



Universidad Central de Venezuela  
Facultad de Ciencias  
Escuela de Física

**Ecuaciones de inferencia entre cociente  $S$  y susceptibilidad magnética del pozo Saltarín 1A, usando redes neuronales difusas**

Realizado por: Ione Alson

Trabajo Especial de Grado presentado ante la ilustre Universidad Central de Venezuela como requisito parcial para optar el Título de Licenciada en Física.

Caracas, marzo 2010



Universidad Central de Venezuela  
Facultad de Ciencias  
Escuela de Física

## **Ecuaciones de inferencia entre cociente $S$ y susceptibilidad magnética del pozo Saltarín 1A, usando redes neuronales difusas**

Realizado por: Ione Alson

Trabajo Especial de Grado presentado ante la ilustre Universidad Central de Venezuela como requisito parcial para optar el Título de Licenciada en Física.

Realizado bajo la tutoría de:

Tutora: Prof. Nuri Hurtado

Cotutor: Vincenzo Costanzo

Caracas, marzo 2010

## Dedicatoria

A mi BC...

... por nuestro amor.

## Agradecimientos

Al ver que no encontré en año y medio tutor, llegue a pensar que jamás me graduaría, pero gracias a la Dra Nuri Hurtado que al escuchar mi situación, no dudó en ayudarme para finalizar mi carrera, ofreciéndose como mí tutora. Le agradezco profundamente la gran fuerza, voluntad, disciplina, constancia y ánimos que me inspiro para el desarrollo y culminación del trabajo de grado.

Agradezco...

...a mi mama por haberme apoyado tanto económicamente como sentimentalmente en los 10 largos años de universidad.

...a mi BC por el gran amor, compañía, apoyo e inspiración que me dio durante todo el transcurso del desarrollo del trabajo de grado. Y por aguantar y soportar mis días de mal humor, presión, etc. que se presentaron en todo este tiempo.

... a mi cotutor Dr. Vincenzo Costanzo por su buena disposición.

... a mis amigos de la universidad que me apoyaron en este trayecto.

... y a mis familiares en general por estar siempre conmigo.

## Resumen

En este trabajo se ha utilizado las redes neuronales difusas (RND), en la inferencia del cociente  $S$  ( $CS$ ) a través de la susceptibilidad magnética ( $\chi$ ). Se cuenta con 90 datos experimentales de  $\chi$  y  $CS$ , las cuales abarcaron 670 metros de profundidad, del pozo Saltarín 1A, localizado al este de Colombia (cuenca de los Llanos Orientales). Las pruebas computacionales se hicieron tomando en cuentas dos tipos de divisiones: a) por formaciones litológicas (Guayabo, León y Carbonera), b) por envolventes transgresivas (envolvente 1, envolvente 2 y envolvente 3). Las ecuaciones provenientes de los entrenamientos para una determinada formación o envolvente, no infieren correctamente al evaluarlas con los datos de  $\chi$  de las otras dos formaciones y envolventes. Sin embargo, las ecuaciones derivadas del entrenamiento de la Formación Guayabo del pozo Saltarín 1A, infieren adecuadamente al evaluarlas con los datos experimentales de la  $\chi$  de los pozos G-1X y G-8X, pertenecientes a la Formación Guayabo del campo Guafita, sur-oeste de Venezuela. De estudios anteriores se sabe que el pozo Saltarín 1A, en la Formación Guayabo, presenta una anomalía magnética tipo A, producida principalmente por framboides de magnetita autigénica y con una relación genética con un posible yacimiento de hidrocarburos subyacente. Por otro lado, se conoce que el pozo G-1X presenta también una anomalía tipo A y otra tipo B (contraste litológico sin relación genética con el hidrocarburo subyacente), mientras que el pozo G-8X posee únicamente una anomalía tipo B. De esta forma es importante destacar que la mejor inferencia de las reglas difusas derivadas de la Formación Guayabo en el pozo Saltarín 1A se obtiene precisamente para la anomalía tipo A de G-1X. Por otro lado para el pozo G-1X se empleó el modelo A (simple), mientras que para el pozo G-8X se usó el modelo B (semi-Log), con un ligero empeoramiento en la inferencia del  $CS$ . Esta diferencia de modelos para la inferencia del  $CS$ , puede ser debida a la diferencia en el origen de las anomalías magnéticas que se encuentran en ambos pozos. Las ecuaciones asociadas a la Formación Guayabo perteneciente al pozo Saltarín 1A, infieren razonablemente bien sobre otros datos experimentales de  $\chi$  si éstos son similares a su litología y tipos de ambientes.

# Contenido

<b>Capítulo 1 : Introducción.....</b>	<b>1</b>
<b>Capítulo 2 : Marco teórico.....</b>	<b>3</b>
Parámetros magnéticos .....	3
Susceptibilidad .....	3
Cociente S ( <b>CS</b> ) .....	5
Técnica computacional .....	6
Lógica Fuzzy .....	6
Conjuntos difusos: .....	7
Operaciones con conjuntos difusos .....	10
Sistemas Difusos .....	12
Etapas de un sistema lógico difuso.....	12
Sistema difuso Mamdani: .....	12
Sistema difuso Sugeno: .....	14
Redes Neurales .....	15
ANFIS.....	25
<b>Capítulo 3 : Información Geológica.....</b>	<b>29</b>
Pozo Saltarín 1A, Colombia. ....	29
Descripción geológica de las formaciones: .....	29
Formación Guayabo .....	29
Formación León.....	32
Formación Carbonera .....	32
Ciclos Eustáticos .....	33
Pozos G-1X y G-8X pertenecientes al norte del campo Guafita, Venezuela .....	34
<b>Capítulo 4 : Metodología.....</b>	<b>37</b>
Metodología computacional .....	40
Evaluación de las ecuaciones obtenidas para el pozo Saltarín 1A con los datos experimentales de $\chi$ de los pozos G-1X y G-8X .....	42
<b>Capítulo 5 : Resultados y discusiones .....</b>	<b>43</b>
Análisis de los datos experimentales a profundidad.....	43

Entrenamiento de las RND usando los datos experimentales divididos por ciclos eustáticos. ....	46
Entrenamiento de las RND usando los datos experimentales divididos por formaciones litológicas. ....	51
Evaluación de los datos experimentales del Pozo Guafita G-1X y G-8X con los entrenamientos por envolventes y formaciones.....	56
<b>Capítulo 6 : Conclusiones .....</b>	<b>60</b>
<b>Bibliografía.....</b>	<b>62</b>
Anexos.....	64
<b>Anexo 1</b> Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad, del pozo Saltarín 1A.....	64
<b>Anexo 2</b> Considerando el RMSE para todas las funciones de pertenencia y variaciones del número de reglas para cada uno de los modelos (A, B, C y D), utilizando los datos experimentales del pozo Saltarín 1A, Colombia, se realizaron las pruebas para: .....	67
2.1) El pozo completo Saltarín 1A .....	67
2.2) Las envolventes.....	67
<b>Anexo 3</b> Valores de correlación lineal ( $R^2$ ) y de dispersión (RMSE) a partir de los entrenamientos obtenidos con los datos experimentales del pozo Saltarín 1A, variando el número de reglas y modelos de acuerdo a los ciclos eustáticos y las formaciones litológicas.....	72
3.1 Por ciclos eustáticos. ....	72
3.2 Por formaciones litológicas.....	72
<b>Anexo 4</b> División por ciclos eustáticos. Graficas del cociente S experimental e inferido a profundidad con los respectivos valores de correlación lineal ( $R^2$ ) y de dispersión (RMSE). ....	74
<b>Anexo 5</b> División por formaciones litológicas. Graficas del cociente S experimental e inferido a profundidad con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE).....	82
<b>Anexo 6</b> Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-1X y G-8X. ....	94
<b>Anexo 7</b> Resultados al evaluar las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del pozo Saltarín 1A, Colombia, por ciclos eustáticos, con los datos experimentales ( $\chi$ ) del Pozo G-1X y G-8X del campo Guafita, Venezuela, con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE) .....	95

7.1) Pozo G-1X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.....	95
7.2) Pozo G-8X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.....	101
<b>Anexo 8</b> Resultados al evaluar las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del pozo Saltarín 1A, Colombia, por formaciones litológicas, con los datos experimentales ( $\chi$ ) del Pozo G-1X y G-8X del campo Guafita, Venezuela, con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE) .....	107
8.1) Pozo G-1X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.....	107
8.2) Pozo G-8X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.....	113

## Índice de Figuras

### Capítulo 2

Figura 2.1 Esquema de alineación de los momentos magnéticos. (a) Ferromagnetismo legítimo, (b) Antiferromagnetismo, (c) Ferrimagnetismo. (Guzmán, 2008).....	4
Figura 2.2 Muestra con la aplicación de los campos.....	5
Figura 2.3 Funciones de pertenencia (a) Trapezoidal. (b) Singleton. (c) Triangular. (d) Tipo Z. (Chahura, 2005) .....	8
Figura 2.4 Funciones de pertenencia de la temperatura. (Chahura, 2005).....	9
Figura 2.5 Conjuntos difusos A y B con sus funciones de pertenencia $\mu_{Ax}$ y $\mu_{Bx}$ .....	10
Figura 2.6 Unión entre A y B .....	10
Figura 2.7 Intersección entre A y B.....	11
Figura 2.8 Complemento entre A y B .....	11
Figura 2.9 Sistema lógico Mamdani. (Chauhara, 2005).....	13
Figura 2.10 Sistema difuso Sugeno. (Chauhara, 2005).....	14
Figura 2.11 Esquema del ejemplo propina FIS. (Chauhara, 2005) .....	15
Figura 2.12 Unidad de proceso. (Nicolás, 2008).....	16
Figura 2.13 Función escalon.....	17
Figura 2.14 Función Lineal .....	17
Figura 2.15 Función Sigmoidal .....	17
Figura 2.16 Esquema red neuronal. (Nicolás, 2008).....	18
Figura 2.17 Perceptron simple. (Nicolás, 2008).....	19
Figura 2.18 Perceptron aplica a la función OR. (Nicolás, 2008) .....	19
Figura 2.19 Solucion a la función AND utilizando la ganancia. (Nicolás, 2008).....	20
Figura 2.20 Plano de la función XOR. (Nicolás, 2008).....	20

Figura 2.21 Perceptron con dos neuronas para la función XOR. (Nicolás, 2008).....	21
Figura 2.22 Red retropropagación con tres capas. (Nicolás, 2008) .....	22
Figura 2.23 Red retropropagación de tres capas. (Nicolás, 2008) .....	22
Figura 2.24 Estructura de un sistema ANFIS. (Ferreira, 2007).....	26

### Capítulo 3

Figura 3.1 Ubicación del pozo Saltarín 1A. Colombia y del pozo G-1X, Venezuela. (Bayona et al., 2008).....	29
Figura 3.2 Columna generalizada a escala 1:4.000 del pozo SALTARIN-1A, mostrando las superficies de correlación y los ambientes de acumulación para algunas unidades. (Bayona et al., 2008).....	31
Figura 3.3 Ciclos eustáticos y cociente S (Saltarín 1A) experimental a profundidad en metros. (Vail et al. 1977).....	33
Figura 3.4 Ubicación del Campo Guafita. (Costanzo, 2000) .....	35
Figura 3.5 Columna Litoestratigrafica del Campo Guafita. (Costanzo, 2000).....	36

### Capítulo 4

Figura 4.1 (a) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 302,16m, (b) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 320,08m y (c) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 329,85m. ....	38
--	----

### Capítulo 5

Figura 5.1 (a) Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad por divisiones de ciclos eustáticos, (b) valores experimentales de $\chi$ a profundidad y gráficos cruzados de CS vs $\chi$ , (c) envolvente 1, (d) envolvente 2, (e) envolvente 3.....	44
Figura 5.2 (a) Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad por divisiones litológicas, (b) valores experimentales de $\chi$ a profundidad y gráficos cruzados de CS vs $\chi$ , (c) Formación Guayabo, (d) Formación León y (e) Formación Carbonera.....	45

Figura 5.4 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la **Envolvente 1** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3..... 48

Figura 5.5 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la **Envolvente 1** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3..... 49

Figura 5.6 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 52

Figura 5.7 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 53

Figura 5.8 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 54

Figura 5.9 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas, modelo A), con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a), (c), (e) por envolventes y (b), (d), (f) por formaciones ..... 57

Figura 5.10 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones del pozo Saltarín es del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas, modeloB), con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a), (c), (e) por envolventes y (b), (d), (f) por formaciones ..... 58

#### **Anexo 4**

Figura 11 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envolvente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3..... 74

Figura 12 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envolvente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f)..... 75

Figura 13 Usando 6 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 76

Figura 14 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 77

Figura 15 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 78

Figura 16 Usando 6 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 79

Figura 17 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 3 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 80

Figura 18 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 3 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3..... 81

## **Anexo 5**

Figura 19 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 82

Figura 20 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 83

Figura 21 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 84

Figura 22 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 85

Figura 23 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 86

Figura 24 Usando **2** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 87

Figura 25 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 88

Figura 26 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 89

Figura 27 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 90

Figura 28 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 91

Figura 29 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 92

Figura 30 Usando **3** reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC..... 93

## **Anexo 7**

Figura 31 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 1** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 95

Figura 32 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 96

Figura 33 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 97

Figura 34 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 1** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 98

Figura 35 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 99

Figura 36 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 100

Figura 37 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 1** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 101

Figura 38 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 102

Figura 39 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 103

Figura 40 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 1** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 104

difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 104

Figura 41 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 105

Figura 42 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 106

## Anexo 8

Figura 43 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 107

Figura 44 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 108

Figura 45 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 109

Figura 46 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 110

Figura 47 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 111

Figura 48 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (**3**

reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 112

Figura 49 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 113

Figura 50 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 114

Figura 51 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (**2** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 115

Figura 52 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 116

Figura 53 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 117

Figura 54 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (**3** reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D..... 118

## Índice de Tablas

Tabla 2-1 Propiedades Magnéticas de la Magnetita y Hematita .....	6
Tabla 2-2 Comparación entre Redes neuronales y lógica difusa.....	24
Tabla 4-1 Divisiones del pozo completo Saltarín 1A según el perfil eustático.....	39
Tabla 4-2 Valores del cociente S caracterizados por ambientes. ....	39
Tabla 4-3 Divisiones a profundidad del pozo Saltarín 1A según las formaciones.....	39
Tabla 4-4 Entrenamientos empleando los 4 modelos y las ecuaciones resultantes.....	40
Tabla 4-5 Procedimiento de la evaluación de las ecuaciones, con los datos experimentales de $\chi$ y los criterios de validación de los resultados.....	41
Tabla 5-1 Valores del $R^2$ y RMSE de los entrenamientos por envolventes más significativos.....	47
Tabla 5-2 Ecuaciones obtenidas para 2 y 3 reglas difusas, con el modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la envolvente 1.....	50
Tabla 5-3 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, con el modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la envolvente 2.....	51
Tabla 5-4 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la Formación Guayabo.....	55
Tabla 5-5 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la Formación León.....	56

### Anexos

Tabla 1 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) del pozo Saltarín 1A.....	64
Tabla 2 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Función de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) del pozo Saltarín 1A .....	67
Tabla 3 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Función de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes.....	68
Tabla 4 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Función de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes.....	69

Tabla 5 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Funcion de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes..... 70

Tabla 6 Valores del RMSE y  $R^2$  suministrados por el entrenamiento (Gauss) con los datos experimentales del pozo completo Saltarin1A y por envolventes, variando los modelos y numero de reglas..... 72

Tabla 7 Valores del RMSE y  $R^2$  suministrados por el entrenamiento (Gauss) con los datos experimentales del pozo completo Saltarin1A y por formaciones litológicas, variando los modelos y numero de reglas. .... 72

Tabla 8 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-1X ..... 94

Tabla 9 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-8X ..... 94

## Capítulo 1 : Introducción

Los métodos de regresión lineal se han utilizado ampliamente en el pasado para construir y analizar modelos de predicción entre distintos parámetros experimentales. Al ser empleados en la geofísica y geología, los resultados han tenido serias limitaciones.

Algunos de los algoritmos usados en el pasado, para tratar problemas complejos de este tipo toman en cuenta tanto las redes neuronales (Helle et al., 2001) como la lógica difusa (Cuddy y Glover, 2000). También se han utilizado métodos híbridos tales como las redes neuronales difusas que combinan ambos métodos anteriores, redes neuronales y lógica difusa (Hurtado et al., 2009). En todos estos casos estos métodos se han utilizado para inferir datos de petrofísica que son complejos y/o de adquisición costosa (por ejemplo, permeabilidad). La inferencia se hace, por lo general, en base a los parámetros más asequibles o económicos de obtener (por ejemplo, porosidad, rayos gamma, saturación de agua, etc.).

Estos métodos han sido también empleados en una variedad de estudios, con el fin de obtener información geológica (Hambalex, 2003, Finol et al., 2001 y Hurtado et al., 2009, entre otros). Con una buena inferencia de los datos de petrofísica, los resultados de estos estudios han proporcionado información adicional litológica, respecto a zonas de interés geológica.

En esta investigación, se emplearán las redes neuronales difusas (RND) para la inferencia del cociente  $S$  ( $CS$ ) a partir de la susceptibilidad magnética ( $\chi$ ), por medio de un conjunto de funciones lineales que relacionan ambos parámetros magnéticos. El  $CS$  de una muestra es el cociente entre dos medidas de magnetizaciones remanente isothermal, debido a dos campos externos de diferente magnitud y direcciones opuestas que se le aplican a una muestra, por separado (Bloemendal et al. 1992). Para el entrenamiento de las RND se utilizaron 90 datos experimentales de susceptibilidad magnética y cociente  $S$ , que abarcan una profundidad aproximada de 670 metros del pozo Saltarín 1A, cuenca de los Llanos Orientales, Colombia y que atraviesan las formaciones Guayabo, León y Carbonera.

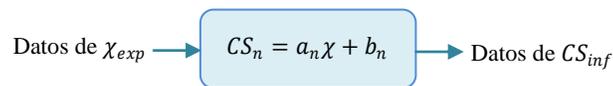
Con el conocimiento previo de ciertos análisis realizados sobre la sedimentología, estratigrafía y bioestratigrafía de este pozo, se pudieron identificar las principales litologías que comprenden el mismo (Bayona et al., 2008). La unidad más profunda del pozo Saltarín 1A es la Formación Carbonera con un rango de 572.35 hasta 669.59 m. La unidad media es la Formación León 444,94 hasta 565,14 m y la unidad mas somera es la Formación Guayabo con un rango de 6.2 hasta 442.42, ver figura 5.2.

Otro tipo de división que se puede considerar en el pozo Saltarín 1A, es tomando en cuenta los ciclos eustáticos (Vail et al. 1997) los cuales están relacionados con los tipos de

ambientes. Esta división sería por envolventes transgresivas, (fig. 5.1) envolvente 1 (6.20 a 320.08 m), envolvente 2 (329.85 a 610.20 m) y envolvente 3 (616.48 a 669.59 m).

Las pruebas computacionales se hicieron tomando en cuenta los dos tipos de divisiones: a) por formaciones litológicas (Guayabo, León y Carbonera), b) por envolventes transgresivas (envolvente 1, envolvente 2 y envolvente 3).

Las ecuaciones optimas de los entrenamientos que derivan de las pruebas computacionales, serán evaluadas con los datos experimentales de la susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) para la inferencia del  $CS$  en los pozos G-1X y G-8X, pertenecientes a la Formación Guayabo y ubicados en la parte norte del campo Guafita, sur-oeste de Venezuela.



*Evaluación de las ecuaciones del pozo Saltarín 1A, Colombia, con datos de  $\chi$  del pozo G-1X y G-8X del campo Guafita, Venezuela*

## Capítulo 2 : Marco teórico

Se presentarán algunos de los conceptos más relevantes para este trabajo. El capítulo está dividido en dos secciones importantes, la primera: referida a las definiciones y propiedades de los parámetros magnéticos como, susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y el cociente S (CS) que se emplearan en esta investigación y la segunda corresponde a la técnica computacional en la cual se explican las principales características y conceptos para su entendimiento y aplicación.

### Parámetros magnéticos

La ciencia que se encarga de estudiar las propiedades magnéticas de las rocas y los minerales que la conforman, con la finalidad de entender el proceso de magnetización de las mismas, se denomina Magnetismo de Rocas.

#### Susceptibilidad

Un concepto fundamental para la aplicación del magnetismo de rocas es la Susceptibilidad Magnética, la cual es una medida de la facilidad con la que un material puede ser magnetizado. Esta medida varía de acuerdo a las características intrínsecas del material, dependiendo de la forma, tamaño y tipo de los minerales que la conforman y, así como de la magnitud del campo externo, (Guzmán, 2008).

Las medidas de susceptibilidad magnética en las rocas son importantes para la investigación en geofísica y geología. La susceptibilidad magnética proporciona una idea del comportamiento de la materia en presencia de un pequeño campo magnético aplicado. Esta se define como la capacidad de magnetización de un material.

$$\chi = M/H$$

La magnetización inducida  $M$  de una partícula es la suma de los “momentos magnéticos” de cada átomo por unidad de volumen y  $H$  es el campo aplicado.

$$\vec{M} = \chi\vec{H}$$

**Minerales magnéticos en las rocas:** Los minerales magnéticos son todos aquellos capaces de registrar y conservar en el tiempo una magnetización, como es el caso de los óxidos puros de hierro, como la hematita y la magnetita.

De acuerdo a la intensidad y signo de la susceptibilidad magnética el comportamiento magnético se clasifica en: Ferromagnético, Paramagnético y Diamagnético. Los materiales Ferromagnéticos poseen un alto valor positivo de susceptibilidad y fuertes propiedades magnéticas; estos materiales mantienen la magnetización inducida aún cuando el campo magnético es reducido a cero. Los materiales

Paramagnéticos también poseen un valor positivo de susceptibilidad, pero este valor es bajo. Por último los materiales diamagnéticos presentan una susceptibilidad magnética baja negativa debido a que su magnetización ocurre en dirección opuesta al sentido del campo magnético aplicado.

El ferromagnetismo se pueden clasificar en dos tipos: 1) Antiferromagnetismo, 2) Ferrimagnetismo. (Figura 2.1)

- El **ferromagnetismo** se caracteriza porque los momentos magnéticos tienden a alinearse en la misma dirección.
- En las sustancias **antiferromagnéticas** (hematita), los momentos magnéticos tienden a alinearse indistintamente en dos direcciones opuestas entre sí, creando un magnetismo débil que no contribuye en la formación de anomalías magnéticas.
- En las sustancias **ferrimagnéticas** (magnetita), los momentos magnéticos tienden a alinearse en dos direcciones opuestas, teniéndose una de las dos como predominante.

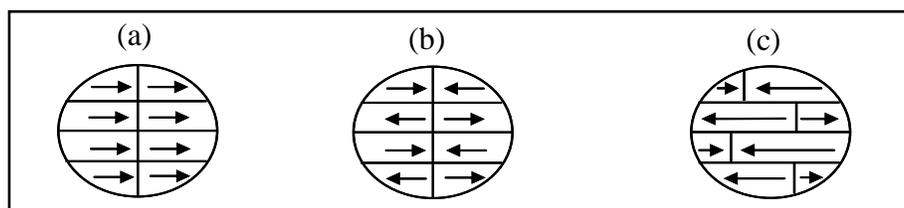


Figura 2.1 Esquema de alineación de los momentos magnéticos. (a) Ferromagnetismo legítimo, (b) Antiferromagnetismo, (c) Ferrimagnetismo. (Guzmán, 2008).

Los diferentes tipos de rocas pueden identificarse por medio de sus propiedades magnéticas, en efecto las de menor susceptibilidad magnética son normalmente sedimentarias y las de mayor susceptibilidad magnética son las ígneas.

- **Magnetita ( $\text{Fe}_3\text{O}_4$ ):** Es el mineral magnético más importante presente en las rocas terrestres; a temperatura ambiente presenta un comportamiento ferrimagnético. Su origen es principalmente magmático y puede formarse también por reducción de la hematita.
- **Hematita ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ):** Es el mineral antiferromagnético más conocido, aunque a veces puede tener un comportamiento ferromagnético débil. Es producto de la alteración de la magnetita.

La magnetización remanente natural (MRM) de materiales geológicos es función de su historia geológica y de su composición. Por ello, la magnetización remanente es una propiedad que resulta de una compleja interacción de múltiples procesos. (Guzmán, 2008).

Al nivel más básico la magnetización remanente depende de la composición química, la estructura cristalina de un mineral, el tamaño de grano y procesos naturales que puedan alterar el estado energético del material.

- **Remanencia magnética primaria (RMP):** es la magnetización remanente relacionada con la época de formación de la roca.
- **Remanencia magnética secundarias (RMS):** es la magnetización remanente que adquiere la roca desde su formación hasta la actualidad
- **Remanencia magnética natural (RMN):** es la suma de todas las remanencias magnéticas presentes en la roca, es decir, las primarias y las secundarias.
- **Magnetización remanente isotermal (RMI):** es la remanencia adquirida por una roca después de haber estado sometida a un campo magnético a temperatura ambiente.

### Cociente S (CS)

Uno de los parámetros que se estudiarán, está directamente relacionado con los valores de RMI, es el cociente entre dos valores magnetizaciones remanente isotermal, debido a dos campos externos de diferente magnitud y direcciones opuestas que se le aplica a la muestra. (Bloemendal et al. 1992)

Para obtener el cociente S se le aplica a una muestra un campo magnético elevado e inmediatamente se mide la magnetización adquirida. Posteriormente se le aplica un campo de menor intensidad y en sentido opuesto y nuevamente se mide la MRI de la muestra (Figura 2.2). El cociente de estas dos medidas se conoce como cociente S. El cociente S presentan valores que van desde 0 hasta 1.

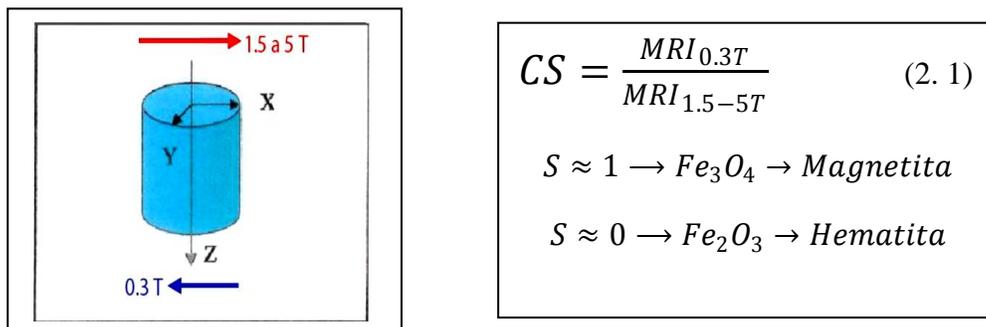


Figura 2.2 Muestra con la aplicación de los campos.

Valores de cociente S cercanos a 0 indican que la magnetización remanente de la muestra es debido a minerales magnéticamente pobres: alta coercitividad y baja

susceptibilidad magnética. Mientras que valores cercanos a 1 indican la presencia de minerales altamente magnéticos: baja coercitividad y alta susceptibilidad, como se ilustra en la tabla 2.1.

*Tabla 2-1 Propiedades Magnéticas de la Magnetita y Hematita*

Mineral	Cociente S	Susceptibilidad	Coercitividad	Ambiente
Magnetita	$S \approx 1$	Alta	Baja	Reductor
Hematita	$S \approx 0$	Baja	Alta	Oxidante

Los valores de cociente S cercanos a 1 (presencia de magnetita) son característicos de ambientes reductores que indica sedimentación en aguas profundas, es decir la materia tiene poco contacto con el oxígeno. Así mismo, valores de cociente S cercanos a 0 (presencia de hematita) son característicos de ambientes oxidantes que indica sedimentación en aguas someras, (Guzmán, 2008), es decir la materia está en contacto con el oxígeno.

El Cociente S nos permite:

- Estimar la mineralogía magnética de la muestra (magnetita, hematita).
- Estimar el tipo de ambiente:
  1. Ambientes principalmente oxidantes serian característicos de sedimentación en aguas someras. Y el cociente S tiende a 0
  2. Ambientes principalmente reductores en general describen ambientes de sedimentación en aguas profundas. Y el cociente S tiende a 1

## **Técnica computacional**

La técnica computacional que se usara es un híbrido entre la lógica difusa y las redes neuronales. En tal sentido se describirán ambas técnicas, y posteriormente se presentara la técnica utilizada en este trabajo, ANFIS.

### **Lógica Fuzzy**

La lógica difusa es un sobreconjunto de la lógica convencional booleana, la cual ha ampliado el concepto de la verdad parcial entre los valores "verdad totalmente" y "totalmente falso". Se utiliza para realizar operaciones en los conceptos que están fuera de las definiciones de la lógica booleana. La lógica difusa o borrosa es una técnica de computación flexible que le permite a un computador clasificar información del mundo real en una escala infinita acotada por los valores falso y verdadero; tiene por objetivo proporcionar un soporte matemático formal al razonamiento basado en el lenguaje natural. La lógica difusa trata de emular al cerebro humano realizando un razonamiento basado en

reglas imprecisas, (Chahura, 2005). Aunque las palabras son mucho menos precisas que los números, su uso está más cerca de la intuición humana. Ejemplo. Para el caso determinista se dice:

*La probabilidad que un motor falle es de 80%*

En lógica difusa se diría:

*El motor falla constantemente*

La lógica difusa es sinónimo de teoría de conjuntos difusos, la cual identifica a los datos como un tipo de conjunto en los cuales los elementos pertenecen a un subconjunto en un cierto grado. Es decir, un dato pertenece a un conjunto u otro de una manera subjetiva.

### **Conjuntos difusos:**

Los conjuntos difusos comenzaron a utilizarse en 1965 por L.A.Zadeh (Zadeh et al. 1965), la idea era hacer una lógica en la cual un elemento no solo pueda adoptar los valores de 0 y 1 (también equivalentes a verdadero y falso), sino que dentro de ese intervalo pueda adoptar un número infinito de valores. En teoría clásica de conjuntos, un conjunto tiene unos límites nítidos definidos (límites crisp). Sin embargo, en la teoría de los Conjuntos Difusos las vaguedades inherentes a los conceptos manejados por el ser humano, la transición desde “pertenecer a un conjunto” hasta “no pertenecer a un conjunto” es gradual. Así, un conjunto difuso (un conjunto sin un límite definido), contiene elementos sólo con un cierto grado de pertenencia. Los conjuntos difusos sólo pueden ser caracterizados por sus funciones de pertenencia; la única condición que una función de pertenencia debe satisfacer es que debe variar entre 0 y 1.

A los conjuntos difusos se les pueden aplicar determinados operadores, o bien puede realizarse operaciones entre ellos de la misma forma como se hace con los conjuntos crisp o clásicos. En general las funciones que definen las operaciones entre conjuntos difusos son arbitrarias en un grado sorprendente, lo que significa que uno puede crear sus propios operadores.

A continuación se explican algunos conceptos, (Chahura, 2005) que son de gran utilidad para el estudio de la lógica difusa y la teoría de los conjuntos difusos:

- **Universo de Discurso:** El universo de discurso denotado por U contiene todos los elementos que pueden ser tomados bajo consideración para asignar valores a las variables del sistema difuso. Los conjuntos difusos toman sus elementos del universo de discurso, por ejemplo el conjunto de gente joven podría tener a todos los seres humanos del mundo como su universo.

- **Función de Pertenencia:** Todos los elementos dentro del universo de discurso  $U$  son miembros de algún conjunto difuso en cierto grado. La función de pertenencia es la curva que define con que grado cada elemento está incluido en el conjunto difuso. Para la definición de las funciones de pertenencia se utilizan formas estándar (Figura 2.3) como la función triangular, trapezoidal, S, exponencial, singleton, etc.

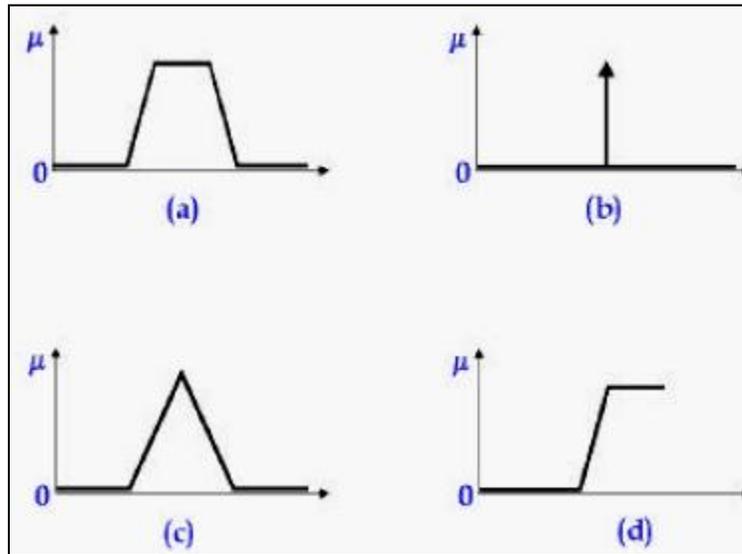


Figura 2.3 Funciones de pertenencia (a) Trapezoidal. (b) Singleton. (c) Triangular. (d) Tipo Z. (Chahura, 2005)

- **Variables Lingüísticas:** Las variables lingüísticas son elementos fundamentales de cualquier sistema de lógica difusa. En ellas se combinan múltiples categorías subjetivas que describen el mismo concepto, así, para el caso de la variable altura existirán las categorías: bajo, mediano, alto y muy alto, que son llamadas términos lingüísticos y representan los posibles valores de una variable lingüística. En un lenguaje más formal, una variable lingüística se caracteriza básicamente por tres parámetros  $(x, T(x), U)$  donde  $x$  es el nombre de la variable,  $T(x)$  es el conjunto de términos lingüísticos de  $x$ , y  $U$  es el universo de discurso. (Chahura, 2005)
- **Grado de pertenencia:** Es el grado con el cual una entrada bien definida es compatible con una Función de Pertenencia, puede tomar valores entre 0 y 1.
- **Término:** Es una categoría subjetiva de una variable lingüística, y consecuentemente, es el nombre descriptivo usado para identificar una función de pertenencia. Tal como las variables algebraicas toman valores numéricos, las variables lingüísticas toman como valores términos lingüísticos.
- **Entradas bien definidas (Entradas Crips):** Son los diferentes valores discretos de la variable del sistema, por ejemplo las alturas medidas de un grupo de personas: 1.60m,

1.75m, 1.80m, etc. En oposición al concepto de difuso, lo crisp, definido, nítido o preciso no representa ninguna imprecisión.

- **Rango/Dominio:** Es el intervalo sobre el cual se define una Función de Pertenencia. Por ejemplo, una función de pertenencia Alto podría tener un dominio de 1.60 a 1.9 m y su rango sería de 0.3 m.

Se dará un ejemplo para una mejor comprensión de la lógica difusa:

Establecemos tres términos de temperatura corporal: **Normal, moderada y elevada.** Temperatura corporal **elevada** = 39. Si tenemos un paciente con una temperatura corporal de 38.9 °C utilizando nuestro razonamiento sabemos que esa persona está en la misma situación que la persona con 39 °C. Con lógica tradicional un paciente con 38.9 °C está clasificado como persona con temperatura corporal **moderada.** (Nicolás, 2008)

Lo que se propone implementar con la lógica difusa es definir para cada conjunto (pacientes con temperatura corporal elevada, normal y moderada) una función de pertenencia (FP) tal y como se muestra en la (figura 2.4).

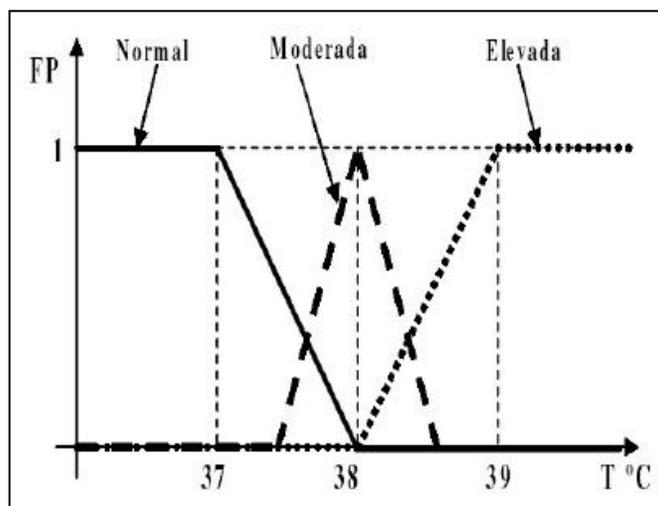


Figura 2.4 Funciones de pertenencia de la temperatura. (Chahura, 2005)

Un paciente con una temperatura corporal de 36.5 °C pertenece al conjunto **normal (FP = 1)**. **Otro paciente que tenga una** temperatura corporal de 38.2 °C pertenece a la vez a dos conjuntos (pero con distinto grado de pertenencia), el primer conjunto sería el de temperatura corporal **moderada (con FP = 0.6)** y el segundo conjunto sería el de temperatura corporal **elevada (con FP = 0.2)**. Las funciones de pertenencia se establecen de forma arbitraria (generalmente por la experiencia adquirida del diseñador del sistema).

## Operaciones con conjuntos difusos

De manera similar a la que entre los conjuntos clásicos se realizan operaciones entre los conjuntos difusos, en conjuntos difusos se puede hacer lo mismo, pero debido a la naturaleza diferente de ellos la formulación de estas operaciones es algo especial. En general las funciones que definen las operaciones entre conjuntos difusos son arbitrarias en un grado sorprendente, lo que significa que uno puede crear sus propios operadores. (Nicolás, 2008)

Sean  $A$  y  $B$  dos conjuntos difusos con funciones de pertenencia  $\mu_A(x)$  y  $\mu_B(x)$  respectivamente (Figura 2.5):

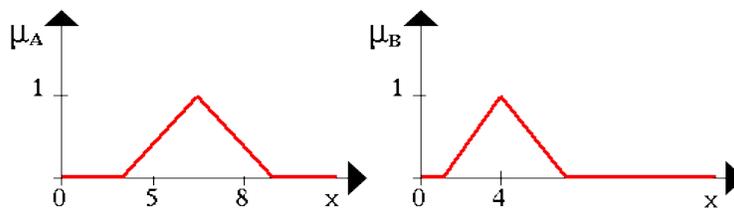
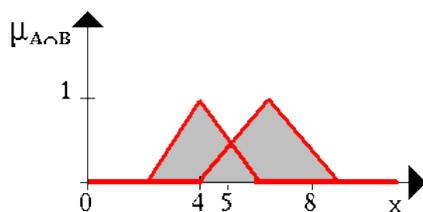


Figura 2.5 Conjuntos difusos  $A$  y  $B$  con sus funciones de pertenencia  $\mu_A(x)$  y  $\mu_B(x)$

1. **Unión o disyunción:** se define como los elementos que están en el conjunto  $A$  **O** están en el conjunto  $B$ . De esta manera la intersección entre conjuntos se puede entender como una operación tipo **OR** entre los mismos (Figura 2.6). Este operador **OR** también es llamado **T-conorma (OR)**:



$$\diamond \mu_{A \cup B}(x) = \text{Max}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.2)$$

$$\diamond \mu_A(x) + \mu_B(x) = \text{Min}(1, \mu_A(x) + \mu_B(x))$$

Figura 2.6 Unión entre  $A$  y  $B$

2. **Intersección:** se define como los elementos que están en el conjunto  $A$  **Y** en el conjunto  $B$ ; de esta manera la intersección entre conjuntos se puede entender como una operación tipo **AND** entre los mismos (Figura 2.7). Este operador **AND** también es llamado **T-norma (AND)**:

$$\diamond \mu_{A \cap B}(x) = \text{Min}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2.3)$$

$$\diamond \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) = \text{Max}(0, \mu_A(x) + \mu_B(x) - 1)$$

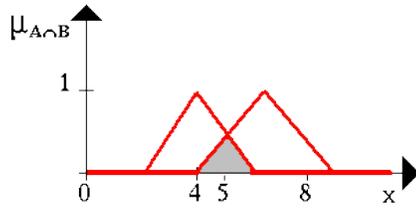
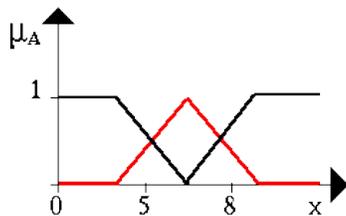


Figura 2.7 Intersección entre A y B

3. **Complemento:** De la misma manera en conjuntos difusos se habla del complemento como el conjunto formado por los valores de pertenencias que le permitirían al conjunto obtener el valor máximo de pertenencia posible, siendo 1 el valor máximo de pertenencia que un conjunto difuso puede suministrar (figura 2.8).



$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.4)$$

Figura 2.8 Complemento entre A y B

Otras operaciones de menor:

4. **Inclusión:**  $A \subseteq B \quad \mu_{\bar{A}}(x) \leq \mu_B(x)$  (2.5)

5. **Norma:**  $\mu_{Norma(A)}(x) = \frac{\mu_A(x)}{\max[\mu_A(x)]}$  (2.6)

6. **Concentración:**  $\mu_{Con(A)}(x) = (\mu_A(x))^2$  (2.7)

7. **Dilatación:**  $\mu_{Dila(A)}(x) = (\mu_A(x))^{0.5}$  (2.8)

8. **Igualdad:**  $\mu_A(x) = \mu_B(x)$  (2.9)

Los pares de T-normas y T-conormas satisfacen las propiedades conmutativas, asociativas y distributivas.

## **Sistemas Difusos**

Los fundamentos de los sistemas difusos se encuentran en la lógica difusa. La lógica difusa o borrosa es una técnica de computación flexible que le permite a un computador clasificar información del mundo real en una escala infinita acotada por los valores falso y verdadero; tiene por objetivo proporcionar un soporte matemático formal al razonamiento basado en el lenguaje natural, el cual se caracteriza por tratarse de un razonamiento de tipo aproximado que hace uso de proposiciones que expresan información de carácter impreciso. (Chahura, 2005)

Los Sistemas Lógicos Difusos son sistemas basados en reglas, las cuales son expresadas como implicaciones lógicas, es decir, en forma de sentencias SI-ENTONCES.

Un sistema difuso es el único tipo de sistema capaz de tratar simultáneamente con variables numéricas y con variables lingüísticas de modo formal.

## **Etapas de un sistema lógico difuso**

Existen diferentes tipos de sistemas difusos que se pueden aplicar a la hora de resolver un problema. En este proyecto vamos a centrarnos en la explicación de los dos tipos más utilizados en la actualidad para los sistemas difusos. (Chauhara, 2005)

### ***Sistema difuso Mamdani:***

Antecedente y consecuente son conjuntos borrosos. En un sistema difuso tipo Mamdani (Figura 2.9) se distinguen las siguientes partes:

**Fusificación:** los elementos fundamentales en esta etapa son las Funciones de Pertenencia de Entrada. La variable del proceso (entrada definida, no-difusa o crisp) intercepta las Funciones de Pertenencia generando las entradas difusas. Es decir, transforma las entradas normales en entradas difusas para que el mecanismo de inferencia pueda utilizarlo. Estos valores difusos son el grado de pertenencia de los valores de entrada a los conjuntos difusos

**Reglas difusas:** son sentencias SI-ENTONCES que describen las condiciones (antecedentes) y las acciones (consecuentes) que deben existir para tomar una decisión. Así, las reglas difusas permiten expresar el conocimiento que se tiene acerca de la relación entre los antecedentes y los consecuentes en un cierto grado de verdad. Para expresar este conocimiento de forma completa normalmente se precisa de varias reglas, con pesos asociados,

que se agrupan formando una base o bloque de reglas. Ejemplo: SI voy a llegar un poco tarde ENTONCES aumento ligeramente la velocidad.

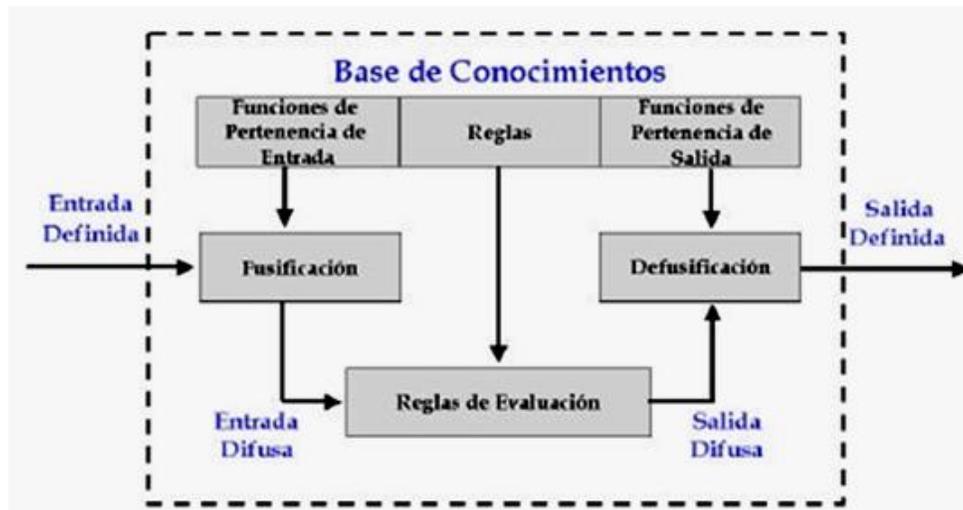


Figura 2.9 Sistema lógico Mamdani. (Chauhara, 2005)

Una regla es activada mientras no haya un grado cero de similitud entre la premisa y el antecedente de la regla, y el resultado de tal activación es un consecuente que tiene un grado de similitud diferente de cero con respecto al consecuente de la regla. Este proceder puede ser entendido como razonamiento aproximado llamado **Inferencia**.

**Sistema de inferencia difusa:** es el modo de procesar y generar la salida difusa del sistema utilizando e interpretando el conjunto de reglas y los grados de las funciones de pertenencia de los que dispone. La inferencia es un cálculo que consiste en tres pasos:

- *Agregación de las variables lingüísticas de entrada:* el primer paso que se sigue para realizar una inferencia difusa, la agregación determina el grado en el que se cumple la parte SI de la regla. Si la regla contiene varias premisas, estas suelen estar relacionadas por operadores lógicos difusos como T-normas y T-conormas.
- *Composición:* es el segundo paso que se lleva a cabo para realizar la inferencia, y es conocida también como implicación difusa. Mediante la composición se comprueba la validez de la conclusión de una regla al relacionar el grado con que se cumple el antecedente de la regla, con el peso de la misma.
- *Agregación de resultados:* ya que las decisiones están basadas en la prueba de todas las reglas que forman un sistema de inferencia difuso los consecuentes de las reglas deben ser combinados de alguna manera para tomar una decisión. La agregación es el proceso a través del cual los conjuntos difusos que representan las salidas de las reglas son combinados en un único conjunto difuso.

**Defusificación:** La salida del proceso de inferencia es hasta ahora un conjunto difuso que indica la posibilidad de realizar una acción de control. Sin embargo, las aplicaciones de los sistemas difusos no pueden interpretar los valores lingüísticos obtenidos, por lo que funciones de pertenencia de salida son utilizadas para retransformar los valores difusos nuevamente en valores definidos o crisp mediante la defusificación. Es decir, el elemento inferencia transforma esa salida difusa en una salida normal, para asegurarnos de que van a entender la salida calculada correctamente. Algunos métodos de defusificación: Singleton, Centro de Masa, etc.

### **Sistema difuso Sugeno:**

En este caso solo el antecedente es un conjunto borroso, el consecuente es una combinación lineal de las variables de entrada. Los sistemas tipo Sugeno se pueden utilizar para cualquier modelo en el que las funciones de pertenencia de salida sean lineales o constantes (Figura 2.10). Las reglas en el sistema Sugeno son diferentes a las del sistema Mamdani debido a que el elemento consecuente de las reglas ya no es una etiqueta lingüística si no una función de entrada. Ya que la salida es numérica no se necesita defuzzificador.

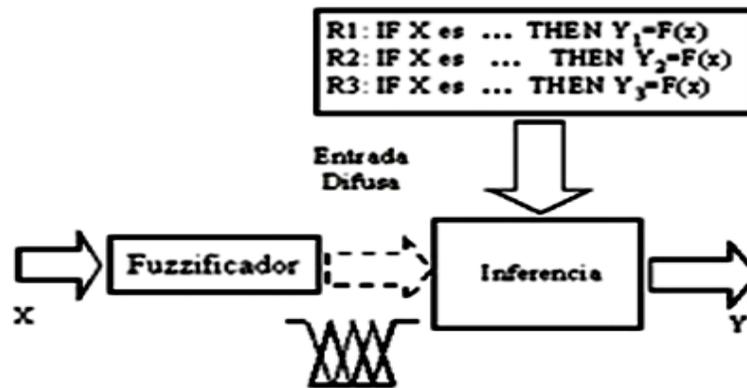


Figura 2.10 Sistema difuso Sugeno. (Chauhara, 2005)

Un ejemplo de cómo funcionaría un sistema difuso con la construcción de sus reglas se observa en la (figura 2.11). Este ejemplo determina que propina tenemos que dar en función de lo que nos ofrecen (las entradas). Disponemos de dos entradas, una salida y tres reglas. Las dos entradas del ejemplo son, el servicio que recibimos por la comida y la calidad de la comida.

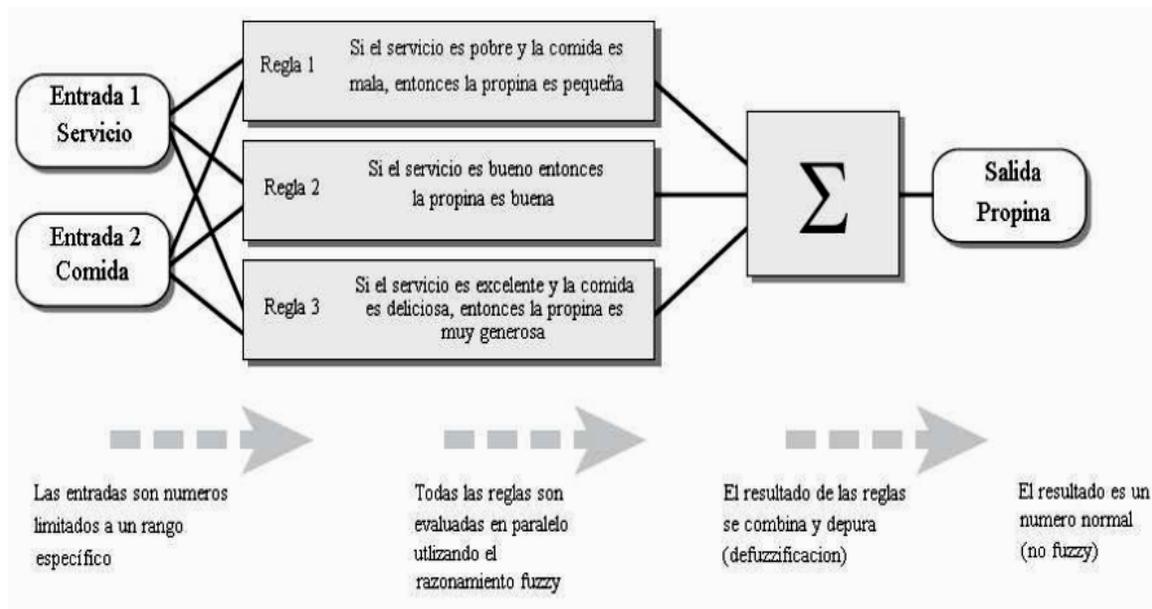


Figura 2.11 Esquema del ejemplo propina FIS. (Chauhara, 2005)

## Redes Neurales

Resulta difícil pensar que los ordenadores actuales sean capaces de realizar cien millones de operaciones en coma flotante por segundo pero que sean totalmente incapaces de distinguir entre distintas clases de objetos. Son altamente eficientes para el manejo de bases de datos, procesamiento de textos, gráficos, comunicaciones electrónicas pero definitivamente no pueden ayudarnos a solventar problemas más cerca del mundo real (problemas que el cerebro humano realiza con suma facilidad), haciendo que se realicen muchas investigaciones al respecto. (Nicolás, 2008)

A lo largo de la historia siempre ha habido un intento por entender e imitar el funcionamiento del cerebro (procesado de información, reconocimiento de patrones, almacenamiento de la información, etc.) y estos intentos han ido evolucionando conforme evolucionaba la tecnología para poder construir una red neuronal artificial. Para hacerse una idea de cómo fue evolucionando la idea de las redes neuronales artificiales, tenemos que hacer un breve resumen de su historia:

- 1920 – 1930: se intenta asemejar la comunicación cerebral con la conmutación telefónica de la época.
- 1949: Donald O. Hebb es el primero en decir que las redes neuronales pueden aprender.
- 1951: Marvin Minsky y Dean Edmons montan la primera red neuronal, conformada por 40 neuronas artificiales.

- 1969: Roseblatt publica un proyecto para un identificador de patrones óptimos binarios y salida binaria mediante una red neuronal artificial denominada **Perceptron**.
- 1969: Minsky y Papert sacan errores en el funcionamiento del Perceptron (como no poder representar la función OR). Tras esto muchos investigadores abandonan los estudios en este campo.
- Se creó un grupo PDP (Parallel Distributed Processing). Publican trabajos relacionados con el algoritmo de retropropagación (backpropagation).

En la actualidad, gracias a diversos grupos de investigación repartidos por todas las universidades del mundo, las redes neuronales han alcanzado una madurez muy elevada y se utilizan para todo tipo de aplicaciones.

Las redes neuronales constan de distintos elementos para su funcionamiento. El elemento principal es la neurona encapsulada en una unidad de proceso (Figura 2.12). Cada unidad de proceso está compuesta de los siguientes elementos:

- **Función de Red (o propagación):** Calcula el valor de entrada. Generalmente se utiliza un sumatorio de las entradas multiplicadas por el peso de las conexiones.
- **Función de activación (o transferencia):** Es la función que define el comportamiento de la neurona. Posteriormente se explicaran los principales tipos.
- **Conexiones Ponderadas:** El valor que tenga el peso sobre la entrada (signo y valor del peso) definen el tipo de influencia (excitación o inhibición).
- **Salida:** Se calcula por regla en general con el valor de la función de activación.

A continuación se muestra un diagrama de funcionamiento

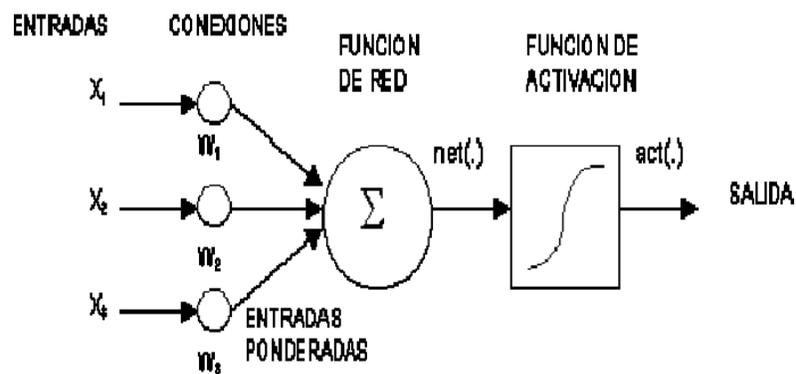


Figura 2.12 Unidad de proceso. (Nicolás, 2008)

Para saber cuál va a ser el comportamiento de nuestra red neuronal, debemos de conocer y elegir cuál va a ser la **función de transferencia** que vamos a elegir, (Nicolás, 2008). Las 3 funciones de transferencia principales que podemos elegir son:

- **Función Umbral (hardlim):** las neuronas inactivas, solo se activan si la excitación total alcanzan un cierto valor umbral. Para modelar este caso se utiliza normalmente la función escalón unitario (Figura 2.13), en la cual la función devuelve 0 por debajo del valor umbral y 1 si lo supera. También esta la que va de -1 a 1.

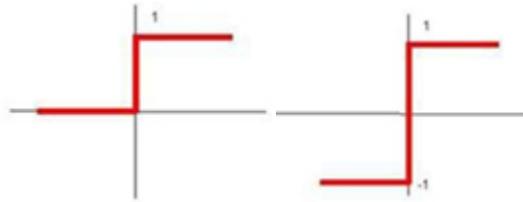


Figura 2.13 Función escalon

- **Función Lineal (purelin):** El valor de entrada es igual al valor de salida  $F(x) = x$  (Figura 2.14). Existe una variante en la que si el valor de la suma de las entradas esta dentro del rango establecido, se sigue usando la función  $F(x) = x$ , pero si la suma de las entradas es inferior o superior al rango, se va a utilizar el mismo valor.

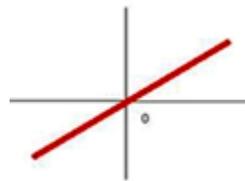


Figura 2.14 Función Lineal

- **Función Sigmoidal (tansig):** Es una función continua no lineal y la más utilizada en la actualidad (Figura 2.15). Esta acotada al rango  $[0,1]$  sea cual sea la entrada. Si la entrada es 0 el valor de salida es 0,5. Esta función tiene la particularidad de no dar valores negativos. La expresión general para esta función es:

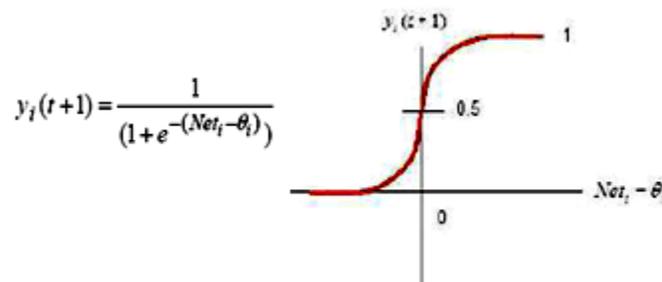


Figura 2.15 Función Sigmoidal

A la hora de diseñar una red neuronal, hay que tener en cuenta cuantas neuronas necesitamos para realizar correctamente nuestro programa y de qué forma van a estar dispuestas

(Figura 2.16). El criterio más general para agrupar neuronas es el concepto de capa, en el que pueden estar dispuesta en una o varias capas. Lo más usual es disponer de tres capas.

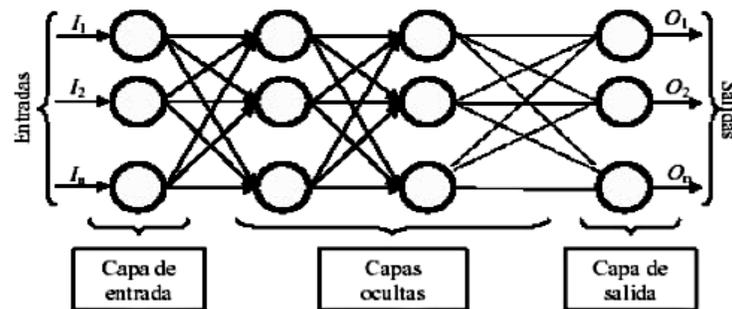


Figura 2.16 Esquema red neuronal. (Nicolás, 2008)

1. **Capa de entrada:** es la primera capa que almacena la información que obtiene de las entradas.
2. **Capas ocultas:** el número de capas intermedias es opcional.
3. **Capa de salida:** es la última capa encargada de almacenar la respuesta de la red para poder ser posteriormente leída.

Para explicar un poco más el funcionamiento de una red neuronal, hay que entender como aprende una red neuronal. El proceso de aprendizaje consiste en la modificación de los pesos de las conexiones siguiendo alguna regla de aprendizaje. Los 3 tipos principales de aprendizaje que se utilizan en las redes neuronales son:

- **Aprendizaje supervisado:** se le suministra a la red un conjunto de entradas y salidas. Este va modificando los pesos de las conexiones con el fin de disminuir el error que se produce entre la salida que le hemos proporcionado y la salida calculada.
- **Aprendizaje no supervisado:** en este tipo de aprendizaje no se le presentan los patrones de salida deseados. el aprendizaje consigue extraer ciertas propiedades estadísticas y agrupar en patrones.
- **Aprendizaje reforzado:** lo que se hace aquí con la supervisión es decirle si la salida que ha producido es correcta o no.

Hasta ahora, no hay un criterio establecido para determinar la configuración de una red, se deja la elección a la experiencia del diseñador. Existen diferentes modelos de Redes neuronales pre-establecidos. Solo se explicaran dos:

**La red perceptron:** este fue inventado por Frank Roseblatt en 1957. El primer perceptron fue creado para imitar el funcionamiento del ojo humano. Una gran desventaja que presentaba el perceptron era la incapacidad de solucionar problemas que no sean linealmente

separables. Diagrama de un perceptron simple que está formado por una única neurona. (Figura 2.17)

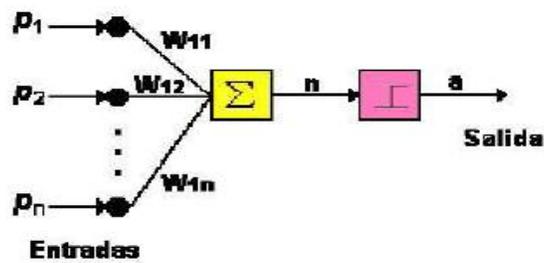


Figura 2.17 Perceptron simple. (Nicolás, 2008)

- Para el cálculo de la salida se realiza la suma ponderada de las entradas y se resta el resultado al umbral y se pasa este resultado final a la función de transferencia, para esta red es de tipo hardlims ( $W_{1n}$  van a ser los pesos de la red).
- Generalmente una red de tipo perceptron emplea dos funciones de transferencia. Estas son hardlim con salidas  $[0,1]$  y hardlims con salidas  $[-1,1]$ .
- El tipo de aprendizaje es el supervisado. Donde los pesos de la red se ajustan de forma que se obtengan una salida a la red lo más aproximadas a la salida real.

Aparte de los pesos utilizados en la red, hay otro elemento que también se debe de ser ajustado para obtener una salida de la red más aproximada a la real. Este elemento se llama **ganancia**. Se explicara por un ejemplo.

Se hará una red perceptron simple para que aprenda a diferenciar las entradas de una tabla OR (Figura 2.18). Ahora se tienen que separar los valores que tienen como salida 1 (01,10 y 11) del valor que tiene como salida -1 (00). Si  $a = f(w_1 w_1 + w_2 w_2 + b)$  y  $a > 0$  la salida da 1, sino da -1. Se observa que se pueden dividir por medio de una recta en el origen.

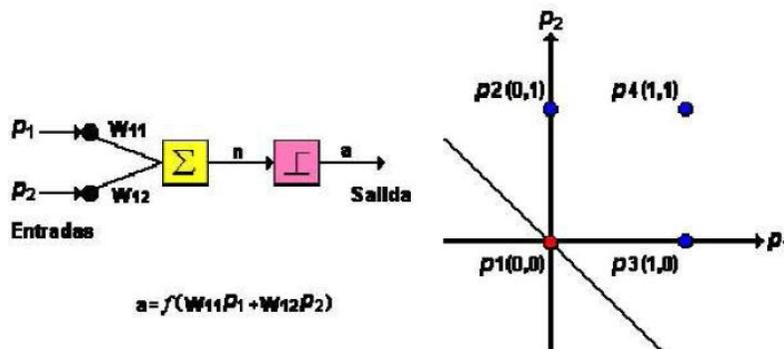


Figura 2.18 Perceptron aplica a la función OR. (Nicolás, 2008)

Utilizando la forma de expresión de la figura anterior, si  $(w_1w_1 + w_2w_2)$  es mayor que 0, la salida será 1, mientras que si no se cumple la salida será -1 (función hardlims). Durante el proceso de aprendizaje se varían los pesos para así obtener una recta que divida el plano en dos espacios para dos posibles valores de entrada. Para nuestro ejemplo de la función OR tenemos que separar los valores que tienen como salida 1 (01,10 y 11) del valor que tiene como salida -1 (00). En la figura anterior se observa que este problema de separación se puede resolver con la recta en el origen que divide ambos espacios.

Ahora se intentara lo mismo pero para una red que aprenda la función AND. Sin tener el elemento **ganancia** no se podría resolver este problema (Figura 2.19). La ganancia (se nombra por la letra  $b$ ) es un elemento que permite desplazar la recta del origen de coordenadas.

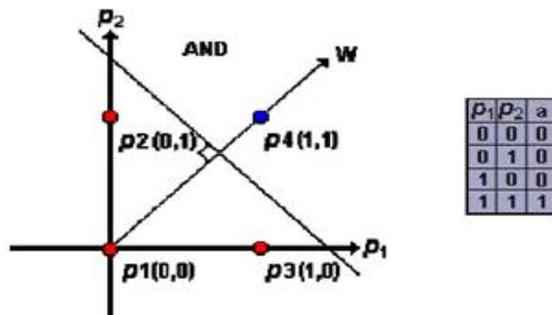


Figura 2.19 Solucion a la función AND utilizando la ganancia. (Nicolás, 2008)

Algoritmo de aprendizaje:

- Se establecen los valores por defecto de la ganancia y la matriz de pesos.
- Se calcula la salida de la red.  $a = f(w_1w_1 + w_2w_2 + b)$
- Si la salida es incorrecta hay que variar los pesos.
- La red perceptron es incapaz de resolver problemas que no sea linealmente separables. Se explicara con un ejemplo. Función XOR. (Figura 2.20)

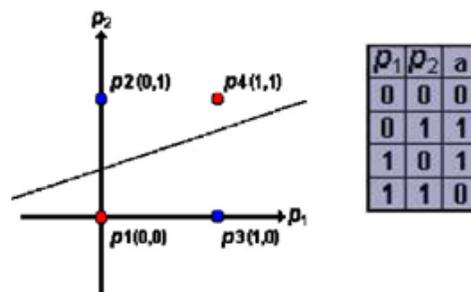


Figura 2.20 Plano de la función XOR. (Nicolás, 2008)

Como se observa, no hay ninguna línea posible que pueda separar el plano como deseamos. Esta limitación es muy importante a la hora de usar redes del tipo perceptron porque no puede abordar todos los problemas. Una solución para tratar de resolver este problema con redes perceptron sería utilizar una red perceptron multicapa.

**Perceptron multicapa:** Para resolver el problema tenemos que descomponer el espacio en tres regiones. Para llevar esto a la práctica, es necesario utilizar dos neuronas en vez de una como en el perceptron simple (Figura 2.21), así quedaría una región delimitada por las dos neuronas como se describe en la siguiente figura.

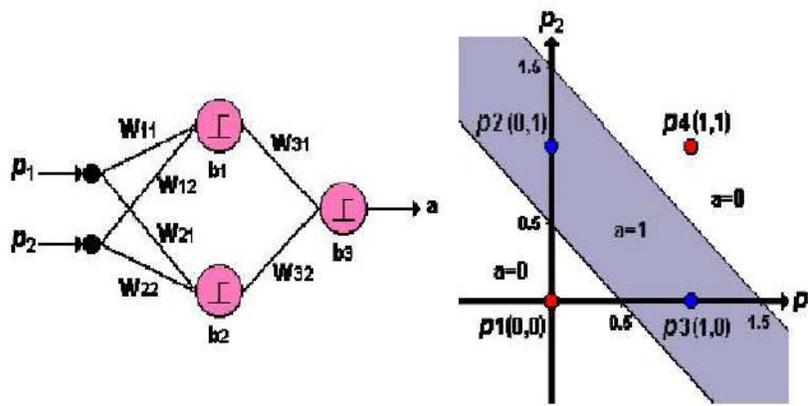


Figura 2.21 Perceptron con dos neuronas para la función XOR. (Nicolás, 2008)

**La red Retropropagación:** es una de las principales redes que se utilizan en la actualidad. Tiene como ventaja la característica de trabajo en paralelo de las redes neuronales reduciendo el tiempo de ejecución. En la primera capa, se recibe el patrón de entrada, este se propaga por las capas ocultas hasta llegar a la capa de salida y dar un resultado. Este resultado se comprueba con la salida deseada y se calcula el error cometido. A partir de este momento se produce una propagación inversa. La capa de salida es la que propaga ahora hacia atrás (hacia las capas ocultas) el resultado del error cometido. Para luego propagarlos capa tras capa hacia atrás hasta llegar a la capa de entrada, modificando los pesos de las neuronas en cada paso. El algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para calcular el gradiente de error y minimizar el error medio cuadrático entre la salida deseada y la salida de la red. Diagrama de la Red retropropagación de tres capas (Figura 2.22).

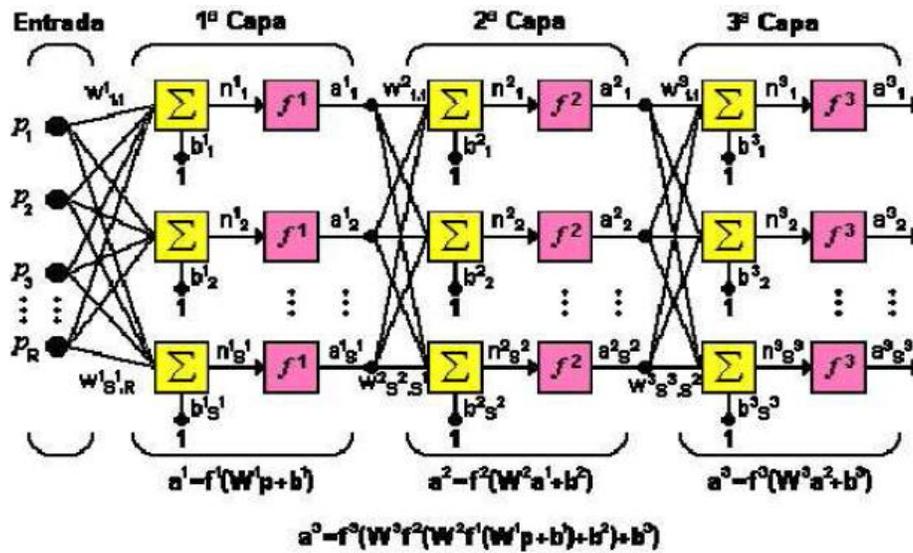


Figura 2.22 Red retropropagación con tres capas. (Nicolás, 2008)

Como se observa la salida de la primera capa es la que utiliza la segunda capa como entradas. La ventaja de esta estructura es que cada capa puede disponer de un número de entradas distinto al de las otras y a su vez disponer también de distinta función de transferencia entre ellas.

El peso se designa  $W$  y el número que lleva como superíndice es la capa a la que pertenece esa matriz.  $R$  es el número total de entradas y  $S$  es el número de neuronas por capa. La letra  $b$  se refiere a la ganancia.

Funcionamiento interno de una red retropropagación mediante una red simple. Esta red posee una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. (Figura 2.23)

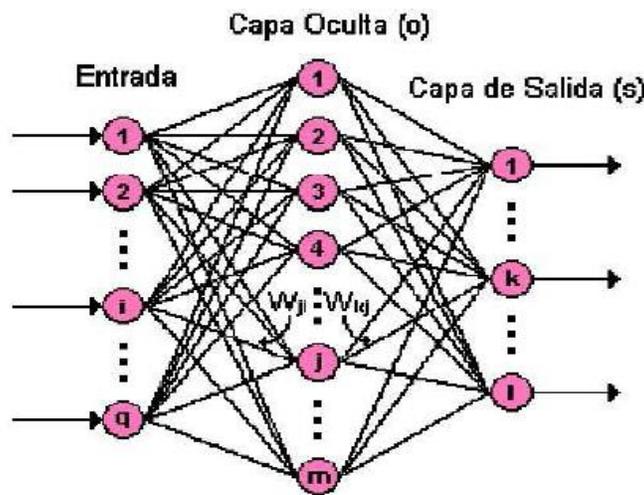


Figura 2.23 Red retropropagación de tres capas. (Nicolás, 2008)

La nomenclatura que vamos a utilizar en las expresiones es:

- $q$ : Número de elementos del vector de entrada.
- $m$ : Número de neuronas de la capa oculta.
- $l$ : Número de neuronas de la capa de salida.
- $o$ : Superíndice que se utiliza para referirse a la capa oculta.
- $s$ : Superíndice que se utiliza para referirse a la capa de salida.
- $n$ : Entrada neta.
- $W_{ji}^0$ : Peso que une el elemento  $i$  de entrada con la neurona  $j$  de la capa oculta.
- $b_j^0$ : Ganancia de la neurona  $j$  de la capa oculta.
- $f^0$ : Función de transferencia de las neuronas de la capa oculta.
- $t$ : Salida deseada (la salida que le introducimos junto con la entrada).
- $ep^2$ : Error medio cuadrático para el patrón de entrada  $p$ .
- $\delta_k$ : Error en la neurona  $k$ .

Se introduce en la red un vector de entrada con  $q$  elementos.

Este patrón se propaga por las conexiones produciendo una entrada neta  $n$  en cada una de las neuronas de la siguiente capa (la entrada neta es el valor justo antes de pasar por la función de transferencia). Cálculo de la entrada neta a la neurona  $j$ :

$$n_j^0 = \sum_{i=1}^q W_{ji}^0 p_i + b_j^0 \quad (2.10)$$

La salida de las neuronas de la capa oculta (la salida la definimos como  $a$ ) se calcula por medio de la fórmula.

$$a_k^0 = f^0 \sum_{i=1}^q W_{ki}^0 p_i + b_k^0 \quad (2.11)$$

Como se ve en la fórmula anterior, la salida se calcula aplicando la función de transferencia al sumatorio del patrón de entrada por el valor del peso más el valor de la ganancia de la capa oculta. Ahora estas salidas sirven como entradas para los pesos de conexión de la siguiente capa que es la capa de salida  $a_k^0 = n_k^S$ . Las entradas netas de la capa de salida se calculan con la fórmula:

$$n_k^S = \sum_{j=1}^m W_{kj}^S a_j^0 + b_k^S \quad (2.12)$$

La salida final de la red se calcula aplicando la función de transferencia de la capa de salida como se observa en la fórmula

$$a_k^S = f^S(n_k^S) \quad (2.13)$$

Al final, la salida que hemos calculado con la red la comparamos con la salida deseada ( $\delta_k$ ) de manera que así sabemos el error cometido en cada neurona.

$$\delta_k = (t_k - a_k^S) \quad (2.14)$$

El error cometido por cada patrón se calcula mediante la siguiente relación.

$$ep^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^S (\delta_k)^2 \quad (2.15)$$

Este proceso se repite para todos los elementos del vector de entrada. En resumen, para que el proceso de aprendizaje sea lo más ajustado posible a los valores que queremos que aprenda, lo que se debe de hacer es actualizar durante todo el proceso, los pesos y ganancias de las distintas capas para minimizar el error medio cuadrático cometido.

Comparación entre las técnicas de RNA y Lógica Difusa.

Tabla 2-2 Comparación entre Redes neuronales y lógica difusa

	<b>RNA</b>	<b>Lógica Difusa</b>
Dominio	Continuo	Continuo
Linealidad	No lineal	No lineal
Base de Conocimiento	Distribuida en pesos. No es sencillo optimizar la red, ya que esta se comporta como una caja negra.	Distribuida en Base de Reglas. Usa el conocimiento disponible para optimizar el sistema directamente.
Método de Solución	Matemática mediante propagación de la información de entrada	Razonamiento sobre la Base de Reglas
Representación del conocimiento	Numérica	Lingüística
Conocimiento explotado	Datos empíricos	Conocimiento humano previo
Capacidad de aprendizaje	Alta	No tiene - Es una forma lógica de tratamiento matemático.

## ANFIS

Concretamente se utilizará un sistema híbrido que mezcla la lógica difusa con las redes neuronales. En este caso se estudiará el Sistema adaptativo de inferencia neurodifusa (ANFIS), módulo de Matlab versión 7.0.

Este método permite sintonizar o crear la base de reglas de un sistema difuso, utilizando el algoritmo de entrenamiento de retropropagación a partir de la recopilación de datos de un proceso. Su arquitectura es funcionalmente equivalente a una base de reglas tipo Sugeno. (Ferreira, 2007)

El principal objetivo de ANFIS es optimizar los parámetros del sistema difuso mediante el uso de un algoritmo de aprendizaje y un conjunto de entradas-salidas del que queremos que aprenda. En ANFIS, utilizando un conjunto de datos de entrada y salida, se construye un sistema de inferencia difusa en el que los parámetros de las funciones de pertenencia están ajustados utilizando el algoritmo de backpropagation. Este ajuste permite al sistema difuso aprender del conjunto de datos que le estamos proporcionando.

Los parámetros asociados a las funciones de pertenencia cambian durante el proceso de aprendizaje. El cálculo de estas variaciones está ayudado por un vector denominado vector gradiente. El vector gradiente se utiliza para conocer cómo de bien se están aproximando los resultados de salida al aplicar ANFIS con los valores reales de salida que tenemos. Una vez obtenido el vector gradiente, con el fin de ajustar los parámetros para minimizar el error cometido, se pueden aplicar varias rutinas de optimización.

El error normalmente está delimitado por la suma de la diferencia de los cuadrados entre los datos de salida iniciales y los datos de salida que se obtienen por medio de **ANFIS**.

A la hora de poder comprobar que los datos obtenidos se asemejan con los datos iniciales que teníamos, tenemos que crear dos conjuntos de datos diferentes. El primer conjunto será el conjunto de datos de test y el segundo conjunto será el conjunto de datos de entrenamiento que le suministramos a ANFIS para que aprenda sobre nuestros datos. El conjunto de datos de test será el que vamos a utilizar posteriormente a la ejecución de ANFIS para comprobar que los resultados obtenidos por ANFIS (con el conjunto de entrenamiento) concuerdan con el conjunto de datos de entrenamiento.

En concreto ANFIS solo admite los sistemas de tipo Sugeno y deben de tener las siguientes propiedades:

- Sistema Sugeno de primer orden.
- Tener una sola salida.
- Todas las funciones de pertenencia de salida deben ser del mismo tipo y ser lineales y constantes.

- No se pueden compartir las reglas, ni tener la misma función de pertenencia de salida en dos reglas distintas.
- Tener un único peso para cada regla.

Los sistemas Neuro-Difusos combinan la capacidad de aprendizaje de las RNAS con el poder de interpretación lingüística de los sistemas de inferencia difusos, obteniéndose los siguientes resultados:

- Aplicabilidad de los algoritmos de aprendizaje desarrollados para redes neuronales.
- Posibilidad de promover la integración de conocimiento (implícito que puede ser adquirido a través del aprendizaje y explícito que puede ser explicado y entendido).
- La posibilidad de extraer conocimiento para una base de reglas difusas a partir de un conjunto de datos.

En la siguiente figura 2.24 se muestra la estructura general de un sistema ANFIS.

Las capas con forma cuadrada tienen pesos ajustables, los cuales van variando para que ANFIS minimice el error.

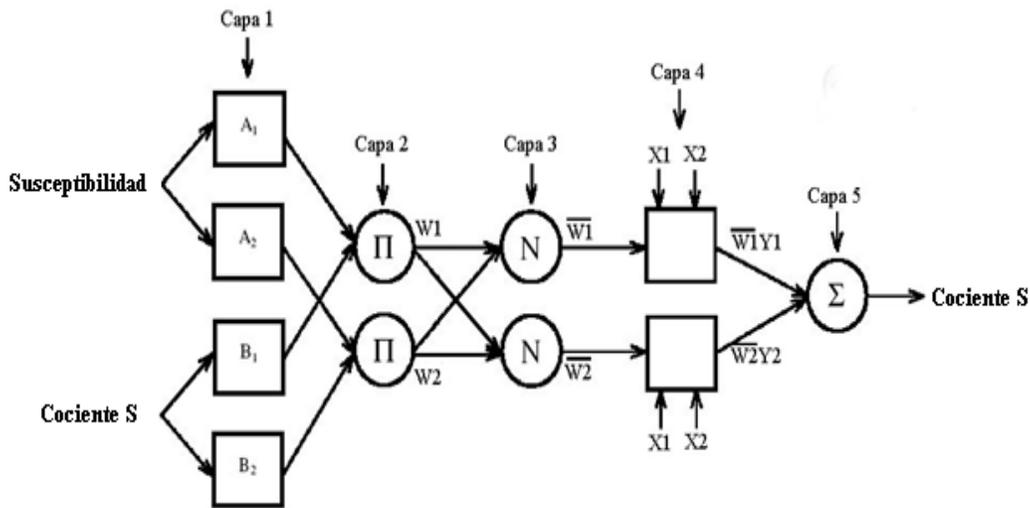


Figura 2.24 Estructura de un sistema ANFIS. (Ferreira, 2007)

Consideramos dos entradas  $x = \text{susceptibilidad}$  y  $y = \text{Cociente S}$  y la salida  $z = \text{Cociente S}$  estimada por ANFIS y dos reglas.

**Regla 1:** Si  $x$  es  $A_1$  y  $y$  es  $B_1$ , entonces 
$$z_1 = (p_1x + q_1y + r_1) \quad (2.16)$$

**Regla 2:** Si  $x$  es  $A_2$  y  $y$  es  $B_2$ , entonces 
$$z_2 = (p_2x + q_2y + r_2) \quad (2.17)$$

Las otras tres capas son para realizar operaciones. A continuación, se explica en detalle cada una de las capas que componen un sistema ANFIS. (Ferreira, 2007)

- **Capa 1:** Implementa una regla difusa a través de una función de pertenencia. Tienen parámetros ajustables que corresponden a la función de pertenencia.

$$O_i^1 = A_i(x) \quad (2.18)$$

La salida es el grado de pertenencia para el cual la variable de entrada satisface el término lingüístico  $A_i$  asociado al nodo. Los parámetros de dichas funciones (constantes que las caracterizan) son los que se conocen como *parámetros del antecedente*.

- **Capa 2:** Multiplican las entradas recibidas. Se usa cualquier T-norma para modelar la operación lógica AND.

$$O_i^2 = w_i = A_i(x) \cdot B_i(x) \quad (2.19)$$

- **Capa 3:** normalizan las funciones de pertenencia para actualizar las entradas.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.20)$$

- **Capa 4:** Es el producto entre el grado de activación normalizado (salida de la capa 3) por la salida individual de cada regla (calculada por los nodos de esta capa).

$$O_i^4 = \bar{w}_i z_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2, \dots \quad (2.21)$$

Donde  $p, q$  y  $r$  forman el conjunto de parámetros. Los parámetros de esta capa se conocen como *parámetros del consecuente*. Y se van ajustando durante el proceso de entrenamiento.

- **Capa 5:** realiza un sumatorio de todas las salidas de la capa 4 para dar la salida final del programa.

$$O^5 = z_0 = \bar{w}_1 z_1 + \bar{w}_2 z_2 \quad (2.22)$$

Mientras estamos en el proceso de aprendizaje, ANFIS va a ir ajustándose para ir en cada iteración asemejándose a la salida real y así minimizar el error (para esto se van ajustando los pesos de los parámetros del antecedente y del consecuente). Para finalizar ANFIS, resumimos cuáles son sus ventajas y desventajas generales.

#### Ventajas

- No requiere experiencia previa, utiliza los datos que se le proporciona para aproximar el resultado.
- Tiene rápido tiempo de convergencia.
- No hay problema con los nodos ocultos.

## Desventajas

- Con un sistema ANFIS solo podemos tener una salida.
- La forma que tiene una función de pertenencia no cambia durante el entrenamiento.
- Solo puede ejecutar una regla de aprendizaje.

## Capítulo 3 : Información Geológica

### Pozo Saltarín 1A, Colombia.

Para este trabajo se contó con los datos experimentales de 90 muestras extraídas del pozo petrolero Saltarín 1A ubicado al este de Colombia en la cuenca sedimentaria de los Llanos Orientales (Figura 3.1).

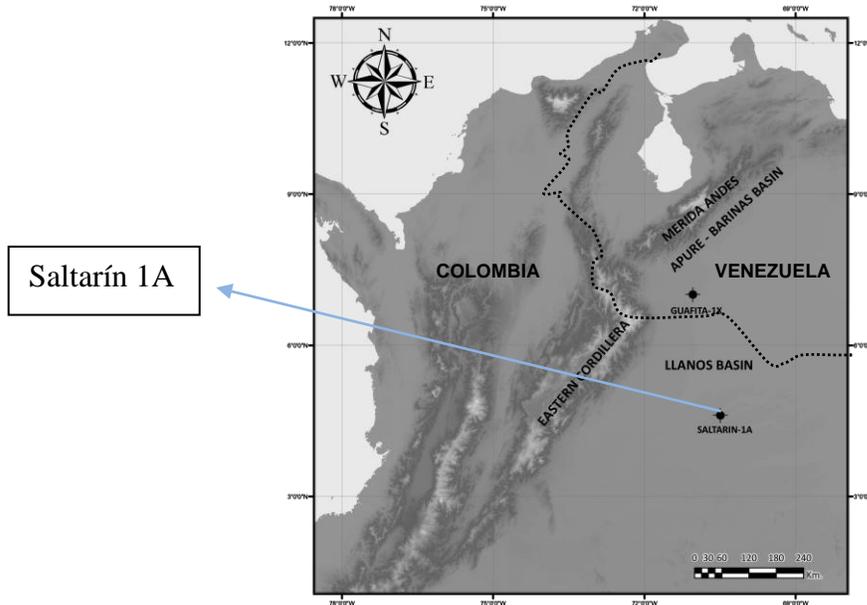


Figura 3.1 Ubicación del pozo Saltarín 1A, Colombia y del pozo G-1X, Venezuela. (Bayona et al., 2008)

Estas muestras abarcan un rango de aproximadamente 670 metros de profundidad, interceptando las formaciones geológicas: Guayabo, León y Carbonera.

#### Descripción geológica de las formaciones:

A continuación se reseña la información más relevante de las tres formaciones que conforman la perforación del pozo Saltarín 1A. (Figura 3.2)

**Formación Guayabo** (52 muestras): Arenisca y lodolitas.

Terciario: Plioceno inferior – Mioceno superior.

Paleo Ambiente Continental de aguas someras.

La Formación Guayabo tiene un espesor de 441.8 m y se dividió en 6 segmentos informales de acuerdo al trabajo de, Bayona et al (2008).

### Miembro informal G1

Esta unidad tiene un espesor de 53.8 m. Y está en contacto con el tope de la Formación León. G1 consiste en una serie de sucesiones granocrecientes con lodolitas laminadas intercaladas. Hacia el tope pasa a lodolitas arenosas y areniscas lodosas laminadas y areniscas muy finas a finas con laminación planar.

### Miembro informal G2

Esta unidad tiene un espesor de 75.1 m. Este intervalo posee en la base, sucesiones granocrecientes de lodolitas laminadas y macizas con intercalaciones de carbones y lodolitas carbonosas, gradando hacia el tope a lodolitas arenosas y areniscas lodosas laminadas hacia el tope.

### Miembro informal G3

Esta unidad alcanza un espesor de 41.4 m. Hacia la base de la unidad existen sucesiones granodecrescientes de areniscas lodosas areniscas laminadas (ver fig. 3.2), gradando a lodolitas arenosas macizas y lodolitas macizas. En la parte superior de esta unidad existe un desarrollo de mantos de carbón y lodolitas carbonosas que van gradando a lodolitas maciza.

### Miembro informal G4

Esta unidad tiene un espesor de 66 m. Está compuesto, hacia la base, por sucesiones levemente granodecrescientes, pasando de areniscas cuarzosas laminadas a areniscas lodosas laminadas. En la parte media y superior son más abundantes las facies lodosas sobre las facies arenosas, las cuales están dispuestas en secuencias levemente granocrecientes.

### Miembro informal G5

Esta unidad tiene un espesor de 123.9 m. Este intervalo incluye los paquetes más espesos de areniscas en la Formación Guayabo. En la parte media de la unidad existe una mayor concentración de intraclastos lodoarenosos sobre las facies arenosas. Hacia el tope aumenta la cantidad de lodo en relación con la cantidad de arena, destacándose secuencias levemente granodecrescientes que pasan de areniscas lodosas laminadas. En esta unidad se encuentra una anomalía magnética aproximadamente entre 100 y 150 metros, revelando la presencia de framboides de magnetita.

### Miembro informal G6

Esta unidad con un espesor de 81.6 m. Similar al intervalo anterior, este intervalo corresponde a una sucesión homogénea de lodolitas macizas y lodolitas arenosas y



areniscas lodosas macizas, cortadas por sucesiones levemente granodecrecientes de areniscas cuarzosas de grano fino a medio laminadas y macizas. Los intervalos arenosos en esta unidad predominan hacia la parte superior de la sección.

La Formación Guayabo está constituida principalmente por conglomerados, areniscas y lodolitas depositadas en un paleoambiente principalmente continental. Las litologías de esta Formación van desde granos muy finos en la base hasta areniscas cuarzosas de grano medio hacia el tope.

**Formación León** (23 muestras): Lodolitas.

Terciario: Mioceno Medio

La formación fue depositada en un ambiente transicional entre aguas someras y profundas.

El espesor de esta unidad es de 105.1 m. Esta Formación no se dividió en segmentos debido a la homogeneidad de sus litofacies. Esta unidad es una secuencia homogénea de lodolitas laminadas verde claras, ocasionalmente verde oscuras y macizas, hacia la base gris verdosas y hacia el tope verde amarillentas (ver fig. 3.2). (Bayona et al 2008). La Formación León se describe como una unidad de acumulación de barro, en un sistema de agua dulce lacustre. Se ha observado que los sedimentos fangosos, acumulados durante ese período de alto nivel de agua (es decir, clima cálido y húmedo) dan lugar a la formación de sulfuros de hierro magnético que se produce en las primeras etapas de la sedimentación.

**Formación Carbonera** (15 muestras): Areniscas y lodolitas.

Terciario: Mioceno inferior-Oligoceno Superior

La parte superior de la Formación Carbonera cuenta con un espesor de 124.1 m, ya que no se perforó la parte inferior y se que se caracteriza por areniscas que se han acumulado en un sistema fluvial-deltaico. Esta formación se divide en tres unidades. (Bayona et al 2008).

Miembro informal C1

Esta unidad tiene un espesor de 61.3 m. Este segmento se caracteriza por presentar sucesiones granodecrecientes con areniscas conglomeráticas y conglomerados arenosos cuarzosos hacia la base, gradando a areniscas cuarzosas de grano fino a muy fino (ver fig. 3.2). En la parte media se pueden observar areniscas lodosas y hacia la parte superior predominan los paquetes de areniscas de grano medio a fino cuarzosos.

Miembro informal C2

Esta unidad con un espesor de 46.4 m, en la base se observa un incremento de las lodolitas macizas. Está constituido por una sucesión homogénea de lodolitas laminadas y lodolitas macizas, incrementando la cantidad de láminas y capas delgadas de arena hacia el tope.

#### Miembro informal C3

Esta unidad, con un espesor perforado de 16.4 m, está compuesta hacia la base, por sucesiones de lodolitas laminadas, pasando a lodolitas macizas, con algunos intervalos de lodolitas arenosas y hacia el tope, está compuesta por sucesiones granodecrescentes de areniscas cuarzosas macizas .

### Ciclos Eustáticos

El perfil de Vail et al. (1977) presenta tres divisiones que corresponden a tres envolventes transgresivas (Figura 3.3), las cuales se pueden identificar en el pozo Saltarín 1A, de acuerdo a las dos edades palinológicas, para el tope del Mioceno medio (305 metros) y el tope del Mioceno inferior (610 metros).

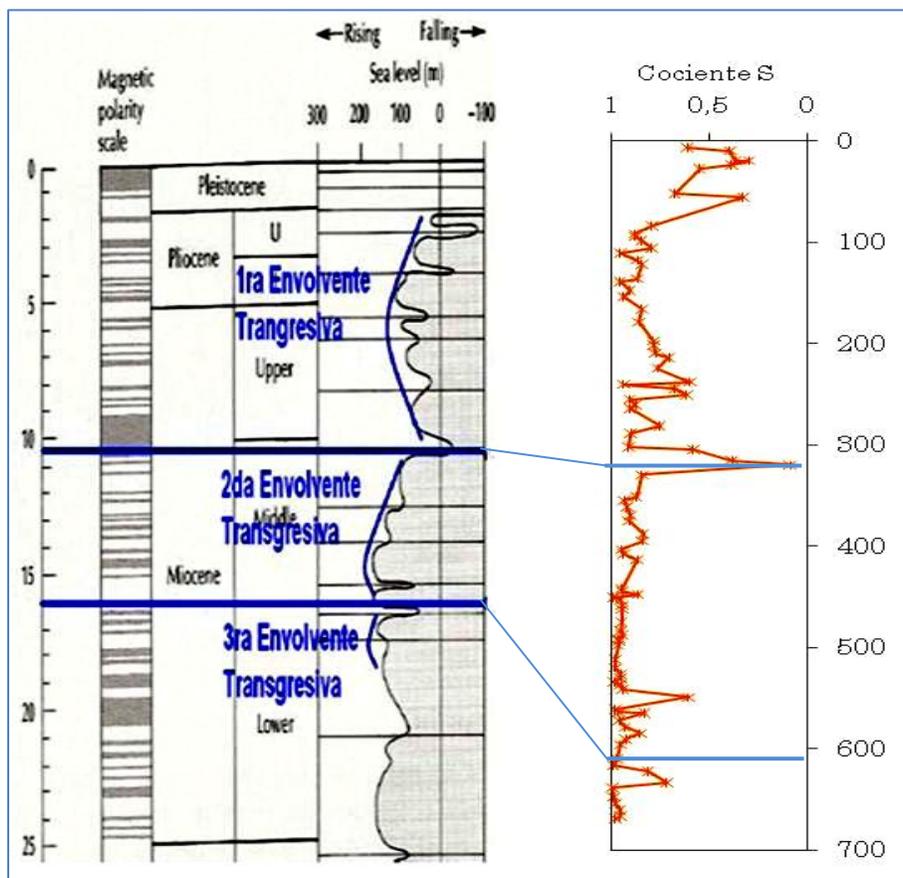


Figura 3.3 Ciclos eustáticos y cociente S (Saltarín 1A) experimental a profundidad en metros. (Vail et al. 1977)

En la 1EV, en el tiempo, va aumentando el aporte de sedimentos al lago, éste se va colmatando gradualmente. Lo anterior está representado en las litofacies de la parte inferior de la envolvente 1, generando una regresión lenta del lago y pasando de las facies lagunares dentro de la envolvente 2 a las facies continentales de la envolvente 1. Después de la colmatación de la laguna va aumentando lentamente la subsidencia y el aporte de sedimentos, acumulándose depósitos finos en llanuras de inundación fluviales, las cuales se encuentran expuestas a condiciones oxidantes. En el intervalo medio de la 1EV se presenta un apilamiento de paleosuelos en condiciones oxidantes y semi-oxidantes. Hacia el tope se registran depósitos de canales distributarios y de llanuras fluviales a deltaicas, tanto en condiciones reductoras como oxidantes.

Las rocas de las envolventes 2 y 3 son el registro de la inundación de sistemas lacustres sobre sistemas deposicionales fluviales y deltaicos.

- Envolvente transgresiva 1 (41 muestras): va desde 0 hasta 320 metros de profundidad. Terciario: Plioceno inferior – Mioceno Superior.
- Envolvente transgresiva 2 (40 muestras): desde 320 hasta 610 metros de profundidad. Terciario: Mioceno medio.
- Envolvente Transgresiva 3 (9 muestras): desde 610 hasta 670 metros de profundidad. Terciario: Mioceno inferior – Oligoceno Superior.

La gráfica en la figura 3.3 muestra la variabilidad eustática en el tiempo para parte del Mioceno. Los valores experimentales del cociente S, que describen por su lado la variabilidad química en los ambientes de depositación, parecen coincidir con este perfil global ya que el evento regresivo que señala Vail et al (1977), para el tope del Mioceno medio, coincide con una importante anomalía negativa del cociente S, que podría estar relacionada con la presencia de hematita cuyo origen se dio en un ambiente oxidante de aguas someras.

### **Pozos G-1X y G-8X pertenecientes al norte del campo Guafita, Venezuela**

Los pozos G-1X y G-8X que se usaron para la verificación de las ecuaciones dadas por los entrenamientos a partir de las RND con los datos del pozo Saltarín 1A en la Formación Guayabo, se encuentran en el bloque norte del campo Guafita (figura 3.4). El campo Guafita está ubicado en el Estado Apure, 45 Km al SO de Guasdálito, 3 Km al norte del río Arauca, en el Municipio El Amparo del Distrito Páez, con límite sur la frontera Colombo – Venezolana. La distancia entre el pozo G-1X y el pozo Saltarín 1A es de aproximadamente 286km, ver figura 3.1. El número de datos usados para el pozo G-1X es de 36 y abarcan una profundidad que va de 145 metros hasta 735 metros. En el pozo G-8X se trabajó con 30 muestras distribuidas a una profundidad que va desde 137 hasta 792 metros. Todas estas muestras, en ambos pozos, pertenecen al grupo Guayabo de la Formación Parángula/Río Yuca, en la cuenca venezolana Barinas – Apure.

La cuenca Barinas – Apure se encuentra ubicada en la región sur-occidental del País, al norte de la frontera con Colombia. Esta depresión estructural limita al noroeste por los Andes de Mérida, al este y noreste por el Arco de El Baúl; al norte por la prolongación occidental de la Serranía del Interior Central y al sur continúa en la cuenca colombiana de Los Llanos (figura 3.4). Los rípios de perforación estudiados en los pozos del campo Guafita provienen de los primeros 1200 metros de profundidad, muy por encima de los niveles productores de la Formación Carbonera.

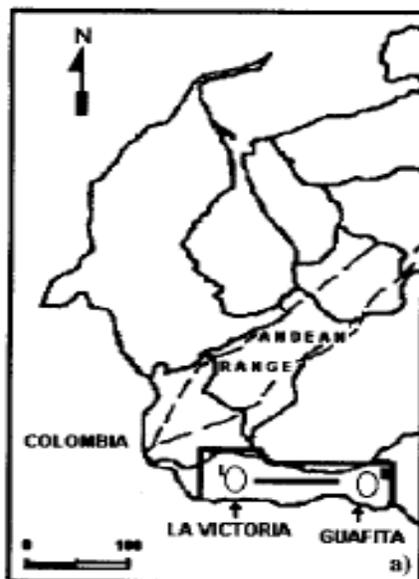


Figura 3.4 Ubicación del Campo Guafita. (Costanzo, 2000)

Todos los rípios de estos pozos en Guafita son muestras de rocas no consolidadas pertenecientes a un mismo grupo de la melaza fluvial, al parecer de deltaicos. Estas melaza comprenden el relleno de la cuenca de Barinas - Apure y tuvieron su origen durante el levantamiento de la Cordillera de los Andes de Mérida (Figura 3.4) entre el Mioceno y los tiempos de mediados del Plioceno (Grupo Guayabo, Río Yuca / Formación Parángula en la figura 3.5). Los sedimentos del Grupo Guayabo se han dividido en dos secuencias importantes (González de Juana et al., 1980), es decir, una capa basal de conglomerados con forma de aguja de granos de cuarzo, sílex y mal ordenados de grano grueso areniscas, cubierta por una capa de grano fino, areniscas blanqueadas y arcillas grises y moteadas. Las litologías que hemos estudiado, se encuentran cerca de los estratos superficiales del Campo Guafita y de los pozos de Caño Muñoz, que corresponden únicamente a la parte superior del grupo de Guayabo.

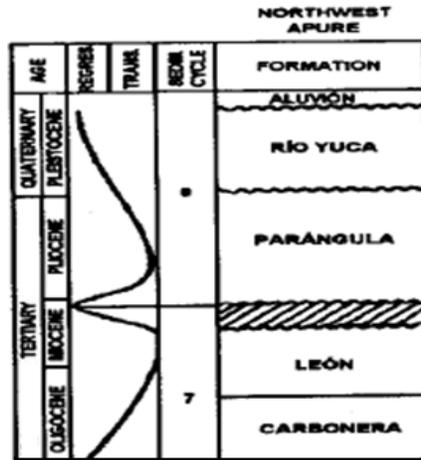


Figura 3.5 Columna Litoestratigráfica del Campo Guafita. (Costanzo, 2000)

## Capítulo 4 : Metodología

En este capítulo se presenta el método usado para llevar a cabo los entrenamientos de las redes neurales difusas, a partir de los valores experimentales del cociente  $S$  ( $CS$ ) y la susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) del pozo Saltarín 1A, Colombia. Posteriormente se evalúan estos entrenamientos con los datos experimentales de  $\chi$  de los pozos G-1X y G-8X ubicados en el campo Guafita, Venezuela.

### Determinación de los parámetros óptimos.

En este trabajo se empleó la arquitectura del sistema adaptativo de inferencia neurodifusa (ANFIS modelo lineal híbrido y Sugeno) del programa MATLAB versión 7.0 para la inferencia del cociente  $S$  ( $CS_{inf}$ ) a partir de los datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ).

Los datos experimentales con los cuales se realizaron los entrenamientos, son del Pozo Saltarín 1A, ubicado en la Cuenca sedimentaria de los Llanos Orientales, al noreste de Colombia. Se contó con 90 datos experimentales de susceptibilidad magnética  $\chi$  y cociente  $S$  ( $CS$ ), correspondientes a diferentes rangos de profundidad del pozo.

Los datos experimentales de  $\chi$  y  $CS$  a profundidad se dividieron de dos maneras: a) en tres curvas transgresivas según la gráfica de ciclos eustáticos, correspondientes a las envolvente 1 (1EV), envolvente 2 (2EV) y envolvente 3 (3EV) (ver fig. 3.3), b) por formaciones litológicas, en este caso: Guayabo (FG), León (FL) y Carbonera (FC) (ver fig. 3.2).

#### Por envolventes:

Dado que el punto de división entre la primera y segunda envolvente (1EV y 2EV) coincide con la anomalía más significativa del  $CS$  (320,08m), se hicieron varias pruebas para los entrenamientos: (a) incluyendo la anomalía en la 2EV, (b) incluyendo luego la 1EV, c) incluyendo la anomalía más el valor siguiente en la 1EV, con la finalidad de observar cómo afecta en la inferencia dicha anomalía de acuerdo a los valores de RMSE. Observando los resultados (anexo 2) se determinó que para el entrenamiento fue mejor incluir la anomalía en la 1EV (Ver fig. 4.1).

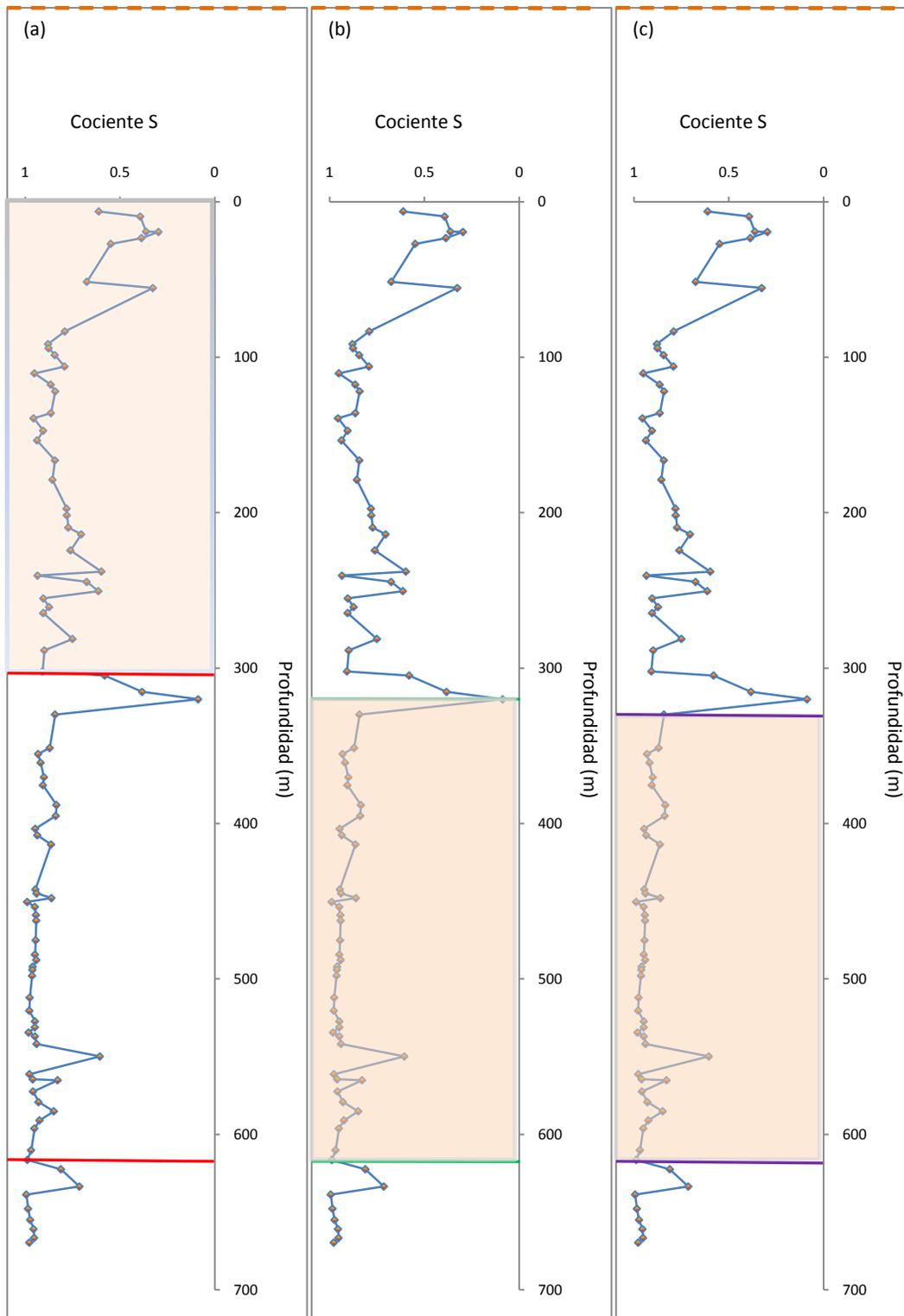


Figura 4.1 (a) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 302,16m, (b) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 320,08m y (c) Punto de corte entre la envolvente 1 y la envolvente 2 a profundidad 329,85m.

El rango de profundidad de cada envolvente se muestra en la tabla 4.1.

*Tabla 4-1 Divisiones del pozo completo Saltarín 1A según el perfil eustático*

Envoltentes	Profundidad (m)
Envoltente 1 (1EV)	0 - 320
Envoltente 2 (2EV)	320 - 610
Envoltente 3 (3EV)	610 - 670

Para especificar el tipo de ambientes según el cociente S, se consideraron los rangos de valores mostrados en la tabla 4.2.

*Tabla 4-2 Valores del cociente S caracterizados por ambientes.*

Ambiente	Valores
Óxido	0 – 0.33
Óxido/Reductor	0.33 – 0.66
Reductor	0.66 – 1

### **Por formaciones:**

Las divisiones a profundidad que corresponden a cada Formación se presentan en la tabla 4.3.

*Tabla 4-3 Divisiones a profundidad del pozo Saltarín 1A según las formaciones*

Formaciones	Profundidad (m)
Guayabo (FG)	0 - 442
León (FL)	442 - 569
Carbonera (FC)	569 - 670

La Formación Guayabo, parte superior, contiene principalmente hematita y magnetita, mientras que las Formaciones León y Carbonera contienen primordialmente pirrotita (Costanzo-Alvarez et al 2010).

## Metodología computacional

El entrenamiento de la red se realizó utilizando valores de  $CS_{exp}$  y  $\chi_{exp}$  del pozo Saltarin 1A. Las relaciones numéricas de estos valores se probaron en 4 combinaciones diferentes (modelos A, B, C y D). Los modelos A, B, C y D que se especifican en el diagrama 4.1, surgen de las posibles relaciones de datos de entrada y salida para ANFIS. En el caso en que la variable tenga como valor 0, habrá una disminución de datos al aplicarle el logaritmo.

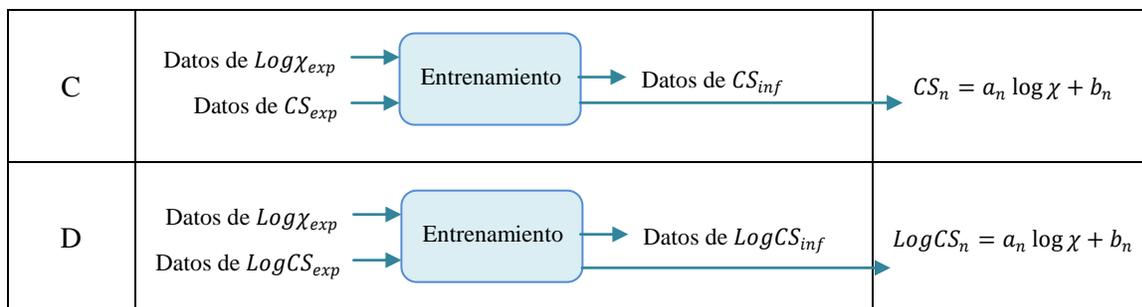
Se hizo un análisis exhaustivo de los parámetros involucrados al sistema, a fin de determinar la mejor inferencia del cociente S mediante el modulo de ANFIS, para lo cual se impusieron las siguientes condiciones de entrada y salida al programa: a) se exige una salida lineal, b) se usa el modelo híbrido c) se le pide al programa una tolerancia de 0 d) el número de iteraciones debe ser tal que el valor de RMSE (dispersión) llegue a una constante, e) se varió el número de reglas considerando: desde el mínimo número de reglas permitido por ANFIS, hasta un máximo a un valor equivalente al 10% de los datos utilizados en el entrenamiento, f) se repitió este procedimiento para cada tipo de función de pertenencia de que dispone ANFIS, (trimpf, trapmf, gbellmf, gaussmf, gauss2mf, pimf, dsigmf y psigmf). El proceso de a) a f) se probó para los 4 modelos y en cada caso se determinó el RMSE dado por ANFIS (ver anexo 2). Esto con el fin de determinar el modelo, función de pertenencia y número de reglas adecuados en cada caso.

Se debe considerar la diferencia entre los valores de dispersión RMSE, como de correlación lineal ( $R^2$ ), al variar el numero de reglas. Si esta diferencia es insignificante conviene tomar el de menor número de reglas. Ésto es debido a que las ecuaciones son más aplicables al evaluarlas con otros datos de  $\chi$ .

A continuación se muestra un diagrama de los 4 modelos que se utilizaron para la inferencia del Cociente S de acuerdo al tipo de entrada usada para el entrenamiento.

*Tabla 4-4 Entrenamientos empleando los 4 modelos y las ecuaciones resultantes*

Modelos	Datos de entrada (experimentales)	Datos de salida (inferidos)	Tantas ecuaciones como Reglas usadas para el entrenamiento
A	Datos de $\chi_{exp}$ → Datos de $CS_{exp}$ →	 Datos de $CS_{inf}$	$CS_n = a_n \chi + b_n$
B	Datos de $\chi_{exp}$ → Datos de $LogCS_{exp}$ →	 Datos de $LogCS_{inf}$	$LogCS_n = a_n \chi + b_n$

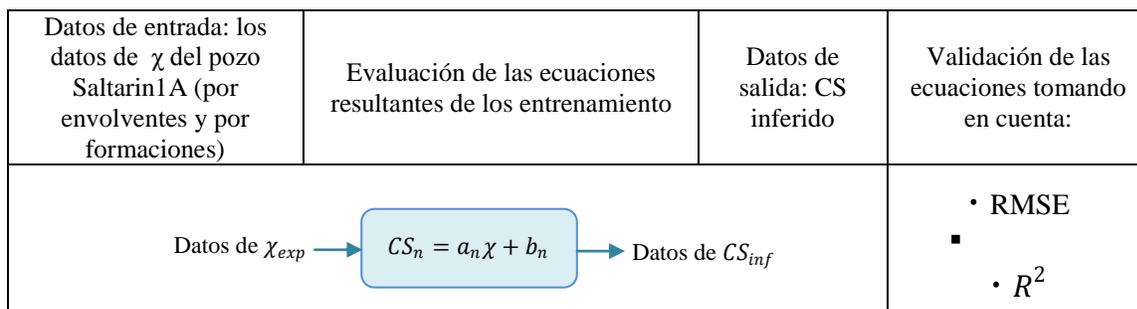


Los parámetros  $a$  y  $b$  son justamente los resultados dados por ANFIS al finalizar el entrenamiento. Estas constantes son los coeficientes que acompañan y determinan la recta, es decir, el resultado lineal del modelo Sugeno. Por cada regla que se dé al entrenar la red tendremos una recta con sus respectivas constantes, que son las que caracterizan el conjunto de valores que satisfacen cada regla.

Tanto para las divisiones de datos por envolventes, como por formaciones, se procedió a evaluar las ecuaciones obtenidas del entrenamiento (en cada caso) con valores experimentales de  $\chi$  del pozo Saltarín 1A, obteniéndose los valores de  $CS_{inf}$ . A partir de los valores de  $CS_{exp}$  y  $CS_{inf}$  se hicieron los gráficos cruzados en los que determinamos el factor de correlación cuadrática media  $R^2$  entre ambos valores. También se graficó  $CS_{exp}$  y  $CS_{inf}$  a profundidad para poder determinar cualitativamente la inferencia más adecuada (ver anexos 4 y 5).

Para el análisis cuantitativo tomamos en cuenta los valores de RMSE,  $R^2$  (ver anexo 3). En relación al estudio cualitativo nos basamos en los gráficos sobrepuestos de  $CS_{exp}$  y  $CS_{inf}$  a profundidad, que se obtienen de la evaluación de las ecuaciones con los datos de la  $\chi$  del pozo Saltarín 1A por envolventes y formaciones. A continuación se presenta el diagrama donde se muestra el procedimiento de la evaluación de las ecuaciones y que criterios tomamos para la validación de los resultados.

Tabla 4-5 Procedimiento de la evaluación de las ecuaciones, con los datos experimentales de  $\chi$  y los criterios de validación de los resultados.



Datos de $\chi_{exp}$ → $LogCS_n = a_n \chi + b_n$ → Datos de $LogCS_{inf}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comparación cualitativa entre <math>CS_{exp}</math> y <math>CS_{inf}</math>, a partir de las graficas sobrepuestas a profundidad.</li> </ul>
Datos de $Log\chi_{exp}$ → $CS_n = a_n \log \chi + b_n$ → Datos de $CS_{inf}$	
Datos de $Log\chi_{exp}$ → $LogCS_n = a_n \log \chi + b_n$ → Datos de $LogCS_{inf}$	

### **Evaluación de las ecuaciones obtenidas para el pozo Saltarín 1A con los datos experimentales de $\chi$ de los pozos G-1X y G-8X**

El número de datos con los que se disponen para el pozo G-1X es de 36 muestras y abarca una profundidad que va de 145 metros hasta 735 metros. En el pozo G-8X se trabajó con 30 muestras distribuidas a una profundidad que va desde 137 hasta 792 metros. Todas estas muestras, en ambos pozos, pertenecen al grupo Guayabo de la Formación Parángula/Río Yuca, en la cuenca venezolana Barinas – Apure.

En esta sección se evalúan las ecuaciones que arrojan mejores resultados de inferencia para el pozo Saltarin 1A, utilizando los datos de  $\chi$  de los pozos G-1X y G-8X (ver anexo 7 y 8).

## Capítulo 5 : Resultados y discusiones

En este capítulo se presenta un análisis de los resultados obtenidos de los entrenamientos de las redes neurales difusas, a partir de los valores experimentales del cociente  $S$  ( $CS$ ) y la susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) del pozo Saltarín 1A, Colombia.

En las últimas secciones se mostrarán los resultados obtenidos al inferir el  $CS$  con los datos de  $\chi$  de los pozos G-1X y G-8X ubicados en el campo Guafita, Venezuela, al evaluar las ecuaciones obtenidas de los entrenamientos de las redes neuronales difusas (RND) con los datos del pozo Saltarín 1A. Las características litológicas de los pozos empleados en el estudio son similares.

### **Análisis de los datos experimentales a profundidad.**

En esta sección se analiza de modo cualitativo el comportamiento de los datos experimentales de la  $\chi$  y del  $CS$  a profundidad. Tanto el  $CS$  y la  $\chi$  están asociados a la litología, tipos de ambientes sedimentarios, granulometrías magnéticas y tipos de minerales magnéticos.

El entrenamiento de las RND se hizo considerando diferentes divisiones sobre los datos del pozo Saltarín 1A. Una de las principales divisiones que se empleó fue por litología, es decir por formaciones geológicas, fig. 5.2. Otra división de datos se hizo teniendo en cuenta los ciclos eustáticos (Vail et al. 1997) lo cual se relaciona con los tipos de ambientes de deposición y divisiones por envolventes transgresivas, fig. 5.1. De esta forma caracterizamos el conjunto de datos experimentales del pozo Saltarín 1A, de dos modos diferentes.

En las fig. 5.1 (a) y fig. 5.2 (a) se muestran los valores experimentales del  $CS$  (línea punteada), en la fig. 5.1 (b) y fig. 5.2 (b) los valores experimentales de la  $\chi$  (línea punteada) a profundidad del pozo Saltarín 1A, así como la ubicación de la profundidad a la cual se obtienen cada una de las divisiones por formaciones (fig. 5.2) y por envolventes (fig. 5.1). De igual modo se presentan los gráficos cruzados de datos experimentales de  $CS$  vs  $\chi$  (fig 5.2 (c), (d) y (e)) para cada división por formaciones y (fig. 5.1 (c), (d) y (e)) divisiones por envolventes.

En la fig. 5.1 (a) se observan 3 anomalías del  $CS$  pertenecientes al ambiente oxidante. En la fig. 5.1 (b) la  $\chi$  solo presenta una anomalía. En este caso no es posible estimar una dependencia entre las anomalías de  $CS$  y las de la  $\chi$ . En promedio la mayoría de valores de  $CS$  se encuentran cercanos a 1 (ambiente reductor). Así mismo los valores de susceptibilidad magnética se encuentran principalmente entre 10 y 40 SI.

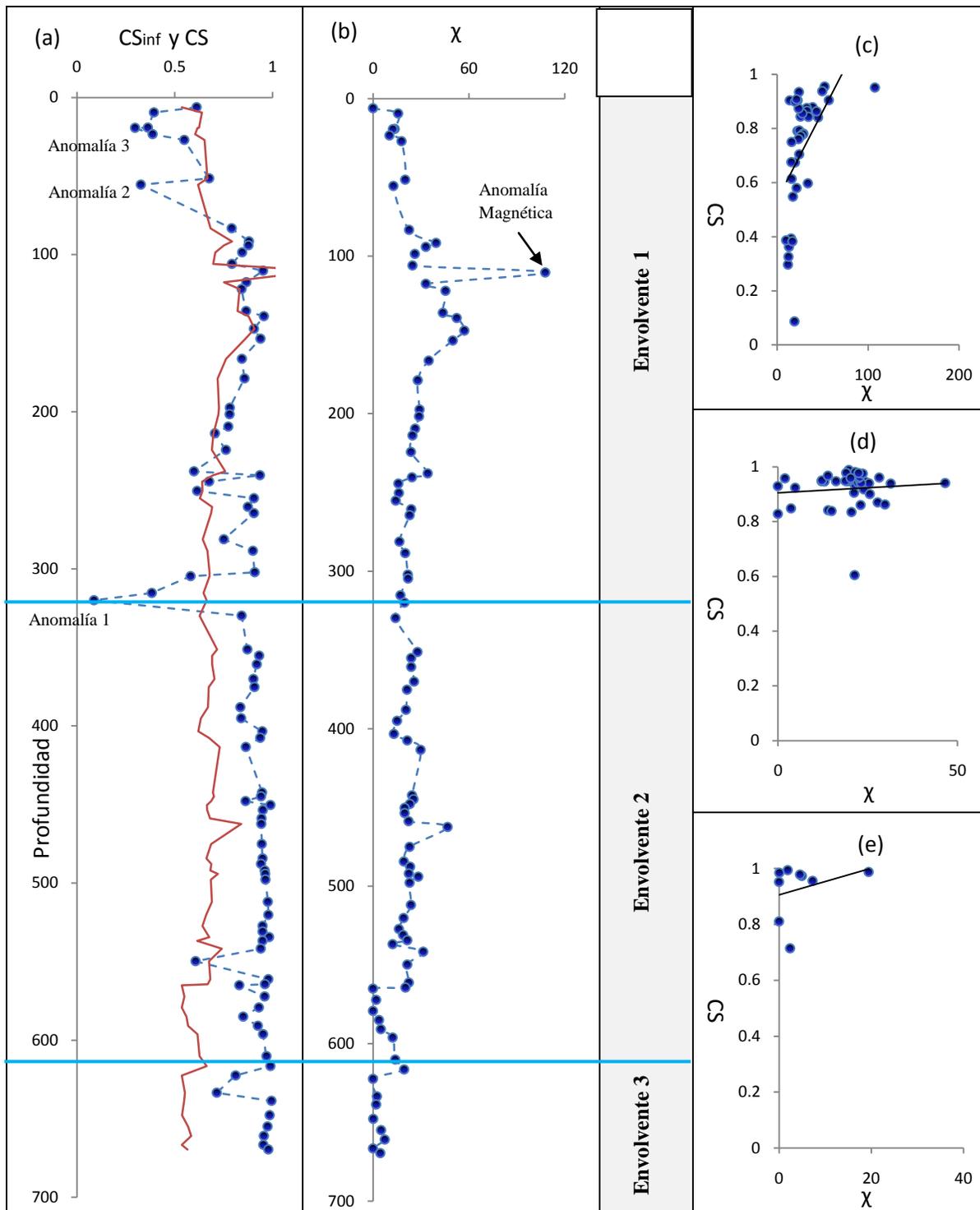


Figura 5.1 (a) Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad por divisiones de ciclos eustáticos, (b) valores experimentales de  $\chi$  a profundidad y gráficos cruzados de  $CS$  vs  $\chi$ , (c) envolvente 1, (d) envolvente 2, (e) envolvente 3.

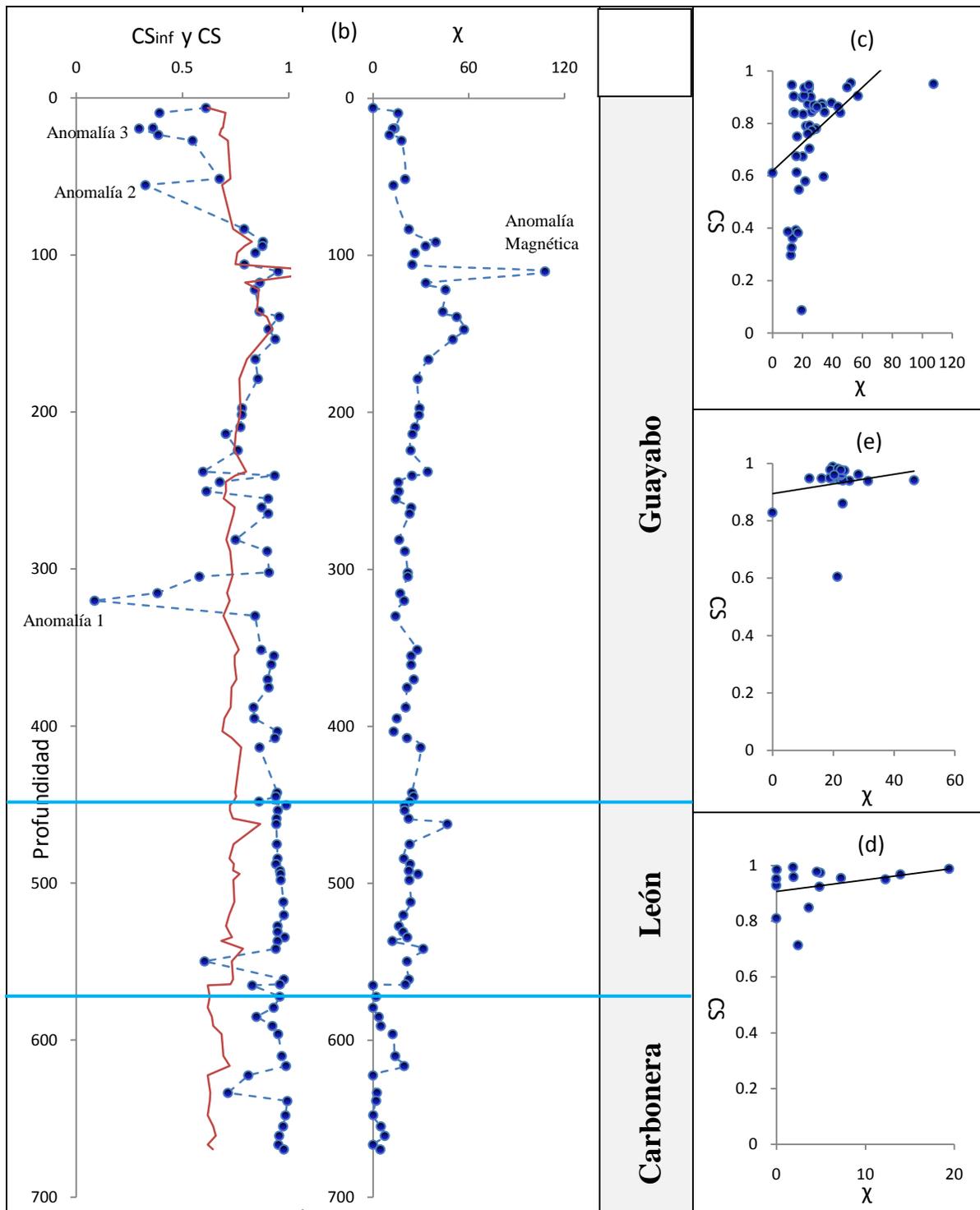


Figura 5.2 (a) Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad por divisiones litológicas, (b) valores experimentales de  $\chi$  a profundidad y gráficos cruzados de  $CS$  vs  $\chi$ , (c) Formación Guayabo, (d) Formación León y (e) Formación Carbonera.

En las fig. 5.1 (c), (d) y (e), en donde se utilizaron divisiones por envolventes y fig. 5.2 (c), (d) y (e) por formaciones, se observa que el cociente  $S$  y la susceptibilidad magnética no presentan una función matemática simple y unívoca que las relacionen, por ello se busca un programa estadístico, que pueda ajustarle una línea de tendencia.

A los gráficos cruzados del  $CS$  vs  $\chi$  por envolventes, fig 5.1 (c), (d) y (e) y por formaciones fig 5.2 (c), (d) y (e) se les ajustó una función de tendencia lineal empleando programas estadísticos, para estimar una función que pudiese inferir el  $CS$  en la medida de lo posible. Las funciones idóneas obtenidas fueron evaluadas, con valores experimentales de  $\chi$  del pozo completo Saltarín 1A, para la inferencia del  $CS$  (línea continua), ver fig. 5.1 (a) y fig. 5.2 (a). Estos resultados indican que los métodos computacionales comunes (EXCEL) no son capaces de inferir satisfactoriamente  $CS$  a partir de  $\chi$ . Esto, nos lleva a experimentar con otros métodos, en este caso las redes neuronales difusas, las cuales, dividiendo los datos suministrados de modo automático, generan un conjunto de ecuaciones asociadas a estas divisiones.

### **Entrenamiento de las RND usando los datos experimentales divididos por ciclos eustáticos.**

En esta sección se estudiarán los datos del pozo Saltarín 1A (S1A), divididos según los ciclos eustáticos identificados de acuerdo con la tabla global de Vail et al. (1997). El pozo Saltarín 1A se divide en tres secciones que se representan por envolventes transgresivas, (fig. 5.1 (a)).

Dado que el punto de división entre la primera y segunda envolvente (1EV y 2EV) coincide con la anomalía más significativa del  $CS$  (320,08m), se hicieron varias pruebas para los entrenamientos (a) incluyendo la anomalía en la 1EV, (b) luego en la 2EV, con la finalidad de observar como afecta en la inferencia, dicha anomalía (según el RMSE). Observando los resultados (anexo 2) se determinó que para el entrenamiento de la red neuronal difusa fue mejor incluir la anomalía en la 1EV, ya que esta envolvente contiene varios puntos que pertenecen al ambiente oxido/reductor, mientras que la 2EV corresponde en su mayoría a un ambiente reductor.

Los datos pertenecientes a la 1EV corresponden básicamente a dos tipos de ambientes: oxido/reductor y reductor, salvo dos puntos (valores) que pertenecen al ambiente oxidante. La 2EV pertenece primordialmente al ambiente reductor, al igual que la 3EV.

Utilizando los datos de cada envolvente se realizaron los entrenamientos variando el número de reglas y el tipo de modelo (función de pertenencia: Gauss), con el fin de determinar el mejor conjunto de ecuaciones inferidas. La selección de los mejores

resultados (análisis cuantitativo) se hizo considerando los valores de correlación lineal ( $R^2$ ) y la dispersión (RMSE) de los datos inferidos y experimentales de CS.

Mientras más cerca este el  $R^2$  de 1, la correlación lineal será más adecuada. Respecto al RMSE, mientras más cerca este de cero, la dispersión será menor. La combinación de ambos valores refleja numéricamente el grado de inferencia.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (CS_{inf} - CS_{exp})^2}{n}}$$

Las tablas con los resultados de correlación lineal y dispersión se presentan en el anexo 3. Los resultados por envolventes más relevantes, respecto a los modelos y número de reglas se muestran en la tabla 5.1

Tabla 5-1 Valores del  $R^2$  y RMSE de los entrenamientos por envolventes más significativos.

Envolventes	Modelo		Reglas	$R^2$ (%)		RMSE(%)	
Env1	A	D	2	50	41	15	16
	A	C	3	52	54	15	15
	A	B	6	71	82	12	8
Env2	A	D	2	3	2	7	4
	A	B	3	10	8	6	4
	A	B	6	32	30	6	3
Env3	B	D	2	34	40	4	4
	B	D	3	87	99	2	1

Después de analizar los resultados de todas estas pruebas computacionales (anexo 3), se obtienen las ecuaciones derivadas de los entrenamientos más importantes (tabla 5.1). Se procede a evaluar estas ecuaciones utilizando los valores de susceptibilidad magnética de las otras dos envolventes complementarias (anexo 4). Mediante un estudio cualitativo y cuantitativo (anexo 4) se determinó que el mejor entrenamiento está dado por la envolvente 1, modelo A, 2 y 3 reglas. En esta sección sólo se presentaran los gráficos más representativos.

Con las ecuaciones de la 2EV no se ha encontrado una buena inferencia al evaluar con sus propios datos de  $\chi$ , ni con los datos de las otras dos envolventes (1EV y 3EV).

Para las ecuaciones obtenidas con los datos de la 3EV, se usaron 2 reglas. En este caso el número de reglas (2) para la cantidad de datos (9) introduce una sobre-estimación del sistema. Se supone que esta es la razón por la que el cociente  $S$  inferido al evaluar los valores de  $\chi$  de las otras envolventes restantes no sea el adecuado dando valores de RMSE

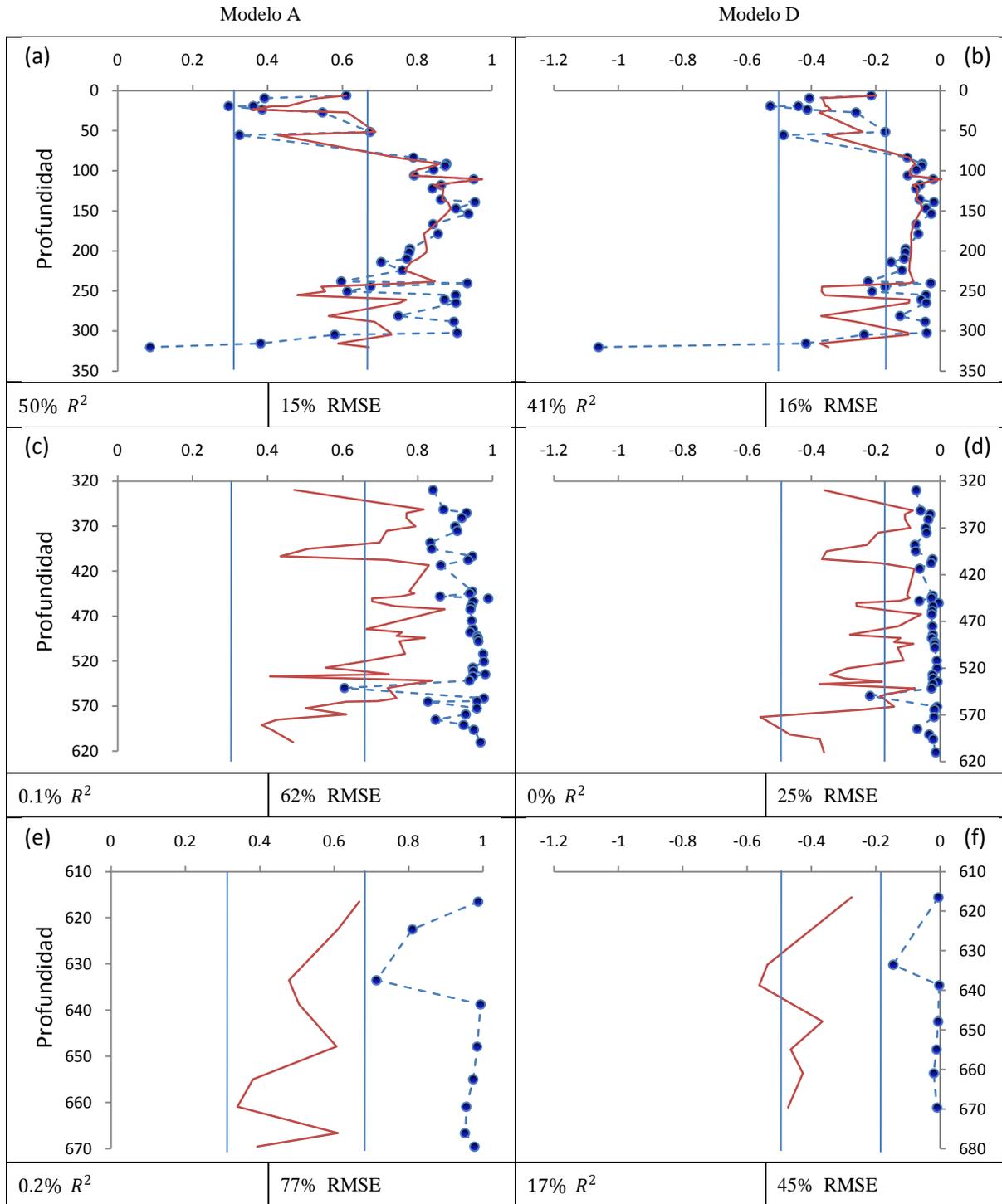


Figura 5.3 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la **Envolvente 1** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3.

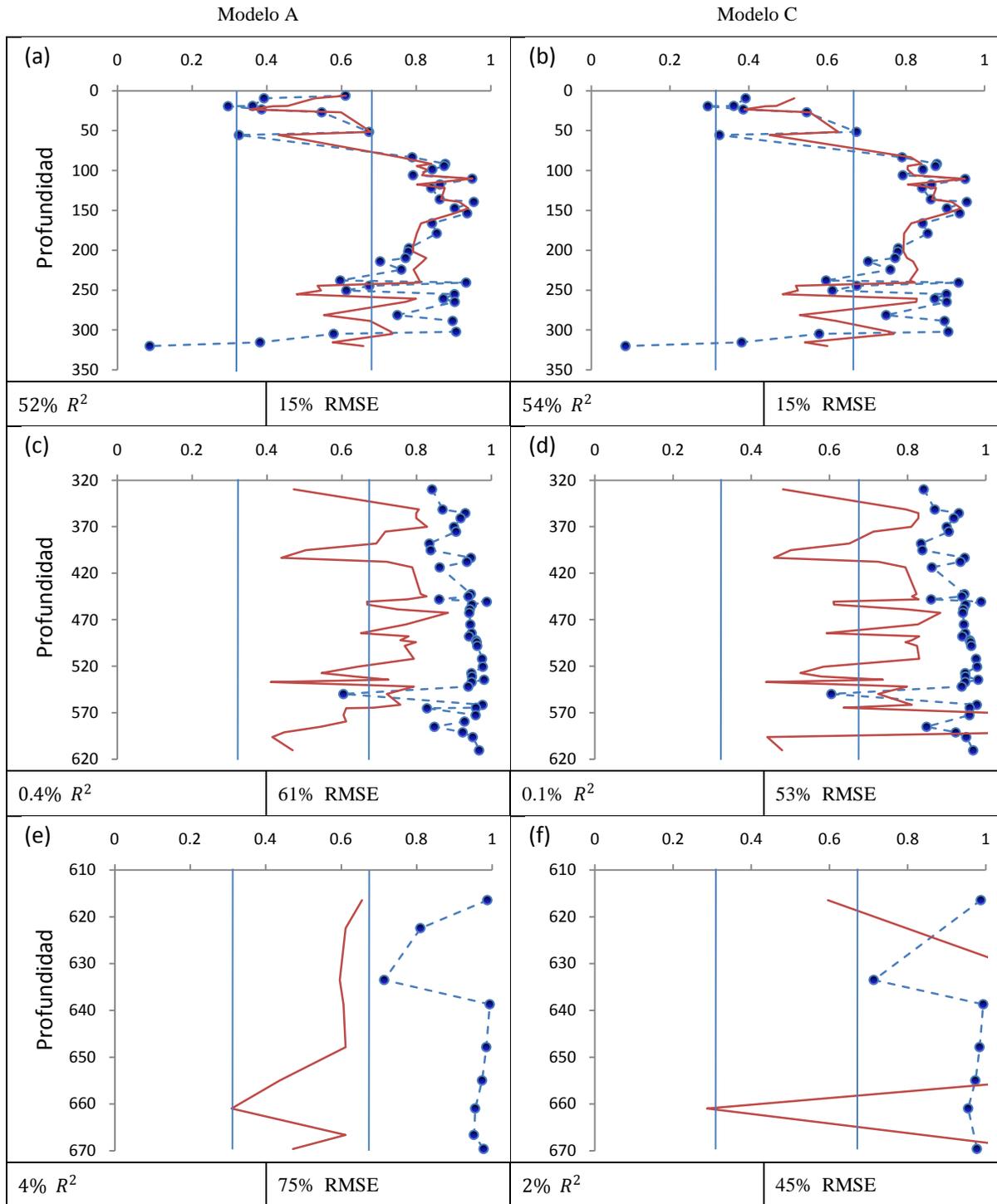


Figura 5.4 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la **Envolvente 1** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3.

excesivamente elevados. En general, la mejor inferencia la proporciona el entrenamiento para los datos de la 1EV usando el modelo A, para las reglas 2 y 3. Sin embargo, no se obtuvo una buena inferencia al evaluar estas ecuaciones con los datos de  $\chi$  de las envolventes 2 y 3.

También se observa que al evaluar las ecuaciones de la 1EV con los datos experimentales de la  $\chi$  de la 2EV y 3EV, no es posible adquirir una buena inferencia del *CS*. Los valores de  $R^2$  y RMSE confirman lo inapropiado del empleo de estas ecuaciones en regiones, donde el *CS* nos ratifica que el tipo de ambientes en ambas zonas es diferente. Independientemente del número de reglas que se utilice. (Ver anexo 4).

Analizando las gráficas de los resultados obtenidos de los entrenamientos para 6 reglas (ver anexo 4), se puede observar que a medida que se aumenta el número de reglas, el cociente *S* inferido mejora al evaluar sobre sí mismo, pero para la evaluación de las ecuaciones con los datos de la  $\chi$  de las otras dos envolventes empeora significativamente. Se puede ver también que los valores del cociente *S* inferidos dan mucho mayores que los valores experimentales del cociente *S*. Eso se refleja en los resultados del RMSE que van aumentando a medida que aumenta el número de reglas. Se considera que no es recomendable trabajar con un número de reglas que exceda un número equivalente al 10% de los datos. En todos los casos, salvo para el pozo completo, usar 6 reglas supera ese valor y por ello las ecuaciones que surgen del entrenamiento no tienen la capacidad de inferir bien sobre la evaluación de otros datos, debido a que las ecuaciones pierden generalidad.

Se ha encontrado que las ecuaciones con el modelo A, para 2 y 3 reglas, de los datos de la 1EV, son las que proporcionan los mejores valores de correlación lineal y dispersión entre el cociente *S* experimental y el inferido.

Estimamos que las ecuaciones obtenidas con el menor número de reglas, pueden adaptarse mejor a valores correspondientes a otros pozos, siempre y cuando la variabilidad en tipos de ambientes sea similar. Las ecuaciones de la envolvente 1, modelo A con 2 y 3 reglas, se presenta en la tabla 5.2.

*Tabla 5-2 Ecuaciones obtenidas para 2 y 3 reglas difusas, con el modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la envolvente 1*

Reglas difusas	Función de pertenencia Gauss (Ancho/2, Centro)	Ecuaciones
2	(12.9, -16)	$CS = -0.084\chi + 0.56$
	(49.2, 100.9)	$CS = 0.0017\chi + 0.79$
3	(3.4, 17.8)	$CS = 0.034\chi - 0.009$
	(18, 73.9)	$CS = 0.0076\chi + 0.58$
	(22.4, 93.5)	$CS = 0.0019\chi + 0.66$

Para la envolvente 2, modelo A, de ambiente básicamente reductor, se observa una mejora en el reconocimiento del patrón al aumentar de 2 a 3 reglas, pasando de un 3% a un 10% de correlación lineal entre valores experimentales e inferidos, sin desmejorar el RMSE (de 7% a 6%). En la tabla 5.3 mostramos los resultados obtenidos al utilizar 2 reglas difusas.

*Tabla 5-3 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, con el modelo A, a partir de los datos pertenecientes a la envolvente 2*

Reglas difusas	Función de pertenencia Gauss (Ancho/2, Centro)	Ecuaciones
2	(2.4 , 16.4)	$CS = 0.00066\chi + 0.91$
	(8.8 , 61.6)	$CS = 0.0021\chi + 0.84$

En el caso de la envolvente 3 se encuentra que para 2 y 3 reglas, el modelo D es el que arroja mejores resultados. No se muestran las ecuaciones, ya que la cantidad de datos es inferior al mínimo de reglas permitido por ANFIS. La poca información para generar los coeficientes de las ecuaciones de esta envolvente, es la causa más probable de no obtener ningún resultado satisfactorio.

### **Entrenamiento de las RND usando los datos experimentales divididos por formaciones litológicas.**

Por otro lado se hicieron pruebas computacionales similares a las anteriores pero dividiendo ahora los datos de acuerdo a la litología asociada al pozo Saltarín 1A, en tres formaciones: Guayabo, León y Carbonera (figura 5.1). Al menos 52 datos experimentales pertenecen a la Formación Guayabo (FG), la Formación León (FL) contiene 23 datos, mientras que solo se cuenta con 15 datos para la Formación Carbonera (FC). Esto hace que el número mínimo de reglas permitido por ANFIS supere en algunos casos el número máximo de reglas difusas para la inferencia del cociente S de la Formación Carbonera.

La litología de la FG consta básicamente de arenisca, indicando la presencia de magnetita (Costanzo et al. 2010). En esta sección se observa una anomalía magnética, asociada a la presencia de framboides de magnetita autigénica. Así mismo el tipo de litología en la Formación León está compuesta principalmente de lodolitas, revelando la presencia de pirrotita. En ellas no se aprecian anomalías significativas. Por último, la FC con pocos datos, está compuesta en gran parte por lodolitas con un porcentaje bajo de arenisca. Al igual que la Formación León ésta contiene pirrotita. Las formaciones Guayabo, León y Carbonera no solo muestran diferentes litologías entre ellas, si no también presentan significativas variaciones mineralógicas. Guayabo tiene una litología diferente entre la capa superior y la inferior (Bayona et al 2008).

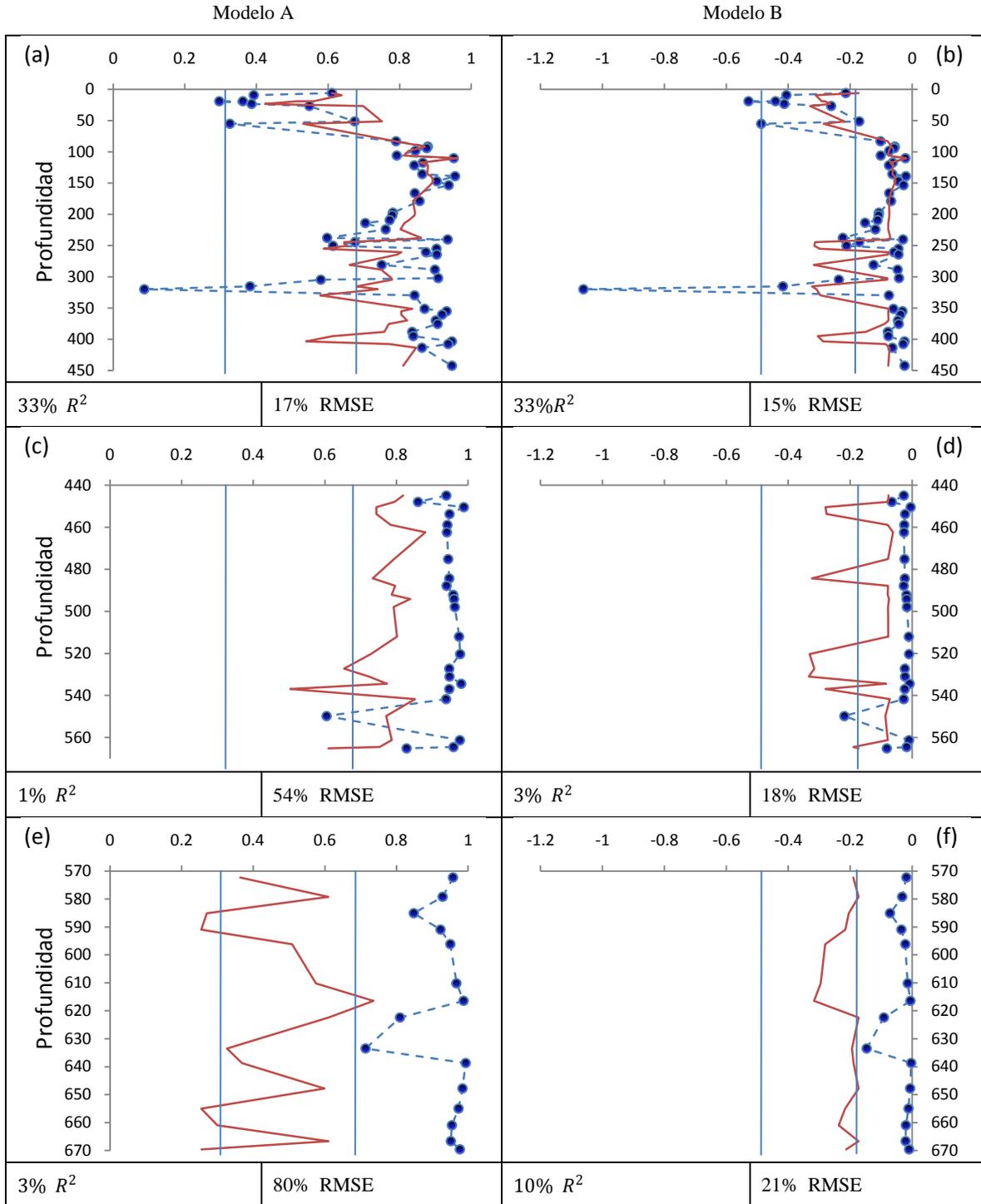


Figura 5.5 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

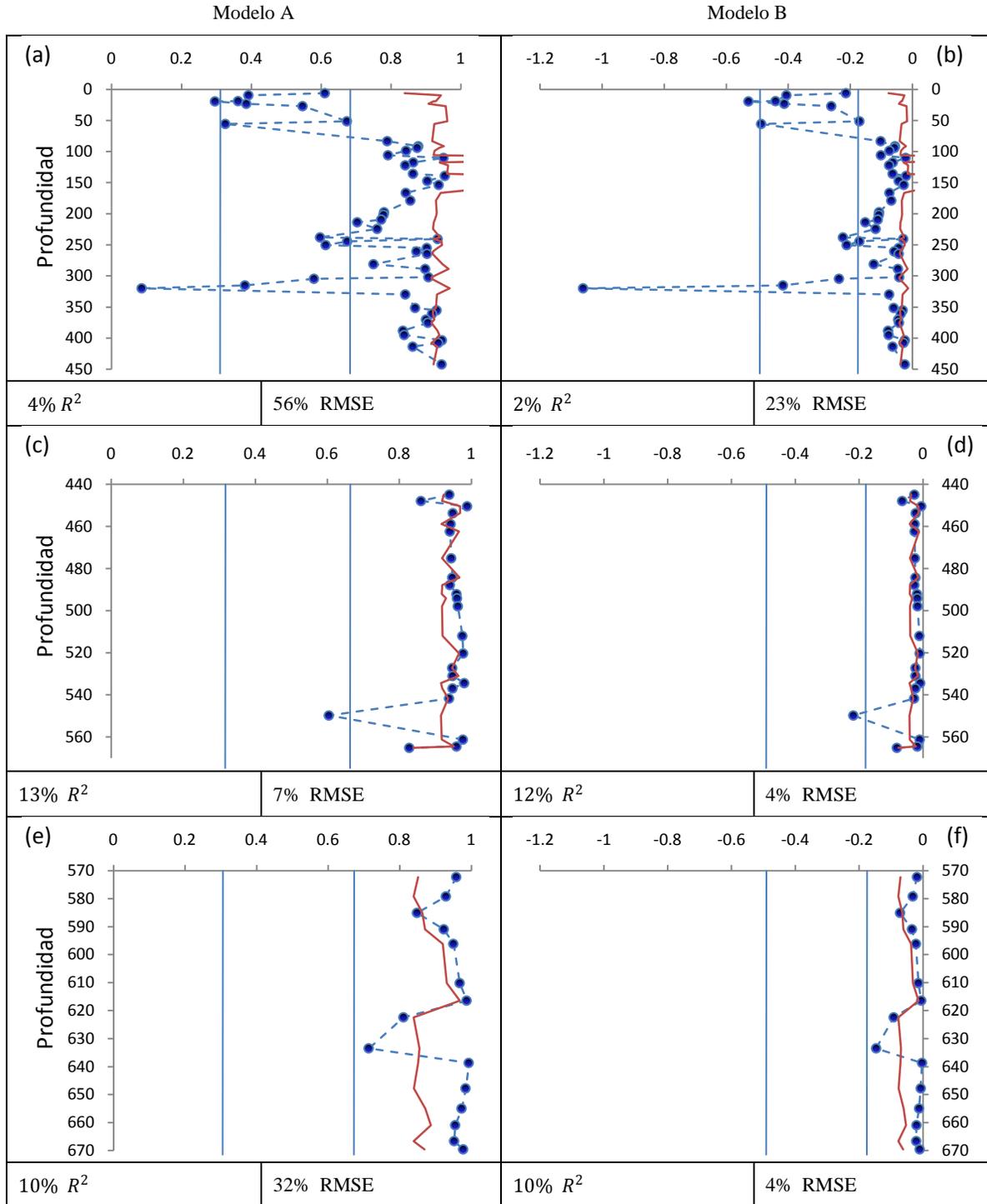


Figura 5.6 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

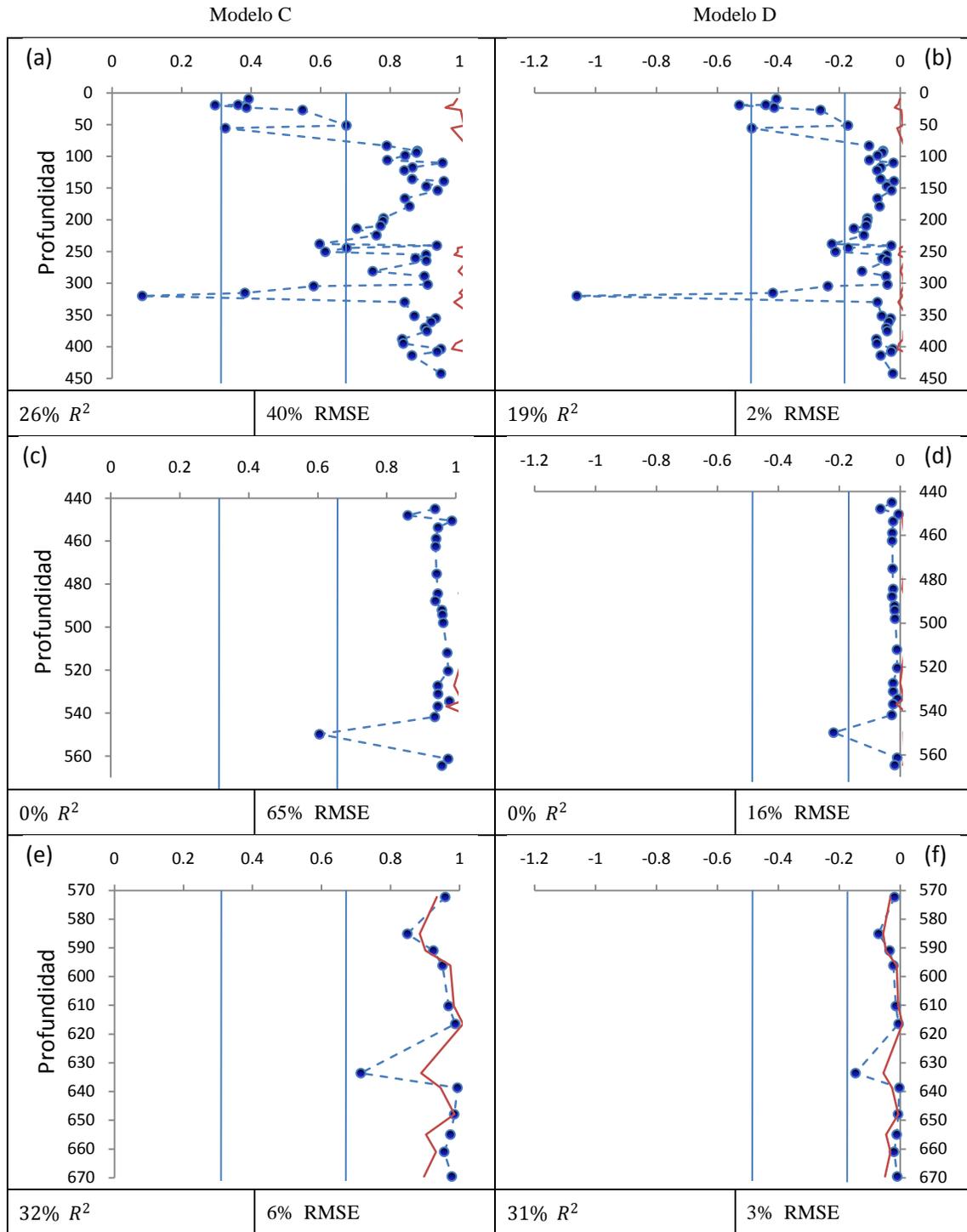


Figura 5.7 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

En esta sección se mostrarán los resultados correspondientes a 2 reglas difusas para: (1) los modelos A y B, utilizando las ecuaciones obtenidas del entrenamiento de las RND con los datos de la  $\chi$  de la Formación Guayabo (fig. 5.5); (2) los modelos A y B empleando las ecuaciones del entrenamiento de las RND con los datos de la  $\chi$  de la FL (fig. 5.6); (3) y los modelos C y D con las ecuaciones encontradas al entrenar las RND con los datos de la  $\chi$  de la FC (fig 5.5).

En las pruebas computacionales realizadas se usaron de 2 a 3 reglas difusas (anexo 5). Para la selección de la inferencia más adecuada se tomó en cuenta: (a) la observación cualitativa del ajuste grafico entre los valores experimentales y los valores inferidos; (b) el  $R^2$  y el RMSE, como también la diferencia del RMSE entre las dos reglas usadas.

Al hacer el análisis de los entrenamientos de las redes neuronales difusas por formaciones litológicas, observamos que son capaces de reconocer los patrones de las diferentes litologías, encontrando que:

- a) Los resultados obtenidos para el entrenamiento (fig. 5.5 (a), (b)) de los datos de la FG indican que los modelos A y B dan valores de  $R^2$  y RMSE similares. Cualitativamente observamos algunas mejoras en sus máximos al usar el modelo A. Las ecuaciones y rangos de  $\chi$  se muestran en la tabla 5.4.

Tabla 5-4 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, modeloA, a partir de los datos pertenecientes a la Formación Guayabo

Reglas difusas	Función de pertenecia Gauss (Ancho/2, Centro)	Ecuaciones
2	(16.8 , -40.2)	$CS = -1.62\chi - 0.82$
	(65.3 , 89.6)	$CS = 0.0013\chi + 0.82$

En las figuras 5.5 (c), (d), (e) y (f), se observa que la FG no reconoce los patrones de las formaciones de León, ni de Carbonera. Este resultado pudiese deberse a que existen diferencias litológicas entre FG – FL y FG – FC. Los valores del cociente  $S$  inferido se salen del rango de los valores del cociente  $S$  experimental.

- b) Del entrenamiento con datos de la Formación León, se muestra que no es posible inferir sobre la Formación Guayabo (figura 5.6 (a), (b)), En el caso de la Formación Carbonera (figura 5.6 (e) y (f)) vemos que la inferencia es más adecuada, ya que los valores de  $R^2$  y RMSE son similares a los encontrados en la propia región de entrenamiento. Este resultado se asocia a la similitud entre las componentes litológicas de ambas formaciones. Los valores del cociente  $S$  inferidos se encuentran dentro del rango de los datos experimentales. Las ecuaciones obtenidas son:

Tabla 5-5 Ecuaciones obtenidas para 2 reglas difusas, modeloA, a partir de los datos pertenecientes a la Formación León

Reglas difusas	Función de pertenencia Gauss (Ancho/2, Centro)	Ecuaciones
2	(5.4, -17.3)	$CS = 0.0067\chi - 0.84$
	(1.5, 30.5)	$CS = 0.002\chi - 0.87$

- c) Del entrenamiento con los datos de la Formación Carbonera, se observa que la inferencia del cociente S sobre sí misma es adecuada (fig. 5.7 (e), (f)), pero sin embargo se ha hecho una sobre-estimación. No se esperaba obtener buenos resultados al evaluar las ecuaciones con los valores de la  $\chi$  de la FL, ya que: el entrenamiento se realizó con pocos datos y las litologías entre FL/FC y FG/FC son diferentes.

### **Evaluación de los datos experimentales del Pozo Guafita G-1X y G-8X con los entrenamientos por envolventes y formaciones.**

El rango de valores experimentales que se tienen de los pozos G-1X y G-8X ubicados en el campo Guafita, Venezuela, pertenecen al grupo Guayabo de la Formación Rio Yuca Parángula que es el equivalente venezolano de la Formación Guayabo en Colombia.

En los datos experimentales de la  $\chi$  del pozo G-1X se observan dos anomalías de magnéticas, una asociada a framboides (anomalía tipo A) aproximadamente a 220 metros y otra asociada a contrastes litológicos (anomalía tipo B) aproximadamente a 320 metros, (Costanzo-Álvarez et al. 2000). Las anomalías tipo A están relacionadas generalmente con la presencia de hidrocarburos. Las anomalías tipo A son producto de la reacción reductora de la hematita primaria con los reservorios de hidrocarburos subyacentes dando como resultado magnetita autigenica secundaria con morfología framboidal. Por otro lado la anomalía tipo B está asociada a contrastes litológicos que podrían ser causados por cambios de condiciones sedimentarias probablemente producidas por pulsos tectónicos aislados. El pozo G-8X solo presenta una anomalía de susceptibilidad magnética tipo B cercana a los 400 m de profundidad.

La litología de los estratos superficiales del campo Guafita, perteneciente al grupo Guayabo está compuesta primordialmente por una capa de grano fino, de areniscas y arcillas grises y moteadas, muy similar a la litología de la Formación Guayabo del pozo Saltarín 1A.

El pozo G-1X es básicamente de ambiente oxido/reductor, mientras que el pozo G-8X tiene la tendencia a ambiente reductor.

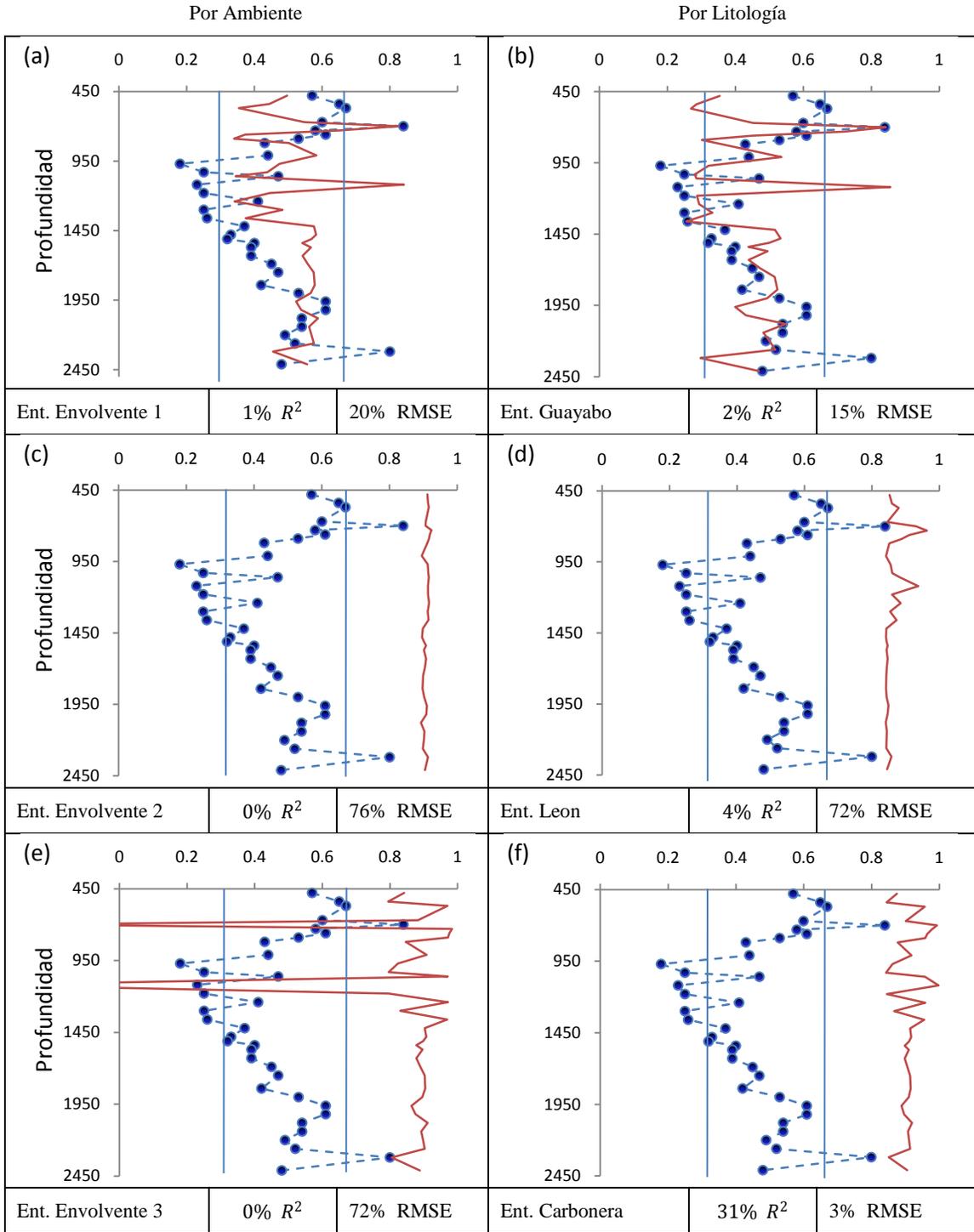


Figura 5.8 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas, modelo A), con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a), (c), (e) por envolventes y (b), (d), (f) por formaciones

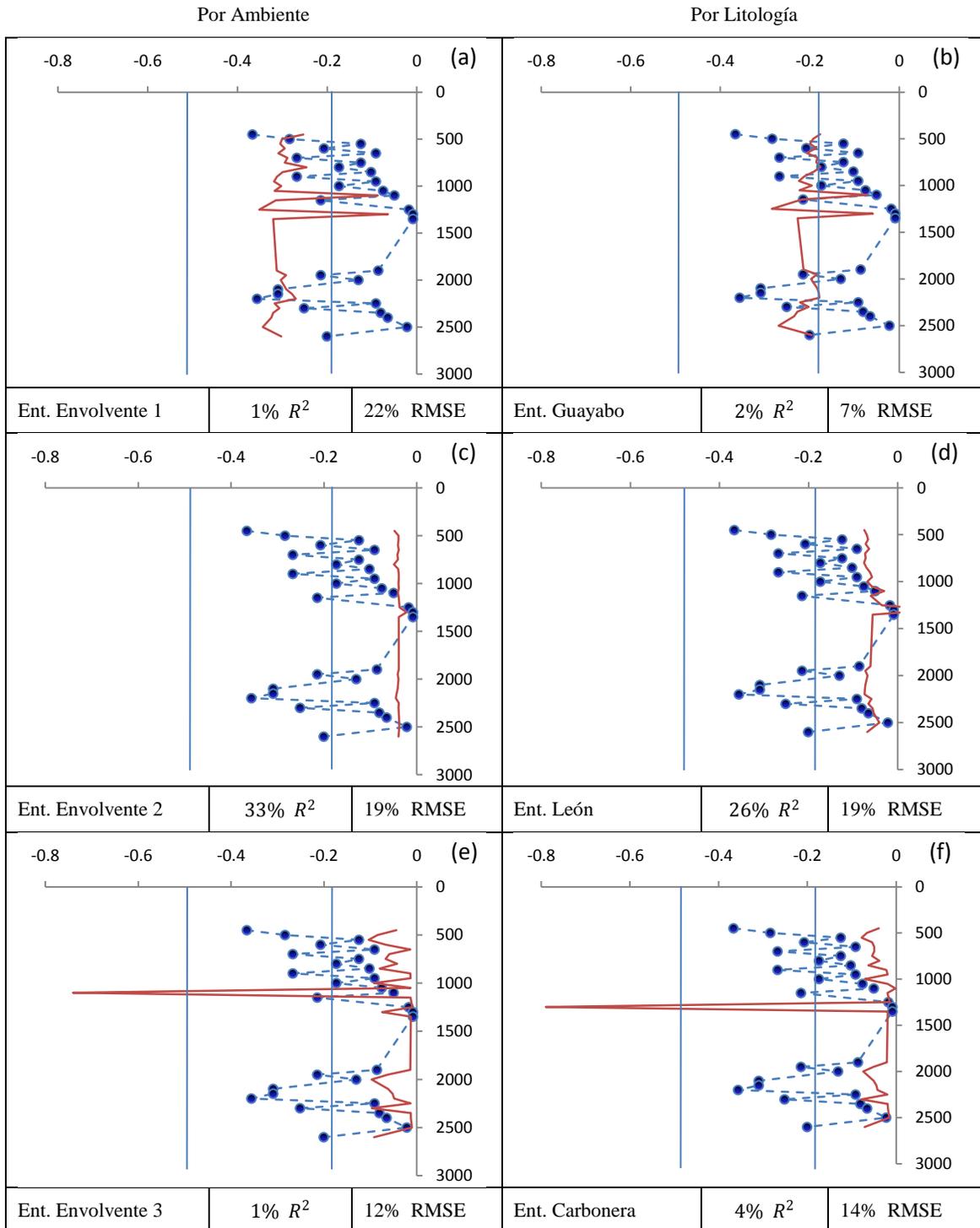


Figura 5.9 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones del pozo Salтарin es del pozo Salтарin 1A (2 reglas difusas, modeloB), con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a), (c), (e) por envolventes y (b), (d), (f) por formaciones

La fig. 5.8 (a), (c), (e) muestra los valores de  $CS$  inferido del pozo G-1X, a partir de las ecuaciones más importantes obtenidas de los entrenamientos por envolventes del pozo Saltarín 1A. En la Figura 5.8 (b), (d), (f). Se presenta la evaluación de las ecuaciones obtenidas de los entrenamientos por formaciones del pozo Saltarín 1A con los datos de la  $\chi$  del pozo G-1X. Con esta prueba estamos evaluando que tan generales son las ecuaciones obtenidas en las secciones anteriores.

Las figuras 5.9 (a), (c) y (e), muestran los valores de  $CS$  inferido del pozo G-8X, a partir de las ecuaciones más importantes derivadas de los entrenamientos por envolventes del pozo Saltarín 1A. En la figuras 5.9 (b), (d), (f), se presenta la evaluación de las ecuaciones generadas de los entrenamientos por formaciones del pozo Saltarín 1A con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X.

La evaluación de las ecuaciones para el modelo A con 3 reglas, por envolventes y formaciones del pozo Saltarín 1A, con los datos de  $\chi$  del pozo G-1X, muestra una mala inferencia del  $CS$ , (ver anexo 7). De igual modo sucede con el pozo G-8X, (ver anexo 8). La inferencia del  $CS$  mas satisfactoria para el pozo G-1X, son las ecuaciones que surgen; a) por formaciones: Formación Guayabo; b) por envolventes: la 1EV; con el modelo A y 2 reglas. En el caso del pozo G-8X, la mejor inferencia del  $CS$  viene dada por las ecuaciones; a) por formaciones: de la Formacion Guayabo; b) por envolventes: la 1EV, con el modelo B y 2 reglas.

Este resultado es significativo, ya que se ha obtenido un conjunto de ecuaciones, que parecen ser capaces de inferir el  $CS$  a partir de los datos de  $\chi$ , siempre que la litología sea similar a la del pozo G-1X del campo Guafita que pertenece al equivalente en Venezuela de la Formación Guayabo.

La inferencia del  $CS$  del pozo G-8X, no es tan satisfactoria como la que se observa en el caso del pozo G-1X. Esta diferencia de resultados podría ser debida al tipo de anomalías magnéticas en cada caso. Estudios anteriores en el pozo Saltarín 1A parecen indicar la presencia de una anomalía tipo A entre los 100 y 150 metros de profundidad, en la Formación Guayabo (Costanzo Álvarez et al 2010). El pozo G-1X al igual que el Saltarín 1A presenta una anomalía tipo A, mientras que el pozo G-8X solo tiene una anomalía tipo B (Costanzo Álvarez et al 2010). Esto explicaría el uso de diferentes modelos y la calidad de la inferencia de  $CS$ , que se emplea para la inferencia de los pozos G-1X y G-8X.

En general, analizando los resultados de las fig. 5.8 (b) y fig. 5.9 (b), se observa que el entrenamiento es capaz de identificar formaciones, tipos de ambientes y tipos de anomalías presentes.

## Capítulo 6 : Conclusiones

En este capítulo se resumen los resultados más significativos de esta investigación. Gran parte de este trabajo consistió en seleccionar el entrenamiento más adecuado de las redes neuronales difusas, usando datos experimentales de Susceptibilidad magnética y Cociente  $S$  del pozo Saltarín 1A, con el fin de obtener un conjunto de relaciones empíricas que permitan inferir valores de cociente  $S$  usando valores experimentales de susceptibilidad magnética. Esto para luego poder inferir cociente  $S$  usando valores experimentales de susceptibilidad magnética en otros del pozos con litologías similares tales como G-1X y G-8X del campo Guafita.

El cociente  $S$  y la susceptibilidad magnética no presentan una función matemática simple y univoca que las relacionen entre si, no es posible estimar una dependencia entre las anomalías de  $CS$  y las de la  $\chi$

Al aumentar el número de reglas difusas en los entrenamientos de las redes neurales con los datos experimentales de susceptibilidad magnética del pozo Saltarín 1A, el cociente  $S$  inferido mejora al evaluar las ecuaciones con los propios valores de  $\chi$ , pero al evaluar las ecuaciones con otros datos de  $\chi$ , el cociente  $S$  empeora significativamente. De acuerdo a estos resultados se deduce que las ecuaciones obtenidas con el menor número de reglas, pueden adaptarse mejor a valores correspondientes a otros pozos, siempre y cuando la variabilidad en tipos de ambientes sea similar.

Mediante un estudio cualitativo y cuantitativo del cociente  $S$  inferido, a partir de los entrenamientos por envolventes y formaciones, se determinó que las ecuaciones más adecuadas son las que se obtienen de los entrenamientos con los datos de  $\chi$  y  $CS$  de la envolvente 1 o la Formación Guayabo, modelo A, 2 reglas, del pozo Saltarín 1A. Sin embargo, no se obtuvo una buena inferencia al evaluar estas ecuaciones con los datos de  $\chi$  de las envolventes 2 y 3 o las formaciones Leon y Carbonela. Este resultado pudiese deberse a que existen diferencias litológicas y mineralógicas entre FG – FL y FG – FC o también por la diferencia de tipos de ambientes.

La mejor inferencia del  $CS$ , para el pozo G-1X, viene dada por las ecuaciones que se obtienen; a) por formaciones: la Formación Guayabo; b) por envolventes: la 1EV; con el modelo A y 2 reglas. En el caso del pozo G-8X, la mejor inferencia del  $CS$  viene dada por las ecuaciones; a) por formaciones: de la Formación Guayabo; b) por envolventes: la 1EV, con el modelo B y 2 reglas.

Este resultado que se obtuvo al inferir el  $CS$  sobre el pozo G-1X y G-8X es significativo, ya que se ha obtenido un conjunto de ecuaciones, que parecen ser capaces de inferir el  $CS$  a partir de los datos de la  $\chi$ , siempre que la litología sea similar a la del pozo

G-1X del campo Guafita que pertenece al equivalente en Venezuela de la Formación Guayabo.

La inferencia del *CS* del pozo G-8X, no es tan satisfactoria como la que se observa en el caso del pozo G-1X. Esta diferencia de resultados podría ser debida al tipo de anomalías magnéticas en cada caso. El pozo G-1X al igual que el Saltarín 1A presenta una anomalía tipo A posiblemente producida por framboides de magnetita, muy similares a los framboides de magnetita que producen una anomalía tipo A en el Saltarín 1A. Por otro lado el pozo G-8X solo tiene una anomalía tipo B. Esto explicaría el uso de diferentes modelos y la calidad de la inferencia de *CS*, que se emplea para la inferencia de los pozos G-1X y G-8X.

Analizando los resultados de los entrenamientos, se observa que estos son capaces de identificar formaciones, tipos de ambientes y tipos de anomalías presentes por separado. Sin embargo es de notar el hecho de que la inferencia de cociente *S* que se logra al entrenar la red con los datos experimentales de susceptibilidad magnética de la parte superior de la Formación Guayabo (en la que se han identificado únicamente magnetita y hematita) no funciona para la Formación León y la Formación Carbonera dominadas por compuestos de Fe y S (pirrotita). Esto implica que no existe una relación unívoca entre  $\chi$  y *CS*, si no que tal relación depende del tipo de mineral magnético que se esté considerando. Más aún, el hecho de que los entrenamientos en Guayabo, para el pozo Saltarín 1A, con una anomalía tipo A, funcionen adecuadamente en un pozo del Campo Guafita con anomalía tipo A también (framboides autigénicos de magnetita), pero no para las anomalías tipo B producidas por contrastes litológicos y magnetita detrítica, sugiere que la relación entre  $\chi$  y *CS* tampoco es unívoca tratándose del mismo mineral magnético, pero diferentes granulometrías.

## Bibliografía

**Alonso N.** “Sistema Neuro-Fuzzy”

<http://www.infor.uva.es/calonso/IAII/Aprendizaje/TrabajoAlumnos/NFmemoria.pdf>

**Aldana, M., Costanzo-Alvarez V., Vitiello, D., Colmenares, L., and Gomez, G.** (1999) Framboidal magnetic minerals and their possible association to hydrocarbons: La Victoria oil field, Southwestern Venezuela. *Geofísica Internacional*, V38, p 137–152.

**Bayona, G., Valencia, A., Mora, A., Rueda, M., Ortiz, J. and Montenegro, O.** (2008) “Estratigrafía y procedencia de las rocas del Mioceno en la parte distal de la cuenca antepais de los Llanos de Colombia” *Geología Colombiana*, Vol. 33, p. 23 - 46.

**Chahuara Q. José C.** (2005) “Control neuro-difuso aplicado a una Grúa Torre” Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Electrónica, Perú.

**Costanzo V., Aldana M., Aristeguieta O., Marcano C. y Aconcha E.** (2000). Study of Magnetic Contrasts in the Guafita Oil Field (South-Western Venezuela), *Phys. Chem. Earth (A)*, 25(5), 437-445, 2000.

**Costanzo V., Aldana M., Díaz M., Bayona G., and Ayala C.** (2006) Hydrocarbon-induced magnetic contrasts in some Venezuelan and Colombian oil wells. *Earth Planets Space*, V 58, p.1401–1410

**Costanzo V., Hurtado N., Aldana M., Alson I., Lopez D., Bayona G., Da Silva A.,** (2010) “Rock magnetic characterization of lithofacies through the inference of s-ratios using neuro fuzzy logic analyses: stratigraphic well Saltarín 1A (llanos foreland basin, colombia)”. Por publicar.

**Da Silva A., Costanzo V.,Hurtado N., Aldana M., Bayona G., Lopez D.** (2010) “Study of a posible correlation between Miocene global climatic changes  $\delta^{18}O$  and magnetic proxies, using neuro fuzzy logic analysis: stratigraphic well Saltarin 1A (llanos foreland basin, Colombia)”. Por publicar

**Ferreira G.** (2007) “Modelos Neuro-Fuzzy y Aplicaciones”. UCV, Facultad de Ciencias.

**Fierro I. y Paredes J., (1987).** “Estratigrafía regional de Paleoceno, Oligoceno, Mioceno, Plioceno y Cuaternario de los estados Táchira, Apure y Barinas”. Informe inédito de Servigeomin para Corpoven: 238 p.

**Herrera F.** (2007) “Sistemas Neurodifusos para la identificación de sistemas” Universidad Central de las Villas. Cuba

**Gonzalez de Juana, C., J. M. Iturralde de Arozena, and C. Picard** (1980) *Geología de Venezuela y de sus Cuencas Petrolíferas*. 1rs ed. Foninves, Caracas, Venezuela, Vol. 2, 407 pp.

**Guzmán O.** “Estudio de anomalías magnéticas aplicado a la exploración de hidrocarburos en la subcuenca de Maturín”. USB (2008)

**Hambalex, N.** (2003): Lógica Difusa aplicada a la predicción de Litofacies y Permeabilidad (Tesis Magister Scientiarum, Ciencias Geológicas, Universidad Central de Venezuela).

**Hurtado, N., Aldana, M. and Torres J.** (2009): Comparison between neuro-fuzzy and fractal models for permeability prediction: Computational Geosciences, Vol. 13, No 2, p. 181 – 186.

**López E., McIntoch G.** (2007) “Datación arqueomagnética y caracterización magnética de un horno de un yacimiento arqueológico de Córdoba”

**Martin J.** (2000) “Implementación de Redes Neuro-Difusas para ser Aplicadas en Problemas de Clasificación y Modelización” USA

**Nicolás I., Hinojosa J.** (2008). “Técnicas de comprensión de tablas de datos mediante regresiones lineales, redes neuronales y sistema fuzzy”.

**Vázquez G., Ortega B.** (2008) “Mineralogía magnética como indicador de sequía en los sedimentos lacustres de los últimos *ca.* 2,600 años de Santa María del Oro, occidente de México” Revista Mexicana de Ciencias Geológicas, v. 25, núm. 1, p. 21-38,

## Anexos

**Anexo 1** Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad, del pozo Saltarín 1A

*Tabla 1 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) del pozo Saltarín 1A.*

Profundidad (m)	Susceptibilidad	Cociente S
6,20	0,0000	0,6108
9,51	15,6935	0,3925
13,80	22,2124	
16,89	18,6937	
19,16	13,5206	0,3622
19,36	12,3521	0,2963
23,40	10,3366	0,3863
27,04	17,7667	0,5476
40,64	33,6808	
45,20	22,9247	
51,44	20,1339	0,6744
55,44	12,7963	0,3257
57,85	14,2123	
63,41	23,0610	
70,90	24,0224	
73,75	1,2988	
78,57	18,8148	
83,39	22,4811	0,7900
91,57	39,3546	0,8786
94,16	32,9854	0,8759
98,58	26,1894	0,8435
105,95	24,6284	0,7920
110,37	107,6911	0,9508
114,61	45,9449	
117,62	33,1065	0,8645
121,97	45,3906	0,8411
127,40	100,8108	
135,95	43,7005	0,8634
139,31	52,3923	0,9549
145,35	41,2214	
147,25	57,1004	0,9041
153,55	49,9054	0,9370
166,40	34,8022	0,8427
167,35	29,4556	
172,85	25,1097	
178,80	28,0324	0,8555
197,45	29,0934	0,7809
201,75	28,8520	0,7792
205,70	26,1828	
209,58	26,3169	0,7724
213,91	24,7455	0,7042
214,60	18,3683	
224,31	23,6594	0,7607

232,95	24,9889	
237,93	34,1636	0,5973
240,46	24,3854	0,9343
244,51	15,9080	0,6752
250,43	16,1764	0,6134
255,19	14,2449	0,9033
260,69	23,9017	0,8732
264,60	22,9287	0,9039
269,02	23,7818	
272,12	21,1456	
276,02	14,0912	
281,24	16,4179	0,7500
284,07	15,6378	
288,59	20,0394	0,8985
288,94	27,4249	
292,86	19,8122	
297,88	28,0196	
302,16	21,7216	0,9077
304,75	21,8351	0,5796
307,70	25,3712	
315,32	17,0960	0,3823
320,08	19,5263	0,0867
325,18	24,7455	
329,85	14,0035	0,8415
334,92	15,6657	
340,35	30,3618	
345,25	31,2152	
348,58	30,6628	
351,39	27,7537	0,8699
355,30	23,9033	0,9311
360,82	23,9009	0,9183
364,55	18,3303	
370,18	25,5925	0,9005
375,33	21,2371	0,9059
379,26	16,9007	
388,10	20,5104	0,8347
395,11	14,9692	0,8382
397,90	16,3669	
403,39	13,0012	0,9461
407,54	21,3674	0,9355
413,49	29,8364	0,8626
419,18	23,6610	
426,39	26,0691	
429,54	19,7980	
435,01	21,9710	
439,59	26,5662	
442,42	24,3919	0,9458
444,94	25,3472	0,9394
447,97	23,0645	0,8606
450,45	19,7837	0,9885
453,65	19,8122	0,9486
458,85	22,2124	0,9427

462,43	46,5978	0,9412
471,55	20,8845	
475,15	22,9367	0,9444
479,55	31,1687	
484,35	19,2992	0,9477
487,80	23,1750	0,9405
492,05	22,4483	0,9591
494,14	28,2484	0,9610
497,93	22,8289	0,9630
502,78	22,5694	
506,93	18,3303	
511,97	23,6610	0,9752
520,35	19,0402	0,9778
524,37	19,5566	
527,26	16,2025	0,9475
531,05	18,8323	0,9483
534,44	21,4881	0,9810
536,89	12,1534	0,9479
541,75	31,4349	0,9388
549,80	21,3582	0,6049
561,27	22,4483	0,9771
564,50	20,2809	0,9593
565,14	0,0000	0,8282
572,35	1,9315	0,9583
579,24	0,0000	0,9290
585,10	3,6335	0,8485
590,94	4,8447	0,9235
596,16	12,2718	0,9505
610,20	13,9284	0,9680
616,48	19,4159	0,9875
622,47	0,0000	0,8103
627,36	14,0368	
633,55	2,4223	0,7137
638,71	1,8714	0,9934
647,86	0,0665	0,9844
654,97	4,9486	0,9735
660,95	7,2670	0,9550
666,62	0,0000	0,9520
669,59	4,5575	0,9775

**Anexo 2** Considerando el RMSE para todas las funciones de pertenencia y variaciones del número de reglas para cada uno de los modelos (A, B, C y D), utilizando los datos experimentales del pozo Saltarín 1A, Colombia, se realizaron las pruebas para:

**2.1) El pozo completo Saltarín 1A**

*Tabla 2 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Funcion de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) del pozo Saltarín 1A*

Pozo Completo	Modelo A					Modelo B				
Funciones de pertenencia	Regla 2	Regla 3	Regla 4	Regla 5	Regla 6	Regla 2	Regla 3	Regla 4	Regla 5	Regla 6
Trimf	0.18012	0.18077	0.17958	0.17326	0.17121	0.14979	0.14385	0.14839	0.13943	0.13753
Trapmf	0.18196	0.16902	0.16946	0.17023	0.16613	0.15097	0.14399	0.14179	0.14398	0.13998
gbellmf	0.17835	0.16877	0.16753	0.16700	0.16786	0.14749	0.14163	0.14136	0.14088	0.14121
Gaussmf	0.16765	0.16652	0.16509	0.16498	0.16099	0.14197	0.14156	0.14151	0.13943	0.13753
Gauss2mf	0.1744	0.1771	0.16673	0.16609	0.16506	0.14485	0.14668	0.14151	0.13642	0.13966
pimf	0.18194	0.16826	0.16822	0.16826	0.16357	0.15096	0.14142	0.14125	0.13859	0.13903
dsigmf	0.18018	0.17094	0.16803	0.16462	0.16554	0.14934	0.14277	0.14165	0.14159	0.14073

Pozo Completo	Modelo C					Modelo D				
Funciones de pertenencia	Regla 2	Regla 3	Regla 4	Regla 5	Regla 6	Regla 2	Regla 3	Regla 4	Regla 5	Regla 6
Trimf	0.17603	0.17827	0.16871	0.16608	0.16639	0.14808	0.14625	0.14345	0.14530	0.14266
Trapmf	0.17632	0.17425	0.17235	0.16944	0.16695	0.14831	0.14682	0.14606	0.14364	0.14102
gbellmf	0.16845	0.17031	0.16679	0.16316	0.16436	0.14318	0.14461	0.14323	0.14191	0.14177
Gaussmf	0.17426	0.17097	0.16508	0.16691	0.16637	0.14700	0.14485	0.14285	0.14275	0.13979
Gauss2mf	0.17218	0.17012	0.16719	0.16583	0.16276	0.14611	0.14446	0.14354	0.14261	0.14087
pimf	0.17218	0.16877	0.16752	0.16665	0.16471	0.14608	0.14449	0.14294	0.14253	0.14189
dsigmf	0.17460	0.17217	0.16709	0.16551	0.16336	0.14737	0.14538	0.14350	0.14246	0.14227

**2.2) Las envolventes.**

Observacion de cómo afecta en los entrenamientos la anomalía magnética (320.08) al estar presente en la envolvente 2 y posteriormente en la envolvente 1

2.2.a) Tomando la anomalía magnética (320.08 m) en la envolvente 2.

Tabla 3 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Funcion de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes

Envolvente 1	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3	Regla 2	Regla 3	Regla 2	Regla 3	Regla 2	Regla 3
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.13451	0.12474	0.10083	0.090392	0.11118	0.10868	0.084349	0.077323
Trapmf	0.13409	0.10751	0.10079	0.072434	0.10769	0.10983	0.075960	0.077007
gbellmf	0.13190	0.10654	0.085793	0.075315	0.10782	0.10800	0.077090	0.070318
Gaussmf	0.10856	0.10591	0.074158	0.073699	0.10892	0.10644	0.076821	0.070992
Gauss2mf	0.13190	0.10813	0.099609	0.066436	0.10893	0.10646	0.076442	0.073084
pimf	0.13167	0.096039	0.099519	0.061851	0.1086	0.10722	0.076641	0.076138
dsigmf	0.13769	0.13193	0.10359	0.099684	0.10894	0.10755	0.076711	0.073255

Envolvente 2	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3						
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.16503	0.16284	0.16597	0.16029	0.16411	0.16017	0.16432	0.16311
Trapmf	0.16143	0.15923	0.16147	0.16053	0.16654	0.15974	0.16755	0.16104
gbellmf	0.15880	0.15559	0.16040	0.15629	0.15788	0.15990	0.15924	0.16024
Gaussmf	0.15876	0.14518	0.16041	0.15387	0.16357	0.15886	0.16526	0.16042
Gauss2mf	0.15826	0.14425	0.16042	0.15218	0.16350	0.15564	0.16503	0.16064
pimf	0.15803	0.14218	0.15606	0.15261	0.16353	0.15587	0.16434	0.15870
dsigmf	0.15801	0.15675	0.16039	0.15821	0.16421	0.15916	0.16582	0.15994

Envolvente 3	Modelo A	Modelo B	Modelo C	Modelo D
	Funciones de pertenencia	Regla 2	Regla 2	Regla 2
Trimf	0.087807	0.044033	0.080970	0.041625
Trapmf	0.087592	0.040212	0.079871	0.040831
gbellmf	0.084447	0.042840	0.075869	0.038886
Gaussmf	0.075804	0.038113	0.072447	0.037212
Gauss2mf	0.081913	0.041442	0.070982	0.036897
pimf	0.087592	0.041424	0.063868	0.033271
dsigmf	0.084412	0.042777	0.063952	0.033334

2.2.b) Tomando la anomalía magnética (320.08 m) en la envolvente 1.

Tabla 4 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Funcion de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes

<b>Envolvente 1</b>	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3						
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.16261	0.15617	0.16699	0.16236	0.15475	0.15145	0.16316	0.16158
Trapmf	0.16547	0.15689	0.16983	0.16175	0.15244	0.15005	0.16236	0.15505
gbellmf	0.15683	0.14899	0.16340	0.15508	0.15167	0.14936	0.16017	0.15866
Gaussmf	0.15207	0.14920	0.15223	0.14819	0.15022	0.14785	0.15941	0.15606
Gauss2mf	0.16358	0.14006	0.16918	0.14458	0.14899	0.14793	0.15702	0.15382
pimf	0.16460	0.12466	0.16914	0.14242	0.14058	0.13955	0.15186	0.14505
dsigmf	0.16749	0.15002	0.17088	0.15909	0.15097	0.14800	0.15917	0.15667

<b>Envolvente 2</b>	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3						
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.065677	0.065234	0.03522	0.035039	0.066335	0.064959	0.035347	0.035065
Trapmf	0.065681	0.065559	0.035242	0.035081	0.066012	0.065045	0.035568	0.035099
gbellmf	0.065433	0.062893	0.035166	0.033947	0.065070	0.064582	0.035125	0.034899
Gaussmf	0.065389	0.063389	0.035123	0.034272	0.065075	0.064996	0.035131	0.034718
Gauss2mf	0.065638	0.063479	0.035232	0.034330	0.065070	0.064634	0.035124	0.034910
pimf	0.065494	0.064875	0.035224	0.034816	0.065069	0.063683	0.035124	0.034366
dsigmf	0.065695	0.064936	0.035247	0.034915	0.065069	0.064995	0.035124	0.035058

<b>Envolvente 3</b>	Modelo A	Modelo B	Modelo C	Modelo D
	Funciones de pertenencia	Regla 2	Regla 2	Regla 2
Trimf	0.087807	0.044033	0.080970	0.041625
Trapmf	0.087592	0.040212	0.079871	0.040831
gbellmf	0.084447	0.042840	0.075869	0.038886
Gaussmf	0.075804	0.038113	0.072447	0.037212

Gauss2mf	0.081913	0.041442	0.070982	0.036897
pimf	0.087592	0.041424	0.063868	0.033271
dsigmf	0.084412	0.042777	0.063952	0.033334

2.2.c) Tomando la anomalía magnética (320.08 m) mas el valor de *CS* a 329 m. en la envolvente 1.

Tabla 5 Valores de RMSE, para los entrenamientos variando: a) Funcion de pertenencia b) número de reglas y c) modelos (A, B, C y D) por envolventes

Envolvente 1	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3						
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.16691	0.16242	0.16885	0.16549	0.16194	0.15880	0.16678	0.16522
Trapmf	0.16889	0.16362	0.17113	0.16719	0.16173	0.15838	0.16570	0.16238
gbellmf	0.16293	0.15730	0.16587	0.15861	0.15975	0.15759	0.16417	0.16040
Gaussmf	0.15980	0.15429	0.16462	0.15214	0.15850	0.15586	0.16272	0.15972
Gauss2mf	0.16731	0.14849	0.17049	0.14925	0.15647	0.15608	0.16101	0.15986
pimf	0.16823	0.14778	0.17048	0.14742	0.14957	0.14864	0.15813	0.14989
dsigmf	0.17068	0.15833	0.17197	0.16294	0.15878	0.15599	0.1299	0.16049

Envolvente 2	Modelo A		Modelo B		Modelo C		Modelo D	
	Regla 2	Regla 3						
Funciones de pertenencia								
Trimf	0.065249	0.064557	0.035500	0.035159	0.065937	0.064136	0.035224	0.034815
Trapmf	0.064959	0.064687	0.035454	0.035311	0.065414	0.064059	0.035415	0.034779
gbellmf	0.064443	0.062438	0.034441	0.034248	0.064384	0.064056	0.034945	0.034788
Gaussmf	0.064872	0.062798	0.034634	0.034503	0.064380	0.064165	0.034943	0.034817
Gauss2mf	0.06502	0.064487	0.035465	0.035185	0.064386	0.063992	0.034948	0.034504
pimf	0.064927	0.064487	0.035405	0.035185	0.065333	0.062844	0.035360	0.034015
dsigmf	0.065025	0.064783	0.035466	0.035256	0.064381	0.064120	0.034944	0.034772

Envolvente 3	Modelo A	Modelo B	Modelo C	Modelo D
	Funciones de pertenencia	Regla 2	Regla 2	Regla 2
Trimf	0.087807	0.044033	0.080970	0.041625

Trapmf	0.087592	0.040212	0.079871	0.040831
gbellmf	0.084447	0.042840	0.075869	0.038886
Gaussmf	0.075804	0.038113	0.072447	0.037212
Gauss2mf	0.081913	0.041442	0.070982	0.036897
pimf	0.087592	0.041424	0.063868	0.033271
dsigmf	0.084412	0.042777	0.063952	0.033334

**Anexo 3** Valores de correlación lineal ( $R^2$ ) y de dispersión (RMSE) a partir de los entrenamientos obtenidos con los datos experimentales del pozo Saltarín 1A, variando el número de reglas y modelos de acuerdo a los ciclos eustáticos y las formaciones litológicas.

### 3.1 Por ciclos eustáticos.

Tabla 6 Valores del RMSE y  $R^2$  suministrados por el entrenamiento (Gauss) con los datos experimentales del pozo completo Saltarin1A y por envolventes, variando los modelos y numero de reglas.

2Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
PC	0.17	0.17	0.13	0.14	0.13	0.17	0.11	0.15
1env	0.50	0.15	0.41	0.15	0.52	0.15	0.37	0.16
2env	0.03	0.07	0.02	0.04	0.04	0.07	0.03	0.04
3env	0.32	0.08	0.34	0.04	0.40	0.07	0.40	0.04

3Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
PC	0.18	0.17	0.14	0.14	0.16	0.17	0.14	0.15
1env	0.52	0.15	0.44	0.15	0.54	0.15	0.40	0.16
2env	0.10	0.06	0.08	0.03	0.04	0.07	0.05	0.04
3env	0.87	0.03	0.87	0.02	0.99	0.01	0.99	0.01

6Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
PC	0.23	0.16	0.18	0.14	0.21	0.17	0.20	0.14
1env	0.71	0.12	0.83	0.08	0.66	0.13	0.58	0.13
2env	0.32	0.06	0.30	0.03	0.16	0.06	0.16	0.03

9Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
PC	0.23	0.16	0.18	0.14	0.23	0.16	0.19	0.14
1env	0.72	0.11	0.83	0.08	0.67	0.13	0.65	0.12
2env	0.38	0.05	0.35	0.03	0.22	0.06	0.21	0.03

### 3.2 Por formaciones litológicas.

Tabla 7 Valores del RMSE y  $R^2$  suministrados por el entrenamiento (Gauss) con los datos experimentales del pozo completo Saltarin1A y por formaciones litológicas, variando los modelos y numero de reglas.

2Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
Guayabo	0.33	0.17	0.33	0.15	0.34	0.17	0.27	0.16
León	0.13	0.07	0.12	0.04	0.03	0.08	0.03	0.04
Carbonera	0.27	0.07	0.28	0.03	0.32	0.06	0.31	0.03

3Reglas	A		B		C		D	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
Guayabo	0.41	0.17	0.34	0.15	0.38	0.16	0.30	0.15
León	0.42	0.06	0.65	0.03	0.21	0.07	0.21	0.04
Carbonera	0.28	0.06	0.28	0.03	0.97	0.01	0.97	0.01

**Anexo 4** División por ciclos eustáticos. Graficas del cociente S experimental e inferido a profundidad con los respectivos valores de correlación lineal ( $R^2$ ) y de dispersión (RMSE).

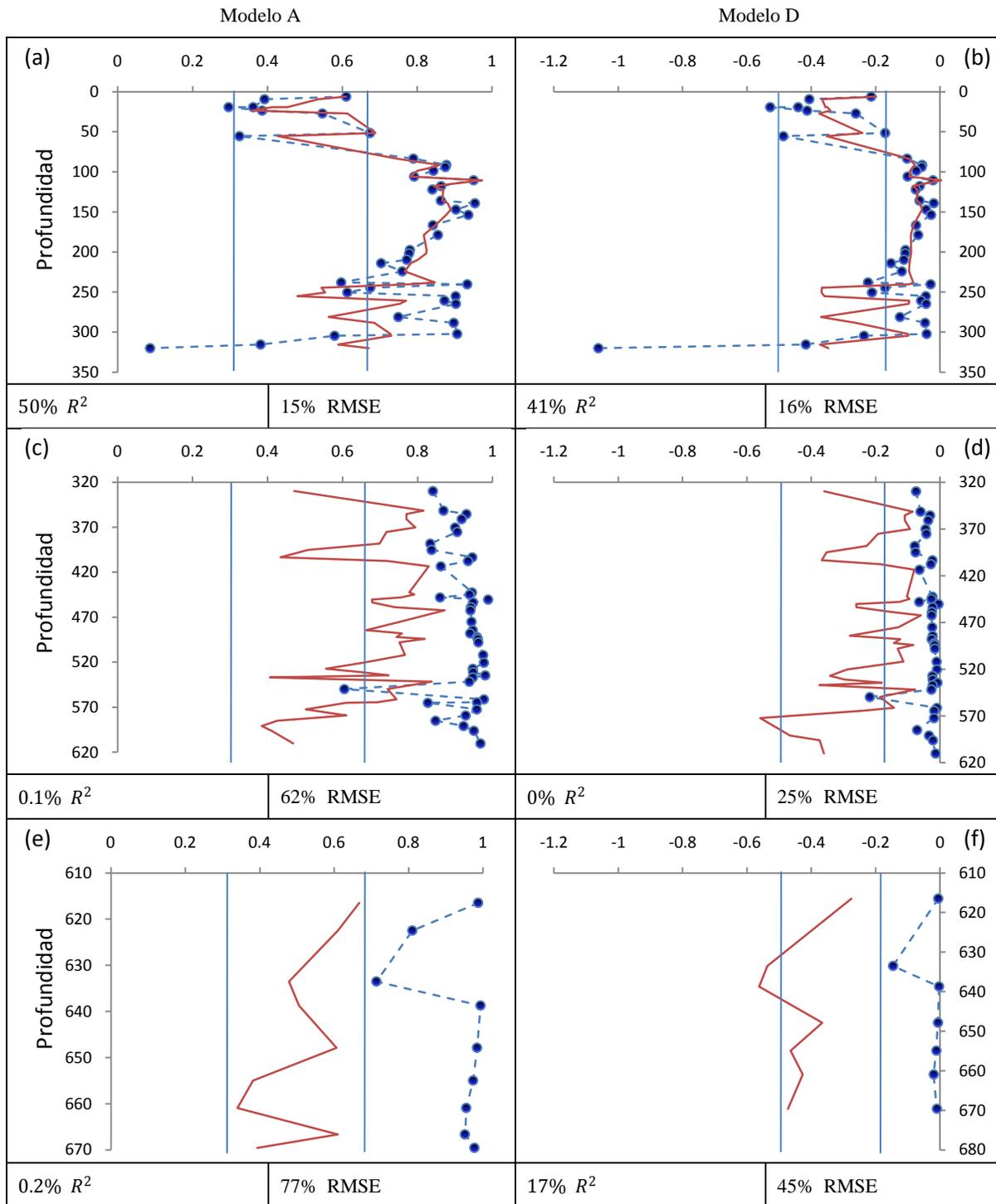


Figura 10 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envolvente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3.

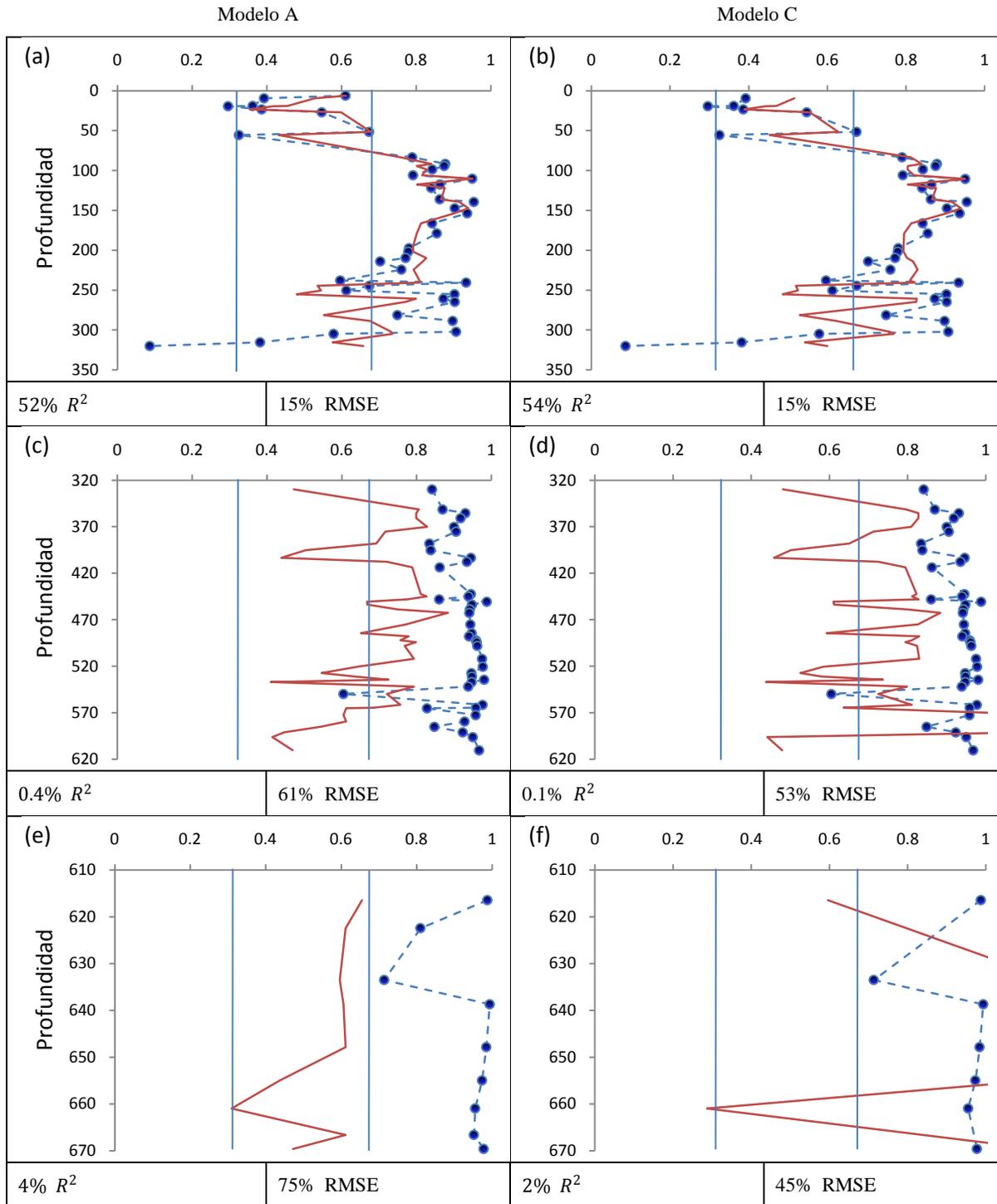


Figura 11 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f)

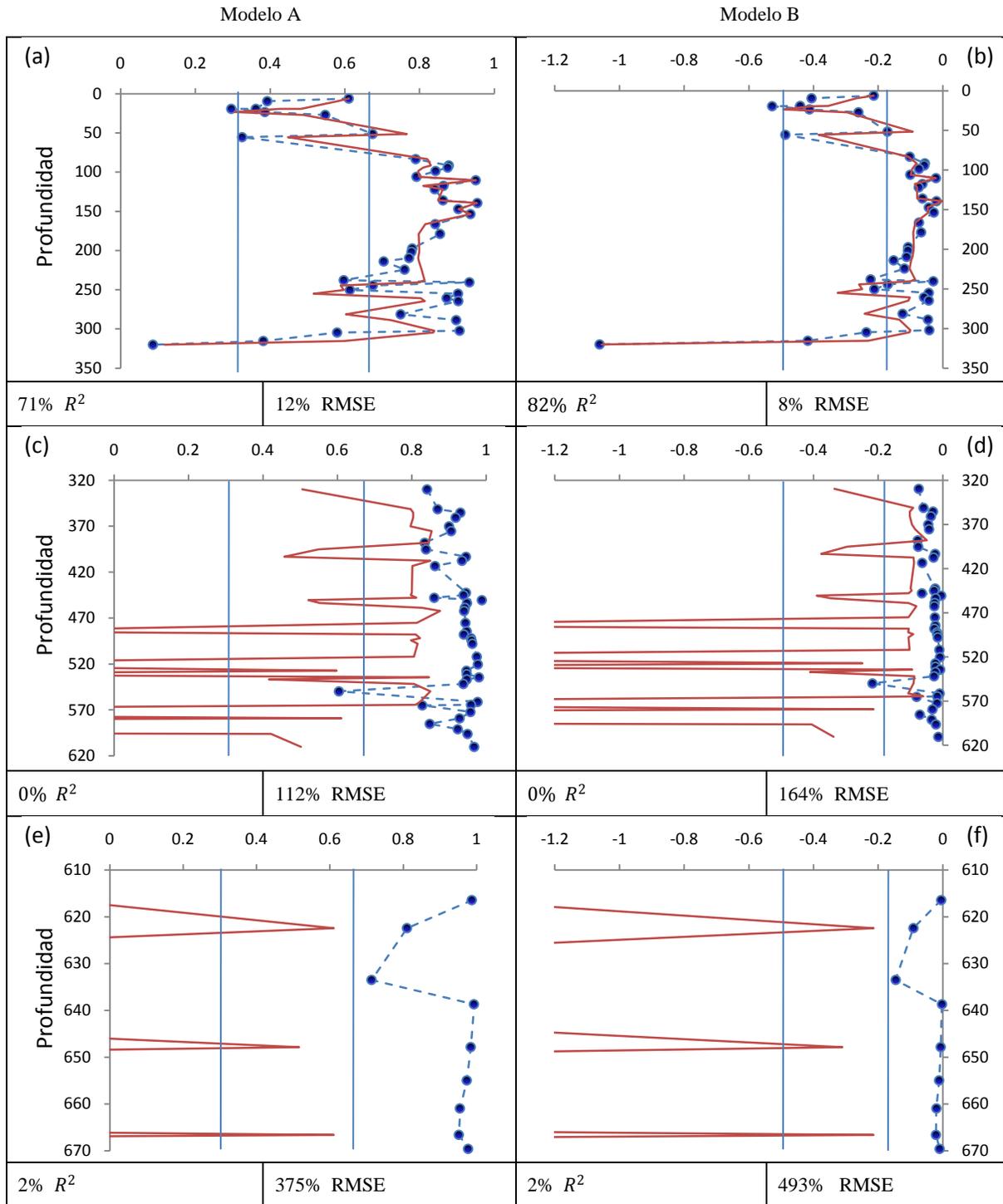


Figura 12 Usando 6 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envolvente 1 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3.

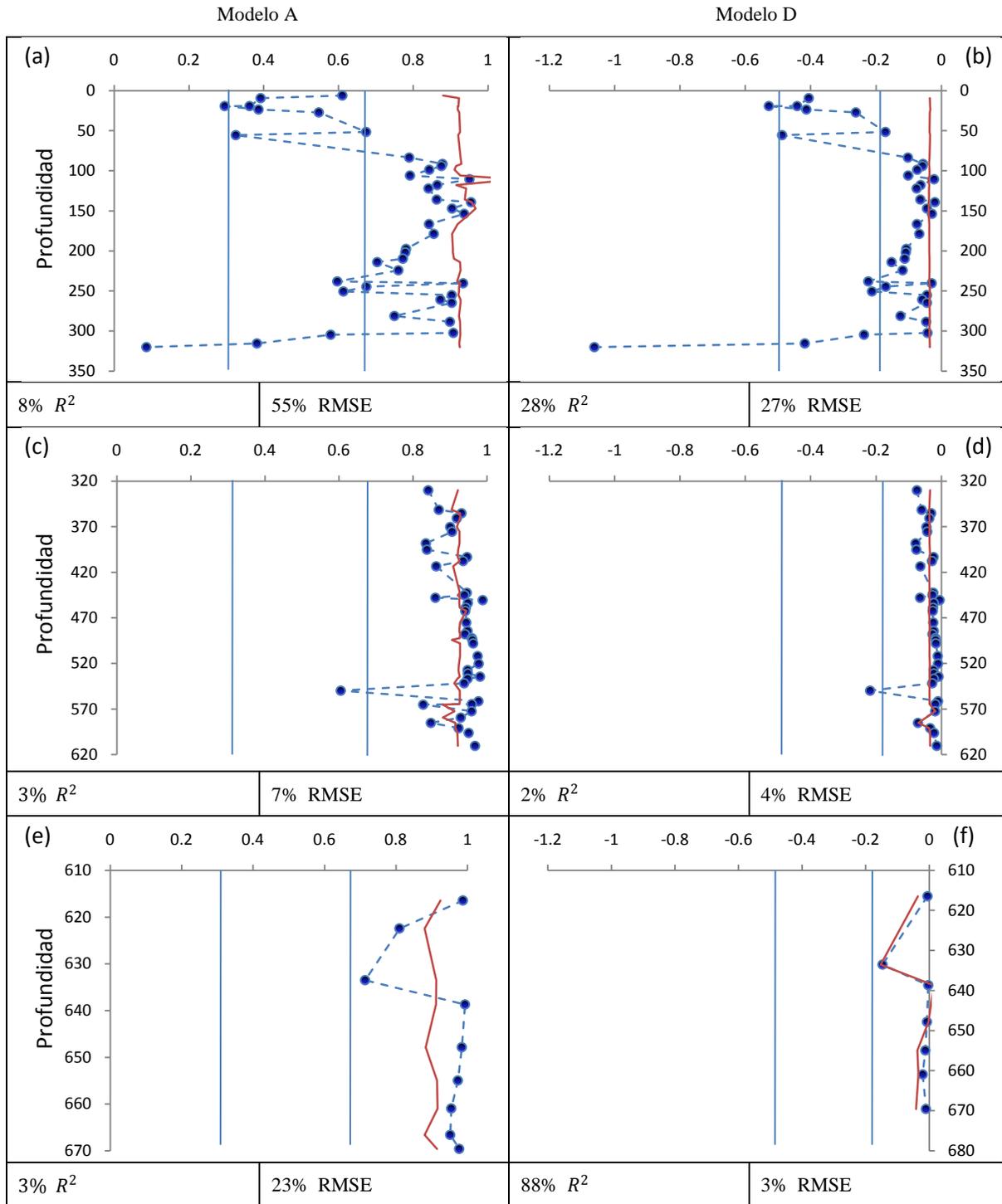


Figura 13 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3.

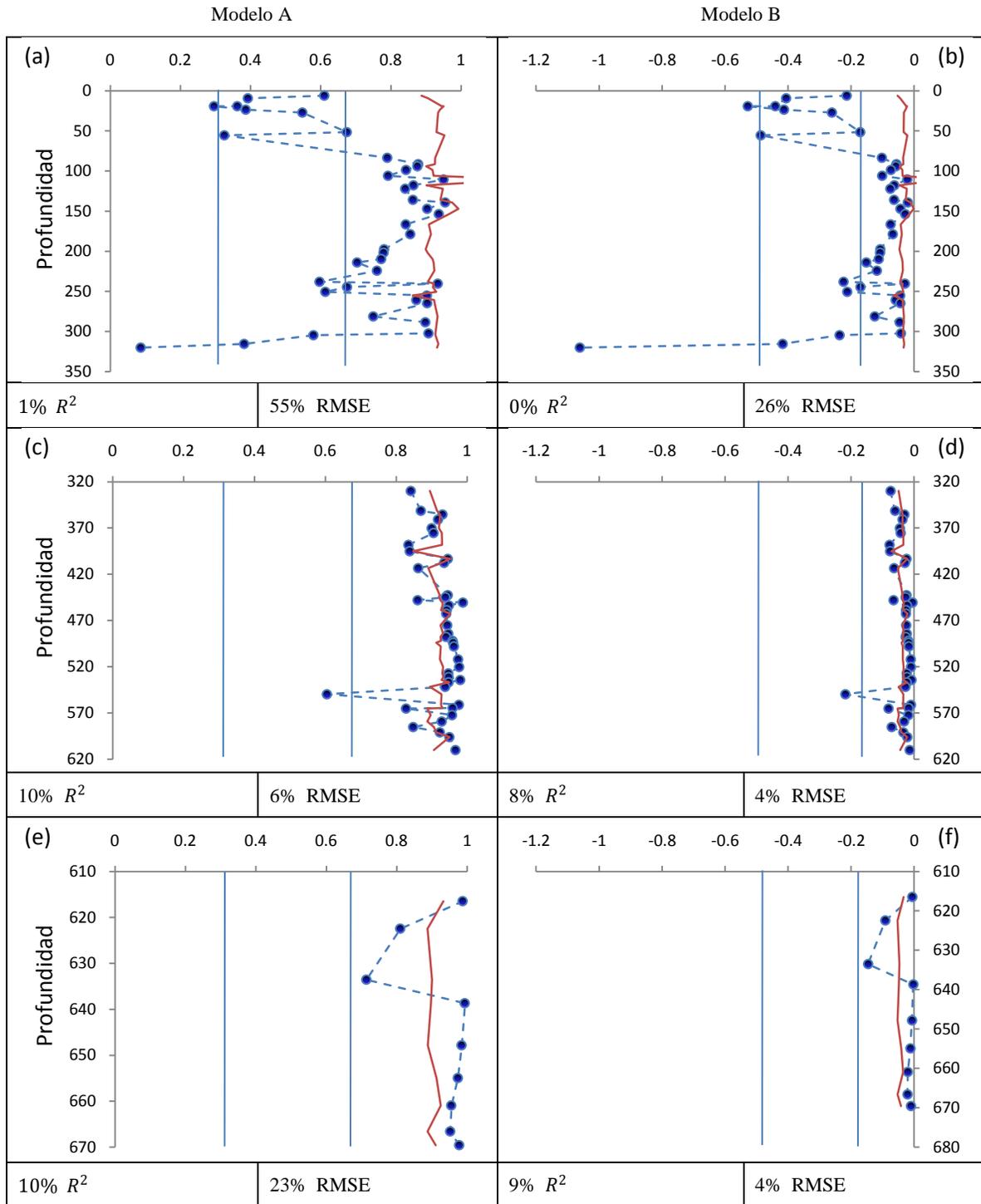


Figura 14 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3.

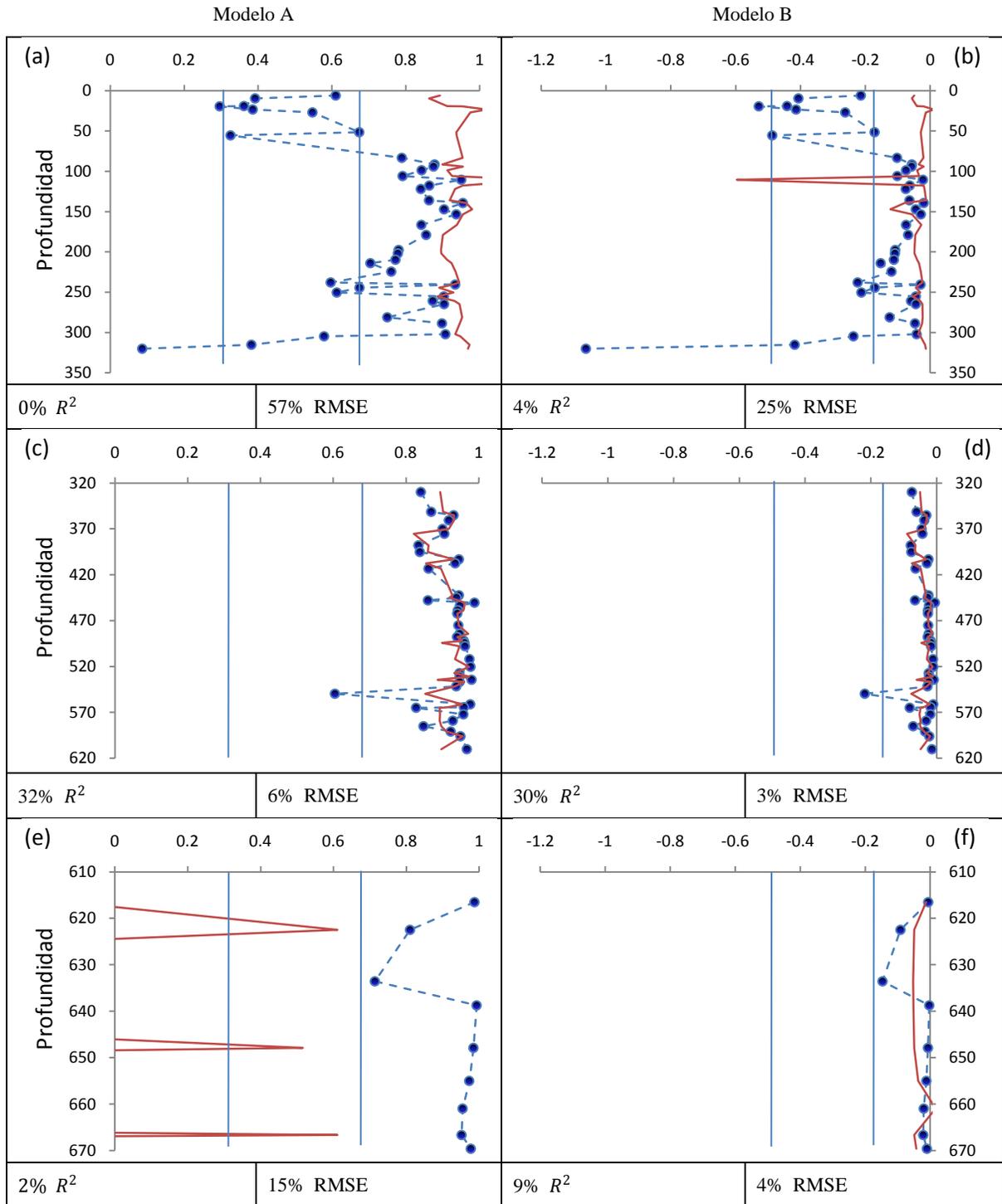


Figura 15 Usando 6 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 2 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3.

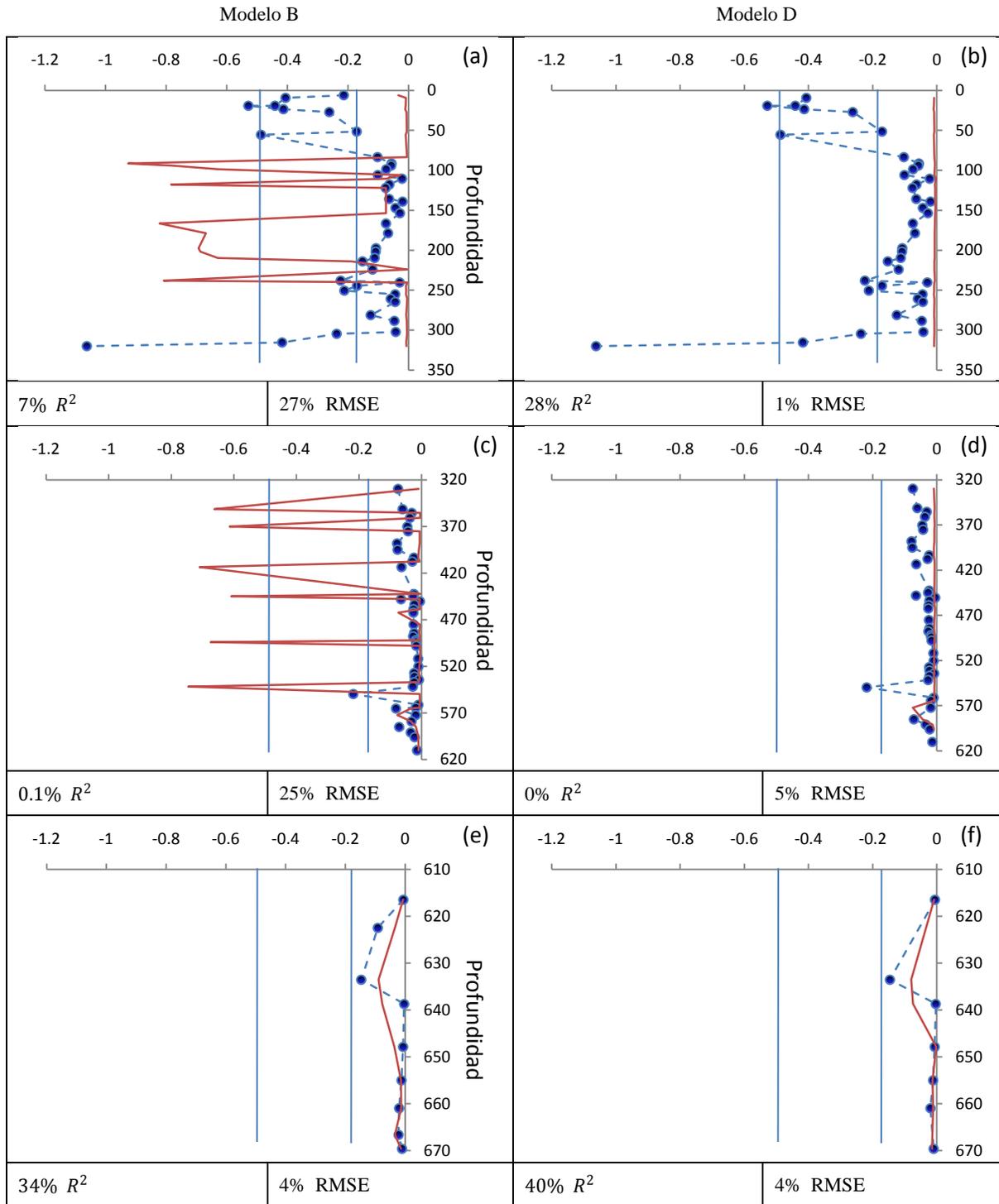


Figura 16 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envoltente 3 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envoltente 1, (c), (d) de la envoltente 2 y (e), (f) de la envoltente 3.

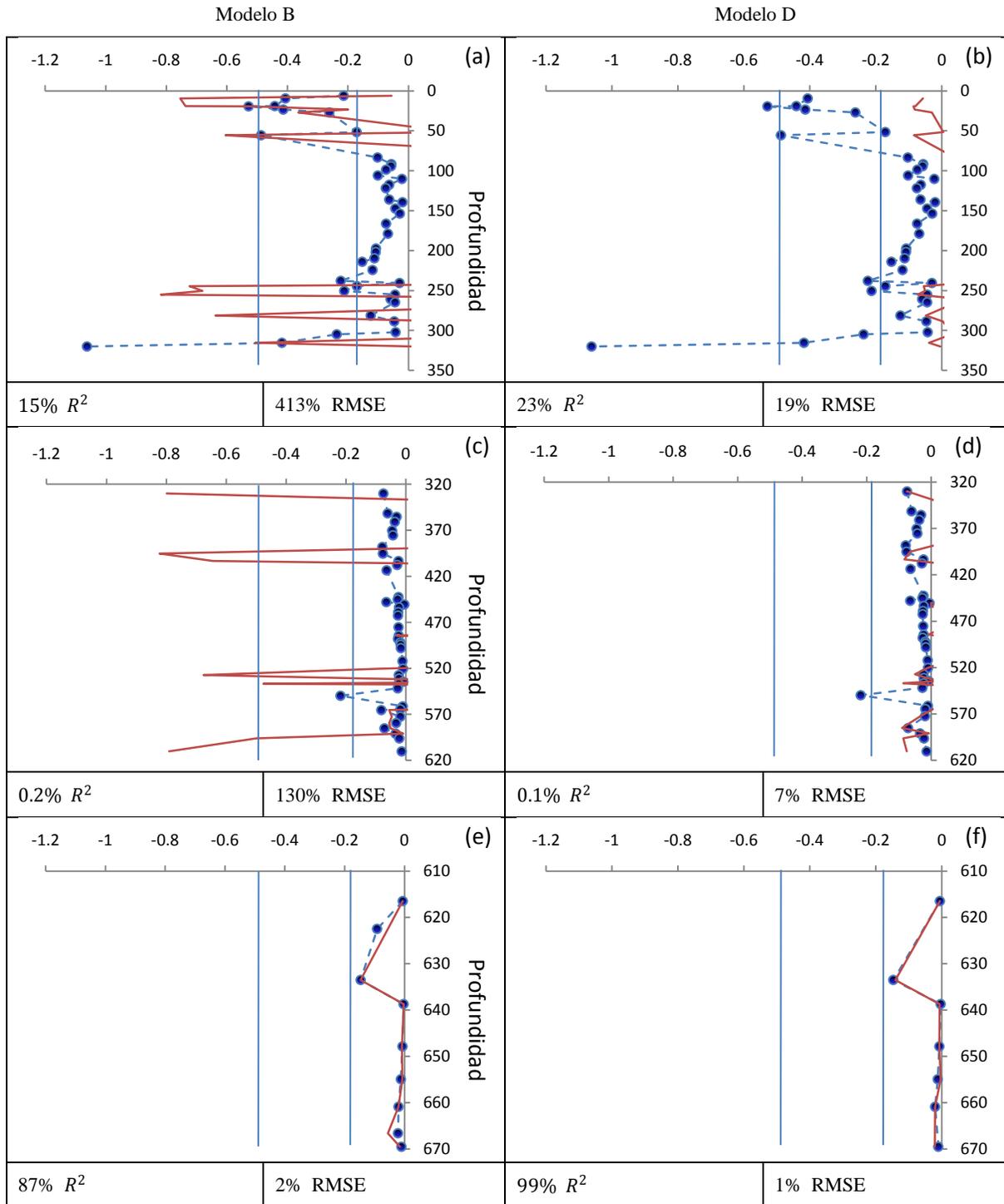


Figura 17 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Envolvente 3 con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la envolvente 1, (c), (d) de la envolvente 2 y (e), (f) de la envolvente 3.

**Anexo 5** División por formaciones litológicas. Graficas del cociente S experimental e inferido a profundidad con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE).

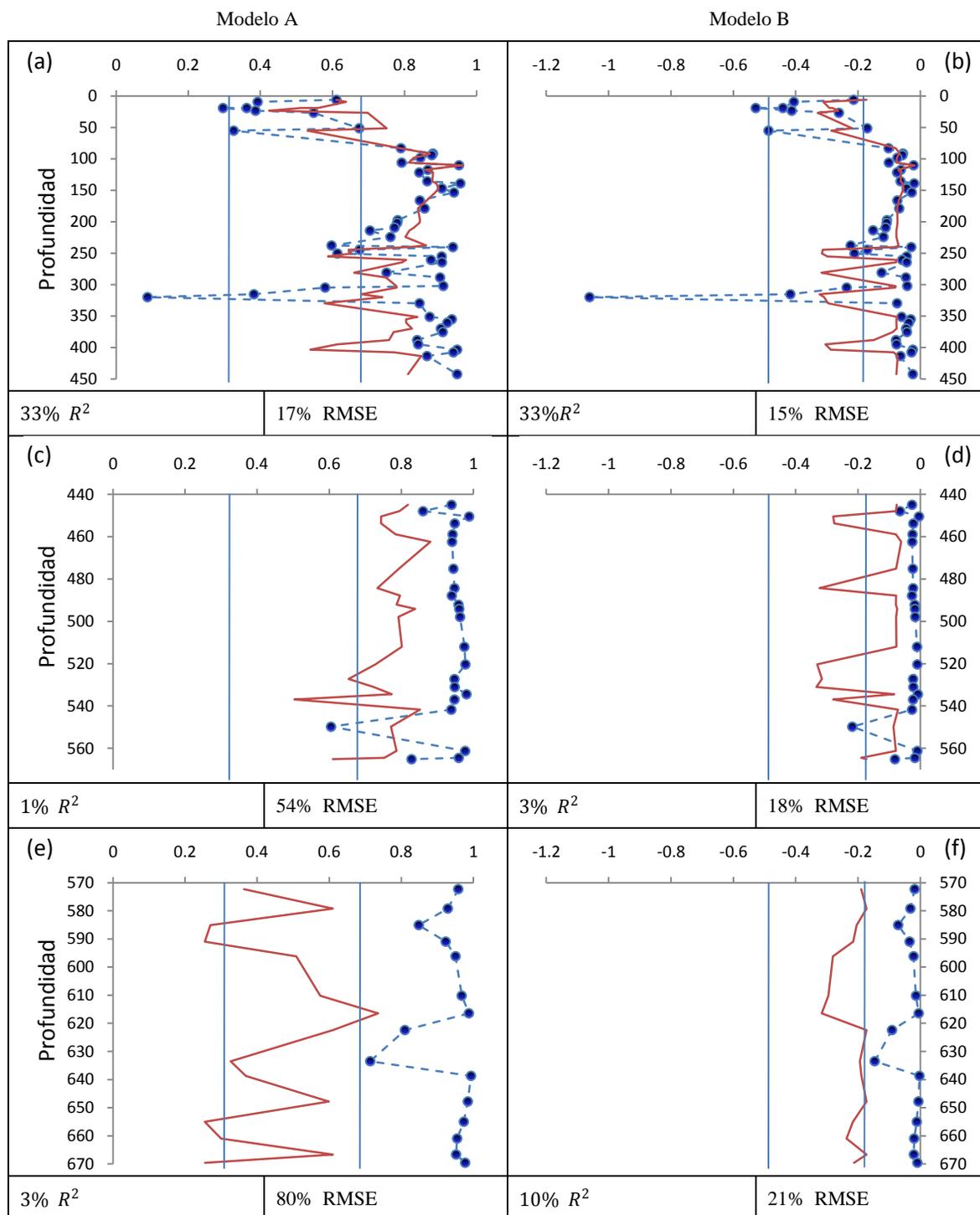


Figura 18 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente S a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

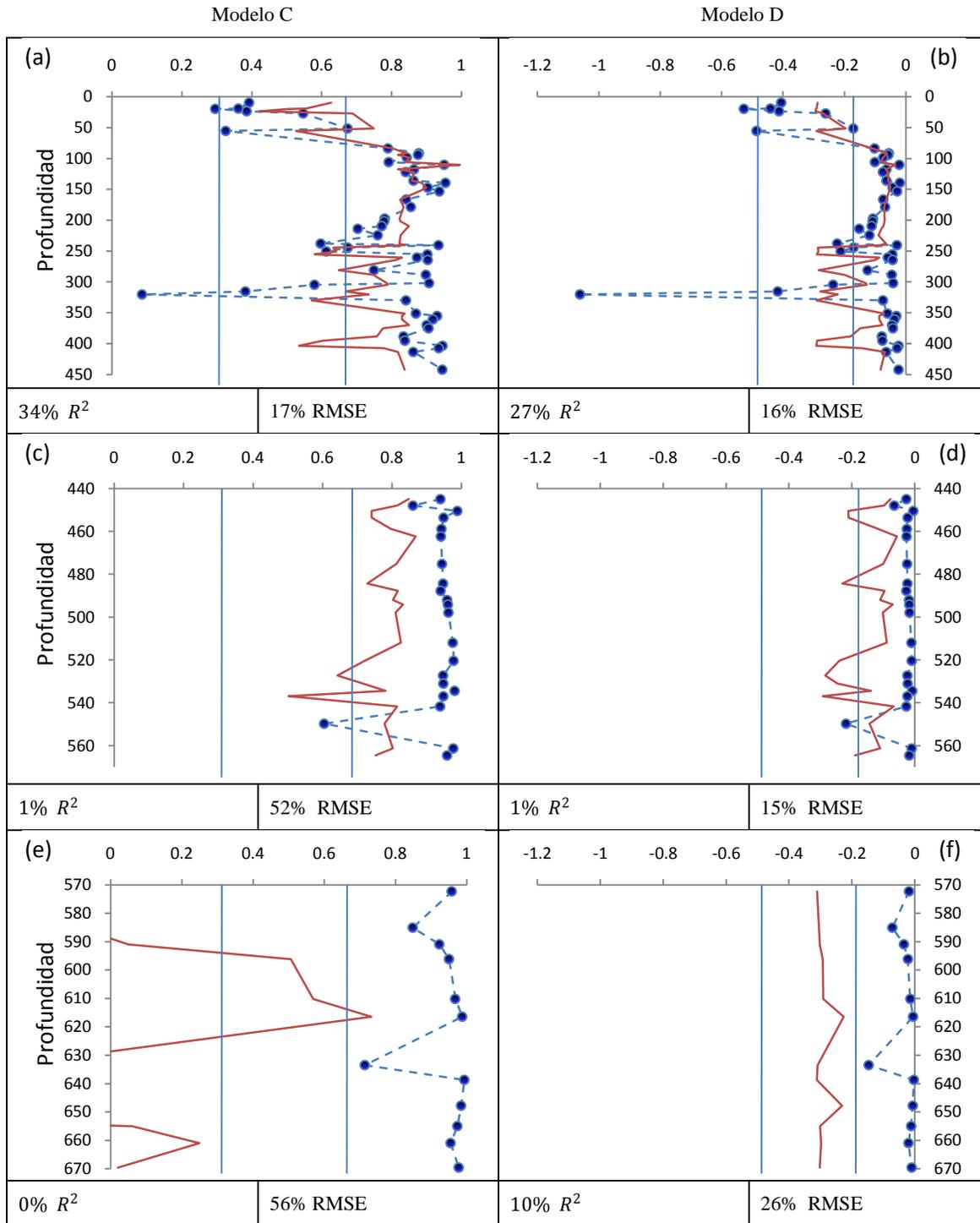


Figura 19 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

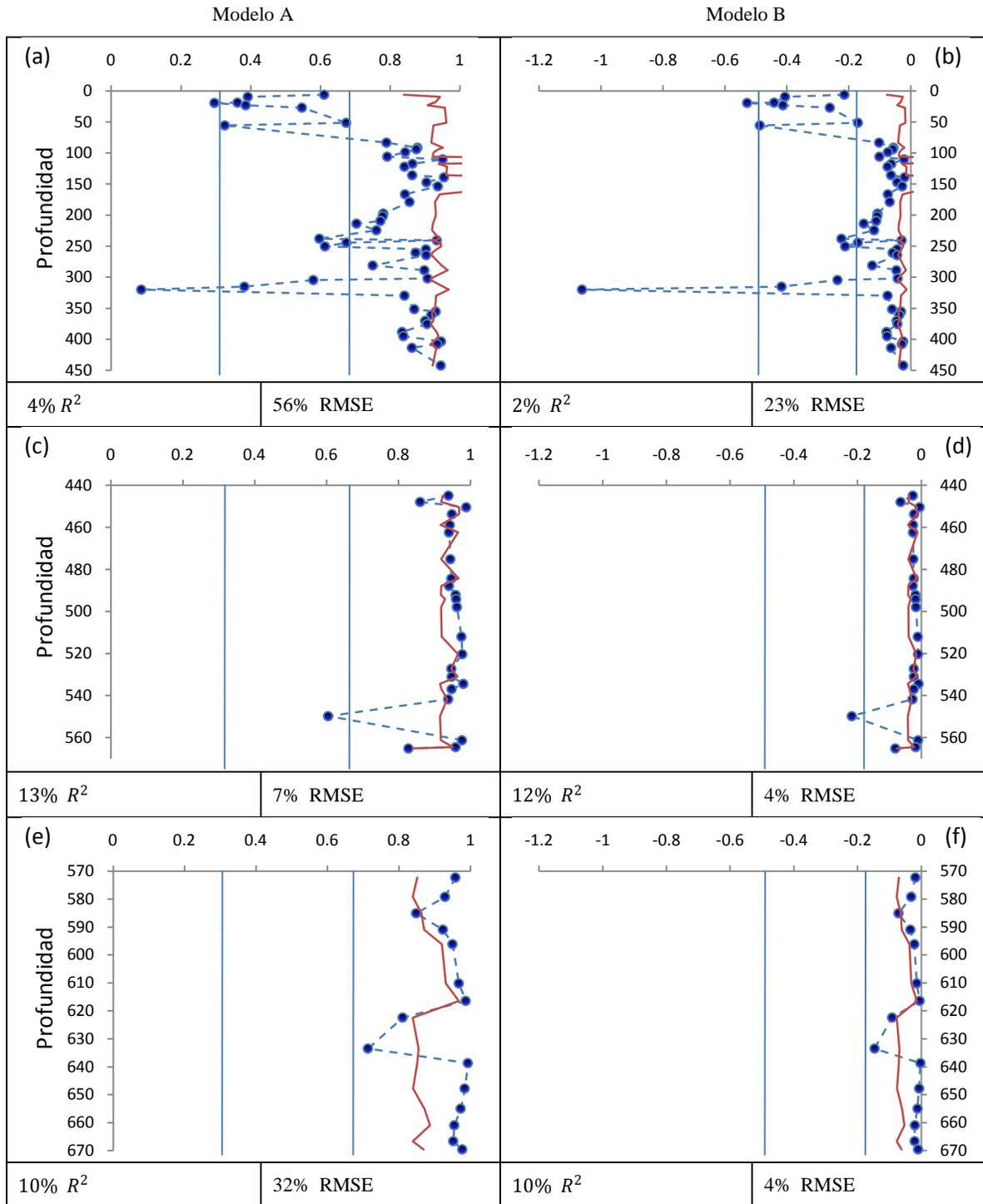


Figura 20 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación León con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

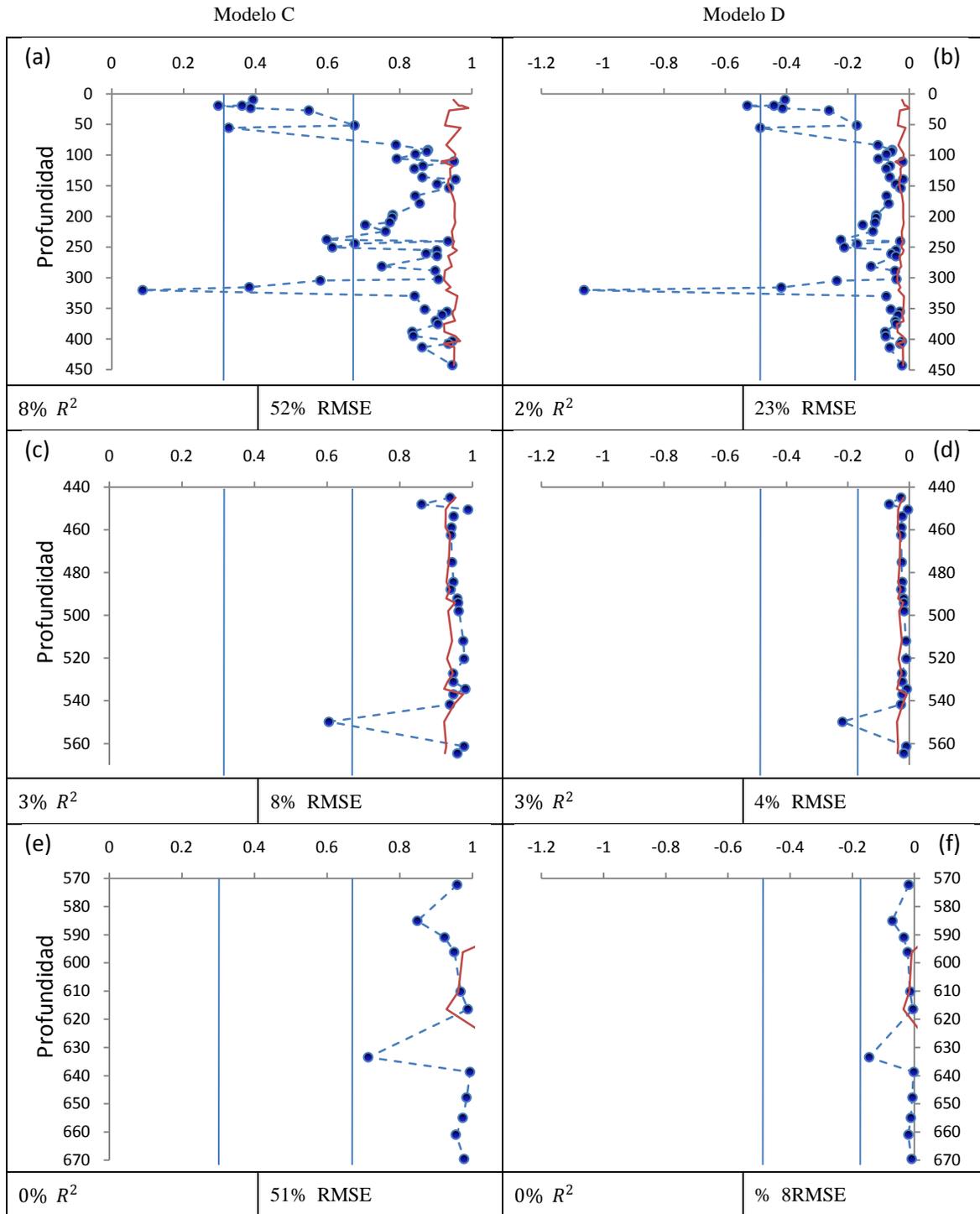


Figura 21 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación León con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC.

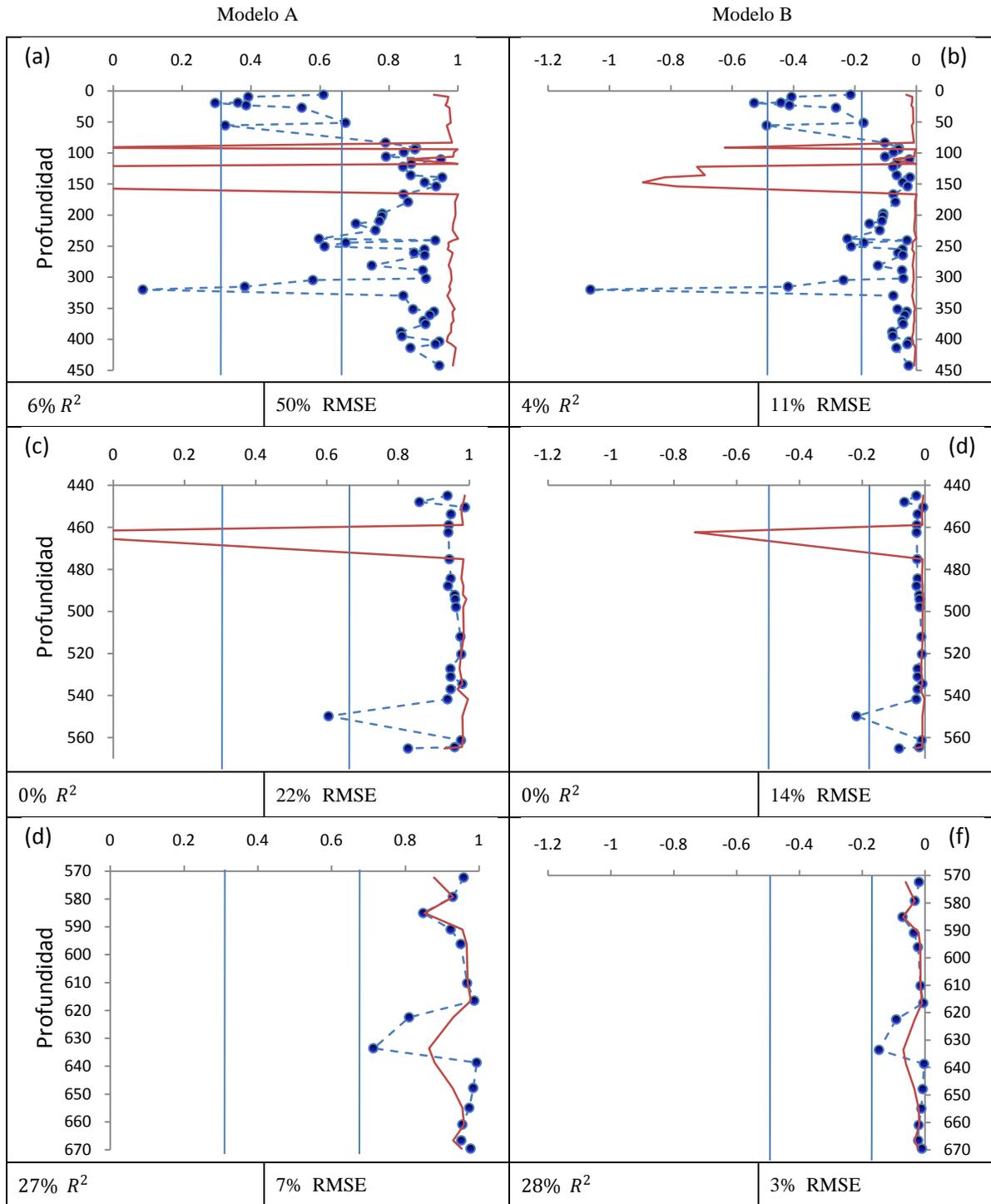


Figura 22 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación Carbonera con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

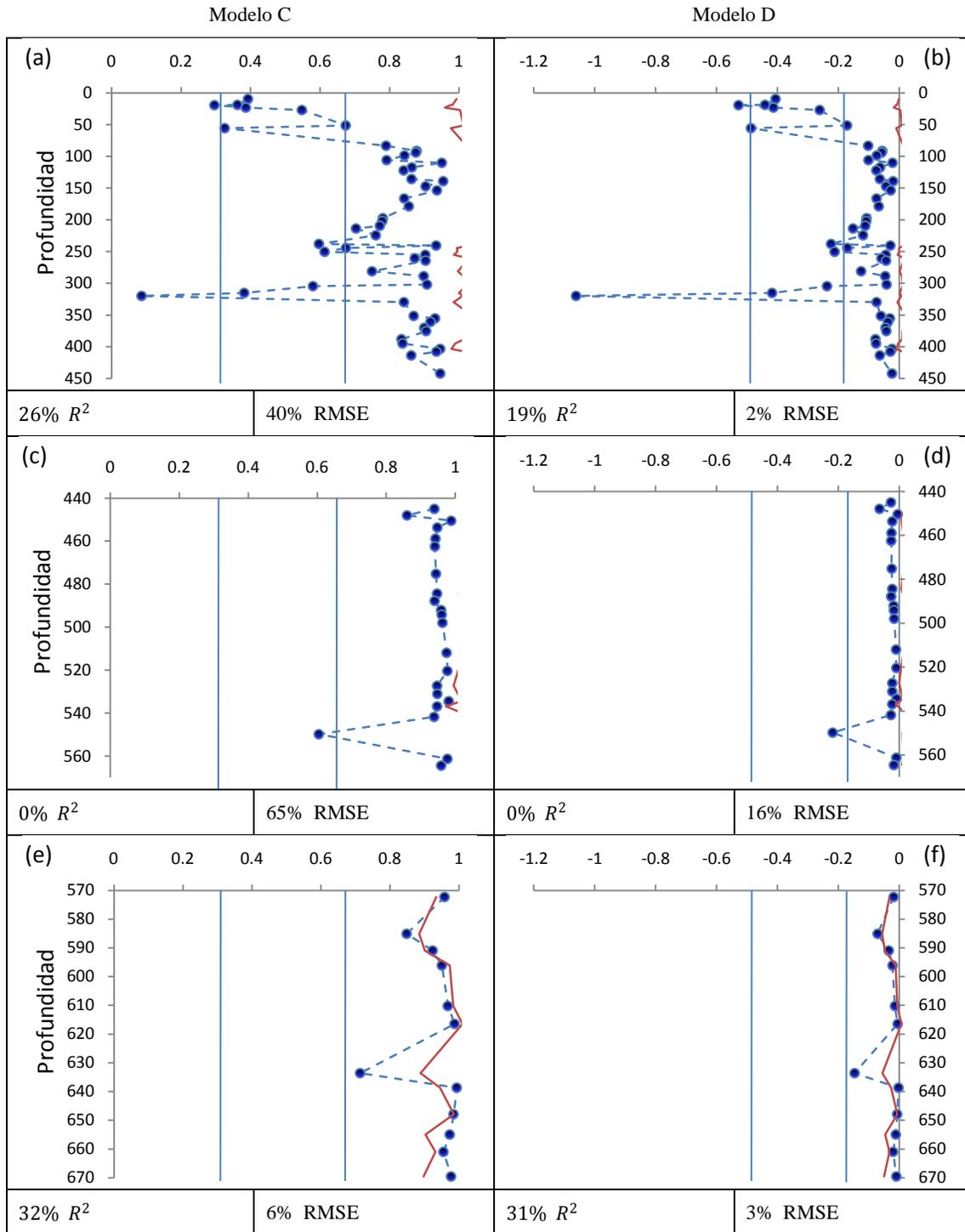


Figura 23 Usando 2 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cóciete  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

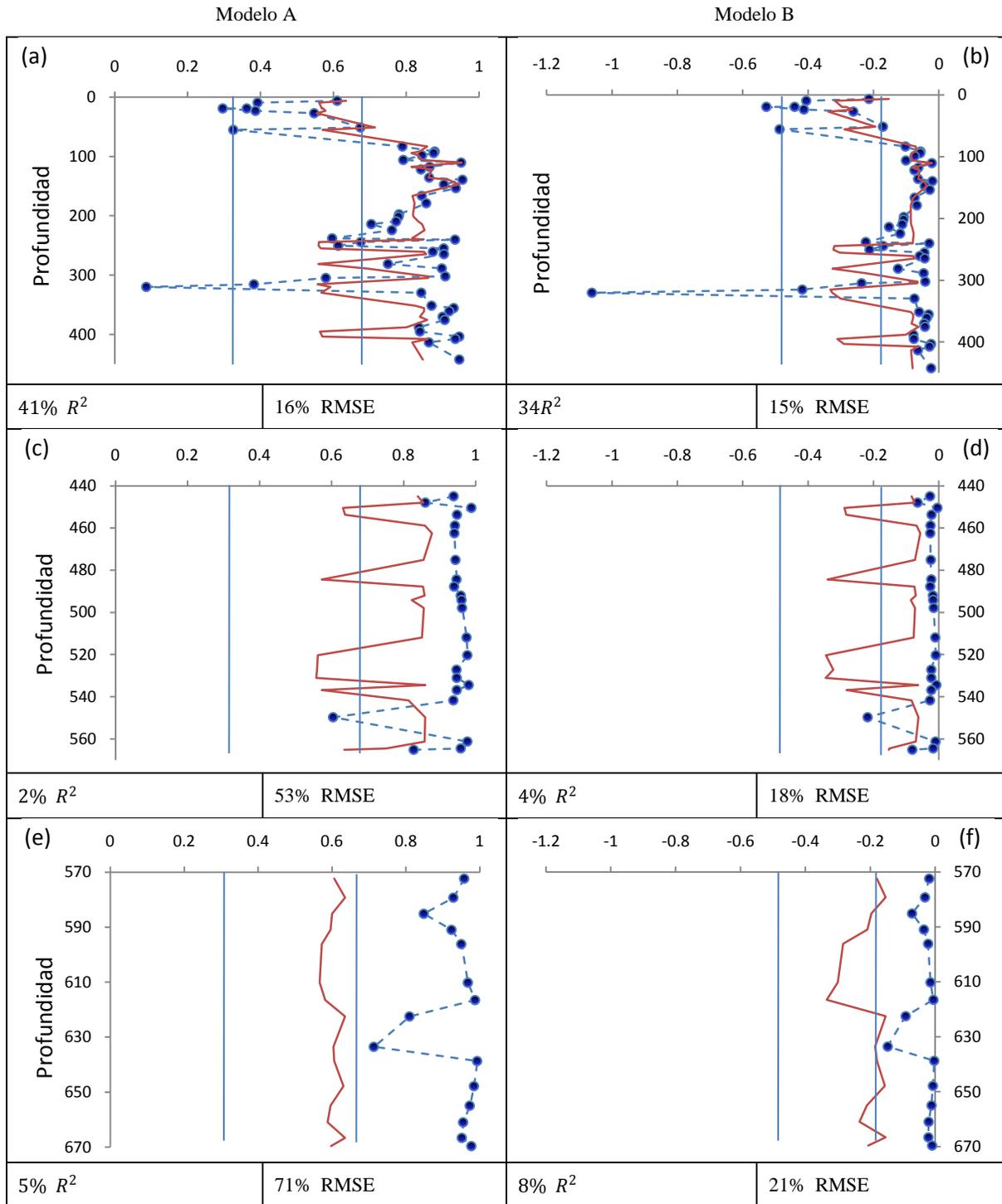


Figura 24 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

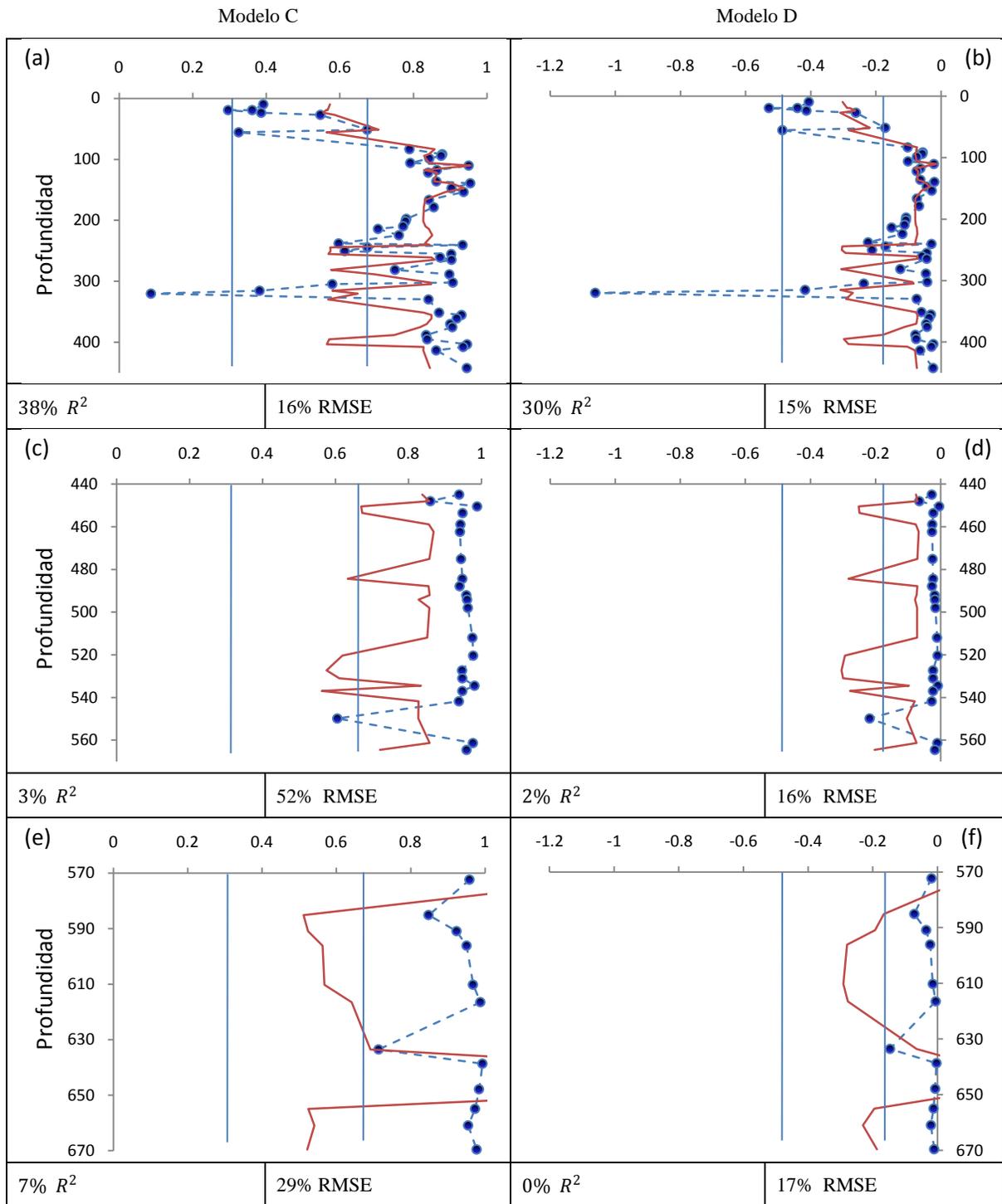


Figura 25 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

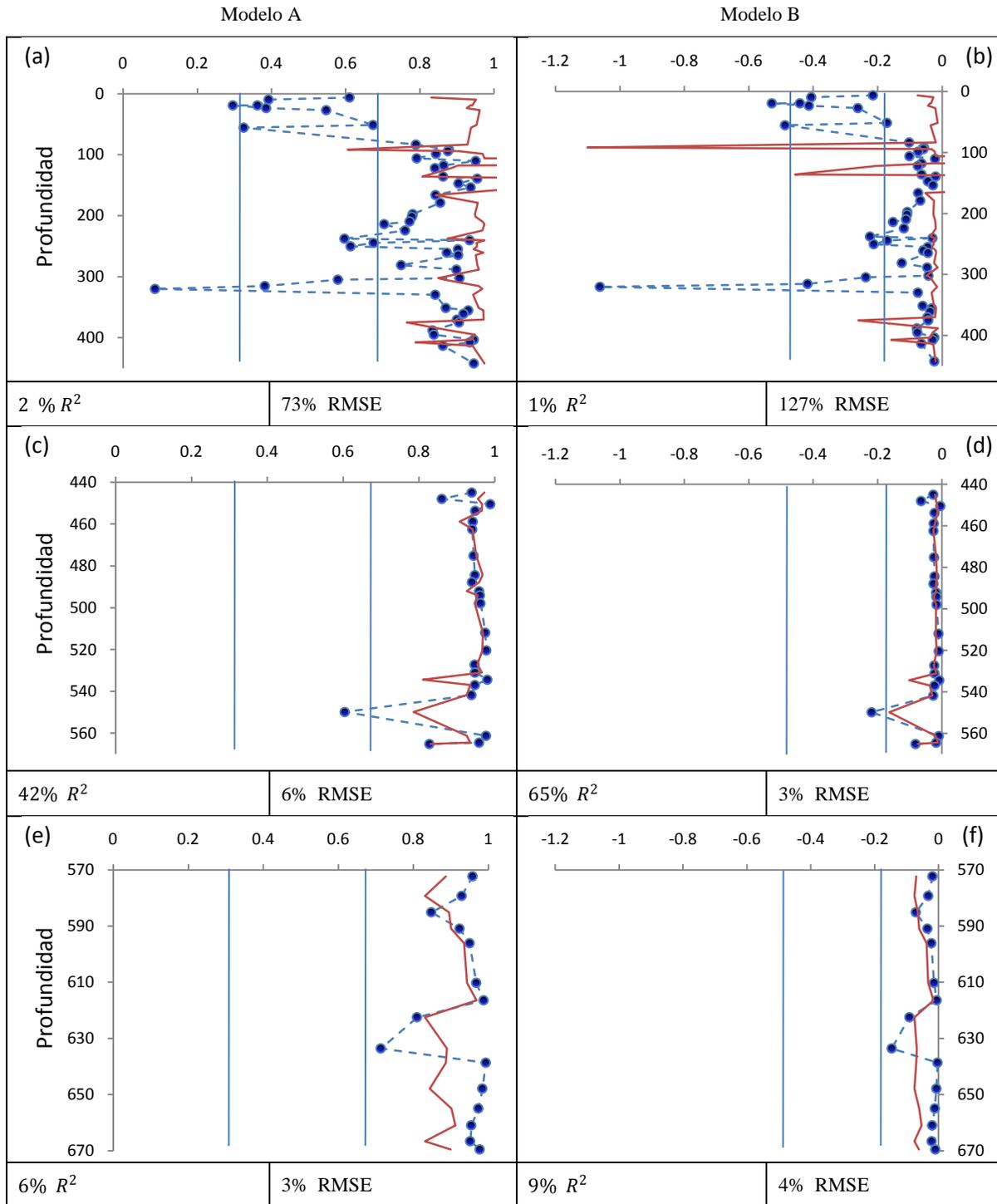


Figura 26 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **León** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

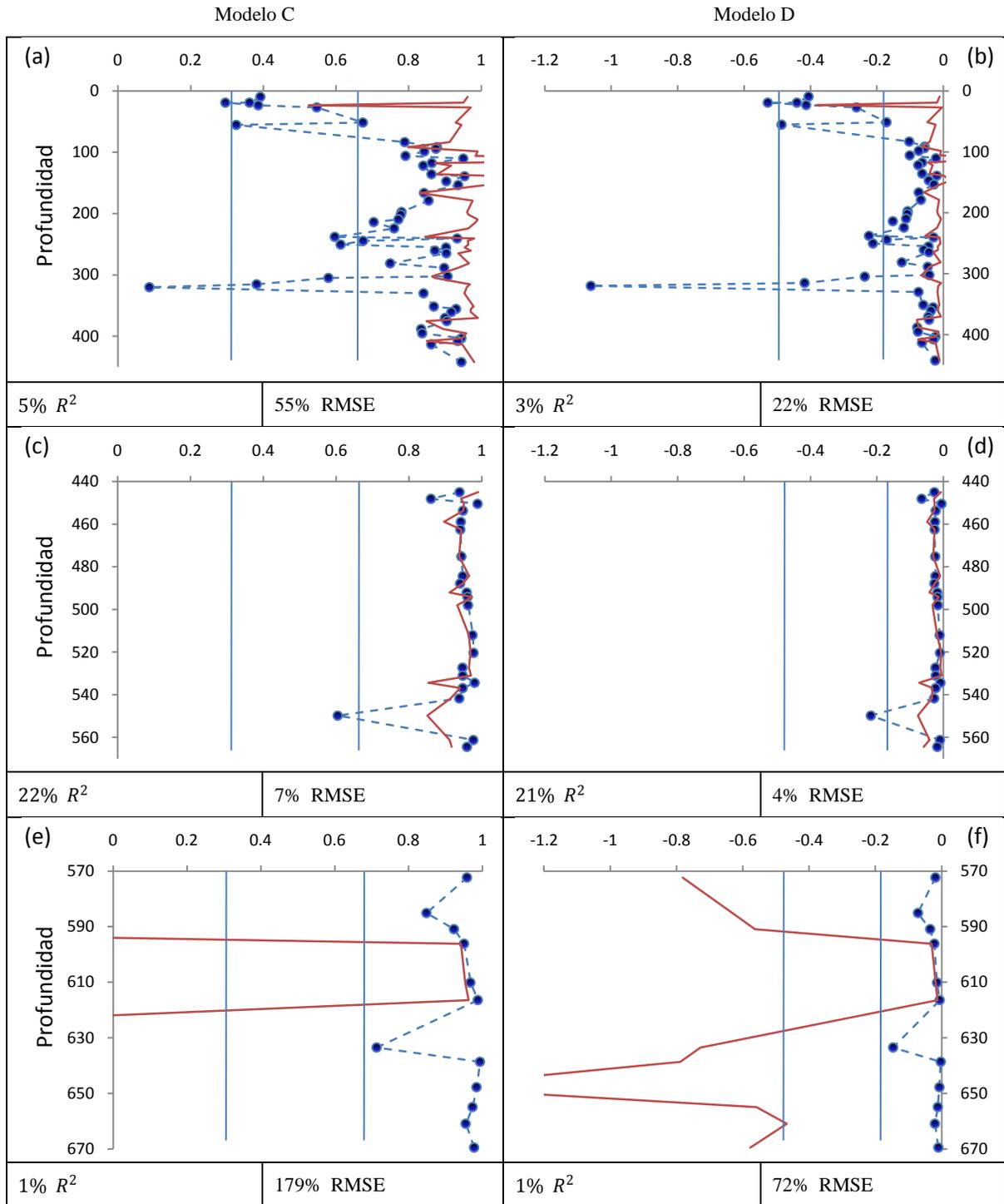


Figura 27 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación León con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

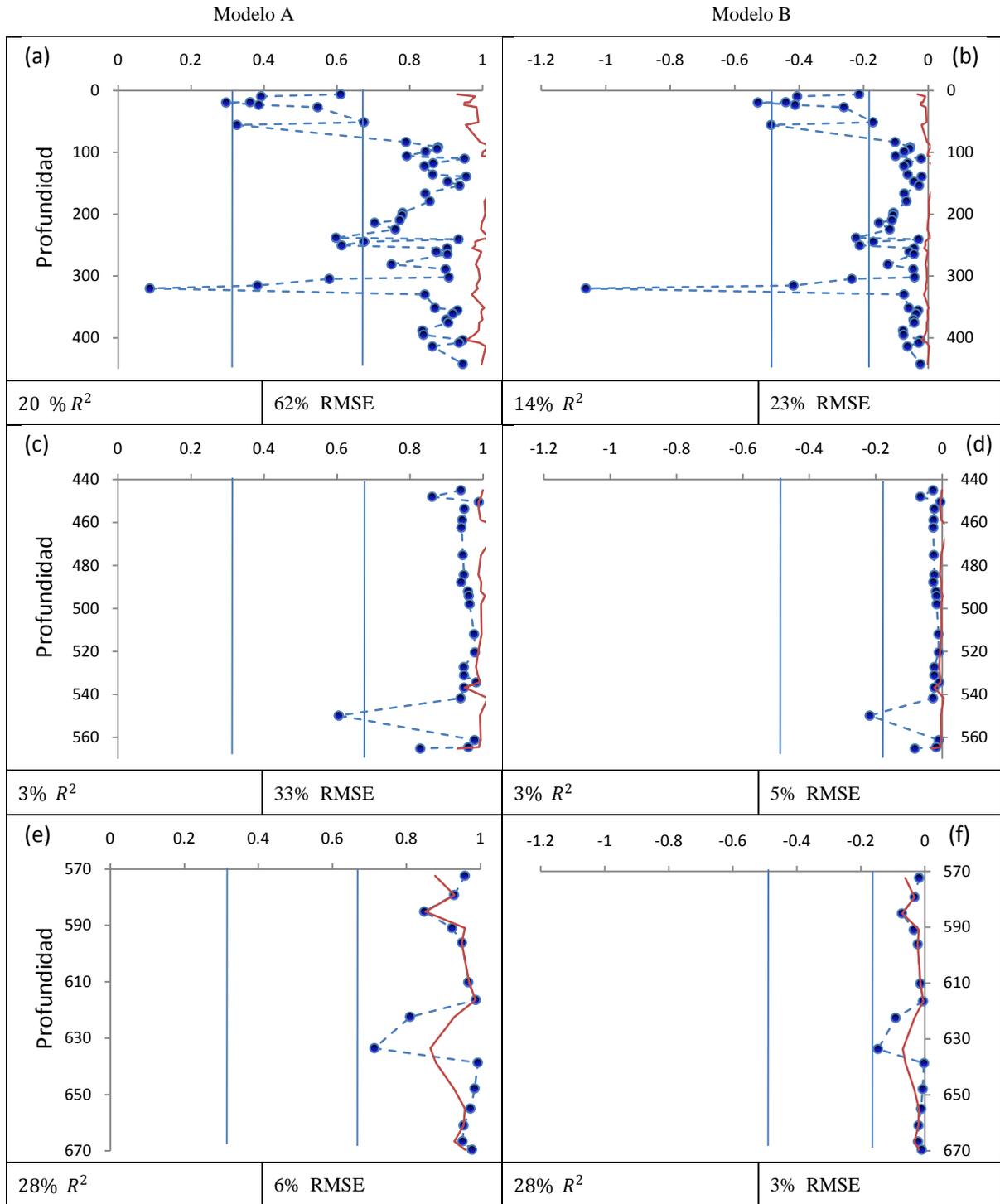


Figura 28 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación Carbonera con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

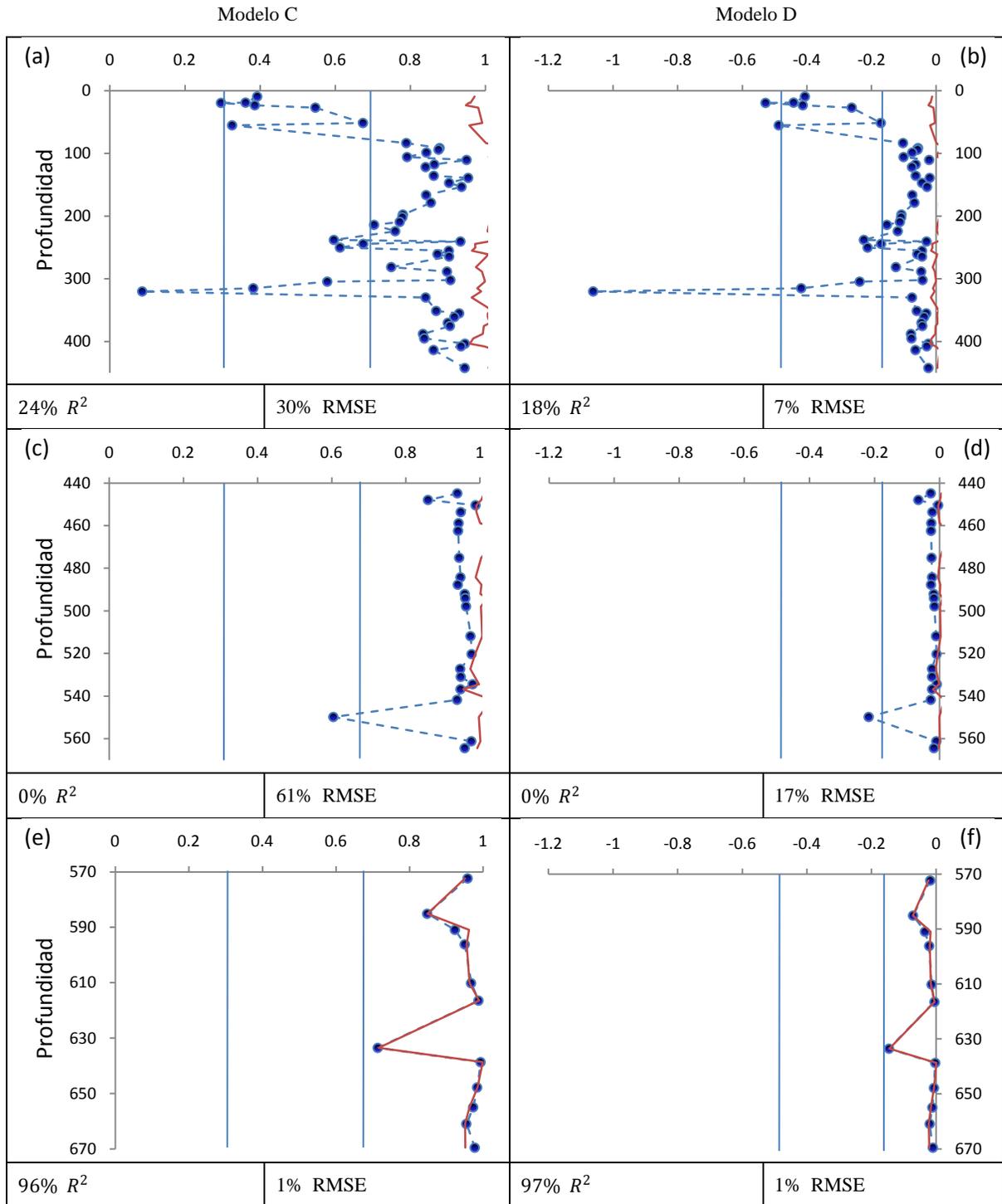


Figura 29 Usando 3 reglas difusas. Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) de cociente  $S$  a profundidad al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** con los datos de  $\chi$  (a), (b) de la FG, (c), (d) de la FL y (e), (f) de la FC

**Anexo 6** Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-1X y G-8X.

*Tabla 8 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-1X*

Profundidad (ft)	Susceptibilidad	Cociente S
480	2,044	0,57
540	3,201	0,65
570	6,158	0,67
670	1,07	0,6
700	29,11	0,84
730	18,75	0,58
760	10,91	0,61
790	7,318	0,53
820	1,946	0,43
910	0,455	0,44
970	2,505	0,18
1030	3,322	0,25
1060	6,782	0,47
1120	32,51	0,23
1180	3,16	0,25
1240	7,067	0,41

*Tabla 9 Datos experimentales de susceptibilidad magnética ( $\chi$ ) y cociente S (CS) a profundidad del campo Guafita del pozo G-8X*

Profundidad	Susceptibilidad	Cociente S
450	0,447	0,43
500	2,249	0,52
550	3,077	0,75
600	1,46	0,62
650	3,884	0,81
700	1,125	0,54
750	1,469	0,75
800	0,376	0,67
850	2,022	0,79
900	4,51	0,54
950	5,837	0,81
1000	2,559	0,67
1050	5,684	0,84

1300	2,334	0,25
1360	5,24	0,26
1420	0,583	0,37
1480	0,471	0,33
1510	0,7	0,32
1540	1,185	0,4
1570	0,736	0,39
1630	1,173	0,39
1690	0,901	0,45
1750	0,59	0,47
1840	0,535	0,42
1900	0,751	0,53
1960	1,539	0,61
2020	1,244	0,61
2080	0,372	0,54
2140	0,829	0,54
2200	0,698	0,49
2260	0,579	0,52
2320	2,94	0,8
2410	0,93	0,48
1100	31,19	0,89
1150	5,07	0,61
1250	12,71	0,96
1300	50,38	0,98
1350	6,202	0,98
1900	4,709	0,82
1950	1,265	0,61
2000	2,801	0,74
2100	1,232	0,49
2150	0,806	0,49
2200	0,661	0,44
2250	5,59	0,81
2300	3,39	0,56
2350	6,246	0,83
2400	7,079	0,86
2500	11	0,95
2600	2,582	0,63

**Anexo 7** Resultados al evaluar las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del pozo Saltarín 1A, Colombia, por ciclos eustáticos, con los datos experimentales ( $\chi$ ) del Pozo G-1X y G-8X del campo Guafita, Venezuela, con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE)

**7.1) Pozo G-1X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.**

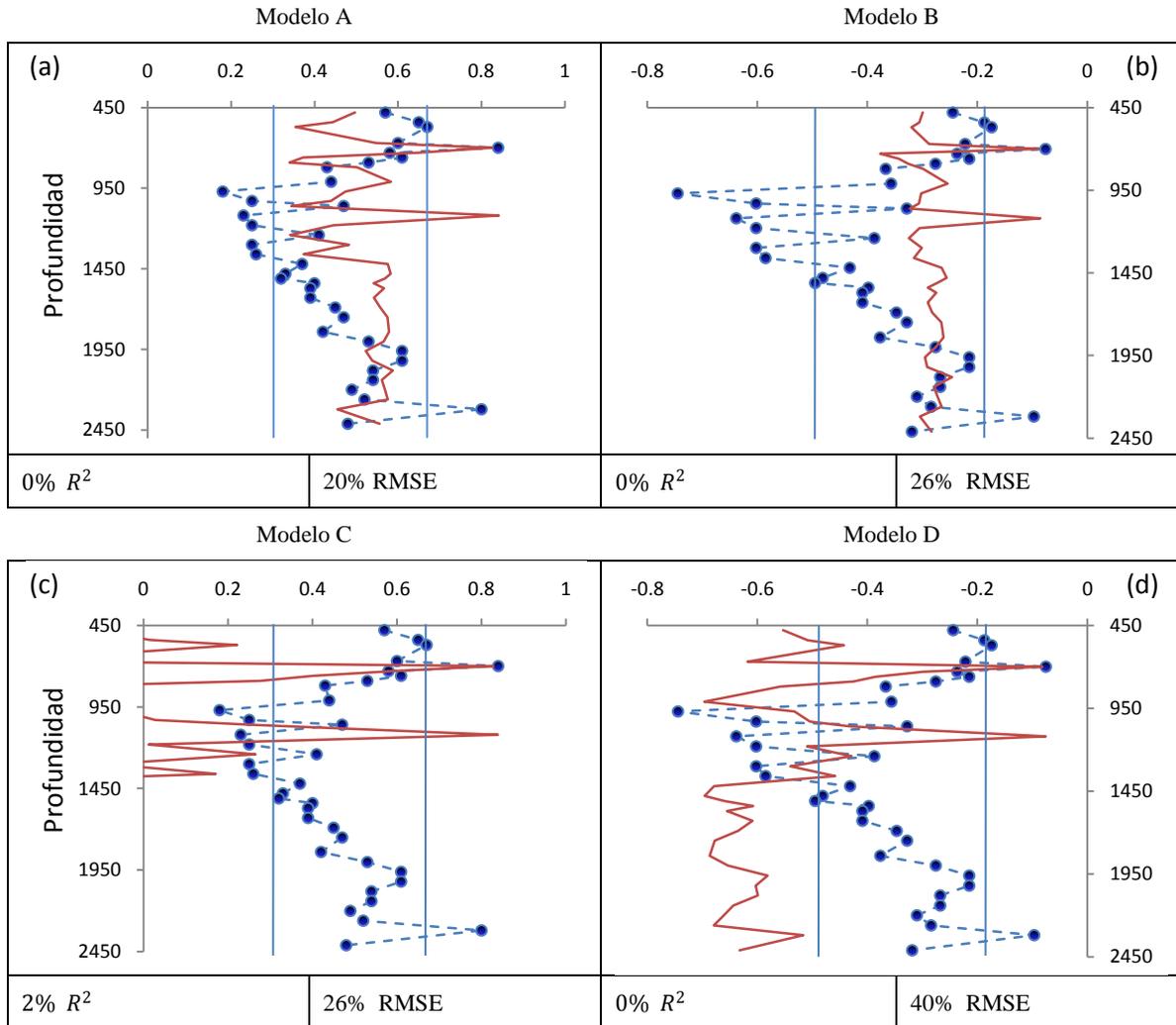


Figura 30 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente I** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-1X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

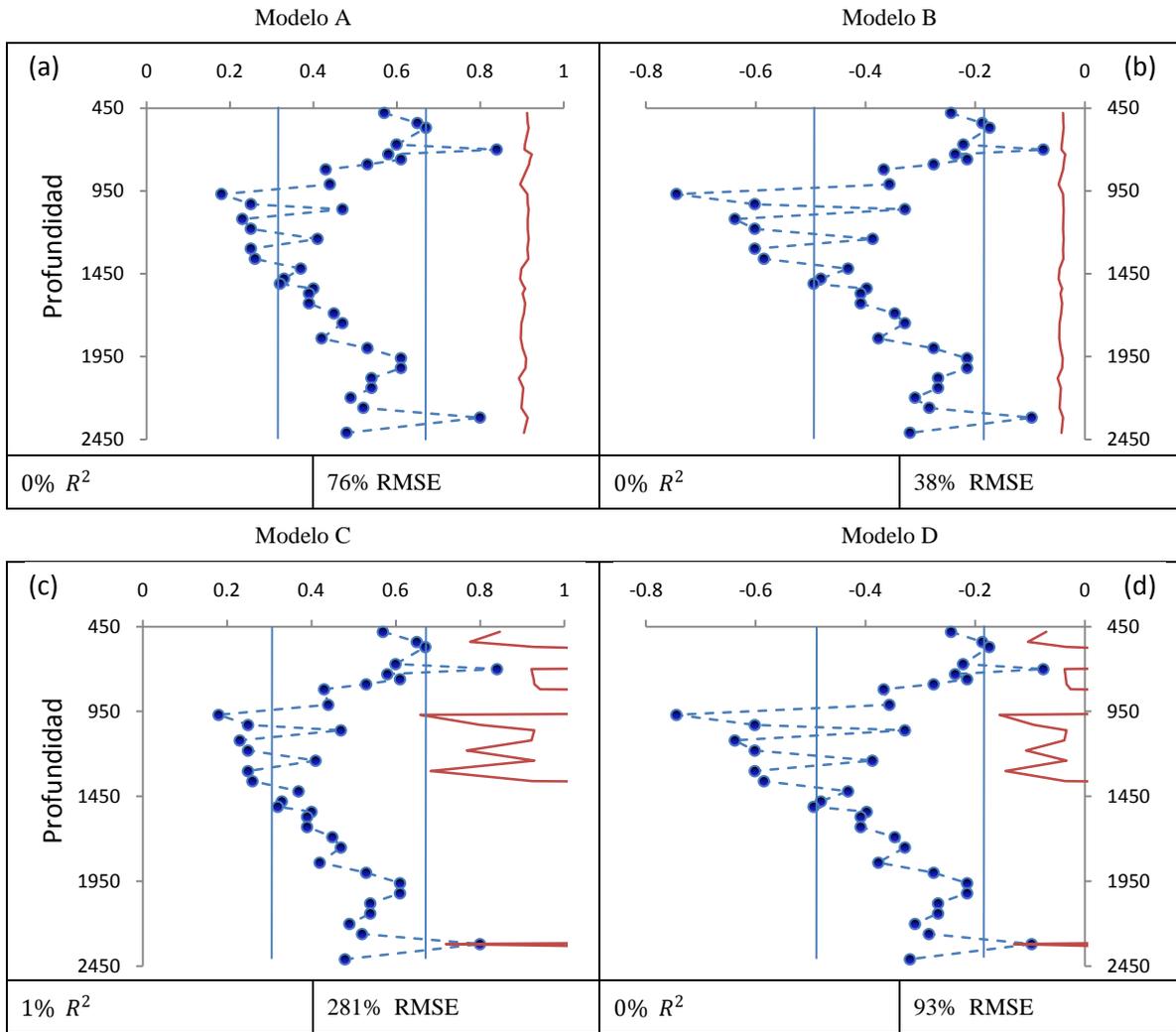


Figura 31 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín IA (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

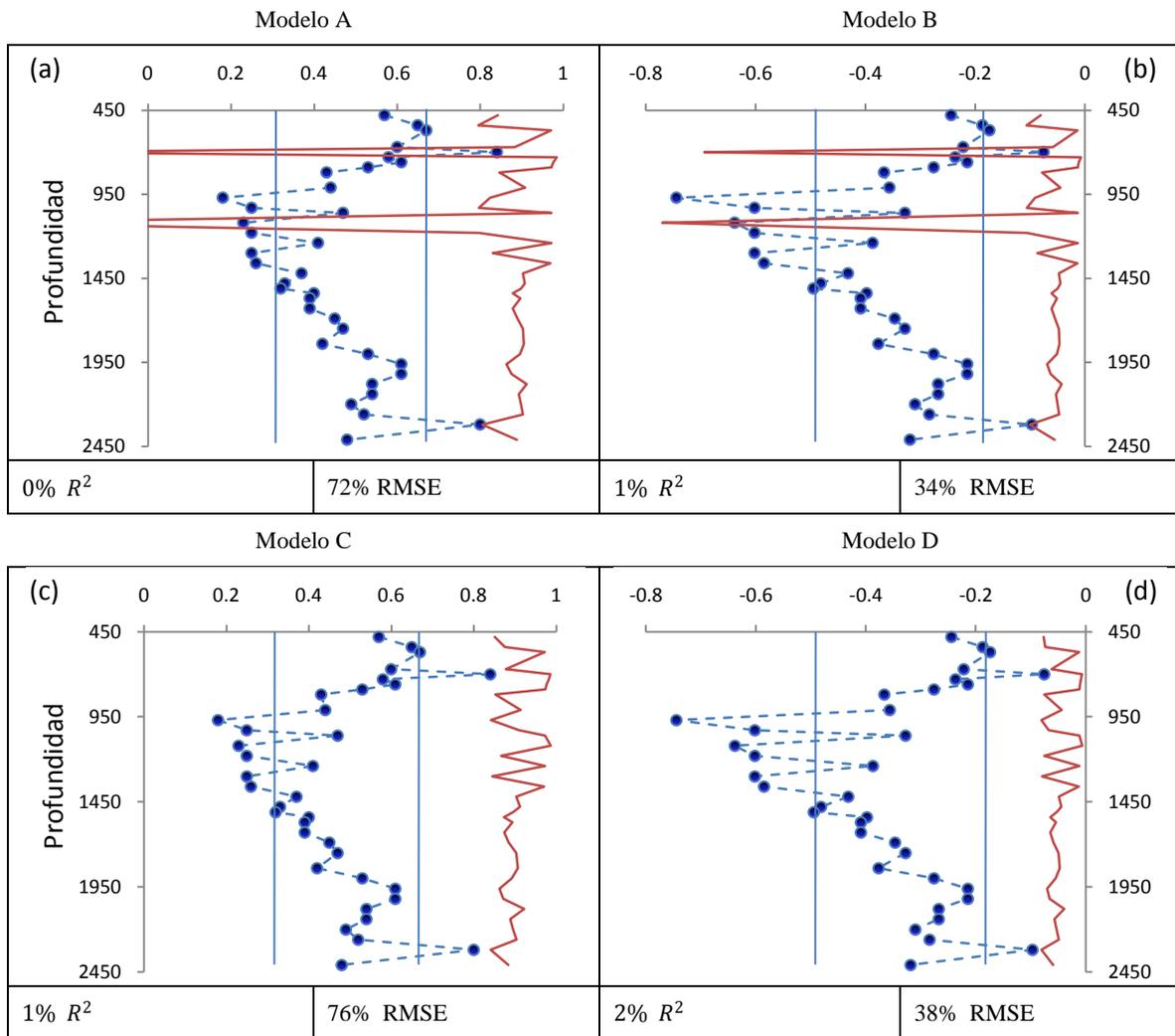


Figura 32 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín IA (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

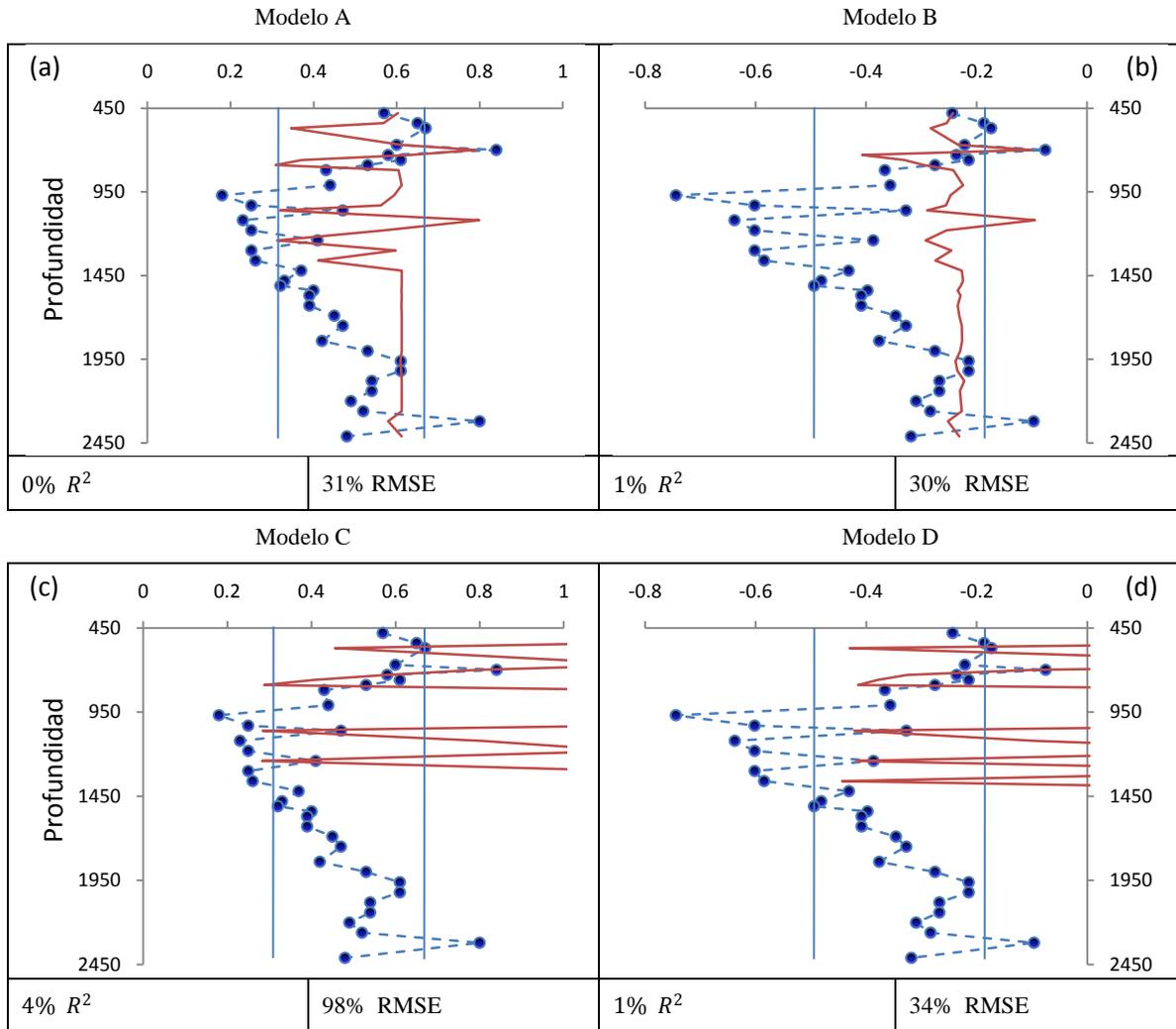


Figura 33 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente I** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

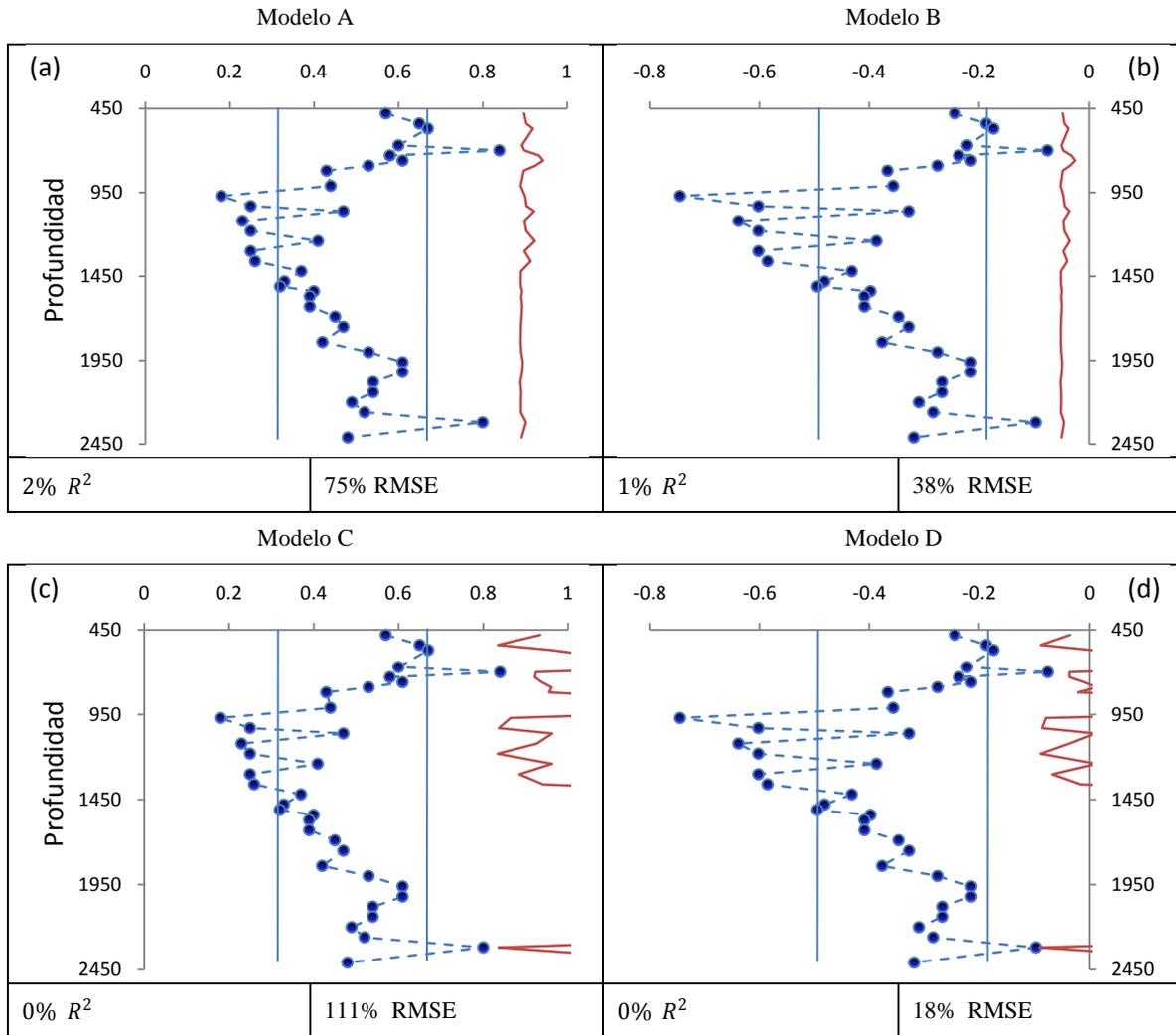


Figura 34 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

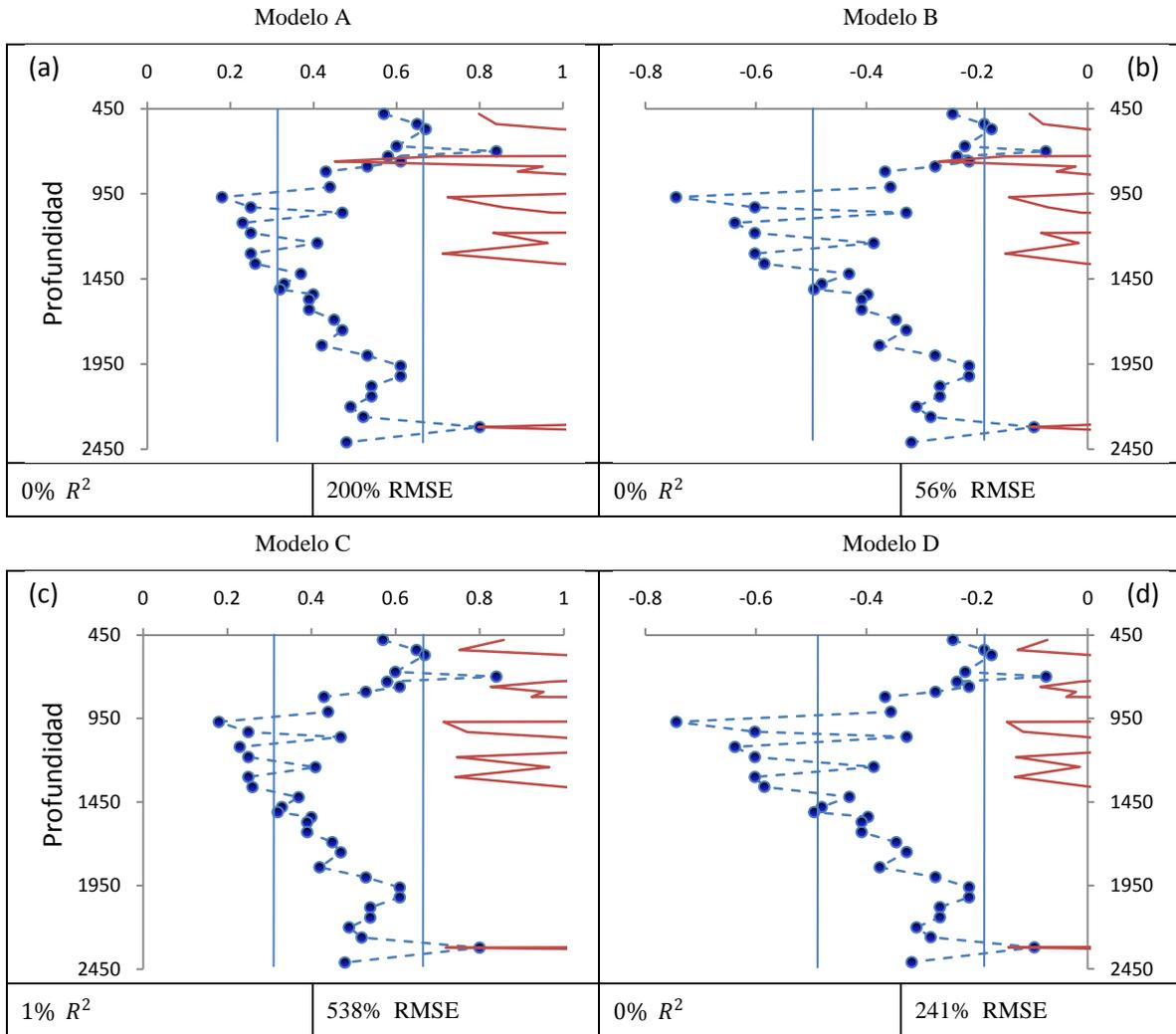


Figura 35 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

7.2) Pozo G-8X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.

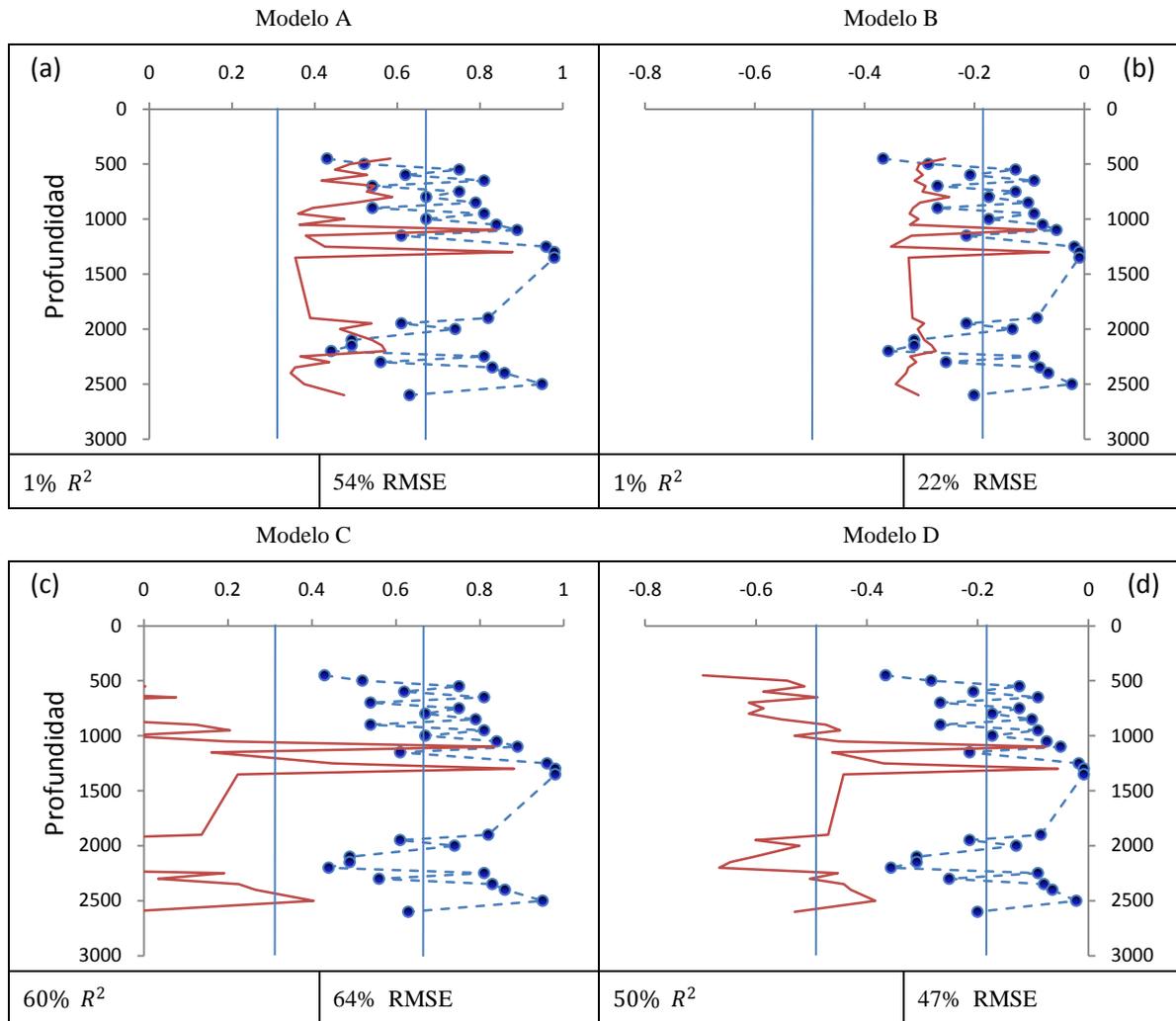


Figura 36 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 1** del pozo Saltarín IA (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

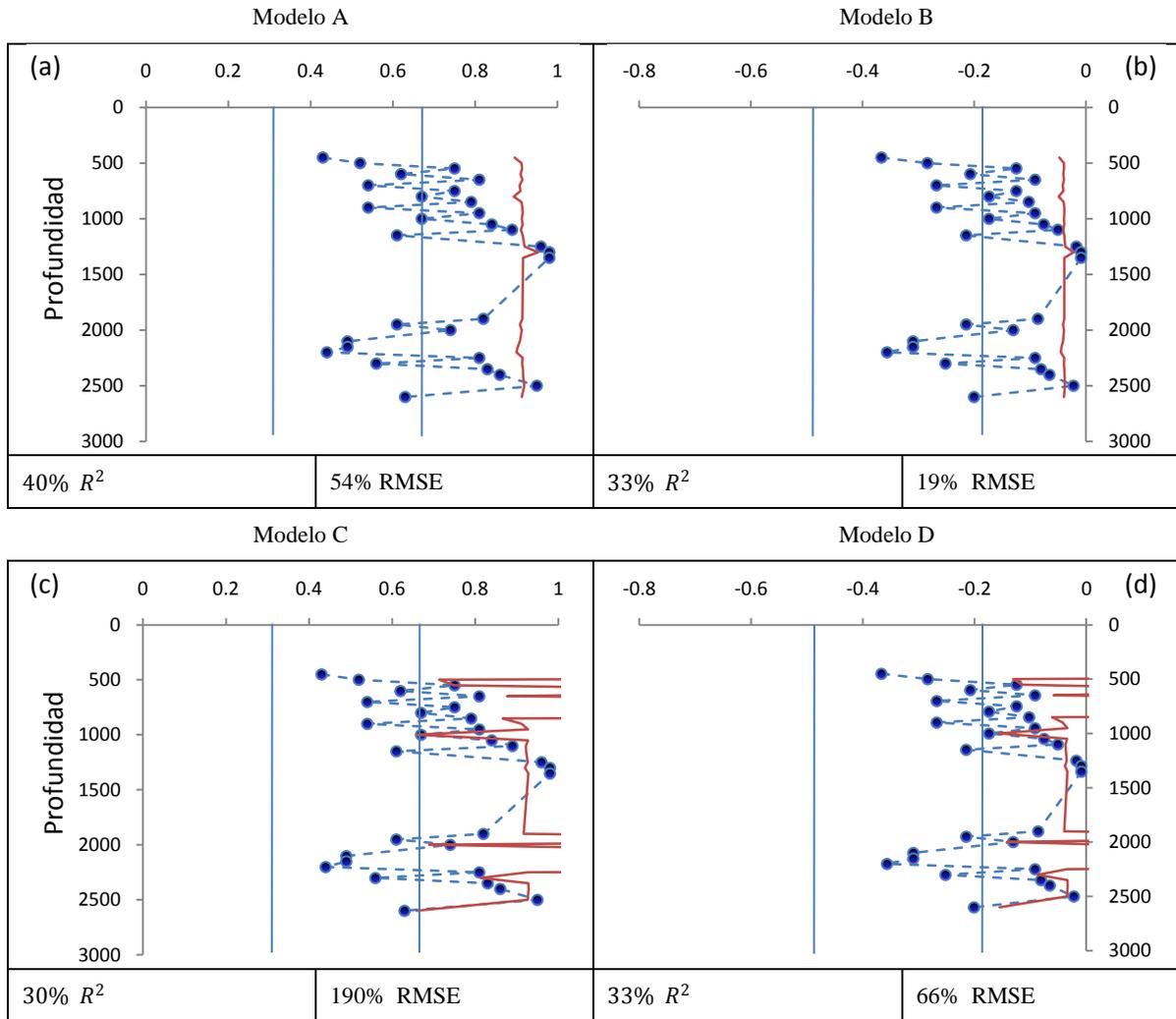


Figura 37 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

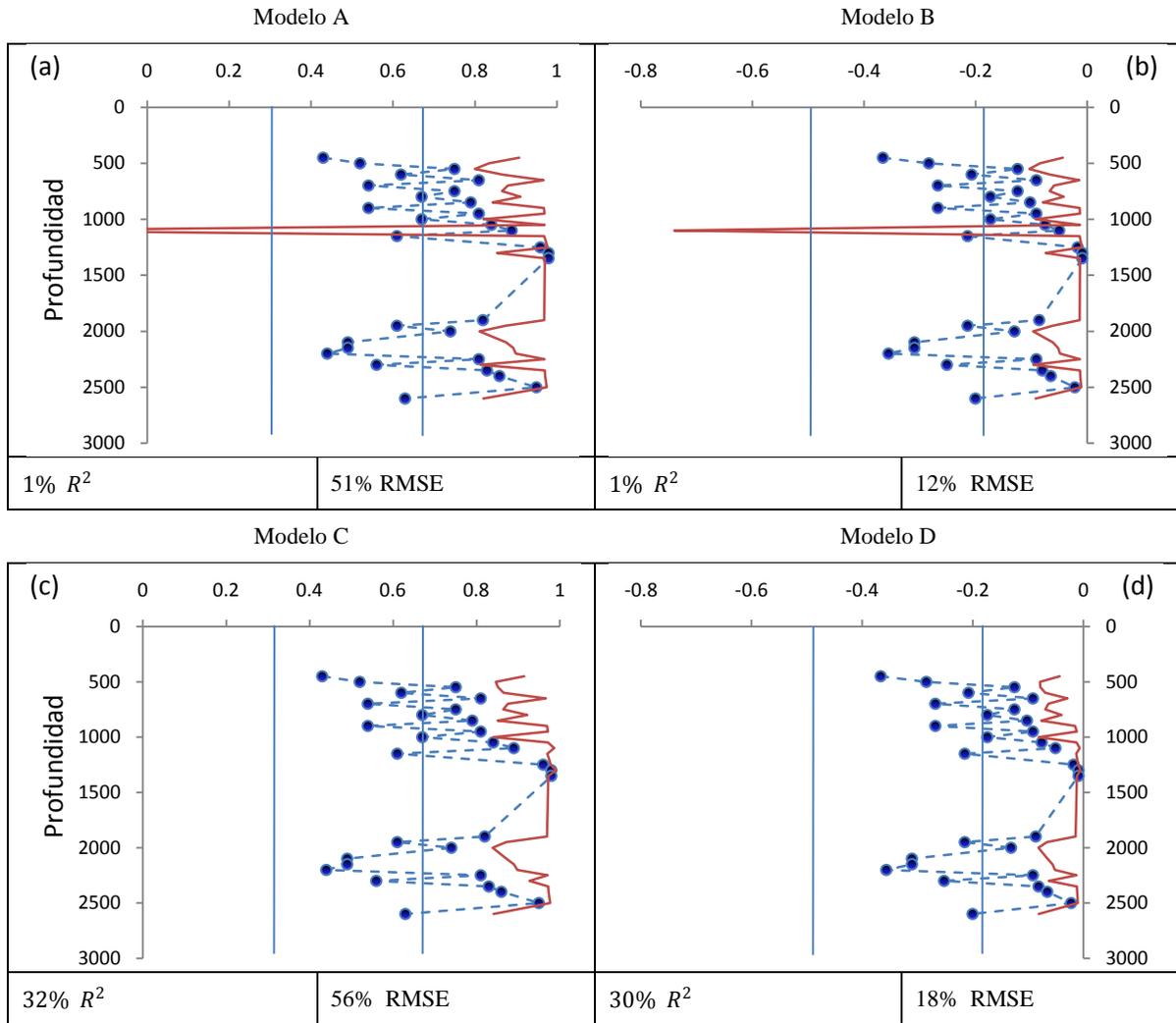


Figura 38 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

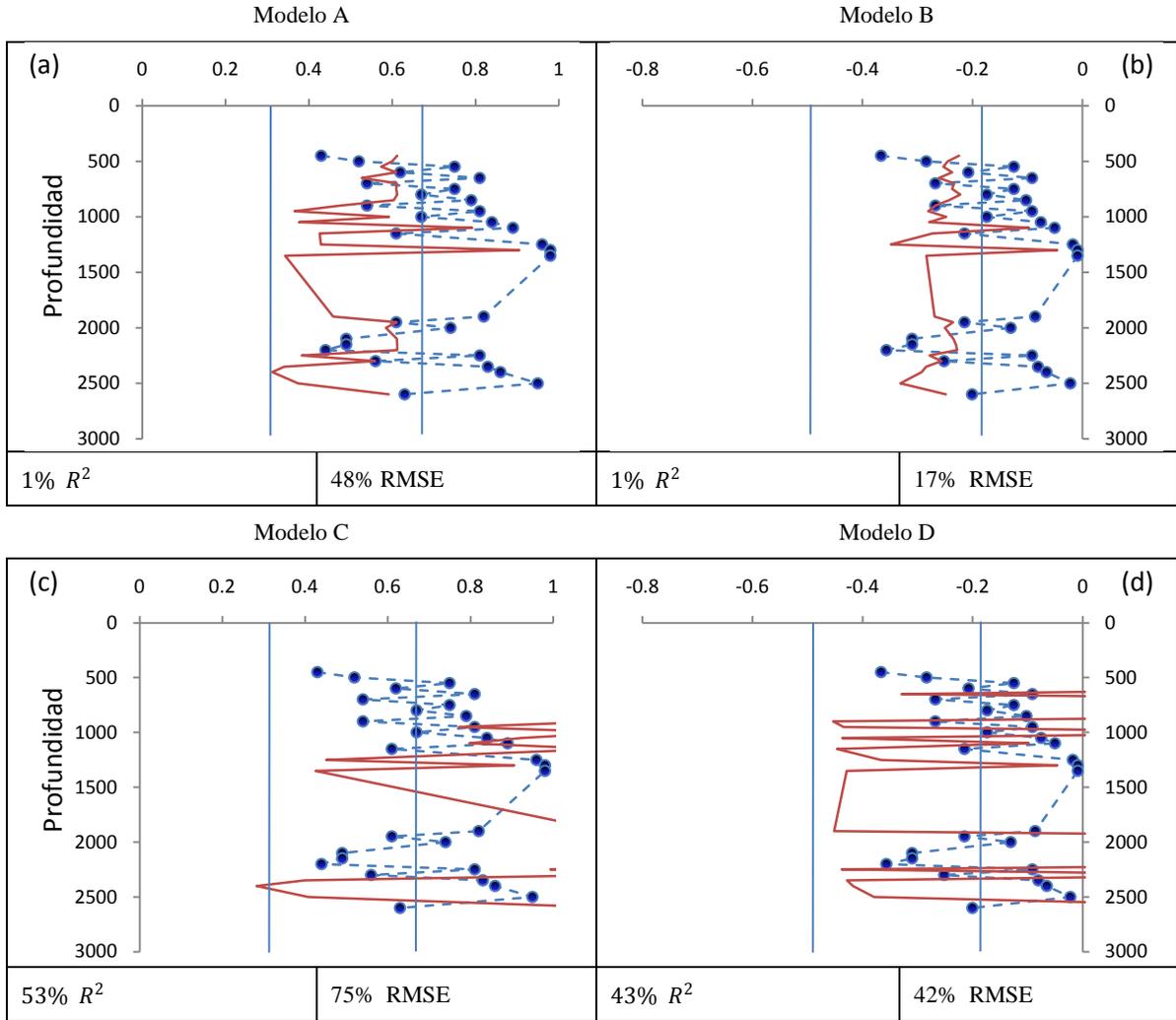


Figura 39 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente I** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

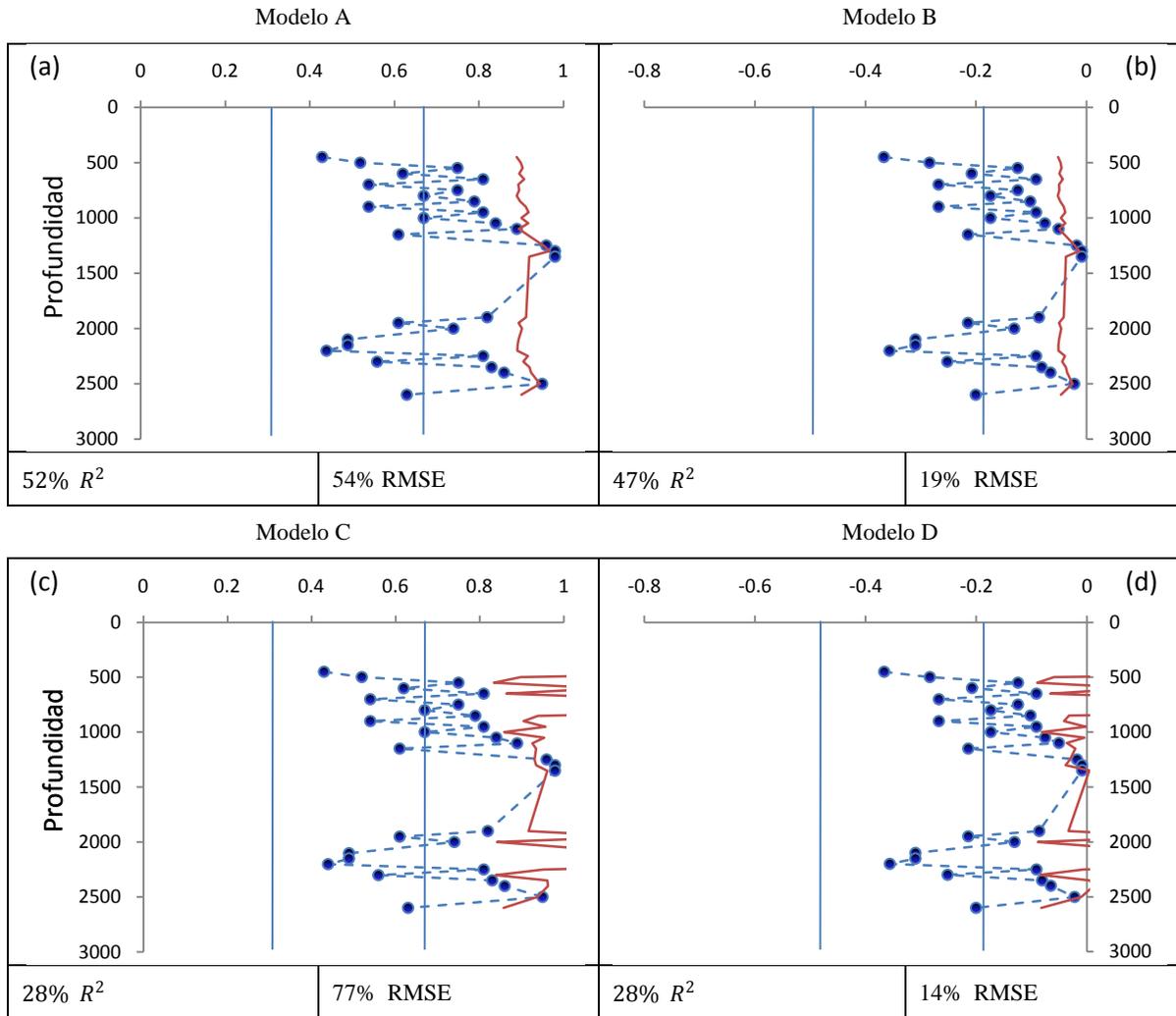


Figura 40 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 2** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

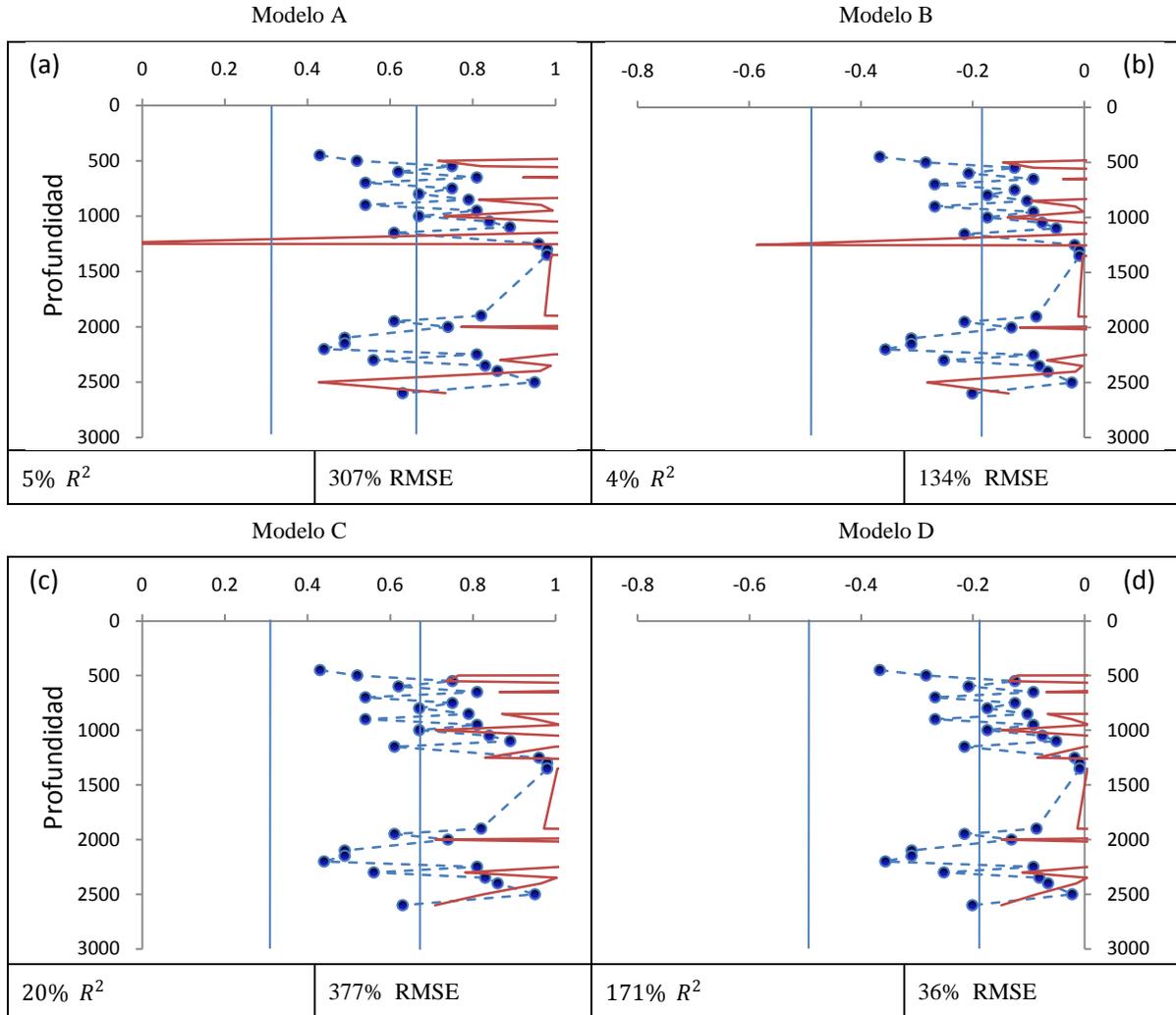


Figura 41 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la **envolvente 3** del pozo Saltarín IA (3reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

**Anexo 8** Resultados al evaluar las ecuaciones obtenidas del entrenamiento del pozo Saltarín 1A, Colombia, por formaciones litológicas, con los datos experimentales ( $\chi$ ) del Pozo G-1X y G-8X del campo Guafita, Venezuela, con los respectivos valores de ( $R^2$ ) y de (RMSE)

**8.1) Pozo G-1X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.**

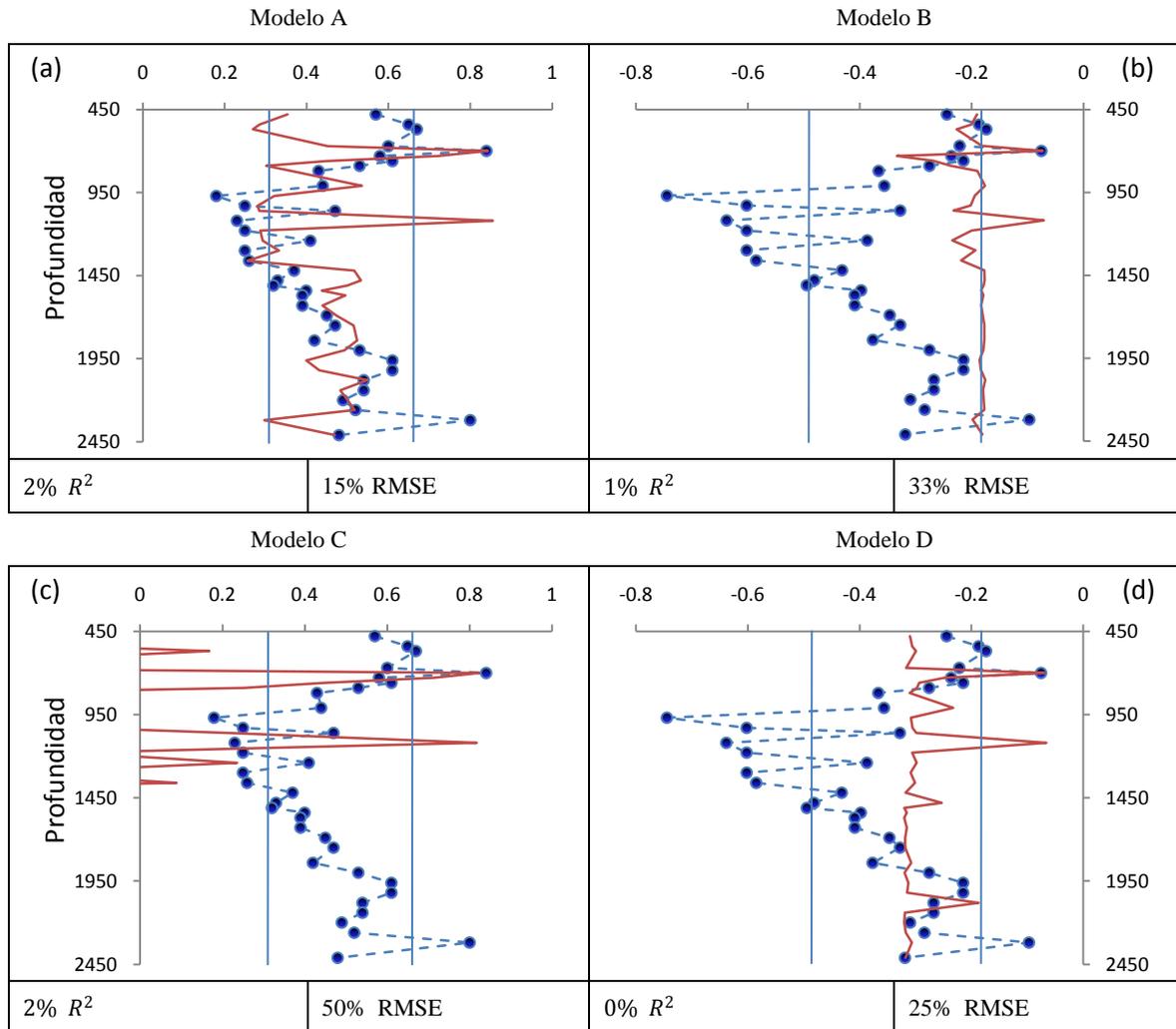


Figura 42 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-1X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

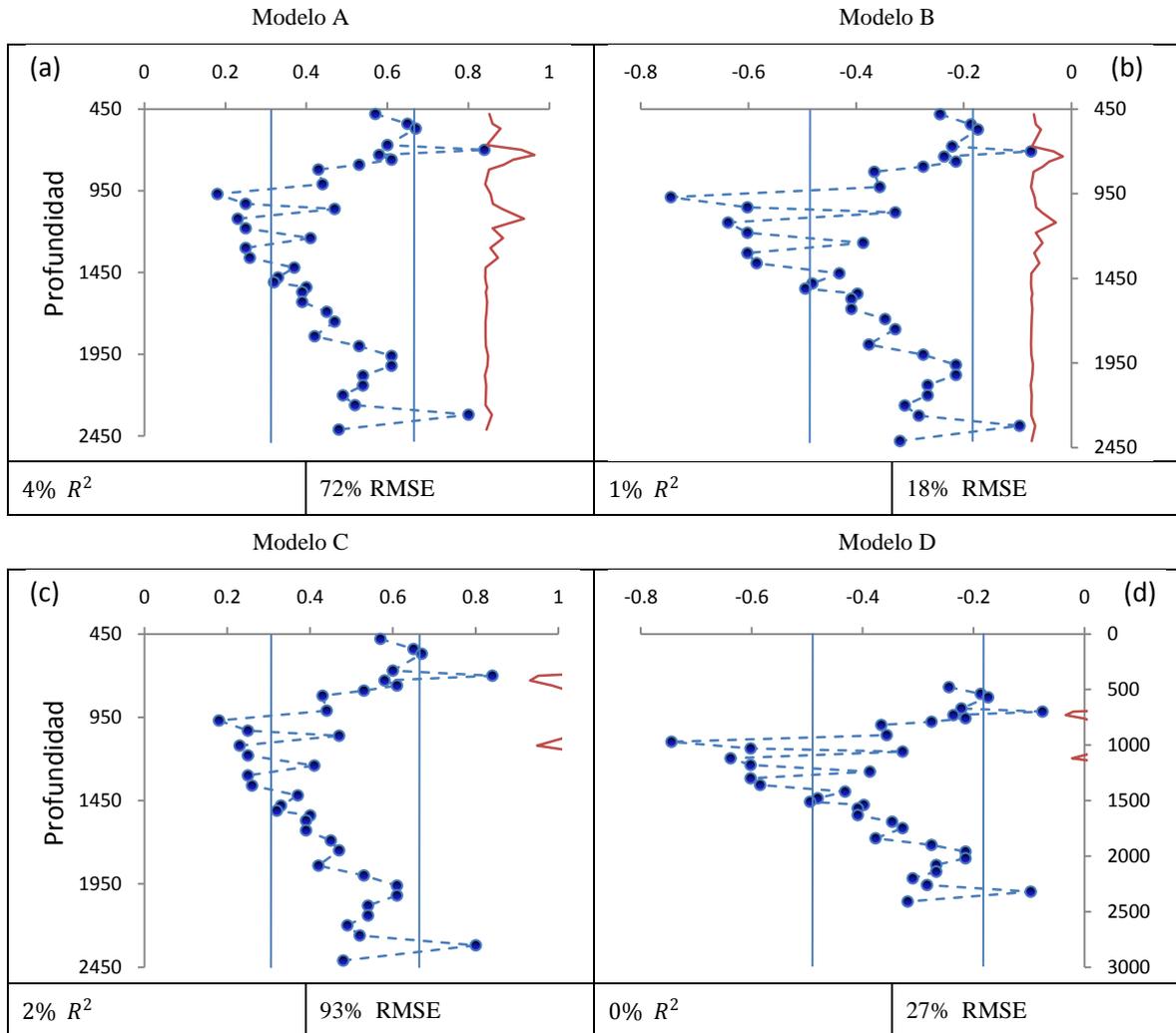


Figura 43 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación León del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

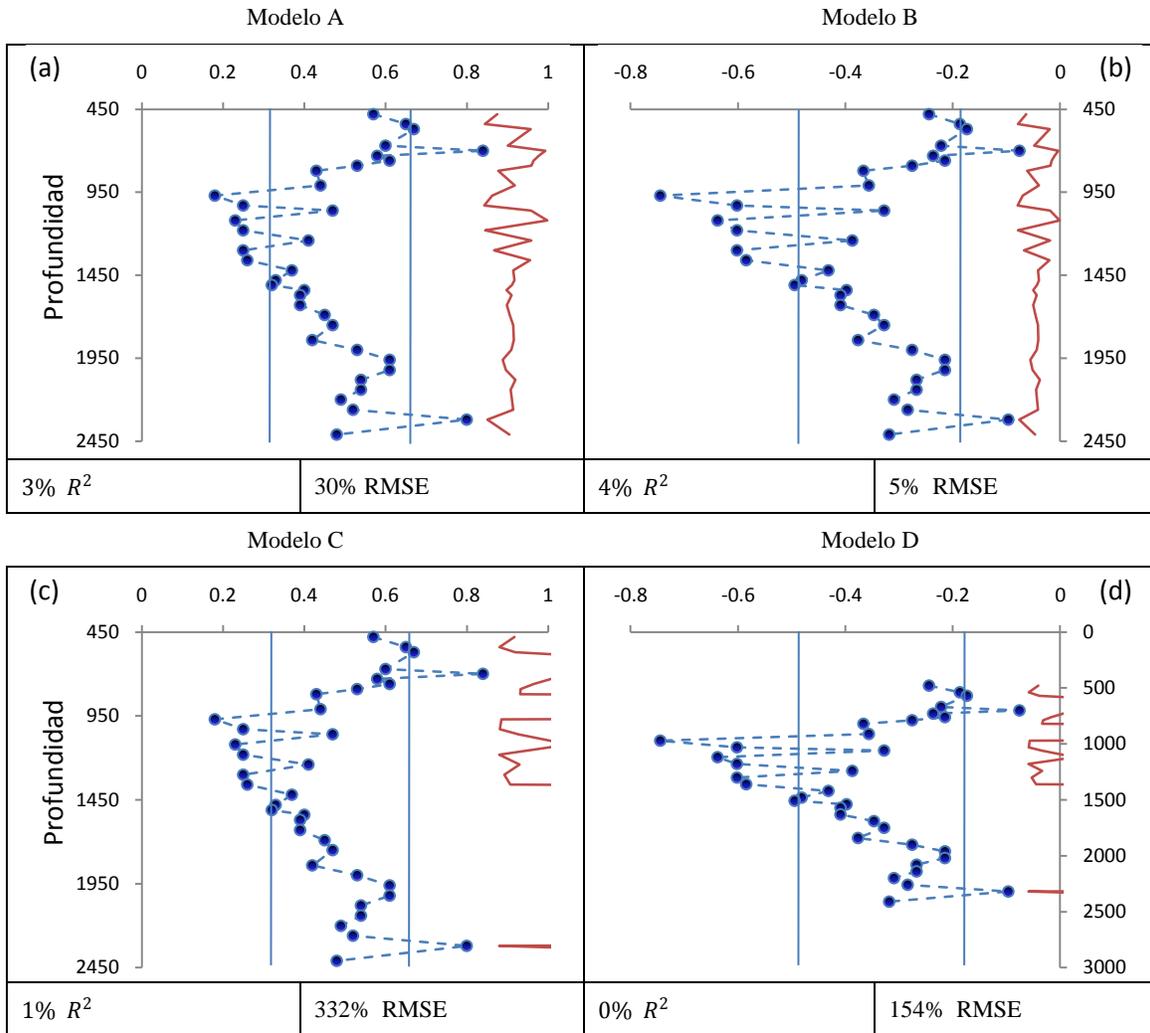


Figura 44 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

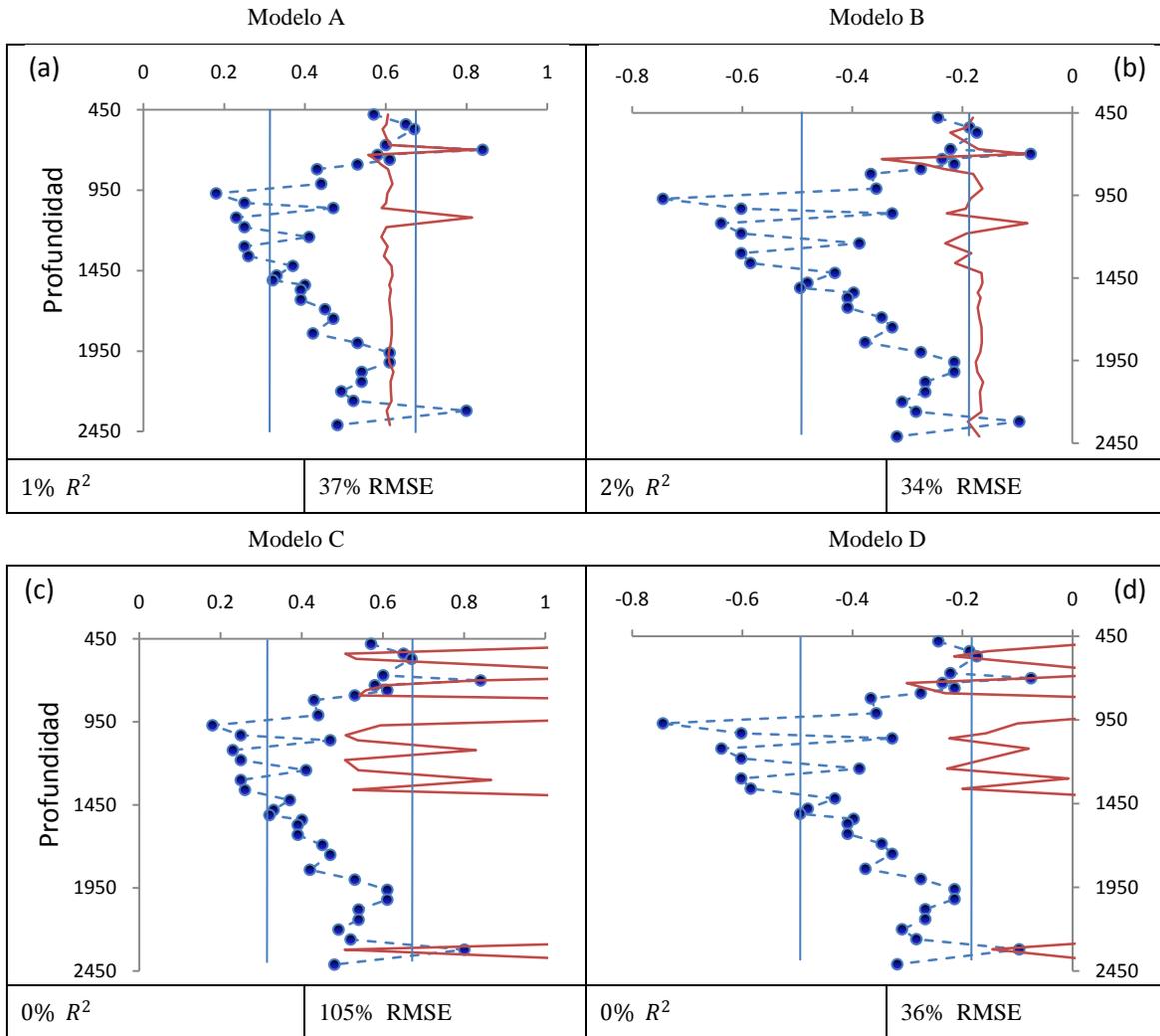


Figura 45 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-IX**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

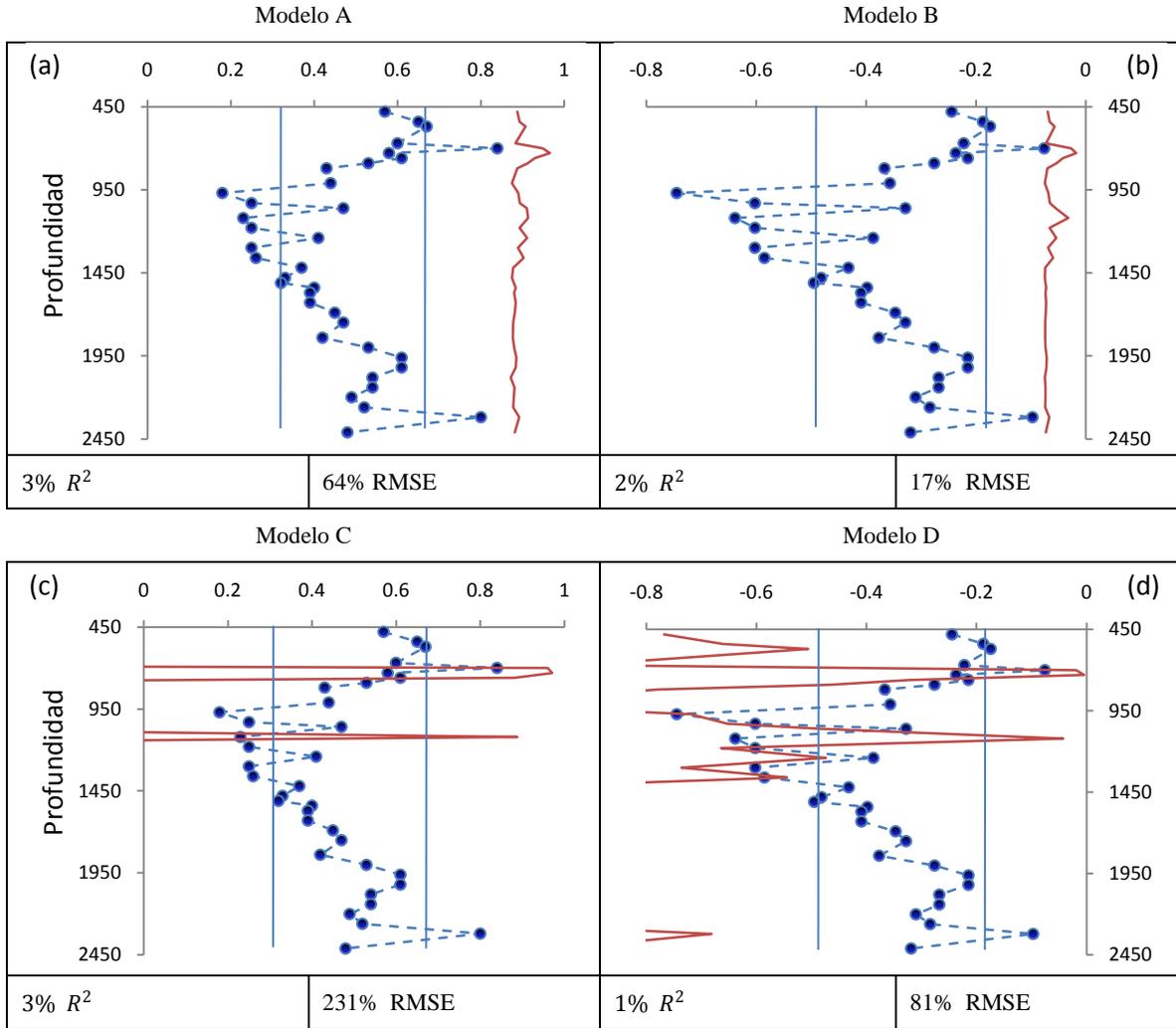


Figura 46 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación León del pozo Saltaín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

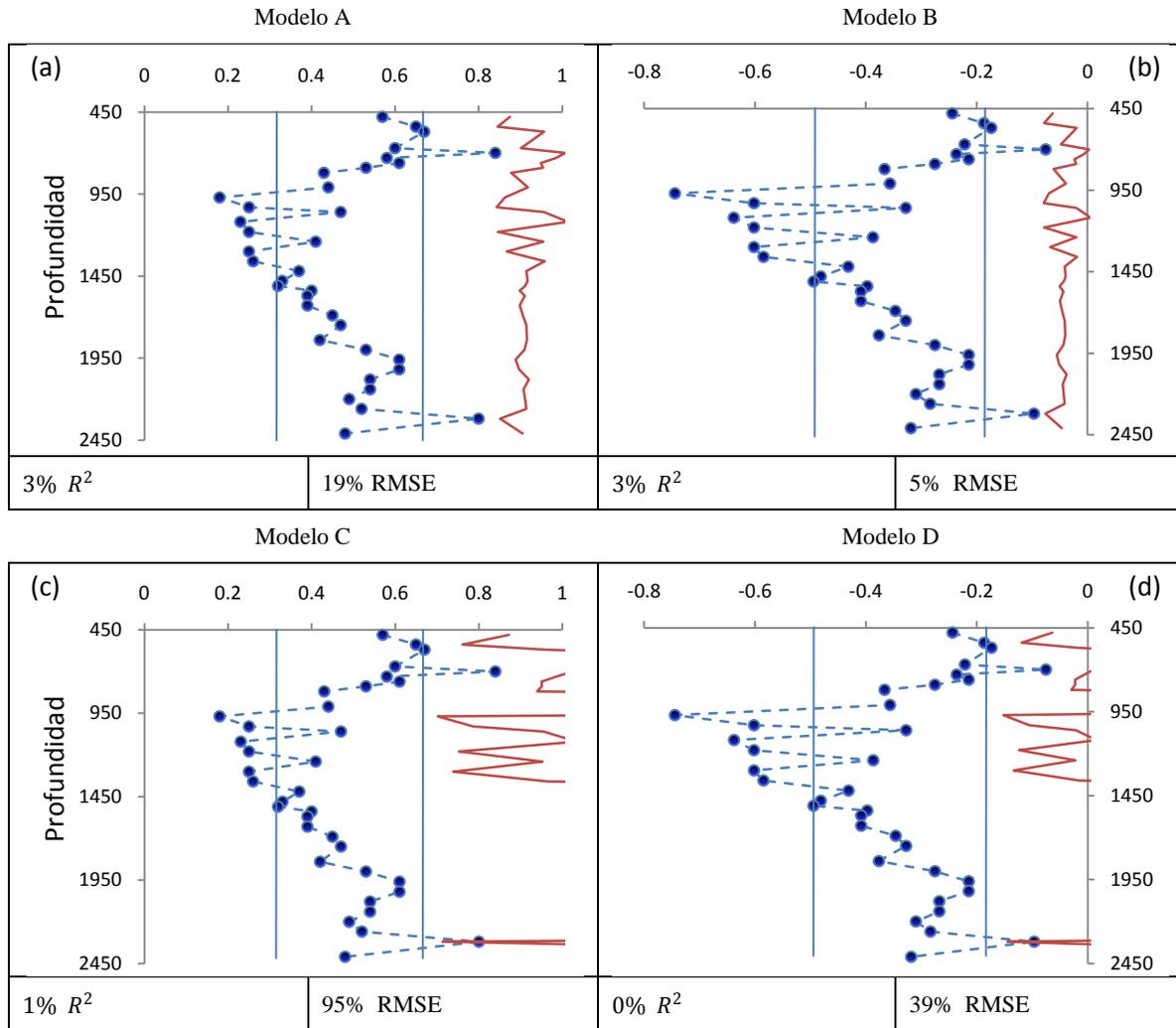


Figura 47 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-IX, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

8.2) Pozo G-8X, ubicado en el campo Guafita, Venezuela.

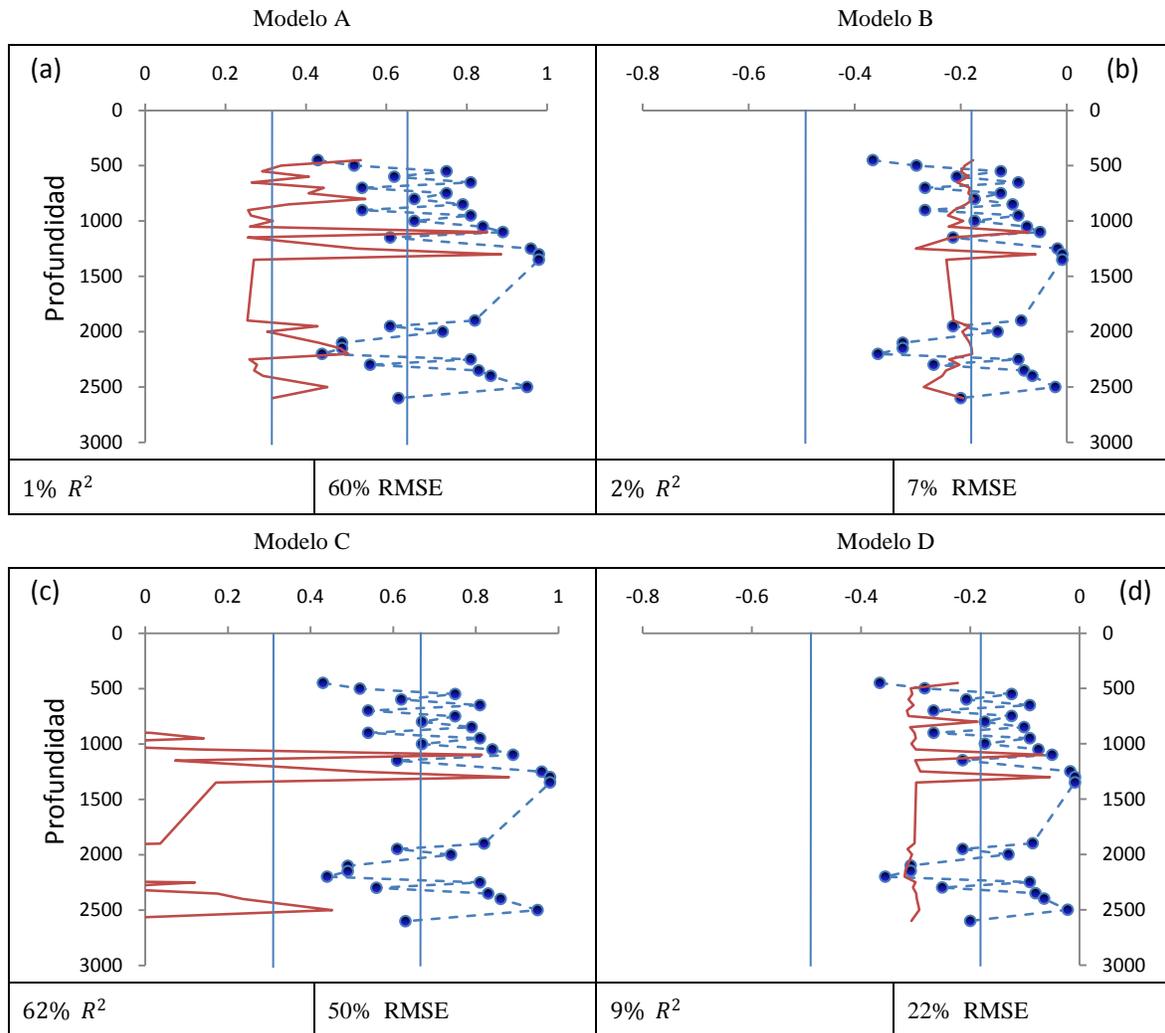


Figura 48 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

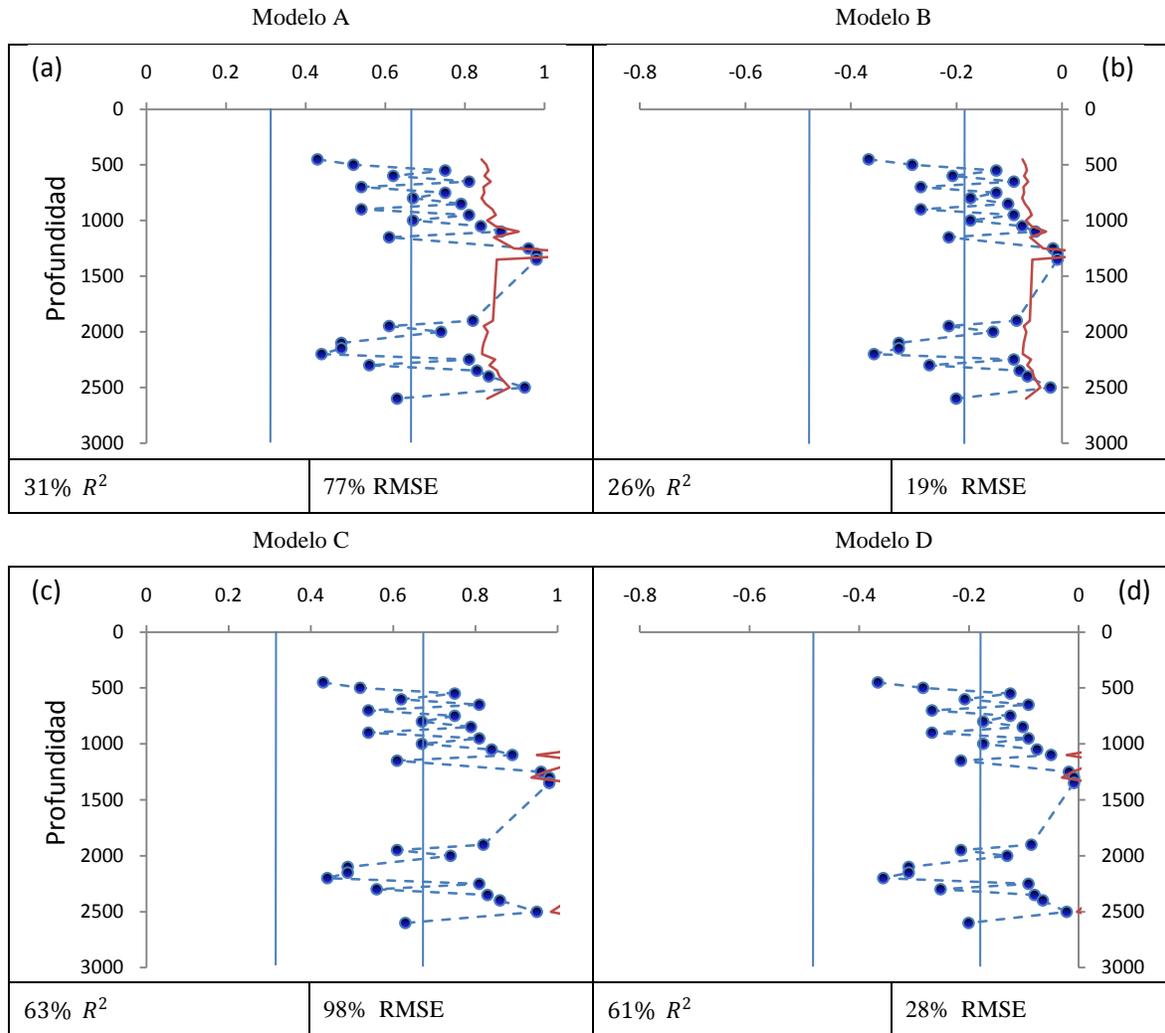


Figura 49 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación León del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

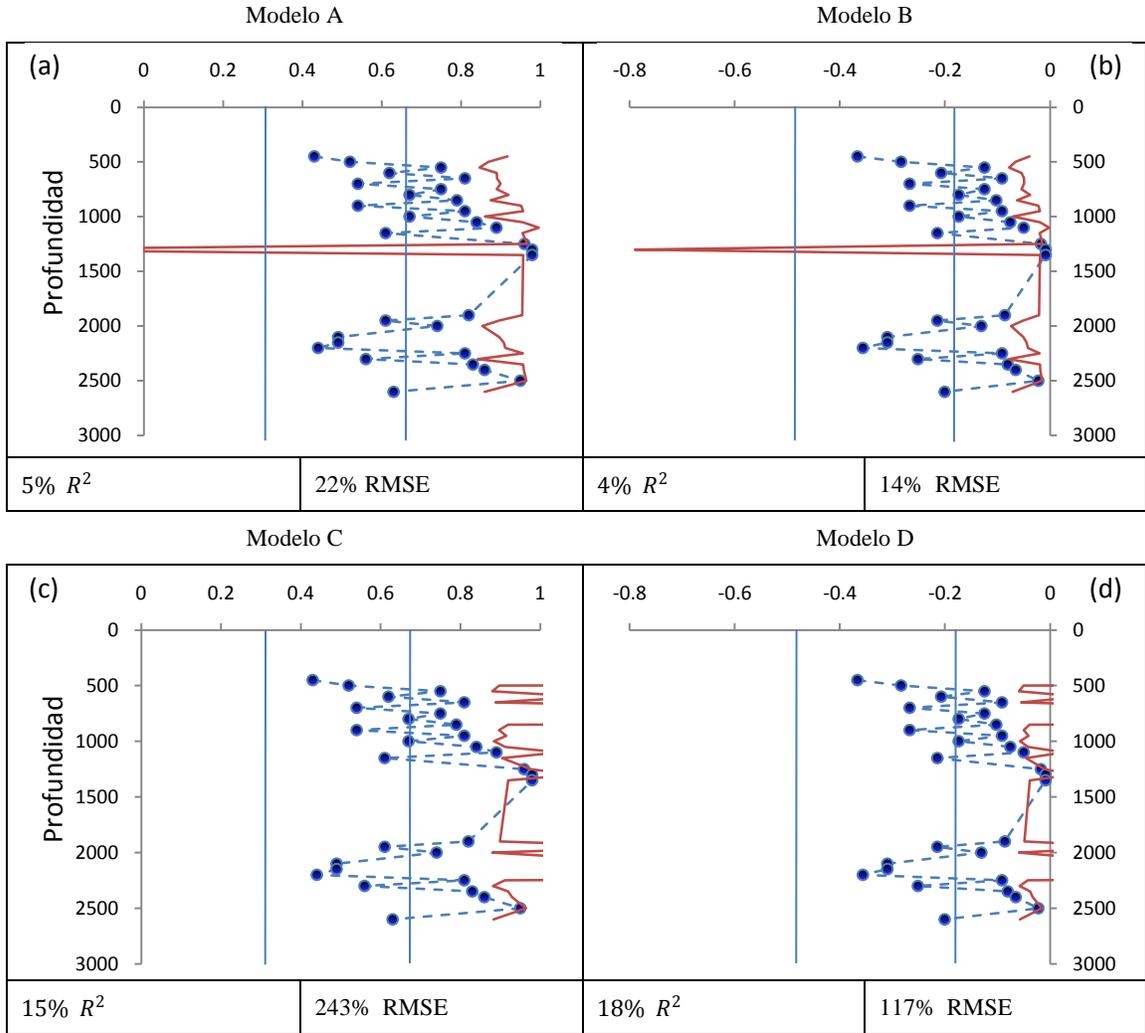


Figura 50 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (2 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

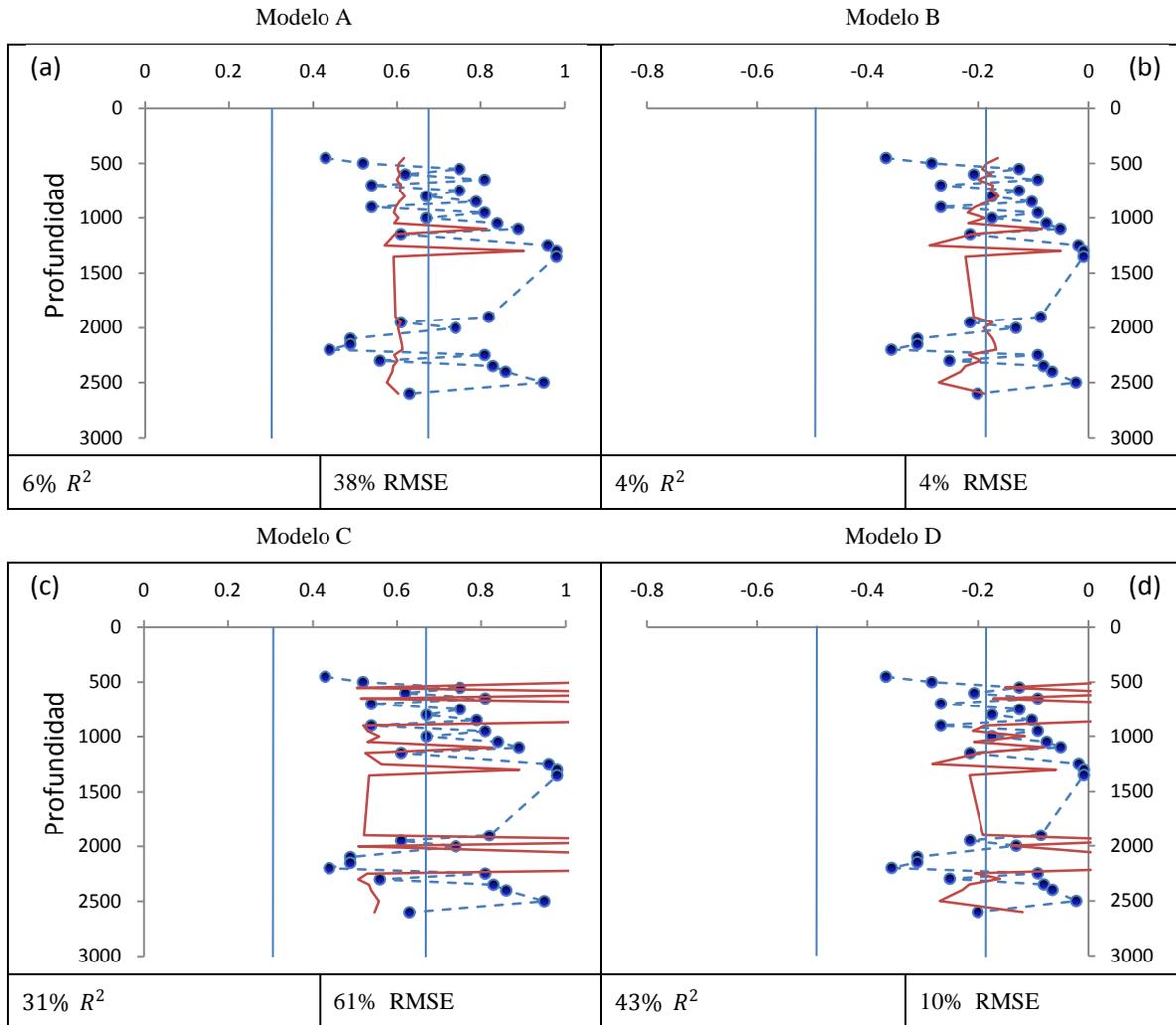


Figura 51 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Guayabo** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo **G-8X**, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

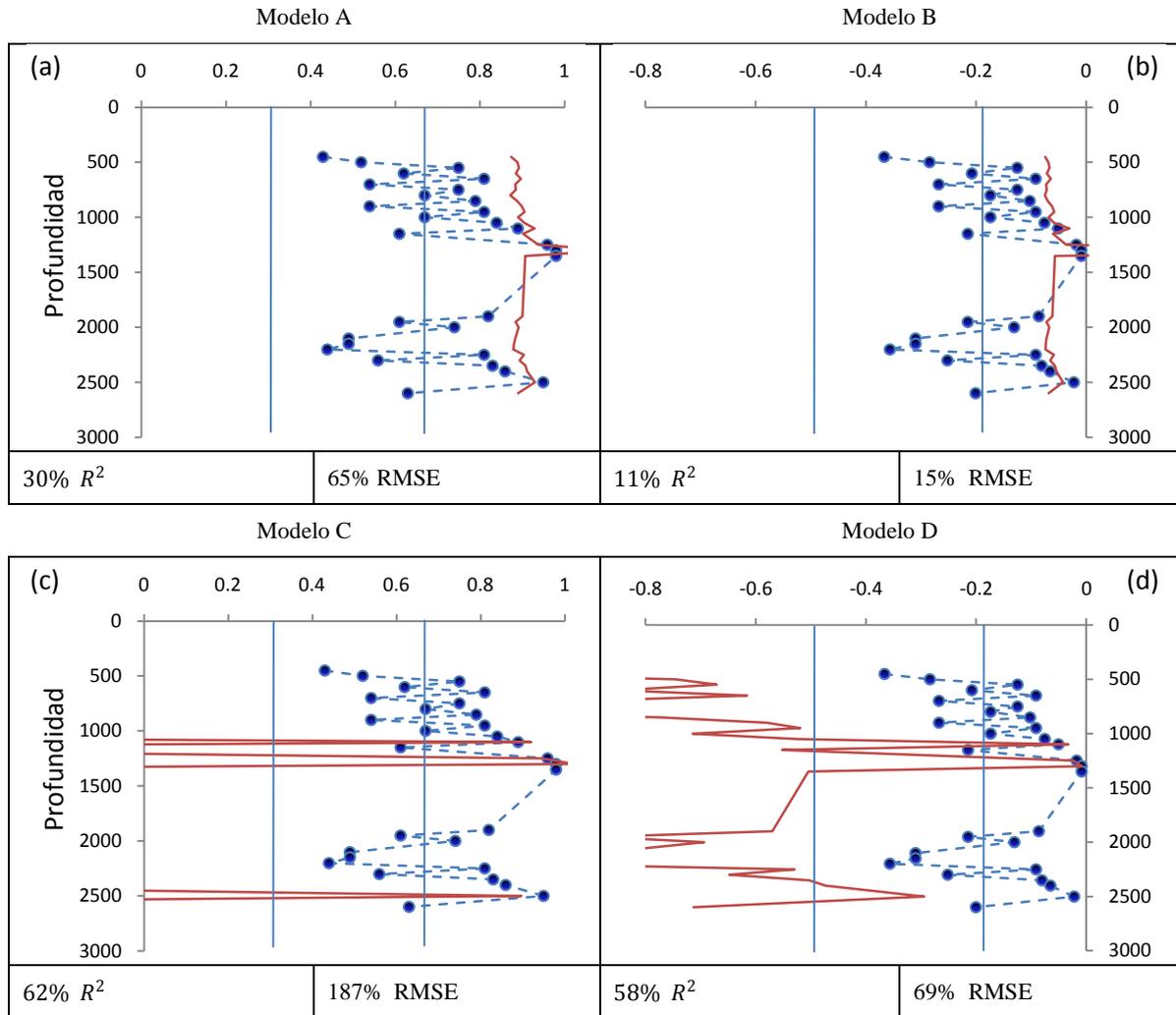


Figura 52 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación León del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo G-8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.

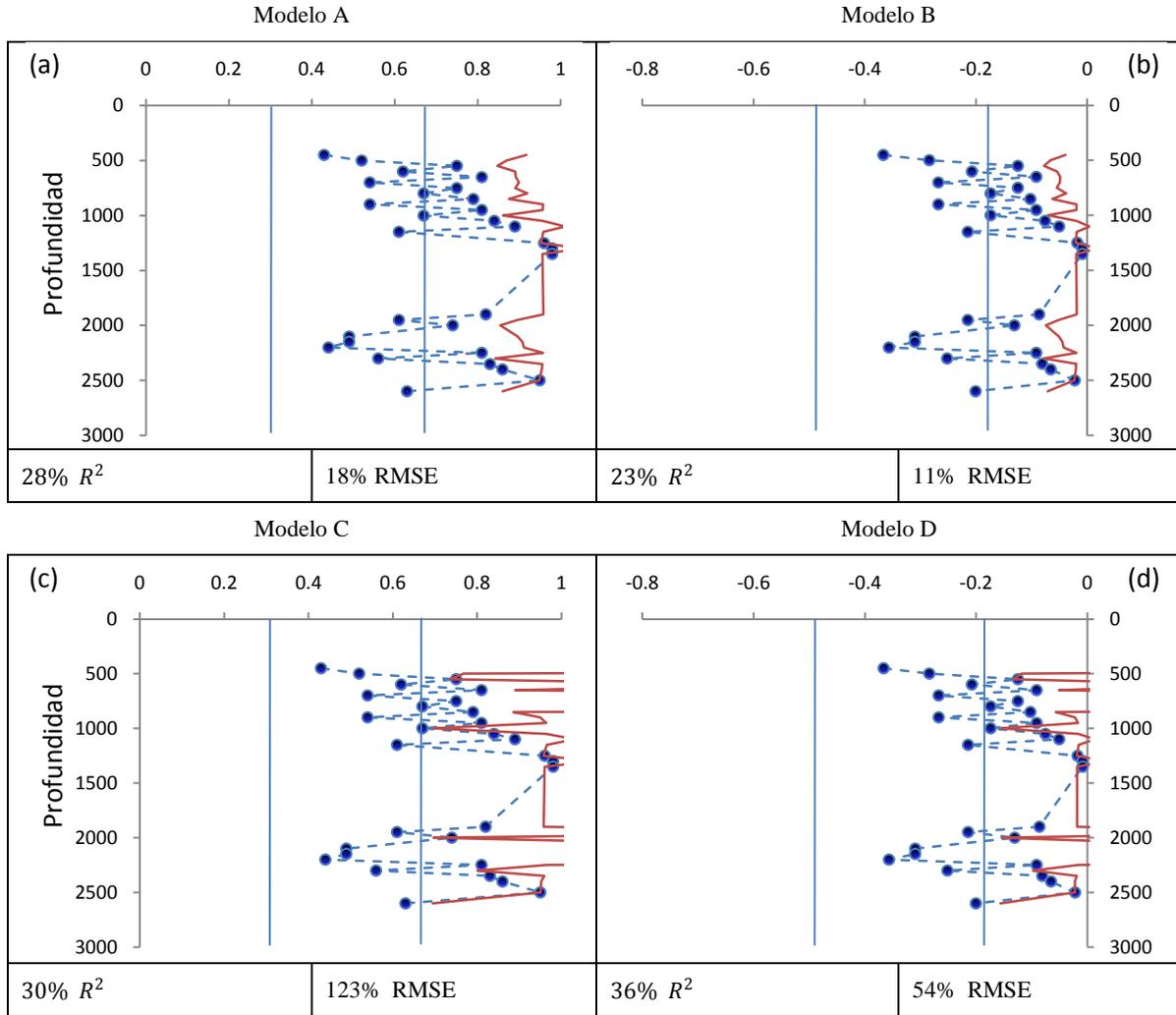


Figura 53 Valores experimentales (línea punteada) e inferidos (línea continua) del CS a profundidad, al evaluar las ecuaciones de la Formación **Carbonera** del pozo Saltarín 1A (3 reglas difusas) con los datos de la  $\chi$  del pozo 8X, (a) modelo A, (b) modelo B, (c) modelo C y (d) modelo D.