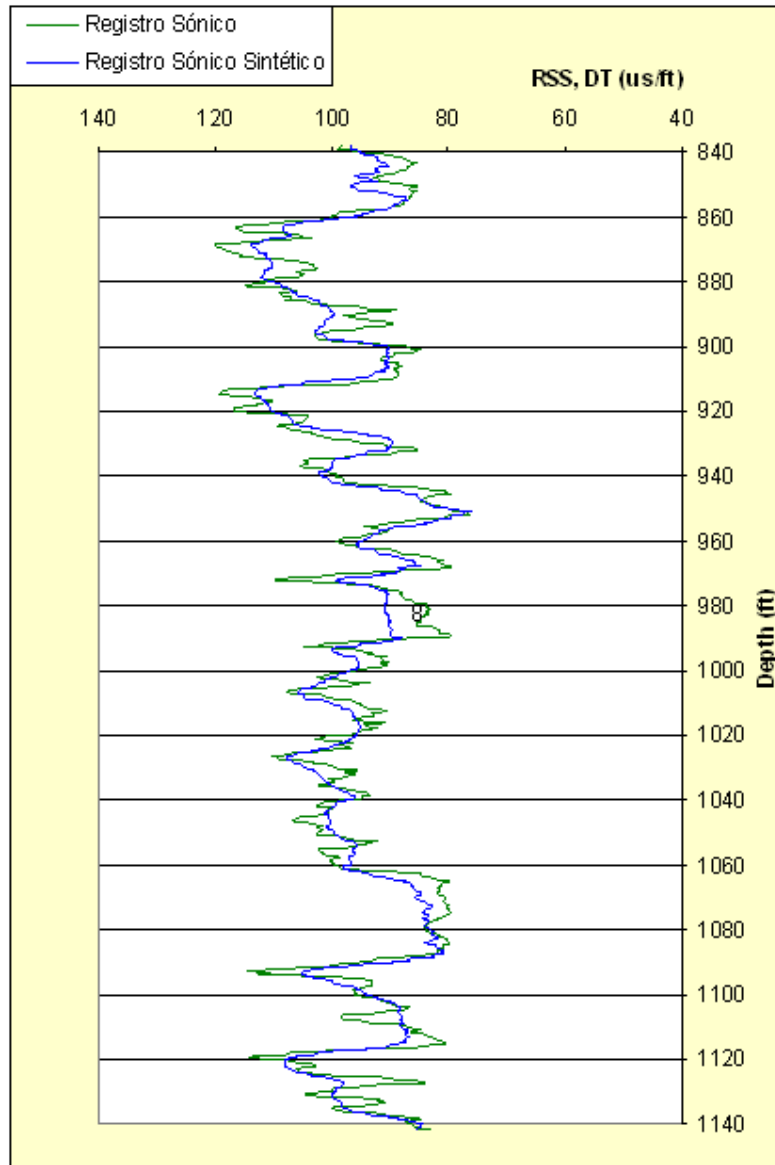


Figura 64. RSS Colorado 70.

Fuente: Autores.

La anterior gráfica es el RSS generado para los datos de verificación (70%) del pozo Colorado 70, de donde se puede observar que para este intervalo del pozo, los datos generados son de buena calidad, siguiendo de manera aproximada el comportamiento del registro Sónico del pozo en algunas zonas, principalmente en zonas de alta porosidad.

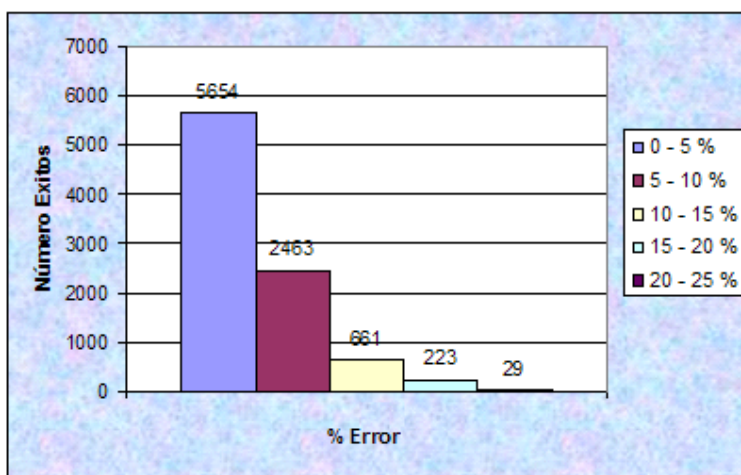


Figura 65. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

En el pozo colorado 70 el 90 % de los datos del registro Sónico Sintético generado utilizando la herramienta (GERSS), presentan errores menores del 10 %, indicando un buen coeficiente de correlación cuadrático de 0.69. El 10 % de los datos restante presentan valor de errores entre 10 y 25 %.

Un punto importante observado utilizando esta alternativa de manejo de datos, es que los errores máximos presentados en los datos de salida de la red neuronal se disminuyeron en comparación con las 2 alternativas anteriores.

Específicamente en este pozo el máximo error presentado en el tiempo de tránsito (RSS) es de 25 %, y el número de datos con este error asociado es mínimo, tan solo 29 datos de 9030, que corresponde al 0.5 %. De acuerdo a lo anterior, la configuración de la red neuronal y el manejo de datos explicados, están ayudando a optimizar el proceso de generación del registro Sónico Sintético, en términos de error calculado.

- Colorado 72

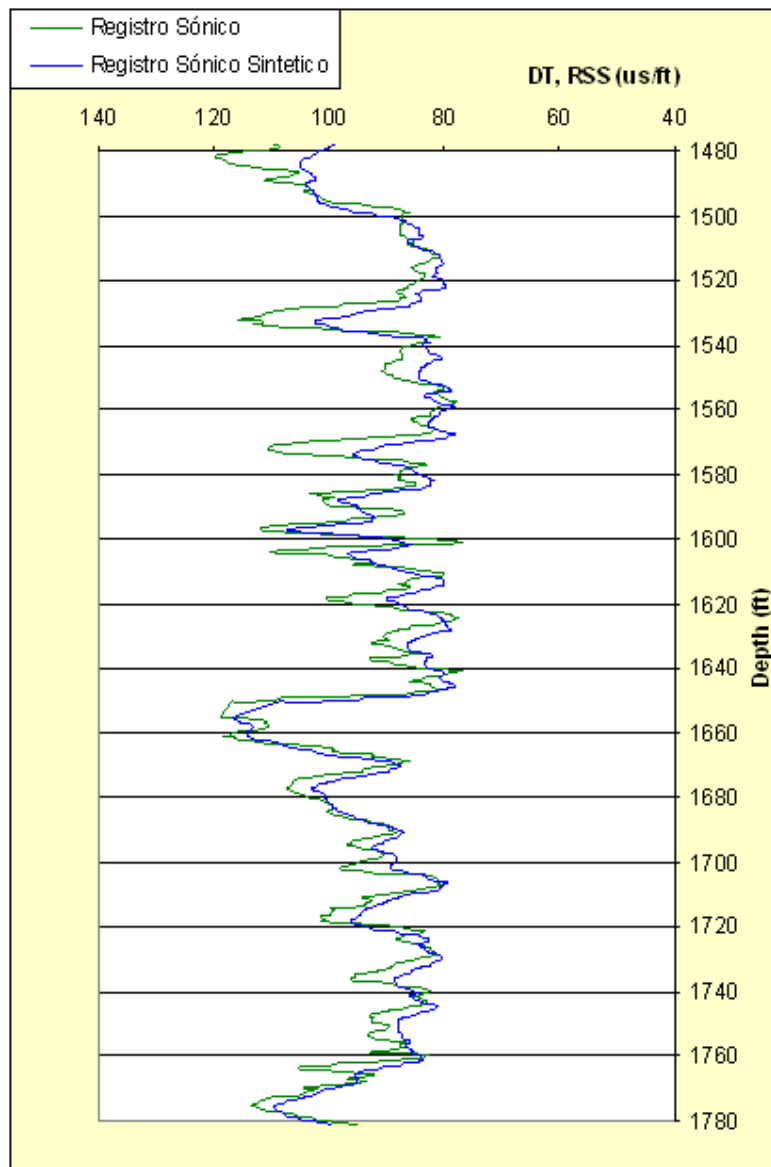


Figura 66. RSS Colorado 72.

Fuente: Autores.

En este pozo el Registro Sónico Sintético es de buena calidad, las desviaciones con respecto al Sónico original no son muy grandes. Lo anterior se debe a que el coeficiente de correlación cuadrático R^2 obtenido con la herramienta (GERSS) es aproximadamente 0.7. Aunque todavía existen zonas donde el tiempo de tránsito es alto y la herramienta no logra generar dichos valores.

A continuación se muestra la grafica de Éxitos

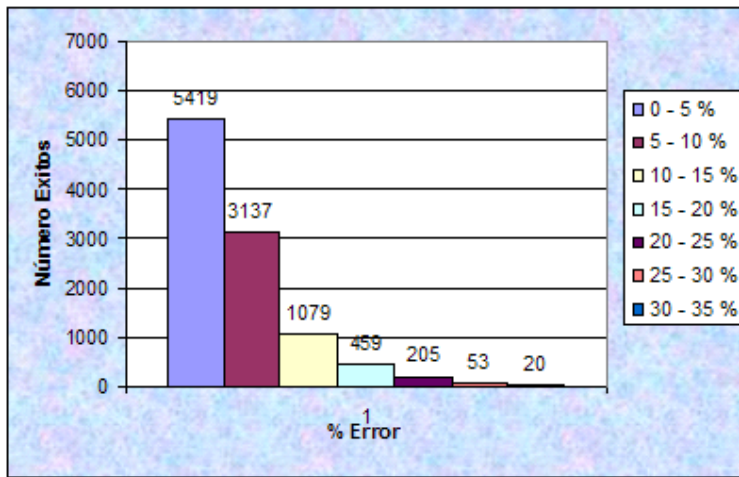


Figura 67. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Analizando la anterior gráfica, se puede concluir que aproximadamente el 53 % de los datos del registro Sónico obtenidos con la herramienta (5419 valores), están por debajo del 5 % de error. Por otro lado 3137 datos que corresponde al 30 % de la muestra presentan errores entre el 5 y 10 %. El número de datos con errores moderados (10-20 %) son 1079 equivalentes al 10 % de la muestra. Finalmente tan solo un 7 % de los datos (737 datos) presenta errores por encima del 15 %.

- Colorado 75

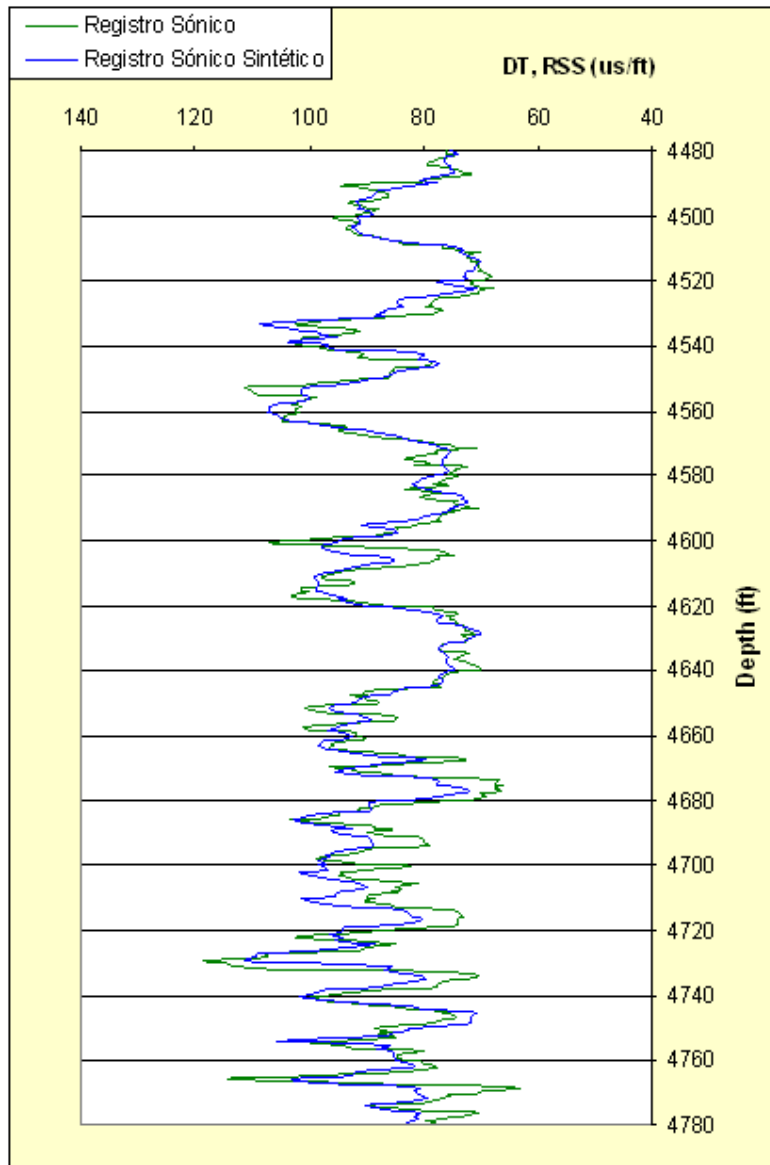


Figura 68. RSS Colorado 75.

Fuente: Autores.

De los tres pozos, el pozo Colorado 75 presenta el mejor coeficiente de correlación cuadrático con un valor de $R^2 = 0.7305$. De acuerdo a lo anterior, el perfil del RSS presenta un comportamiento similar al registro sónico original del pozo, logrando generar valores tanto de tiempo de transito altos como bajos.

A continuación se ilustra la gráfica de Éxitos del pozo Colorado 75:

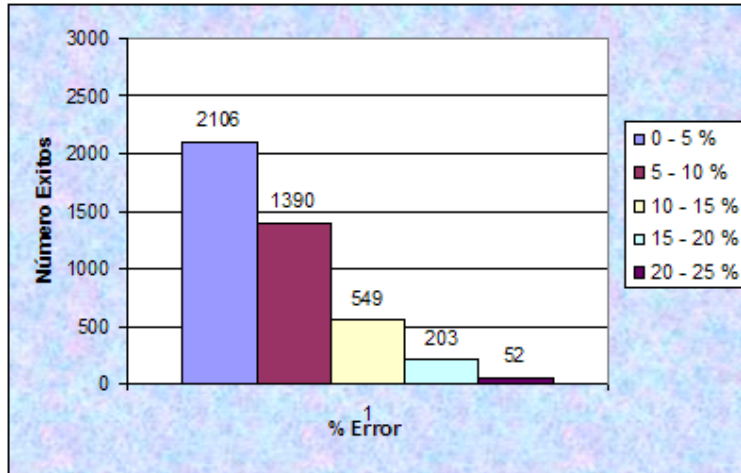


Figura 69. Número de Éxitos del RSS.

Fuente: Autores.

Igual que en el pozo Colorado 70, el máximo valor calculado del error en los datos arrojados por la herramienta es del 25 %. En el pozo Colorado 75 el 80 % (3496 valores) de los datos del registro Sónico Sintético generado utilizando la herramienta (GERSS), presentan errores menores del 10 %, indicando una buena correlación entre los datos del Sónico original y del Sintético, como se pudo observar en el perfil conjunto del registro Sónico Sintético y el original del pozo. Tiempos de tránsito generados con errores mayores del 15 % son mínimos, mostrando 255 datos que equivalen al 6 % de la muestra.

4.4.4 Resumen de Alternativas

Presentados los resultados del Registro Sónico Sintético para los pozos Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75, para cada una de las alternativas, se concluyó que los mejores resultados se obtuvieron utilizando la **Alternativa 3**, en la cual se eliminaron los datos del registro Sónico mayores a 120 us/ft y se escogió aleatoriamente el 30 % de cada uno de los tres pozos para el entrenamiento de la red y el 70 % restante para la verificación. Con estas características se determinó la topología de la Red Neuronal, que consta de 4 neuronas (entrada), 28 neuronas ocultas y 1 neurona de salida (RSS).

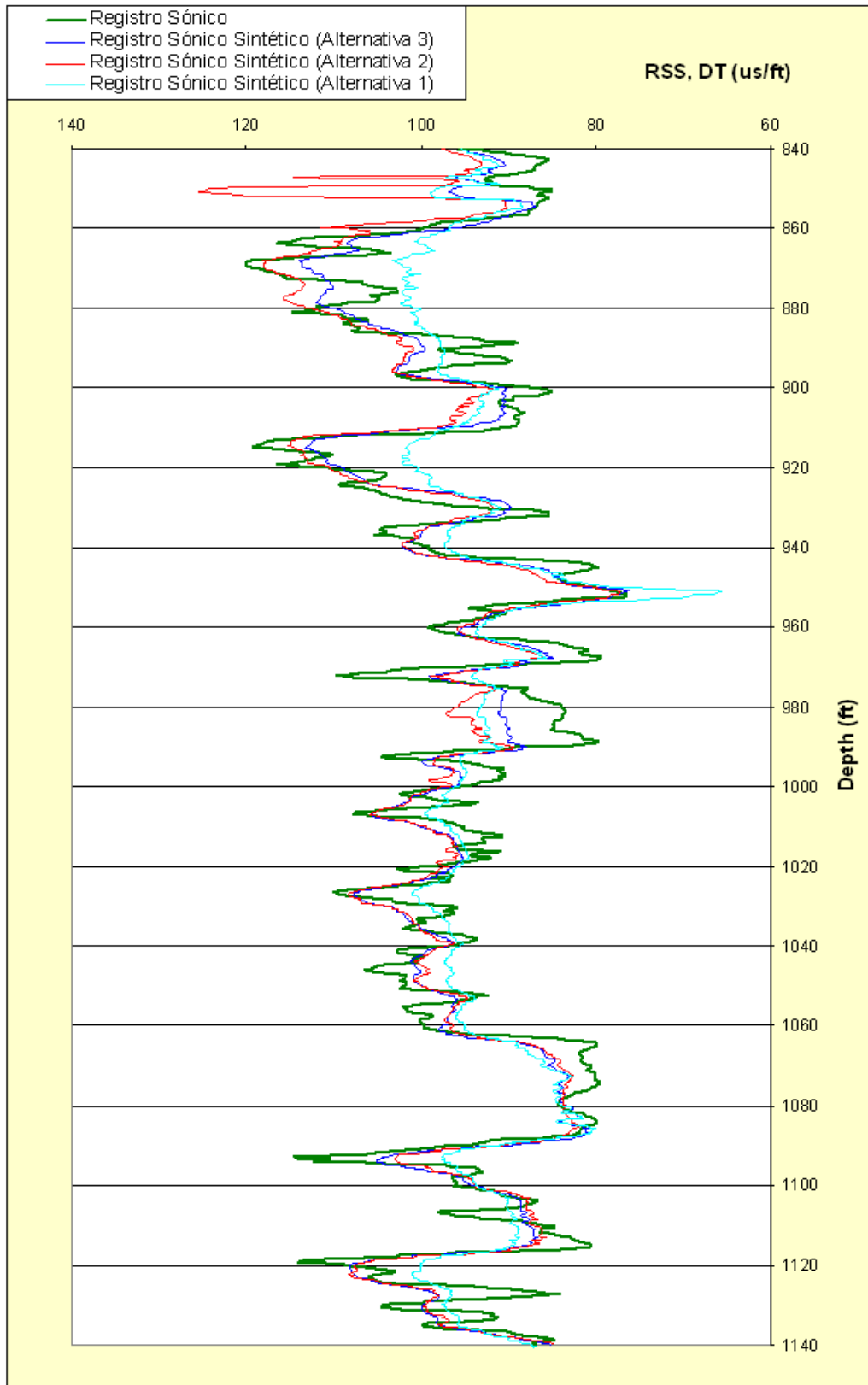
De las gráficas de número de éxitos presentadas en cada una de las alternativas para cada pozo, se puede observar que el número de éxitos que se

encuentran entre el 0 y 10 % es mayor para la **Alternativa 3** y además es esta la alternativa para la cual se presentan menores desviaciones, es decir menores valores de porcentaje de error, confirmando una vez más que es esta la mejor opción para diseñar el registro Sónico Sintético.

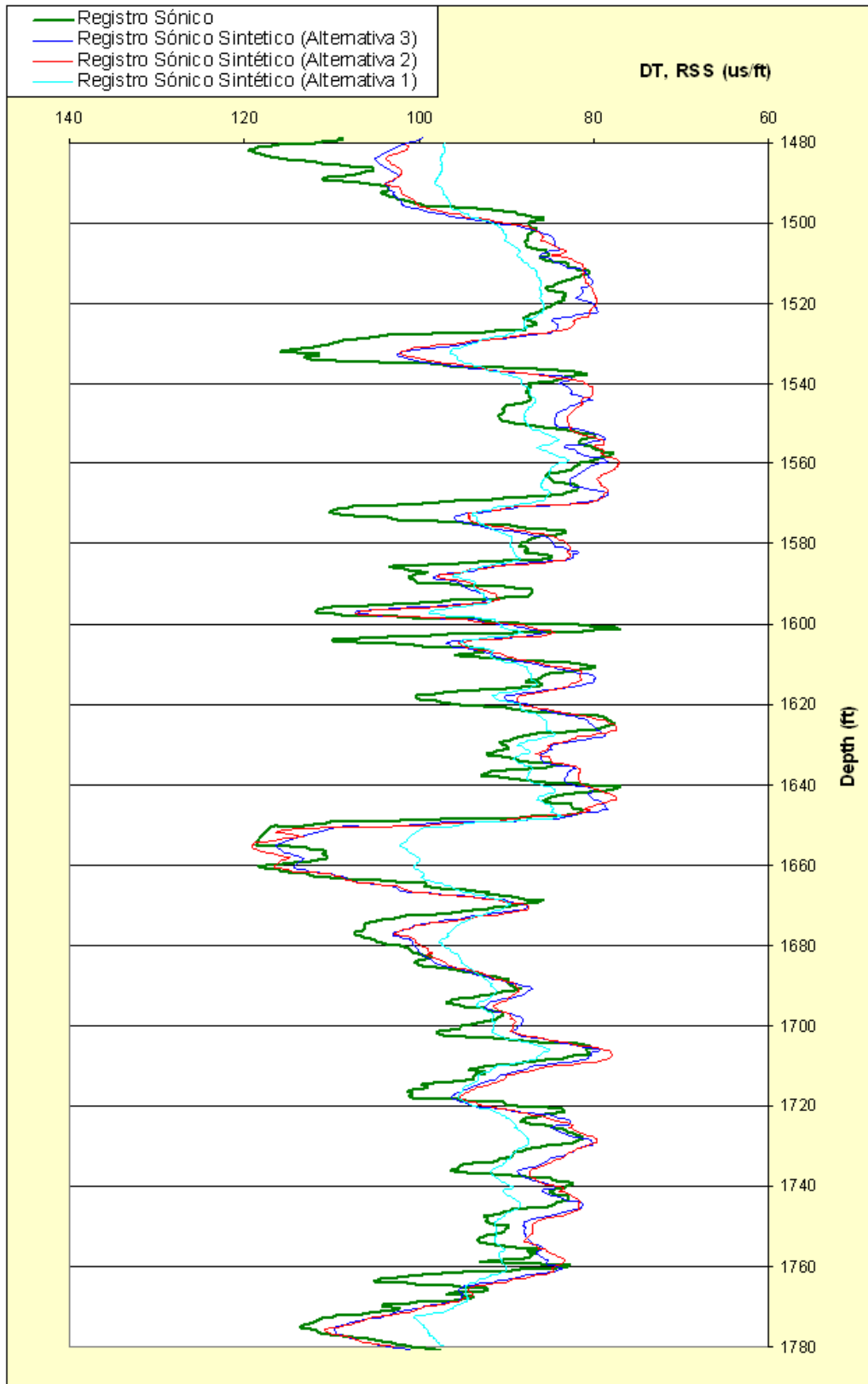
A continuación se presenta una tabla con los coeficientes de correlación cuadrática de cada alternativa.

Alternativa	Pozo	Datos	R ² Membrain	R ² GERSS
Primera	Colorado 70	Pozo completo	0.583	0.5761
	Colorado 72	Pozo completo	0.5848	0.5251
	Colorado 75	Pozo completo	0.6316	0.6133
Segunda	Colorado 70	Verificación (70%)	0.6816	0.6725
		Pozo completo	0.6896	0.6743
	Colorado 72	Verificación (70%)	0.7321	0.7180
		Pozo completo	0.738	0.7223
	Colorado 75	Verificación (70%)	0.7158	0.7019
		Pozo completo	0.7303	0.7102
Tercera	Colorado 70	Verificación (70%)	0.7224	0.6863
		Pozo completo	0.72	0.6869
	Colorado 72	Verificación (70%)	0.7129	0.6902
		Pozo completo	0.7241	0.6945
	Colorado 75	Verificación (70%)	0.7367	0.7305
		Pozo completo	0.7348	0.7327

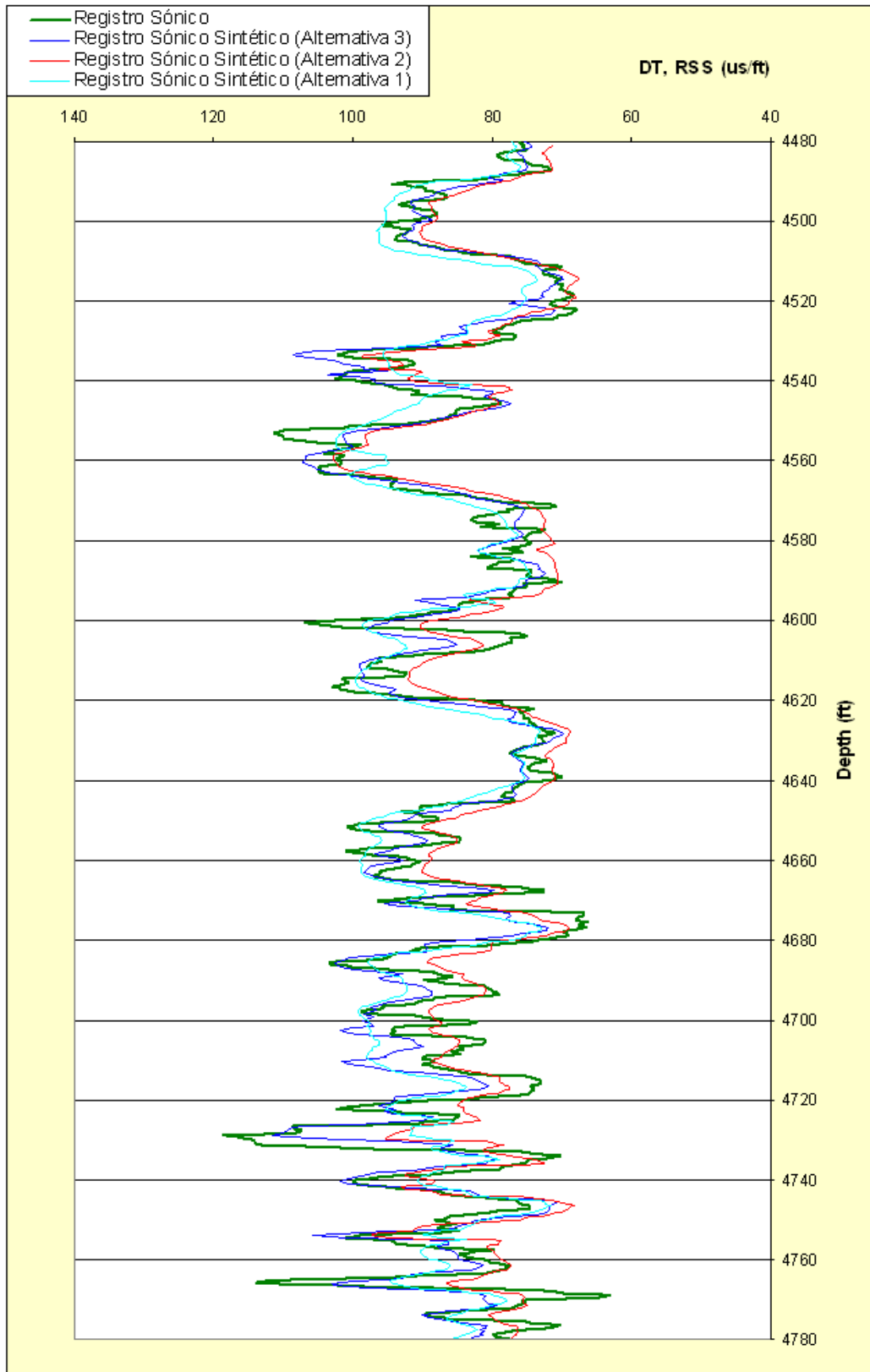
Tabla 8. Coeficiente de Correlación Cuadrático para todas las alternativas.
Fuente: Autores.



**Gráfica 70. RSS para cada Alternativa del Pozo Colorado 70.
Fuente: Autores**



Gráfica 71. RSS para cada Alternativa del Pozo Colorado 72.
Fuente: Autores



Gráfica 72. RSS para cada Alternativa del Pozo Colorado 75.
Fuente: Autores

Las anteriores gráficas muestran el Registro Sónico y el Registro Sónico Sintético generado a partir de las 3 alternativas para los pozos Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75 para un intervalo de la formación de 300 pies.

De cada gráfica se puede observar que la alternativa que muestra la mejor tendencia del Registro Sintético es la alternativa 3, le sigue la alternativa 2 y por ultimo está la alternativa 1.

Los valores de tiempo de tránsito que mas se acercan a los valores originales de cada pozo, se logra utilizando la alternativa 3, en la cual se escogió datos (30% cada pozo) aleatoriamente y se eliminó los datos del registro sónico mayores a 120 us/ft con el fin de disminuir el ruido en los patrones de entrenamiento y así facilitar el proceso de generación del registro Sónico Sintético.

Además visto desde el punto de vista de optimización de la Red Neuronal la mejor alternativa presente es la alternativa 3, puesto que esta presenta la configuración con el menor número de neuronas en su capa oculta (28), gracias a esto su tiempo de ejecución es menor. La topología para la cual se alcanzaron los resultados obtenidos en el menor número de iteraciones fue para la alternativa 1, le sigue la topología de la alternativa 3 y por último esta la topología de la alternativa 2.

De acuerdo a lo señalado anteriormente se puede ratificar que la alternativa 3 es la mejor alternativa.

Sabiendo la topología y la alternativa más óptima para generar el RSS de un pozo, se propuso diseñar el registro Sónico Sintético para el pozo Colorado 38, ya que el perfil Sónico de este pozo es de muy mala calidad y además para contribuir de manera directa en la caracterización del campo Colorado. El RSS se presenta a continuación.

4.4.5 Registro Sónico Sintético Colorado 38

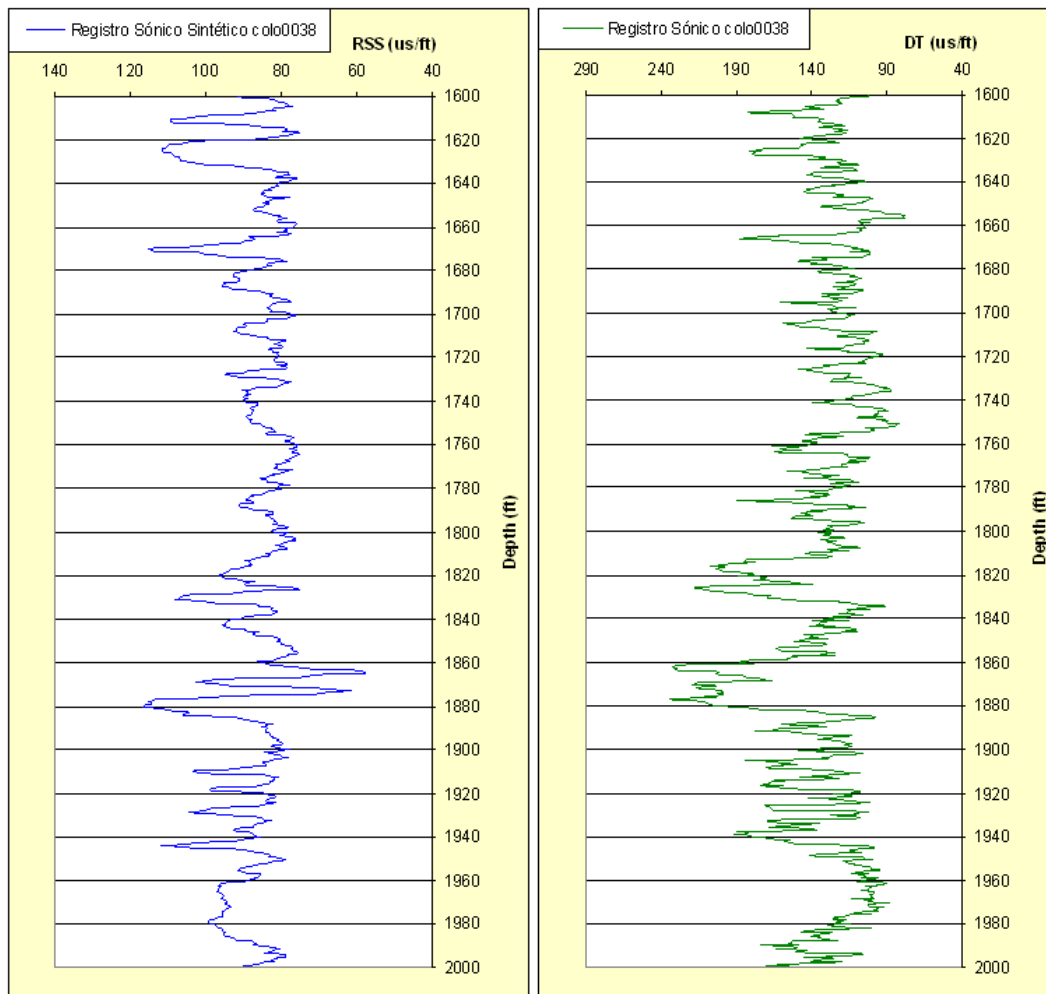


Figura 70. Registro Sónico Real y Sintético del pozo Colorado 38.
Fuente: Autores.

La gráfica 68 muestra el Registro Sónico Sintético generado con la herramienta para un intervalo de la formación del pozo Colorado 38 y el Registro Sónico original para el mismo intervalo de la formación.

De la gráfica puede observarse que el registro sónico original del pozo, es de mala calidad debido a los altos valores de tiempo de tránsito presentes, estos valores oscilan entre 160 y 240 ($\mu\text{s}/\text{ft}$); mientras que los valores del registro sónico sintético oscilan entre 60 y 120 ($\mu\text{s}/\text{ft}$), esto se debe porque en el entrenamiento de la red se excluyeron los valores de tiempo de tránsito superiores a 120 ($\mu\text{s}/\text{ft}$), ya que son anómalos.

También se puede observar que el registro sintético generado sigue el comportamiento del registro Sónico original del pozo de manera acertada y esto es en definitiva el objetivo del proyecto, reproducir el registro Sónico a partir de dos registros comunes como lo son el SP y los resistivos.

El RSS alcanza la tendencia del registro sónico actual pero con valores inferiores. Lo señalado anteriormente es un buen indicio de que la red entrenada a partir de la alternativa 3 está generando valores de tiempo de tránsito aceptables para el pozo Colorado 38.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

- El inventario de registros de pozo en el campo Colorado no es muy amplio, ya que tan solo 4 pozos cuentan con el registro Sónico, por tal motivo el desarrollo de una metodología que permita diseñar el Registro Sónico Sintético de un pozo a partir de registros existentes, contribuye de manera directa a una mejor caracterización del yacimiento.
- El registro Sónico hace parte de los perfiles eléctricos utilizados en la industria del petróleo para determinar las características de la formación, tales como la evaluación de arenas arcillosas, identificación de la litología y la porosidad. De acuerdo a lo anterior, es de suma importancia contar con este registro en los pozos de un campo, en este caso el Campo Colorado de la Universidad Industrial de Santander.
- Con base en análisis de los registros Potencial Espontáneo SP y los Resistivos de los pozos Colorado 38, Colorado 70, Colorado 72 y Colorado 75, se encontró que el yacimiento esta conformado por una serie de capas de arena delgadas, separados por grandes capas de arcilla.
- Esta metodología está diseñada para evitar correr el Registro Sónico en todo el campo y por tanto los costos se reducen, pero aún así no reemplaza la necesidad de correr un registro Sónico para los pozos de un campo, puesto que este es necesario para el proceso de entrenamiento y verificación de la red.
- Las redes neuronales artificiales pueden usarse en la ingeniería de petróleos como una herramienta alterna para solucionar problemas que

no pueden ser resueltos con los métodos de modelamiento matemático convencional y dar uso a datos que no se consideren valiosos o relevantes en este tipo de modelamiento.

- Se mostró que la generación de un registro sónico sintético con cierto grado de precisión es posible a partir del uso de redes neuronales artificiales.
- Se elaboró una herramienta (**GERSS**) que permite crear y entrenar redes neuronales con el algoritmo Backpropagation y que además cuenta con una aplicación para generar un registro sónico sintético (RSS) a partir del registro de Potencial Espontáneo SP y de dos registros de Resistividad (zona lavada y zona virgen) de la formación mugrosa del campo Escuela Colorado.

5.2 RECOMENDACIONES

- Aplicar la metodología realizada en este proyecto a todos los pozos de interés que posean los registros necesarios (SP y Resistivos), buscando una mejor caracterización del campo Colorado.
- Revisar las propiedades del pozo Colorado 38 puesto que los datos de registros con los que se cuenta no son de buena calidad en especial el registro Sónico, ya que este pozo es el mas representativo de todo el campo Colorado.
- Con el fin de evitar oscilaciones no deseadas del error y converger de forma más rápida (menor cantidad de iteraciones) hacia el error establecido, se propone implementar métodos heurísticos para el

algoritmo Backpropagation en la herramienta, como Backpropagation con momentum ó Backpropagation con tasa de aprendizaje variable.

- Puesto que la herramienta GERSS solo trabaja con el algoritmo Backpropagation, se recomienda implementar otro tipo de algoritmos como el algoritmo Kohonen, Hopfield, Levenberg, entre otros que permitan ampliar el alcance de la herramienta.
- Se recomienda que se explore no solo el área de registros sino otras áreas de aplicación en la industria petrolera con esta herramienta.

BIBLIOGRAFIA

- BENDECK, Jorge. Perfiles Eléctricos, Una Herramienta Para La Evaluación de Yacimientos. Santa Fe de Bogota, Octubre de 1992.
- Bassiouni Zaki; Theory, Measurement and interpretation of Well Logs, Richardson Texas, 1994.
- Universidad Tecnológica de Pereira, Tutorial de Redes Neuronales, Facultad de Ingeniería Eléctrica.
- Shabab Mohaghegh, Virtual Magnetic Imaging Logs: Generation of Synthetic MRI Logs from Conventional Well Logs. SPE 51075.
- Shabab Mohaghegh, Developing Synthetic Well Logs for the Upper Devonian Units in Southern Pennsylvania. SPE 98013.
- Shabab Mohaghegh, Reducing the Cost of Field-Scale Log Analysis Using Virtual Intelligence Techniques. SPE 57454
- Shabab Mohaghegh, Virtual intelligence applications in Petroleum Engineering: Part 1 - Artificial Neural Networks. SPE 58046.

ANEXO A. RESEÑA CAMPO COLORADO

- **Generalidades Campo Colorado**

El Campo Colorado está situado en la parte central de la concesión De Mares, al sur del Campo Infantas en el valle del Magdalena Medio, con inmediaciones del Municipio de San Vicente de Chucurí, al sureste del municipio de Barrancabermeja (Santander).



Figura 1. Localización Campo Colorado

Fuente: Proyecto Campo Escuela – Convenio UIS – Ecopetrol S.A.

La estructura del Campo Colorado está conformada por un anticlinal asimétrico, cuyo flanco mas extenso buza al oriente y el mas corto hacia el occidente con inclinaciones entre 25 a 45°, con eje N-S y cabeceo hacia el norte, ubicado en el bloque colgante de una falla inversa homotética en sentido N-S y buzamiento al Este denominada como la Falla de Colorado.

El Anticlinal de Colorado está dividido en siete bloques por fallas locales en sentido W-E y SW-NE. De sur a norte en este trabajo se denominan los Bloques IB, I, II, III y IV están limitados por fallas inversas con buzamiento

hacia el sur, cabalgándose unos a otros hacia el norte, de tal forma que el Bloque IB está mas alto y el Bloque IV más bajo.

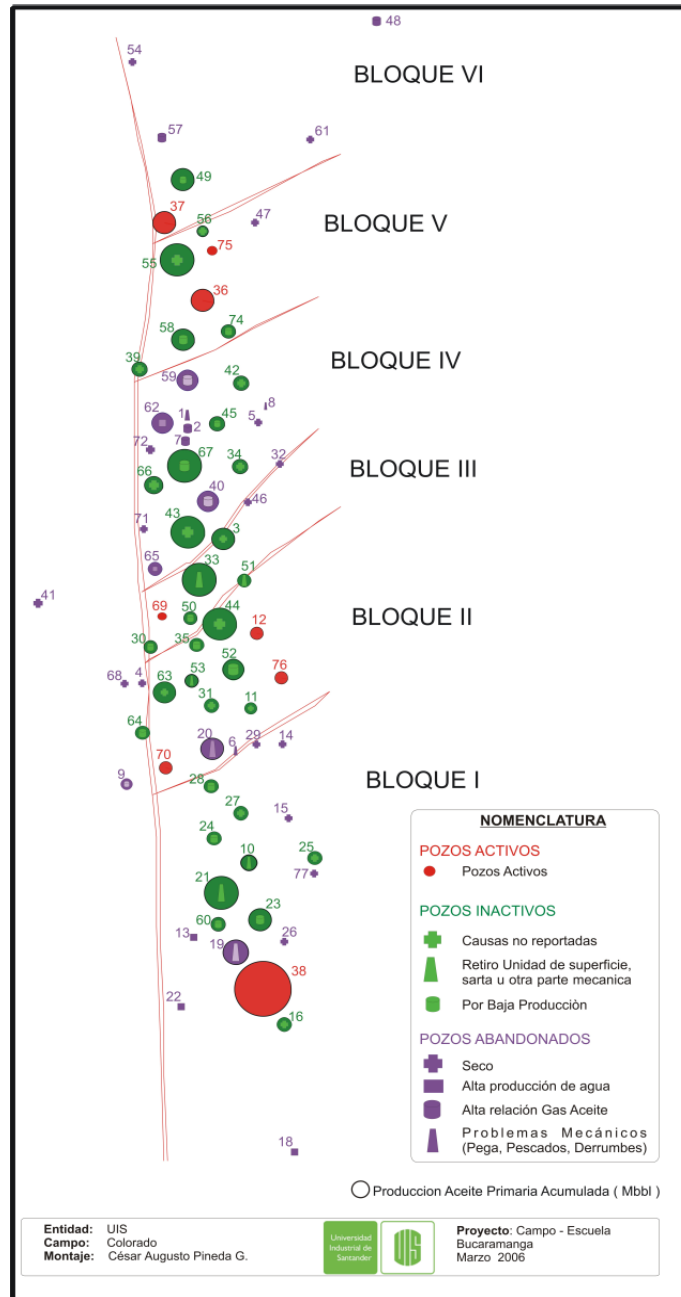


Figura 2. Distribución de Bloques y pozos del Campo Colorado.
Fuente: Proyecto Campo Escuela – Convenio UIS – Ecopetrol S.A.

Este último está limitado al norte por una falla inversa que buza hacia el norte y que lo separa del Bloque V, el cual a su vez está limitado por una falla normal que buza hacia el norte y que lo separa del Bloque VI en la parte norte del campo (figura).

- **Producción del Campo Colorado**

El petróleo se extrae principalmente de la Formaciones Mugrosa (Zonas B y C) y Esmeraldas (Zona D) de edad Oligoceno – Mioceno inferior, depositadas en un sistema fluvial meándrico.

Las formaciones Colorado, Mugrosa y Esmeraldas constituyen las principales unidades almacenadoras de hidrocarburos en la cuenca (Ver figura 2).

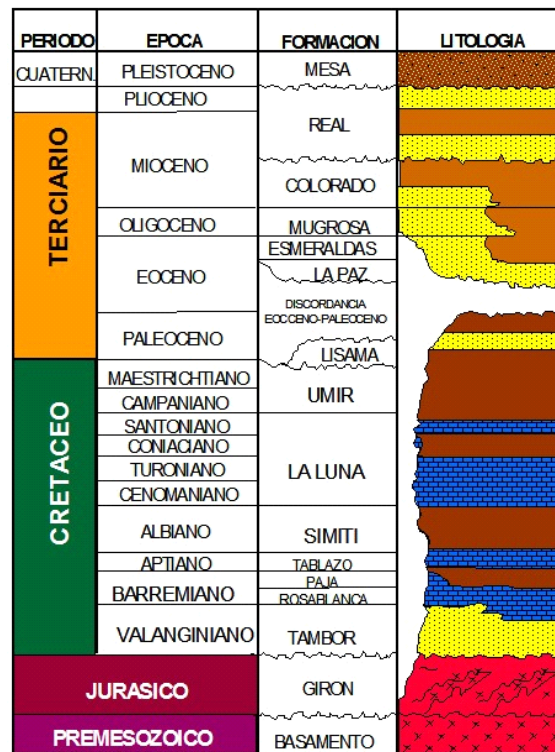


Figura 3. Columna Estratigráfica Cuenca del Valle del Magdalena Medio.

Fuente: ECOPETROL - ICP.

Las areniscas de la Formación Mugrosa se dividen en cuatro unidades operacionales en el Campo Colorado con una porosidad promedio de 12.9 % para la Zona B1, 13.5% para B2, 15.7% para C1 y 19.6% para C2, con un espesor promedio de arena neta petrolífera de 21.8, 23.2, 24.9 y 42.3 pies, respectivamente.

La exploración del campo se inició en 1923-1932 con la empresa Troco (perforó 15 pozos). En 1953-1964 ECOPETROL desarrolló completamente el campo perforando 60 pozos. El máximo número de pozos productores o activos se alcanzó en 1963 con un total de 44 pozos.

El Campo Colorado inició producción oficialmente en el año de 1945 con una tasa de 300 BOPD. En 1961 alcanzó su máxima producción, con un caudal de 1771 BOPD, declinando rápidamente, hasta llegar a un valor de 467 BOPD en 1966, caracterizándose este periodo por la pérdida de pozos productores por diferentes problemas mecánicos entre los que se destacaba el taponamiento de las líneas por parafinas.

A partir de 1966 y hasta el año 1976 se mantuvo con una producción promedio de 670 BOPD.

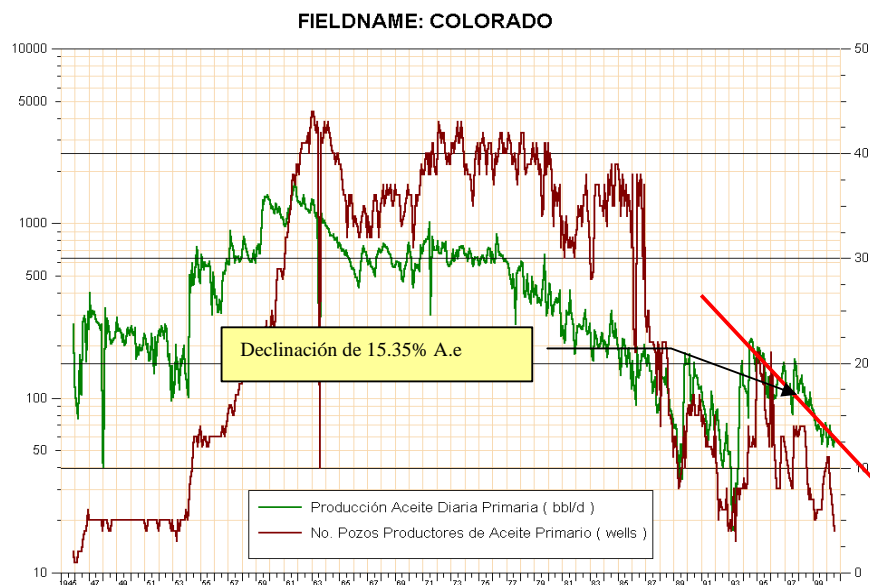


Figura 4. Producción Actual del Campo Colorado
Fuente: ECOPETROL - ICP.

El comportamiento actual de la producción de Aceite se caracteriza por una fuerte declinación, la cual se ha mantenido desde 1994 hasta el 2001 con un valor de 0.1535 efectiva anual.

Este periodo de tiempo se ha caracterizado por la continua perdida de pozos productores dando como producción del campo un promedio entre 50 BOPD y 70 BOPD.

El comportamiento del BSW denota la realización de trabajos para aislar la producción esporádica del agua en el campo, la cual es mínima en comparación a la producción de Aceite y Gas.

El comportamiento del GOR es normal hasta el año 1976, en donde se presentan anomalías en la curva, mostrando aumentos del GOR al disminuir la producción de crudo, esto se puede deber a la producción de pozos de solo gas o a medidas erróneas del gas producido.

En líneas generales el GOR presenta un comportamiento casi constante desde 1989.

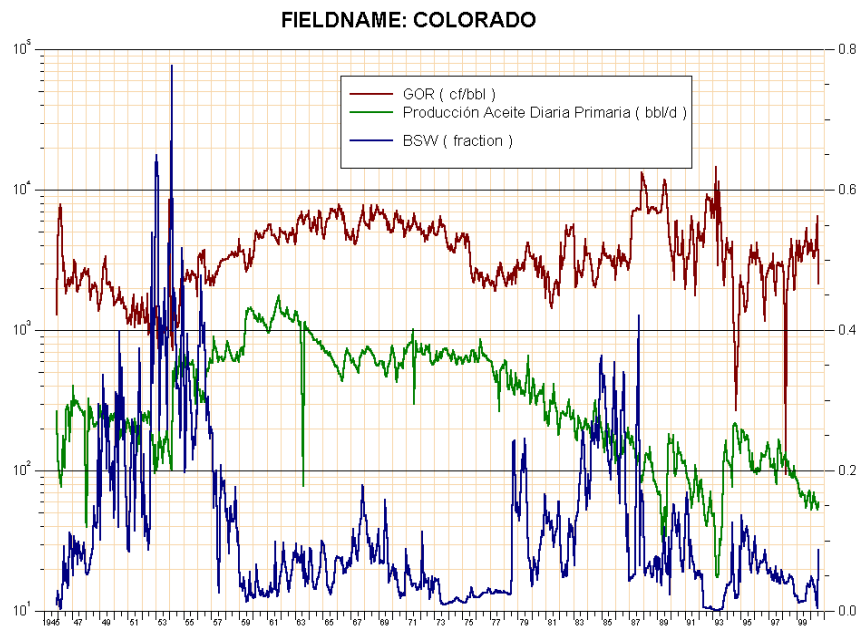


Figura 5. Comportamiento del GOR y BSW en el Campo Colorado
Fuente: Proyecto Campo Escuela – Convenio UIS – Ecopetrol S.A.

El Campo Colorado tiene una muy baja producción de agua en su comportamiento histórico, siendo esto típico de un campo con una influencia mínima o nula de algún tipo de acuífero.

La producción acumulada de aceite al 2000/12 es de 8.5 Millones de barriles y la de gas es de 35632 Millones de pies cúbicos de gas y la de agua es de 1.011 Millones de barriles.

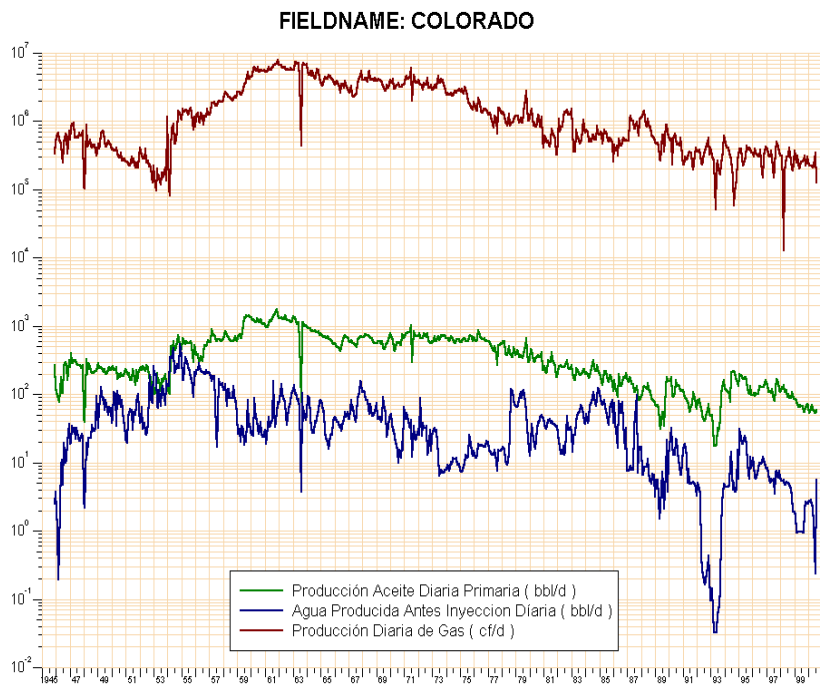


Figura. Producción de Aceite, Agua y Gas del campo Colorado

Fuente: Información Campo Colorado

En el Campo Colorado, de los 75 pozos perforados, solamente 56 pozos reportan algún tipo de producción, siendo muy pobres las producciones acumuladas del campo donde solamente un pozo, Colorado 38, ha producido más de medio millón de barriles y únicamente 20 pozos han producido más de doscientos mil barriles.

Como conclusión se puede determinar que en su gran mayoría los pozos perforados se clasifican como pozos con bajo potencial de hidrocarburos.

- **Datos Principales del Campo Colorado**

	B	C	
Temperatura de Yacimiento	114	174	°F
API	41.2	39.7	°API
Sg Gas en Separador	0.958	0.937	
Presión de Burbuja	648	2078	Psia
Viscosidad a Pb	1.64	0.462	Cp
Bo a Pb	1.091	1.401	Rb/Stb
Rs a Pb	140	648	
Profundidad Promedia	1700	3500	Ft ss
Espaciamiento / pozo			20 - 30 Acres
Producción Prom. / Pozo Perforado			112 MBbls
Pozos Perforados			75
Pozos Activos			21
Pozos Produciendo			7
Pozos Cerrados			54
Aceite Original	20.0	37.3	MM Bls
Area	634	1083	Acres
Reservas Remanentes			100 200 MBls
Factor de Recobro			14.83 %

Tabla. Propiedades del Yacimiento
Fuente: Proyecto Campo Escuela – Convenio UIS – ECOPETROL S.A.

- **Estado Actual de los Pozos del Campo Colorado.**

El campo Colorado cuenta con 75 pozos perforados, de los cuales los primeros 7 pozos fueron perforados entre 1923 y 1938 con la Tropical Oil Company (TROCO), de 1945 a 1946 se perforaron 8 pozos y durante el periodo 1953 a 1964 ECOPETROL perforo 60 pozos.

El sistema de producción actual en el Campo Colorado es de levantamiento artificial por Bombeo Mecánico en la totalidad de los pozos productores, por lo cual se cuenta con una infraestructura de tuberías y varillas de producción, bombas de subsuelo y unidades de bombeo para la extracción del crudo.

ANEXO B

GERSS es una herramienta desarrollada en el lenguaje de programación de VISUAL BASIC 6.0, que utiliza el algoritmo Backpropagation como mecanismo de entrenamiento de la red neuronal. En esta herramienta se puede aplicar la metodología desarrollada en el proyecto y permite además conocer, de forma sencilla, la utilidad que puede tener en nuestro medio el uso de la inteligencia artificial, en especial las redes neuronales artificiales.

La herramienta está dividida en cuatro secciones. La primera sección es utilizada para crear patrones de entrenamiento, para este fin la herramienta permite cargar información de registros de pozos que se encuentren almacenados en archivos de texto (*.txt y *.las) u hojas de cálculo de Excel (*.xls). La segunda sección, se utiliza para diseñar la arquitectura de la red, la cual puede constar de una capa de entrada, 2 capas ocultas (de n neuronas) y una capa de salida. La tercera sección se encarga del entrenamiento y verificación de la red. Y la cuarta sección son aplicaciones específicas de las secciones anteriores.

A continuación se hace una descripción más amplia a manera de tutorial de cada una de las secciones mencionadas.

DESCRIPCION DE LA APLICACIÓN

Sección 1. Creación de patrones de entrenamiento

Debido a que se trata de un entrenamiento supervisado, los patrones de entrenamiento deben ser un conjunto de datos que conste de las entradas que se presentan a la red y las salidas esperadas de la red.

Para la creación de patrones de entrenamiento, la herramienta presenta la opción de ingresar archivos de extensión *.las, *.txt y *.xls que contengan datos de registros eléctricos.

A continuación se muestran los pasos para crear los patrones de entrenamiento a partir de un archivo de extensión *.xls (hoja de cálculo Excel).

Al iniciar el programa se presenta la aplicación mostrada en la figura 1.



Figura1. Ventana de inicio

Fuente: Autores

1. Menú – Archivo >> Abrir >> Otros Archivos
2. En el formulario que se despliega, digite el número de filas y columnas de la hoja de cálculo donde se encuentran los datos de registros eléctricos.
3. Menú – Red Neuronal >> Identificar Registros Eléctricos.
4. Se despliega un formulario como lo muestra la figura 2. Haga clic sobre el botón “Cargar”.
5. En el mismo formulario identifique a que columna pertenece cada registro digitando sobre cada caja de texto el número de la columna que corresponde a cada registro, si el archivo cargado no cuenta con la línea base SP (SP Base) digite “0” en esa caja de texto y a continuación haga clic sobre el botón “Identificar”.

6. En el mismo formulario haga clic sobre el botón “Corregir Datos”, esto eliminará cualquier fila que presente datos erróneos y hará la corrección por línea base (si esta existe) al registro de pozo SP.

Identificación de los Registros Eléctricos

Datos del Archivo

Topo: 492 [ft] Base: 5650 [ft] Paso: 0.5 [ft] Columnas: 6 [#]

DEPTH	SP Corr	SN	ILD	DT
512.5	-7.145	7.691	7.154	138.976
513	-7.073	7.691	7.07	145.147
513.5	-7.015	7.691	6.998	147.737
514	-6.946	7.701	6.939	149.839
514.5	-6.877	7.77	6.953	150.904
515	-6.83	7.843	7.054	150.559
515.5	-6.83	8.044	7.248	148.635
516	-6.83	8.26	7.448	145.131
516.5	-6.83	8.476	7.661	140.295
517	-7.044	8.691	7.882	135.086

Cargar Identificar **Corregir Datos**

Datos de Entrenamiento

DEPTH: 1 SP Base: 0 SP: 2
SN: 3 ILD: 4 DT: 5

Aceptar Cancelar

Figura 2. Creación de Patrones

Fuente: Autores

7. En el mismo formulario haga clic sobre los botones que se encuentran al lado derecho de cada caja de texto. Esto despliega un cuadro de diálogo en el que debe digitar el valor máximo y mínimo correspondiente a cada registro, con el fin de normalizar los datos.
8. Una vez normalizado todos los datos haga click sobre el botón “Aceptar”.

Los patrones de entrenamiento que constan de 5 elementos, 4 elementos de entrada (DEPTH, SP, SN, ILD) y un elemento de salida esperada (DT), se usarán en el desarrollo del modelo y pueden visualizarse en tabla del formulario, como lo muestra la figura 2.

Sección 2. Diseño de la Arquitectura de la red.

El diseño de la arquitectura de la red consiste en encontrar la configuración adecuada de capas ocultas con su respectivo número de neuronas y funciones de transferencia.

La herramienta GERSS presenta la opción de diseñar una red con una capa de entrada, 2 capas ocultas y una capa de salida y de asignar una matriz de pesos y un vector de ganancias para cada capa.

Las funciones de transferencia que maneja la herramienta son la Identidad, Tangente Sigmoidal y Logaritmo Sigmoidal. Para la capa de entrada y salida la función de transferencia usada es la función Identidad, mientras que para las capas ocultas se puede escoger entre la función Tangente Sigmoidal y Logaritmo Sigmoidal.

Para asignar una arquitectura de la red en la herramienta se realiza los siguientes pasos:

1. Menú – Red Neuronal >> Topología de la Red
2. El formulario que se despliega se muestra en la figura 3. En este formulario se puede digitar el número de neuronas de la capa de entrada y salida, el número de capas ocultas (máximo 2) y el número de neuronas de cada capa oculta
3. Las funciones de transferencia de cada capa se seleccionan a partir de los menús desplegables.
4. Menú – Red Neuronal >> Pesos Sinápticos y Ganancias

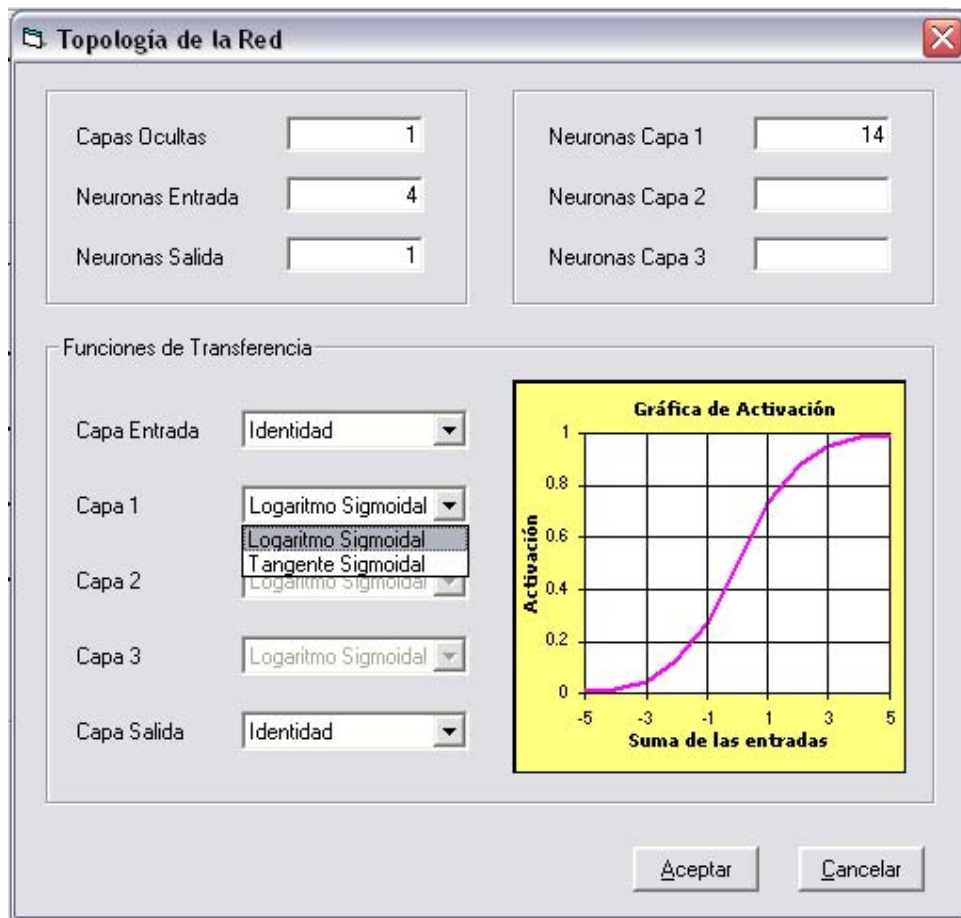


Figura 3. Creación y diseño de la arquitectura de la red

Fuente: Autores

La asignación de la matriz de pesos y vectores de ganancias para cada capa, se puede realizar de manera aleatoria o estos pueden crearse en una hoja de cálculo de Excel y ser importados. La figura 4 muestra la asignación de pesos de forma aleatoria.

Sección 3. Entrenamiento y verificación de la red.

El entrenamiento de la red realizado por la herramienta consiste en modificar la matriz de pesos sinápticos y vector de ganancias de cada capa con el que se inicio el entrenamiento, mientras que el proceso de verificación consiste en validar la nueva matriz de pesos y vector de ganancias obtenidas en el proceso de entrenamiento.

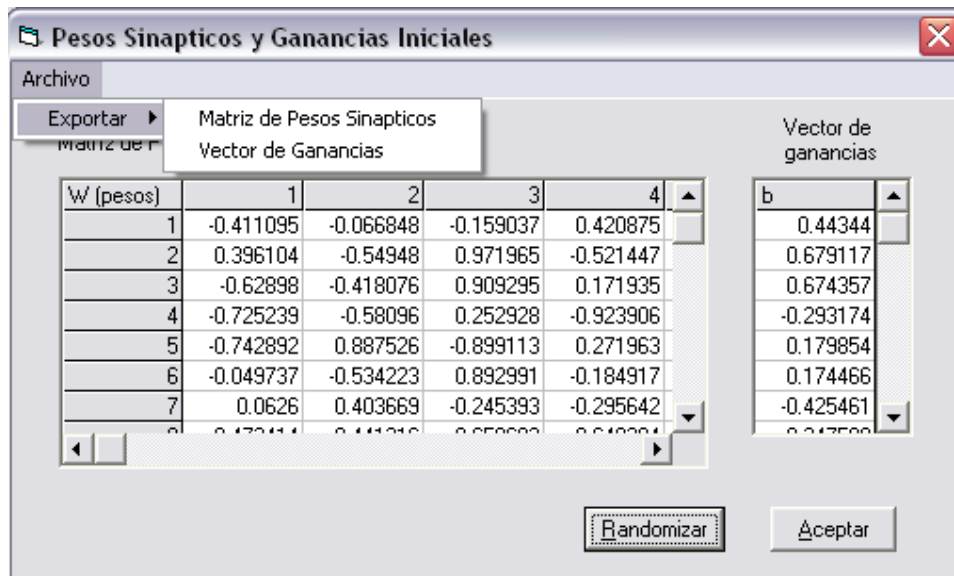


Figura 4. Asignación aleatoria de pesos sinápticos y vector de ganancias

Fuente: Autores

Para dar inicio al proceso de entrenamiento se siguen los siguientes pasos:

1. Menú – Red Neuronal >> Editar un Profesor.
2. Se despliega un formulario como muestra la figura 5. Dentro del formulario se debe digitar la tasa de aprendizaje y establecer un criterio de parada del entrenamiento (error y repeticiones por lección).
3. Menú – Red Neuronal >> Entrenar.

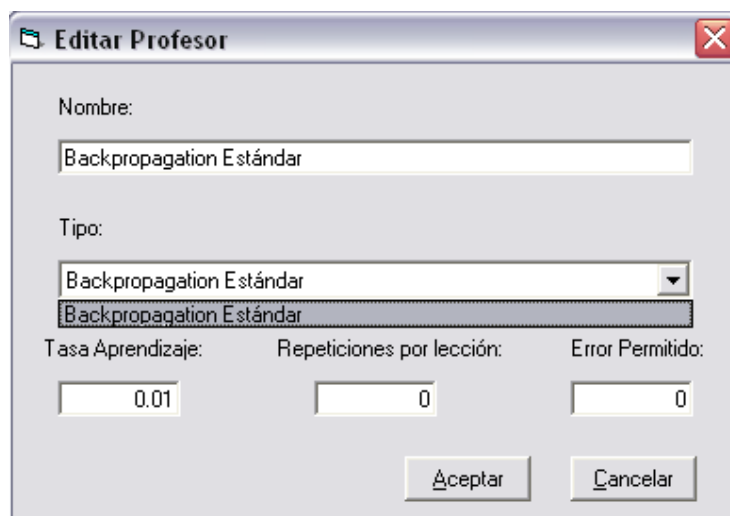


Figura 5. Edición de un profesor para el entrenamiento

Fuente: Autores

El proceso de entrenamiento terminará una vez alcanzado el criterio de parada establecido en la edición del “Profesor”.

Para el proceso de verificación se selecciona Menú – Red Neuronal >> Generar RSS. Esto despliega un formulario semejante al formulario de Identificación de Registros y se debe seguir los pasos del 1 al 7 de la sección 1 y a continuación se hace clic sobre el botón “Generar”.

Los datos que se obtienen en la tabla pueden ser exportados como un documento de texto (*.txt y *.las) o como una hoja de cálculo de Excel (*.xls). De esta manera los datos obtenidos pueden ser comparados con los datos reales y determinar si la red requiere o no de mayor entrenamiento.

Sección 4. Aplicación

Esta sección está diseñada para generar el registro sónico sintético de la formación mugrosa sin la necesidad de crear y entrenar una red neuronal. La red neuronal que genera el registro sónico sintético fue entrenada siguiendo la metodología del proyecto.

Para generar el registro sónico sintético, la herramienta permite importar un archivo que puede ser un documento de texto (*.las, *.txt) u hoja de cálculo (*.xls).