

**HERRAMIENTA SOFTWARE PARA GENERAR REGISTROS ELÉCTRICOS
SINTÉTICOS BASADOS EN REDES NEURONALES.
APLICACIÓN CAMPO COLORADO.**

ANDRÉS FERNANDO CERÓN AROS

CARLOS MAURICIO DÍAZ PÉREZ



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO-QUÍMICA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
BUCARAMANGA**

2010

**HERRAMIENTA SOFTWARE PARA GENERAR REGISTROS ELÉCTRICOS
SINTÉTICOS BASADOS EN REDES NEURONALES.
APLICACIÓN CAMPO COLORADO.**

ANDRÉS FERNANDO CERÓN AROS

CARLOS MAURICIO DÍAZ PÉREZ

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:
Ingeniero de petróleos.**

Director

FERNANDO ENRIQUE CALVETE GONZÁLEZ

Ingeniero de Petróleos, M. sc.

Codirector

ARISTÓBULO BEJARANO WALLENS

Ingeniero de Petróleos.

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER

FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO-QUÍMICA

ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS

BUCARAMANGA

2010

DEDICATORIA

A DIOS por darme la confianza necesaria para seguir siempre adelante y no rendirme en los momentos difíciles.

A mis padres, Hercilia y Arturo, por brindarme su amor, apoyo incondicional y permitirme realizar este sueño, sin ellos no hubiera sido posible.

A mi hermano David Mauricio, por los momentos compartidos y ánimos para seguir adelante.

A Marina, Gustavo y Lizeth por su apoyo y amistad incondicional.

A mi compañero Mauricio Díaz, por su confianza y empeño durante la realización del proyecto.

A Marlon, Camilo, María F, Víctor, Fabio, Veneco, Maria E, Andrea, Anderson, Felipe y demás compañeros de universidad con los que he tenido la oportunidad de compartir y disfrutar buenos momentos, estos no se olvidarán.

ANDRÉS FERNANDO CERÓN AROS.

DEDICATORIA

Este trabajo se lo dedico a DIOS, por darme la fortaleza y la confianza necesaria para seguir adelante en los momentos difíciles y poder ver realizadas mis metas.

A mis padres, JAVIER DÍAZ y MARLENE PÉREZ, gracias a su ayuda y confianza pude culminar este objetivo propuesto en mi vida.

A mi tía mamá OFELIA DÍAZ; porque su amor, comprensión, oraciones y demás virtudes me hicieron una persona capaz de enfrentarme a la vida sin temor, ni vacilación ante la adversidad y me dio el mayor regalo que es la capacidad de tomar mis propias decisiones como persona y ser humano.

A mi familia por su apoyo incondicional, que supieron darme voces de aliento y a mi querida prima LEIDY gracias por su preocupación y carisma.

A mis amigos de la vieja guardia: ALEJO, viejo DAVIS (QEPD), RAFAEL, JORQUÍN, SANDRA, JAVIER, GIOVANNI, HEIDY, los BAZ y todos aquellos que de una u otra forma me apoyaron y me acompañaron en este duro camino.

A mis compañeros de la UIS; la ORGANIZACIÓN, MARLON BOHADA, CAMILO LEÓN, ORLANDO BERBEO y muchos otros compañeros que estuvieron en los buenos y malos momentos de la carrera trabajando y estudiando para llegar a estos momentos donde se ven los frutos de ese esfuerzo.

A mi compañero en este trabajo ANDRÉS CERÓN; por tener las ganas y las fuerzas necesaria para hacerle frente a tan gran problema que nos estábamos enfrentando y nunca dar un paso atrás en los momentos difíciles. A mi primo ALEJO que gracias a su guía y ayuda pude salir de muchos callejones sin salida.

EN LA DERROTA LO NECESITAMOS Y EN LA VICTORIA LO MERECEMOS.

CARLOS MAURICIO DÍAZ PÉREZ.

AGRADECIMIENTOS

Al M.Sc Fernando Calvete por brindarnos la posibilidad de realizar este proyecto y su colaboración durante el desarrollo del mismo.

Al Ing. Aristóbulo Bejarano por la colaboración prestada en el área de registros de pozo.

Al Grupo de Investigación GITAH y demás compañeros por el apoyo recibido.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	1
1.MARCO TEÓRICO	2
1.1. EVALUACIÓN DE FORMACIONES	2
1.2. GENERALIDADES DE LOS REGISTROS DE POZO.....	2
1.3. PARÁMETROS IMPORTANTES.....	3
1.3.1. Porosidad.....	3
1.3.1.1. Tipos de porosidad.....	4
1.3.1.2. Clasificación Geológica.....	4
1.3.2. Permeabilidad.....	5
1.3.3. Saturación de Agua.....	6
1.3.4. Temperatura de la formación.....	8
1.3.5. Volumen de arcilla (Vsh).....	8
1.4. EFECTOS CAUSADOS AL YACIMIENTO.....	8
1.4.1. Proceso de invasión	8
1.4.2. Perfil de invasión.....	9
1.5. REGISTRO DE POTENCIAL ESPONTANEO (SP).....	12
1.5.1. Fuentes u Orígenes del SP	13
1.5.1.1. Potencial Electroquímico (E_{sh}).....	13
1.5.1.2. Potencial Electroquímico (E_d).....	15
1.5.1.3. Potencial ElectroCinético (E_{mc}).....	15
1.5.1.4. Potencial Electrocinético (E_{sb}).....	15
1.5.2. Potencial Espontaneo Estático (SSP).....	15
1.5.3. Principales Factores que afectan la amplitud y la forma de la curva del registro SP.....	16

1.6. REGISTRO DE POROSIDAD	17
1.6.1. Generalidades	17
1.6.2. Registro Sónicos	17
1.6.2.1. Registro sónico (BHC)	19
1.6.2.2. Interpretación de los Registros Sónicos	20
1.6.2.3. Efectos de la formación	22
1.6.3. Factores que influyen la medida	23
1.6.3.1. La matriz	23
1.6.3.2. Porosidad y fluidos	24
1.6.3.3. Textura	24
1.7. REGISTROS ELÉCTRICOS RESISTIVOS	25
1.7.1. Generalidades de la Resistividad	25
1.7.1.1. Resistividad del Agua de formación (R_w)	25
1.7.1.2. Resistividad de acumulación de agua en la formación (R_o)	26
1.7.1.3. Factor de Formación	26
1.7.1.4. Resistividad de Acumulación de Aceite en la Formación (R_t).....	27
1.7.2. Introducción	28
1.7.3. Registros Eléctricos Convencionales	30
1.7.3.2. Registros laterales	31
1.7.4. Registros resistivos de inducción.	32
2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (R.N.A.)	36
2.1. RESEÑA HISTÓRICA.....	36
2.2. TIPOS DE REDES NEURONALES	39
2.2.1. Perceptrón multicapa	39
2.2.2. Backpropagation	41
2.3. ALGORITMOS DE ENTRENAMIENTO	42

2.3.1.	Levenberg- Marquardt (Trainlm).....	42
2.3.2.	Gradientes descendentes con momentum y tasa de aprendizaje variable (Traingdx).....	43
2.3.3.	Backpropagation elástico (Trainrp)	45
3.	REGISTROS DEL CAMPO COLORADO	47
3.1.	GENERALIDADES.....	47
3.2.	REGISTROS IMPORTANTES A CONSIDERAR.....	51
3.2.1.	Registro sónico.....	51
3.2.2.	Registro short normal.....	52
3.2.3.	Registro SP.....	52
3.2.4.	Registro Caliper	52
3.3.	REGISTROS DISPONIBLES DEL CAMPO	53
3.4.	INTERPRETACIÓN DE UN REGISTRO	58
4.	DISEÑO DE UN PROYECTO NEURO-COMPUTACIONAL	66
4.1.	FASES DE UN PROYECTO NEURO-COMPUTACIONAL.....	66
4.1.1.	Identificación y estudio del problema a solucionar.....	66
4.1.2.	Diseño y construcción del Prototipo.....	67
4.1.3.	Entrenamiento y validación de la Red.....	68
4.1.4.	Probar y Optimizar el prototipo.	68
4.1.5.	Mantenimiento de la red.....	69
4.1.6.	Recolección de datos	69
4.2.	METODOLOGÍA DE TRABAJO	69
4.2.1.	Revisión bibliográfica.....	71
4.2.2.	Trabajo con los datos de entrada.....	71
4.2.2.1.	Estudio de los registros del campo escuela Colorado.....	71
4.2.2.2.	Normalización de los datos seleccionados	71

4.2.2.2.1.	Profundidad y espesor de la formación de interés	72
4.2.2.2.2.	Correcciones ambientales	72
4.2.3.	Identificación, diseño y programación de la red neuronal.....	72
4.2.4.	Validación de la RES.....	73
4.2.5.	Aporte de la RES	73
5.	PROCEDIMIENTO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	74
5.1.	ALTERNATIVAS A USAR PARA GENERAR LA RED (RES).....	74
5.1.1.	Topología de la RED	75
5.1.1.1.	Con 1 Capa oculta.....	75
5.1.1.2.	Con 2 Capas ocultas.....	77
5.1.1.3.	Con 3 Capas Ocultas	79
5.1.2.	Por tipo de entrenamiento de la RED	80
5.1.2.1.	Entrenamiento Levenberg-Marquardt (Trainlm).....	80
5.1.2.2.	Entrenamiento de Gradientes descendentes con momentum y tasa de aprendizaje variable (Traingdx)	82
5.1.2.3.	Entrenamiento Backpropagation elástico (Trainrp)	83
5.1.3.	Por tipo de entrada de datos de la RED	84
5.1.3.1.	RES 1 (SN, Sónico, SP)	85
5.1.3.2.	RES 2 (Caliper, SN, Sónico)	86
5.1.3.3.	RES 3 (Caliper, SN, SP).....	88
5.1.3.4.	RES 4 (SN, Sónico)	89
5.1.3.5.	RES 5 (SN, SP).....	90
5.1.4.	Por tipo de Refinamiento de los datos	92
5.1.4.1.	Refinamiento de los datos por DCAL	92
5.1.4.2.	Refinamiento de los datos por SP=0.....	95

5.1.4.3.	Refinamiento de los datos por DCAL & SP=0	97
5.1.5.	Por tipo de Datos de entrenamiento	100
5.1.5.1.	Entrenamiento con 70 B-C	101
5.1.5.2.	Entrenamiento 70 Completo	104
5.1.5.3.	Entrenamiento 70 & 75 B-C	106
5.2.	Análisis de posibles nuevas zonas productoras	111
5.3.	Análisis Económico	132
5.3.1.	Costos del equipo requerido para el desarrollo de las operaciones.	133
6.	CONCLUSIONES	150
7.	RECOMENDACIONES	152
8.	BIBLIOGRAFÍA	154

LISTA DE FIGURAS.

	Pág
FIGURA 1. REGISTRO DE POZO.	3
FIGURA 2. ESQUEMA DE ZONA INVADIDA.	10
FIGURA 3. ESQUEMA DE ZONA TRANSICIÓN.	11
FIGURA 4. ESQUEMA DE ZONA NO INVADIDA.	11
FIGURA 5. PERFIL DEL REGISTRO DE POTENCIAL ESPONTANEO.	13
FIGURA 6. FUENTES DEL POTENCIAL ESPONTANEO.	14
FIGURA 7. PERFIL DEL REGISTRO SÓNICO.	18
FIGURA 8. REGISTRO BHC.	20
FIGURA 9. PERFIL DEL REGISTRO RESISTIVO.	29
FIGURA 10. ARREGLO NORMAL.	31
FIGURA 11. ARREGLO LATERAL.	32
FIGURA 12. PRINCIPIO DE INDUCCIÓN.	33
FIGURA 13. PERCEPTRÓN MULTICAPA Y FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DE LA NEURONA.	40
FIGURA 14. PROBLEMA NO LINEALMENTE SEPARABLE, SOLUCIONADO.	40
FIGURA 15. UBICACIÓN CAMPO COLORADO.	47
FIGURA 16. COLUMNA ESTRATIGRÁFICA CUENCA VALLE MEDIO DEL MAGDALENA.	48
FIGURA 17. PRODUCCIÓN ACUMULADA CAMPO COLORADO.	50
FIGURA 18. PRODUCCIÓN DIARIA CAMPO COLORADO.	51
FIGURA 19. SEGMENTO [1650 – 1750 (FT)] DE COLORADO 38.	58
FIGURA 20. SEGMENTO [1540 – 1610 (FT)] DE COLORADO 38.	59
FIGURA 21. SEGMENTO [1610 – 1680 (FT)] DE COLORADO 38.	60
FIGURA 22. SEGMENTO [1790 – 1910 (FT)] DE COLORADO 38.	61
FIGURA 23. SEGMENTO [2090 – 2220 (FT)] DE COLORADO 38.	62
FIGURA 24. SEGMENTO [3440 – 3550 (FT)] DE COLORADO 38.	63
FIGURA 25. SEGMENTO [3690 – 3760 (FT)] DE COLORADO 38.	64
FIGURA 26. SEGMENTO [3990 – 4090 (FT)] DE COLORADO 38.	64
FIGURA 27. SEGMENTO [4145 – 4215 (FT)] DE COLORADO 38.	65
FIGURA 28. FASES DE UN PROYECTO NEURO-COMPUTACIONAL.	67
FIGURA 29. METODOLOGÍA DE TRABAJO.	70
FIGURA 30. PORCENTAJE ÉXITOS CON 1 CAPA OCULTA.	77
FIGURA 31. PORCENTAJE ÉXITOS CON 2 CAPAS OCULTAS.	78
FIGURA 32. PORCENTAJE ÉXITOS CON 3 CAPAS OCULTAS.	79
FIGURA 33. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO TRAINLM.	81
FIGURA 34. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO TRAINGDX.	82
FIGURA 35. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO TRAINRP.	84
FIGURA 36. PORCENTAJE ÉXITOS RES 1.	86
FIGURA 37. PORCENTAJE ÉXITOS RES 2.	87

FIGURA 38. PORCENTAJE ÉXITOS RES 3.	89
FIGURA 39. PORCENTAJE ÉXITOS RES 4.	90
FIGURA 40. PORCENTAJE ÉXITOS RES 5.	91
FIGURA 41. PORCENTAJE ÉXITOS DCAL.	94
FIGURA 42. REGISTRO POZO COLORADO 72 CON RES 5 Y DCAL.	95
FIGURA 43. PORCENTAJE ÉXITOS SP=0.	96
FIGURA 44. REGISTRO POZO COLORADO 72 CON RES 5 Y SP=0.	97
FIGURA 45. PORCENTAJE ÉXITOS DCAL & SP=0.	99
FIGURA 46. REGISTRO POZO COLORADO 72 CON RES 5 Y (SP=0 & DCAL).	100
FIGURA 47. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO (70 B-C).	102
FIGURA 48. REGISTRO POZO COLORADO 72 CON ENTRENAMIENTO (70 B-C).	103
FIGURA 49. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO (70 COMPLETO).	105
FIGURA 50. REGISTRO POZO COLORADO 72 CON ENTRENAMIENTO (70 COMPLETO).	106
FIGURA 51. PORCENTAJE ÉXITOS CON ENTRENAMIENTO 70 & 75 B-C.	108
FIGURA 52. REGISTRO POZO 72 CON ENTRENAMIENTO (70 & 75 B-C).	108
FIGURA 53. REGISTRO POZO 72 RED FINAL.	109
FIGURA 54. REGISTRO COLORADO 38 B (1).	112
FIGURA 55. REGISTRO COLORADO 38 B (2).	112
FIGURA 56. REGISTRO COLORADO 38 B (3).	113
FIGURA 57. REGISTRO COLORADO 38 C (1).	113
FIGURA 58. REGISTRÓ COLORADO 38 C (2).	114
FIGURA 59. IPR CONVENCIONAL ZONA C.	117
FIGURA 60. IPR CONVENCIONAL ZONA B.	118
FIGURA 61. IPR CONVENCIONAL ZONA B TOTAL.	120
FIGURA 62. IPR RES ZONA C TOTAL.	120
FIGURA 63. IPR RES ZONA C.	121
FIGURA 64. IPR RES ZONA B TOTAL.	124
FIGURA 65. IPR RES ZONA C TOTAL.	124
FIGURA 66. CURVA VLP CONVENCIONAL ZONA B.	125
FIGURA 67. CURVA VLP RES ZONA B.	126
FIGURA 68. CURVA VLP CONVENCIONAL ZONA C.	126
FIGURA 69. CURVA VLP RES ZONA C.	127
FIGURA 70. DECLINACIÓN DE ACEITE POZO COLORADO 38 CB.	128
FIGURA 71. CURVA DECLINACIÓN ZONA B CONVENCIONAL.	130
FIGURA 72. CURVA DECLINACIÓN ZONA B RES.	130
FIGURA 73. CURVA DECLINACIÓN CONVENCIONAL.	131
FIGURA 74. CURVA DECLINACIÓN RES.	131
FIGURA 75. MODELO DE RENTABILIDAD PLANTEADO.	132
FIGURA 76. PREDICCIÓN PRECIO CRUDO. REFERENCIA WTI.	136
FIGURA 77. INGRESOS ZONA B CONVENCIONAL EN FUNCIÓN DEL TIEMPO.	139
FIGURA 78. INGRESOS ZONA B RES EN FUNCIÓN DEL TIEMPO.	139
FIGURA 79. INGRESOS ZONA C CONVENCIONAL EN FUNCIÓN DEL TIEMPO.	140
FIGURA 80. INGRESOS ZONA C RES EN FUNCIÓN DEL TIEMPO.	140
FIGURA 81. TASA INTERNA DE RETORNO (TIR) ZONA B CONVENCIONAL.	142

FIGURA 82. TASA INTERNA DE RETORNO. ZONA B RES..... 143
FIGURA 83. TASA INTERNA DE RETORNO. ZONA C CONVENCIONAL. 144
FIGURA 84. TASA INTERNA DE RETORNO. ZONA C RES. 145
FIGURA 85. FLUJO DE CAJA ZONA B CONVENCIONAL. 146
FIGURA 86. FLUJO DE CAJA. ZONA B RES..... 147
FIGURA 87. FLUJO. ZONA C CONVENCIONAL..... 148
FIGURA 88. FLUJO. ZONA C RES..... 149

LISTA DE TABLAS

Pág

TABLA 1. INTERVALO DE TIEMPO DE TRÁNSITO Y VELOCIDAD COMPRESIVA DE ONDA DE LOS MINERALES Y ROCAS MÁS COMUNES.....	23
TABLA 2. REGISTROS DISPONIBLES (POZO COLORADO 03 - COLORADO 43.).....	55
TABLA 3. REGISTROS DISPONIBLES (POZO COLORADO 44 - COLORADO 77).....	56
TABLA 4. DATOS R^2 Y VARIANZA CON 1 CAPA OCULTA.	75
TABLA 5. DATOS R^2 Y VARIANZA CON 2 CAPAS OCULTAS.	77
TABLA 6. DATOS R^2 Y VARIANZA CON 3 CAPAS OCULTAS.	79
TABLA 7. DATOS R^2 Y VARIANZA CON ENTRENAMIENTO TRAINLM.	81
TABLA 8. DATOS R^2 Y VARIANZA CON ENTRENAMIENTO TRAINGDX.....	82
TABLA 9. DATOS R^2 Y VARIANZA CON ENTRENAMIENTO BACKPROPAGATION ELÁSTICO.	83
TABLA 10. ALTERNATIVAS USADAS CON DIFERENTES DATOS DE ENTRADA.....	84
TABLA 11. ALTERNATIVA RES 1.....	85
TABLA 12. ALTERNATIVA RES 2.....	87
TABLA 13. ALTERNATIVA RES 3.....	88
TABLA 14. ALTERNATIVA RES 4.....	90
TABLA 15. ALTERNATIVA RES 5.....	91
TABLA 16. REFINAMIENTO POR DCAL.....	93
TABLA 17. REFINAMIENTO POR SP=0.....	96
TABLA 18. REFINAMIENTO POR DCAL & SP=0.	98
TABLA 19. ENTRENAMIENTO CON 70 B-C.....	102
TABLA 20. ENTRENAMIENTO CON 70 COMPLETO.....	104
TABLA 21. ENTRENAMIENTO CON 70 & 75 B-C.	107
FIGURA 22. REGISTRO POZO 72 RED FINAL.....	109
TABLA 23. PROPIEDADES POZO COLORADO 38.	115
TABLA 24. INTERVALOS CAÑONEADOS.	116
TABLA 25. IPR ZONA B.	118
TABLA 26. IPR ZONA C.	119
TABLA 27. INTERVALOS NUEVAS ZONAS PRODUCTORAS.	121
TABLA 28. IPR NUEVAS ZONA B.	122
TABLA 29. IPR NUEVAS ZONAS C.	123
TABLA 30. IPR NUEVAS ZONAS.....	129
TABLA 31. COSTOS INICIALES REQUERIDOS. ZONA B CONVENCIONAL.....	133
TABLA 32. COSTOS INICIALES REQUERIDOS. ZONA B RES.....	134
TABLA 33. COSTOS INICIALES REQUERIDOS. ZONA C CONVENCIONAL.	134
TABLA 34. COSTOS INICIALES REQUERIDOS. ZONA C RES.	135

TABLA 35. COSTO MENSUAL TRABAJOS EN CAMPO.	135
TABLA 36. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA B CONVENCIONAL.	137
TABLA 37. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA B RES:	137
TABLA 38. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA C CONVENCIONAL:	138
TABLA 39. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA C RES:	138
TABLA 40. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA B CONVENCIONAL.....	141
TABLA 41. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA B RES.	142
TABLA 42. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA C CONVENCIONAL.	143
TABLA 43. FLUJO DE CAJA PRODUCCIÓN ZONA C RES.	144
TABLA 44. PRODUCCIÓN ZONA B CONVENCIONAL.	146
TABLA 45. PRODUCCIÓN ZONA B RES.	147
TABLA 46. PRODUCCIÓN ZONA C CONVENCIONAL.....	148
TABLA 47. PRODUCCIÓN ZONA C RES.	149

ANEXOS

	Pág
ANEXO A. MANUAL PARA EL USUARIO DEL SOFTWARE RES.	159
ANEXO B. DIAGRAMA DE FLUJO DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA.	170

RESUMEN

TÍTULO: HERRAMIENTA SOFTWARE PARA GENERAR REGISTROS ELÉCTRICOS SINTÉTICOS BASADOS EN REDES NEURONALES. APLICACIÓN CAMPO COLORADO.*

AUTORES: ANDRÉS FERNANDO CERÓN AROS. **

CARLOS MAURICIO DÍAZ PÉREZ. **

PALABRAS CLAVE: Campo Colorado, Redes Neuronales, Registros Resistivos, Litología, Registro Eléctrico Sintético (RES),

DESCRIPCIÓN.

Los registros de pozo, brindan una perspectiva de las zonas en donde se tienen estratos permeables, ubicando así la posible presencia de hidrocarburos y una posterior caracterización del yacimiento por medio de las propiedades petrofísicas de este mismo.

Los registros resistivos se encargan de detectar la resistividad de la formación, en donde valores altos son un indicativo de presencia de hidrocarburos y valores bajos indican presencia de agua. Teniendo en cuenta que en el Campo Colorado los registros disponibles fueron tomados en una época en la que las herramientas no tenían las precisiones de las disponibles hoy en día, fue tomada la iniciativa de generar un registro sintético por medio de redes neuronales, las cuales han tenido un gran aceptación en la industria petrolera por su grandes cualidades de adaptabilidad a los problemas en los que no se encuentra solución con computación normal; en este caso, se requirió de un reconocimiento de patrones, para lo cual la inteligencia artificial es la más apropiada para dar solución, específicamente las redes neuronales son las encargadas del reconocimiento y trabajo con estos patrones para así mejorar la calidad de los resultados obtenidos previamente.

Este proyecto describe una metodología para generar un registro eléctrico sintético RES con base a los registros de potencial espontaneo SP y corta normal SN, por medio de redes neuronales artificiales. Con base a los resultados obtenidos en el entrenamiento y la validación, el registro de inducción profunda ILD ha sido generado sintéticamente para el pozo Colorado 38, encontrando cinco posibles nuevas zonas productoras. Por medio de curvas IPR se ha calculado el potencial de producción de cada intervalo y ha sido realizado un análisis económico para un periodo corto de tiempo en donde se muestran los resultados económicos para así saber si la herramienta generada será usada.

* Proyecto de Grado.

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Programa de Ingeniería de Petróleos. Director: M. Sc. FERNANDO ENRIQUE CALVETE GONZÁLEZ. Co-Director: ING. ARISTOBULO BEJARANO WALLENS.

ABSTRACT

TITLE: SOFTWARE DEVICE FOR SYNTHETICS ELECTRICAL LOGS BASED ON NEURONAL NETWORKS. APPLICATION TO COLORADO'S FIELD.

AUTHORS: ANDRÉS FERNANDO CERÓN AROS. **

CARLOS MAURICIO DÍAZ PÉREZ. **

KEYWORDS: Colorado's Field, Neuronal networks, Resistivity logs, Lithology, Synthetic electrical logs (RES)

DESCRIPTION

Well logs, give us a perspective about permeable zones, tracing in this way possible hydrocarbons presence and a further reservoir characterization by petrophysics properties of itself.

Resistivity logs detect formation resistivity, where high values indicate hydrocarbons presence and low values indicates water presence. Knowing that available logs in Colorado field are from a time where devices were not as precise as the ones available today, a initiative of generate synthetic logs by neuronal networks was taken, this one have a great acceptance in petroleum industry by it's adaptability to problems where normal computation doesn't find a solution; in this case it was required a patron recognition and artificial intelligence is the more appropriate to find a solution, specifically neuronal networks are in charge of recognition and work with this patrons to improve the quality from the previous results.

This project describes a methodology to generate synthetic electrical logs (RES) based on spontaneous potential log (SP) and short normal log (SN), by artificial neuronal networks. Based on results obtained in training and validation, the deep induction log (ILD) have been synthetically generated for the Colorado 38 well, finding five possible new productor zones. By IPR curves the production potential have been calculated for each interval and a economic analysis for a short period of time where economic results are showed to know if the generated device is going to be use.

* Work Degree.

** Physiochemical Engineering College. Petroleum Engineering School. Director: M. Sc. FERNANDO ENRIQUE CALVETE GONZÁLEZ. Co-Director: ING. ARISTOBULO BEJARANO WALLENS.

INTRODUCCIÓN

En la industria del petróleo, al iniciar los procesos de perforación y completamiento en los campos petroleros, los registros son las herramientas más importantes con las que se cuenta para evaluar las formaciones, esto a su vez es útil para el cálculo e identificación de reservas y en la definición de zonas productoras, por lo tanto se deben tener en cuenta al momento de iniciar la producción.

Con base a las tecnologías alternativas como las herramientas software y los lineamientos que se tiene en las investigaciones realizadas en la industria; ha sido tomada la iniciativa de generar un Registro Eléctrico Sintético (RES) usando redes neuronales, idea que surge en gran parte debido a que los registros eléctricos tomados en el Campo Colorado se consideran en la actualidad totalmente obsoletos por errores tales como la calidad de las lecturas tomadas y antigüedad de los equipos los cuales no son buenos indicadores de posibles zonas productoras; por otra parte están las redes neuronales que han tenido un alto auge en la industria, ya que mediante estas se han obtenido soluciones a problemas computacionales que los programas convencionales no pueden dar solución; estas herramientas no solo se limitan a realizar las operaciones para las cuales fueron programadas, sino que en cambio se basan en la inteligencia artificial para ir adecuándose al propósito para el cual fue diseñada, en este caso es generar un registro Inducción Sintético con el fin de mejorar las lecturas del pozo para el hallazgo de nuevas zonas productoras; logrando de esta forma aumentos en la producción que bien pueden ser entendidos como mayores ingresos a las compañías que manejan estos pozos.

1. MARCO TEÓRICO

1.1. EVALUACIÓN DE FORMACIONES

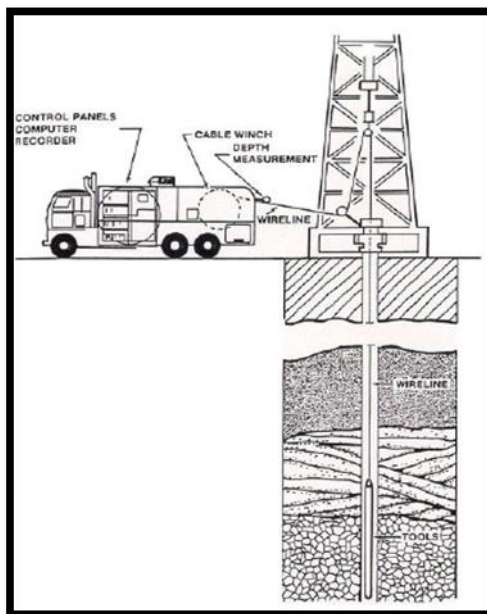
La evaluación de formaciones por medio de los registros de pozo, brinda un indicio de las zonas donde es probable encontrar intervalos con posible presencia de hidrocarburos; para esto es necesario conocer la información básica de los parámetros que son tenidos en cuenta al momento de analizar los registros. Dicha información es tratada en el presente capítulo, en donde es descrita la base para comprender dicho análisis.

1.2. GENERALIDADES DE LOS REGISTROS DE POZO

El uso inicial de los registros fue correlacionar modelos similares de conductividad eléctrica de un pozo a otro. A medida que las técnicas usadas se iban mejorando, igualmente se iban multiplicando y los usos o aplicaciones de los registros empezaron a enfocarse en la evaluación cuantitativa de las formaciones con acumulación de hidrocarburos.

Los registros son una alternativa o bien pueden servir de suplemento a los análisis de los núcleos de los pozos, muestras de pared y cortes, ya que en la mayoría de los casos ofrecen la posibilidad de un análisis de la formación en un gran intervalo de esta. Por consiguiente, los parámetros relacionados a la porosidad, litología y otras propiedades de interés presentes en la roca pueden ser obtenidos y de esta forma es posible definir las características físicas e identificar las zonas productoras de la formación. De igual forma, también son de ayuda en la determinación de la profundidad y el espesor de estas zonas productoras y también en diferenciar el aceite del gas.

Figura 1. Registro de Pozo.



Fuente: DEWAN, John. *Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation*. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.

1.3. PARÁMETROS IMPORTANTES

Los principales parámetros necesarios para evaluar un yacimiento se muestran a continuación, estos pueden ser obtenidos de las interpretaciones de los registros de pozo; entre los parámetros más importantes se destacan la porosidad y la saturación de hidrocarburos, además del volumen de la formación que contiene hidrocarburos ya que estos son datos necesarios para estimar las reservas totales y determinar de esta forma la cantidad de hidrocarburo que puede ser extraído a superficie para su respectiva fiscalización.

1.3.1. Porosidad. La porosidad es el espacio poroso que existe por unidad de volumen en una roca, por lo cual es la fracción de volumen total de una

muestra que es ocupada por los poros. Se denota como (Φ); además es independiente del tamaño de grano que posea la roca.

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

Dónde:

Φ = Porosidad

V_t = Volumen total de la roca

V_p = Volumen poroso.

La porosidad es expresada como un porcentaje en los registros, pero al ser usada en los cálculos se expresa en forma decimal.

1.3.1.1. Tipos de porosidad.

Porosidad total: Tiene en cuenta todos los espacios vacíos en la roca y la matriz, independientemente si estos espacios están interconectados o no conectados.

Porosidad efectiva: Tiene en cuenta solo el volumen de poros interconectados, permitiendo el flujo de los fluidos. En los registros de pozo es el tipo de porosidad que es tenido en cuenta.

Porosidad no efectiva: Tiene en cuenta la diferencia que se presenta entre la porosidad total y la porosidad efectiva.

1.3.1.2. Clasificación Geológica.

Porosidad primaria: Conocida también como porosidad intergranular. Es la cantidad de espacio poroso presente en los sedimentos durante la sedimentación.

Está en función de la cantidad de espacio disponible entre los granos de la roca de la formación. Depende la forma y el arreglo que tenga la roca.

Porosidad Secundaria: Se genera luego de la sedimentación. Resulta de la formación de cavidades causadas por la disolución de la matriz, además de fisuras o grietas causadas por fuerzas mecánicas.

1.3.2. Permeabilidad. La permeabilidad es la medida de la facilidad con la cual una formación permite el paso de los fluidos a través de esta. Depende del tamaño de grano y de la forma de la roca, la presión ejercida sobre los fluidos y la cantidad de flujo de fluido.

Es denotada como *K*. La unidad de permeabilidad es el darcy pero ya que pocas rocas tienen permeabilidad de 1 darcy, suele expresarse como la milésima parte de este.

Las permeabilidades de los yacimientos generalmente mantiene un rango promedio entre 5 y 1000 milidarcys (md). Un yacimiento, el cual tiene 5 md o menos, tiene arenas apretadas o limolitas densas, de acuerdo a su composición. Se tiene en cuenta los siguientes parámetros para cuantificar la permeabilidad:

Normal: 1-10 md

Buena: 10-100 md

Muy Buena: 100-1000 md

Permeabilidad Absoluta: Es la permeabilidad de una roca en la cual se tiene solo un fluido fluyendo a través de esta.

Permeabilidad Efectiva: Es la habilidad que posee una roca para conducir un fluido en particular, cuando hay presencia de más de un fluido.

Permeabilidad Relativa: Es la relación entre la permeabilidad efectiva de un fluido y la permeabilidad absoluta de la formación. La permeabilidad relativa muestra la cantidad de un fluido específico que fluirá a una saturación dada en presencia de otros fluidos, en presencia de una cantidad de flujo con una saturación de 100%, con todos los otros factores permaneciendo constantes.

1.3.3. Saturación de Agua. Aunque no es un parámetro de medida leído directamente, es posible saber su valor cuantitativo por medio de las interpretaciones de los registros de pozo.

La saturación que presenta la formación es la fracción de volumen de poro ocupada por un fluido. La saturación de agua es por consiguiente el porcentaje de volumen poroso que contiene agua de formación y a su vez es la base para realizar todos los cálculos. Es denotada como S_w .

Conociendo las variables que permiten hacer el cálculo de la saturación, es posible revisar las zonas en donde se presentan acumulación de hidrocarburos, por lo tanto es posible encontrar y/o ratificar las zonas productoras de hidrocarburos en las zonas donde se están llevando a cabo tomas y análisis de registros.

La saturación de agua, suele tener un exponente, este es una constante denominada con la letra n , que es conocida como la constante de saturación. Este valor es muy cercano al valor de m usado en el cálculo del factor de formación, ya

que el flujo de corriente no distingue entre el desplazamiento de agua en los poros y los granos de arena o glóbulos de aceite de tamaños similares.

$$S_w^n = \frac{R_o}{R_t} \quad \text{Ec. 2}$$

Experimentos en laboratorios han mostrado que en promedio $n=2$, por lo tanto

$$S_w = \sqrt{\frac{R_o}{R_t}} \quad \text{Ec. 3}$$

Esta relación puede ser usada directamente para calcular la saturación de agua en una zona con acumulación de hidrocarburos cuando se está cerca de una zona que presenta acumulación de agua, presentando ambas zonas igual porosidad e igual salinidad de agua de formación, ya que la salinidad cambia solamente con la profundidad.

En zonas donde no es muy obvia la medida de R_o , la Ec. 3 no puede ser aplicada, en su lugar es usada la Ley de Archie.

$$S_w = \frac{C * \sqrt{\frac{R_w}{R_t}}}{\Phi} \quad \text{Ec. 4}$$

Conociendo el valor de S_w es posible calcular el gas y el aceite que se encuentran in situ.

$$G = 43560 * \Phi * (1 - S_w) * h * A \quad \text{Ec. 5}$$

$$N = 7758 * \Phi * (1 - S_w) * h * A \quad \text{Ec. 6}$$

1.3.4. Temperatura de la formación. Esta variable afecta las viscosidades y solubilidades de los fluidos presentes en el yacimiento, de igual forma está directamente relacionada con la profundidad y presión de la formación. Como resultado, la relación gas-aceite puede estar sujeta a variaciones altamente significativas en respuesta a los cambios de temperatura y de presión. Las relaciones entre la presión, temperatura y las mezclas de hidrocarburo son sumamente variables, dependiendo de las cantidades y tipos específicos de los hidrocarburos presentes.

1.3.5. Volumen de arcilla (Vsh). Es la fracción de arcilla presente en un volumen de roca. Se debe conocer ya que a medida que se hace mayor, disminuye la calidad de la roca para ser considerada como yacimiento. Si este valor es menor a 5% se considera que hay presencia de formaciones limpias, si es mayor a este valor hay presencia de arcillas.

Con base a esto, se puede observar que el volumen de arcilla está relacionado directamente con la porosidad efectiva de la formación ya que dicha porosidad se afecta notablemente cuando se tiene una gran presencia de arcillas; esta es la relación del volumen poroso interconectado con el volumen total de la roca.

1.4. EFECTOS CAUSADOS AL YACIMIENTO

1.4.1. Proceso de invasión. El lodo de perforación usado, es mantenido a una presión ligeramente superior a los fluidos de la formación por medio del control de la densidad de lodo. A causa de esta diferencia de presión, hay una tendencia del lodo a infiltrar las capas permeables. Esto es conocido como el proceso de invasión.

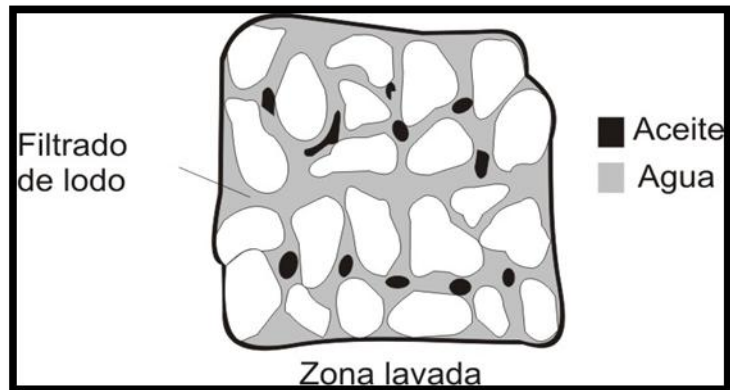
Las partículas sólidas en el lodo son usualmente mayores que los espacios porosos, y sólo el contenido líquido puede invadir la formación. Por consiguiente, durante la perforación, hay un aumento de la torta de lodo en la pared del hueco en donde el filtrado de lodo ha penetrado. Eventualmente la torta de lodo forma una membrana casi impermeable que impide más invasión.

La profundidad de la invasión depende de la porosidad y la permeabilidad de la roca, el factor de pérdida de agua del lodo, el cual es la cantidad de agua que se separa del lodo. Además, la profundidad también depende de la diferencia de presión entre la cara del pozo y la formación.

1.4.2. Perfil de invasión. El perfil de invasión presenta 3 frentes o zonas definidas, estos son:

Zona Invasada: Consta de una zona lavada con resistividad R_{xo} y una zona de transición o anular con resistividad R_i . La zona lavada está presente en zonas cercanas a la cara del pozo en donde el filtrado de lodo ha sido casi completamente lavado, excluyendo de la formación es el hidrocarburo y/o agua. La saturación en esta zona dependerá del contenido inicial de hidrocarburos y también del contraste existente entre la movilidad del filtrado y el hidrocarburo.

Figura 2. Esquema de zona invadida.

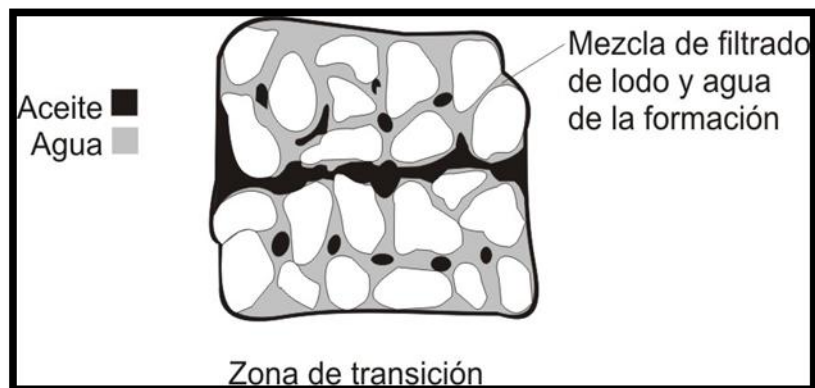


Fuente: DEWAN, John. *Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation*. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.

Zona de transición:

En esta región, algo de agua e hidrocarburos han sido desplazados por el filtrado de lodo. Estas cantidades son menores a las que se presentan en la zona lavada. La zona de transición inicialmente está cercana a la cara del pozo, gradualmente se va alejando; esto toma unos pocos días, luego el modelo de la invasión busca las condiciones de equilibrio.

Figura 3. Esquema de zona transición.



Fuente: DEWAN, John. *Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation*. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.

Zona no invadida:

Figura 4. Esquema de zona no Invadida.



Fuente: DEWAN, John. *Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation*. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.

Es una zona en donde los fluidos originalmente presentes en la formación no presentan desplazamiento a causa de la invasión del filtrado de lodo. Por lo que se puede decir que en esta zona no ocurren cambios en las condiciones de la formación, por lo tanto se mantiene las saturaciones de los fluidos de la formación.

1.5. REGISTRO DE POTENCIAL ESPONTANEO (SP)

Este registro se encarga de marcar las diferencias de potencial eléctrico en función de la profundidad, al igual que las diferencias existentes entre un electrodo móvil, el cual se encuentra en el pozo, y un electrodo estático, el cual se encuentra ubicado en superficie. De este modo, es posible identificar y localizar las zonas donde se tienen capas permeables.

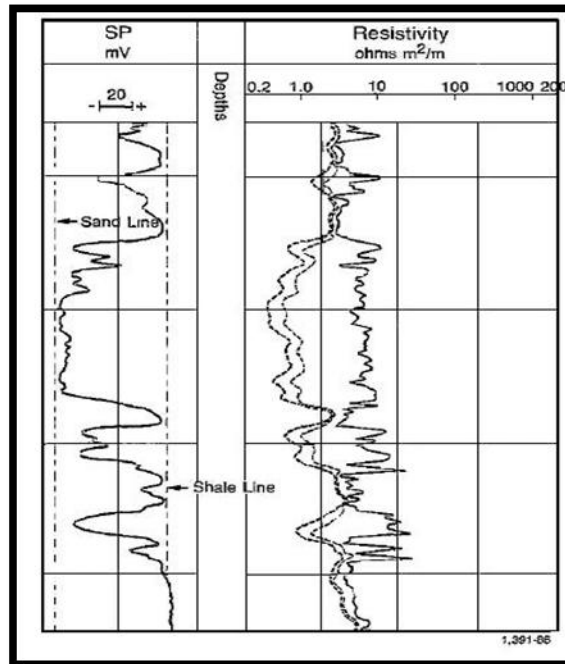
En presencia de lutitas, la curva de SP define una línea más o menos recta en el registro. Esta línea es llamada línea base de lutitas. Enfrente de formaciones permeables, la línea muestra deflexiones con respecto a esta línea base; en las capas gruesas estas deflexiones tienden a alcanzar una deflexión esencialmente constante, definiendo así una línea de arenas.

Una curva SP no puede ser tomada en huecos con lodos base aceite ya que estos no proveen continuidad eléctrica entre el electrodo SP y la respectiva formación. Además, si las resistividades del filtrado de lodo y el agua de la formación son aproximadamente iguales, las deflexiones de la curva SP serán menores.

Mediante el uso de la curva de potencial espontáneo es posible detectar:

- Capas permeables.
- Correlación de capas
- Resistividad del agua de formación
- Estimación aproximada del contenido de arcillas.

Figura 5. Perfil del registro de Potencial Espontaneo.



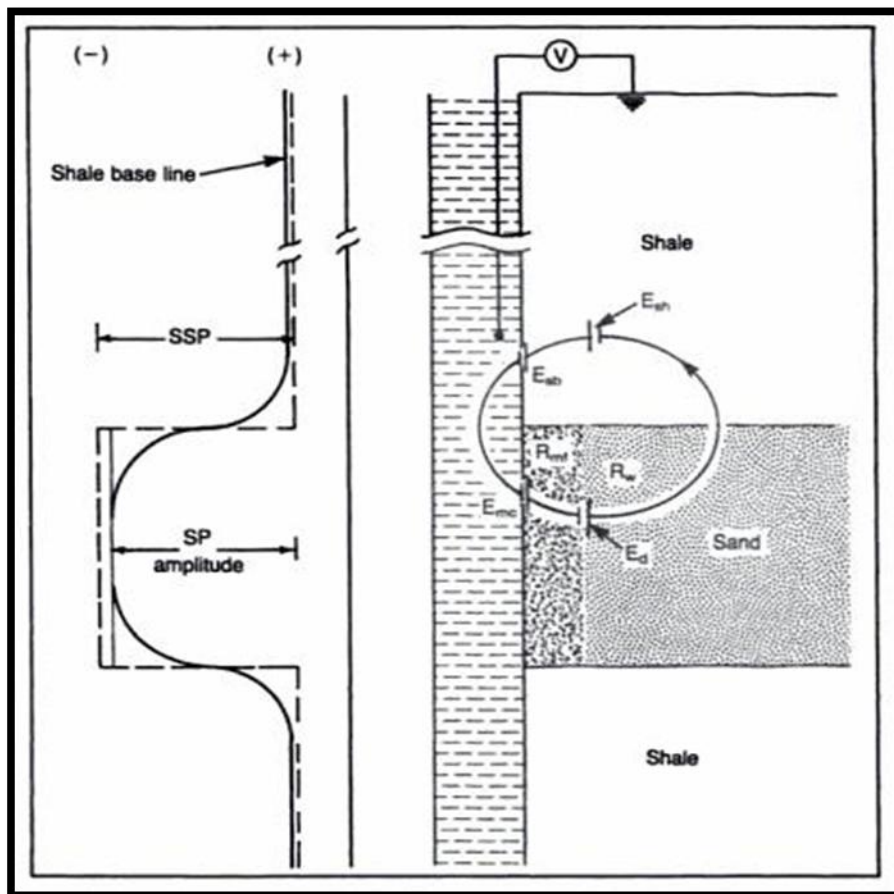
Fuente: Schlumberger log Interpretation Principles/Applications. Seventh printing. March 1988. Sugar land, Texas.

1.5.1. Fuentes u Orígenes del SP. El potencial espontáneo detectado es una combinación de potenciales en movimiento cuando se penetra la formación; esto genera deflexiones en la curva SP que resultan de las corrientes eléctricas de flujo en el lodo presente la cara del pozo. Estas curvas son causadas por fuerzas electromotrices en la formación, las cuales son de carácter electroquímico y electrocinético.

1.5.1.1. Potencial Electroquímico (E_{sh}). El potencial E_{sh} es un potencial de membrana asociado con pasajes selectivos de iones en las lutitas. A causa de la estructura de la capa de arcilla y cambios en las capas,

las lutitas permiten el paso de iones Na^+ pero retiene los iones Cl^- . Cuando las lutitas separan la solución de cloruro de sodio de diferentes concentraciones, los iones Na^+ se mueven a través de las lutitas de la solución más concentrada a la menos concentrada, en donde la solución más concentrada es generalmente el agua de formación, y la menos concentrada es el lodo. Esto constituye una corriente de flujo. La magnitud del potencial causado por dicho flujo es una función de las actividades iónicas de las dos soluciones.

Figura 6. Fuentes del Potencial Espontaneo.



Fuente: DEWAN, John. Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.

- 1.5.1.2. Potencial Electroquímico (E_d).** El potencial E_d es una unión líquida o potencial de difusión que existe a través de la interfase de soluciones de diferente salinidad. Los iones Cl^- tienen mayor movilidad que los iones Na^+ , de esta forma, se tiene un flujo neto de cargas negativas de la zona de mayor concentración (Agua de Formación) a la zona de menor concentración (Filtrado de Lodo).
- 1.5.1.3. Potencial ElectroCinético (E_{mc}).** En la cara del pozo es producido un potencial electrocinético E_{mc} , este es producido por el flujo de filtrado de lodo a través de la torta de lodo es depositada en la pared de la cara del pozo opuesta a la formación permeable. Prácticamente toda la diferencia de presión entre la cara del pozo y la zona virgen está ubicada a través de la torta de lodo menos permeable. Cualquier diferencia de presión restante a través de la formación, es normalmente no muy grande aunque produce un valor de E_{mc} apreciable.
- 1.5.1.4. Potencial Electrocinético (E_{sb}).** es producido a través de las lutitas, ya que este puede tener permeabilidad suficiente para permitir una pequeña cantidad de flujo de filtrado del lodo.
- 1.5.2. Potencial Espontáneo Estático (SSP).** A causa de que rara vez las curvas SP se elaboran completamente, las deflexiones en la curva SP representan solo una fracción del potencial total. Para compensar este efecto, el potencial espontáneo estático SSP o la deflexión del SP que ocurriría

opuesta a un espesor de una formación limpia deben ser determinadas. Donde un estrato delgado, el cual tiene menos de 10 ft, es encontrado. Un factor de corrección al SP es usada con el fin de encontrar el valor del SSP.

$$SSP = -(61 + 0,13 * T) \text{Log} \frac{R_{mfe}}{R_{we}} \quad \text{Ec. 7}$$

Donde SSP está en milivoltios (mv) y T esta en °F.

La EC. 7 es la ecuación fundamental del SP. Esta es una importante relación, ya que es usada para determinar R_w de los valores medidos de SSP y R_{mf} .

1.5.3. Principales Factores que afectan la amplitud y la forma de la curva del registro SP. La forma y amplitud de la curva se ven afectados por:

- **Efectos de arcillas:** Incrementan el contenido de arcilla, reduciendo la amplitud del SP.
- **Diámetro del Hueco:** El SP sufre reducción a causa del incremento en el tamaño del hueco.
- **Efectos de Invasión:** Un aumento en la invasión disminuye la amplitud del SP.
- **Sistemas Resistivos Complejos:** Las formaciones altamente resistivas limitan el flujo de corriente a la cara del pozo.
- **Espesor del Estrato y Resistividad de la Formación:** Los estratos delgados y el incremento en la resistividad verdadera R_t reducen la amplitud del SP.

En zonas donde los estratos permeables contienen material conductivo como lo son las arcillas, este registro puede ser afectado por este material.

El SP es además influenciado por la falta de homogeneidad en el lodo. Un cambio en la salinidad del lodo a un cierto nivel con lo cual se tendrá un cambio en la línea base para ese nivel.

1.6. REGISTRO DE POROSIDAD.

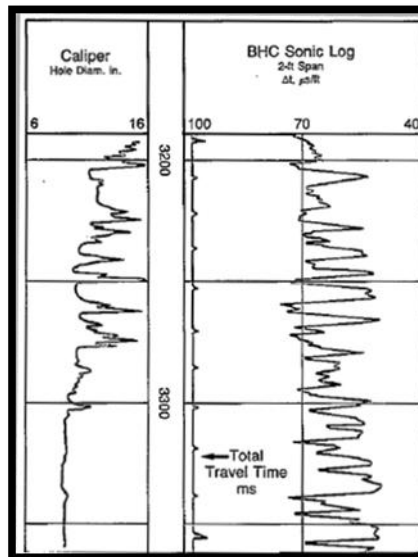
1.6.1. Generalidades. La determinación de la porosidad de los registros acústicos (sónicos) es basada en la medición del tiempo de viaje de una onda acústica en la formación. Cuando el tiempo de viaje para la formación de interés es conocido, la porosidad puede ser calculada. El Δt es la variación en el tiempo de viaje, es medido en $\mu\text{s}/\text{ft}$ y es referenciado al valor en las limolitas.

1.6.2. Registro Sónicos. Fue inicialmente desarrollado como un soporte a la interpretación de datos de sísmica, pero se ha convertido en una ayuda de gran importancia en la determinación de la porosidad, fracturas y litología de las formaciones.

Mide el tiempo de transito de un impulso sónico a través de la formación, generalmente se realiza cada 3 o 5 ft. La tasa de propagación de la onda compresiva a través de la roca depende principalmente de las propiedades elásticas que tiene la matriz de la roca y de los fluidos que dicha roca posee; por lo tanto conocer la composición de la matriz de la roca, los fluidos presentes y el porcentaje en el que se encuentran, es importante para lograr una mejor respuesta a la hora de evaluar los registros.

Las herramientas acústicas tienen un transmisor y dos receptores, el espaciamiento entre el transmisor y el receptor más cercano es de 3 pies, y el espaciamiento entre los dos receptores suele ser de 2 pies.

Figura 7. Perfil del Registro Sónico.



**Fuente: Schlumberger log Interpretation Principles/Applications. Seventh printing. 1988.
Sugar land, Texas.**

Cuando el transmisor es activado a una tasa de 10 o 20 pulsos por segundo, la onda de sonido penetra la formación desde la columna de lodo, viaja a través de la formación y regresa a los receptores a través de la columna de lodo. La velocidad de formación, la cual está relacionada con el tiempo de viaje, es determinada usando la diferencia en tiempo de llegada en los dos receptores. El sistema tiene circuitos para compensar los cambios en el tamaño del hueco o alguna inclinación de la herramienta.

La medida básica tomada en el registro es el intervalo de tiempo de viaje, el cual es el recíproco de la velocidad del intervalo. Este parámetro es medido en microsegundos/pie.

Para convertir la velocidad a tiempo de viaje acústico se presenta la siguiente relación:

$$\Delta t = \frac{10^5}{V} \quad \text{Ec. 8}$$

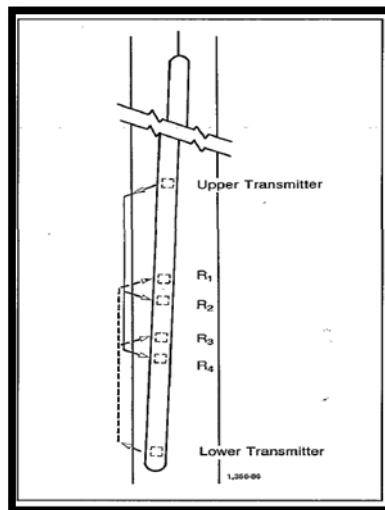
Donde V es la velocidad en ft/s.

El tiempo de viaje varía de 40 $\mu\text{s}/\text{ft}$ en formaciones duras a 150 $\mu\text{s}/\text{ft}$ en formaciones suaves. Las velocidades correspondientes a estos valores varían entre 25000 y 6600 ft/s.

1.6.2.1. Registro sónico (BHC). Los sistemas BHC (Borehole compensated log) usan un transmisor en la parte superior y otro al final de la herramienta, y entre esos dos, se ubican dos pares de receptores. Esto permite reducir los falsos efectos de cambios en el tamaño del hueco y errores de inclinación de la sonda. Cuando uno de los transmisores genera los pulsos, el tiempo transcurrido entre la detección de la primera llegada a los correspondientes receptores es medido. La velocidad del sonido en las sondas sónicas y en el lodo de perforación es menor que en las formaciones. Consecuentemente, las primeras llegadas de velocidad del sonido alimentan los aparatos receptores en lo correspondiente a caminos de viaje de sonido en la formación cerca a la pared del pozo.

Los transmisores de la herramienta BHC emiten pulsos alternados, los valores de tiempo (t) son leídos en los pares alternos de los receptores. Los valores de tiempo de los dos pares receptores son promediados automáticamente por una unidad en superficie; esta unidad integra lecturas de tiempo de tránsito para obtener el tiempo total de viaje.

Figura 8. Registro BHC.



**Fuente: Schlumberger log Interpretation Principles/Applications. Seventh printing. 1988.
Sugar land, Texas.**

- 1.6.2.2. Interpretación de los Registros Sónicos.** Como se ha mencionado, el registro sónico puede ser usado como un indicador de la litología y porosidad que presenta una formación. Para una litología determinada, con la zona de investigación de la herramienta principalmente en la zona invadida conteniendo filtrado de lodo, la velocidad del sonido es una función de la porosidad.

Para rocas que están suficientemente compactadas, al realizar una primera aproximación se acepta que la variación de la velocidad del sonido con la profundidad del fluido y la matriz, son despreciables y que la velocidad terminal es alcanzada.

La relación usada para el cálculo de porosidad es la fórmula de tiempo promedio de Wyllie. Esta es una ecuación basada en observaciones de laboratorio, esta conexión de intervalo de tiempo de tránsito es igual a la suma del intervalo de tiempo de tránsito en los granos de la matriz y los poros.

$$\Delta t = \frac{t}{L} = \frac{\sum(\frac{L_f}{L})}{v_f} + \frac{\sum(L_{ma}/L)}{v_{ma}} \quad \text{Ec. 9}$$

La cual puede ser reescrita como:

$$\Delta t = \Phi \Delta t_f + (1 - \Phi) \Delta t_{ma} \quad \text{Ec. 10}$$

Obteniendo de esta forma la siguiente ecuación:

$$(\Phi) = \frac{\Delta t_{log} - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \quad \text{Ec. 11}$$

Donde:

Δt_{log} = Lectura del registro sónico en $\mu\text{s}/\text{ft}$

Δt_{ma} = Tiempo de tránsito en la matriz⁵.

⁵ Tabla 1. Intervalo de tiempo de tránsito y velocidad compresiva de onda de los minerales y rocas más comunes.

Δt_f = Alrededor de 189 μ s/ft. (Correspondiente a la velocidad de fluido a 5300 ft/s).

La ecuación de Wyllie (Ec. 11). Establece una relación lineal entre Δt y Φ , esto es correcto en el rango de porosidades manejadas usualmente, las cuales están entre 5 y 25%, de igual forma se considera correcta en el caso de un arreglo de la mayoría de granos esféricos.

1.6.2.3. Efectos de la formación. Si existen arenas lutíticas, los valores de la porosidad aparente serán incrementados por una cantidad proporcional a la fracción del volumen total de la lutita. Las lecturas de tiempo de viaje son incrementadas ya que este valor de Δt en las lutitas generalmente excede el Δt de las arenas.

La fórmula de porosidad da lecturas muy altas en arenas no consolidadas. Para compensar estas arenas no compactas, un coeficiente de compactación es agregado a Ec. 11, de tal forma se obtiene:

$$(\Phi) = \frac{\Delta t_{log} - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} * \frac{1}{B_{cp}} \quad \text{Ec. 12}$$

Con:

$$B_{cp} = \frac{\Delta t_{log}}{100} \quad \text{Ec. 13}$$

En donde Δt_{log} Es el tiempo de viaje promedio en lutitas como es visto en el registro.

Tabla 1. Intervalo de tiempo de tránsito y velocidad compresiva de onda de los minerales y rocas más comunes.

Material de La Matriz	Δt ($\mu\text{s}/\text{ft}$)		VI $\text{ft}/\text{s} \cdot 10^{-3}$	
	Valor Principal	Valores Extremos	Valor Principal	Valores Extremos
Dolomita	44	(40,0-45,0)	22,797	(22,222 - 25,000)
Calcita	46,5	(45,5 - 47,5)	21,505	(21,053 - 22,000)
Limolita delgada	52	(47,7 - 53)	19,231	(18,750 - 21,000)
Yeso	53	(52,5 - 53)	19,047	(18,868 - 19,047)
Arenisca	57	(53,8 - 100)	17,544	(10,000 - 19,500)
Lutita		(60 - 170)		(5,882 - 16,667)
Agua 200000 ppm NaCl, 15 Psi		180,5		5,54
Agua 150000 ppm NaCl, 15 Psi		186		5,375
Agua 100000 ppm NaCl, 15 Psi, 25°C		192,3		5,2
Aire, 15 Psi		910		1,1

Fuente: Autores del proyecto. Modificado de: SERRA. Oberto. Fundamentals of Well-log Interpretation. Volume 1. The acquisition of logging data. Elsevier Science Publishers B.V.. Third impression 1988.

1.6.3. Factores que influyen la medida.

1.6.3.1. La matriz. La velocidad del sonido en la formación depende del tipo de material del cual está constituida la roca. El efecto de los minerales es determinado por sus respectivas densidades y

parámetros de elasticidad. Estos parámetros no son siempre conocidos en su totalidad.

En el caso de litologías complejas el efecto mineral individual es determinado por su fracción de volumen y su velocidad de sonido.

1.6.3.2. Porosidad y fluidos. La velocidad del sonido depende de la porosidad y de los fluidos del espacio poroso, teniendo en cuenta:

- Generalmente si para una porosidad y matriz constante se reemplaza agua por aceite o aceite por gas, la velocidad disminuirá al menos hasta una determinada profundidad.
- La velocidad del sonido en el agua depende de la salinidad, de tal forma que a mayor salinidad se tendrá una mayor velocidad.

1.6.3.3. Textura. La forma en la cual los granos y la porosidad de una formación están arreglados tiene igualmente una influencia en la velocidad del sonido.

Para porosidades iguales, la velocidad dependerá del tipo de contacto intra-granular. Este puede ser de un punto para el caso de arreglos de esferas, lineal para los esferoides o de tipo de área en el caso de los poliedros.

Esto a su vez, da paso a la idea de que la velocidad del sonido presenta anisotropía, ya que no es igual si se mide perpendicular o paralelamente a los granos. Por lo tanto, el buzamiento de los estratos tiene influencia en la medida de la velocidad.

1.7. REGISTROS ELÉCTRICOS RESISTIVOS

1.7.1. Generalidades de la Resistividad. La resistividad es una propiedad de los materiales, puede ser definida como la resistencia de un cubo del material. Por definición:

$$R = \frac{r * A}{L} \quad \text{Ec. 14}$$

Donde:

R = Resistividad (ohm-m)

r = Resistencia (ohm)

A = Sección de área transversal (m²)

L = Longitud (m)

En los registros eléctricos, la resistividad es uno de los principales parámetros de medida. Esta a su vez puede ser tomada como el inverso de la conductividad.

$$\text{Resistividad} = \frac{1000}{\text{conductividad}} \quad \text{Ec. 15}$$

En donde la conductividad es medida en miliohm/m.

1.7.1.1. Resistividad del Agua de formación (R_w). Para hacerse a una idea de lo que sucede en el yacimiento con esta variable, es posible imaginar un recipiente al que se le adiciona agua con contenido cercano al 10% por peso de Cloruro de Sodio NaCl, en donde, se

desea simular un valor promedio de agua formación. Una baja frecuencia alternando el voltaje V , es aplicada y es obtenida una corriente I_1 . La resistividad del agua es considerada como la relación entre voltaje y corriente (V/I_1). a su vez, esta resistividad es considerada una propiedad intrínseca del agua y es una función de su salinidad y temperatura.

1.7.1.2. Resistividad de acumulación de agua en la formación (R_o). Al recipiente de agua visualizado en R_w se le agrega arena. Cuando esta arena está al nivel superior del recipiente, el resultado obtenido es equivalente a una formación porosa con acumulación de agua, con dimensiones de un metro. Igualmente, el voltaje es de nuevo medido y se mide una nueva corriente I_2 , esta corriente será menor que I_1 , ya que para este caso se presenta una menor cantidad de agua de formación.

R_o se considera como la relación (V/I_2) y su valor es mayor al valor de R_w .

1.7.1.3. Factor de Formación. Las dos resistividades mencionadas anteriormente, R_w y R_o , deben ser proporcionales ya que solo el agua es conductiva. Por lo tanto se requiere de una constante de proporcionalidad, la cual es conocida como factor de formación y se denota con la letra F .

$$R_o = F * R_w \quad \text{Ec. 16}$$

Este factor de formación, a su vez está relacionado en términos generales con la porosidad

$$F = \frac{1}{\phi^m}$$

Ec. 17

En donde F es el exponente de cementación; este valor muestra la tortuosidad de un flujo de corriente a través de los poros de la roca. Si el espacio poroso consiste de tubos cilíndricos a través de una matriz sólida contraria, los caminos del flujo de corriente deberían ser rectos y F debe tomar como valor 1.0. En el caso de formaciones porosas, F toma valor de 2.0 en promedio. De este modo, las relaciones actualmente aceptadas para las porosidades encontradas en los registros son:

$$F = \frac{1}{\phi^2} \quad \text{Ec. 18}$$

$$F = \frac{0.81}{\phi^2} \quad \text{O} \quad F = \frac{0.62}{\phi^{2.15}} \quad \text{Ec. 19}$$

Donde la Ec. 18 y Ec. 19 son usadas para limolitas y arenas respectivamente. Las constantes del numerador para estas ecuaciones son conocidas como factor de cementación y son escritos con la letra F en las ecuaciones generales.

1.7.1.4. Resistividad de Acumulación de Aceite en la Formación (R_t). En el recipiente visualizado anteriormente, una gran fracción de agua en los poros ha sido reemplazada por aceite. De nuevo es aplicado un voltaje V y es medida una corriente I_3 , a causa de que hay menos agua este valor será menor. La relación (V/I_3) será el valor de la resistividad R_t , y por consiguiente será mayor que R_o .

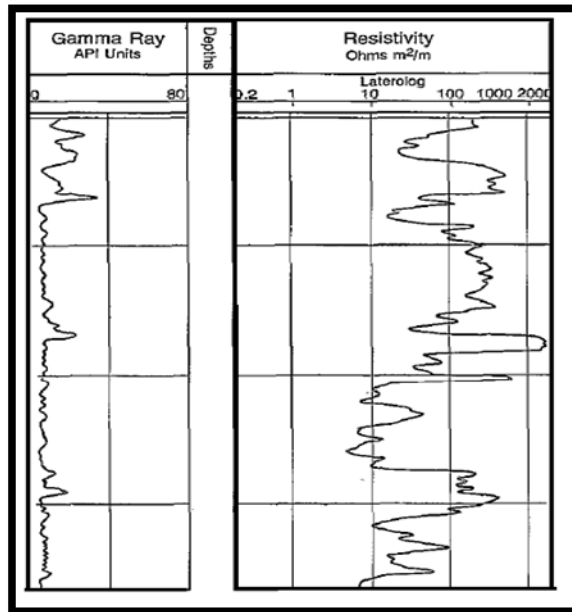
1.7.2. Introducción. Los registros resistivos se basan en la medición de la resistividad que tienen las formaciones de análisis y son usados principalmente para diferenciar las zonas de hidrocarburo y las zonas de agua. A causa de que la matriz de la roca es no conductiva, la capacidad que tiene la roca para transmitir el flujo es expresada como una función del agua en los espacios porosos. Los hidrocarburos, al igual que la matriz de la roca, son no conductivos; por consiguiente a medida que la saturación de los hidrocarburos aumenta, las resistividades de la roca también aumentan.

La medida de la resistividad de la formación es fundamental en la evaluación de la saturación de los hidrocarburos. Hay muchas técnicas de medida disponibles, todas varían de un sistema básico común, el cual es un emisor que generalmente es un electrodo o una bobina, este envía una señal de corriente eléctrica o de campo electromagnético en la formación. Un receptor que de igual forma es un electrodo o una bobina, mide la respuesta de la formación a una cierta distancia del emisor.

Existen dos tipos básicos de registros eléctricos usados en los campos, los registros de inducción y los registros basados en tomas mediante electrodos.

Las herramientas del registro de inducción consisten de uno o más cables transmisores que emiten una alta frecuencia, alterando la corriente de intensidad constante. El campo magnético alterado que es creado, induce una segunda corriente en la formación, y esta crea campos magnéticos que inducen señales a la bobina receptora. Las señales recibidas son esencialmente proporcionales a la conductividad, la cual es el recíproco de la resistividad.

Figura 9. Perfil del registro Resistivo.



**Fuente: Schlumberger log Interpretation Principles/Applications. Seventh printing. 1988.
Sugar land, Texas.**

El segundo tipo de medida de la resistividad es el registro tomado con base a electrodos. Estos, son conectados a una fuente de poder, la cual suele ser un generador, la corriente fluirá de los electrodos a través de los fluidos de la cara del pozo y retornara a otro electrodo ubicado al final de la herramienta.

Estas dos clases de registros son combinados en muchas de las herramientas de registros de resistividad.

1.7.3. Registros Eléctricos Convencionales.

1.7.3.1. Registro normal. El registro normal corto (Short Normal) mide la resistividad de la zona lavada (R_{xo}), esta curva tiene la habilidad de detectar la invasión comparando la separación entre la curva de inducción profunda (deep induction) y corta normal.

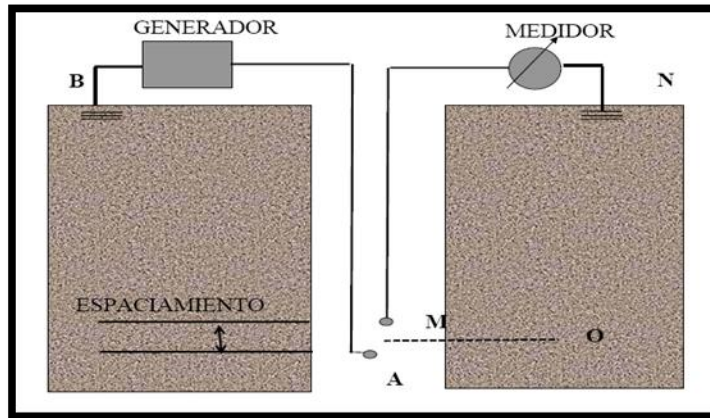
El espaciamiento eléctrico de los electrodos es de 6 pulgadas para el normal corto y 64 pulgadas para el normal largo (Long normal). Los registros normales proveen valores de resistividad confiables para estratos con espesores mayores a cuatro pies. La curva será simétrica alrededor del centro del estrato; usando este parámetro, los límites de los estratos estarán ubicados en los puntos de inflexión de la curva.

El principio de medida se basa en la iteración de dos electrodos en la sonda, uno receptor y otro emisor de corriente, con dos electrodos distanciados de estos, los cuales se ubican uno en la coraza del cable y el otro en superficie. Una corriente de intensidad constante es pasada entre dos electrodos, uno en la sonda y el otro en el cable, el resultado de la diferencia de potencial es medida entre el segundo electrodo en la sonda y el que se encuentra en superficie.

Entre los factores que afectan la medida de los registros normales se consideran:

- La resistividad del hueco: resistividad del filtrado de lodo R_{mf} , resistividad de la torta de lodo R_{mc} , resistividad del lodo R_m .
- El espesor de la formación: a un mayor espaciamiento de electrodos, en el espesor de la formación se obtienen medidas precisas.
- Resistividad de estratos cercanos: Cuando se tienen contrastes de alta resistividad, se obtienen distorsiones en la curva.

Figura 10. Arreglo normal.



Fuente: ORTEGA, Clímaco. Curso Interpretación de registros Open Hole. Bucaramanga, Colombia. Agosto 8-9 2008.

1.7.3.2. Registros laterales. La curva lateral es obtenida por medio de 3 electrodos en la sonda, un electrodo es emisor de corriente, y los otros son receptores. Una corriente constante es pasada entre dos electrodos, uno está ubicado en superficie y el otro en la sonda, la diferencia de potencial entre los dos electrodos es medida, estos electrodos están ubicados en 2 superficies equipotenciales concéntricas centradas alrededor del electrodo emisor de corriente. El voltaje medido es proporcional al gradiente de potencial entre los dos electrodos receptores.

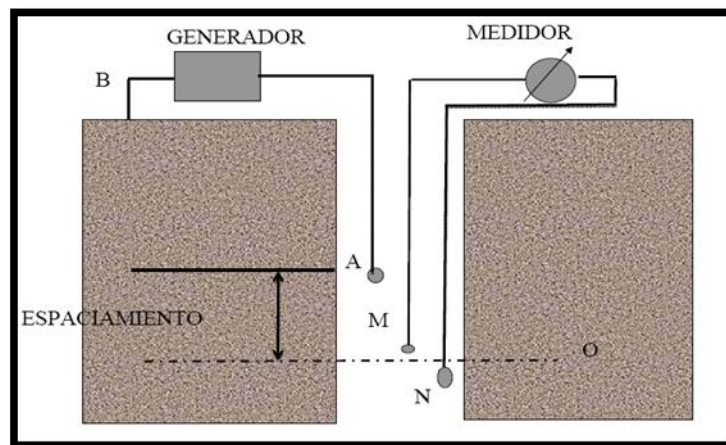
El punto de medida está en el medio entre los electrodos receptores, haciendo de esta forma el radio de investigación aproximadamente igual al espaciamiento del electrodo.

Las curvas laterales son asimétricas y solo es medida la resistividad aparente de la formación (R_a). Los valores de resistividad deben ser corregidos para R_t . Para el espesor de los estratos, la curva lateral definirá los límites del estrato, esto dependiendo del arreglo del electrodo.

Algunos factores que afectan la medida lateral son:

- Las resistividades en la cara del hueco son relativamente pequeños.
- Las medidas en espesores delgados son un poco difíciles, si no imposibles.

Figura 11. Arreglo lateral.



Fuente: ORTEGA, Clímaco. Curso Interpretación de registros Open Hole. Bucaramanga, Colombia. Agosto 8-9 2008.

1.7.4. Registros resistivos de inducción.

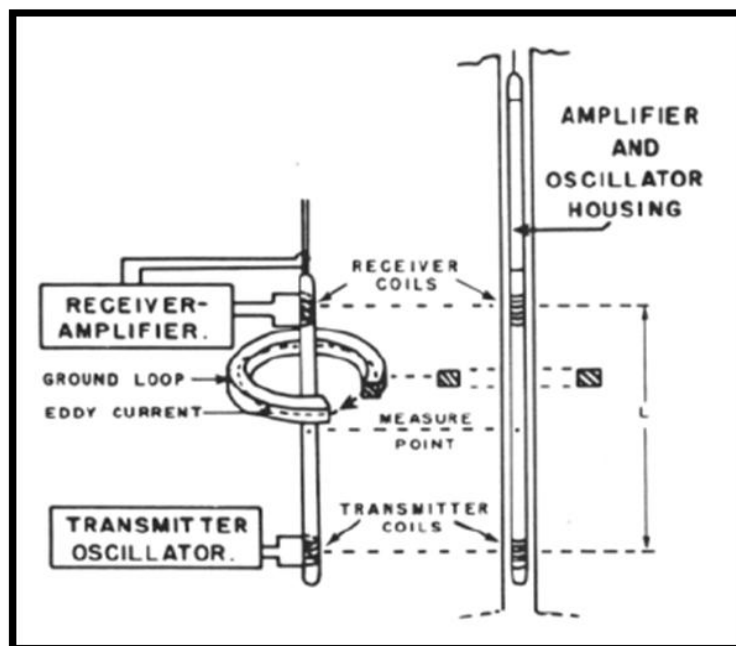
Estos registros son usados para medir la conductividad de las formaciones. Son los más efectivos en formaciones con porosidades medias-altas. Estos registros aumentan la respuesta de los estratos delgados, con pequeños efectos de los estratos adyacentes.

Las respuestas en los estratos delgados son determinadas por el espesor de estos y el contraste de conductividad entre el estrato delgado y los estratos adyacentes. Los límites de los estratos son parcialmente ubicados entre las lecturas altas y bajas.

Los registros de inducción pueden ser usados en presencia de cualquier fluido no conductor en la cara del pozo ya sea gas, aire, lodo base aceite. Sirven generalmente para la determinación de las resistividades de la formación y propósitos de correlación. Una alta y constante intensidad alternando la corriente se hace fluir a través de una bobina de transmisión aislada. La corriente alterna induce una corriente secundaria en la formación y el campo secundario resultante induce una corriente en la bobina del aparato receptor. El flujo inducido es proporcional a la conductividad de la formación.

El espaciamiento entre el aparato receptor y el transmisor es un arreglo entre la profundidad de investigación y la resolución del estrato delgado. Las bobinas adicionales pueden ser puestas arriba y debajo del transmisor y receptor para enfocar la corriente de flujo.

Figura 12. Principio de inducción.



Fuente: ORTEGA, Clímaco. Curso Interpretación de registros Open Hole. Bucaramanga, Colombia. Agosto 8-9 2008.

Los valores de inducción calculados sirven para determinar R_t . Cuando R_{xo} es mayor que R_t , se tienen mejores valores. En formaciones que son poco profundas a moderadamente invadidas, R_t puede ser calculado directamente del registro y puede ser usado en la ecuación Archie (Ec. 4).

Entre los factores que afectan los registros de inducción, se encuentran:

- Zonas de medición de alta conductividad entre la zona invadida y la formación que no ha sido perturbada.
- La respuesta de los instrumentos de medida, ya que son dependientes en gran medida de la profundidad de la invasión del filtrado, la relación de resistividad entre el filtrado y el agua de la formación y la movilidad de los hidrocarburos.
- La propagación de las señales en una formación gruesa con límites cilíndricos de diferente conductividad. Los cambios en las señales son debidos a los cambios en la conductividad y el espesor, y también una función de la distancia entre las bobinas transmisoras y receptoras.
- El espaciamiento entre las bobinas, ya que cada par es afectado diferentemente por las zonas conductivas encontradas. El espaciamiento mayor de la bobina, la mayor pérdida de señal debido a los efectos de propagación.
- La respuesta de la cara del pozo a los incrementos del registro de inducción con el incremento en la conductividad del lodo.

Cuando las conductividades de la formación son bajas, la respuesta de la cara del pozo es significativa. Para compensar esta respuesta, la herramienta es adaptada con cubiertas de goma para protegerla de entrar en contacto con la pared de la cara del pozo.

El registro de inducción provee tres curvas de resistividad. Estas curvas miden la resistividad a diferentes puntos de la formación, por lo tanto:

- La curva de investigación poco profunda se encarga de medir la resistividad en la zona lavada (R_{xo}), para esto se Usa ya sea un dispositivo enfocado o un sistema de protección que se ubica al final de la herramienta.
- La curva de inducción media mide la resistividad en la zona lavada y la zona invadida (R_i).
- La curva de inducción profunda mide la resistividad en la zona virgen (R_t), la cual es la resistividad verdadera de la formación.

Por medio de inspección de forma visual de los registros se puede proveer información referente a la invasión, porosidad y contenido de hidrocarburo. Las variaciones en la resistividad son debidas a los cambios en la saturación de agua o porosidad; un incremento en la porosidad puede ser observado cuando se presentan cambios en la resistividad y la separación entre las curvas de resistividad permanece igual. La separación entre las curvas y sus posiciones relativas puede ser usada para estimar la invasión.

Cuando la resistividad del filtrado de lodo es mayor que la resistividad del agua de la formación, con un incremento en la invasión, la variación entre las curvas media y profunda se incrementa y la variación entre las curvas profunda y poco profunda disminuye. En invasiones poco profundas, el efecto de las curvas enfocadas (focused Log) es mayor y habrá una mayor separación entre las curvas de inducción y la enfocada. La separación de estas curvas de inducción será menor y la resistividad de la curva de inducción profunda será cercana al valor de la resistividad de la zona no invadida R_t .

2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (R.N.A.)

El objetivo principal del estudio sobre la inteligencia artificial es en dotar a la computadora, las facultades de la emulación de las características principales del cerebro humano como son: la comunicación, el procesamiento de la información y el aprendizaje por medio de la experiencia, entre otras.

Uno de los sistemas desarrollados para esta emulación son las redes neuronales artificiales cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso “la Neurona”. A través de este capítulo se darán: una breve reseña histórica de su evolución (nos hará comprender que esta tecnología no es reciente sino que se ha venido trabajando por decenas para mejorar su desempeño por lo que no hay que tomarla a la ligera), y los algoritmos para la implementación de estos sistemas.

2.1. RESEÑA HISTÓRICA⁶

1936 - Alan Turing. Fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación. Sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un matemático, quienes, en 1943, lanzaron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas (Un Cálculo Lógico de la Inminente Idea de la Actividad Nerviosa - Boletín de Matemática Biofísica 5: 115-133). Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos.

1949 - Donald Hebb. Fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje (que es el elemento básico de la inteligencia humana) desde un punto de vista

⁶ Tomado: Matich, Damián Jorge, Cátedra. Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos – Orientación 1. Universidad tecnológica Nacional. Argentina. 2001. p. 6-7.

psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. Aun hoy, este es el fundamento de la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una red neuronal. Su idea fue que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Los trabajos de Hebb formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.

1950 - Karl Lashley. En sus series de ensayos, encontró que la información no era almacenada en forma centralizada en el cerebro sino que era distribuida encima de él.

1956 - Congreso de Dartmouth. Este Congreso frecuentemente se menciona para indicar el nacimiento de la inteligencia artificial.

1957 - Frank Rosenblatt. Comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como identificador de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado en el entrenamiento. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función XOR-exclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente.

1959 - Frank Rosenblatt: Principios de Neurodinámica. En este libro confirmó que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito (Teorema de Convergencia del Perceptrón).

1960 - Bernard Widroff/Marcian Hoff. Desarrollaron el modelo Adaline (ADApative LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real

(filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

1961 - Karl Steinbeck: Die Lernmatrix. Red neuronal para simples realizaciones técnicas (memoria asociativa).

1969 - Marvin Minsky/Seymour Papert. En este año casi se produjo la “muerte abrupta” de las Redes Neuronales; ya que Minsky y Papert probaron (matemáticamente) que el Perceptrón no era capaz de resolver problemas relativamente fáciles, tales como el aprendizaje de una función no-lineal. Esto demostró que el Perceptrón era muy débil, dado que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real.

1974 - Paul Werbos. Desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de *propagación hacia atrás* (Backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.

1977 - Stephen Grossberg: Teoría de Resonancia Adaptada (TRA). La Teoría de Resonancia Adaptada es una arquitectura de red que se diferencia de todas las demás previamente inventadas. La misma simula otras habilidades del cerebro: memoria a largo y corto plazo.

1985 - John Hopfield. Provocó el renacimiento de las redes neuronales con su libro: “Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización.”

1986 - David Rumelhart/G. Hinton. Redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (Backpropagation).

A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales. En la actualidad, son numerosos los trabajos

que se realizan y publican cada año, las aplicaciones nuevas que surgen (sobre todo en el área de control) y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software (sobre todo para simulación).

2.2. TIPOS DE REDES NEURONALES

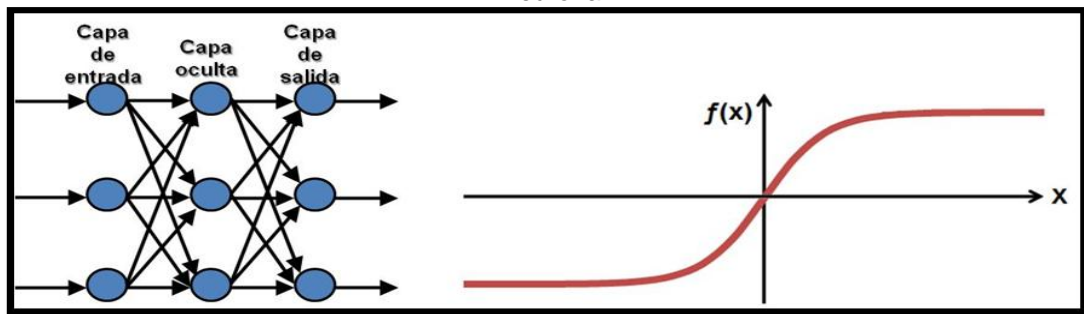
La clasificación de las redes neuronales se realiza de acuerdo al tipo de función de transferencia y tipo de algoritmo o regla de aprendizaje principalmente, encontrando gran número de modelos en la literatura. A continuación se hará una breve descripción de algunos modelos neuronales que serán necesarios conocer para la solución de este tipo de problema, especialmente el reconocimiento de patrones.

La primera red neuronal conocida, fue desarrollada en 1943 por Warren McCulloch y Walter Pitts; ésta consistía en una suma de las señales de entrada, multiplicadas por unos valores de pesos escogidos aleatoriamente. La entrada es comparada con un patrón preestablecido para determinar la salida de la red. Si en la comparación, la suma de las entradas multiplicadas por los pesos es mayor o igual que el patrón preestablecido la salida de la red es uno (1), en caso contrario la salida es cero (0). Al inicio del desarrollo de los sistemas de inteligencia artificial, se encontró gran similitud entre su comportamiento y el de los sistemas biológicos y en principio se creyó que este modelo podía computar cualquier función aritmética o lógica.

2.2.1. Perceptrón multicapa. Su mayor representante es el modelo de Backpropagation.

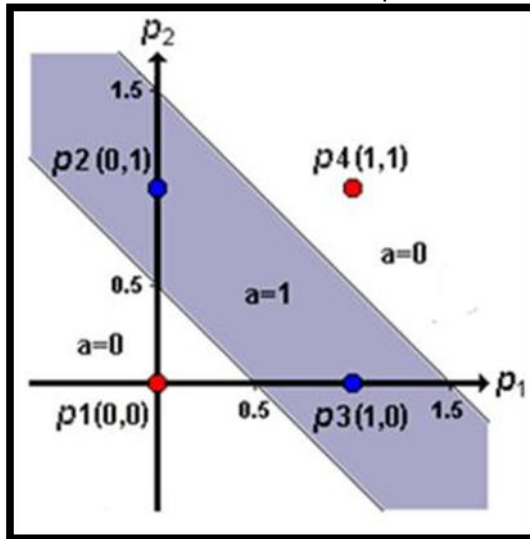
En resumen, un Perceptrón multicapa es una red con alimentación hacia adelante, compuesta de varias neuronas entre la entrada y la salida de la misma, esta red permite establecer regiones de decisión mucho más complejas que las hechas por el Perceptrón simple; es decir, que las capas ocultas ayudan a solucionar los problemas que no sean linealmente separables.

Figura 13. Perceptrón multicapa y función de transferencia de la neurona.



Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira, 2000.

Figura 14. Problema no linealmente separable, solucionado.



Fuente: Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira, 2000.

2.2.2. Backpropagation.⁷ La Backpropagation es un tipo Perceptrón multicapa con aprendizaje supervisado, que emplea un ciclo propagación- adaptación de dos fases. Una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como estímulo, éste se propaga 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 salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas.

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 neuronas de la capa oculta sólo 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 que describa su contribución relativa al error total. Basándose en la señal de error percibida, se actualizan los pesos de conexión de cada neurona, para hacer que la red converja hacia un estado que permita clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento.

La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que las distintas neuronas aprenden a reconocer distintas características del espacio total de entrada. Después del entrenamiento, cuando se les presente un patrón arbitrario de entrada que contenga ruido o que esté incompleto, las neuronas de la capa oculta de la red responderán con una salida activa si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que las neuronas individuales hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento. Y a la inversa, las unidades de las capas ocultas tienen una tendencia a inhibir su salida

⁷ Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira. 2000.

si el patrón de entrada no contiene la característica para reconocer, para la cual han sido entrenadas.

Varias investigaciones han demostrado que, durante el proceso de entrenamiento, la red Backpropagation tiende a desarrollar relaciones internas entre neuronas con el fin de organizar los datos de entrenamiento en clases. Esta tendencia se puede extrapolar, para llegar a la hipótesis consistente en que todas las unidades de la capa oculta de una Backpropagation son asociadas de alguna manera a características específicas del patrón de entrada como consecuencia del entrenamiento. Lo que sea o no exactamente la asociación puede no resultar evidente para el observador humano, lo importante es que la red ha encontrado una representación interna que le permite generar las salidas deseadas cuando se le dan las entradas, en el proceso de entrenamiento. Esta misma representación interna se puede aplicar a entradas que la red no haya visto antes, y la red clasificará estas entradas según las características que compartan con los ejemplos de entrenamiento.

2.3. ALGORITMOS DE ENTRENAMIENTO⁸

Fueron utilizados algunos algoritmos de Matlab tales como:

2.3.1. Levenberg- Marquardt (Trainlm). Algoritmo que actualiza los pesos y las ganancias de acuerdo a la optimización de Levenberg-Marquardt. Es el algoritmo más rápido para redes Backpropagation; tiene la desventaja de requerir de un set de entrenamiento lo más estándar posible, pues de otra forma solo aproximará correctamente valores que se encuentren dentro de los patrones de aprendizaje.

⁸ Tomado: <http://ohm.utp.edu.co/paginas/docencia/neuronales/Anexos/AnexoA.htm>.

La sintaxis de este algoritmo es la siguiente:

- **net.trainParam.epochs:** Máximo número de iteraciones del entrenamiento.
- **net.trainParam.goal:** Error deseado.
- **net.trainParam.lr:** Rata de aprendizaje.
- **net.trainParam.max_fail:** Máximo número de veces que falla el valor de Mu.
- **net.trainParam.mem_reduc:** Factor de fraccionamiento de Jacobiano para ahorrar memoria.
- **net.trainParam.min_grad:** Mínimo rendimiento del gradiente.
- **net.trainParam.show:** Intervalo de visualización de los resultados.
- **net.trainParam.time:** Máximo tiempo de entrenamiento en segundos.
- **tr.mu:** Valor del Mu adaptivo.

2.3.2. Gradientes descendentes con momentum y tasa de aprendizaje variable (Traingdx). Algoritmo de Gradiente Descendiente, que emplea una rata de aprendizaje adaptiva durante el proceso de entrenamiento; un coeficiente de momentum, que interviene en el proceso de actualización de los pesos. Si el error de la red en una iteración dada, excede el valor del error en la iteración anterior, en un valor mayor al definido por un radio de cobertura dado el que puede determinarse por medio de la función `max_perf_inc` y que está típicamente alrededor de 1.04, los nuevos pesos y

ganancias son descartados y el coeficiente de momentum mc es fijado en cero. La tasa de aprendizaje varía entre 0.01 y 1, una tasa de aprendizaje muy pequeña torna lento el aprendizaje, pero si se incrementa demasiado el aprendizaje puede tornarse inestable y crear divergencia, por esto la función `traingdx` varía la tasa de aprendizaje tratando de sacar provecho de la inclinación del gradiente en cada momento; su gran desventaja es que los pesos iniciales varían muy poco así se encuentren distantes de los valores de convergencia.

La sintaxis de este algoritmo es la siguiente:

- **net.trainParam.epochs:** Máximo número de iteraciones para obtener convergencia.
- **net.trainParam.goal:** Error máximo permitido.
- **net.trainParam.lr:** Rata de aprendizaje inicial.
- **net.trainParam.lr_inc:** Porcentaje que incrementa la rata de aprendizaje cuando el error disminuye.
- **net.trainParam.lr_dec:** Porcentaje de decremento de la rata de aprendizaje cuando el error aumenta.
- **net.trainParam.max_fail:** Máximo número de fallas.
- **net.trainParam.max_perf_inc:** Máximo incremento del rendimiento.
- **net.trainParam.min_grad:** Mínimo rendimiento del gradiente.

- **net.trainParam.show:** Los resultados son visualizados siempre que transcurre este número de iteraciones.
- **net.trainParam.time:** Máximo tiempo de entrenamiento en segundos.
- **net.trainParam.mc:** Valor fijado para el coeficiente de momentum.

2.3.3. Backpropagation elástico (Trainrp). Las redes multicapa, utilizan típicamente una función de transferencia Sigmoidal en las capas ocultas, estas funciones comprimen un infinito rango de entradas, dentro de un finito rango de salidas, además se caracterizan porque su pendiente tendera cada vez más a cero, mientras más grande sea la entrada que se le presenta a la red, esto ocasiona problemas cuando se usa un algoritmo de entrenamiento de pasos descendientes, porque el gradiente empieza a tomar valores muy pequeños y por lo tanto no habrán cambios representativos en los pesos y las ganancias, así se encuentren bastante lejos de sus valores óptimos. El propósito del algoritmo Backpropagation elástico es eliminar este efecto en la magnitud de las derivadas parciales. En este algoritmo solamente el signo de la derivada es utilizado para determinar la dirección de actualización de los parámetros, la magnitud de las derivadas no tiene efecto en la actualización. La magnitud en el cambio de cada peso es determinada por separado; el valor del incremento de pesos y ganancias es determinado por el factor `delt_inc`, así la derivada parcial del error con respecto a los pesos tenga el mismo signo durante dos iteraciones sucesivas; el valor de decremento está determinado por el factor `delt_dec` así la derivada del error con respecto a los pesos haya cambiado de signo con respecto a la anterior iteración; si la derivada es cero, entonces el valor actualizado se conserva; si los pesos continúan cambiando en la misma dirección durante varias iteraciones, la magnitud de cambios de los pesos se disminuye.

La sintaxis de este algoritmo se resume a continuación:

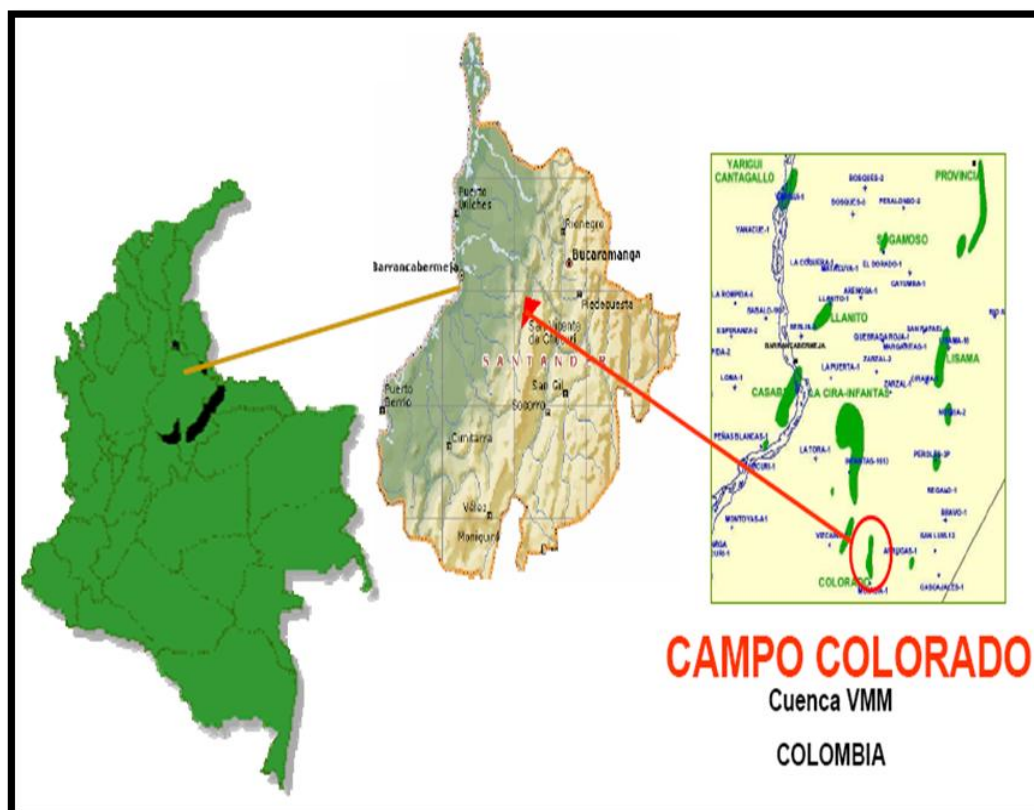
- **net.trainParam.epochs:** Máximo número de iteraciones del entrenamiento.
- **net.trainParam.show:** Intervalo de visualización de los resultados.
- **net.trainParam.goal:** Error deseado.
- **net.trainParam.time=inf:** Máximo tiempo de entrenamiento en segundos.
- **net.trainParam.min_grad:** Mínimo rendimiento del gradiente.
- **net.trainParam.max_fail:** Máximo número de fallas.
- **net.trainParam.lr:** Rata de aprendizaje.
- **net.trainParam.delt_inc:** Incremento en la actualización de pesos.
- **net.trainParam.delt_dec:** Decremento en la actualización de pesos.
- **net.trainParam.delta:** Incremento inicial en la actualización de pesos.
- **net.trainParam.deltamax:** Máximo cambio en los pesos.

3. REGISTROS DEL CAMPO COLORADO

3.1. GENERALIDADES

El campo Colorado se encuentra ubicado en la cuenca del Valle Medio del Magdalena, está localizado geográficamente en la vereda Los Colorados, corregimiento de Yarima, en el Municipio de San Vicente de Chucuri, al sur este de la ciudad de Barrancabermeja y al sur del campo La Cira-Infantas, en el área de la antigua concesión De Mares.

Figura 15. Ubicación Campo Colorado.

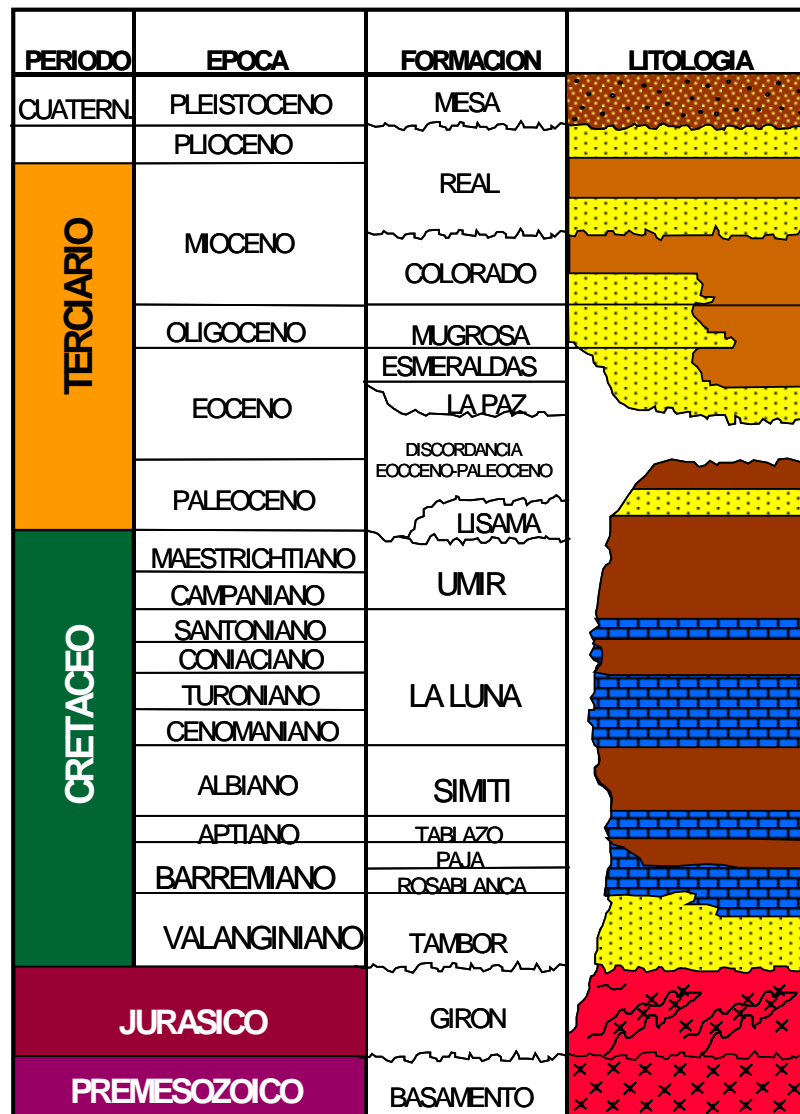


Fuente: Base datos Campo Colorado. Convenio UIS – Ecopetrol s.a.

Formaciones Productoras:

El petróleo del Campo Colorado se extrae del periodo terciario, principalmente de las formaciones Colorado, Mugrosa (Zona B y C), y esmeraldas (Zona D).

Figura 16. Columna Estratigráfica Cuenca Valle Medio del Magdalena.



Fuente: campo escuela Colorado convenio UIS – Ecopetrol s.a.

Formación Mugrosa.

Abarca el Oligoceno y el Mioceno tardío. Esta formación tiene un espesor variante entre 1.900 y 2.400 pies, está compuesta por intercalaciones de areniscas de grano fino y lodolitas varicoloreadas, acumuladas dentro de un ambiente de sistemas de ríos meándricos. Se divide en Zona b y Zona C, estas son las principales zonas productoras del Campo Colorado.

Formación Esmeraldas.

Esta Formación, abarca la mayor parte del Eoceno tardío, con un espesor que puede alcanzar unos 1.500 pies. Litológicamente está compuesta de espesos intervalos de lodolitas y limolitas oscuras con delgados mantos de carbón depositados en ríos meándricos.

Formación Colorado.

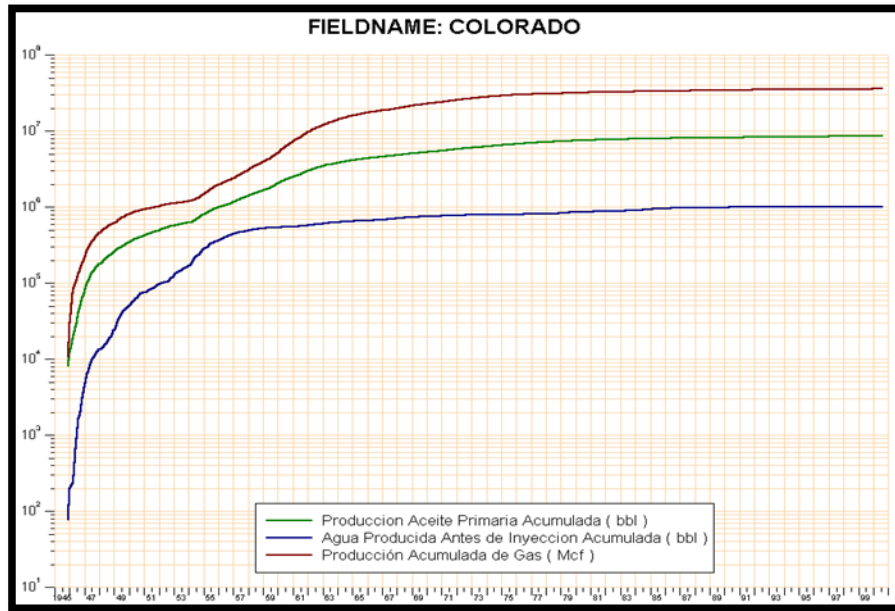
La formación Colorado está ubicada entre el Mioceno inferior y Mioceno medio, se conforma por una serie de lodolitas masivas con intercalaciones de areniscas de grano fino a grueso de origen aparentemente fluvial, con presencia de barras puntuales y longitudinales.

Producción del Campo Colorado.

De los pozos que se encuentran perforados en el Campo Colorado solamente 56 pozos reportan algún tipo de producción, siendo muy pobres las producciones acumuladas del campo. El colorado 38, es el pozo con mayor producción acumulada, ha producido más de medio millón de barriles y 20 pozos han producido más de doscientos mil barriles.

Actualmente se tiene producción en los pozos Colorado 37, Colorado 38, Colorado 70, Colorado 75.

Figura 17. Producción acumulada Campo Colorado.

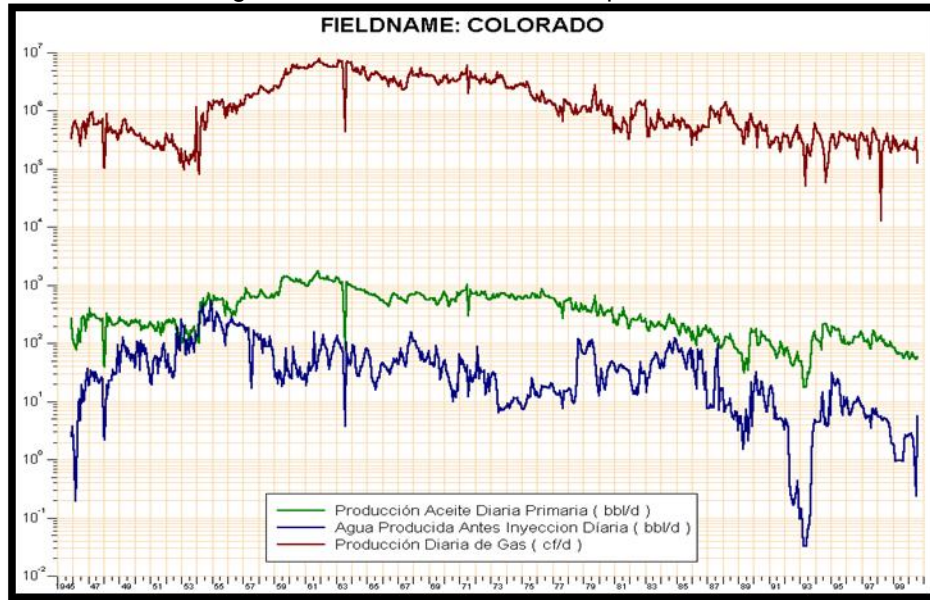


Fuente: Base datos Campo Colorado. Convenio UIS – Ecopetrol s.a.

En las figuras 35 y 36, es posible observar que la producción de agua del Campo Colorado ha sido muy poca a lo largo de su historia, por lo tanto puede considerarse que el campo posee un efecto muy leve o casi nulo por parte de la presencia de agua.

Teniendo en cuenta, que la producción de agua es muy baja, la saturación de agua de las formaciones representativas del Campo Colorado, equivale a la saturación de agua irreducible.

Figura 18. Producción diaria Campo Colorado.



Fuente: Base datos Campo Colorado. Convenio UIS – Ecopetrol s.a.

3.2. REGISTROS IMPORTANTES A CONSIDERAR.

3.2.1. Registro sónico. Si en las zonas de areniscas existen pequeñas capas de lutitas, la porosidad aparente del perfil Sónico se aumentara por una cantidad proporcional a la fracción del volumen total ocupada por dichas capas. Los valores de ΔT aumentarán debido a que el ΔT en lutitas es mayor que el valor de ΔT de la arenisca.

En formaciones que no están sujetas a una suficiente presión, la relación de Wyllie no obtiene resultados óptimos, sobre todo en formaciones no consolidadas. Un yacimiento con rocas no compactas presenta tiempos de transito mayores y da

cálculos de porosidad mayores que los reales. Si el tiempo de tránsito en las lutitas es mayor de 100 $\mu\text{s}/\text{ft}$, se dice que la formación no es compacta.

La porosidad puede ser calculada conociendo el valor de la resistividad del agua de la formación R_w , por lo tanto el registro Sónico está relacionado con el registro SP.

3.2.2. Registro short normal. El Registro Short normal SN, brinda un valor de R_{xo} . Este valor es muy útil en casos de invasión para obtener un mejor valor de Resistividad Verdadera de la formación R_t . Por ejemplo, cuando la invasión es moderada o profunda, el conocimiento de R_{xo} permite que la medida de la resistividad profunda sea corregida y se obtenga la resistividad verdadera de la formación.

Algunos métodos para calcular la saturación requieren de la relación R_{xo}/R_t . En formaciones limpias el valor de factor de formación se puede computar de R_{xo} y R_{mf} si S_{xo} se conoce o puede ser conocida.

3.2.3. Registro SP. Conociendo los valores de la curva del registro SP es posible conocer la resistividad del agua de la formación R_w y las zonas permeables y no permeables de la formación; siendo por ello importante para ayudar a determinar las zonas donde se presenta acumulación de hidrocarburo, vale la pena recordar que junto con los registros de resistividad y porosidad, conforman los registros básicos de pozo.

3.2.4. Registro Caliper. Este registro mide el diámetro del hueco, por tal motivo brinda estimativos para determinar la estabilidad que presenta el mismo.

Áreas cercanas al espesor de la torta de lodo en la cara del pozo, indican zonas estables, y áreas en las que se tiene alargamientos en la lectura del registro, indican presencia de derrumbes y colapsos.

Por lo tanto, puede ser considerado como un indicativo de posibles zonas a tener en cuenta para la evaluación de la presencia de hidrocarburo.

3.3. REGISTROS DISPONIBLES DEL CAMPO⁹

La información geológica y petrofísica del Campo Colorado que se tiene disponible proviene de informes realizados por la empresa Colombiana de petróleos ECOPETROL, y trabajos de tesis de pregrado realizados en los últimos años por parte de la Universidad Industrial de Santander.

Teniendo en cuenta que en el Campo Colorado se tienen inconsistencias en las bases de datos de los trabajos realizados, ya que se han encontrado diferentes resultados; la división de geología del campo ha realizado un inventario de registros de pozo, el cual ha sido realizado con el ánimo de unificar y facilitar el manejo de la información para las partes interesadas en el área de petrofísica del Campo Colorado. Obteniendo de este modo el siguiente inventario de registros en el Campo Colorado:

Los registros que se han tomado en el campo Colorado en los diferentes pozos son principalmente eléctricos, inducción eléctrica, laterolog, microlog, Gamma

⁹Tomado con base a informes del Campo Escuela Colorado, División de Geología.

Ray, Dipmeter, Gauge log, GammaRay-Neutron, Microcaliper, M-S Neutrón, Buzamiento Continuo, Sónico, Caliper, Microlaterolog, Section Gauge, Buzamiento calibración y temperatura, Potencial Espontáneo, Lateral, Normal larga, Normal corta.

En total se tienen 77 pozos, de los cuales algunos de estos no presentan ningún tipo de registro de pozo; estos son los pozos Colorado 1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 17 y 73.

En la tabla (5) y (6) son mostrados los pozos en los que se encuentran disponibles los registros a usar. Por medio de estas tablas fue posible ubicar los pozos con los cuales se desarrollo el proyecto.

Tabla 2. Registros disponibles (pozo Colorado 03 - Colorado 43.)

Pozo	Inducción Eléctrica	Potencial Espontáneo	Short Normal	Sónico	Caliper
Colorado 03					
Colorado 09					
Colorado 10					
Colorado 12					
Colorado 13					
Colorado 14					
Colorado 15					
Colorado 16					
Colorado 18					
Colorado 19					
Colorado 20					
Colorado 21					
Colorado 22					
Colorado 23					
Colorado 24					
Colorado 25					
Colorado 26					
Colorado 28					
Colorado 29					
Colorado 30					
Colorado 31					
Colorado 32					
Colorado 33					
Colorado 34					
Colorado 35					
Colorado 36					
Colorado 37					
Colorado 38					
Colorado 40					
Colorado 41					
Colorado 42					
Colorado 43					

Fuente. Autores del proyecto. Modificado de: Base datos Campo Colorado.

Convenio UIS – Ecopetrol s.a.

Tabla 3. Registros disponibles (pozo Colorado 44 - Colorado 77)

Pozo	Inducción Eléctrica	Potencial Espontáneo	Short Normal	Sónico	Caliper
Colorado 44					
Colorado 45					
Colorado 46					
Colorado 47					
Colorado 48					
Colorado 49					
Colorado 50					
Colorado 51					
Colorado 52					
Colorado 53					
Colorado 54					
Colorado 55					
Colorado 56					
Colorado 57					
Colorado 58					
Colorado 59					
Colorado 60					
Colorado 61					
Colorado 62					
Colorado 63					
Colorado 64					
Colorado 65					
Colorado 68					
Colorado 69					
Colorado 70					
Colorado 71					
Colorado 72					
Colorado 73					
Colorado 74					
Colorado 75					
Colorado 76					
Colorado 77					

Fuente. Autores del proyecto. Modificado de: Base datos Campo Colorado.

Convenio UIS – Ecopetrol s.a

se requiere un proceso de normalización de los datos a usar, dicha normalización debe estar entre cero (0) y uno (1).

Los datos de entrada reciben un método estándar de normalización mostrado en la ecuación (35).

$$Norm = \frac{dato - menor}{mayor - menor} \quad \text{Ec. 20}$$

Norm: Valor normalizado.

dato: Valor leído del registro.

menor: Valor mínimo del registro.

mayor: Valor máximo del registro.

Como parámetro de ayuda litológico al registro SP, se calcula la fracción de arcilla en la formación (X_{sh}), estos son tomados con base a los datos de la curva de resistividad SN, para de este modo conocer los valores de la fracción de arcilla presente en la formación, como se muestra en la Ec. (36).

$$X_{sh} = \sqrt{\frac{R_{sh}}{R_t} * \frac{R_{tmax} - R_t}{R_{tmax} - R_{sh}}} \quad \text{Ec. 21}$$

Dónde:

X_{sh} : Fracción de arcilla presente en la formación.

R_{sh} : Percentil 0 de los valores del registro SN.

R_t : Valor leído del registro SN

R_{tmax} : Valor máximo leído del registro SN.

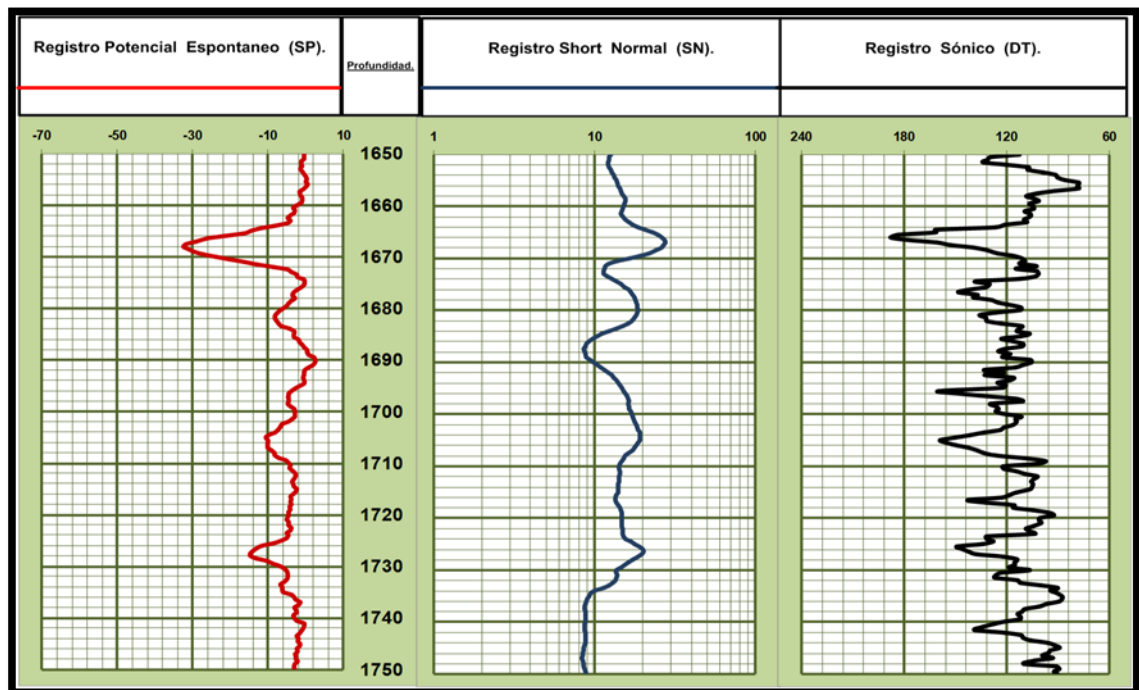
3.4. INTERPRETACIÓN DE UN REGISTRO

Al interpretar un registro de pozo se debe tener en cuenta tres curvas principales, están son en su orden de zonas permeables, resistividad y porosidad. En el caso del Campo Colorado, particularmente en el pozo Colorado 38 se cuenta con registro SP, SN y Sónico.

El Colorado 38 es el pozo emblema del Campo Colorado, por tal motivo se ha tomado para realizar una interpretación de sus datos.

En la gráfica se observa una sección del registro disponible en formato digital.

Figura 19. Segmento [1650 – 1750 (ft)] de Colorado 38.

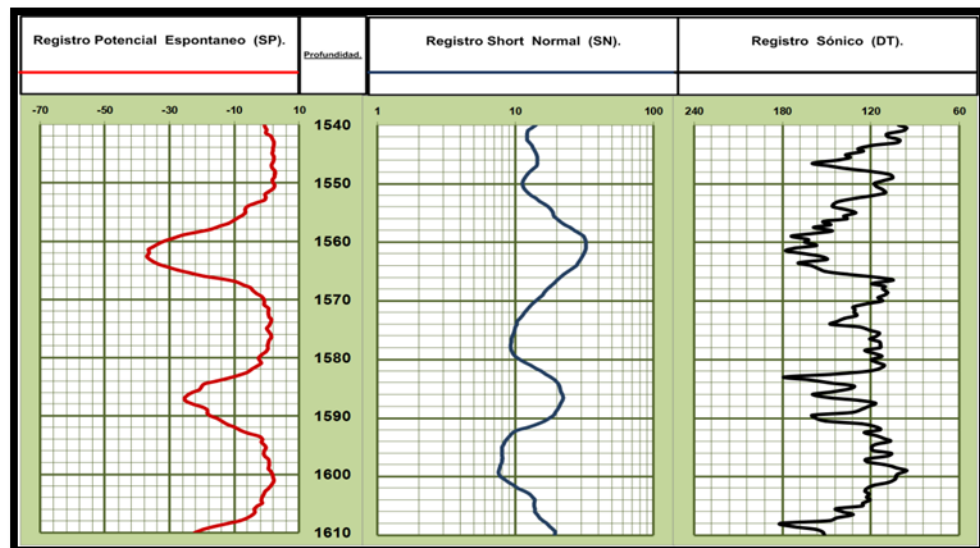


Fuente: Autores del proyecto.

En la figura 37 se observa un segmento del pozo Colorado 38. Los tres registros están disponibles en forma simultánea a partir de los 1400 ft, anterior a esto, el registro SP el registro SP presenta valores muy bajos para ser considerada la zona como permeable.

En la figura 38, se observa bordeando los 1550 ft un aumento considerable en los valores de las curvas SP y SN, por lo cual es posible asumir que se está en presencia de una posible zona permeable acumuladora de hidrocarburo, lo cual es corroborado por medio de los altos valores del tiempo de transito del registro Sónico que indican presencia de zonas porosas.

Figura 20. Segmento [1540 – 1610 (ft)] de Colorado 38.

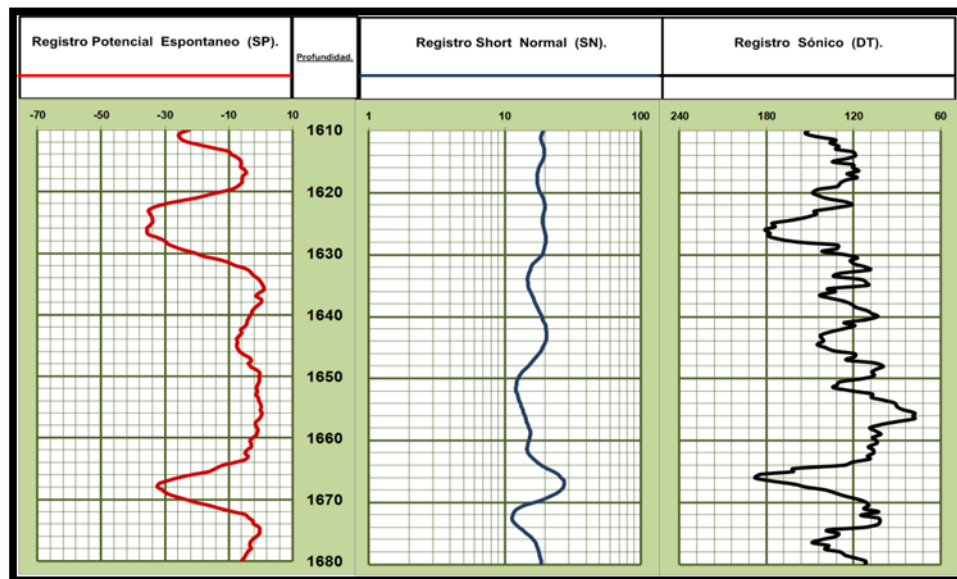


Fuente: Autores del proyecto.

La zona inferior, contigua al estrato señalado anteriormente, puede presentar una acumulación de arcillas debido a los fuertes cambios en las tendencias. En la zona siguiente, alrededor de 1580 ft, se observa de nuevo un incremento en las curvas SP y SN, pero a diferencia del intervalo comprendido entre 1550 y 1570 ft, se tienen valores oscilantes muy pronunciados en los datos del registro Sónico.

Es posible observar que los incrementos en los valores de los registros en la segunda zona son inferiores a los que se presentan en la posible zona productora superior, por lo tanto es posible que se tenga presencia de agua en la zona inferior.

Figura 21. Segmento [1610 – 1680 (ft)] de Colorado 38.



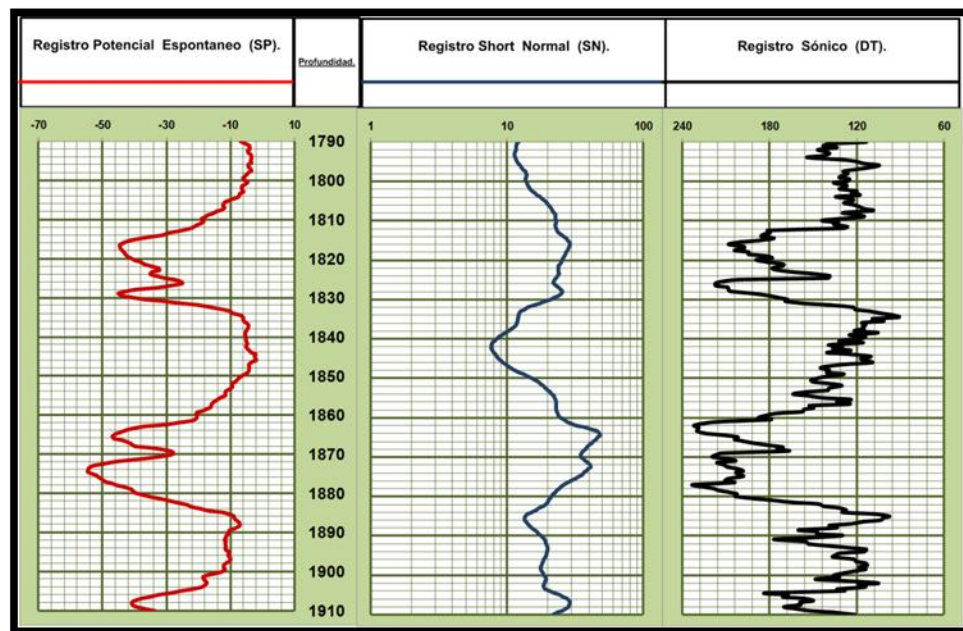
Fuente: Autores del proyecto.

En la figura 39, en el intervalo comprendido entre 1620-1630 ft. se puede observar un posible pequeño intervalo en donde puede haber acumulación de agua a causa

de sus valores de SP y DT y una inclinación no muy optima en la curva de resistividad SN.

Contiguo a esto, se presentan zonas con curvas que no presentan mayores variaciones a causa de esto es posible que se esté en presencia de zonas poco permeables; es decir, arcillosa. Exceptuando la zona entre 1660 y 1670 ft, en donde es posible apreciar que se tiene una posible zona permeable pero el valor del tiempo de transito del registro sónico en esta zona no es muy óptimo ya que está limitando el posible espesor producto.

Figura 22. Segmento [1790 – 1910 (ft)] de Colorado 38.



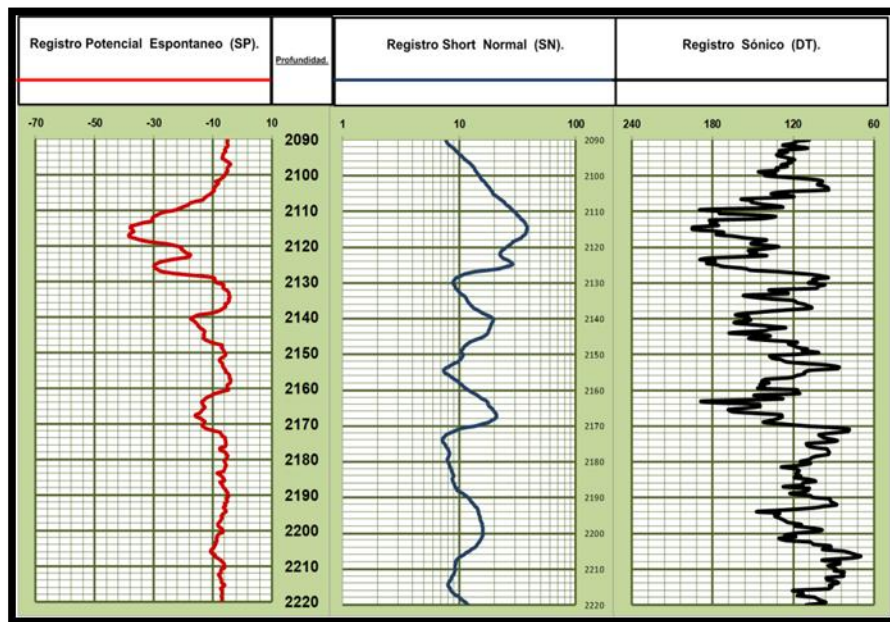
Fuente: Autores del proyecto.

En la figura 40, alrededor de los 1815 ft. se presenta la primera gran acumulación de hidrocarburos, es preciso resaltar que esta profundidad está ubicada en la formación Mugrosa, una de las principales formaciones del valle medio del magdalena. Esta posible zona se extiende hasta los 1882,5 ft.

Como se puede observar en esta figura, entre 1830-1860 ft. existe una pequeña zona de arcillas entre los intervalos con zonas productoras, ya que los cambios en estos 30 ft. de espesor son completamente notables y perfectamente visualizados.

En la figura 41, Bordeando los 2108 ft, se tiene presencia aun en la Formación mugrosa (Zona B), se observa una zona relativamente amplia con características de zona permeable. Se observa que los tiempos de transito del registro sónico son amplios en gran medida.

Figura 23. Segmento [2090 – 2220 (ft)] de Colorado 38.

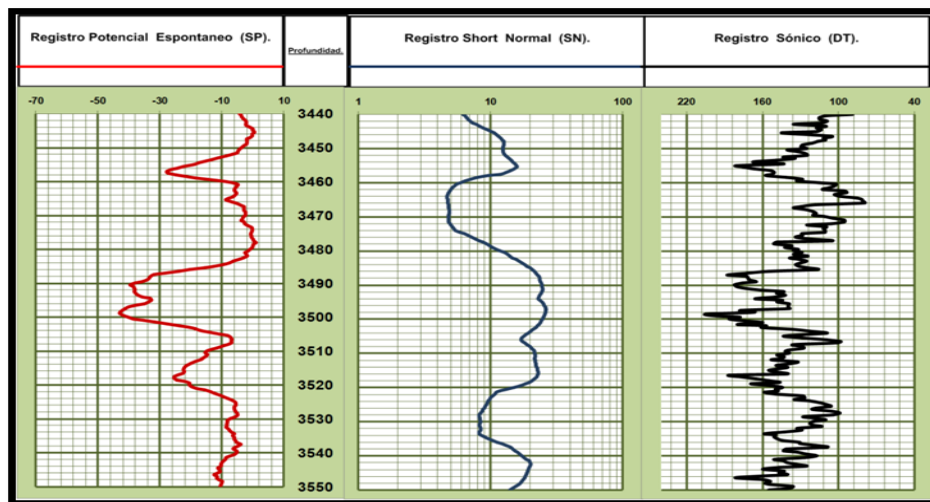


Fuente: Autores del proyecto.

En los 3490,5 ft, se encuentra la formación mugrosa (Zona C), en donde al igual que en la gráfica anterior, se tiene presencia de un estrato con porosidad buena al igual que datos de SP.

En la figura 42, a la profundidad presentada del registro se tiene presencia de la formación Mugrosa (zona C). Es posible observar un intervalo entre 3480-3505 fty 3510-3525 ft (en menor proporción) en donde se presenta valores tolerables en los registros Sónico y short normal.

Figura 24. Segmento [3440 – 3550 (ft)] de Colorado 38.

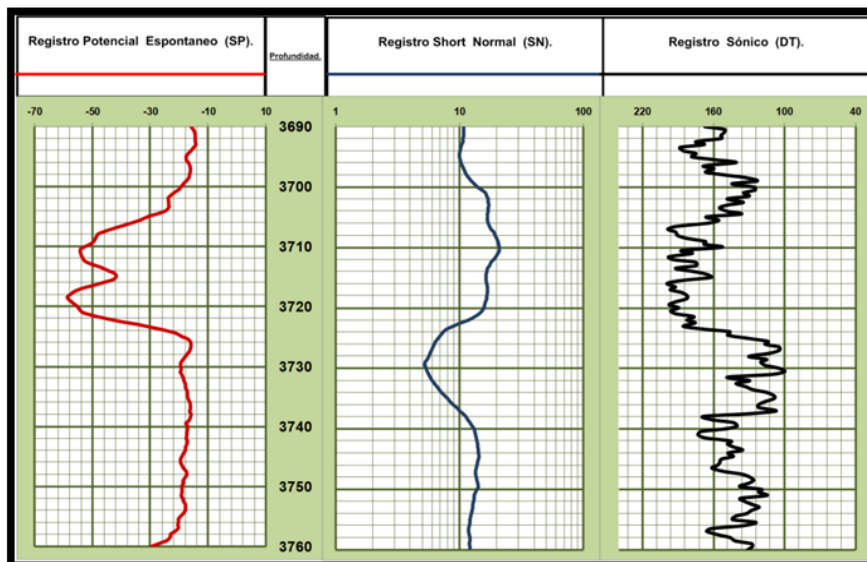


Fuente: Autores del proyecto.

Al igual que en la figura anteriormente mencionada, la figura 43 muestra un segmento de la Zona C de la formación Mugrosa. Alrededor de los 3700 ft. se tiene presencia de una zona permeable a causa de sus altos valores de registro Sónico y SP, teniendo en cuenta que tiene un valor relativamente alto de resistividad y se puede pensar que hay presencia de hidrocarburo.

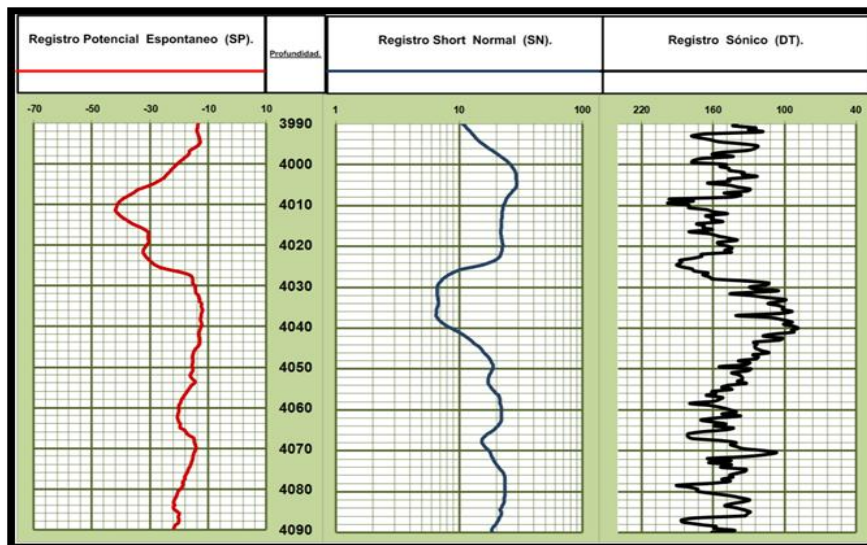
En la gráfica 44 por los 4011 ft. se tiene presencia de la formación Esmeralda, se observa una posible zona productora, seguida de una posible zona con acumulación de agua.

Figura 25. Segmento [3690 – 3760 (ft)] de Colorado 38.



Fuente: Autores del proyecto.

Figura 26. Segmento [3990 – 4090 (ft)] de Colorado 38.

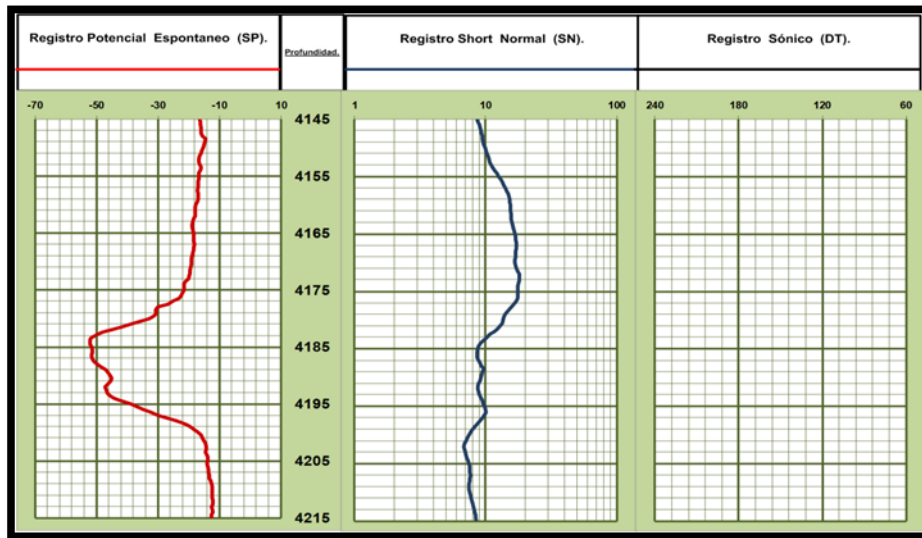


Fuente: Autores del proyecto.

Aunque los registros Sónicos están disponibles hasta los 4100 ft, analizando las lecturas de los registros SP y SN podría pensarse en una zona con posible acumulación de agua alrededor de los 4186,5 ft; esto debido a que es una zona

altamente permeable como lo indica el registro SP y a su vez es también una zona de baja resistividad como lo indica el registro de resistividad.

Figura 27. Segmento [4145 – 4215 (ft)] de Colorado 38.



Fuente: Autores del proyecto.

Estas interpretaciones concuerdan con los datos conocidos de campo, ya que se sabe que las zonas productoras corresponden a colorado, mugrosa (Zona B y C) y Esmeraldas (Zona D).

4. DISEÑO DE UN PROYECTO NEURO-COMPUTACIONAL

Un proyecto Neuro-computacional, es conocido como un proyecto en donde se desea alcanzar las ventajas del uso de la inteligencia artificial, como las ofrecidas por las redes neuronales artificiales o los algoritmos genéticos. Estas técnicas buscan emular el funcionamiento del cerebro humano, buscando un modo de obtener gran adaptabilidad y flexibilidad en los procesos de aprendizaje; esto es logrado por medio de ciertas características que poseen estas técnicas como la capacidad de aprender, lo que ningún ordenador en su arquitectura normal posee.

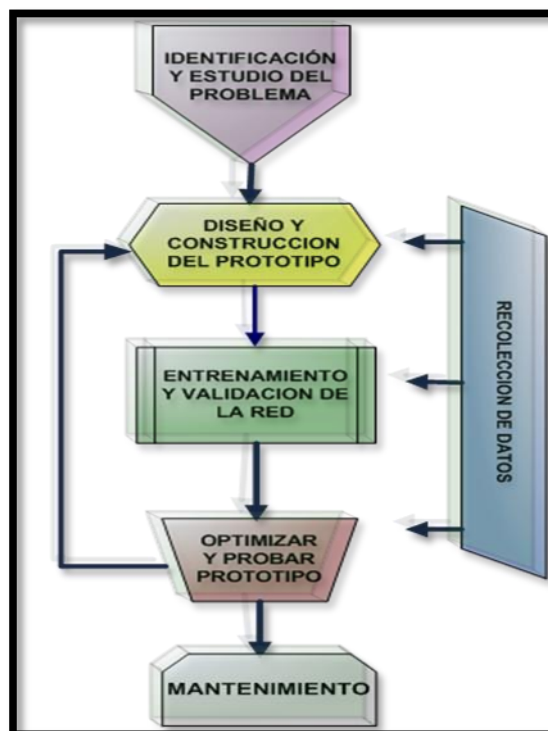
4.1. FASES DE UN PROYECTO NEURO-COMPUTACIONAL

El diseño de un proyecto Neuro-Computacional es tomado de una metodología general que muestra una serie de etapas que ayudan a una mejor realización de un proyecto.

En la figura 46, se muestran las diversas fases que comprenden un proyecto las cuales son explicadas a continuación:

4.1.1. Identificación y estudio del problema a solucionar. Al estudiar un problema, primero debe identificarse si tiene solución por el método que se desea solucionar, por lo tanto surge la siguiente pregunta: “puede las redes neuronales dar solución al problema planteado”; por consiguiente, es necesario saber si existen patrones que la red neuronal pueda identificar y por medio de los cuales se pueda dar solución al problema.

Figura 28. Fases de un Proyecto Neuro-computacional.



Fuente: Autores del proyecto. Modificado: CALVETE, Fernando. "HERRAMIENTA SOFTWARE PARA EL AJUSTE DE LA ECUACIÓN DE ESTADO DE PENG-ROBINSON A DATOS EXPERIMENTALES PVT DE YACIMIENTOS CERCANOS AL PUNTO CRITICO UTILIZANDO REDES NEURONALES". Trabajo de grado Magíster en Informática. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática, 2004.

4.1.2. Diseño y construcción del Prototipo. Luego de comprobar que el problema propuesto se puede resolver con redes neuronales es posible avanzar a la siguiente fase, la cual es la recolección de información necesaria para la realización del registro ILD sintético; esto a su vez va acompañado de la calidad de los datos de entrada necesarios para la red neuronal, así mismo se debe realizar la evaluación de estos datos con sus respectivas normalizaciones, para de esta forma garantizar que se está

trabajando con datos representativos del pozo al momento de ser ingresados a la red neuronal.

Posteriormente, se trabaja con la manipulación de la red neuronal; esto consiste en topología, tipo de red, algoritmo de entrenamiento, función de transferencia.

4.1.3. Entrenamiento y validación de la Red. El entrenamiento consiste en mostrar a la red un set de datos de entrada y salida, estos datos son previamente normalizados entre los valores de cero y uno, por ser este rango de valores los requeridos para trabajar. Una vez culminado el proceso de entrenamiento, es posible identificar los mejores patrones necesarios para predecir el ILD sintético de los diferentes datos de entrada.

En la parte de la validación de datos, se tiene la comparación entre los datos predichos por la red y los datos reales de ILD con los que se contaba previamente, observando que tan buenos son los datos generados con respecto a los que se tienen previamente definidos.

4.1.4. Probar y Optimizar el prototipo. Para comprobar el correcto funcionamiento de la red, es necesario determinar si se presentan resultados óptimos o si por el contrario se presentan datos anómalos. En caso de obtener valores anómalos, se requieren posibles modificaciones en los datos de entrada a la red y la cantidad de estos mismos; ya que pueden estar presentando ruido a la señal por causa de estos; de igual forma, se requiere una posible modificación en la topología de la red, el algoritmo de entrenamiento o si es necesario cambiar la arquitectura de la red propuesta.

Luego de realizar este proceso, se hace necesario volver a las etapas anteriores - 4.1.2 y 4.1.3- para empezar de nuevo la fase de prueba y error para cada modificación que sea realizada en la red o en los datos. La optimización del prototipo termina en el momento en que los datos de salida presenten un rango aprobado como datos representativos del registro en el pozo.

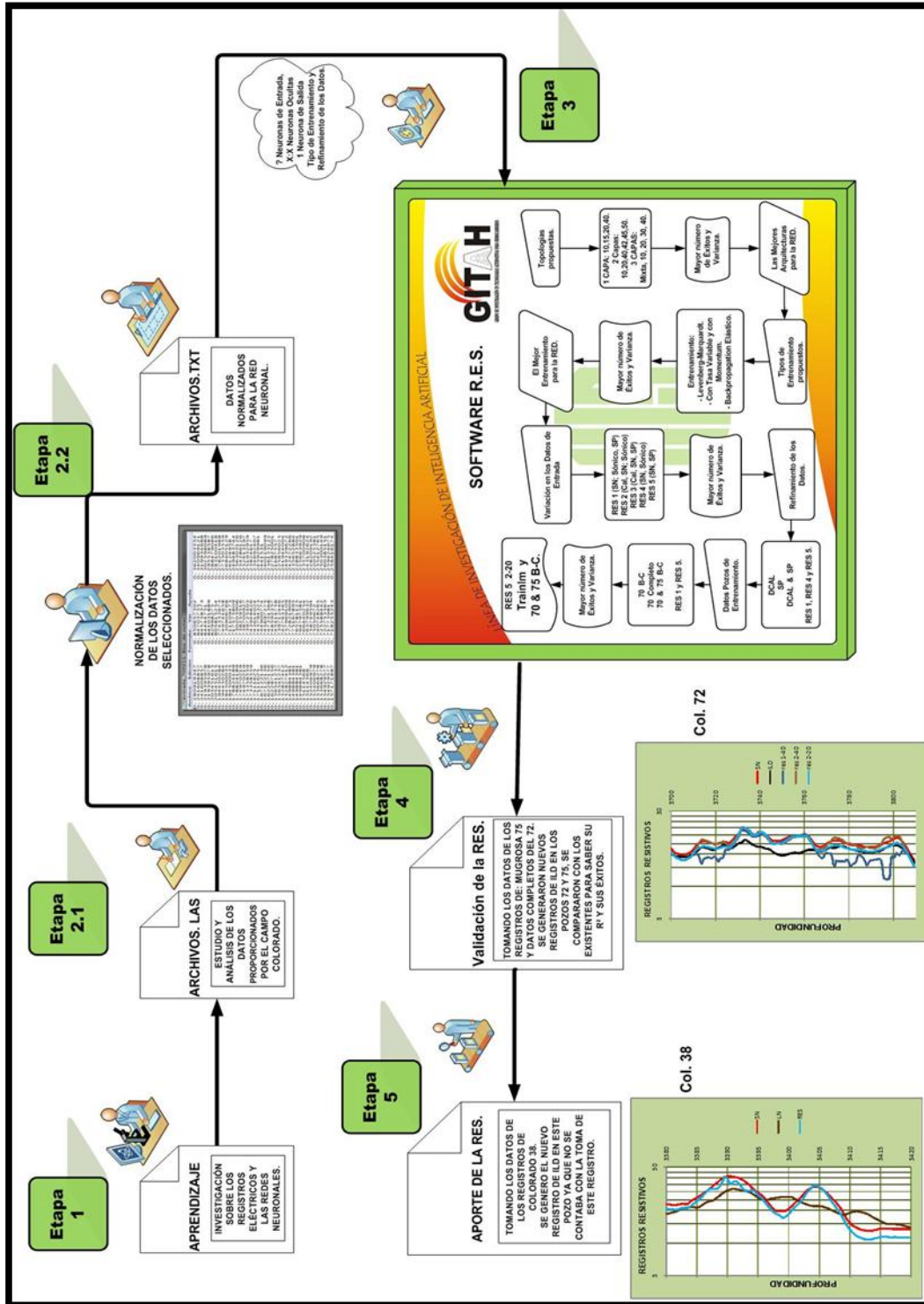
4.1.5. Mantenimiento de la red. Consiste en actualizar la herramienta generada, esto es un requerimiento indispensable para cualquier software porque siempre se debe estar en mejora continúa con la corrección de los errores ya sea por el tratamiento de los datos o para obtener una mejor comprensión y adquisición de tratamientos de las señales a estudiar por parte de las redes neuronales.

4.1.6. Recolección de datos. Más que una parte del diseño, es un complemento de las etapas anteriores, debido a que siempre se debe estar revisando, renovando y mejorando la información de las fases y procedimientos que se están realizando, con el fin de no cometer errores lógicos o pasar por alto la mejor solución al problema planteado.

4.2. METODOLOGÍA DE TRABAJO

Tomando como referencia los conceptos y normas para la realización de un proyecto Neuro-computacional, se propuso un plan de trabajo con el fin de cumplir a cabalidad todos los objetivos planteados y lograr el éxito del proyecto propuesto. Este plan fue dividido en cinco (5) etapas, las cuales se presentan en forma secuencial en la figura 47:

Figura 29. Metodología de trabajo.



Fuente: Autores del Proyecto.

4.2.1. Revisión bibliográfica. Por medio de la literatura disponible, se adquiere el conocimiento necesario para posteriormente realizar filtros de información, obteniendo de este modo el conocimiento necesario mediante el cual sea posible dar solución al problema planteado, por tal motivo en esta etapa se requiere conocer los posibles datos de entrada a usar como entrenamiento de la red. Mas que una fase es un requerimiento necesario para todas las fases planteadas en la investigación que se desea llevar a cabo.

4.2.2. Trabajo con los datos de entrada.

4.2.2.1. Estudio de los registros del campo escuela Colorado. Una vez se realizó la lectura y comprensión de la literatura de los registros eléctricos de pozo, se procedió a revisar y analizar la información disponible en el Campo Escuela Colorado. Durante esta etapa se seleccionaron los pozos con los que se desea realizar el estudio, teniendo en cuenta la disponibilidad de los registros necesarios en estos mismos, para ser usados en la Red Neuronal.

4.2.2.2. Normalización de los datos seleccionados. Para trabajar la red neuronal, se requiere trabajar con datos normalizados; a causa de que se trabaja con la función de transferencia Logsig que requiere normalizar los datos a tratar entre (0,1). Para obtener una mayor eficiencia en la normalización de los datos se requiere que el rango de estos estén entre los valores máximo y mínimo, cubran todos los valores del respectivo registro para todos los pozos del campo. De tal forma que los datos generados por la red no hayan valores negativos, ni mayores a uno porque los resultados obtenidos no serian acordes a la realidad del campo.

4.2.2.2.1. Profundidad y espesor de la formación de interés. El área principal de estudio es la formación Mugrosa en cada uno de los pozos usados en el desarrollo del presente trabajo; Teniendo en cuenta que esta es la principal formación productora, y la profundidad de dicha formación es similar en los pozos, es posible suponer que se está trabajando con un mismo rango aproximado, además las respuestas obtenidas con la toma de los registros eléctricos son similares a las obtenidas en los demás registros a trabajar.

4.2.2.2.2. Correcciones ambientales. No se hicieron este tipo de correcciones a causa de la incertidumbre existente en los datos usados, sin embargo, se tiene conocimiento por medio de la petrofísica que la invasión es poco profunda, los ILDs están midiendo de forma correcta la resistividad profunda.

4.2.3. Identificación, diseño y programación de la red neuronal. Después de hacer el debido tratamiento a la información, la siguiente etapa consiste en la identificación de los patrones requeridos para solucionar el problema; se identificaron dos tipos de vectores de trabajo, son los vectores *concurrentes* los cuales no les interesa el orden en que son introducidos a la red porque estos datos no interactúan entre ellos por el motivo que trabajan al mismo tiempo; en otras palabras, hacen un trabajo paralelo por lo que se puede trabajar cada neurona por separado como redes diferentes y esto no afecta el resultado que será el mismo por tener el mismo tratamiento como una red con todos los datos o una red por cada neurona; otro tipo de vector son los vectores *secuenciales*, los cuales son opuestos al anterior, de acuerdo a como se introducen los patrones para la red así mismo se deben introducir

en el mismo orden para las pruebas que se hagan; por consiguiente el orden de los vectores en que aparecen son de suma Importancia ya que esto incide en el posterior resultado, el cual será erróneo porque la red aprende a identificar los patrones y los resultados dependerán de este orden. Después de ser determinados los datos se debe encontrar el tipo de red, su topología, el algoritmo de entrenamiento y el entrenamiento en sí. Luego de estas definiciones del modelo se procede a la programación de la red neuronal, lo cual permite la obtención del registro ILD sintético.

Lo anteriormente descrito conlleva a un sin número de pruebas y errores para obtener el diseño más adecuado en la respuesta de la red, sin embargo el resultado no era satisfactorio porque en arenas con un porcentaje alto de arcillas la red no respondía adecuadamente.

4.2.4. Validación de la RES. En esta fase, se usa el modelo neuronal diseñado para la generación del registro ILD sintético; comparando los resultados obtenidos del modelo neuronal con los datos del campo Colorado e interpretando sus diferencias con respecto al valor del registro tomado en campo.

4.2.5. Aporte de la RES. El fin de esta fase es dar aplicabilidad al modelo neuronal desarrollado; por tal motivo, se genera el registro eléctrico de inducción (ILD) para el pozo Colorado 38, ya que no se cuenta con este registro en dicho pozo, el cual es el pozo insignia del campo Colorado en cuanto a producción de hidrocarburos se refiere. A su vez, usando los datos obtenidos por medio de la red neuronal, se busca definir posibles nuevas zonas productoras de hidrocarburos para este pozo.

5. PROCEDIMIENTO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Teniendo claro los conceptos básicos y siguiendo la metodología planteada, se prosigue a la construcción de la red neuronal; se trabaja con un algoritmo Backpropagation; con una función de transferencia idéntica (Purelin) para las neuronas de entrada y salida, y una función Sigmoidal (Logsig) para las neuronas ocultas. Como primera propuesta para los datos de entrenamiento, se tomo como pozo de entrenamiento el Colorado 70, formación *Mugrosa B*; para ello fue planteo un conjunto de alternativas, las cuales sirvieron para obtener una excelente propuesta de trabajo.

En el desarrollo de la herramienta para generar registros eléctricos sintéticos se tuvieron en cuenta variables que están relacionadas con el registro de inducción profunda ILD; creando de este modo distintas alternativas para así lograr obtener mejores resultados.

5.1. ALTERNATIVAS A USAR PARA GENERAR LA RED (RES)

Fueron creadas diferentes alternativas con el fin de encontrar la mejor estructura neuronal, las cuales dependen de los aspectos más representativos para la creación de una red; se realizaron diferentes estudios estadísticos como el cálculo del coeficiente del error cuadrático R^2 , varianza y el método de los éxitos y fracasos; lo anterior es realizado con el fin de brindar mejores alternativas, teniendo como fin escoger la mejor entre estas para la red neuronal. Por consiguiente se propusieron alternativas acordes con estas ideas, las cuales se presentan a continuación:

5.1.1. Topología de la RED. En primera instancia se debe conocer la topología con la que se va a trabajar en la construcción de una red, el cual brinda una ayuda para no caer en uno de los errores más comunes con el trabajo de las redes neuronales, el sobre-entrenamiento por lo que se probaron diferentes topologías y para ello fueron tomados los datos de Colorado 70 como validación de la herramienta; esto, para reconocer las mejores respuestas al entrenamiento dado. Los resultados obtenidos fueron:

5.1.1.1. Con 1 Capa oculta. Las topologías seleccionadas fueron las mejores en las pruebas piloto hechas en Matlab.

El uso de los coeficientes de correlación y la varianza son de gran importancia, de tal modo que el R^2 considera que tan bien están relacionados los datos con los que se está trabajando; a medida que la correlación sea más cercana al valor de 1, los datos generados del registro eléctrico sintético serán más óptimos. Por otra parte, la varianza mide la precisión de los resultados y entre más dispersos estén estos datos el valor de la varianza será más alto.

Tabla 4. Datos R^2 y Varianza con 1 Capa oculta.

Topología	R^2	Varianza
Con 10 Neuronas. (1-10)	0,9769	9,7677
Con 15 Neuronas. (1-15)	0,9775	9,8144
Con 20 Neuronas. (1-20)	0,9773	9,8182
Con 40 Neuronas.(1-40)	0,9789	9,8074

Fuente: Autores del Proyecto.

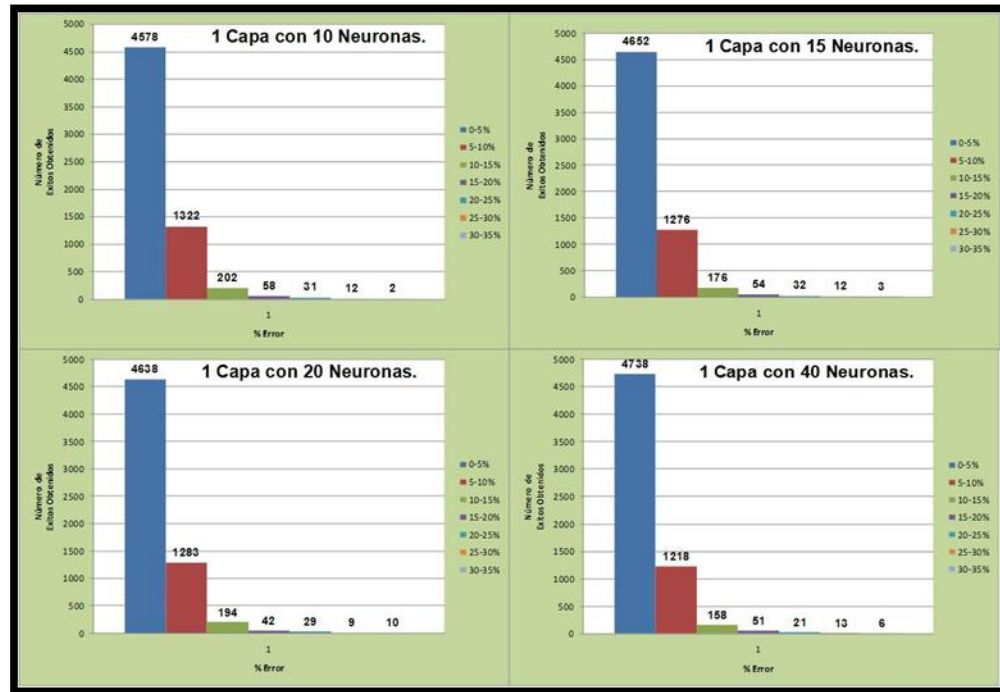
Teniendo en cuenta que esta fue la primera prueba realizada, los resultados obtenidos del coeficiente de error cuadrático R^2 expuestos en la tabla 4, son muy buenos ya que fueron obtenidos valores muy cercanos a uno; se ve un incremento en dicho valor a medida que se van aumentando las neuronas. En la figura 48, es posible ratificar la calidad de los resultados obtenidos; siendo la abscisa el porcentaje de error y la ordenada el número de éxitos obtenidos, se observa notablemente que la mayoría de los datos para cada número de neuronas se encuentran con errores inferiores al 5%. De los datos anteriores, se determinó que la mejor topología para esta primer prueba es la de 1-40; pero esto no indica que sea la definitiva, por tal motivo se decidió realizar otra prueba para observar los cambios en los resultados.

A continuación se muestran los resultados obtenidos mediante el método éxitos - fracasos, en donde se esboza la cantidad de datos que se tienen en un porcentaje de error, utilizando la ecuación (22).

$$\% \text{ Error} = \frac{|valor \text{ teorico} - valor \text{ experimental}|}{valor \text{ teorico}} \quad \text{Ec. 22}$$

En donde el valor teórico es el valor del registro ILD expuesto previamente en los registros, y el valor experimental es el valor del registro ILD sintético que ha sido generado por medio de la red neuronal.

Figura 30. Porcentaje éxitos con 1 Capa Oculta.



Fuente: Autores del Proyecto.

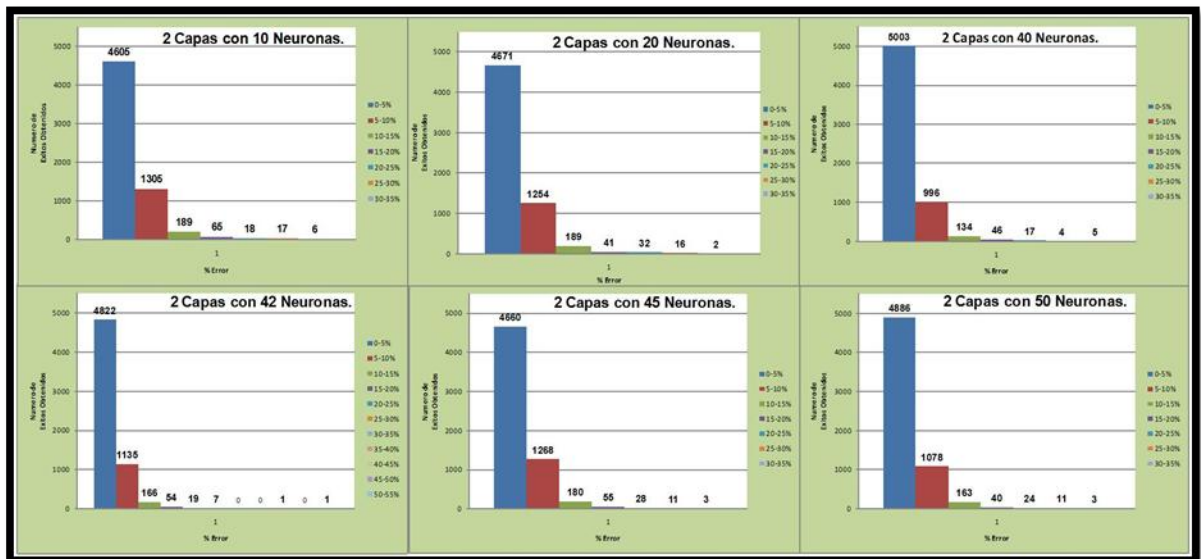
5.1.1.2. **Con 2 Capas ocultas.** Un aumento en las capas ocultas se espera unos mejores resultados, por tener más nivel de procesamiento de los datos para la solución del problema.

Tabla 5. Datos R^2 y Varianza con 2 Capas Ocultas.

Topología	R^2	Varianza
Con 10 Neuronas. (2-10)	0,9761	9,7576
Con 20 Neuronas. (2-20)	0,9775	9,8097
Con 40 Neuronas. (2-40)	0,9824	9,8058
Con 42 Neuronas. (2-42)	0,9788	9,8286
Con 45 Neuronas. (2-45)	0,9775	9,7943
Con 50 Neuronas. (2-50)	0,981	9,8201

Fuente: Autores del Proyecto

Figura 31. Porcentaje éxitos con 2 Capas Ocultas.



Fuente: Autores del Proyecto.

En la tabla 5, se observan valores máximos del factor de correlación en la topología de 2-40 y 2-50; se tomaron otras pruebas con neuronas intermedias entre los valores anteriores y se observa una disminución con el coeficiente de correlación por lo que se decidió que la topología seleccionada sería la de 2-40, la certeza de esta selección la obtuvimos por medio del porcentaje de éxitos que nos indicaba que la topología 2-40 era la más eficiente en los resultados en comparación con la cantidad de datos trabajados.

Se escogió una tercera opción en la topología, tomando como referencia la figura 31; debido a que los datos muestran que tan buenos son los resultados, la topología de 2 capas ocultas y 20 neuronas cada una fue la escogida, ya que los datos no son variantes con respecto a las de mayor topología. Para confirmar que se han escogido muy buenas topologías se realizara una prueba adicional.

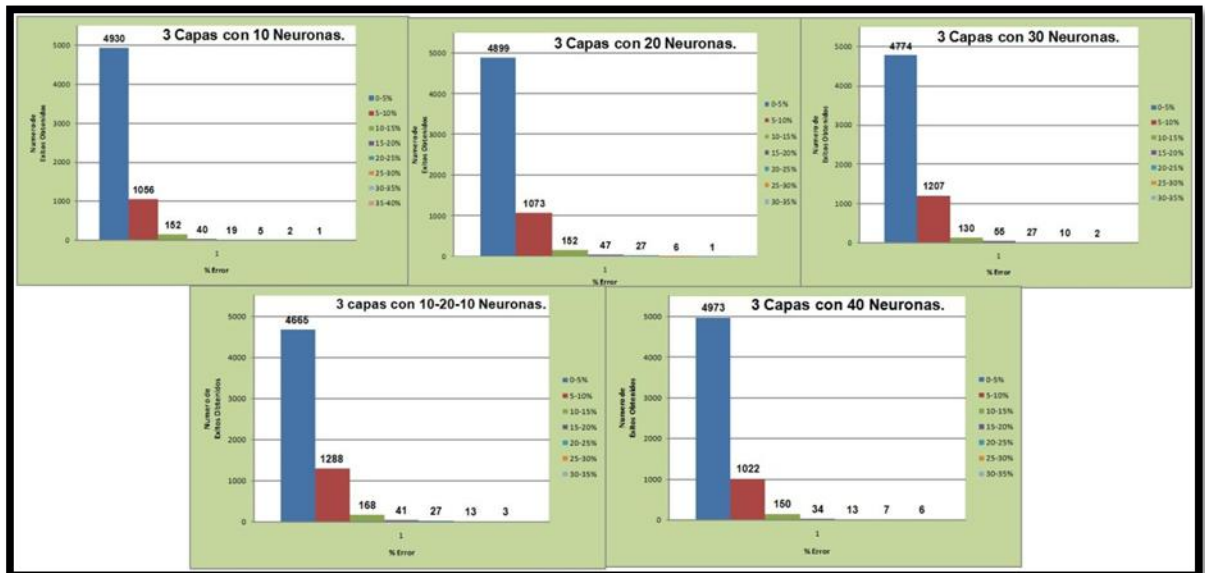
5.1.1.3. **Con 3 Capas Ocultas.** Con más niveles de procesamiento se crea una incertidumbre, se llegará a un error de sobre-entrenamiento.

Tabla 6. Datos R^2 y Varianza con 3 Capas ocultas.

Topología	R^2	Varianza
Con 10 Neuronas. (3-10)	0,9813	9,8108
Con 20 Neuronas. (3-20)	0,982	9,8357
Con 30 Neuronas. (3-30)	0,9797	9,8437
Con 40 Neuronas. (3-40)	0,9828	9,8374
Con 10-20-10 Neuronas. (3—10-20-10)	0,978	9,8089

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 32. Porcentaje éxitos con 3 Capas Ocultas.



Fuente: Autores del Proyecto.

Uno de los motivos por el cual se decidió no trabajar con 3 capas ocultas es por la implicación de tener mayores tiempos de cómputo, además la variación de los valores de la tabla 6 no es muy significativo con relación a la anterior prueba y se tiene una gran cantidad de datos a manejar.

Pero el motivo principal al momento de tomar esta decisión fue por la oscilación del coeficiente de correlación, el valor de la varianza no es mayor de 0,01 y cabe resaltar que los valores de los porcentajes de los éxitos en la topología (2-40) son los más altos y la otra topología seleccionada (2-20) está muy cerca a estos mismos valores.

5.1.2. Por tipo de entrenamiento de la RED. Se escogieron 3 tipos de entrenamiento para una red Backpropagation, estos entrenamientos son escogidos ya que fueron considerados como los mejores debido a que mejora la reducción del trabajo en memoria, el aprendizaje y el trabajo con la función de transferencia.

Los datos de validación para reconocer la mejor respuesta fueron los de Colorado 70, por dejar ver una representación clara de la tasa de aprendizaje en comparación con los datos reales y también porque los datos generados para Colorado 75 no se ven representativos. Estos 3 tipos de entrenamiento fueron:

5.1.2.1. Entrenamiento Levenberg-Marquardt (Trainlm). Una de las opciones por la que se escogió este entrenamiento es debido a que mejora la reducción del trabajo en memoria, ya que es bien sabido que las redes neuronales tienden a hacer un volcado de memoria.

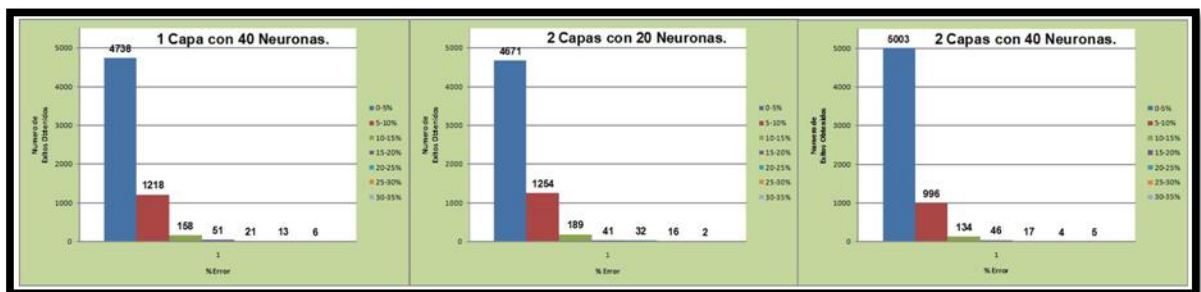
Fue el entrenamiento usado en las pruebas anteriores; por lo tanto la tabla 7 y la figura 33 es una recopilación de datos de las mejores topologías y las que fueron seleccionadas anteriormente.

Tabla 7. Datos R^2 y Varianza con entrenamiento TrainIm.

Topología	R^2	Varianza
Con 1 Capa de 40 Neuronas. (1-40)	0,9789	9,8074
Con 2 Capas de 20 Neuronas. (2-20)	0,9775	9,8097
Con 2 Capas de 40 Neuronas. (2-40)	0,9824	9,8058

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 33. Porcentaje éxitos con Entrenamiento TrainIm.



Fuente: Autores del Proyecto.

Este entrenamiento es el más recomendado en los manuales para el comienzo del trabajo con redes neuronales en Matlab, por lo que brinda una solución al

problema de trabajo en memoria y se centraliza en los posibles problemas generados por las características de la red.

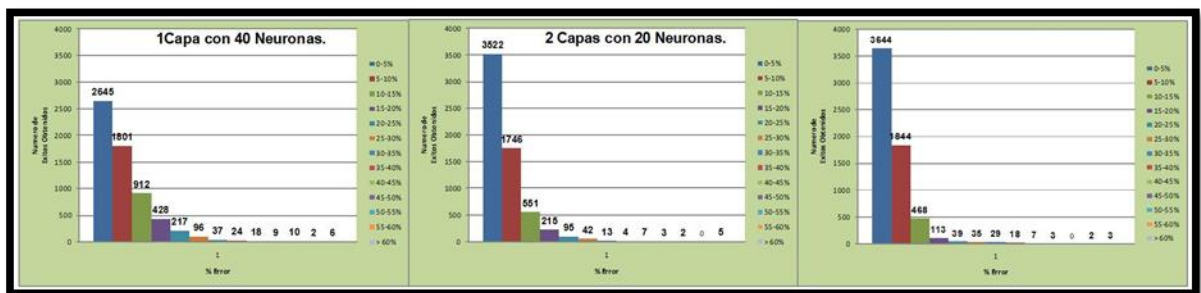
5.1.2.2. Entrenamiento de Gradientes descendentes con momentum y tasa de aprendizaje variable (Traingdx). Fue seleccionado porque adapta la tasa de aprendizaje en el momento del entrenamiento, esto ayuda en su estabilización y a su convergencia, todo para obtener resultados óptimos y lo anterior es debido al momentum.

Tabla 8. Datos R^2 y Varianza con entrenamiento Traingdx.

Topología	R^2	Varianza
Con 1 Capa de 40 Neuronas. (1-40)	0,9074	8,8154
Con 2 Capas de 20 Neuronas. (2-20)	0,9464	9,6671
Con 2 Capas de 40 Neuronas. (2-40)	0,9455	9,7755

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 34. Porcentaje éxitos con Entrenamiento Traingdx.



Fuente: Autores del Proyecto.

Como se observa en la tabla 8, los valores obtenidos de R^2 disminuyen con respecto a los calculados anteriormente. En la Figura 34 se observa que los

errores de los datos aumentan considerablemente, por lo cual fue descartado de inmediato este entrenamiento sin hacerle otras pruebas. Uno de los problemas entre el entrenamiento con gradientes y la función de transferencia Logsig, está en el gradiente que puede llegar a tener una magnitud muy pequeña y por consiguiente causa un cambio muy pequeño en los pesos y las bias, tiende a estabilizar estos valores aunque estén muy lejos de su valor óptimo o real.

5.1.2.3. Entrenamiento Backpropagation elástico (Trainrp). Este entrenamiento, se centra en funciones Logsig, mejora su trabajo con el cambio de los pesos a causa de que la magnitud de la derivada no tiene efecto en la actualización del peso y el nuevo tamaño del cambio del peso sería determinado por la separación del peso actual y la actualización del peso.

Tabla 9. Datos R^2 y Varianza con entrenamiento Backpropagation elástico.

Topología	R^2	Varianza
Con 1 Capa de 40 Neuronas. (1-40)	0,9733	9,7946
Con 2 Capas de 20 Neuronas. (2-20)	0,9718	9,7924
Con 2 Capas de 40 Neuronas. (2-40)	0,9763	9,8379

Fuente: Autores del Proyecto.

El entrenamiento Trainrp, mejora el trabajo con la función de transferencia. En la tabla 9 y Figura 35 se ve que el R^2 y el porcentaje de éxitos siguen estando por debajo del entrenamiento Trainlm; por lo tanto no es lo suficientemente bueno

como para poder dejarlo como el entrenamiento propuesto para el diseño de la red que se está construyendo.

Figura 35. Porcentaje éxitos con Entrenamiento Trainrp.



Fuente: Autores del Proyecto.

5.1.3. Por tipo de entrada de datos de la RED. Ya que se ha construido la red, es posible empezar a trabajar con diferentes datos¹⁰ para saber si uno o varios de estos datos están produciendo errores en la señal generada, por lo que fue propuesto¹¹ realizar unas pruebas con cinco variaciones de datos de entrada de la red para generar el Registro Eléctrico Sintético (RES), estas cinco pruebas son expuestas en la tabla 10.

Tabla 10. Alternativas usadas con diferentes datos de entrada.

	SP	SN	DT	CALIPER
RES 1	X	X	X	
RES 2		X	X	X
RES 3	X	X		X
RES 4		X	X	
RES 5	X	X		

Fuente: Autores del Proyecto.

¹⁰ Variación de la red solo en las neuronas de entrada.

¹¹ Comunicación personal Ing. Aristóbulo Bejarano.

Como validación se tomó el pozo Colorado 75 porque se observó una alta tasa de aprendizaje de la red en los datos del pozo Colorado 70. Fue realizada la respectiva normalización para cada registro en cada pozo por medio del método estándar de normalización de la ecuación 35¹².

Los resultados obtenidos son:

5.1.3.1. RES 1 (SN, Sónico, SP). Con la variación de los datos de entrada se quiere reconocer los mejores datos de entrada y esto conlleva a una posible mejoría en la respuesta de la red; por lo que se empezó con una selección de datos a trabajar. En primera instancia se descartó de los datos de entrada el registro Caliper.

Tabla 11. Alternativa RES 1.

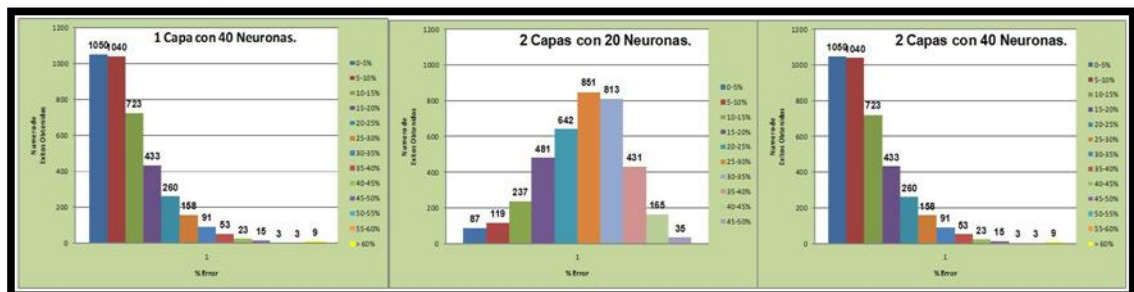
Topología	Pozos	R²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	Colorado 70.	0,9777	9,8034
	Colorado 75.	0,8554	14,1908
	Colorado 72.	0,789	10,4478
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	Colorado 70.	0,973	9,7753
	Colorado 75.	0,8704	8,6356
	Colorado 72.	0,8717	9,9757
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	Colorado 70.	0,9763	9,7783
	Colorado 75.	0,8507	14,1908
	Colorado 72.	0,8465	10,4818

Fuente: Autores del Proyecto.

¹² Capítulo 3. Pág. 90.

El pozo Colorado 70 presenta los valores más altos de R^2 , ya que sus resultados son muy óptimos a causa que fue tomado como pozo entrenamiento; por lo que ratifica la decisión de validar los datos con el Pozo Colorado 75.

Figura 36. Porcentaje éxitos RES 1.



F

Fuente: Autores del Proyecto.

Observando los datos de la tabla 11 y comparando los datos de Colorado 72 y 75, la mejor topología es la 2-20 por tener los mayores R^2 , lo anterior es corroborado con los cálculos de la varianza; el porcentaje de éxitos, figura 36 indica que la topología 2-20 es la más errónea entre las tres debido a que la gran mayoría de los datos obtenidos presentan porcentajes de error alto.

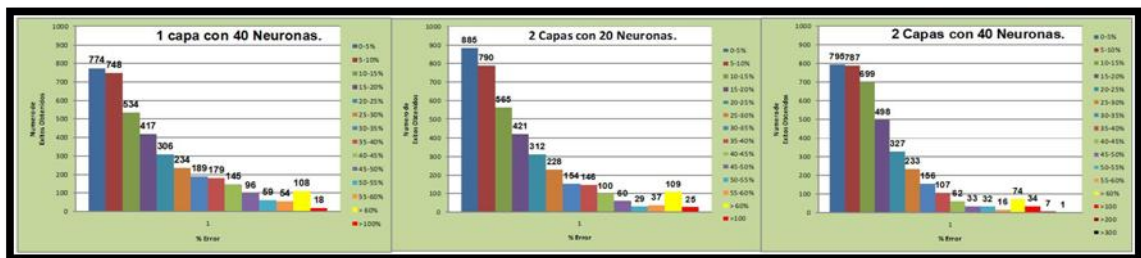
5.1.3.2. RES 2 (Caliper, SN, Sónico). Ahora el registro SP es el descartado para esta prueba y resaltando que solo se hacen variaciones de los datos de entrada para el entrenamiento.

Tabla 12. Alternativa RES 2.

Topología	Pozos	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	Colorado 70.	0,9741	9,775
	Colorado 75.	0,8538	10,6427
	Colorado 72.	0,7961	11,4857
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	Colorado 70.	0,976	9,791
	Colorado 75.	0,8473	18,701
	Colorado 72.	0,6341	11,5275
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	Colorado 70.	0,977	9,8643
	Colorado 75.	0,814	16,8706
	Colorado 72.	0,6988	11,2283

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 37. Porcentaje éxitos RES 2.



Fuente: Autores del Proyecto.

Se puede observar en la Figura 37 un aumento muy considerable en el porcentaje de error, por lo tanto es posible decir que se tiene como resultado obtenido en la RES 2 datos anómalos, posiblemente a causa de que esta red no tiene un buen desempeño en la zona arcillosa, teniendo en cuenta que esta zona es la de mayor presencia en el pozo.

5.1.3.3. RES 3 (Caliper, SN, SP). Siguiendo con el trabajo propuesto y considerando que un registro este interfiriendo con el buen desempeño de la red; se creó esta propuesta.

Tabla 13. Alternativa RES 3.

Topología	Pozos	R²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	Colorado 70.	0,9713	9,7934
	Colorado 75.	0,8782	16,0374
	Colorado 72.	0,6252	11,8193
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	Colorado 70.	0,9739	9,7412
	Colorado 75.	0,7781	22,766
	Colorado 72.	0,5409	12,6744
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	Colorado 70.	0,9786	9,8435
	Colorado 75.	0,7276	18,6579
	Colorado 72.	0,2352	17,6204

Fuente: Autores del Proyecto.

En la tabla 13, se observa que los datos de la RES 3 presentan resultados inferiores que los obtenidos con la RES 2 y por consiguiente también con los resultados con la RES 1; por lo que se está considerando un posible problema con uno de los registros.

Figura 38. Porcentaje éxitos RES 3.



Fuente: Autores del Proyecto.

La Figura 38 muestra los resultados obtenidos en esta pruebas, los cuales no han sido los más óptimos hasta el momento, estos datos tan anómalos están indicando que hay un posible registro de entrada que está generando errores en la respuesta de la RES.

5.1.3.4. RES 4 (SN, Sónico). El número de neuronas de entrada es cambiado.

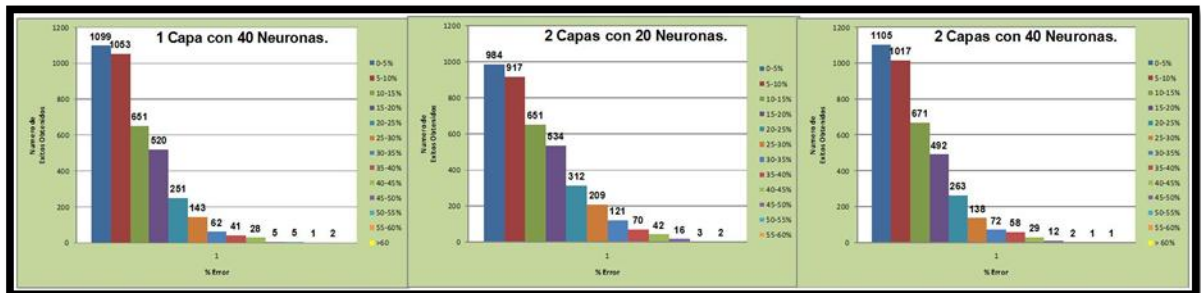
La tabla 14 muestra los resultados de la RES 4, es posible ver que son óptimos. Los datos obtenidos al ser comparados con los datos de la RES 2, puede decirse que el registro que induce error es el Caliper por la comparación de datos de entrada con respecto a la RES 1 con la que obtuvimos buenos resultados.

Tabla 14. Alternativa RES 4.

Topología	Pozos	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	Colorado 70.	0,9727	9,7757
	Colorado 75.	0,8941	13,3754
	Colorado 72.	0,8738	9,8812
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	Colorado 70.	0,9712	9,7679
	Colorado 75.	0,9022	13,1207
	Colorado 72.	0,8881	9,962
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	Colorado 70.	0,977	9,8097
	Colorado 75.	0,89	13,2888
	Colorado 72.	0,8791	10,043

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 39. Porcentaje éxitos RES 4.



Fuente: Autores del Proyecto.

En el porcentaje de éxitos se observa que la topología con mejor comportamiento sigue siendo la 2-40, lo cual es consistente con el resultado obtenido con la RES 1.

5.1.3.5. RES 5 (SN, SP). Terminando con este grupo de pruebas, se descarta el registro sónico para así completar con la comparación de los distintos resultados obtenidos.

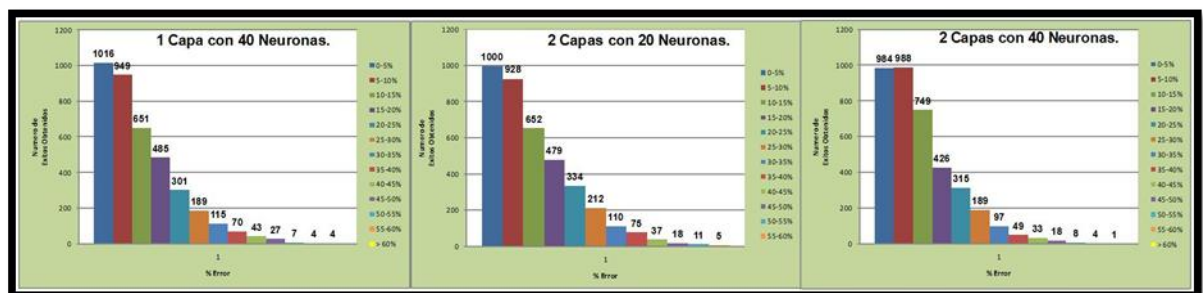
Los datos expuestos en la tabla 15, muestra los resultados para la RES 5; se hizo la comparación de estos resultados con los datos obtenidos en RES 1, notándose una relación variante entre estas dos redes.

Tabla 15. Alternativa RES 5.

Topología	Pozos	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	Colorado 70.	0,9657	9,8067
	Colorado 75.	0,8905	13,2592
	Colorado 72.	0,8905	9,9662
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	Colorado 70.	0,9679	9,7589
	Colorado 75.	0,8939	12,7203
	Colorado 72.	0,8493	10,1596
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	Colorado 70.	0,9693	9,7831
	Colorado 75.	0,8875	13,2268
	Colorado 72.	0,8804	10,1264

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 40. Porcentaje éxitos RES 5.



Fuente: Autores del Proyecto.

De la Figura 40, se observa que al igual que en la RES 1 y Res 4, el porcentaje de éxitos presenta mejor comportamiento con la topología 2-40.

En general, fue posible observar por el análisis de los coeficientes de correlación cuadrático R^2 , varianza y porcentaje de éxitos, que las mejores alternativas se encuentran en donde no había presencia del registro Caliper; por lo cual este registro es considerado como generador de ruido a la red; de esta forma se consideraron la RES 1, RES 4 y RES 5 como redes seleccionadas. Para tener una mayor certeza sobre cual RES sea la mejor elección, fueron realizadas otras pruebas.

5.1.4. Por tipo de Refinamiento de los datos. La primera medida tomada para el mejoramiento de los resultados, fue con base en la adecuación de los datos de entrada de los registros.

5.1.4.1. Refinamiento de los datos por DCAL. Se propuso mejorar los datos de entrada para el entrenamiento de la red, por medio de una corrección de los datos del registro Caliper, la cual es conocida como DCAL, con base a la ecuación:

$$DCAL = |Dato\ caliper - diametro\ de\ la\ broca|^{13} \quad Ec. 23$$

En donde, los valores de DCAL superiores a uno son eliminados con el fin de lograr el refinamiento de los datos, quedando por consiguiente los valores inferiores a uno, los cuales están dentro del rango óptimo de trabajo.

¹³ Comunicación personal con el Ing. Aristóbulo Bejarano.

Los datos obtenidos para esta prueba son:

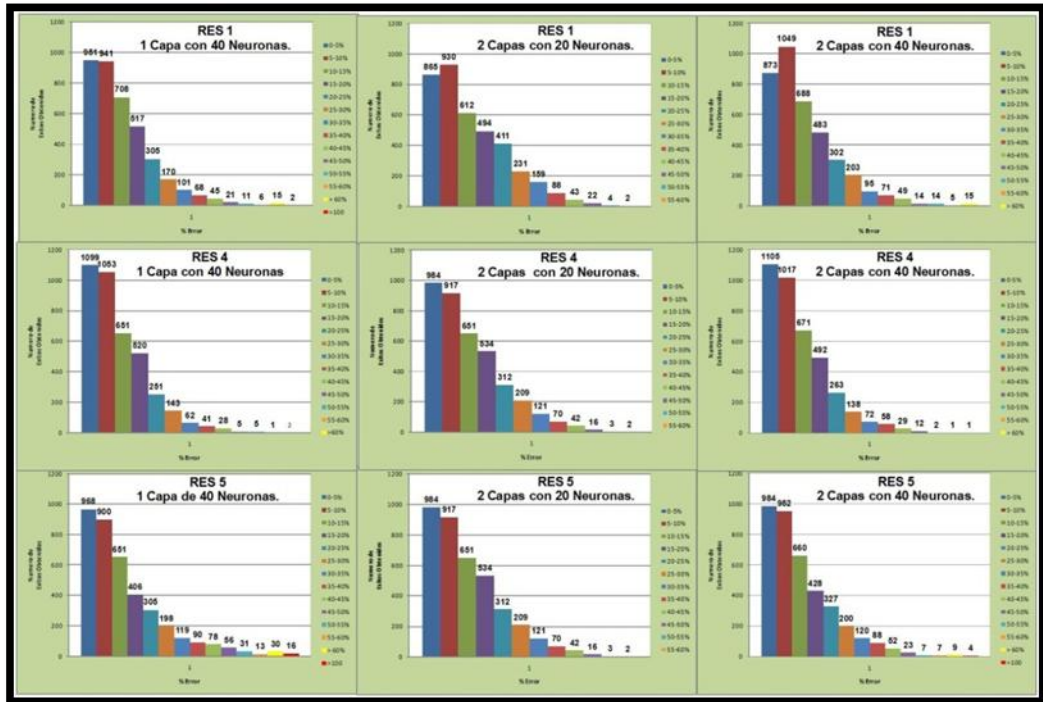
Tabla 16. Refinamiento por DCAL.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 1	0,978	9,8146	0,8739	12,8894	0,8887	10,0659
	RES 4	0,9737	9,8207	0,8953	13,2819	0,9022	10,0125
	RES 5	0,9698	9,774	0,8263	13,0615	0,8447	9,9805
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 1	0,9749	9,8454	0,8926	12,2464	0,8947	9,8327
	RES 4	0,9732	9,8092	0,8926	12,8514	0,9009	9,9913
	RES 5	0,970	9,7496	0,896	12,629	0,891	10,0346
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 1	0,9818	9,8661	0,8883	12,7473	0,8909	10,0170
	RES 4	0,973	9,7696	0,893	13,1079	0,8594	9,9488
	RES 5	0,9708	9,7496	0,8961	12,6291	0,8593	10,0346

Fuente: Autores del Proyecto.

Como se observa en la tabla 16, todas las RES mejoran sus coeficientes de correlación cuadrática; sin embargo, observando el resultado del pozo 70 algunos disminuyeron y en general no hay una mejoría considerable en los resultados.

Figura 41. Porcentaje éxitos DCAL.

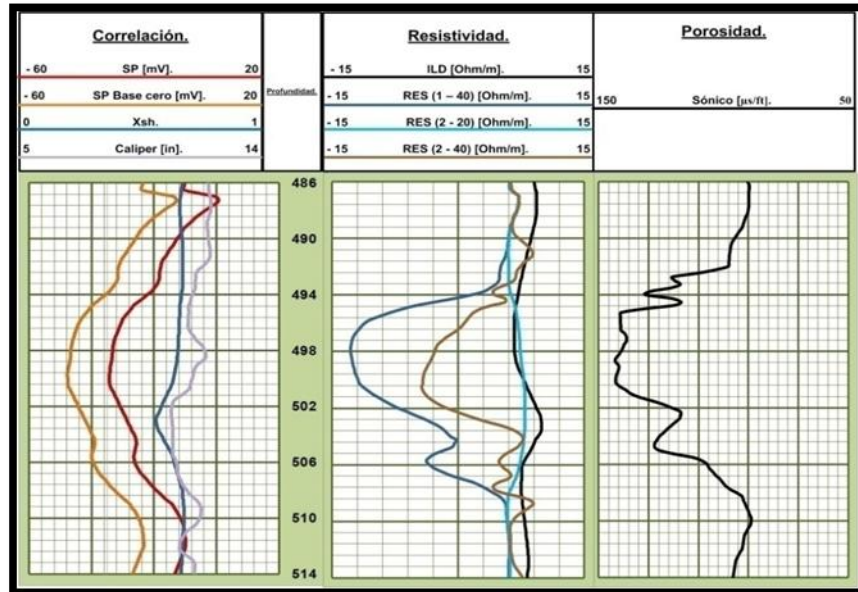


Fuente: Autores del Proyecto.

En la Figura 41; se observa una mejoría en los datos de la RES 1 con la topología 2-20, sin embargo en las demás RES y topologías ese cambio no se ve muy significativo y deja mucha incertidumbre al momento de escoger la mejor respuesta al problema planteado.

Las gráficas de los registros se trabajaron en coordenadas cartesianas porque se tienen datos negativos y las gráficas quedarían entrecortadas al ser graficadas en coordenadas logarítmicas; la RES 5 fue la escogida para mostrar.

Figura 42. Registro pozo Colorado 72 con RES 5 y DCAL.



Fuente: Autores del Proyecto.

Debido a la incertidumbre presente en la calidad de los datos que se obtienen, se decide tomar una parte del registro (Figura 42) del pozo Colorado 72, donde se muestra que los resultados obtenidos están muy distorsionados a la realidad del campo; por lo que se siguió con más pruebas.

5.1.4.2. Refinamiento de los datos por SP=0. Es un tipo de correlación que ayuda a mejorar los datos del registro SP; la RES 4 (SN, Sónico) es descartada en esta prueba debido a que no cuenta con este registro en sus variables de entrada. Los resultados obtenidos en esta prueba fueron :

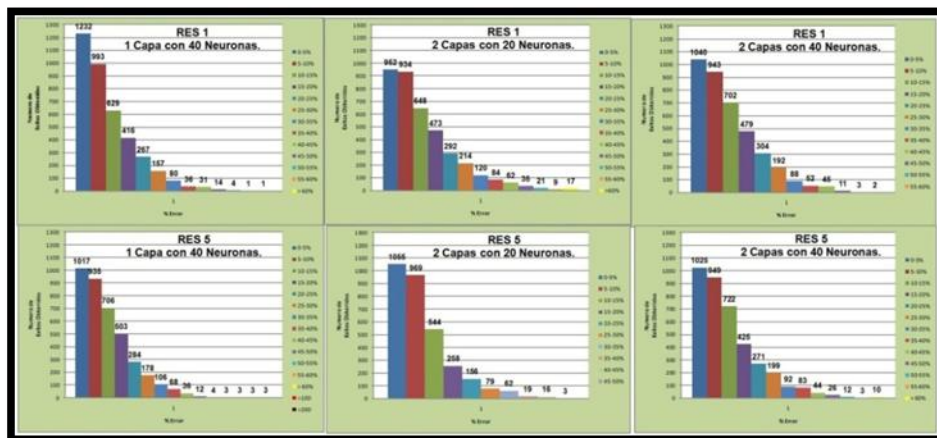
Tabla 17. Refinamiento por SP=0.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 1	0,974	9,7877	0,879	13,8685	0,876	14,3146
	RES 5	0,965	9,7407	0,89	12,9535	0,882	13,5051
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 1	0,979	9,8197	0,804	14,9205	0,83	14,925
	RES 5	0,964	9,7574	0,911	12,7973	0,914	12,8927
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 1	0,977	9,8162	0,894	13,2869	0,901	12,6512
	RES 5	0,97	9,7478	0,878	13,2869	0,902	12,8059

Fuente: Autores del Proyecto.

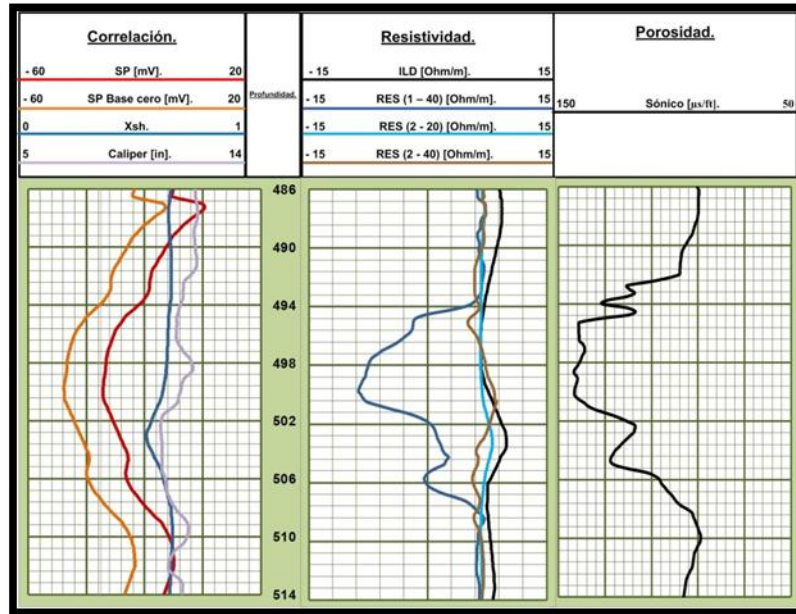
En la tabla 17, los buenos valores obtenidos en esta prueba no son lo suficientemente como para decidir, cuál de estas 2 pruebas realizadas hasta el momento es la mejor y como se observa en la figura 43, estos valores no dan un indicativo de que esta prueba sea la definitiva por no poder ver una mejoría convincente.

Figura 43. Porcentaje éxitos SP=0.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 44. Registro pozo Colorado 72 con RES 5 y SP=0.



Fuente: Autores del Proyecto.

Por el contrario; en la Figura 44, es posible observar la mejoría de los resultados en las topologías 1-40 y en mayor cantidad la 2-40, por la mejora del trabajo de los datos de este refinamiento en la parte de arena; pero los datos no se admiten como significativos para este pozo. Se decide hacer una prueba más, combinando los 2 refinamientos realizados hasta el momento para tener un posible aumento en los resultados.

5.1.4.3. Refinamiento de los datos por DCAL & SP=0. Se creó esta prueba con el fin de poder mejorar los resultados; se pensó que sí las dos pruebas anteriores solas aumentaron la eficiencia de la red entonces unidos aumentarían aún más esta respuesta.

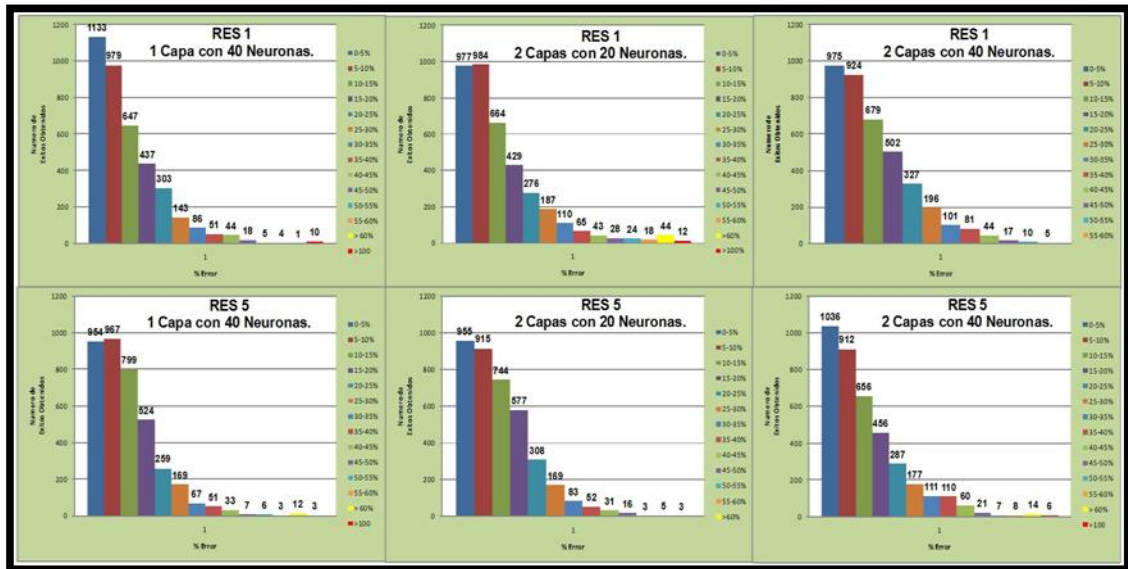
Tabla 18. Refinamiento por DCAL & SP=0.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 1	0,977	9,8147	0,752	14,3738	0,919	12,8621
	RES 5	0,969	9,7488	0,8	14,4311	0,802	14,2205
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 1	0,981	9,834	0,729	14,4552	0,634	15,3693
	RES 5	0,967	9,7771	0,905	12,6103	0,906	13,0566
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 1	0,977	9,8078	0,902	12,8349	0,897	12,9499
	RES 5	0,971	9,7861	0,868	13,626	0,852	13,8155

Fuente: Autores del Proyecto.

En la tabla 18, se presentan los resultados de esta prueba y los datos no son lo esperado, porque al compararlos con los datos de las tablas 15 y 16, estos son muy parecidos.

Figura 45. Porcentaje éxitos DCAL & SP=0.



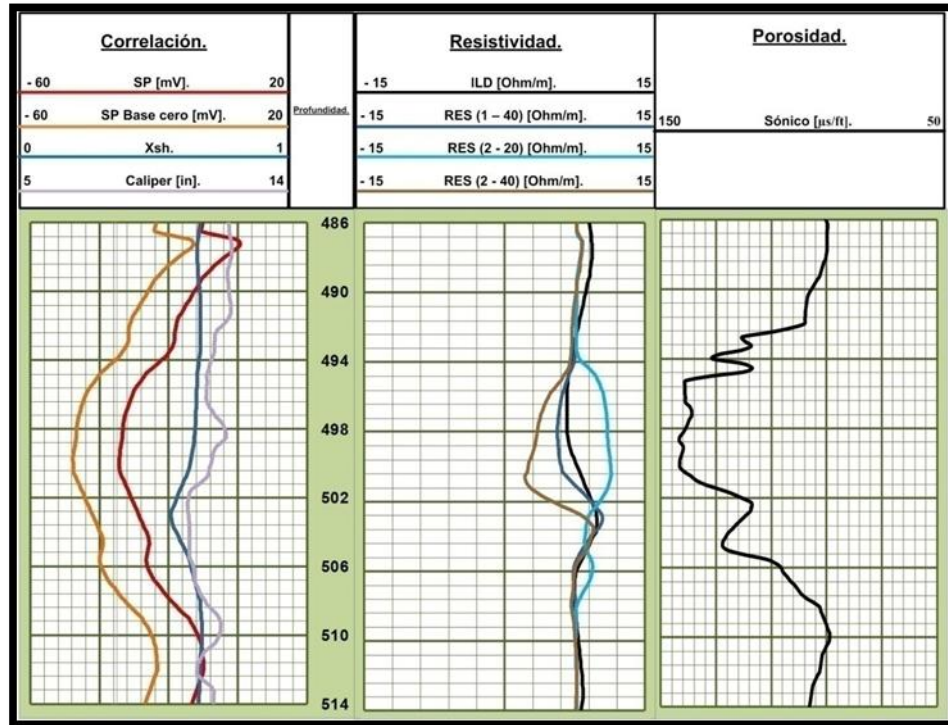
Fu

ente: Autores del Proyecto.

La figura 45, el porcentaje de éxitos no puedo definir qué tan eficiente fue al combinar las pruebas anteriores, por lo que se decide en graficar una parte del pozo Colorado 72 (figura 64), para observar la mejora en los registros generados.

Como se puede apreciar en la figura 46, este refinamiento es el mejor de los tres por su buen trabajo en las zonas de arena, aunque matemáticamente se tenía incertidumbre al momento de ver los resultados de la red; sin embargo los datos aun no son admitidos como representativos del pozo.

Figura 46. Registro pozo Colorado 72 con RES 5 y (SP=0 & DCAL).



Fuente: Autores del Proyecto.

Uno de los grandes problemas encontrados en este trabajo, fueron las zona arcillosa, nunca fue óptimo y no fue tomado como prioridad, por ser el mayor interés en la industria petrolera los datos en la zona de arena; ahí fue donde causó el error, por no tomarse en cuenta estas zonas la RES hasta el momento tenía unas anomalías en sus resultados y solo hasta que se graficó el Xsh se pudo observar que el problema de algunas anomalías en la arenas era a causa de su gran contenido en arcilla; fue escogida la RES 5 para continuar con las pruebas, por ser la de mejores resultados en las zonas con presencia de arcilla.

5.1.5. Por tipo de Datos de entrenamiento. A causa de las lecturas erróneas generadas en las zonas arcillosas, en donde la red no genera buena

identificación de estas zonas, debido a que los datos que son usados en el entrenamiento de la red pertenecen a zonas relativamente limpias, con un bajo contenido de arcilla; por lo tanto cuando la RES esta en presencia de estas zonas arcillosas la respuesta generada es inestable. A causa de esto, es indispensable añadir al entrenamiento con zonas donde se tenga presencia de dichas arcillas, para de esta forma poder aprender a reconocerlas. Se cambió los datos de entrenamiento a unos más aptos para dar con respuestas más representativas de datos del pozo.

Como se ha observado en la estadística de las pruebas anteriores los datos del pozo Colorado 75 se están estabilizando dando unas medidas muy similares y dando una incertidumbre para continuar con este pozo como validación de las pruebas, se tomó la decisión de cambiar este pozo al Colorado 72 por ser este mismo el que mayor problema ha mostrado al momento de dar una buena interpretación de los datos generados; en otras palabras, los datos generados del pozo Colorado 72 no han sido representativos.

La Res 5 fue la mejor, en dar un comportamiento para los datos prueba de los pozos Colorado 70 y 75 por lo que se considero como la red más capacitada en dar la mejor respuesta a esta prueba.

5.1.5.1. Entrenamiento con 70 B-C. Se siguió trabajando como pozo de entrenamiento el pozo 70; tomando esta vez las zonas B y C de la formación Mugrosa, haciendo la respectiva normalización para cada registro en cada pozo. Pretendiendo así obtener mejores resultados al abarcar la totalidad del espesor que presenta la formación.

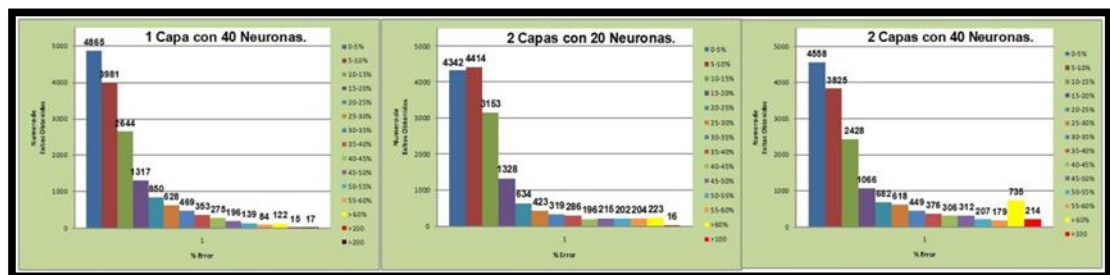
En la tabla 19, se resalta que los datos del R^2 y la varianza, son los más caóticos que hemos obtenido en los pozos Colorado 72 y 75. Lo que nos estaría indicando que la arena que se encuentra en la zona C de Mugrosa, nos estaría perjudicando las respuestas obtenidas; por tener esta zona arenas más limpias y en vez de estar enseñando a la red como trabajar en zonas arcillosas lo que está ocurriendo es la introducción de más cantidad de datos de arenas limpias y los datos de zonas arcillosas se están dejando con menor prioridad o casi anulando su presencia.

Tabla 19. Entrenamiento con 70 B-C.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 5	0,968	9,7045	0,614	69,6271	0,781	20,0878
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 5	0,965	9,71	0,474	58,1919	0,745	16,7263
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 5	0,97	9,7494	0,577	62,7015	0,84	22,4937

Fuente: Autores del Proyecto.

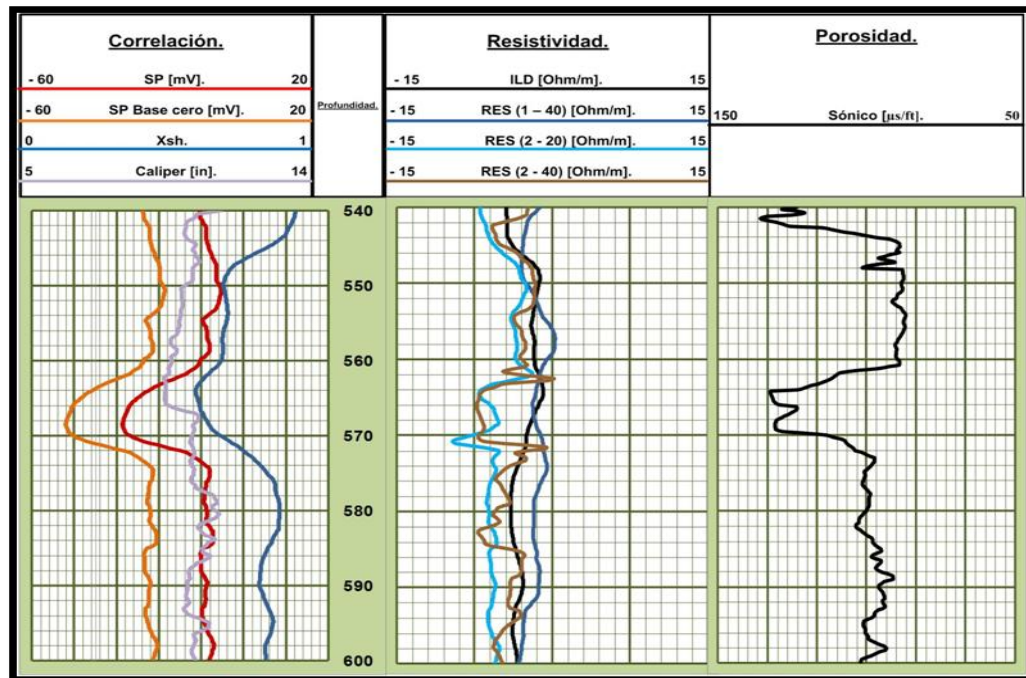
Figura 47. Porcentaje éxitos con Entrenamiento (70 B-C).



Fuente: Autores del Proyecto.

El aumento en los porcentajes de éxitos nos está confirmando la teoría que estos datos de entrenamiento son perjudiciales al momento de trabajar con ellos en zonas arcillosas; donde estas zonas son las de mayor cantidad.

Figura 48. Registro pozo Colorado 72 con entrenamiento (70 B-C).



Fuente: Autores del Proyecto.

En la figura 48, se sigue presentando discordancias principalmente en zonas donde se tiene presencia de arcillas, donde los resultados no fueron los esperados. Este comportamiento puede ser debido a que en el pozo Colorado 70 son arenas muy limpias en especial en las zonas B y C de Mugrosa como se pudo comprobar al realizar el cálculo de la fracción de arcilla Xsh por medio de la ecuación (21)¹⁴. Cabe resaltar que en las zonas con arenas limpias se mejoro la respuesta, por consiguiente no hay que descartar la zona B y C de Mugrosa en el trabajo con las arenas.

¹⁴ Capitulo 5. Pág, 57.

5.1.5.2. Entrenamiento 70 Completo. En la prueba anterior los resultados no fueron satisfactorios, por no cumplir con lo necesario para mejorar la respuesta en las zonas arcillosas; así mismo se tomaron los datos completos del pozo Colorado 70 para obtener datos de entrada más acordes con los datos obtenidos en una toma de registros; es decir, datos no tan ideales sino más reales.

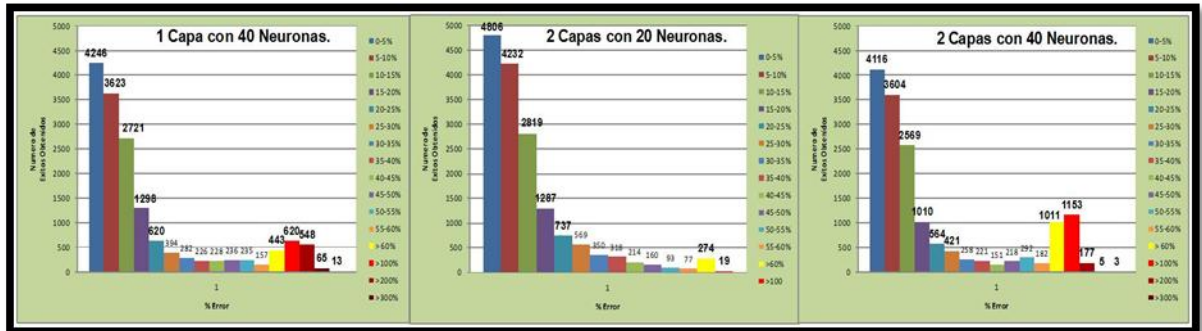
Tabla 20. Entrenamiento con 70 Completo.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 5	0,967	9,01	0,757	210,4745	0,513	70,6958
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 5	0,967	9,0107	0,718	59,6607	0,831	22,0094
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 5	0,968	9,0222	0,297	74,3856	0,314	33,8521

Fuente: Autores del Proyecto.

Los datos de la tabla 20 empeoran con respecto a los datos de la tabla 19; debido a tener una mayor incertidumbre con los resultados obtenidos en las zonas arcillosas o en el caso contrario estar introduciendo ruido a la señal.

Figura 49. Porcentaje éxitos con entrenamiento (70 Completo).

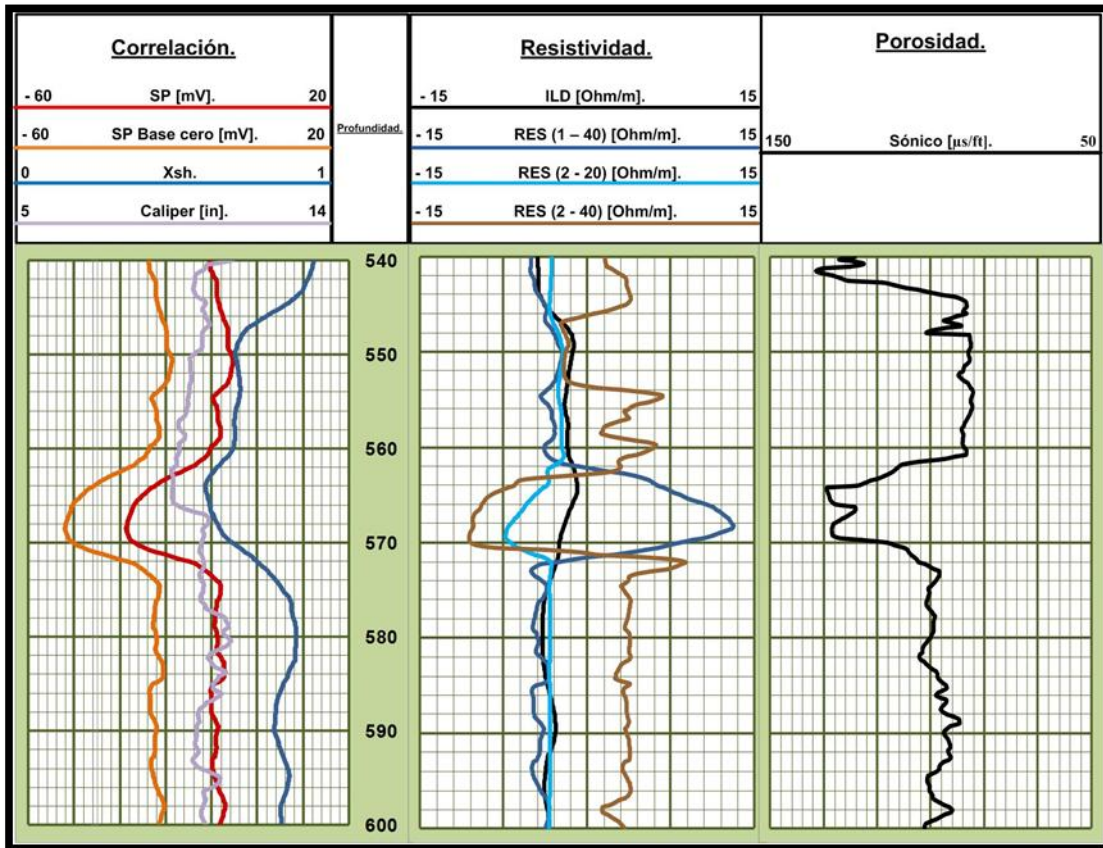


Fuente: Autores del Proyecto.

La figura 49, podemos observar el aumento de los datos anómalos y podemos señalar que en las topologías 1-40 y 2-40, alcanzaron errores del 400% aunque sean pocos datos en comparación con la gran cantidad que se tienen; no deja de preocupar la posibilidad de que este entrenamiento este causando ruido a la señal.

Como se ha dicho anteriormente, hay la posibilidad de estar introduciendo ruido a la red; en la figura 68 podemos observar que la zona de arena tiene la mayor presencia de la distorsión en los resultados y por esto se confirma la introducción de ruido a la señal, por el motivo que ya se tenía una mejor estabilidad en los resultados de las zonas con arena.

Figura 50. Registro pozo Colorado 72 con entrenamiento (70 Completo).



Fue

nte: Autores del Proyecto.

- 5.1.5.3. Entrenamiento 70 & 75 B-C.** Con base a la experiencia adquirida con los resultados obtenidos en las propuestas anteriormente mencionada. Surge la alternativa de trabajar los pozos Colorado 70 y 75 como pozos de entrenamiento; tomando las zonas B y C de la formación Mugrosa de cada pozo. Este proceso fue realizado con el fin de ingresar a la red valores correspondientes a zonas limpias y zonas con contenidos de arcilla de dos diferentes composiciones.

Básicamente el cambio en esta alternativa, consistió en tomar para cada registro, un rango estándar de valores en el cual están incluidos los valores de dicho registro en los pozos del campo; este procedimiento fue aplicado ya que con la normalización con respecto a los datos de cada registro, se tenía presencia de datos negativos o superiores a uno; por lo tanto, esto afectaría de alguna manera los resultados obtenidos generando datos anómalos.

Tabla 21. Entrenamiento con 70 & 75 B-C.

Topología	RED	Colorado 70.		Colorado 75.		Colorado 72.	
		R ²	Varianza	R ²	Varianza	R ²	Varianza
Con 1 capa oculta de 40 Neuronas. (1-40)	RES 5	0,963	9,6696	0,969	83,6741	0,283	30,6269
Con 2 capas ocultas de 20 Neuronas. (2-20)	RES 5	0,964	9,6919	0,963	84,4616	0,8097	19,4722
Con 2 capas ocultas de 40 Neuronas. (2-40)	RES 5	0,955	9,6278	0,968	82,2037	0,823	27,8191

Fuente: Autores del Proyecto.

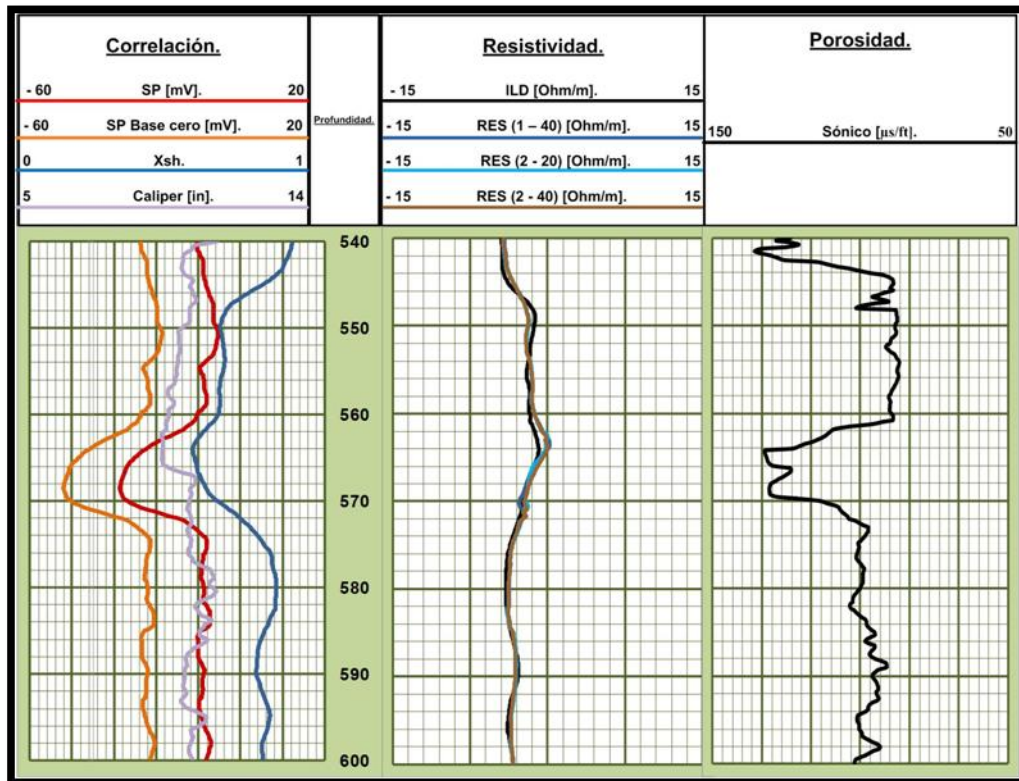
Figura 51. Porcentaje éxitos con entrenamiento 70 & 75 B-C.



Fuente: Autores del Proyecto.

Estadísticamente los resultados no son muy satisfactorios por el alto contenido de incertidumbre en los datos y sobre todo por no ver un indicio en el aumento de la eficiencia en el trabajo.

Figura 52. Registro pozo 72 con entrenamiento (70 & 75 B-C).

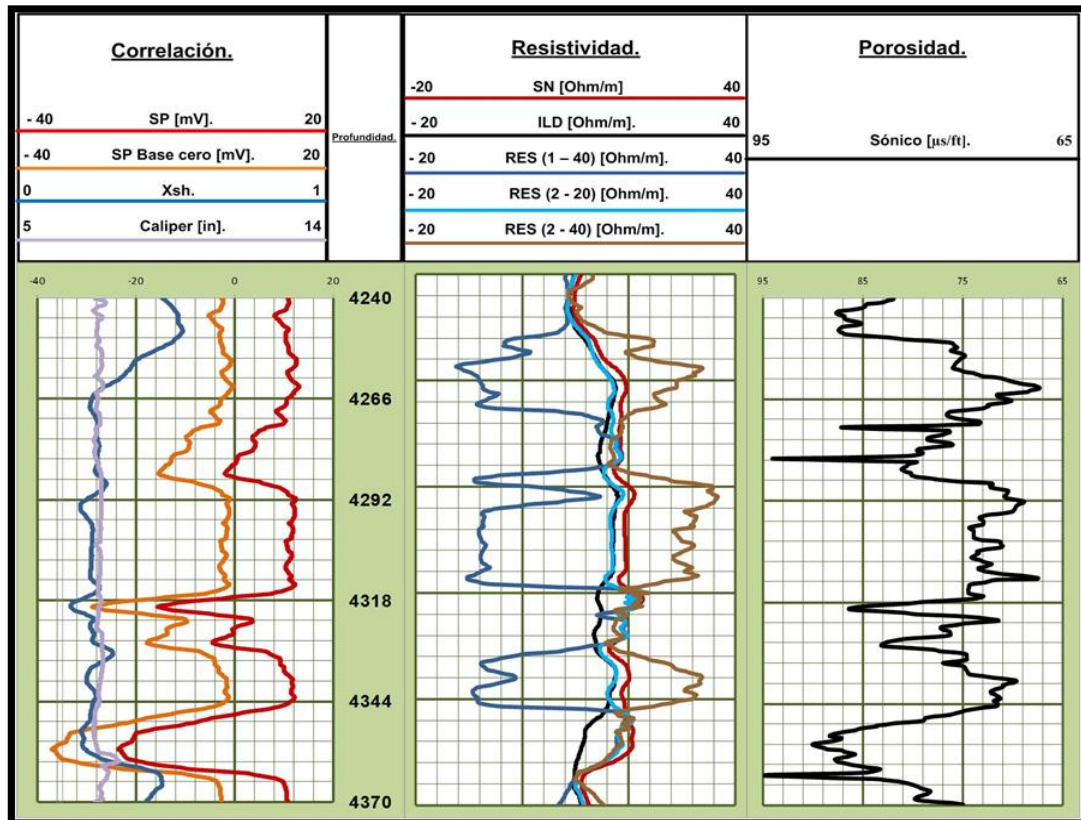


Fuente: Autores del Proyecto.

Al contrario de la incertidumbre generada por la tabla 21 y figura 51 sobre la eficiencia en el trabajo; en la figura 52 se puede apreciar los óptimos resultados de la red, en las zonas de arena con alto contenido de arcilla como para las zonas arcillosas. A causa del excelente resultado obtenido, se determinó que los datos de entrenamiento para la RES fueran estos.

Para terminar con este estudio, se determinará la mejor topología y la elección se hace con base a la gráfica del registro Colorado 72. La figura 53, muestra una zona con mayor anomalía del registro y así estar en la certeza de escoger la mejor opción.

Figura 53. Registro pozo 72 RED final.



Fuente: Autores del Proyecto.

Por lo observado en la figura 71, las topologías 1-40 y 2-40 todavía tienen errores en algunas secciones por sus datos anómalos; sin ninguna duda se escogió la topología de 2 capas ocultas con 20 neuronas cada una, por sus excelentes resultados en todo el registro y por mejorar los datos de las lecturas de resistividad en las zonas con capas delgadas, las cuales se pueden observar en la figura 72 a una profundidad de 4318 ft.

Por el estudio anteriormente realizado de todas las variables a considerar; son recomendadas las siguientes características:

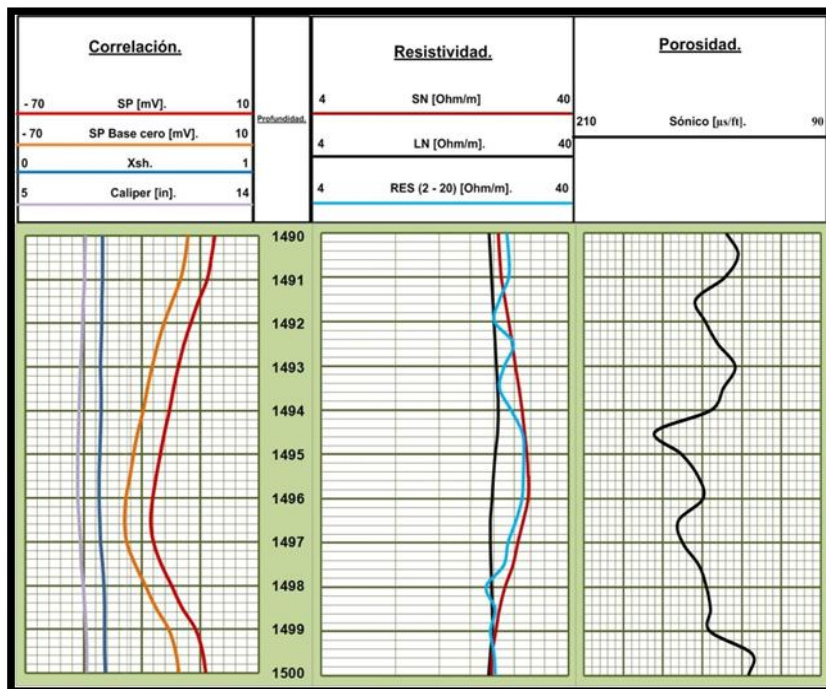
- Una topología con 2 neuronas de entrada, 2 capas ocultas con 20 neuronas cada una y una neurona de salida.
- El Algoritmo Backpropagation.
- La función de transferencia para las capas de entrada y salida es la función Idéntica (Purelin) y para la(s) capa(s) oculta(s) es la función Sigmoidal (Logsig).
- El algoritmo de entrenamiento a utilizar es el Levenberg-Marquardt (Trainlm).
- Los datos de entrada a utilizar son el registro Short Normal (SN) y el registro de Potencial Espontaneo (SP).

- Los datos de las normalizaciones a utilizar son los valores, máximo y mínimo de todo el campo para cada registro de entrada.
- Los datos de entrenamiento están conformados con la formación Mugrosa (zona B y C) de los pozos Colorado 70 y 75.

5.2. Análisis de posibles nuevas zonas productoras. Como primera medida, fueron seleccionadas las zonas permeables para las zonas B y C del pozo Colorado 38 en donde se presenta un aumento notorio de la resistividad en el registro de inducción eléctrica profunda ILD generado por medio del registro eléctrico sintético RES, al ser comparado con el registro Long Normal.

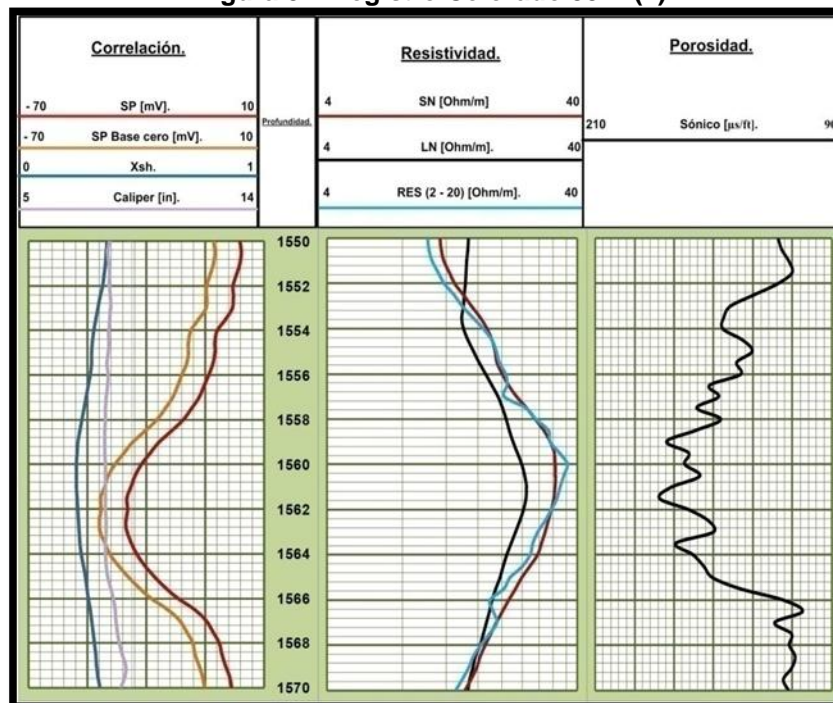
A las zonas de arena que cumplan esta condición, les fue calculado su respectivo espesor, denominado h_1 .

Figura 53. Registro Colorado 38 B (1).



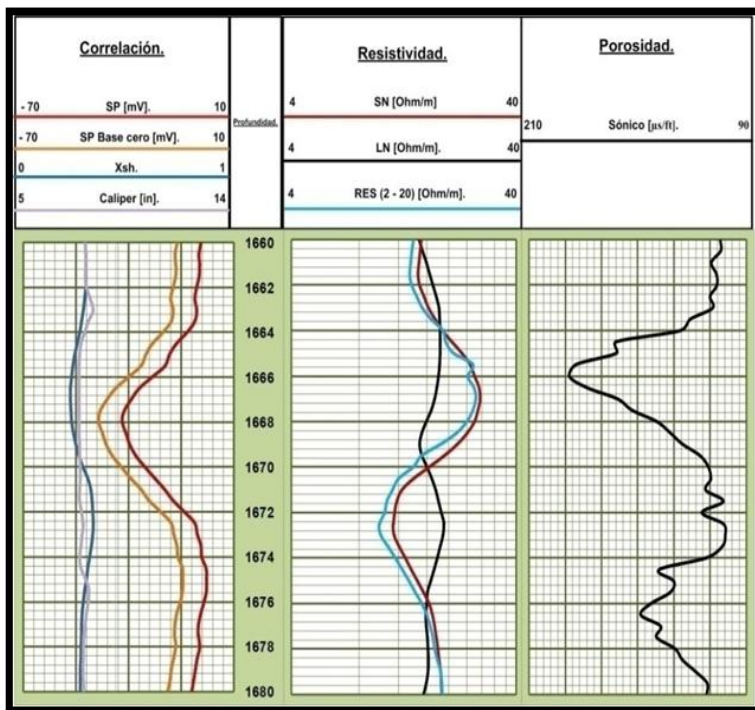
Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 54. Registro Colorado 38 B (2).



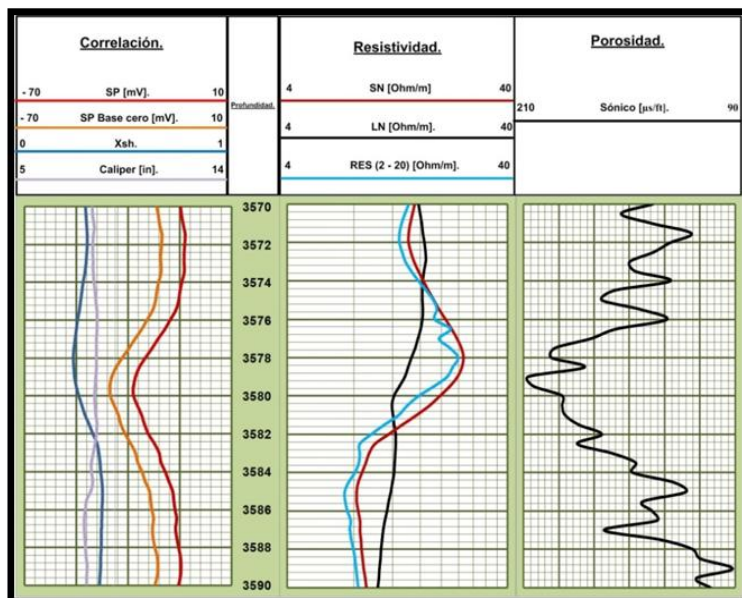
Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 55. Registro Colorado 38 B (3).



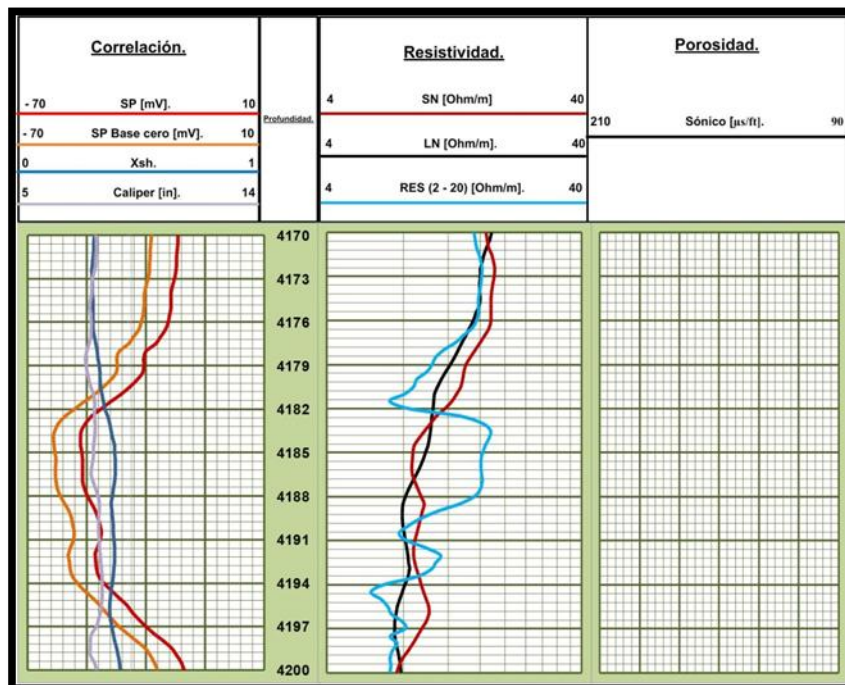
Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 56. Registro Colorado 38 C (1).



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 57. Registró Colorado 38 C (2).



Fuente: Autores del Proyecto.

Para el análisis de nuevas zonas productoras, se realizó una recopilación de la información disponible de las propiedades del pozo Colorado 38 para la formación Mugrosa, Zonas B y C.

A causa de que ciertas propiedades (μ , B_o , K) que son requeridas para el cálculo del índice de productividad no fueron encontradas para este pozo, fueron tomados datos generales del campo para sus respectivas zonas a trabajar.

Para los intervalos cañoneados, expuestos en la tabla (23), fue calculado el respectivo Inflow Performance Relationship IPR para cada intervalo mediante el método de Vogel, teniendo en cuenta los intervalos cañoneados.

Tabla 22. Propiedades pozo Colorado 38.

PROPIEDAD	Zona B	Zona C
Permeabilidad K (md)	1,49	1,05
Radio del Pozo r_e (ft)	919,121	919,121
Radio de drenaje r_w (ft)	0,23958	0,23958
Presión Estática P_e (Psi)	815	980
Presión de fondo P_{wf} (Psi)	476	676
espesor neto h (ft)	50	54
Nuevo espesor neto h_t (ft)	76	73
viscosidad aceite μ (cp)	2,5	2,468
Factor Volumétrico de formación B_o (bb/STB)	1,047	1,05

Fuente: Los Autores del Proyecto. Modificado de: ARIZA, Emiliano; “DETERMINACIÓN DEL UMBRAL DE CRISTALIZACIÓN DE LAS PARAFINAS EN EL CRUDO DEL CAMPO COLORADO”. Trabajo de grado Magíster en Ingeniería de Hidrocarburos. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Químicas. Escuela de Ingeniería de Petróleos, 2008.

Ecuación generalizada de Vogel:

$$Q_o = \frac{J * P}{1,8} * \left\{ 1 - 0,2 * \left(\frac{P_{wf}}{P} \right) - 0,8 * \left(\frac{P_{wf}}{P} \right)^2 \right\} \quad \text{Ec. 24}$$

Para poder obtener los respectivos caudales, es necesario conocer el índice de productividad (J). Se sabe que el pozo se encuentra en estado Pseudo-estable, por lo tanto se tiene en cuenta la siguiente ecuación:

$$J = \frac{K * h}{141,2 * \mu * B_o * \left\{ \ln \left(\frac{r_e}{r_w} \right) - \frac{3}{4} \right\}} \quad \text{Ec. 25}$$

Tabla 23. Intervalos Cañoneados.

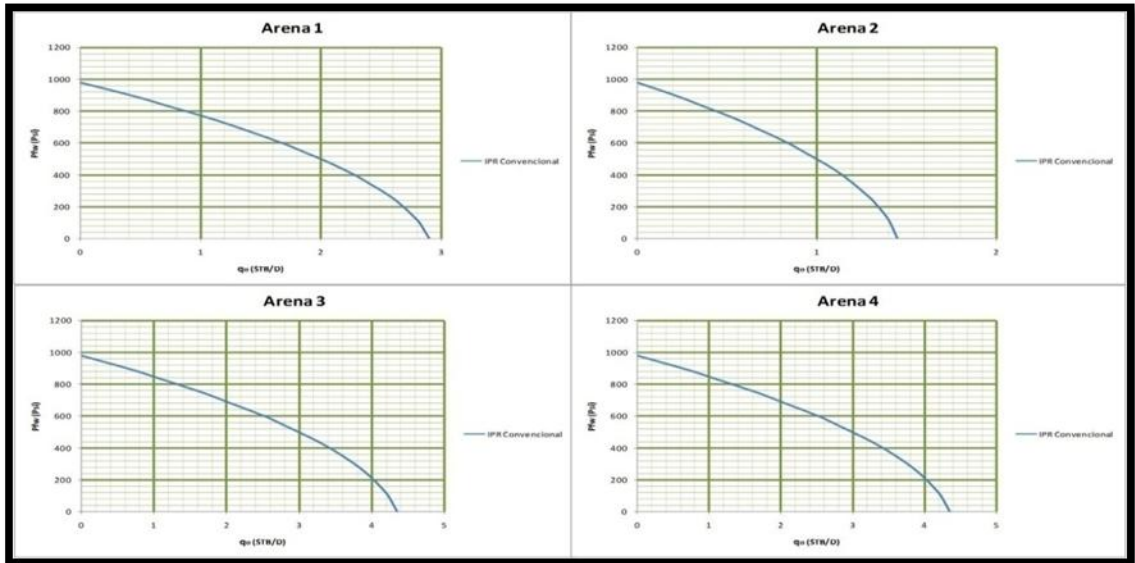
INTERVALOS (ft)		ESPESOR DEL INTERVALO h (Ft)	Zona
1812	1829	17	B
1862	1878	16	
1905	1909	4	
1938	1943	5	
2110	2118	8	
3384	3396	12	C
3453	3459	6	
3488	3506	18	
3705	3723	18	

Fuente: Autores del proyecto. Basados en Información Departamento de Producción Campo Colorado. 2009

Conociendo el valor de J, es posible obtener J', el cual es el índice de productividad usado en la ecuación de Vogel (ecuación 24), y varía con respecto a la curva del IPR.

$$J' = \frac{1,8 * J}{1 + \left(0,8 - \frac{pwf}{pe} \right)} \quad \text{Ec. 26}$$

Figura 58. IPR convencional Zona C.



Fuente: Autores del Proyecto.

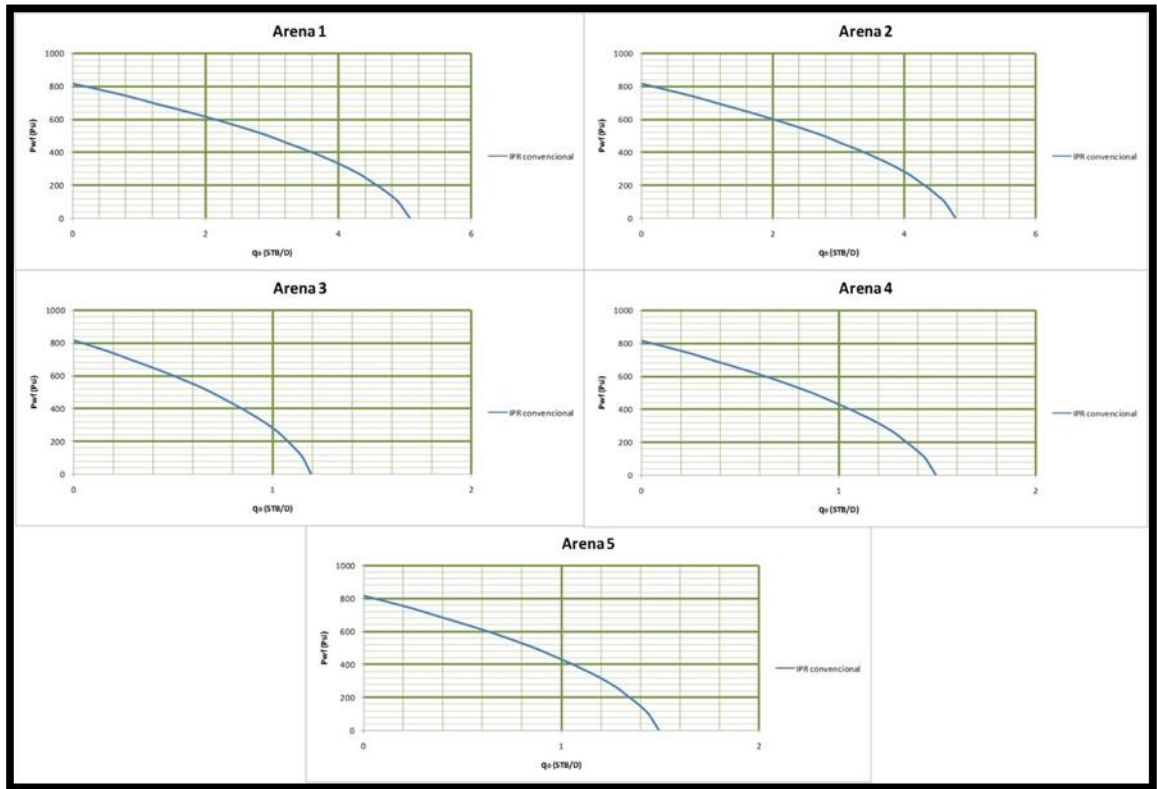
Teniendo los valores de IPR para cada zona es realizada una sumatoria para calcular el IPR total de la zona.

$$IPR (Zona) = \sum_{i=1}^n IPR(i) \quad \text{Ec. 27}$$

Aplicando la ecuación 24, con los datos de caudal de la tabla 25:

$$q(Zona B) = 14,92 \text{ bbl/dia}$$

Figura 59. IPR convencional Zona B.



Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 24. IPR Zona B.

Intervalo (ft)		q (bbl/día)
1812	1829	5,07
1862	1878	4,77
1905	1909	1,19
1938	1943	1,49
2110	2118	2,38

Fuente: Autores del Proyecto.

Al realizar el mismo procedimiento a la zona C:

Tabla 25. IPR Zona C.

Intervalo (ft)		q (bbl/día)
3384	3396	2,89
3453	3459	1,44
3488	3506	4,34
3705	3723	4,34

Fuente: Autores del Proyecto.

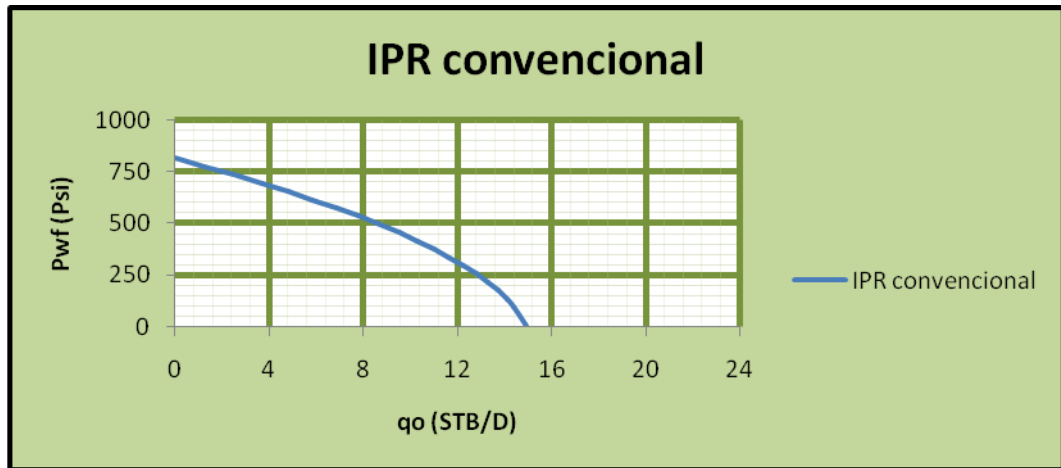
La ecuación 42, con los datos de q en la tabla, resulta.

$$q(\text{Zona } c) = 13,01 \text{ bbl/día}$$

Al calcular el IPR total mediante la ecuación generalizada de Vogel (ecuación 24), tomando el espesor h como espesor total para la zona B de 50 ft y para la zona C de 54 ft, es obtenido el IPR total para las zonas.

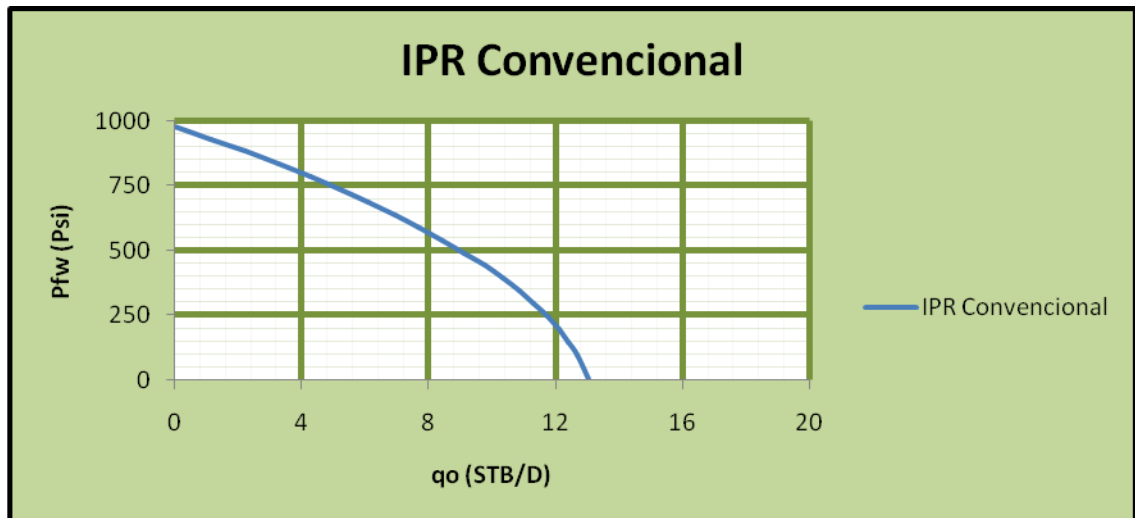
Se observan los resultados obtenidos de IPR, calculados en la sumatoria de los IPR de las zonas cañoneadas y son iguales a los calculados para el total de las zonas B y C.

Figura 60. IPR Convencional Zona B total.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 61. IPR RES Zona C total.



Fuente: Autores del Proyecto.

A continuación, es calculado el IPR para las zonas donde la herramienta generada (RES) ha mostrado lecturas acordes a zonas petrolíferas, por lo cual se han obtenido posibles nuevas zonas productoras.

Con los intervalos expuestos en la tabla 27, mediante el método de Vogel generalizado (ecuación 24), es calculado el IPR de forma análoga a la expuesta anteriormente.

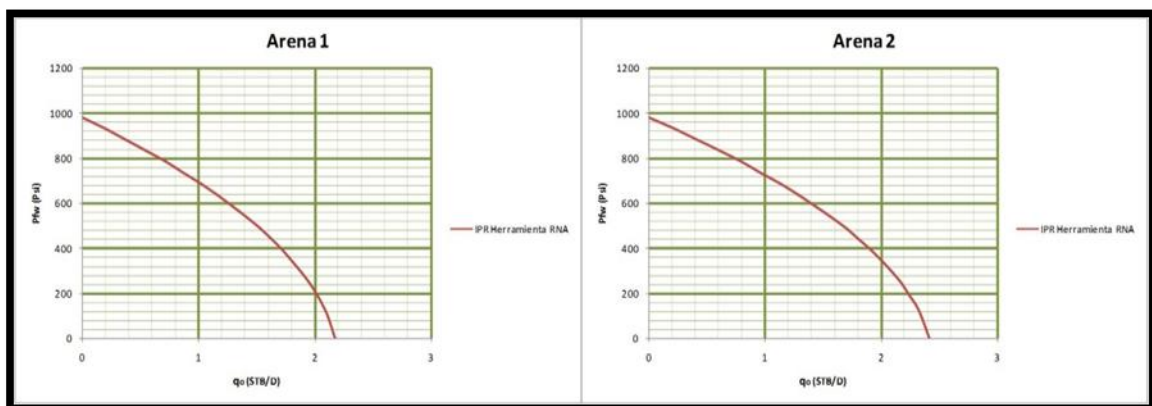
Tabla 26. Intervalos nuevas zonas productoras.

INTERVALOS (ft)		ESPESOR DEL INTERVALO h_1 (Ft)	Zona
1492	1500	8	B
1556	1566	10	
1664	1672	8	
3575	3584	9	C
4180	4190	10	

Fuente: Autores del proyecto. Basados en Información Departamento de Producción Campo Colorado. 2009

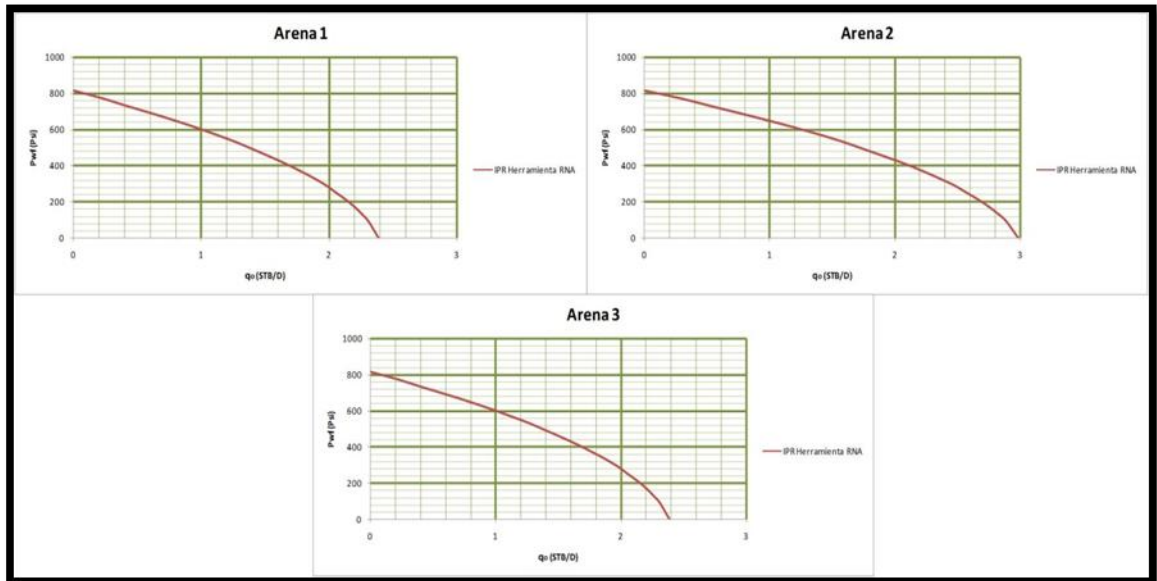
Teniendo los valores de IPR para cada zona es realizada una sumatoria para calcular el IPR total de la zona, con base a la ecuación 27.

Figura 62. IPR RES Zona C.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 35. IPR RES Zona B.



Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 27. IPR nuevas zona B.

Intervalo (ft)		q (bbl/dia)
1492	1500	2,38
1556	1566	2,98
1664	1672	2,38

Fuente: Autores del proyecto.

Aplicando la ecuación 27, con los datos de caudal del IPR total, con los datos de caudal de la tabla 28:

$$q(\text{Nuevas zonas B}) = 7,76 \text{ bbl/dia}$$

Calculando el IPR en la zona C:

Tabla 28. IPR nuevas zonas C.

Intervalo (ft)		q (bbl/día)
3575	3584	2,17
4180	4190	2,41

Fuente: Autores del proyecto.

Por medio de la ecuación 27, con los datos de la tabla 29, es calculado el caudal para las posibles nuevas zonas productoras en la zona C.

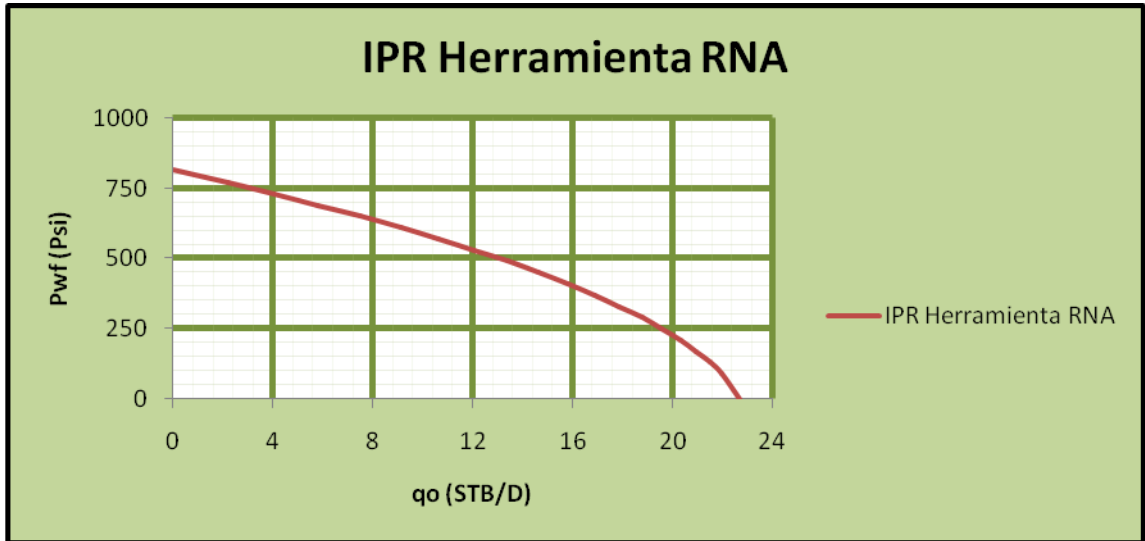
$$q(\text{Zona } c) = 4,58 \text{ bbl/día}$$

Al aplicar el IPR total, se obtiene dicha curva, teniendo en cuenta el nuevo espesor h_t ($h + h_1$) para las zonas B y C. Por consiguiente al índice de productividad ecuación (40), para calcular el IPR total es añadido el nuevo espesor:

$$J = \frac{K * (h + h_1)}{141,2 * \mu * B_o * \left\{ \ln \left(\frac{r_e}{r_w} \right) - \frac{3}{4} \right\}} \quad \text{Ec. 28}$$

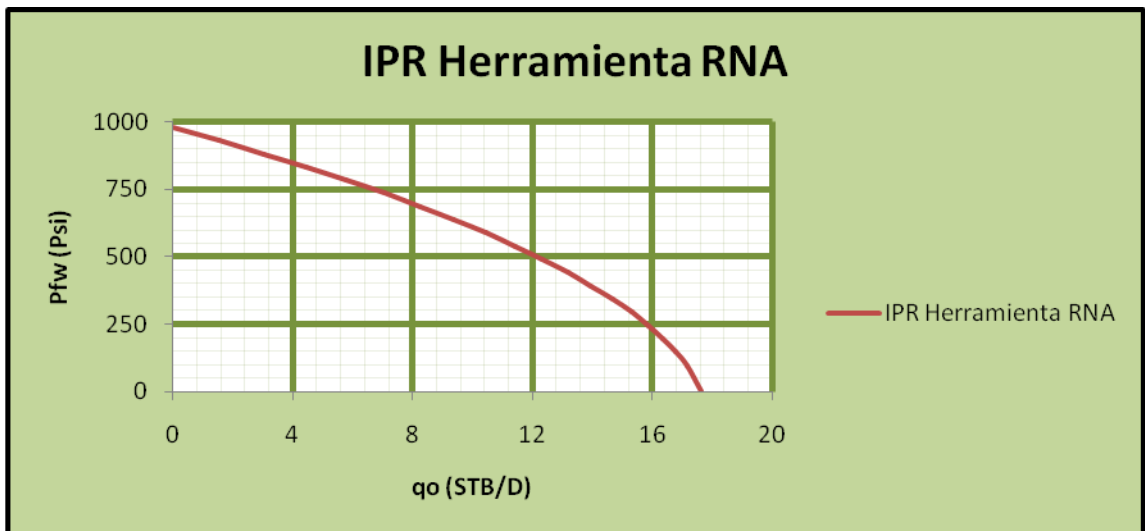
Con este valor de J, es posible calcular el IPR reemplazando en la ecuación generalizada de Vogel ecuación 24

Figura 63. IPR RES Zona B total.



Fuente: Autores del proyecto.

Figura 64. IPR RES Zona C total.

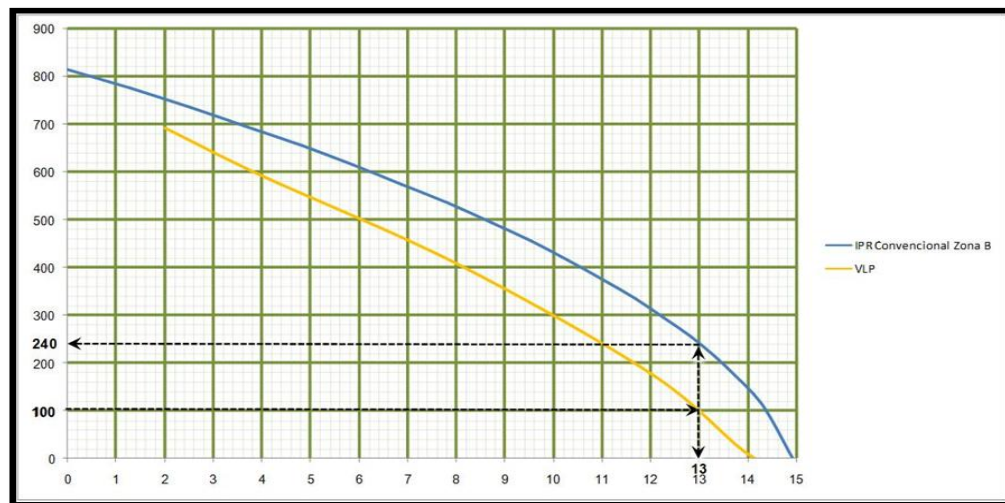


Fuente: Autores del proyecto.

Posteriormente es calculado el Vertical Lift Performance VLP, el cual muestra la producción que debería estar llegando a superficie. Los datos de VLP fueron

calculados mediante correlaciones¹⁵, se creó una tabla en Excel donde se necesitan datos del pozo tales como temperatura, factor volumétrico, densidades, API, diámetro de la tubería entre otros; para lo cual solo se debía hacer cambiar los caudales y la P_{wf} para hallar un TPH; se generó una grafica del TPH en la tabla del IPR.

Figura 65. Curva VLP convencional Zona B.

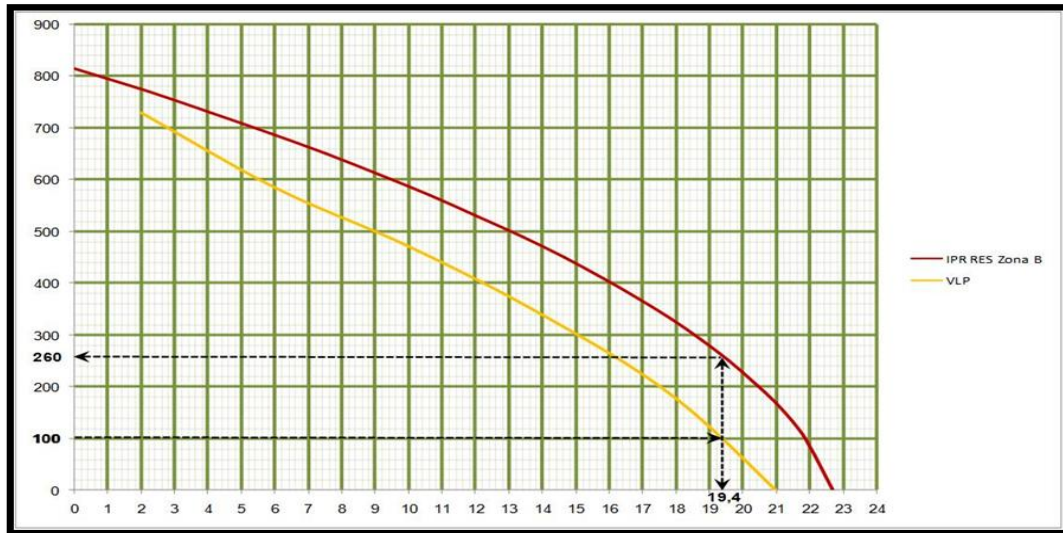


Fuente: Autores del Proyecto.

Se tomó como presión de operación 100 psi, con este dato se va a cruzar con la grafica del VLP y se lee un caudal de operación; en el mismo punto del VLP se tiende a cruzar con la gráfica del IPR y se lee una presión la cual será la P_{wf} de operación.

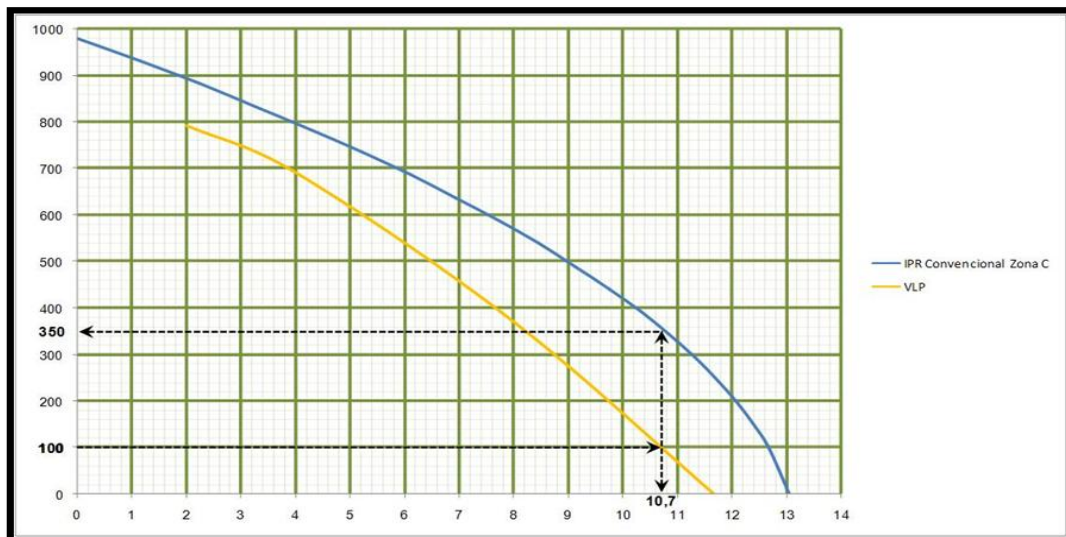
¹⁵ Production Optimization Using Nodal Analysis. BEGGS. H. Tulsa, Oklahoma: OGCL Publications. 1991. Pag.85. Anexo A.

Figura 66. Curva VLP RES Zona B.



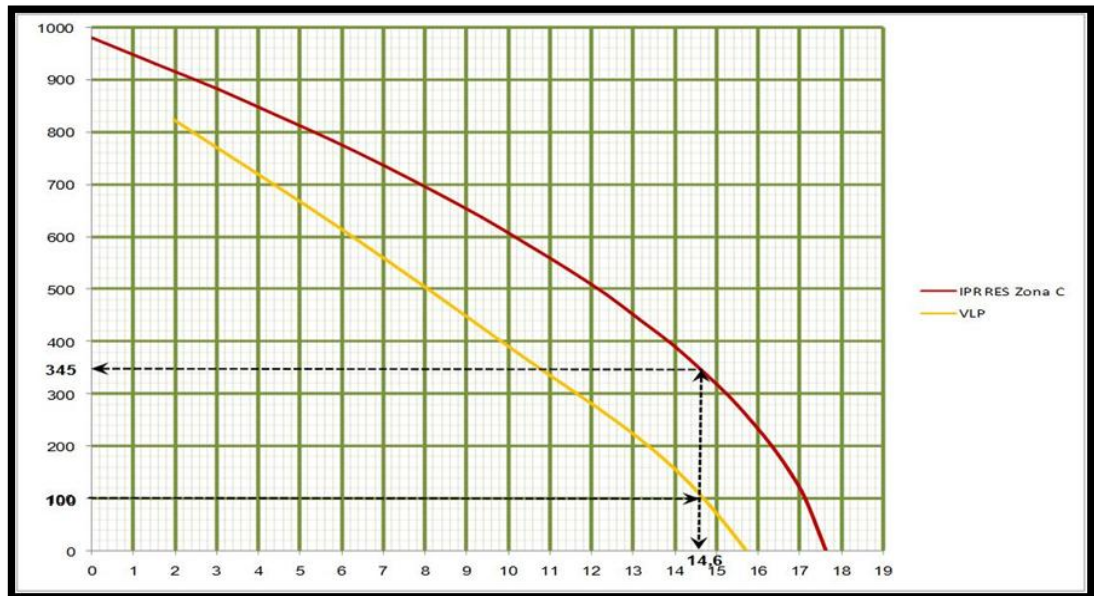
Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 67. Curva VLP convencional Zona C.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 68. Curva VLP RES Zona C.



Fuente: Autores del Proyecto.

Con base en las propiedades del campo, tales como la presión de fondo fluente, se generó el respectivo caudal de aceite esperado.

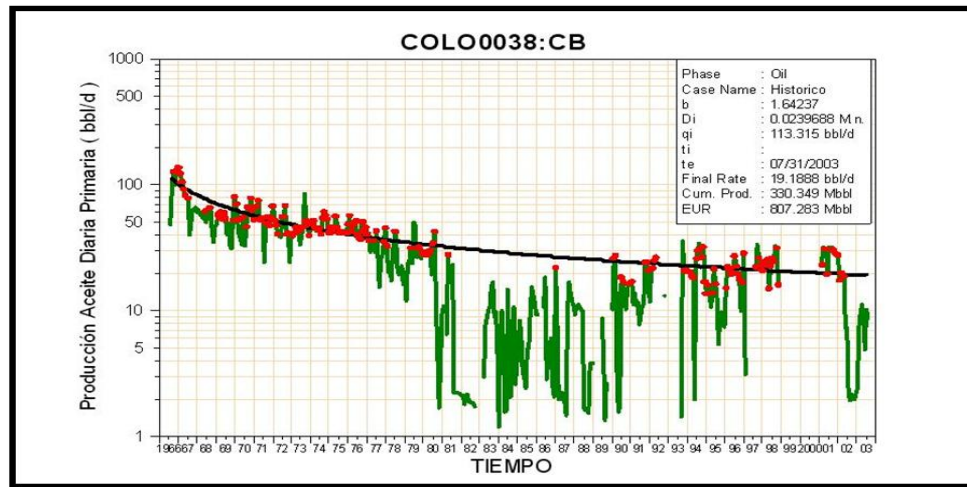
Posteriormente, es calculado el ritmo de declinación mensual :

$$\frac{q_1}{q_0} = e^{-b*(t_1-t_0)} \quad \text{Ec. 29}$$

En donde el valor de b es calculado con base a los datos del historial de producción realizados mediante el software Oil Field Manager por el Ingeniero Cesar Pineda en donde tuvo en cuenta para los cálculos, los puntos más representativos a su consideración, señalados en color rojo en la grafica 90.

Siendo q_0 la producción inicial de 113,315 bbl/día y q_1 la producción de 19,188 bbl/día al año 2003. Lo cual genera el ritmo de declinación diario de 0,0001348. El equivalente mensual a es 0.003944.

Figura 69. Declinación de aceite pozo Colorado 38 CB.



Fuente: Estudio realizado por el Ing. Cesar Pineda.

Con base a lo anterior, es definida la ecuación 29, la cual representa la declinación mensual de la producción en el campo.

$$q = q_0 * e^{(-0,003944 * t)} \quad \text{Ec. 30}$$

Posteriormente, con los datos de q_0 calculados con el VLP es graficada la producción esperada con respecto al tiempo. Esto es realizado para las dos zonas en consideración (B y C), teniendo en cuenta las zonas actuales, y el aumento teniendo en cuenta las zonas predichas en la RES.

Tabla 29. IPR nuevas zonas.

Zona	Producción Diaria (bbl/día)	Producción Mensual (bbl/mes)
Zona B (Convencional)	13	395,460
Zona B (Aplicando RES)	19,4	590,148
Zona C (Convencional)	10,7	325.494
Zona C (Aplicando RES)	14,6	444.132

Fuente: Autores del Proyecto.

En la tabla 30, se muestran las producciones calculadas mediante VLP. Debido a que el factor de declinación de producción es mensual, estos datos de producción son convertidos a bbl/mes.

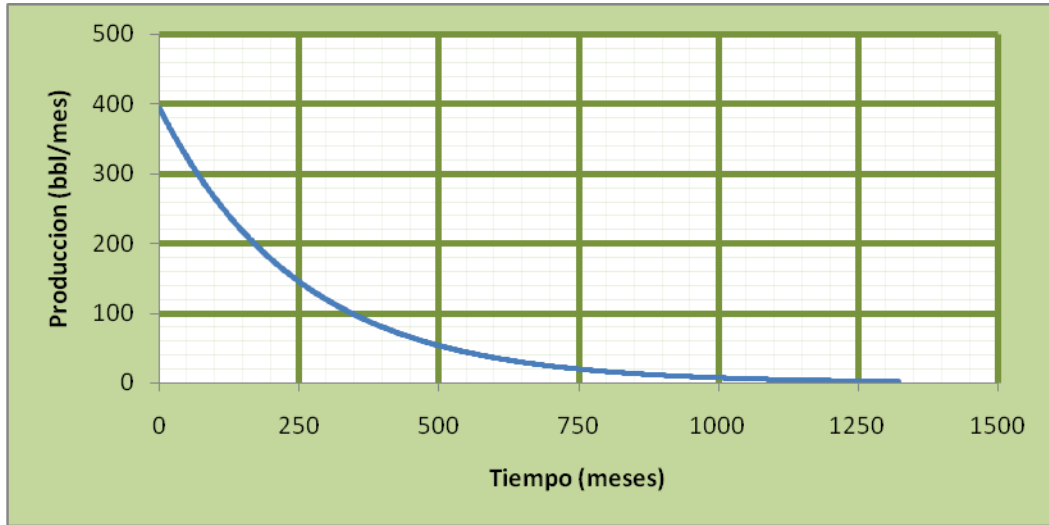
Aplicando la Ecuación 30 para calcular la declinación del campo en la zona B Convencional:

$$q = 395.46 * e^{(-0,003944*t)} \quad \text{Ec. 31}$$

Aplicando la ecuación 45 a la zona B Con RES:

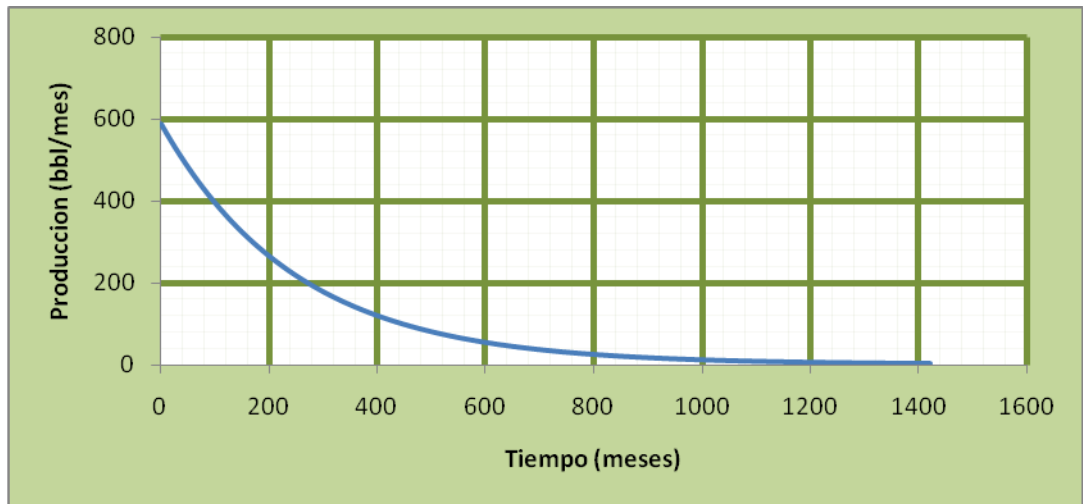
$$q = 590.148 * e^{(-0,003944*t)} \quad \text{Ec. 32}$$

Figura 70. Curva Declinación zona B Convencional.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 71. Curva Declinación zona B RES.

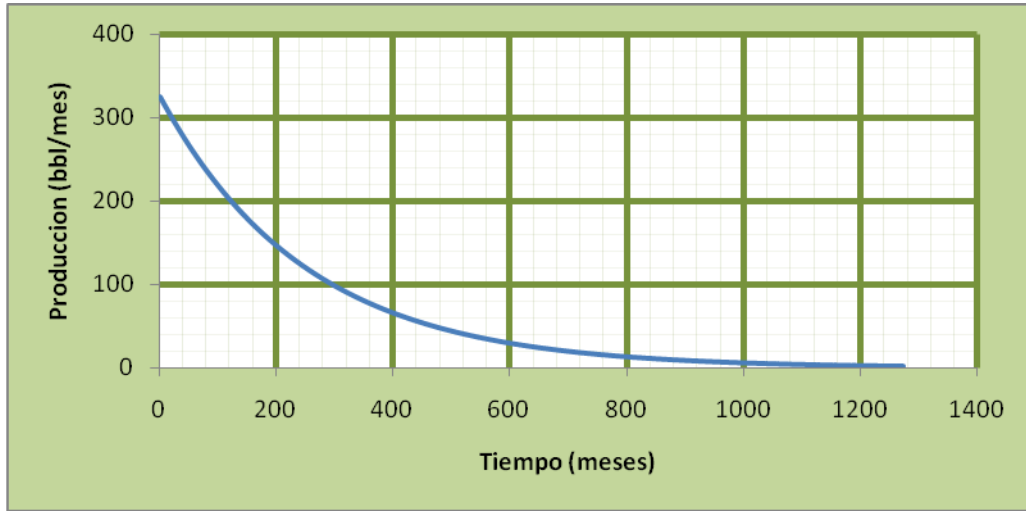


Fuente: Autores del Proyecto.

Aplicando la Ecuación 30 a la zona C Convencional:

$$q = 325.494 * e^{(-0,003944*t)} \quad \text{Ec. 33}$$

Figura 72. Curva Declinación Convencional.

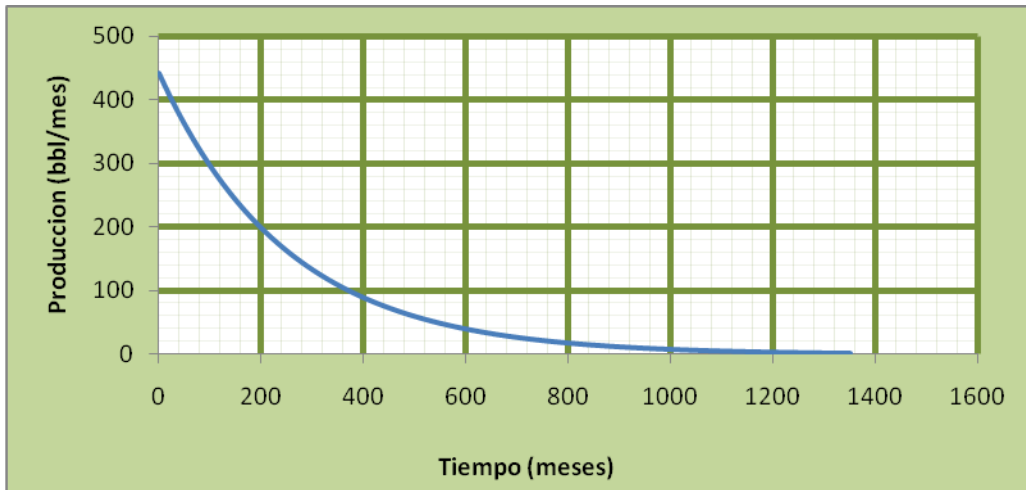


Fuente: Autores del Proyecto.

Aplicando la ecuación 30 a la zona C con RES:

$$q = 444.132 * e^{(-0,003944*t)} \quad \text{Ec. 34}$$

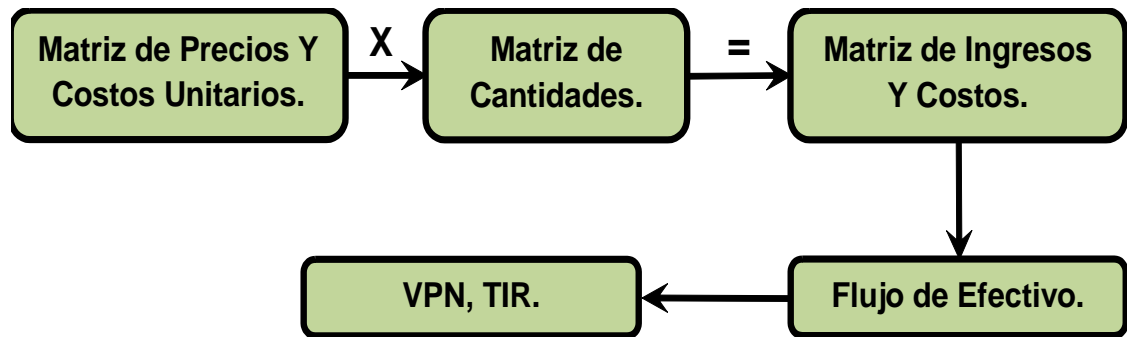
Figura 73. Curva Declinación RES.



Fuente: Autores del Proyecto.

5.3. Análisis Económico. Una vez establecidos los parámetros necesarios para implementar la RES con sus posibles nuevas zonas productoras, mediante un modelo de rentabilidad se abarca en forma general el impacto que se tendría al implementarlas. Dicho modelo es mostrado en el siguiente diagrama de flujo.

Figura 74. Modelo de rentabilidad planteado.



Fuente: Autores del proyecto. Modificado de: LEÓN, Camilo. BOHADA, Marlon.
**METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN, DISEÑO Y EJECUCIÓN DEL
 REACONDICIONAMIENTO DE POZOS INACTIVOS. APLICACIÓN AL CAMPO COLORADO.**
 Tesis de Grado. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga-Santander 2009.

Bajo el modelo descrito en la figura 94. Se siguieron los siguientes pasos, con lo cual se obtuvo la evaluación económica para el proyecto.

1. Calcular los costos de equipos e implementos requeridos para realizar el proyecto. Expuestas en las tablas de 29 a la 33.
2. Calcular los descuentos hechos al campo, % de regalías y % ECOPETROL, teniendo como base las predicciones del precio del barril para el tiempo que dure el proyecto que es de 7 meses. Figura 95.

3. Calcular el flujo de caja, teniendo en cuenta los ingresos mensualmente generados, así como el costo mensual de los trabajos de campo.
4. Realizar la evaluación económica, obtenida, a través del método de valor presente neto VPN, con una tasa interna de retorno TIR del 12%, y con la tasa interna de retorno encontrada, con la cual corta el eje del interés (%).
5. Son presentados los resultados obtenidos para los dos métodos (convencional y RES), por medio de estos, es posible identificar la viabilidad económica del proyecto.

5.3.1. Costos del equipo requerido para el desarrollo de las operaciones.

Tabla 30. Costos Iniciales requeridos. Zona B Convencional

DESCRIPCIÓN	Unidad	Tarifa (USD)	ÍTEM	Total (USD)
Interpretación	set registro	6000	1	6000
Equipo de WorkOver	Año	10000	1	10000
Fluido de Completamiento	sacos	30	91	2730
Equipo de Cañoneo	Día	5000	1	5000
Costo pie cañoneado	ft	230	50	11500
TOTAL				35230

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 31. Costos Iniciales requeridos. Zona B RES.

DESCRIPCIÓN	Unidad	Tarifa (USD)	ÍTEM	Total (USD)
Interpretación	set registro	6000	1	6000
Equipo de WorkOver	Año	10000	1	10000
Fluido de Completamiento	sacos	30	91	2730
Equipo de Cañoneo	Día	5000	1	5000
Costo pie cañoneado	ft	230	76	17480
TOTAL				50710

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 32. Costos Iniciales requeridos. Zona C Convencional

DESCRIPCIÓN	Unidad	Tarifa (USD)	ÍTEM	Total (USD)
Interpretación	set registro	6000	1	6000
Equipo de WorkOver	Año	10000	1	10000
Fluido de Completamiento	sacos	30	91	2730
Equipo de Cañoneo	Día	5000	1	5000
Costo pie cañoneado	ft	230	54	12420
TOTAL				36150

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 33. Costos Iniciales requeridos. Zona C RES.

DESCRIPCIÓN	Unidad	Tarifa (USD)	ÍTEM	Total (USD)
Interpretación	set registro	6000	1	6000
Equipo de WorkOver	Año	10000	1	10000
Fluido de Completamiento	sacos	30	91	2730
Equipo de Cañoneo	Día	5000	1	5000
Costo pie cañoneado	ft	230	73	16790
TOTAL				50020

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 34. Costo Mensual Trabajos en Campo.

DESCRIPCIÓN	Unidad	Tarifa (USD)	ÍTEM	Total (USD)
Costo Energía	mensual	476	1	476

Fuente: Autores del Proyecto.

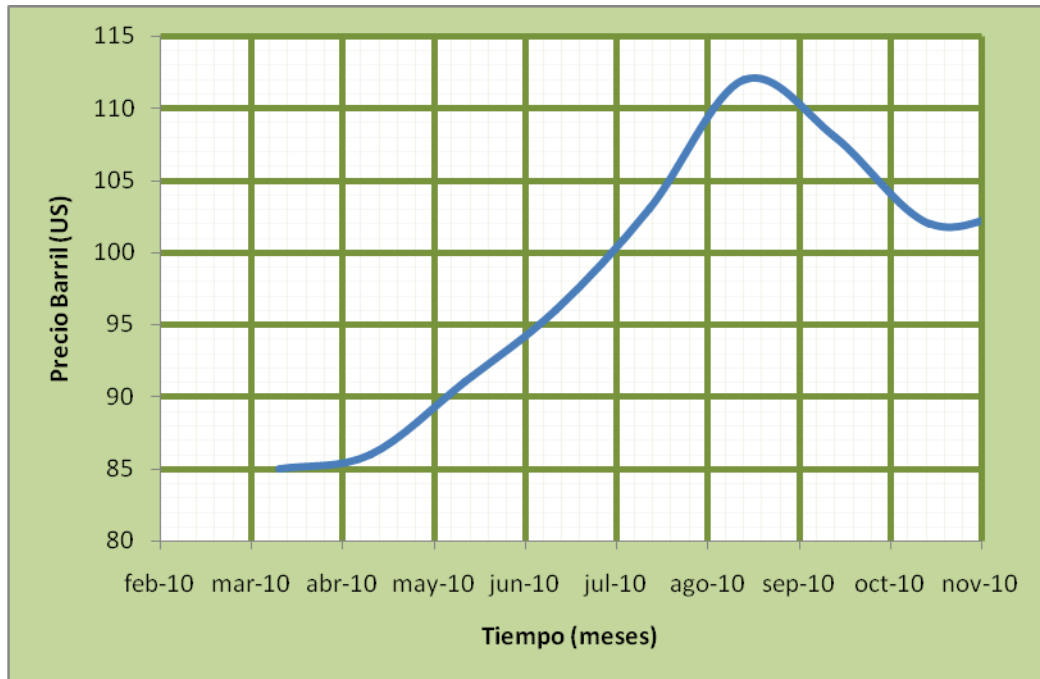
Otros gastos, como el tratamiento de parafinas y Equipos de WorkOver no son tenidos en cuenta en los gastos mensuales a causa de que el estudio realizado para 7 meses, y estos gastos son necesarios luego del primer año de producción.

La liquidación de la producción mensual del Campo Colorado es realizada por ECOPETROL, tomando como referencia los precios del crudo para el campo Caño Limón¹⁶.

¹⁶ LEÓN, Camilo. BOHADA, Marlon. METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN, DISEÑO Y EJECUCIÓN DEL REACONDICIONAMIENTO DE POZOS INACTIVOS. APLICACIÓN AL CAMPO COLORADO. Tesis de Grado. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga-Santander 2009. Pag 142-143.

Teniendo como parámetro principal la predicción del precio del crudo de referencia WTI para los próximos 7 meses.

Figura 75. Predicción Precio Crudo. Referencia WTI.



Fuente: Autores del Proyecto. Modificado de: Financial Forecast Center, LLC. [en línea]. [Consulta: 21 de Abril de 2010]. Disponible en: < <http://www.forecasts.org/oil.htm> >

Posteriormente, es establecido el flujo de caja mensual para cada una de las zonas productoras del campo, y luego dicho flujo de caja es calculado también para la producción obtenida por medio de la RES en cada zona.

De esta forma, son calculados los ingresos netos, y con estos es posible calcular el valor presente neto, VPN, a una TIR del 12%.

Tabla 35. Flujo de caja Producción Zona B Convencional.

MES.	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (USD)	PRODUCCIÓN MENSUAL CAMPO COLORADO (BBL)	PRODUCCIÓN (Regalías y % ECOPETROL)	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (Con Descuento Campo)	INGRESOS (USD)
1	86	393,90	311,18	82,57	25694,44
2	91	392,35	309,96	87,57	27143,09
3	96	390,81	308,74	92,57	28579,94
4	103	389,27	307,52	99,57	30620,11
5	112	387,74	306,31	108,57	33256,40
6	108	386,21	305,11	104,57	31905,06
7	102	384,69	303,91	98,57	29956,04
Ingresos totales (USD)					207.155,08

Fuente: Autores del Proyecto

Tabla 36. Flujo de caja Producción Zona B RES:

MES.	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (USD)	PRODUCCIÓN MENSUAL CAMPO COLORADO (BBL)	PRODUCCIÓN (Regalías y % ECOPETROL)	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (Con Descuento Campo)	INGRESOS (USD)
1	86	587,83	464,38	82,57	38344,00
2	91	585,51	462,55	87,57	40505,84
3	96	583,21	460,73	92,57	42650,07
4	103	580,91	458,92	99,57	45694,62
5	112	578,62	457,11	108,57	49628,78
6	108	576,35	455,31	104,57	47612,17
7	102	574,08	453,52	98,57	44703,63
Ingresos totales (USD)					309139,12

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 37. Flujo de caja Producción Zona C Convencional:

MES.	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (USD)	PRODUCCIÓN MENSUAL CAMPO COLORADO (BBL)	PRODUCCIÓN (Regalías y % ECOPETROL)	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (Con Descuento Campo)	INGRESOS (USD)
1	86	324,21	256,13	82,57	21148,50
2	91	322,94	255,12	87,57	22340,85
3	96	321,67	254,12	92,57	23523,49
4	103	320,40	253,12	99,57	25202,71
5	112	319,14	252,12	108,57	27372,57
6	108	317,88	251,13	104,57	26260,32
7	102	316,63	250,14	98,57	24656,13
Ingresos totales (USD)					170.504,56

Fuente: Autores del Proyecto.

Tabla 38. Flujo de caja Producción Zona C RES:

MES.	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (USD)	PRODUCCIÓN MENSUAL CAMPO COLORADO (BBL)	PRODUCCIÓN (Regalías y % ECOPETROL)	VALOR CRUDO REFERENCIA WTI (Con Descuento del Campo)	INGRESOS (USD)
1	86	442,38	349,48	82,57	28856,83
2	91	440,64	348,11	87,57	30483,78
3	96	438,91	346,74	92,57	32097,47
4	103	437,18	345,37	99,57	34388,74
5	112	435,46	344,01	108,57	37349,49
6	108	433,75	342,66	104,57	35831,84
7	102	432,04	341,31	98,57	33642,94
Ingresos totales (USD)					232651,09

Fuente: Autores del Proyecto.

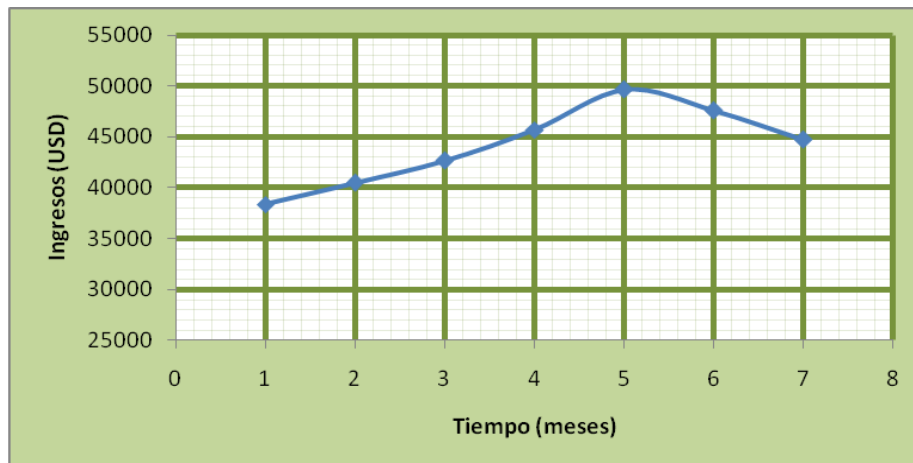
Seguido a esto, son mostrados los Ingresos obtenidos con la producción como una función del tiempo.

Figura 76. Ingresos zona B Convencional En función del Tiempo.



Fuente: Autores del Proyecto.

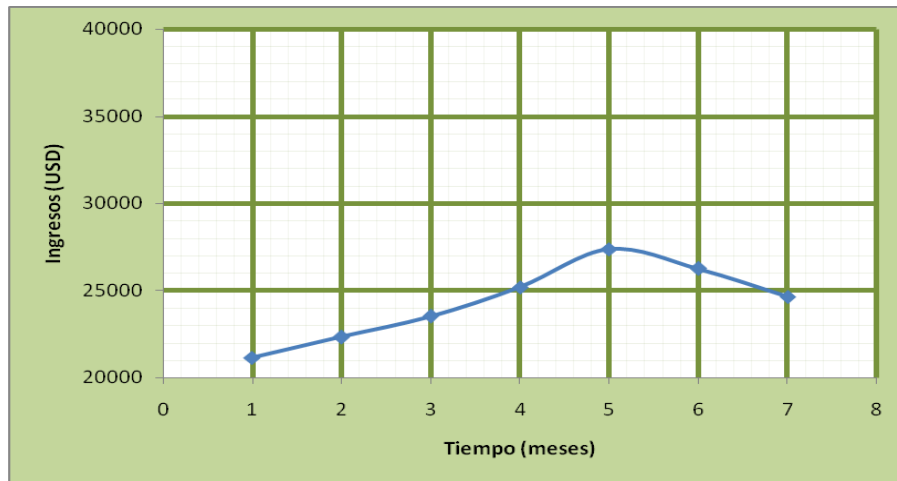
Figura 77. Ingresos zona B RES en función del Tiempo.



Fuente: Autores del Proyecto.

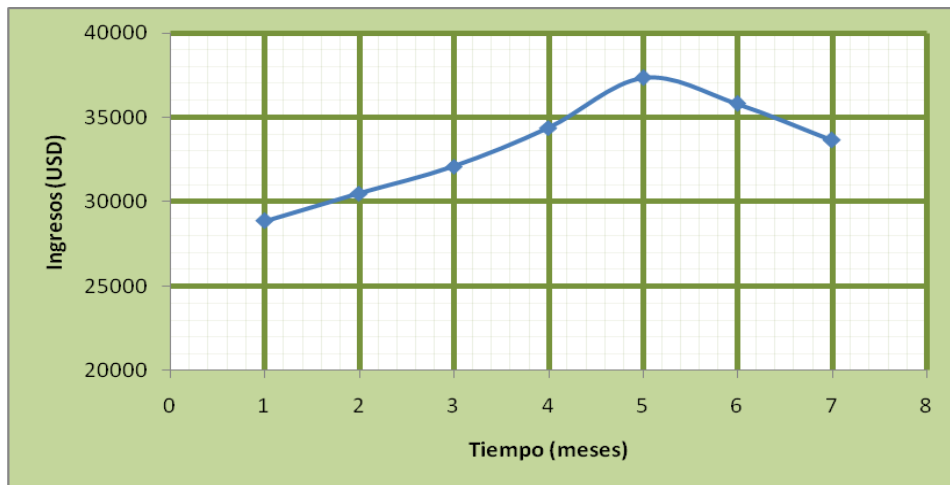
En la figura (78), se aprecian las ganancias adicionales que se generarían al implementar el método RES en la zona B, las cuales son mucho mayores que en la zona C.

Figura 78. Ingresos zona C Convencional en función del Tiempo.



Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 79. Ingresos zona C RES en función del Tiempo.



Fuente: Autores del Proyecto.

En la figura (80), se observan las ganancias adicionales que se generarían al implementar el método RES en la zona C. Al comparar con la figura (78) se observa que la zona B produciría mayores ganancias que la zona C.

Para ambas zonas, los resultados son bastante óptimos, convirtiendo así la herramienta generada en una excelente opción a tener en cuenta en cuanto a aplicabilidad en el campo.

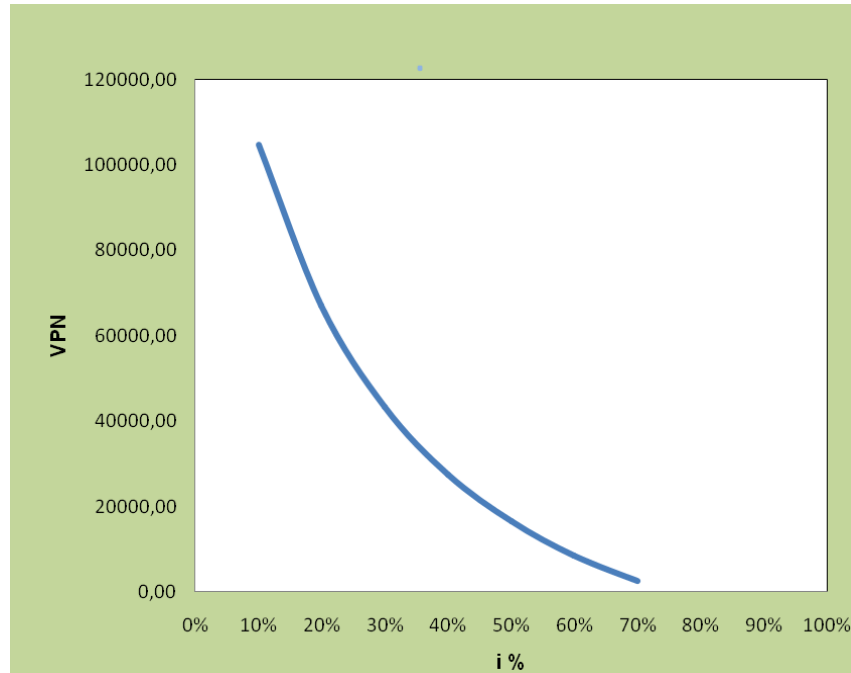
Conociendo los valores de los ingresos durante el tiempo de análisis del proyecto, luego de los respectivos descuentos. Se requiere calcular los flujos de caja, en los cuales son tenidos en cuenta los costos mensuales del campo, para este caso, dichos costos equivalen al consumo de energía, expuestos en la tabla 33. Además de los costos iniciales de trabajo en cada zona que se encuentran en las tablas de la 36 a la 39.

Tabla 39. Flujo de caja producción zona B convencional.

PERIODO	FLUJO DE CAJA	TASA DE INTERÉS (%)	VPN
0	-35230,00	-	-
1	25218,44	0,10	104661,36
2	26667,09	0,20	67031,70
3	28103,94	0,30	43332,59
4	30144,11	0,40	27543,26
5	32780,40	0,50	16517,18
6	31429,06	0,60	8507,01
7	29480,04	0,70	2490,45

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 80. Tasa Interna de Retorno (TIR) Zona B convencional.



Fuente: Autores del Proyecto.

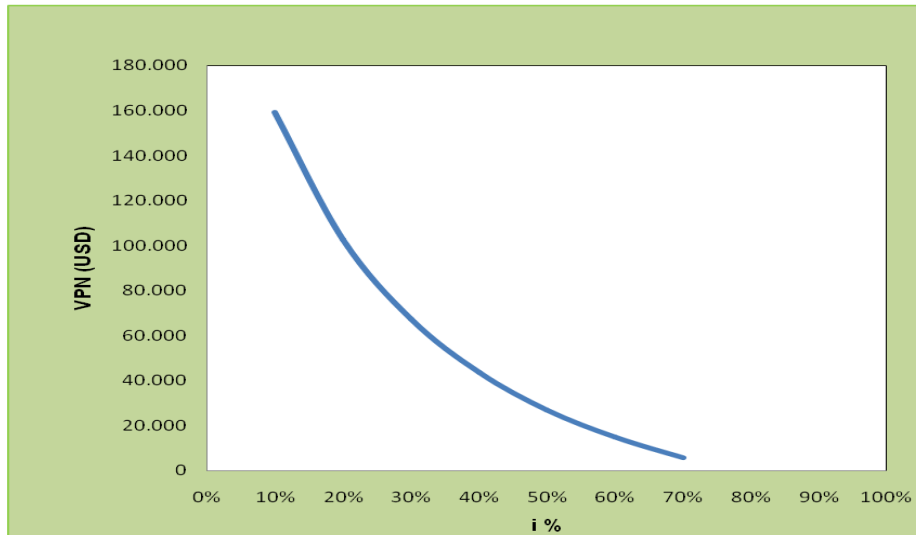
En donde para un TIR de 12% se obtiene un VPN de 95.564,95 USD.

Tabla 40. Flujo de caja producción zona B RES.

PERIODO	FLUJO DE CAJA	TASA DE INTERÉS (%)	VPN
0	-50710,00	-	-
1	37868,00	0,10	159.191,82
2	40029,84	0,20	102.740,61
3	42174,07	0,30	67.186,20
4	45218,62	0,40	43.497,30
5	49152,78	0,50	26.953,96
6	47136,17	0,60	14.935,09
7	44227,63	0,70	5.907,13

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 81. Tasa Interna de Retorno. Zona B RES.



Fuente: Autores del Proyecto.

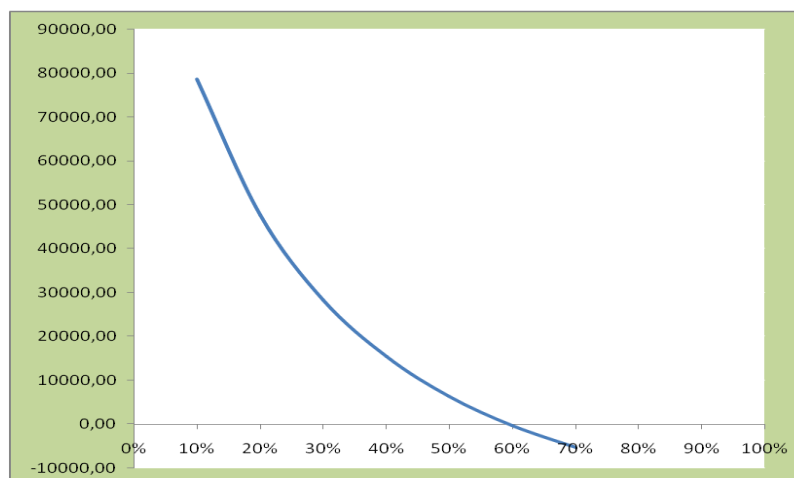
En donde para un valor de TIR correspondiente al 12% se tiene un VPN de 145.545,78 USD. Al comparar los dos resultados obtenidos, es fácil observar que se generan ganancias mayores en el modelo planteado. Obteniendo así 49.980,83 USD más que lo generado en el modelo convencional.

Tabla 41. Flujo de caja producción zona C Convencional.

PERIODO	FLUJO DE CAJA	TASA DE INTERÉS (%)	VPN
0	-36150,00	-	-
1	20672,50	0,10	78581,36
2	21864,85	0,20	47715,68
3	23047,49	0,30	28277,07
4	24726,71	0,40	15326,66
5	26896,57	0,50	6283,34
6	25784,32	0,60	-286,21
7	24180,13	0,70	-5220,54

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 82. Tasa Interna de Retorno. Zona C convencional.



Fuente: Autores del Proyecto.

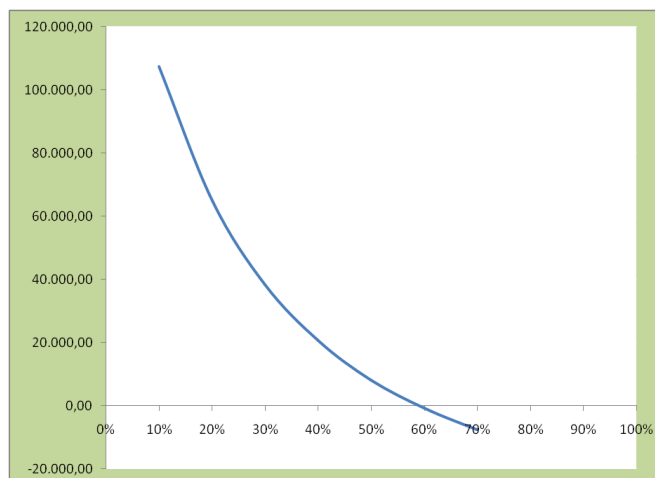
Para la zona C, se tiene para un TIR de 12% y un VPN de 71119,97 USD.

Tabla 42. Flujo de caja producción zona C RES.

PERIODO	FLUJO DE CAJA	TASA DE INTERÉS (%)	VPN
0	-50020,00	-	-
1	28380,83	0,10	107.373,98
2	30007,78	0,20	65.038,92
3	31621,47	0,30	38.375,99
4	33912,74	0,40	20.611,77
5	36873,49	0,50	8.206,37
6	35355,84	0,60	-805,97
7	33166,94	0,70	-7.575,38

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 83. Tasa Interna de Retorno. Zona C RES.



Fuente: Autores del Proyecto.

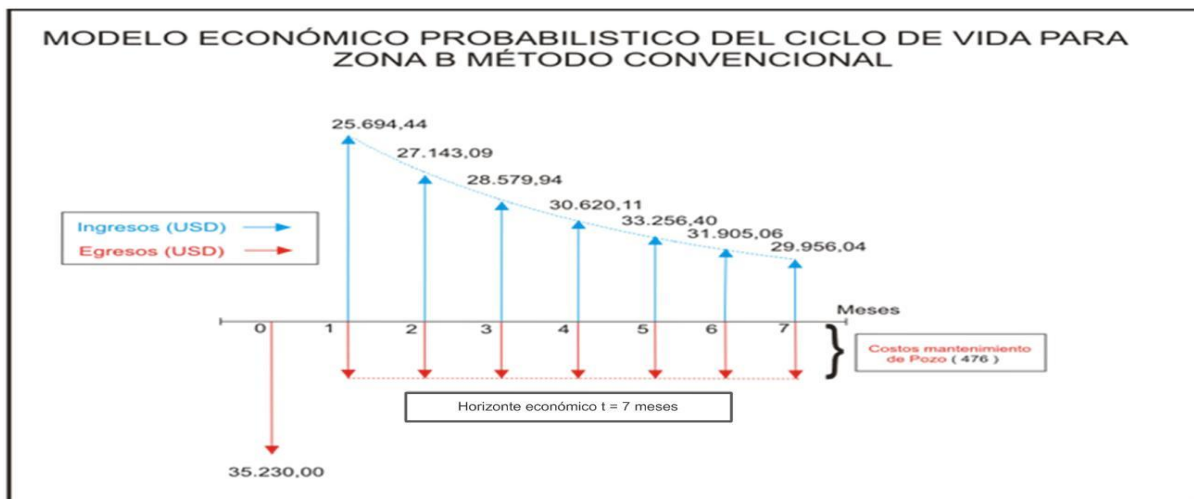
Al tener en cuenta las nuevas zonas productoras predichas por la herramienta, se tendría un VPN de 97.140,16 USD a una TIR de 12%.

El VPN de inversión es una medida de cuánto dinero el Campo Colorado podrá permitirse pagar por la inversión por encima de su costo. Cuando se tienen varias alternativas como las mostradas para cada zona, se debe escoger la de mayor VPN ya que estas implican mayores ingresos. Por lo tanto, analizando el VPN para cada zona, la mejor opción es la planteando mediante las redes neuronales.

A continuación se presentan los diagramas de flujo de caja para el proyecto, el cual indica los ingresos y los egresos obtenidos a lo largo de la vida del proyecto. El valor de la tasa interna de retorno TIR a considerar es del 12%, el cual es el que valor que maneja ECOPETROL, el cual cedió el campo a la UIS.

Un Proyecto es considerado rentable cuando se obtiene una TIR superior al 12% y no rentable cuando es inferior al 12%

Figura 84. Flujo de Caja Zona B Convencional.



Fuente: Autores del Proyecto

En el modelo económico de la figura 85, se muestran los respectivos ingresos y egresos en la zona B por el método convencional. Los ingresos se especifican en la tabla 36; los egresos corresponden a los costos iniciales y al pago de la mensualidad de energía del campo, estos datos son especificados en las tablas 31 y 35 respectivamente.

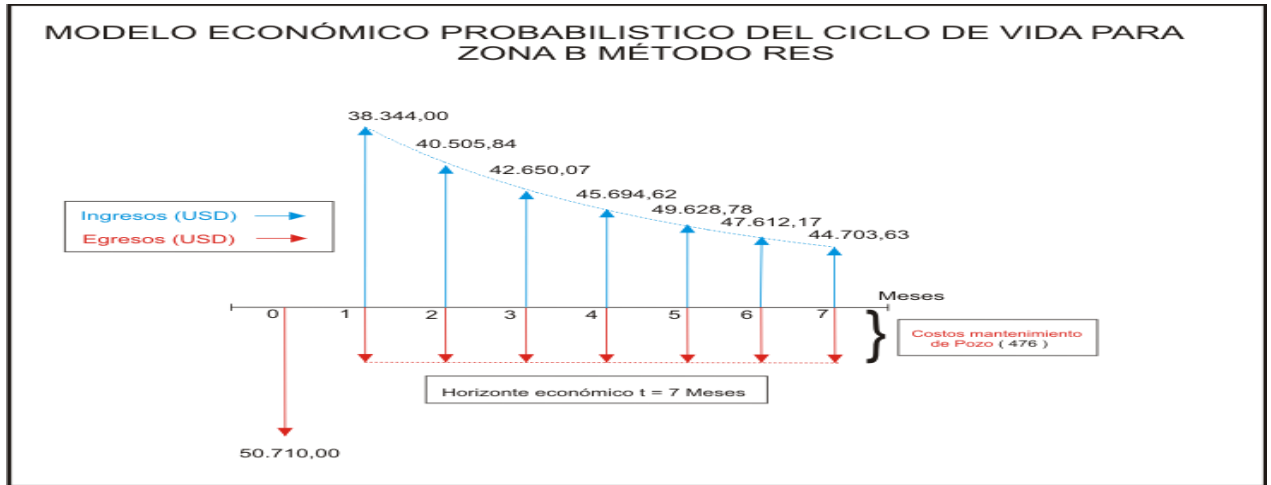
En la tabla 44 es calculado el VPN a una TIR del 12%, al igual que la relación costo beneficio RCB, cuyo valor indica que por cada dólar invertido se está ganando 5.37 USD.

Tabla 43. Producción zona B Convencional.

DESCRIPCIÓN	UNIDAD
INGRESOS (USD)	207155,08
COSTOS (USD)	38562,00
RELACIÓN COSTO BENEFICIO	5,37
VPN (USD)	95564,95
TIR (%)	0,12

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 85. Flujo de Caja. Zona B RES.



Fuente: Autores del Proyecto

La figura 86, muestra los respectivos ingresos y egresos en la zona B por el método RES. Los ingresos son especificados en la tabla 37. Los egresos (costos iniciales y pago de la mensualidad de energía del campo), se especifican en las tablas 32 y 35.

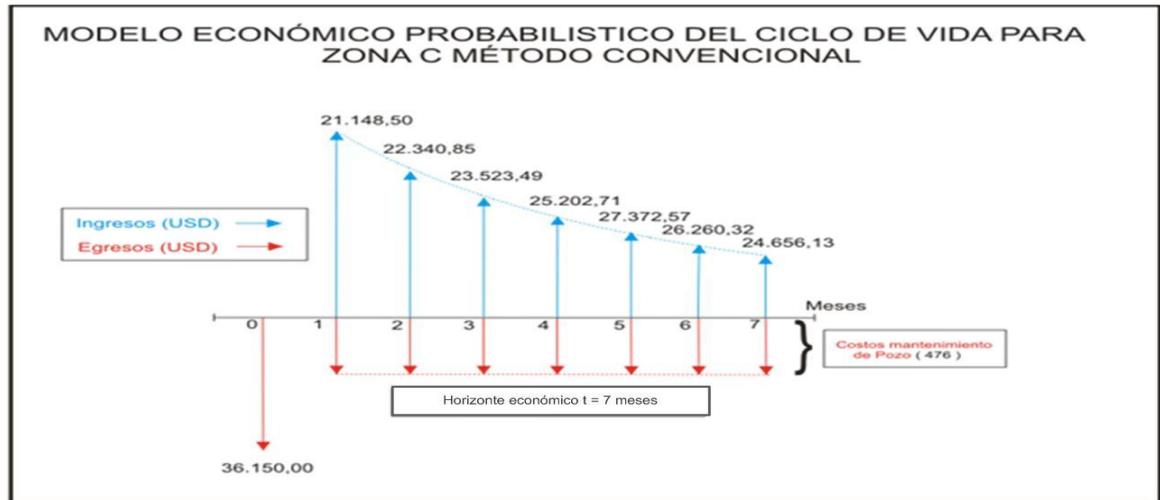
La tabla 45 muestra el VPN a una TIR del 12%, al igual que la relación costo beneficio RCB, cuyo valor indica que por cada dólar invertido se está ganando 5.65 USD, siendo así más rentable que la producción por el método convencional.

Tabla 44. Producción zona B RES.

DESCRIPCIÓN	UNIDAD
INGRESOS (USD)	309139,11
COSTOS (USD)	54042
RELACIÓN COSTO BENEFICIO	5,65
VPN (USD)	145545,77
TIR (%)	0,12

Fuente: Autores del Proyecto.

Figura 86. Flujo. Zona C Convencional.



Fuente: Autores del Proyecto

En el modelo económico de la figura 87, se encuentran los ingresos y egresos mensuales en la zona C por el método convencional. En la tabla 38, están indicados los ingresos mensuales; en las tablas 33 y 35 son indicados los egresos mostrados.

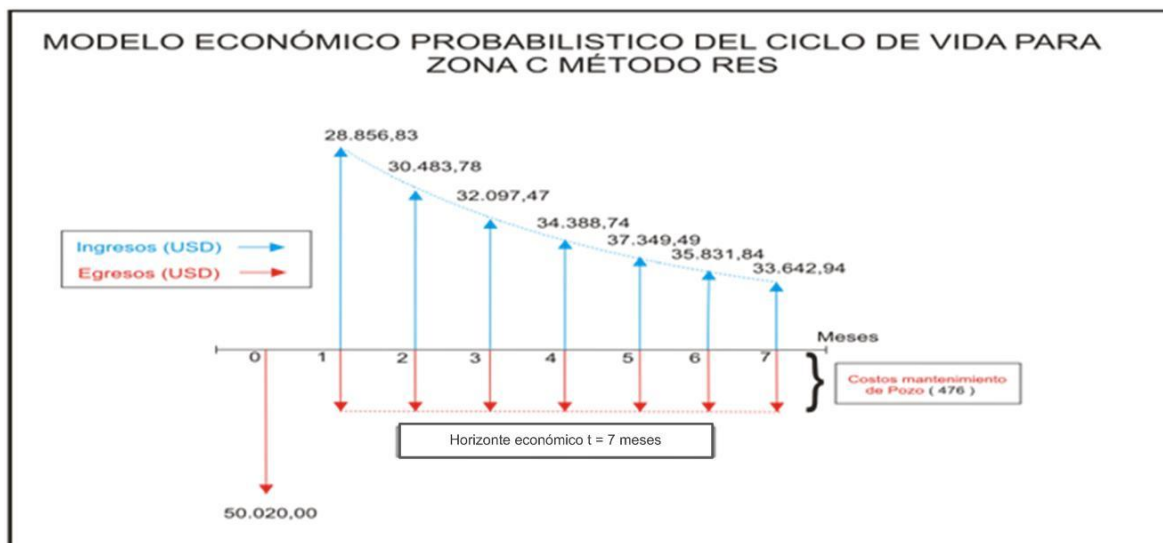
En la tabla 46 es calculado el VPN a una TIR del 12%, al igual que la relación costo beneficio RCB, cuyo valor indica que por cada dólar invertido se está ganando 4.23 USD.

Tabla 45. Producción zona C Convencional.

DESCRIPCIÓN	UNIDAD
INGRESOS (USD)	167172,56
COSTOS (USD)	39482
RELACIÓN COSTO BENEFICIO	4,23
VPN (USD)	71119,96
TIR (%)	0,12

Fuente: Autores del Proyecto

Figura 87. Flujo. Zona C RES.



Fuente: Autores del Proyecto

En la figura 88, se muestran los ingresos y egresos mensuales en la zona C por el método RES. Los ingresos son especificados en la tabla 39; los egresos corresponden a los costos iniciales y al valor de energía que consume el campo, estos datos son especificados en las tabla 34 y 35 respectivamente.

En la tabla 47 es calculado el VPN a una TIR del 12%, al igual que la relación costo beneficio RCB, cuyo valor indica que por cada dólar invertido se está ganando 4.29 USD.

Tabla 46. Producción zona C RES.

DESCRIPCIÓN	UNIDAD
INGRESOS (USD)	229319,08
COSTOS (USD)	53352
RELACIÓN COSTO BENEFICIO	4,29
VPN (USD)	97140,15
TIR (%)	0,12

Fuente: Autores del Proyecto.

6. CONCLUSIONES.

- Se estableció una metodología Neuro-computacional que permite generar un registro eléctrico sintético usando registros de campos maduros.
- El registro eléctrico sintético generado, permitió obtener lecturas correctas de resistividad, corrigiendo el efecto por capas delgadas, inconveniente que no se puede solucionar al realizar la toma del registro de forma convencional.
- Se generó el registro sintético para el pozo Colorado 38 y se encontraron cinco posibles nuevas zonas productoras, las cuales al tenerlas en cuenta, generarán mayores ingresos a la Universidad por medio del Campo Escuela Colorado.
- En el tratamiento de los datos, lo más recomendado es trabajar estos valores como vectores secuenciales, por ser de suma importancia y prioridad el orden en el que fueron entrenados y a su vez tenerlos presente para su posterior trabajo.
- Se construyó un modelo de red neuronal que permite generar un registro eléctrico sintético, basándose en los puntos reales de los registros eléctricos y utilizando la metodología de construcción de modelos neuronales: Tipo de red, arquitectura, algoritmo de entrenamiento y Entrada/Salida de datos.

- La red neuronal generada obtuvo un óptimo desempeño al trabajar con datos de zonas petrolíferas y zonas de alto contenido de arcilla en los patrones de entrada, para obtener así datos representativos del pozo a lo largo del registro.
- La función de transferencia sigmoidea (Logsig) fue la seleccionada para ser usada en las capas ocultas, por ser una función que solo trabaja con valores positivos. Se determinó que una de las causas en las anomalías de los resultados fue debido al tener valores negativos en los datos.
- Mediante el método del valor presente neto, es posible evaluar el proyecto planteado con la RES y observar que es totalmente rentable y óptimo para ser desarrollado debido a que cumple con los requisitos mínimos de viabilidad de un proyecto.

7. RECOMENDACIONES

- Hacer extensiva la metodología planteada en el tratamiento de los registros para ser tomada en cuenta en el trabajo del desarrollo de un campo.
- Desarrollar una red más adaptativa, aplicando un algoritmo genético a la red neuronal construida y así poder ampliar la aplicabilidad de la herramienta software a cualquier campo.
- Aplicar mejores técnicas de correcciones como por efecto de pozo, ancho de capa, invasión, compactación, etc. a los registros que posee el Campo Colorado para obtener datos más representativos de cada pozo.
- Hacer un estudio y análisis más minucioso de los algoritmos que ofrece la herramienta Matlab, para poder mejorar su funcionalidad y adecuación de la red.
- Buscar el registro sísmico original del pozo Colorado 38, para comparar los datos con el archivo (.Las); debido a que se tiene incertidumbre de los datos allí mostrados por no poder ver una relación clara entre este registros y los demás.

- Para obtener mejores resultados usando esta metodología computacional, se recomienda digitalizar los registros Gamma Ray para los pozos en donde este registro está disponible, brindando así un mayor soporte a la litología conocida del campo.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Advanced Wireline & MWD Procedures Manual. Baker Hughes INTEQ. Technical Publications Group. August 1992.
- DEWAN, John. Essentials of Modern Open-Hole Log Interpretation. Tulsa, Oklahoma: PennWell Books. 1983.
- SERRA. Oberto. Fundamentals of Well-log Interpretation. Volume 1. The acquisition of logging data. Elsevier Science Publishers B.V.. Third impression 1988.
- Schlumberger log Interpretation Principles/Applications. Seventh printing. March 1988. Sugar land, Texas.
- BASSIOLINI, Zaki. THEORY, MEASUREMENT, AND INTERPRETATION OF WELL LOGS. SPE textbook series VOL. 4. Richardson, TX. 1994.
- Basic Petroleum Geology and Log Analysis. Halliburton 2001.
- ELLIS, Darwin. SINGER, Julian. Well Logging for earth scientists. Springer. 2nd edition.

- ORTEGA, Clímaco. Curso Interpretación de registros Open Hole. Bucaramanga, Colombia. Agosto 8-9 2008.
- MATICH, Damián Jorge, Cátedra. Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos – Orientación 1. Universidad tecnológica Nacional. Argentina. 2001. p. 6-8, 18-21.
- RODRÍGUEZ, Francisco. J. Universidad Politécnica de Madrid. España. 1999. <<http://www.gc.ssr.upm.es/inves/neural/ann2/anntutorial.html>>
- BONIFACIO, Martín del Brío. “Redes Neuronales y Sistemas Borrosos”. RA-MA, México. 2002.
- Tutorial de redes neuronales Universidad Tecnológica de Pereira. 2000.
- ALI J.K. “Neural Networks: A New Tool for the Petroleum Industry?”. SPE 27561. (1994).
- The financial Forecast Center™. [en línea]. [consulta: 21 de Abril de 2010]. Disponible en: <<http://www.forecasts.org/oil.htm>>.
- ARIZA, Emiliano; “DETERMINACIÓN DEL UMBRAL DE CRISTALIZACIÓN DE LAS PARAFINAS EN EL CRUDO DEL CAMPO COLORADO”. Trabajo

de grado Magíster en Ingeniería de Hidrocarburos. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Químicas. Escuela de Ingeniería de Petróleos, 2008.

- RODRÍGUEZ, Rubén; BERNAL, José. “METODOLOGÍA PARA LA PERFORACIÓN DE POZO INFILL EN UN CAMPO MADURO CON AMBIENTE DE DEPOSITACIÓN FLUVIAL. APLICACIÓN CAMPO COLORADO”. Trabajo de grado Ingeniero de Petróleos. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Químicas. Escuela de Ingeniería de Petróleos, 2009.
- LEÓN, Camilo; BOHADA, Marlon. “METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN, DISEÑO Y EJECUCIÓN DEL REACONDICIONAMIENTO DE POZOS INACTIVOS. APLICACIÓN AL CAMPO COLORADO”. Trabajo de grado Ingeniero de Petróleos. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Químicas. Escuela de Ingeniería de Petróleos, 2009.
- ORTIZ, D.P. y DE LA HOZ, M.M.” Metodología Para la Selección, Diseño y Ejecución del Cañoneo y/o Recañoneo de Pozos de Bajo Potencial. Aplicación Campo Colorado”. Trabajo de grado Ingeniera de Petróleos. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Químicas. Escuela de Ingeniería de Petróleos, 2009.
- BEGGS, H. Production Optimization Using Nodal Analysis. Tulsa, Oklahoma: OGCL Publications. 1991.

- ECOPETROL S. A. *Files Campo Colorado* [en físico]. Bucaramanga, Colombia. Disponible en: Campo Escuela Colorado UIS.
- NIND, T.E.W. *Principles of Well Production*. New York: Mcgraw-Hill, 1964.
- ECONOMIDES, Michael. HILL, Daniel. *Petroleum Production Systems*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall. 1994.
- CALVETE, Fernando. "HERRAMIENTA SOFTWARE PARA EL AJUSTE DE LA ECUACIÓN DE ESTADO DE PENG-ROBINSON A DATOS EXPERIMENTALES PVT DE YACIMIENTOS CERCANOS AL PUNTO CRITICO UTILIZANDO REDES NEURONALES". Trabajo de grado Magíster en Informática. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática, 2004.

Anexos

Anexo A. Manual para el usuario del software Res.

Esta herramienta fue desarrollada en el lenguaje de programación MATLAB versión 7.8 (R2009a) y el toolbox de redes neuronales; el software RES fue creado por estudiantes de pregrado de ingeniería de petróleos de la Universidad industrial de Santander (UIS), con el propósito de dar aplicabilidad a la metodología desarrollada en el proyecto; además de conocer y dar una utilización a las redes neuronales en la industria del petróleo.

Esta herramienta está dividida en dos secciones; la primera sección (Entrenamiento), se encarga de la entrada de datos, normalización, creación de la topología y entrenamiento de la red neurona. La segunda sección (Resultados), se encarga de mostrar los resultados obtenidos, la conversión de estos datos a unidades de campo y su exportación. (Figura 1).

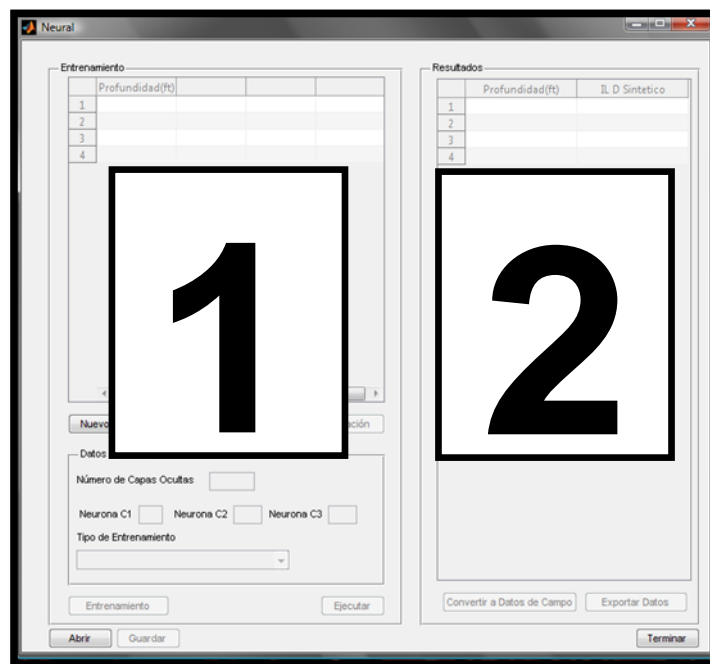


Figura 1. Pantalla Principal.

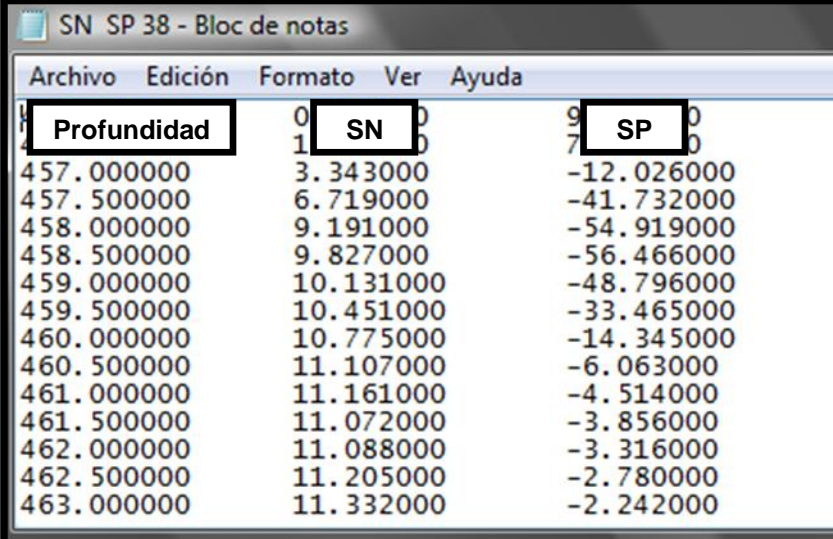
Especificaciones del Software.

El presente software puede ser instalado en una plataforma igual o superior a Windows XP. Los requerimientos para un trabajo eficaz son:

- Procesador de 1000 MHz.
- Memoria RAM de 512 Mb.
- Espacio en disco duro de 32 Mb.

DESCRIPCIÓN DEL SOFTWARE.

Antes de comenzar con la descripción de los botones; primero los registros deberán ser analizados para un ajuste de acuerdo como sea requerido y algunas de estas técnicas fueron usadas en esta metodología. Así mismo, estos datos se deben encontrar en un archivo plano (.txt); deben encontrarse allí, la profundidad y los diferentes registros a trabajar, separados en columnas y con el signo punto (.) como decimal. (Figura 2). Por ejemplo:



The image shows a screenshot of a Notepad window titled "SN SP 38 - Bloc de notas". The window contains a text file with three columns of data. The columns are labeled "Profundidad", "SN", and "SP". The data is as follows:

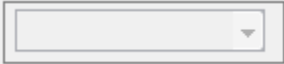
Profundidad	SN	SP
457.000000	3.343000	-12.026000
457.500000	6.719000	-41.732000
458.000000	9.191000	-54.919000
458.500000	9.827000	-56.466000
459.000000	10.131000	-48.796000
459.500000	10.451000	-33.465000
460.000000	10.775000	-14.345000
460.500000	11.107000	-6.063000
461.000000	11.161000	-4.514000
461.500000	11.072000	-3.856000
462.000000	11.088000	-3.316000
462.500000	11.205000	-2.780000
463.000000	11.332000	-2.242000

Figura 2. Archivo plano de entrada de los datos.

Ventana Entrenamiento. Entrada de datos: Esta parte es donde se administran los datos de entrada, el tipo de registros y la normalización de estos datos para su posterior trabajo en la red. (Figura 3).



Figura 3. Entrada de datos.

- **Botón Nuevo:** Al hacer clic sobre este botón, se abre una ventana de abrir; es la misma utilizada por Windows; después de abrir estos datos aparecerán en la tabla superior, mostrando los datos de profundidad y sus respectivos registros.
- **Botón :**  Allí se seleccionara el tipo de registros abiertos anteriormente y las opciones son: (SN, Sónico, SP), (SN, Sónico) y (SN, SP). Nunca se olviden que este orden de los registros deben ser exactos a los importados y es de mayor prioridad que estos datos sean los marcados en esta opción, para que los resultados obtenidos sean representativos al trabajo.
- **Botón Normalización:** Como su nombre lo indica es el encargado en convertir los datos de campo suministrados a datos con un valor entre 0 y 1; por ser este intervalo el requerido para el trabajo con la red neuronal. Aparecerá una ventana señalando la finalización de este proceso.

Datos de la RED: Es la parte de la herramienta, encargada de permitirle al usuario la manipulación de la topología y el algoritmo de entrenamiento. (Figura 4).

Datos de la Red

1 Número de Capas Ocultas

2 Neurona C1 Neurona C2 Neurona C3

Tipo de Entrenamiento

3

Figura 4. Datos de la RED.

Para este trabajo en el software, se deben realizar los siguientes pasos:

- 1) Llenar el campo con el número de capas ocultas, máximo 3 capas por ser estas capas las probadas en esta tesis.
- 2) Después se deben llenar el número de neuronas por capa, según las capas seleccionadas; el C1 significa que es la primera capa oculta y así respectivamente para las otras. El límite de neuronas permitidas por capa es de 50.
- 3) Luego; se selecciono el tipo de entrenamiento a utilizar; los escogidos fueron los 3 algoritmos usados como pruebas para esta tesis y fueron: (Entrenamiento Levenberg-Marquardt, gradientes descendentes con momentum y tasa variables y el de Backpropagation elástico).

Trabajo con la RED: Obtenidos los datos de entrada y arquitectura, faltaría el entrenamiento y la ejecución de la red; por lo tanto en esta parte son generadas por:



Figura 5. Trabajo con la RED.

- **Botón Entrenamiento:** Solamente se activara este botón cuando estén todos los datos llenos de la parte anterior. Con los datos suministrados en la parte de datos de la red; se procede a entrenar la red, con los datos escogidos en esta metodología para este procedimiento, que son los datos para el reconocimiento de patrones (Zona Mugrosa B y C de los pozos Colorado 70 y 75); y los datos del registro inducción de la mismas. Cuando se hace clic sobre este botón; aparece la ventana del entrenamiento de una red neuronal. (Figura 6).

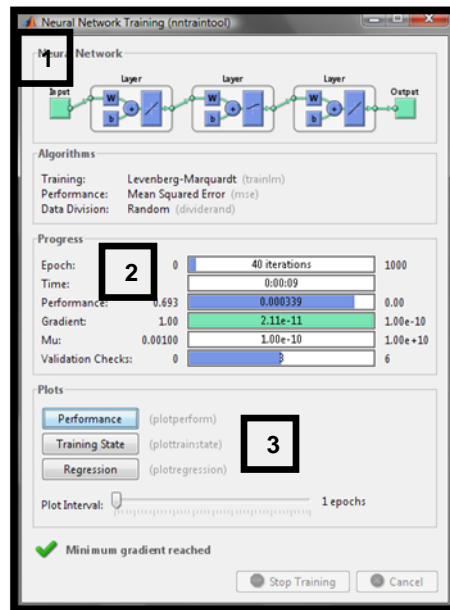


Figura 6. Ventana de entrenamiento de una Red neuronal.

- 1) Se puede observar el número total de capas trabajadas y su función de transferencia.

- 2) En esta parte de la ventana, se puede observar el avance del progreso del aprendizaje de la red. Las barras nos muestran las diferentes limitantes para detener el proceso y el valor máximo permitido se encuentra en la parte derecha de las mismas y su valor adquirido durante la ejecución se puede encontrar dentro de las barras de progreso.

- 3) Se encuentra en esta parte tres botones donde muestran los resultados del progreso de la red; mediante graficas.

Al terminar aparecerá una ventada señalando la finalización de este proceso.

- **Botón Ejecutar:** Es la aplicación de todos los pasos anteriores; en otras palabras, es la ejecución de la red creada a los nuevos datos importados en esta herramienta.

Ventana Resultados. Salida de datos: Esta parte es donde se muestran los resultados de la red; en una tabla se puede observar los datos de profundidad y el respectivo valor del registro de inducción sintético. (Figura 6).

- **Botón Convertir a Datos de Campo:** Los datos mostrados en la tabla son datos que tienen un valor entre cero y uno; por ser este el rango trabajado en la red neuronal. Por lo tanto; hay que convertir estos datos a valores

representativos del pozo y esta acción se ejecuta con este botón; los nuevos datos reemplazan a los anteriormente mostrados.

- **Botón Exportar Datos:** Por último, se tiene la opción de exportar los datos a un archivo plano (.txt), para hacer un posterior trabajo con este registro; en el caso de incorporarlo a un set de registros y así poder observarlo en un programa especializado en la construcción de graficas de registros como por ejemplo el programa Priz-m.



Figura 7. Ventana de Resultados.

La herramienta posee unos botones para la Data creada en este software.



Figura 8. Manipulación de la Data.

- **Botón Abrir:** Abre la Data del software que se encuentra como formato (.res) y allí se encuentran todos los datos trabajados antes de empezar con la ejecución del entrenamiento.

- **Botón Guardar:** Guarda los datos llenados de la parte de entrada de datos y datos de la RED en formato (.res); sin embargo esta función solo se puede activar antes de hacer clic en el botón de entrenamiento porque después no se guardarán los cambios.

- **Botón Cerrar:** Cierra abruptamente el programa.

Para poder visualizar las tendencias que tenemos del registro generado, se creó una tabla en Excel para ver los resultados gráficamente, solo se podrá trabajar con 200 ft; por lo que Excel con más datos colapsa el sistema. Si ya se quiere más especializado el entorno gráfico se recomienda hacerlo con un software para este fin.

En la ventana principal tiene 2 hojas que se llaman: Datos y gráfica. Figura 9.

En la Hoja (Datos), se encuentra el titulo de los tipos de datos que se requieren para generar la gráfica establecida que son: profundidad, SP, SN, Sónico y RES.

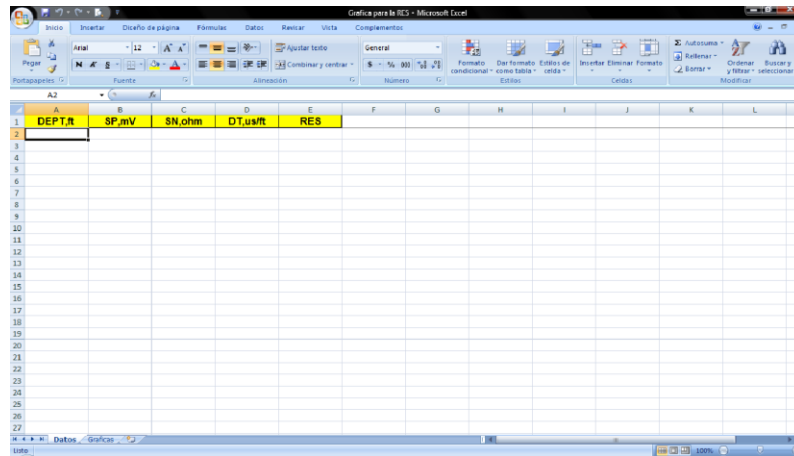


Figura 9. Ventana principal de Excel.

En la hoja (Gráficas), podemos observar las graficas generadas con su respectiva profundidad; que son las del SP, SN, RES y Sónico. Figura 10.

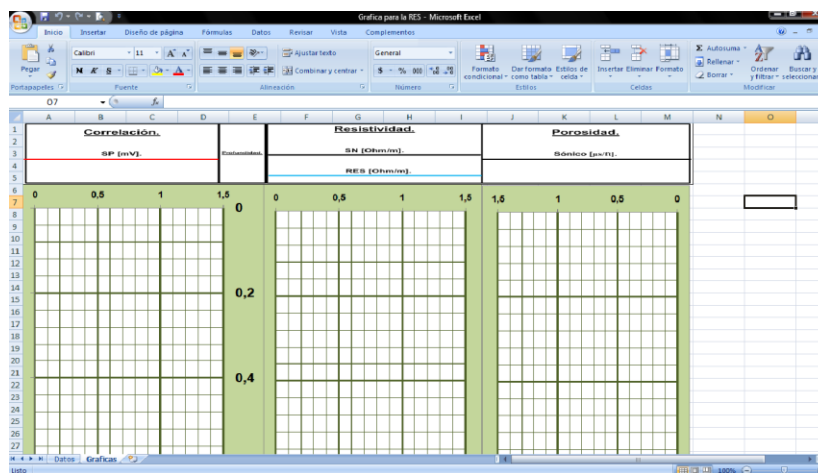


Figura 10. Ventana Hoja (Gráficas).

Se generaron unos ejemplos para un mayor entendimiento de la herramienta software. Se encuentran en la carpeta ejemplos y de acuerdo con su nombre es su llenado en la herramienta.

Los cuales son:

- **Col 38 2-20 SN;DT Trainlm:** Pozo Colorado 38 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y Sónico; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.
- **Col 38 2-20 SN;DT;SP Trainlm:** Pozo Colorado 38 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN, Sónico y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.
- **Col 38 2-20 SN;SP Traingdx:** Pozo Colorado 38 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es el de gradientes descedentes con momentum y tasa variable.
- **Col 38 2-20 SN;SP Trainlm:** Pozo Colorado 38 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.
- **Col 38 2-20 SN;SP Trainrp:** Pozo Colorado 38 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Backpropagation elástico.
- **Col 72 2-20 SN;DT Trainlm:** Pozo Colorado 72 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y Sónico; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.

- **Col 72 2-20 SN;DT;SP Trainlm:** Pozo Colorado 72 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN, Sónico y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.
- **Col 72 2-20 SN;SP Traingdx:** Pozo Colorado 72 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es el de gradientes descedentes con momentum y tasa variable.
- **Col 72 2-20 SN;SP Trainlm:** Pozo Colorado 72 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Levenberg-Marquardt.
- **Col 72 2-20 SN;SP Trainrp:** Pozo Colorado 72 con 2 capas Ocultas cada una de 20 Neuronas; los registros SN y SP; como datos de entrada y el algoritmo de entranamiento es Backpropagation elástico.

Anexo B. Diagrama de Flujo de la metodología propuesta.

