



COPPE/UFRJ

APLICAÇÃO DE ANÁLISE MULTIVARIADA NA MODELAGEM DE ELETROFÁCIES E
GERAÇÃO DE MODELOS FACIOLÓGICOS ATRAVÉS DA GEOESTATÍSTICA

Huaila Fonseca Ayres

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil.

Orientadores: José Agnelo Soares

Luiz Landau

Rio de Janeiro
Fevereiro de 2010

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

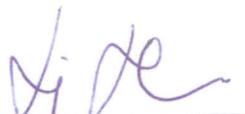
Milhares de livros grátis para download.

ALPICAÇÃO DE ANÁLISE MULTIVARIADA NA MODELAGEM DE ELETROFÁCIES E
GERAÇÃO DE MODELOS FACIOLÓGICOS ATRAVÉS DA GEOESTATÍSTICA

Huaila Fonseca Ayres

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA CIVIL.

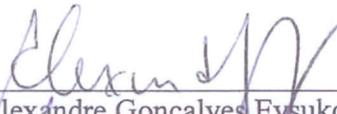
Examinada por:



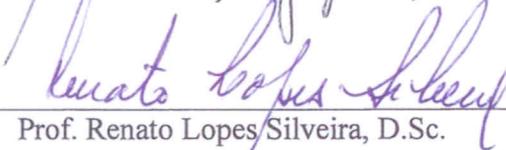
Prof. Luiz Landau, D.Sc.



Prof. José Agnelo Soares, D.Sc.



Prof. Alexandre Gonçalves Evsukoff, D.Sc.



Prof. Renato Lopes Silveira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

FEVEREIRO DE 2010

Ayres, Huaila Fonseca

Aplicação de Análise Multivariada na Modelagem de Eletrofácies e Geração de Modelos Faciológicos através da Geoestatística/ Huaila Fonseca Ayres. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2010.

XVII, 95 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: José Agnelo Soares

Luiz Landau

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Civil, 2010.

Referencias Bibliográficas: p. 94-95.

1. Classificação Supervisionada. 2. Análise Multivariada de dados. 3. Bacia do Recôncavo. 4. SAS®. 5. Perfilagem. I. Soares, José Agnelo, *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Civil. III. Título.

AGRADECIMENTOS

Gostaria aqui de externar meus sinceros agradecimentos a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

Aos meus pais José Ayres e Agenora, pelo incansável apoio e incentivo aos estudos.

A minha irmã, Lorene Fonseca Ayres pela amizade e solidariedade na correção dos erros de Português.

Ao meu marido Luther Garcia pela compreensão e paciência.

Ao professor José Agnelo Soares, a quem dedico grande admiração por não exitar em compartilhar seu conhecimento com extrema simplicidade, contribuindo assim com o progresso da ciência.

Ao Professor Luiz Landau, pelas sugestões durante todo o curso de mestrado.

Ao amigo Julio Kosaka que com sua sapiência nipônica prestou grande ajuda na confecção de alguns gráficos aqui apresentados.

... a Deus

“Pois dEle, por meio dEle e para Ele são todas as coisas”

(Romanos 11:36)

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

APLICAÇÃO DE ANÁLISE MULTIVARIADA NA MODELAGEM DE
ELETROFÁCIES E GERAÇÃO DE MODELOS FACIOLÓGICOS ATRAVÉS DA
GEOESTATÍSTICA

Huaila Fonseca Ayres

Fevereiro/2010

Orientadores: Luiz Landau

José Agnelo Soares

Programa: Engenharia Civil

Este trabalho refere-se à modelagem de eletrofácies em um campo de petróleo na Bacia do Recôncavo no estado da Bahia. Foram utilizados dados de perfis geofísicos e descrição de testemunho de um único poço para modelagem de 33 poços que não dispunham da informação de testemunho, mas que haviam sido perfilados com uma suíte de curvas, incluindo o perfil de nêutrons pulsados. A modelagem de eletrofácies foi realizada aplicando-se regras estatísticas discriminantes, obtendo-se assim fácies sintéticas nos 33 poços. A fim de conferir a eficiência dos resultados nos 33 poços que não dispunham das descrições de testemunho, as colunas de fácies sintéticas de cada poço foram comparadas com suas respectivas curvas de saturação derivada dos dados de nêutrons pulsados. Tal comparação mostra que apesar de geradas através de uma regra estatística definida apenas com dados de um único poço, as fácies sintéticas coincidem, na maioria das vezes, com a resposta das eletrofácies de cada um desses poços. Um bom ajuste foi encontrado para todos os poços, sugerindo que o procedimento aqui usado para modelagem de eletrofácies é adequado ao menos para este campo petrolífero. Em seguida, utilizou-se as informações obtidas pelas fácies em cada poço para prever valores de fácies nos espaços interpoços através da Geoestatística, gerando assim um cubo 3D de fácies representativo da área obtido como resultado da *krigagem*.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

APPLICATION OF MULTIVARIATE ANALYSIS IN ELETROFACIES
MODELING AND GENERATION OF FACIES MODELS USING GEOESTATISTIC

Huaila Fonseca Ayres

February/2010

Advisors: Luis Landau

José Agnelo Soares

Department: Civil Engineering

This work concerns logfacies modeling for an onshore oil field of Recôncavo Basin, Bahia state, Brazil. Data from geophysical logs and core description of only one well was used to model 33 wells that did not have core information, but have a suite of logging curves which includes neutron pulsed logs. Logfacies modeling was performed according to discriminant statistical rules, resulting in synthetic facies for all 33 wells. In order to check the efficiency of logfacies prediction on the 33 wells for which core description was not available, the logfacies columns were compared with a hydrocarbon saturation curve derived from pulsed neutron data. The comparison shows that although the synthetic facies were generated by a statistical rule defined just with one well, in general, they are similar with eletrofácies response of each well. A very good match was found for all wells, suggesting the used procedure as suitable for logfacies modeling, at least for this oil field. Finally, the information obtained by the facies in each well was used to predict facies values in non-sampled areas through Geoestatistic, thereby generating a facies 3D cube representative of the area obtained as a result of kriging.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO.....	1
1.1. INTRODUÇÃO.....	2
1.2. OBJETIVOS.....	3
1.3. DADOS GERAIS DA BACIA DO RECONCAVO.....	4
1.4. DADOS GERAIS DO CAMPO.....	7
CAPÍTULO 2 – ANÁLISE MULTIVARIADA.....	9
2.1. TÉCNICAS ESTATÍSTICAS DE ANÁLISE MULTIVARIADA.....	10
2.1.1. Análise Discriminante.....	11
2.1.2. Análise de Agrupamentos.....	13
CAPÍTULO 3 - MODELAGEM DE ELETROFÁCIES DO CAMPO.....	15
3.1. MODELAGEM DE ELETROFÁCIES NO CAMPO ESTUDADO.....	16
3.2. DISCUSSÃO SOBRE A MODELAGEM DE ELETROFÁCIES.....	63
CAPÍTULO 4 – MODELAGEM GEOESTATÍSTICA.....	65
4.1. MODELAGEM GEOESTATÍSTICA.....	66
4.1.1. Análise exploratória dos dados.....	67
4.1.2. Modelagem Variográfica.....	69
4.1.3. Estimção por <i>Krigagem</i>	70
4.2. DISCUSSÃO DA MODELAGEM GEOESTATÍSTICA.....	88
CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	90
5.1. CONCLUSÕES.....	91
5.2. RECOMENDAÇÕES.....	93
5.3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	94

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Localização, limites e arcabouço estrutural da Bacia do Recôncavo.....	5
Figura 2 – Carta Estratigráfica da Bacia do Reconcavo.....	6
Figura 3 – Posição espacial relativa dos 34 poços disponibilizados para este estudo.....	7
Figura 4 - Fluxograma para modelagem de eletrofácies.....	17
Figura 5 - Gráfico da estatística <i>Pseudo-F</i> a partir da classificação não-supervisionada <i>Average Linkage</i>	20
Figura 6 - Gráfico da estatística <i>Pseudo-t²</i> a partir da classificação não-supervisionada <i>Average Linkage</i>	20
Figura 7 - Gráfico da estatística <i>CCC</i> a partir da classificação não-supervisionada <i>Average Linkage</i>	21
Figura 8 - Gráfico da estatística <i>Pseudo-F</i> a partir da classificação não-supervisionada Centróide.....	21
Figura 9 - Gráfico da estatística <i>Pseudo-t²</i> a partir da classificação não-supervisionada Centróide.....	22
Figura 10 - Gráfico da estatística <i>CCC</i> a partir da classificação não-supervisionada Centróide.....	22
Figura 11 - Comparação entre a coluna de fácies compostas e a coluna de litofácies originais.....	25
Figura 12 - Comparação do resultado da classificação pelo método <i>K-means</i> , fácies compostas e descrição dos testemunhos.....	26

Figura 13 - Comparação da aplicação da regra discriminante quadrática x descrição dos arquivos ANASETE e indicações da ocorrência de hidrocarboneto, argilosidade e cimentação para o poço-treino P08.....	28
Figura 14 - Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P01.....	29
Figura 15 - Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P02.....	30
Figura 16 - Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P03.....	31
Figura 17 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P04.....	32
Figura 18 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P05.....	33
Figura 19 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P06.....	34
Figura 20 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P07.....	35
Figura 21 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P08.....	36

Figura 22 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P09.....	37
Figura 23 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P10.....	38
Figura 24 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P11.....	39
Figura 25 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P12.....	40
Figura 26 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P13.....	41
Figura 27 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P14.....	42
Figura 28 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P15.....	43
Figura 29 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P16.....	44

Figura 30 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, e o conjunto de curvas existente no poço P17.....	45
Figura 31 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P18.....	46
Figura 32 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P19.....	47
Figura 33 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P20.....	48
Figura 34 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, e o conjunto de curvas existente no poço P21.....	49
Figura 35 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P22.....	50
Figura 36 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P23.....	51
Figura 37 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P24.....	52
Figura 38 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P25.....	53

Figura 39 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P26.....	54
Figura 40 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P27.....	55
Figura 41 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P28.....	56
Figura 42 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P29.....	57
Figura 43 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P30.....	58
Figura 44 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P31.....	59
Figura 45 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P32.....	60
Figura 46 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P33.....	61

Figura 47 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P34.....	62
Figura 48 – Posição espacial relativa dos poços disponíveis. Nesta etapa foram utilizados apenas os poços verticais, exceto os poços P08, P11 e P16.....	66
Figura 49 – Histograma das fácies dos 20 poços antes da normalização.....	68
Figura 50 – Histograma normalizado das fácies dos 20 poços.....	68
Figura 51 – Variograma experimental da variável em estudo (fácies normalizada).....	69
Figura 52 – Modelo teórico de variograma ajustado ao variograma experimental	70
Figura 53 – Cubo de krigagem com direção e limites (em metros) dos eixos Principais.....	72
Figura 54 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -310,00 metros.....	73
Figura 55 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 54.....	73
Figura 56 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -260,00 metros.....	74
Figura 57 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 56.....	74
Figura 58 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -210,00 metros.....	75

Figura 59 - Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 58.....	75
Figura 60 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -160,00 metros.....	76
Figura 61 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 60.....	76
Figura 62 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -110,00 metros.....	77
Figura 63 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 62.....	77
Figura 64 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz30)....	78
Figura 65 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 64.....	78
Figura 66 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz60)....	79
Figura 67 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 66.....	79

Figura 68 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz90)....	80
Figura 69 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 68.....	80
Figura 70 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz40)....	81
Figura 71– Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 70.....	81
Figura 72 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz80)....	82
Figura 73 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 72.....	82
Figura 74 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz120).	83
Figura 75 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 74.....	83
Figura 76 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz160).	84
Figura 77 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 76.....	84
Figura 78 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz200).	85

Figura 79 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 78.....	85
Figura 80 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz240).	86
Figura 81 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 80.....	86
Figura 82 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz280).	87
Figura 83 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 82.....	87

LISTA DE TABELAS E QUADRO

Tabela 1 - Descrição de 13 fácies em testemunho disponível somente no poço 08.....	8
Quadro 1 - Resultado da aplicação da regra discriminante linear passo-a-passo no poço P08.....	18
Tabela 2 - Subdivisão de 3 fácies feita arbitrariamente com base em conhecimento geológico agrupando fácies argilosas como fácies não-reservatório, fácies arenosas como fácies reservatório e fácies arenosas finas cimentadas ou argilosas como potencial reservatório.....	23

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1. INTRODUÇÃO

A atividade de exploração e produção de petróleo impõe altos riscos e grandes investimentos. A proposição de novas técnicas sejam elas computacionais, numéricas ou estatísticas, que aumentam a confiabilidade na avaliação de reservatórios de petróleo e gás, reduzindo riscos sem adicionar altos custos, é de grande utilidade. Os perfis de poços têm grande aplicação na localização e avaliação de recursos minerais, principalmente na indústria do petróleo.

Segundo Soares (2005) a modelagem de eletrofácies, que utiliza técnicas estatísticas multivariadas pode ser definida como a tentativa de reconhecimento da coluna faciológica de um poço a partir dos perfis geofísicos desse poço. Trata-se de uma importante atividade que permite a construção do modelo geológico da área, mesmo na ausência de testemunhos contínuos na maioria dos poços.

O modelo geológico pode ser concebido de diversas maneiras. Um componente importante que diferencia cada uma dessas formas são os dados de entrada usados na construção do modelo, o que afeta sua eficiência em termos de incerteza e resolução. Um modelo gerado a partir da descrição dos testemunhos tende a apresentar níveis desejáveis de confiabilidade e resolução. No entanto, a operação de testemunhagem de poços é cara e nem sempre consegue a recuperação de todo o intervalo desejado, o que resulta numa disponibilidade limitada de testemunhos de poços. Por outro lado, as áreas de exploração de petróleo dispõem, em geral, de grande quantidade de dados geofísicos, que são obtidos de modo indireto, apresentando graus de incerteza e resolução variáveis. Os dados sísmicos, por exemplo, têm uma resolução que normalmente é suficiente apenas para delimitar o topo e a base dos reservatórios, mas não para a discriminação de suas unidades estratigráficas. Já os perfis geofísicos têm uma resolução vertical muito mais alta que a sísmica, podendo ser utilizados na geração de modelos estratigráficos. Essa utilização de perfis geofísicos de poços é amplamente conhecida como modelagem de eletrofácies, e pode ser definida como a tentativa de reconhecimento da coluna faciológica de um poço a partir dos perfis geofísicos do mesmo.

O conceito de fácies pode ser definido como as propriedades físicas, químicas e biológicas das rochas que, coletivamente, permitem uma descrição objetiva, como também a distinção entre rochas de diferentes tipos (Cross & Homewood, 1997 *apud* Ferreira & Castro, 2001). Em outras palavras, é um corpo sedimentar com características específicas que o distingue de outras unidades rochosas vizinhas. Várias

são as propostas para a distinção e caracterização de uma determinada fácies. Dentre elas, as principais evidências possíveis de serem detectadas em campo são a litologia, grau de seleção, granulação, estruturas sedimentares, direção de paleocorrentes, conteúdo fossilífero, geometria do corpo e curvas elétricas a partir de perfis geofísicos.

O termo litofácies corresponde à classificação faciológica decorrente da observação direta da rocha em testemunhos, afloramentos e amostras de calha, sendo possível analisar sua litologia, cimentação, granulação, presença de fluidos, entre outros atributos. Já o termo eletrofácies consiste na classificação faciológica resultante do reconhecimento indireto das rochas através dos perfis geofísicos dos poços. As várias eletrofácies reconhecidas são diferenciadas entre si pelo comportamento dos perfis, os quais exibem propriedades físicas como resistividade elétrica, radioatividade, propriedades elásticas, porosidade, entre outras (Albuquerque *et al*, 2004).

1.2. OBJETIVOS

O principal objetivo deste trabalho é aplicar a estratégia de modelagem de eletrofácies descrita por Soares (2005) em um campo produtor de petróleo da Bacia do Recôncavo, gerando um modelo faciológico para os poços desse campo. Trata-se de um campo maduro com produção declinante, que dispõe de dezenas de poços, porém apenas um trecho de um poço foi realizada testemunhagem.

Outro objetivo adicional e subsequente à modelagem de eletrofácies é construir mapas faciológicos do campo em diferentes cortes através da análise geoestatística, uma vez que a variável fácies apresenta uma certa continuidade espacial. Portanto, este trabalho se divide em duas partes: 1) Modelagem de eletrofácies 1D; e 2) Modelagem Geoestatística 2D.

Para a modelagem de eletrofácies foi aplicado um conjunto de técnicas estatísticas regularmente usadas para classificação supervisionada e não-supervisionada com o objetivo de reconhecimento das fácies geológicas previamente definidas em um poço testemunhado, possibilitando o reconhecimento das mesmas nos demais poços não testemunhados do campo a partir dos seus perfis geofísicos. Para a aplicação geoestatística, foram utilizadas as informações obtidas pela modelagem de eletrofácies em cada poço para prever valores de fácies em áreas não amostradas.

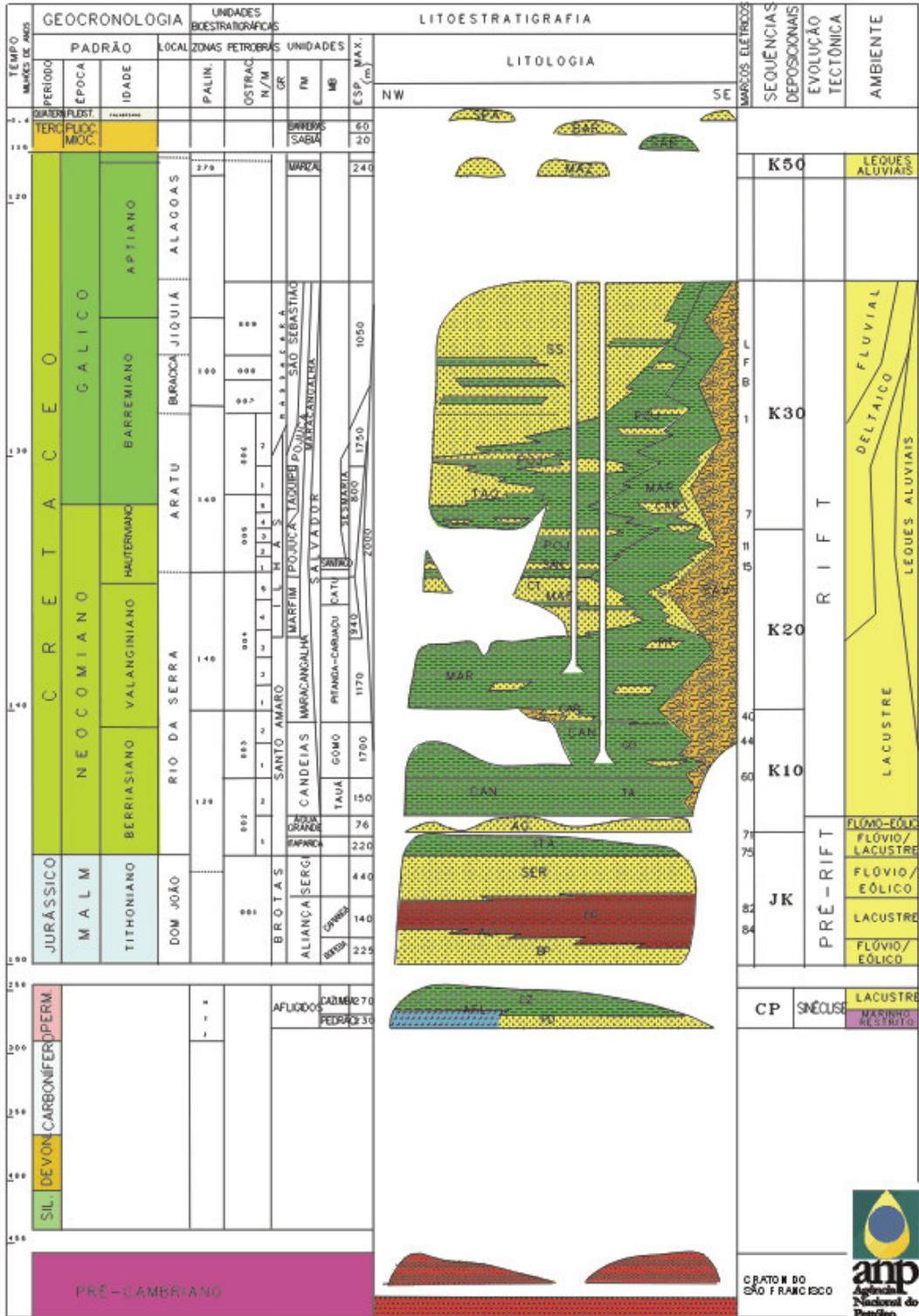
1.3. DADOS GERAIS DA BACIA DO RECÔNCAVO

A exploração petrolífera da Bacia do Recôncavo foi iniciada em 1937, quando alguns poços superficiais foram perfurados em Lobato, próximo à Salvador. A bacia localiza-se a nordeste do Brasil e ocupa uma área de aproximadamente 11.500 km². A leste é limitada pela falha de Salvador e a oeste pela falha de Maragogipe. Ao norte, a bacia é separada da Bacia Tucano pelo alto de Aporá, enquanto que para o sul sua porção exposta é delimitada pelo alto de Itacaré (Figura 1). Esse *graben* assimétrico é basicamente preenchido por sedimentos do Jurássico superior e Cretáceo inferior, que caracterizam duas grandes seqüências sedimentares: a primeira, pré-rifte, é composta de um sistema de leques aluviais áridos e fácies associadas; o segundo, sin-rifte, é composta de sedimentos aluviais, fluviais e deltas lacustres, representando o registro completo de preenchimento resultante da ação tectônica de uma bacia lacustre. Um pacote de finos do Cretáceo superior e Terciário pós-rifte cobre parcialmente a atual bacia (Figura 2). De maneira geral, a secção sedimentar atinge uma espessura máxima de cerca de 6000 m, depositada sobre granulitos arqueanos e, localmente, sobre rochas do Proterozóico e sedimentos Permiano-Carboníferos ligeiramente metamorfisados (Braga *et al*, 1994).

A atuação do sistema petrolífero da Bacia do Recôncavo foi extremamente eficiente. De uma maneira geral, os dados geoquímicos indicam que a geração de hidrocarbonetos ocorreu a partir de folhelhos lacustres da Fm. Candeias, de idade Rio da Serra, enquanto o início da migração é de idade Buracica/Jiquiá. As principais rotas utilizadas pelo óleo gerado foram planos de falhas e/ou meios permoporosos, principalmente do Sistema Água Grande, e/ou por contato direto entre a seção geradora e os reservatórios (ANP, online).



Figura 1 - Localização, limites e arcabouço estrutural da Bacia do Recôncavo, mapeado ao nível da seção pré-rifte. Fonte: Milhomem *et al.*, online.



J.M.CAIXETA, 1993

Figura 2 – Carta estratigráfica da Bacia do Recôncavo.

Fonte: <http://www.anp.gov.br/brasil-rounds>

1.4. DADOS GERAIS DO CAMPO

Por razões de confidencialidade industrial o nome do campo estudado será omitido, bem como as suas coordenadas espaciais (latitude, longitude e profundidade) serão mascaradas, de modo a evitar a quebra de sigilo, mas garantindo as relações espaciais originais entre as amostras. De acordo com Savini *et al* (1998) os principais reservatórios de petróleo do campo são arenitos, principalmente de origem fluvial, pertencentes à Formação Sergi (Tithoniano superior). Esses grãos sub-arcóseos foram depositados em uma Bacia intracratônica por um sistema fluvial entrelaçado sob condições áridas a semi-áridas.

Neste trabalho foi utilizado um conjunto de dados composto por perfis geofísicos de 34 poços (Figura 3) e a descrição de testemunho disponível somente no poço 08 (Tabela 1). Cada poço dispõe de até oito perfis em formato LAS: Raios Gama, Caliper, Resistividade, Densidade, Neutrão, Fator fotoelétrico, Sônico e várias curvas do Perfil de Nêutrons Pulsados.

O Perfil de nêutrons pulsados é uma ferramenta de diagnóstico na indústria do petróleo que fornece dados importantes no monitoramento de reservatórios e na avaliação de formações principalmente em poços antigos. Com o intuito de aumentar a produção através de níveis saturados em hidrocarbonetos ainda não detectados, foi realizada uma campanha de perfilagem com o perfil de nêutrons pulsados que provê a razão Carbono/Oxigênio para cálculos de saturação de óleo também conhecido como perfil de saturação.

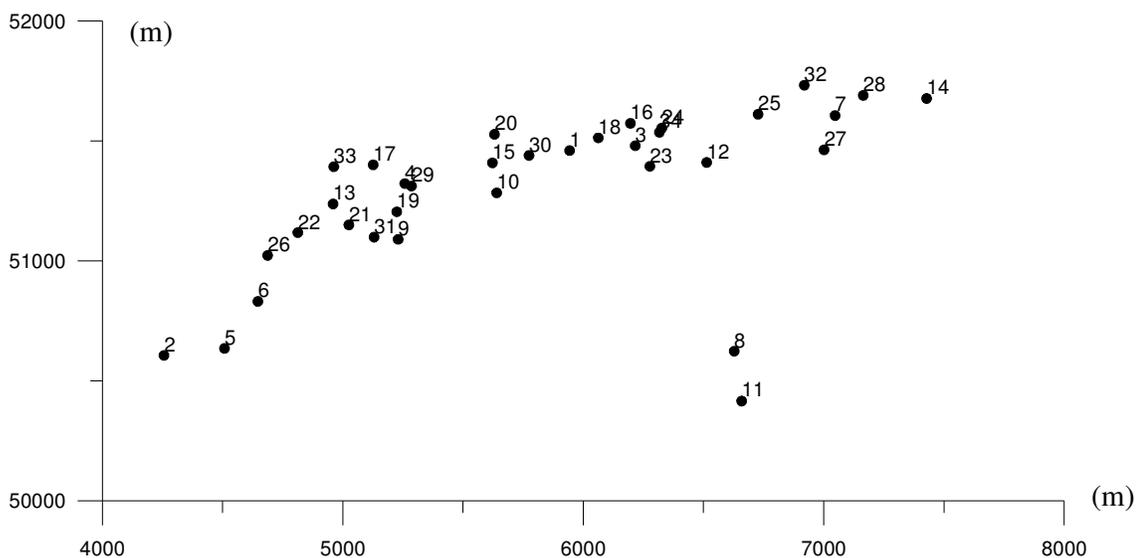


Figura 3 – Posição espacial relativa dos 34 poços disponibilizados para este estudo.

Tabela 1 - Descrição de 13 litofácies em testemunho disponível no poço 08.

No.	Litofácies	Descrição
1	AGT	Folhelho maciço
2	ARN/AGO	arenito argiloso
3	ARN/FLH	intercalação arenito / folhelho
4	ARNCGL	arenito conglomerático
5	ARNECAC	arenito com clastos de folhelho
6	ARNECBA	arenito com laminação cruzada transladante
7	ARNECGP	arenito fino, cimentado e argiloso
8	ARNEOND	arenito fino com laminações cruzadas subcríticas
9	ARNEPP	arenito cimentado com estratificação plano-paralela
10	ARNLCONV	arenito argiloso com deformação por escape de fluido
11	ARNMAC	arenito maciço
12	CGL	conglomerado maciço argiloso
13	SLT	Silte

CAPÍTULO 2

Análise Multivariada

2.1. TÉCNICAS ESTATÍSTICAS DE ANÁLISE MULTIVARIADA

Segundo Hair *et al.* (2005), de um modo geral, as técnicas estatísticas multivariadas referem-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação. Para a análise ser considerada multivariada todas as variáveis devem ser inter-relacionadas de maneira que seus diferentes efeitos não podem ser significativamente interpretados de forma separada. O propósito é medir, explicar e prever o grau de relacionamento entre variáveis estatísticas.

O valor estatístico é uma combinação linear de variáveis com pesos determinados pela técnica multivariada para atingir um objetivo específico. O valor estatístico de n variáveis ponderadas (X_1 até X_N) pode ser enunciada matematicamente como

$$\text{Valor estatístico} = w_1X_1 + w_2X_2 + w_3X_3 + \dots + w_NX_N \quad (1)$$

Onde, os X representam as variáveis observadas (neste caso, os perfis geofísicos dos poços) e os w são os pesos determinados pela técnica multivariada (influência relativa de cada perfil para o reconhecimento das fácies). O resultado é um único valor que representa uma combinação do conjunto inteiro de variáveis que melhor atinge o objetivo da análise multivariada específica. Em análise discriminante, a variável estatística é formada de modo a criar escores para cada observação que diferencie de forma máxima entre grupos de observações.

De um modo geral, as técnicas estatísticas de análise multivariada se dividem em:

- Técnicas de classificação supervisionada

Que são aquelas que exigem a geração de uma regra de reconhecimento das fácies em um conjunto de amostras para o qual já se conhece a descrição faciológica de testemunho, ou seja, se dispõe tanto das variáveis de entrada quanto da variável de saída.

- Técnicas de classificação não-supervisionada

São aquelas que usam um conjunto de amostras de treinamento onde se dispõe apenas das variáveis de entrada (neste caso os perfis geofísicos de poços). A classificação é

feita por agrupamento (*clustering*) onde amostras com propriedades próximas no espaço multidimensional são classificadas como pertencentes a um mesmo grupo ou classe. O seu resultado depende da medida de similaridade (distância) adotada.

Para a modelagem de eletrofácies realizada nesse estudo foram usadas as técnicas estatísticas multivariadas de análise discriminante e de agrupamento, de forma entrelaçada, conforme indicado por Soares (2005). Para isso foi utilizado o Software SAS, o qual possui uma interface amigável chamada Enterprise Guide 2.0[®] que dispensa o operador do conhecimento da linguagem específica de programação SAS. Foram ainda utilizadas ferramentas de customização específicas para a modelagem de eletrofácies, desenvolvidas no Departamento de Geologia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Outras técnicas numéricas alternativamente usadas em trabalhos de modelagem de eletrofácies são as redes neurais e a lógica *Fuzzy* (Cunha, 2002; Guimarães, 2003; Magalhães, 2004).

2.1.1. Análise Discriminante

A análise discriminante é uma técnica estatística apropriada quando a variável dependente é categórica (não-métrica, como no caso das fácies) e as variáveis independentes são métricas. Por isso é um método bastante apropriado para o reconhecimento de fácies sedimentares a partir de perfis geofísicos de poços. Os objetivos primários da análise discriminante múltipla são entender diferenças de grupos e prever a probabilidade de que uma entidade (indivíduo ou amostra) pertença a uma classe ou grupo em particular com base em diversas variáveis independentes métricas. A análise discriminante envolve determinar o valor de uma variável estatística, a combinação linear de duas (ou mais) variáveis independentes, que discriminarão melhor entre grupos definidos *a priori*. A discriminação é conseguida estabelecendo-se os pesos estatísticos de cada variável para maximizar a variância entre grupos relativa à variância dentro dos grupos. A combinação linear para uma análise discriminante, também conhecida como função ou regra discriminante, é determinada de uma equação com a seguinte forma:

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_NX_{Nk} \quad (2)$$

onde

Z_{jk} = escore Z da função discriminante j para o objeto k;

a = intercepto;

W_i = peso discriminante para a variável independente i;

X_{ik} = variável independente i para o objeto k.

A análise discriminante é a técnica estatística apropriada para testar a hipótese de que as médias de grupo de um conjunto de variáveis independentes para dois ou mais grupos são iguais. Para tanto, a análise discriminante multiplica cada variável independente por seu peso correspondente e soma esses produtos. O resultado é um escore Z discriminante composto para cada indivíduo na análise. Calculando a média dos escores discriminantes para todos os indivíduos em um grupo, conseguimos a média do grupo. Essa média de grupo é chamada de centróide. Quando a análise envolve dois grupos, há dois centróides; com três grupos, há três centróides e assim por diante. Os centróides indicam o local mais típico de qualquer indivíduo de um grupo particular, e uma comparação dos centróides de grupos mostra o quão afastados estão os grupos ao longo da dimensão testada (Hair *et al.*, 2005).

Numa seção de poço representativa de uma área em estudo, as fácies são identificadas, *a priori*, nos testemunhos, ou por meio de métodos automáticos de classificação (tais como análise de agrupamentos) para a obtenção dos coeficientes a serem aplicados em outros poços não-testemunhados. Se a função discriminante distinguir efetivamente os grupos considerados, será viável o reconhecimento das fácies, com base nas respostas dos perfis, em toda a área investigada (Bucheb, 1992 *apud* Albuquerque, 2005).

Realizada nos poços que se dispõe da descrição de testemunhos, a análise discriminante é aplicada para gerar a função que relaciona as propriedades físicas medidas pelos perfis com o tipo de litofácies. É usada na classificação das fácies em poços onde não se dispõe de testemunhos, esperando encontrar nesses poços as mesmas litologias dos poço testemunhados. A análise discriminante é utilizada na classificação supervisionada, dentre elas estão:

Regra Discriminante Linear: gera uma função linear entre cada fácies e os perfis geofísicos.

Regra Discriminante Quadrática: gera uma função do 2º grau entre cada fácies e os perfis geofísicos

Teste de Igualdade das Matrizes de Covariância: decide automaticamente qual das regras acima se deve usar com base no teste de homogeneidade das matrizes de covariância.

KNN (*K nearest neighbor*): atribui a uma dada amostra o rótulo que aparece mais vezes entre os rótulos dos seus K vizinhos mais próximos, segundo a métrica adotada.

Canônica: obtém uma variável Y_1 , através da combinação linear das variáveis originais, que maximiza o poder de discriminação entre as fácies. Então, obtém-se uma nova variável Y_2 , também por combinação linear das variáveis originais, não correlacionada com Y_1 . A partir de um dado momento, as novas variáveis Y_n não apresentam uma contribuição significativa para a discriminação entre as fácies.

Linear Passo a Passo: seleciona entre os vários perfis, aqueles que mais contribuem para discriminar entre as fácies pretendidas e exclui do modelo os demais perfis, segundo um critério de aceitação baseado no Lambda de Wilks.

2.1.2. Análise de Agrupamentos

A análise de agrupamentos é uma técnica estatística multivariada que usa a similaridade entre indivíduos para classificá-los hierarquicamente em grupos e por isso pode ser usada na determinação de eletrofácies, reunindo num mesmo grupo aquelas litofácies de preferência com alguma associação genética, que se comportem de modo semelhante, frente às curvas dos perfis geofísicos. Hair (2005) explica que na análise de agrupamentos, diferentemente da análise discriminante, os grupos não são pré-definidos. Ao invés disso, a técnica é usada para identificar os grupos. No caso da aplicação para o reconhecimento de fácies sedimentares, não exige a existência de testemunhos, como no caso da regra discriminante.

A análise de agrupamentos geralmente envolve pelo menos três passos. O primeiro é a medida de alguma forma de similaridade ou associação entre as entidades para determinar quantos grupos realmente existem na amostra. O segundo é o próprio processo de agrupamento, no qual as entidades são particionadas em grupos (agrupamento). O último passo é estabelecer o perfil das variáveis para determinar sua composição.

A análise de agrupamento (*cluster*) é utilizada na classificação não-supervisionada, onde não se tem a descrição de testemunhos. Entre os métodos de classificação não-supervisionada estão:

Average Linkage: a distância média é calculada entre cada amostra num grupo e todas as amostras em outro grupo. Os grupos com menor distância são amalgamados num novo grupo.

Método Centróide: a distância entre dois grupos é definida como a distância euclidiana entre dois centróides ou médias. Esse método é mais robusto à presença de valores anômalos (*outliers*).

Algoritmo K-means: usado quando se conhece o número K de grupos que se deseja criar. Primeiro, criam-se K grupos formados aleatoriamente. Então, esse método reorganiza as amostras que compõem cada grupo de modo a minimizar a variabilidade interna de cada grupo e maximizar a variabilidade entre grupos.

CAPÍTULO 3

Modelagem de Eletrofácies do Campo

3.1. MODELAGEM DE ELETROFÁCIES NO CAMPO ESTUDADO

Através de um processo iterativo de entrelaçamento de técnicas de classificação supervisionada e não-supervisionada, aplicando-se a técnica da regra discriminante linear passo-a-passo, seguida pelas técnicas de agrupamento *Average Linkage*, Centróide e K-means e, por fim, pela técnica de geração e classificação por regra discriminante quadrática, foram obtidos os resultados com melhor refinamento estratigráfico para os poços do campo em análise.

Quando se deseja modelar eletrofácies é preciso inicialmente dividir os dados disponíveis - perfis e litofácies (no caso de se dispor da descrição de testemunhos) – em três grupos de dados (Figura 4):

- **Dados de treinamento:**
É o conjunto de dados escolhido para treinar a regra de modelagem. Pode ser constituído por alguns poços-chave ou por intervalos representativos das fácies que se deseja reconhecer. Deve conter amostras de todas as fácies que se deseja reconhecer nos conjuntos de validação e predição. No caso do trabalho em questão o treinamento foi feito com os dados do Poço P08 que é o único que contém descrição de testemunho no conjunto de poços disponíveis.
- **Dados de validação**
São poços ou intervalos, diferentes daqueles usados no treinamento, onde se testa a eficiência do método de modelagem de eletrofácies.
- **Dados para predição**
São os poços ou intervalos para os quais efetivamente se faz a modelagem de eletrofácies.

Na primeira etapa foi realizada a edição dos dados que correspondem à preparação dos arquivos, a seguir os dados passaram pela etapa de padronização das variáveis.

A padronização é recomendada para todas as variáveis, uma vez que ela deixa todos os perfis com média nula e desvio padrão unitário, fazendo com que todas as variáveis estejam numa mesma escala de valores, já que a maioria das medidas são bastante sensíveis a diferentes escalas entre as variáveis. O processo de padronização ajuda, inclusive, na interpretação dos coeficientes da regra discriminante, identificando

rápida e claramente o poder discriminante relativo de cada perfil (Soares, 2005). A padronização é dada por:

$$x_i' = \frac{x_i - \bar{X}}{\sigma} \quad (3)$$

onde, x_i é o valor da i -ésima amostra do perfil, \bar{X} é o valor médio do perfil e σ é o seu desvio padrão.

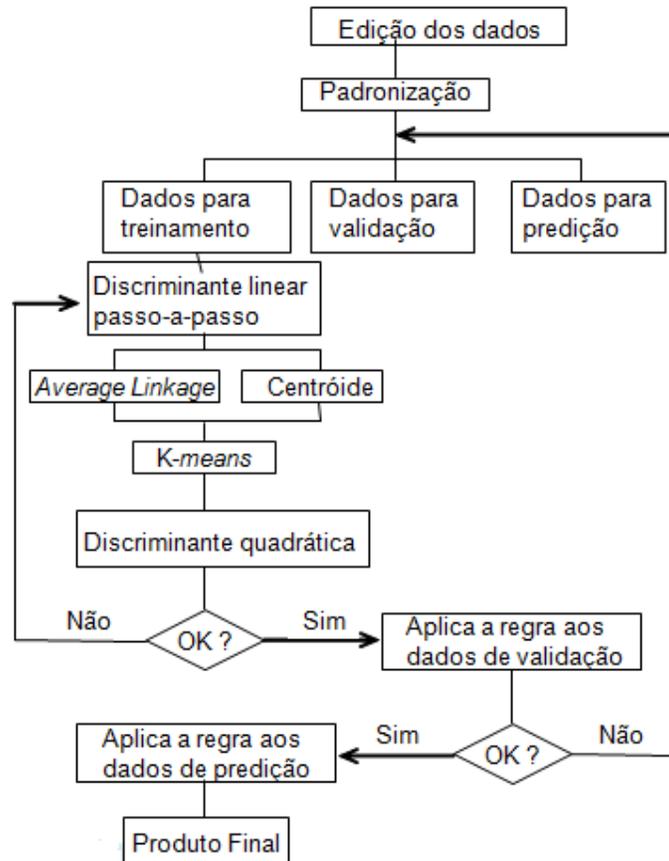


Figura 4 – Fluxograma para modelagem de eletrofácies através do uso entrelaçado de técnicas de classificação supervisionada e não supervisionada. Fonte: Soares, 2005.

Dentre os perfis padronizados, para selecionar quais seriam usados na modelagem de eletrofácies, usou-se a regra discriminante linear passo-a-passo que enumera, em ordem decrescente, os perfis com maior poder discriminante. Nesta etapa as fácies a reconhecer ainda são as litológicas originais descritas da observação dos testemunhos. As curvas são analisadas segundo seus valores de R^2 e de Lambda de Wilks, de modo a verificar o poder de discriminação de cada perfil analisado. Como resultado, observa-se que RHOB (perfil de densidade) e YCA (indicador do teor de

cálcio do perfil de nêutrons pulsados) são as curvas que apresentam maiores valores de R^2 e *Lambda de Wilks* (Quadro 1) indicando maior poder discriminante, sendo, portanto, escolhidas para a próxima etapa.

Quadro 1 –Resultado da aplicação da regra discriminante linear passo-a-passo no poço P08 indicando maior poder discriminante das curvas RHOB e YCA.

Numero	Entrada	R2	F Value	Lambda Wilks'
1	Standardized RHOB#G/CM3: mean=0.0 stddev=1.0	0.2999	25.84	0.7
2	Standardized YCA: mean=0.0 stddev=1.0	0.2508	20.16	0.525
3	Standardized TMDS#CU: mean=0.0 stddev=1.0	0.1386	9.68	0.452
4	Standardized CRAT#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.1189	8.11	0.398
5	Standardized YCL: mean=0.0 stddev=1.0	0.1154	7.83	0.352
6	Standardized YX: mean=0.0 stddev=1.0	0.0878	5.77	0.321
7	Standardized STUN#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0879	5.77	0.293
8	Standardized YICA#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0817	5.32	0.269
9	Standardized RHOB_ENVCORR#G/CM3: mean=0.0 stddev=1.0	0.0702	4.51	0.25
10	Standardized ITCR#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0566	3.57	0.236
1	Standardized YS: mean=0.0 stddev=1.0	0.0501	3.14	0.224
12	Standardized RILD#OHM#M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0493	3.09	0.213
13	Standardized GR#API: mean=0.0 stddev=1.0	0.0418	2.59	0.204
14	Standardized HPLI#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0407	2.52	0.196
15	Standardized CALI#INCHES: mean=0.0 stddev=1.0	0.0413	2.55	0.188
16	Standardized YSI: mean=0.0 stddev=1.0	0.0458	2.84	0.179
17	Standardized YH: mean=0.0 stddev=1.0	0.0513	3.19	0.17
18	Standardized YISI#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0422	2.6	0.163
19	Standardized YFE: mean=0.0 stddev=1.0	0.0366	2.24	0.157
20	Standardized YIO: mean=0.0 stddev=1.0	0.0353	2.15	0.151
21	Standardized RIC: mean=0.0 stddev=1.0	0.0355	2.17	0.146
22	Standardized NPHI#V/V: mean=0.0 stddev=1.0	0.0617	3.86	0.137
23	Standardized TCCR#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0374	2.28	0.132
24	Standardized SHCEFFCO#V/V: mean=0.0 stddev=1.0	0.0307	1.86	0.128
25	Standardized COIR#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0313	1.89	0.124
26	Standardized LIRI#M/M: mean=0.0 stddev=1.0	0.0426	2.6	0.119
27	Standardized YK: mean=0.0 stddev=1.0	0.0281	1.69	0.115
28	Standardized OBI: mean=0.0 stddev=1.0	0.0268	1.61	0.112
29	Standardized OAI: mean=0.0 stddev=1.0	0.0247	1.47	0.109

Sabendo-se quais os perfis a serem utilizados, e considerando a diversidade de fácies originais na descrição de testemunho, 13 no total, decidiu-se definir um número ideal de fácies para facilitar sua identificação nos poços. Essa identificação se deu através das técnicas *Average Linkage* e Centróide, usando estatísticas indicadoras do número ideal de grupos, como Pseudo-F, Pseudo- t^2 e CCC (*Cubic Clustering Criterion*). Isso porque em geral, os perfis reconhecem um número de fácies muito menor que aqueles reconhecidos pelo geólogo responsável pela descrição dos testemunhos.

Como resultado foram obtidos os gráficos das estatísticas Pseudo-F, Pseudo- t^2 e CCC, tanto para a classificação *Average Linkage*, quanto para a classificação Centróide (mais representativa por ser menos afetada pela presença de valores anômalos).

O gráfico da estatística *Pseudo-F* indica bons números de grupos quando essa estatística apresenta valores elevados. Assim, utilizando a técnica *Average Linkage* vemos que 2 ou 3 fácies seriam, de acordo com a estatística *Pseudo-F* (Figura 5), bons números de fácies para se tentar identificar. O gráfico da estatística *Pseudo- t^2* (Figura 6) apresenta valores elevados para os números de fácies imediatamente anteriores aos ideais, neste caso, bons números de fácies seria 2. No caso da estatística CCC (Figura 7), valores positivos maiores que 2 ou 3 são indicativos de bons números de fácies, valores entre 0 e 2 indicam valores potenciais de número de fácies, enquanto que valores negativos elevados são indicativos da presença de valores anômalos, então, um bom número de fácies segundo a técnica *Average Linkage* seria 2. Já no caso da classificação Centróide os números ideais seriam 5 ou 6 para a estatística *Pseudo-F* (Figura 8), 3 para estatística *Pseudo- t^2* (Figura 9) e 1 para estatística CCC (Figura 10).

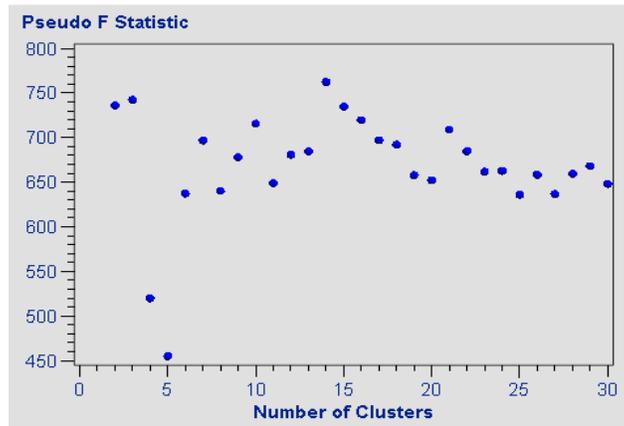


Figura 5 - Estatística *Pseudo-F* da classificação não-supervisionada *Average Linkage*.

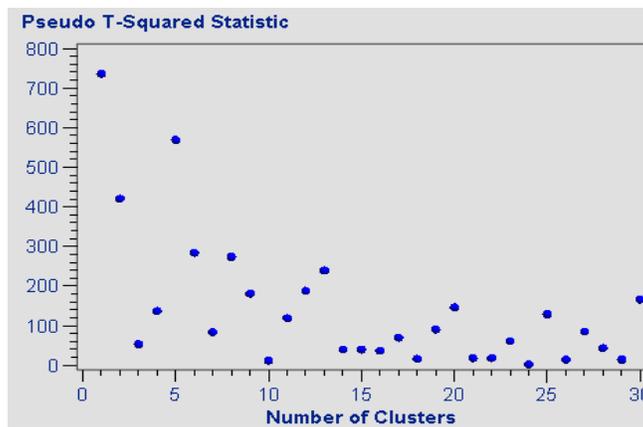


Figura 6 - Estatística *Pseudo-t²* da classificação não-supervisionada *Average Linkage*.

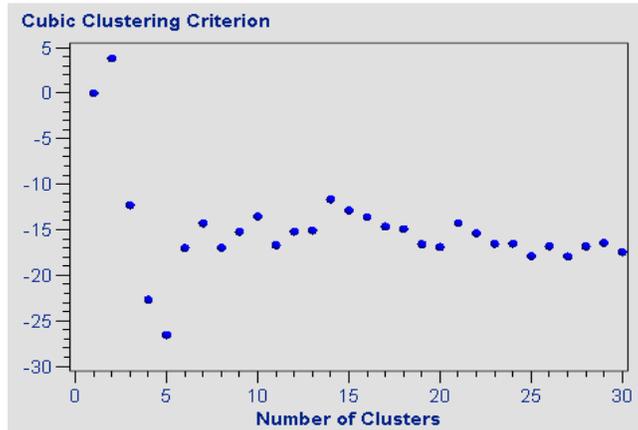


Figura 7 - Estatística CCC da classificação não-supervisionada *Average Linkage*.

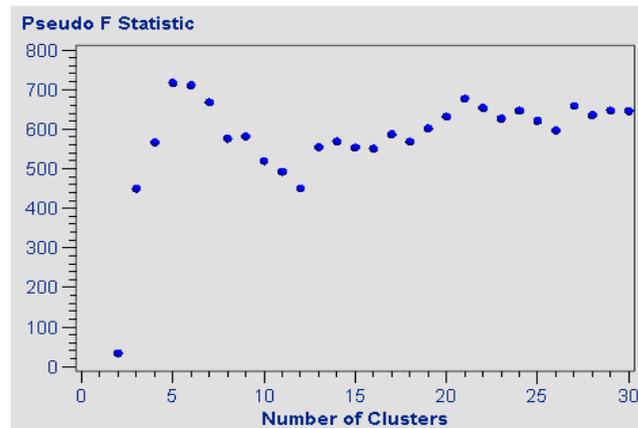


Figura 8 - Estatística *Pseudo-F* da classificação não-supervisionada *Centróide*.

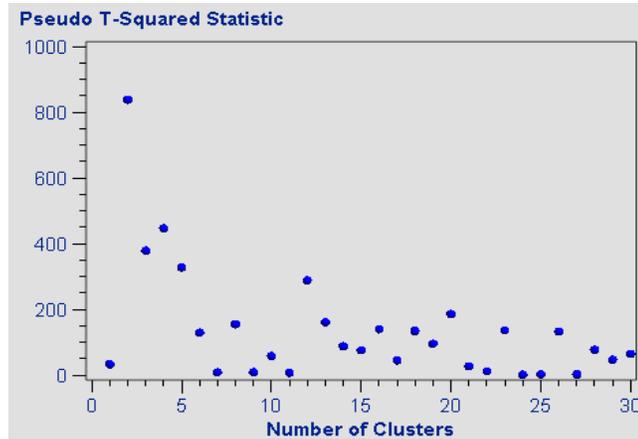


Figura 9 - Estatística $Pseudo-t^2$ da classificação não-supervisionada Centróide.

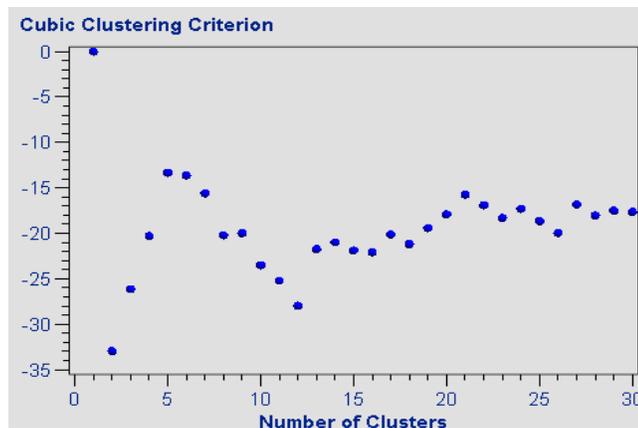


Figura 10- Estatística CCC da classificação não-supervisionada Centróide.

Considerando que quantidades muito altas (como 10, por exemplo) ou muito baixas de fácies (como 2, por exemplo) não são desejáveis para a modelagem de eletrofácies, devido à dificuldade para interpretação ou a geração de modelo simplista demais, e considerando a intersecção entre os valores indicados pelas três estatísticas, optou-se, neste caso, por reconhecer 3 fácies. Considerar 3 (três) fácies significa reconhecer uma fácies não-reservatório, uma fácies reservatório e uma com potencialidade para reservatório.

Vale a pena lembrar que as fácies agora reconhecidas não são mais as fácies originais resultantes da descrição dos testemunhos, mas são fácies compostas, as quais rigorosamente somente podem ser definidas em termos das suas propriedades físicas. Para tanto, as treze litofácies principais da descrição faciológica do poço P08 foram subdivididas em 3 (três) fácies (fácies compostas). São elas: fácies não-reservatório (verde), fácies reservatório (amarela) e uma fácies com potencialidade para reservatório (laranja). Essa reclassificação arbitrária foi feita com base em conhecimento geológico, buscando agrupar fácies argilosas como fácies não-reservatório, fácies arenosas como fácies reservatório e fácies arenosas finas cimentadas ou argilosas, como potencial reservatório (Tabela 2).

Tabela 2 – Reclassificação arbitrária em 3 litofácies: as litofácies argilosas foram agrupadas como a litofácies não-reservatório, as litofácies arenosas como a litofácies reservatório e as litofácies arenosas finas cimentadas ou argilosas como a litofácies potencial reservatório.

No.	Litofácies	Descrição
1	AGT	folhelho maciço
2	ARN/AGO	arenito argiloso
3	ARN/FLH	intercalação arenito / folhelho
4	ARNCGL	arenito conglomerático
5	ARNECAC	arenito com clastos de folhelho
6	ARNECBA	arenito com laminação cruzada transladante
7	ARNECGP	arenito fino, cimentado e argiloso
8	ARNEOND	arenito fino com laminações cruzadas subcríticas
9	ARNEPP	arenito cimentado com estratificação plano-paralela
10	ARNLCONV	arenito argiloso com deformação por escape de fluido
11	ARNMAC	arenito maciço
12	CGL	conglomerado maciço argiloso
13	SLT	Silte

O procedimento aqui adotado garantiu algum nível de correlação entre as principais litofácies e algumas das fácies compostas previstas. Na Figura 11 a comparação entre a coluna de fácies compostas (à esquerda) e a coluna original de litofácies (à direita), mostra que a primeira corresponde à segunda com algum grau de suavização. A perda de detalhes não representa, necessariamente, um fator negativo, desde que as feições significativas sejam preservadas. Qualquer resultado experimental, inclusive a descrição de testemunhos, está sujeita à presença de ruídos indesejáveis. Ao captar prioritariamente as fácies mais marcantes, esse método de geração de fácies compostas exclui, em algum grau, esses ruídos. Além disso, este fenômeno representa

uma mudança de escala desejável para as modelagens geológica e de fluxo, etapas posteriores à modelagem de eletrofácies. Assim, uma característica fundamental deste fluxo de trabalho é a adoção da coluna de fácies compostas como sendo representativa da coluna original de litofácies. É essa coluna de fácies compostas que será utilizada, na etapa seguinte, para gerar a regra discriminante a qual será finalmente utilizada para a modelagem definitiva das eletrofácies.

Uma vez definido que três seria o número de fácies a reconhecer, procedeu-se a uma classificação não-supervisionada do poço de treinamento (P08), segundo o método *K-mean* que reorganiza a composição de cada grupo de modo a minimizar a variabilidade interna de cada grupo e maximizar a variabilidade entre grupos (Figura 12).

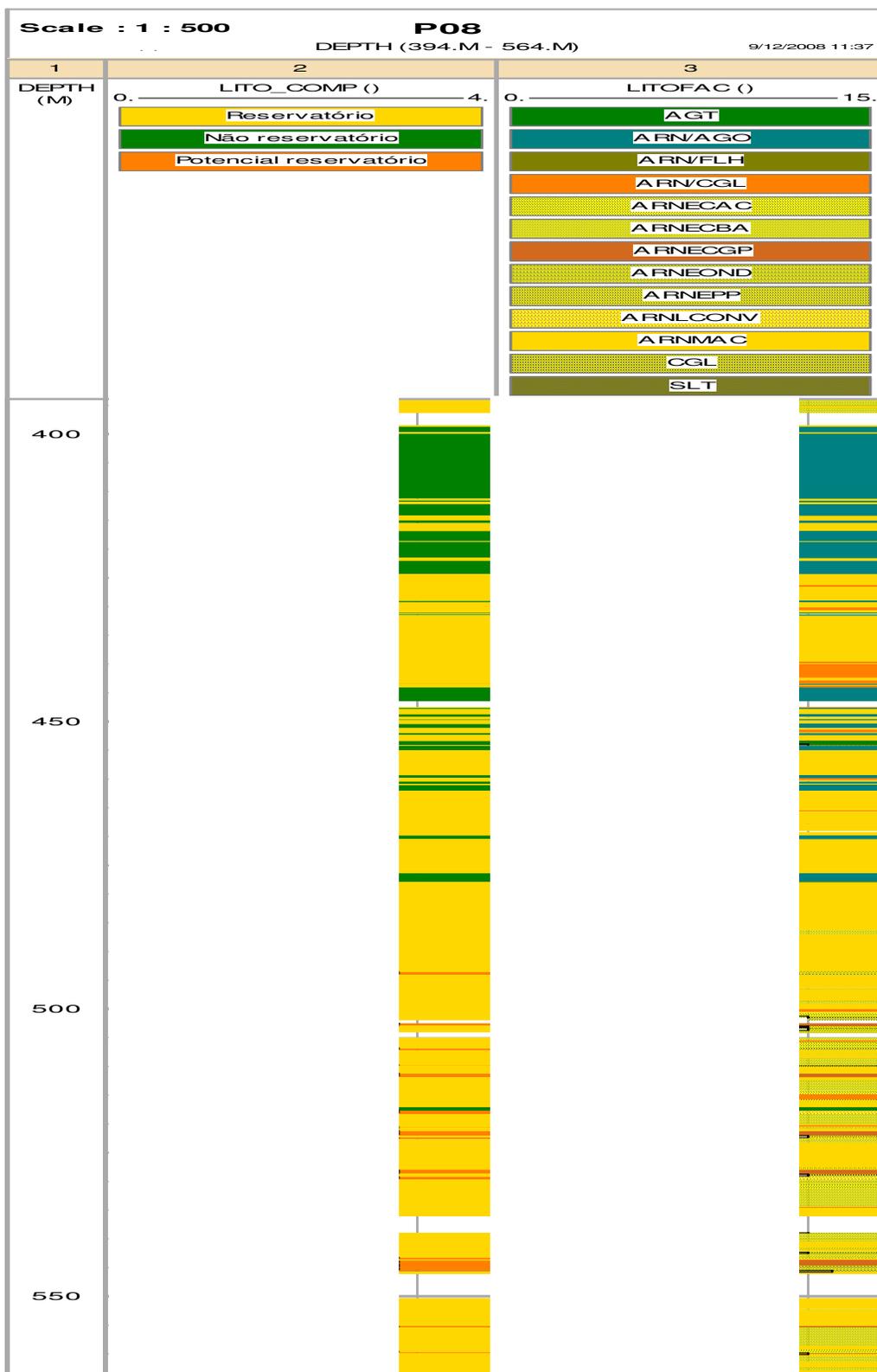


Figura 11 – Comparação entre a coluna de fácies compostas (esquerda) e a coluna de litofácies originais (direita), indicando boa correlação das principais feições.

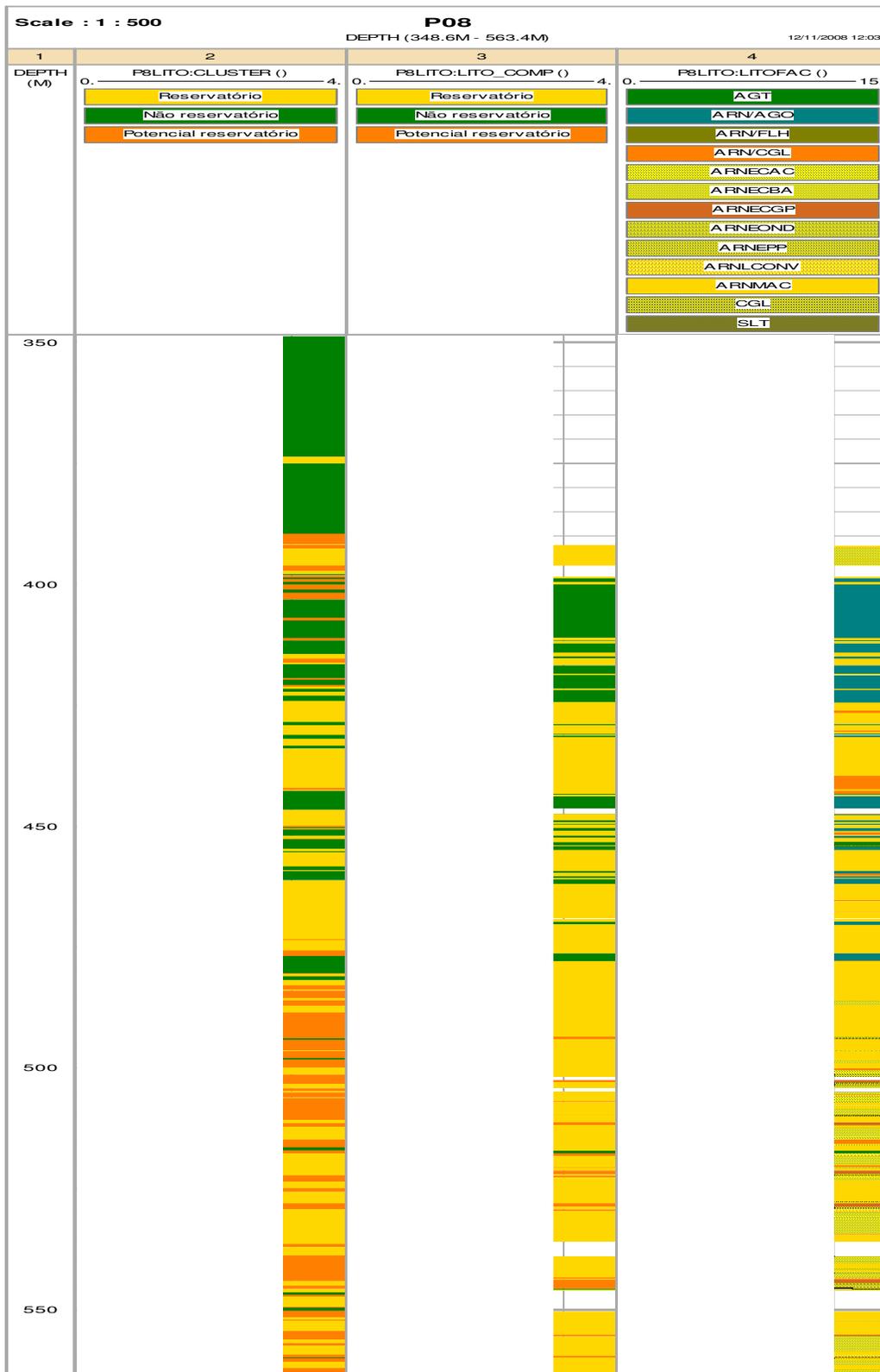


Figura 12– Comparação do resultado da classificação pelo método *K-means* (esquerda), fácies compostas (centro) e descrição dos testemunhos (direita).

A etapa seguinte consistiu na geração da regra discriminante que foi utilizada em todas as demais etapas do trabalho de modelagem de eletrofácies. Assim, a coluna de fácies resultante da classificação não-supervisionada pela técnica *k-means* foi utilizada como dado de entrada para a classificação supervisionada pela Regra Discriminante Quadrática (RDQ). Para tanto, aplicou-se a regra ao poço de treinamento (P08) e comparou-se a resposta com a classificação da técnica *K-means*, além das indicações de ocorrência de hidrocarboneto, argilosidade e cimentação do testemunho, descritas visualmente pelo geólogo (Figura 13).

Os primeiros 30 metros do poço P08 tratam-se de um pacote argiloso com baixo índice de hidrocarboneto, indicando muito provavelmente um intervalo selante. Os 50 metros seguintes são compostos por um pacote arenoso saturado em hidrocarbonetos, representando um bom reservatório. Os 75 metros inferiores mostram um intervalo arenoso com certo índice de hidrocarbonetos, porém considerável nível de cimentação indicando um potencial reservatório que com técnicas avançadas pode ser possível aumentar seu fator de recuperação.

Os resultados dessa etapa são a regra discriminante propriamente dita e uma nova classificação de eletrofácies, agora baseada na regra gerada. Neste ponto, ao avaliar a eficiência do processo examinando, observa-se que a coluna de fácies gerada pela regra respeita as principais feições da coluna litológica original mostrando-se bastante satisfatória, permitindo, portanto, utilizar a regra gerada nos dados de validação. Dessa forma, aplicou-se a mesma regra discriminante (RDQ) utilizada no poço P08 aos poços que não possuíam descrição de testemunho, compondo assim o produto da modelagem de eletrofácies para todos os poços do campo.

Uma vez que se dispunha da descrição de testemunhos apenas para o caso do poço-treino P08, uma forma encontrada para se avaliar a coerência da modelagem de eletrofácies nos demais poços do Campo foi comparar a coluna de modelagem de eletrofácies de cada poço com o conjunto de curvas existente e sua respectiva curva de saturação de hidrocarbonetos (SHCEFFCO) proveniente do perfil de nêutrons pulsados, já que esta curva serve como indicador da ocorrência de reservatórios. (Figuras 14 a 47).

Com esta comparação, vê-se uma excelente correspondência entre as fácies arenosas (amarela e laranja) com as zonas de alta saturação em hidrocarbonetos e entre

as fácies argilosas (verde) com as zonas de saturação em hidrocarbonetos nula ou muito baixa.

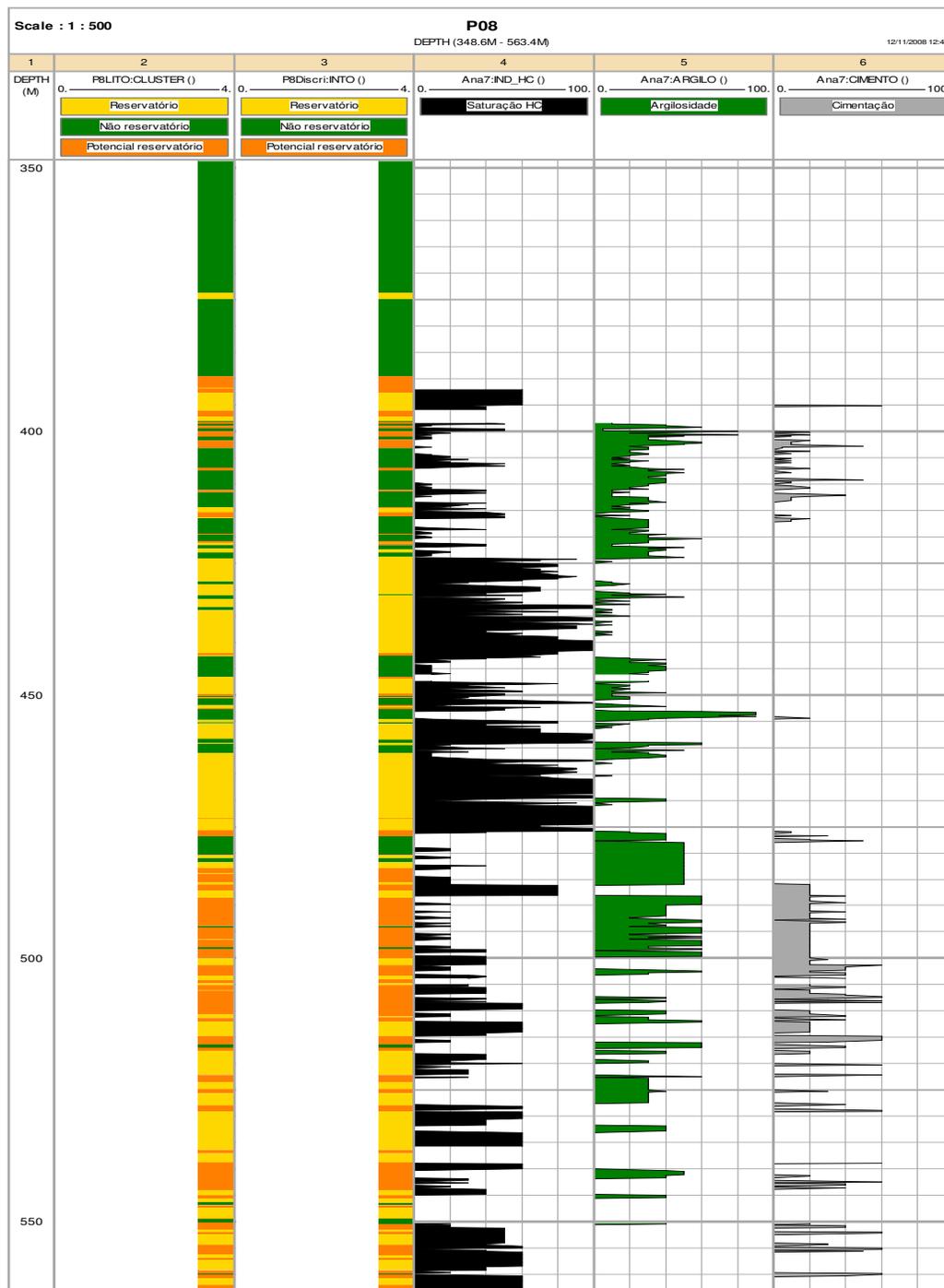


Figura 13 – Comparação dos resultados da classificação pelo método *K-means* (primeira coluna à esquerda), pela regra discriminante quadrática (segunda coluna) e indicações da ocorrência de hidrocarboneto, argilosidade e cimentação para o poço-treino P08.

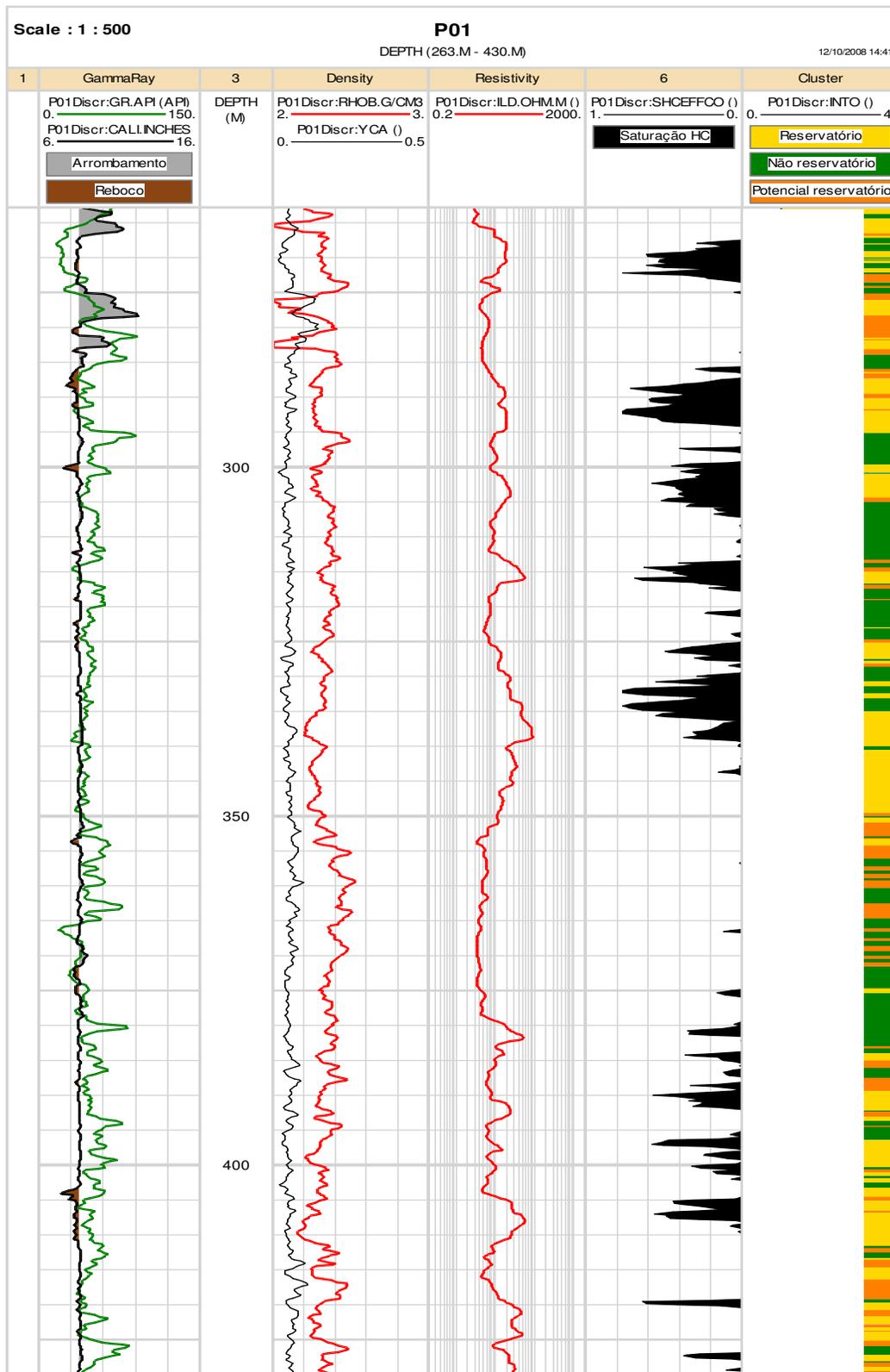


Figura 14 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P01.

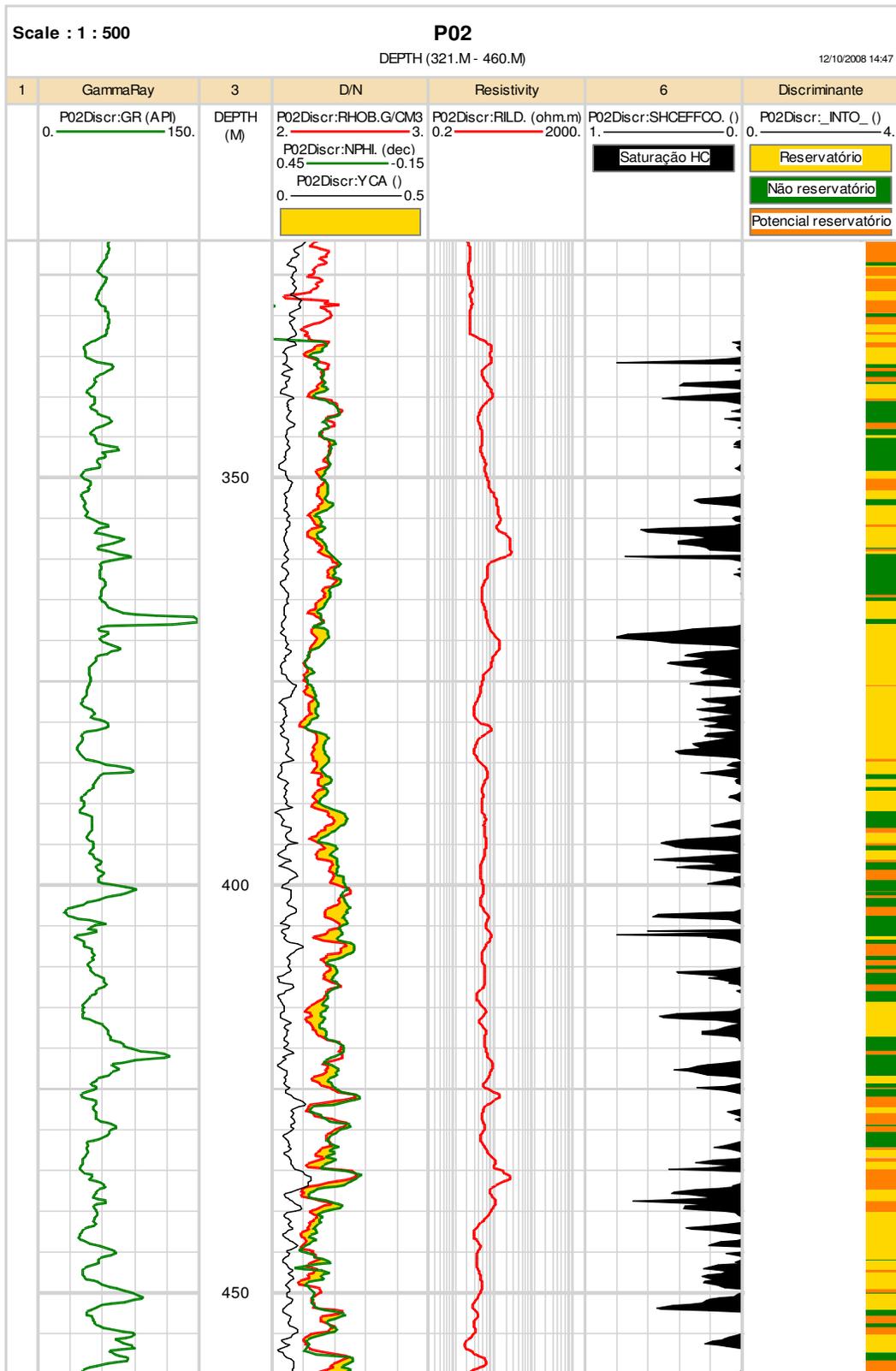


Figura 15 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P02.

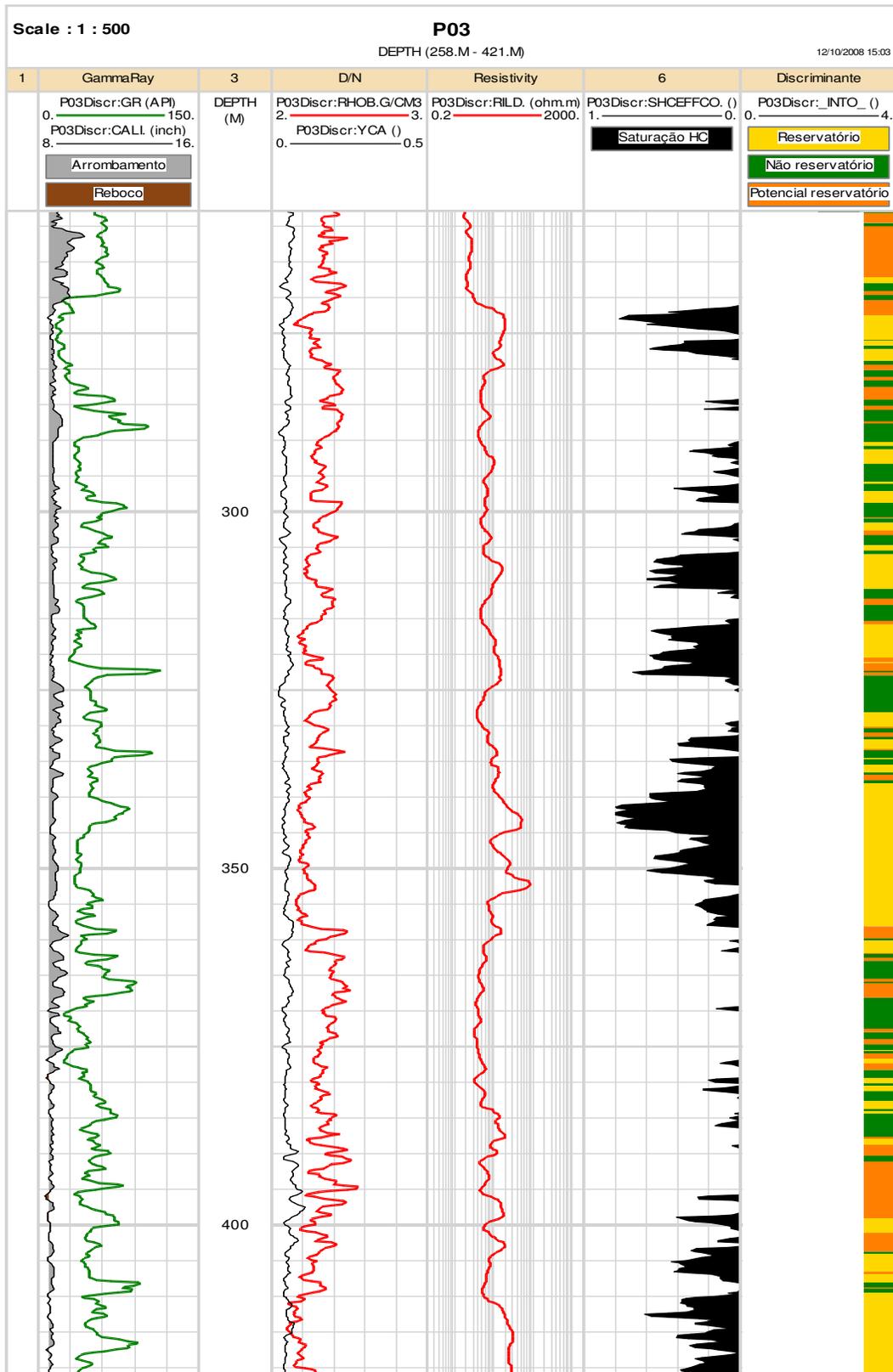


Figura 16 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P03.

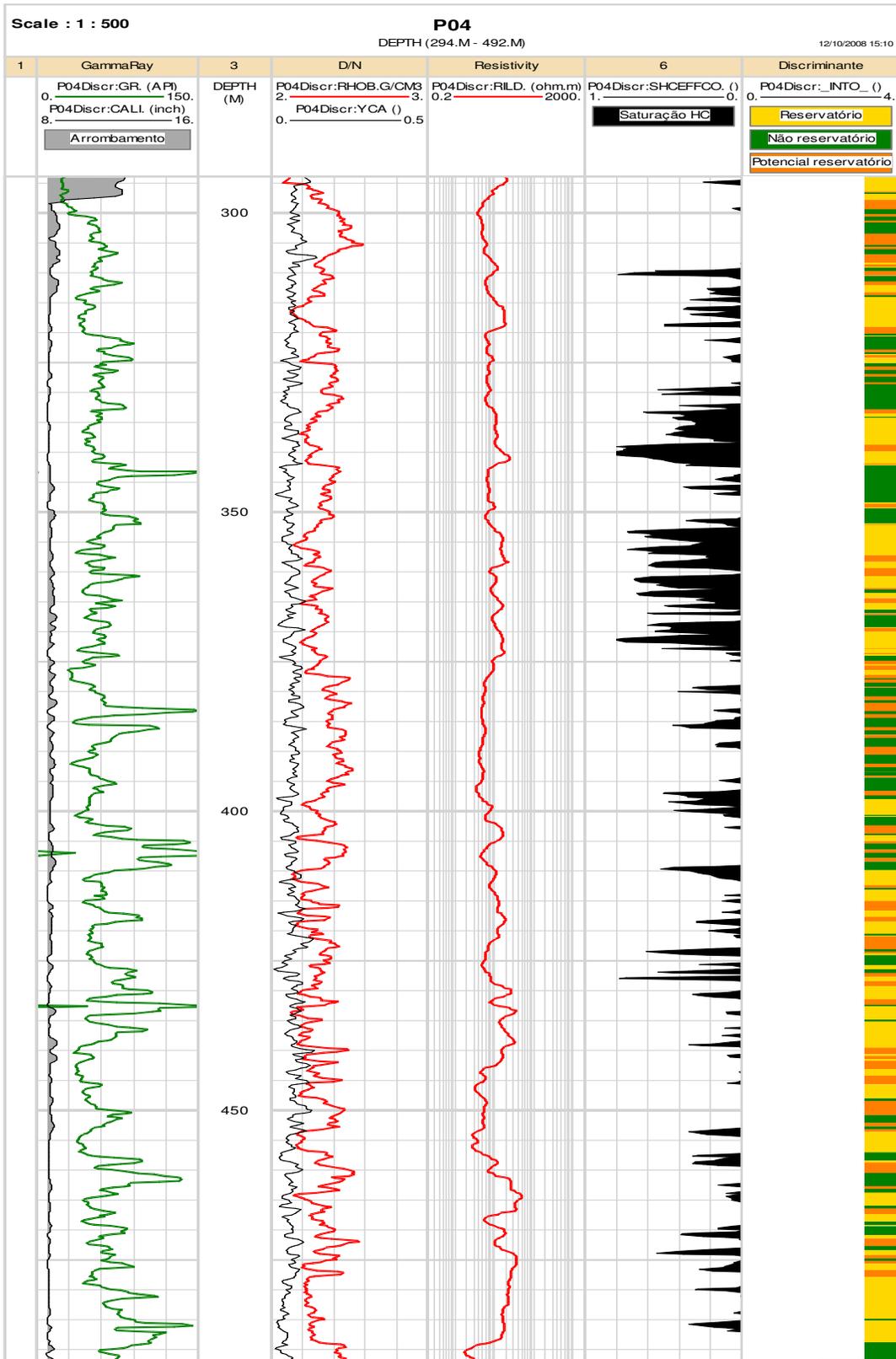


Figura 17 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P04.

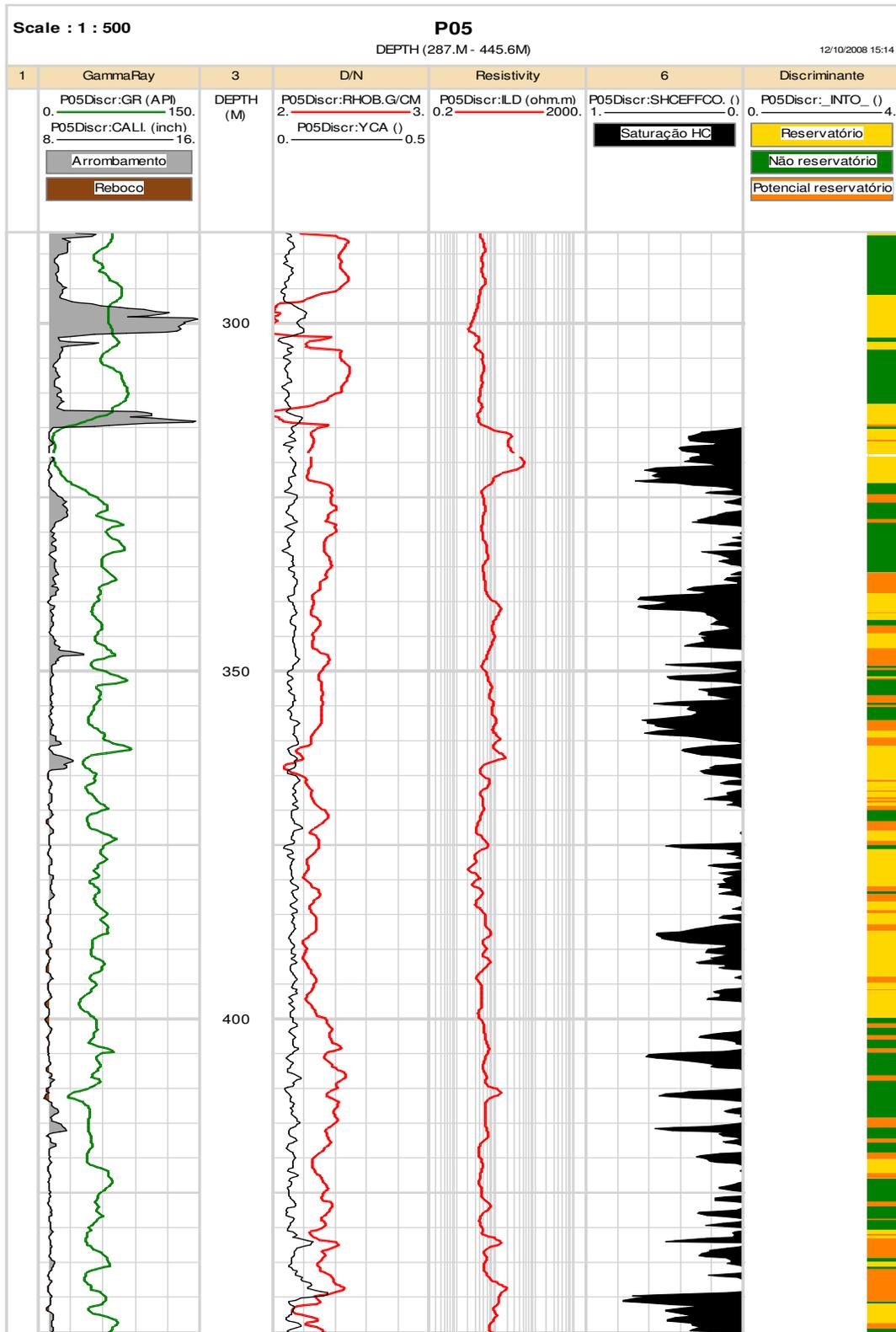


Figura 18 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P05.

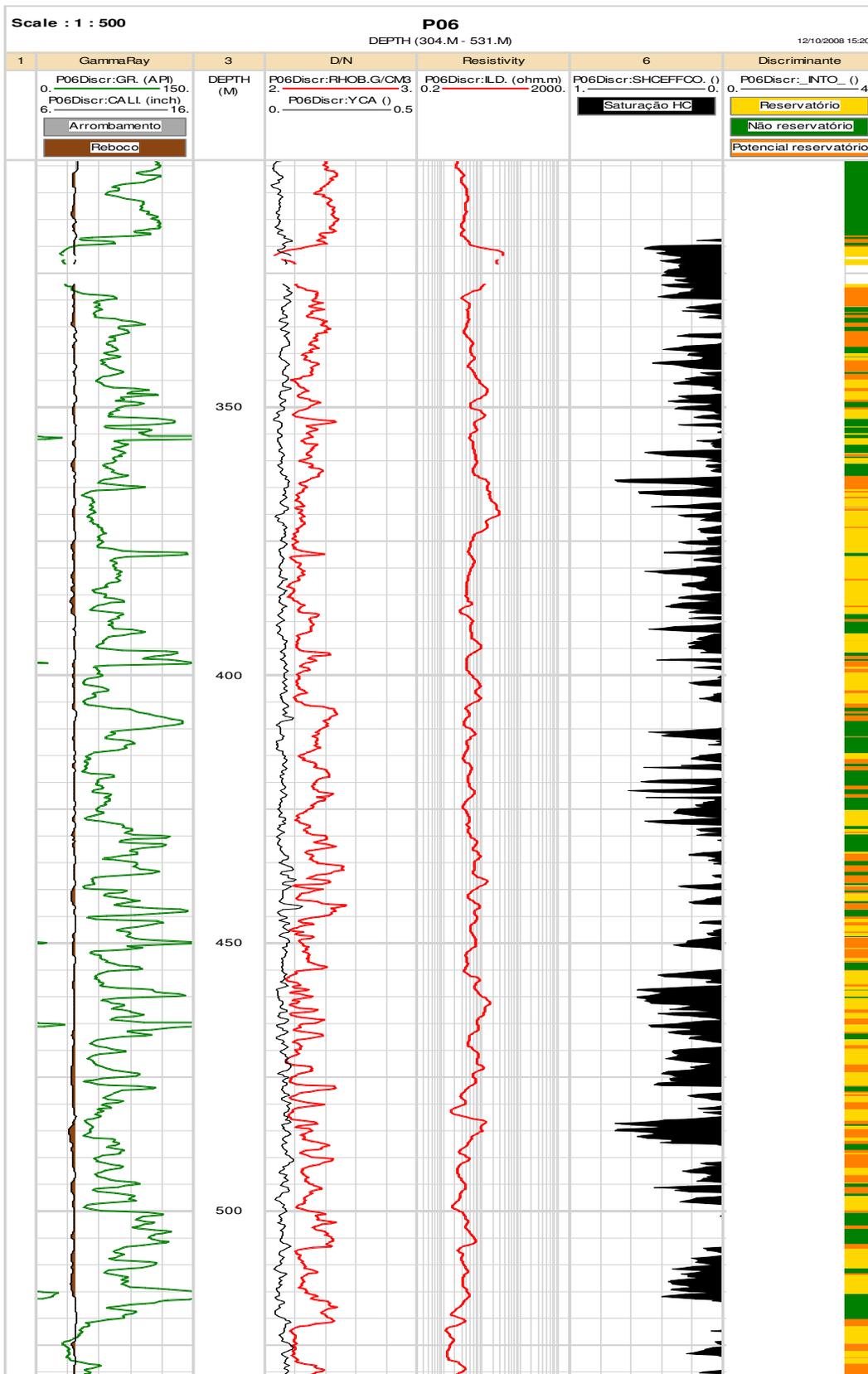


Figura 19 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarboneto e o conjunto de curvas existentes no poço P06.

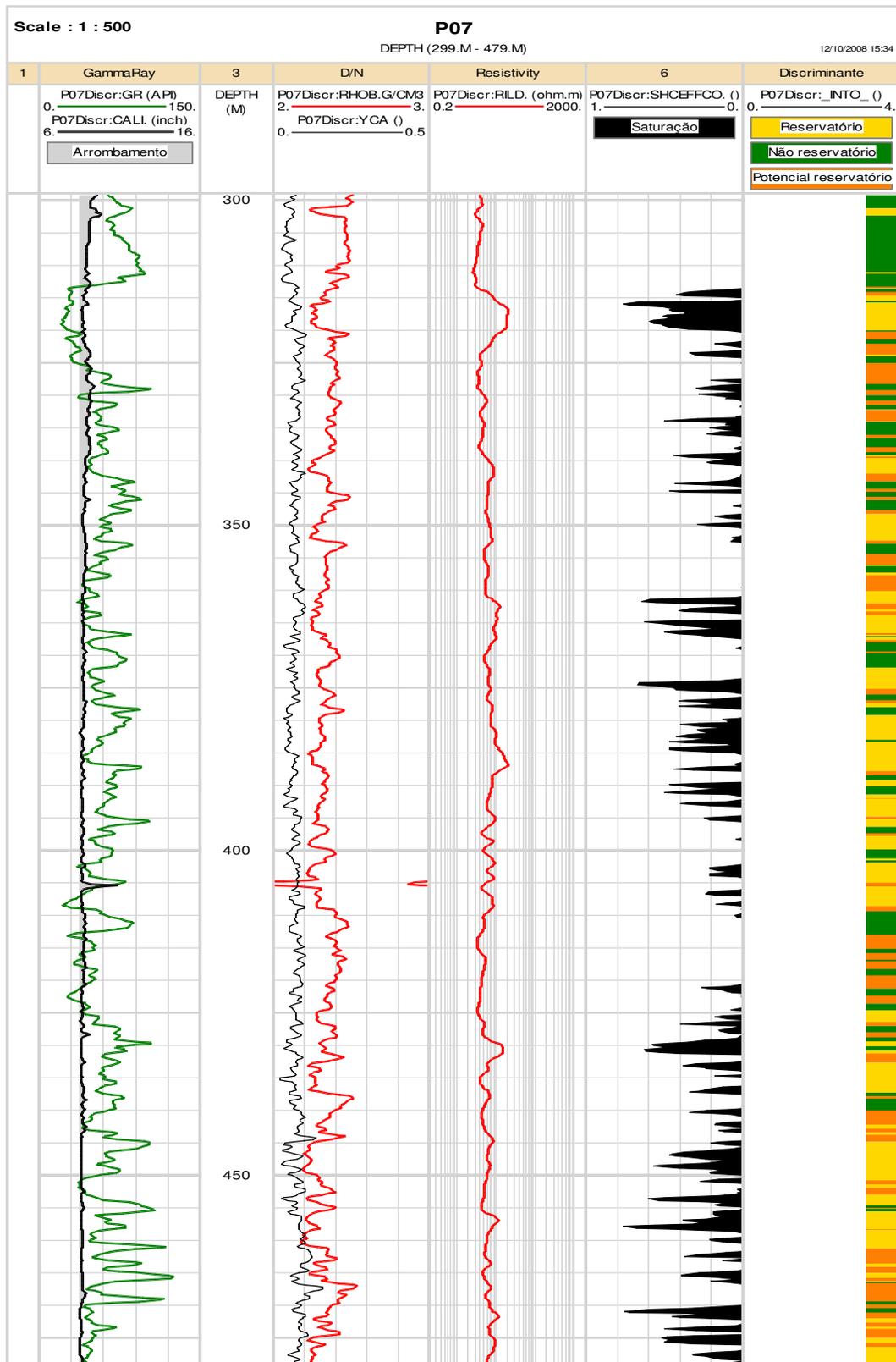


Figura 20 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P07.

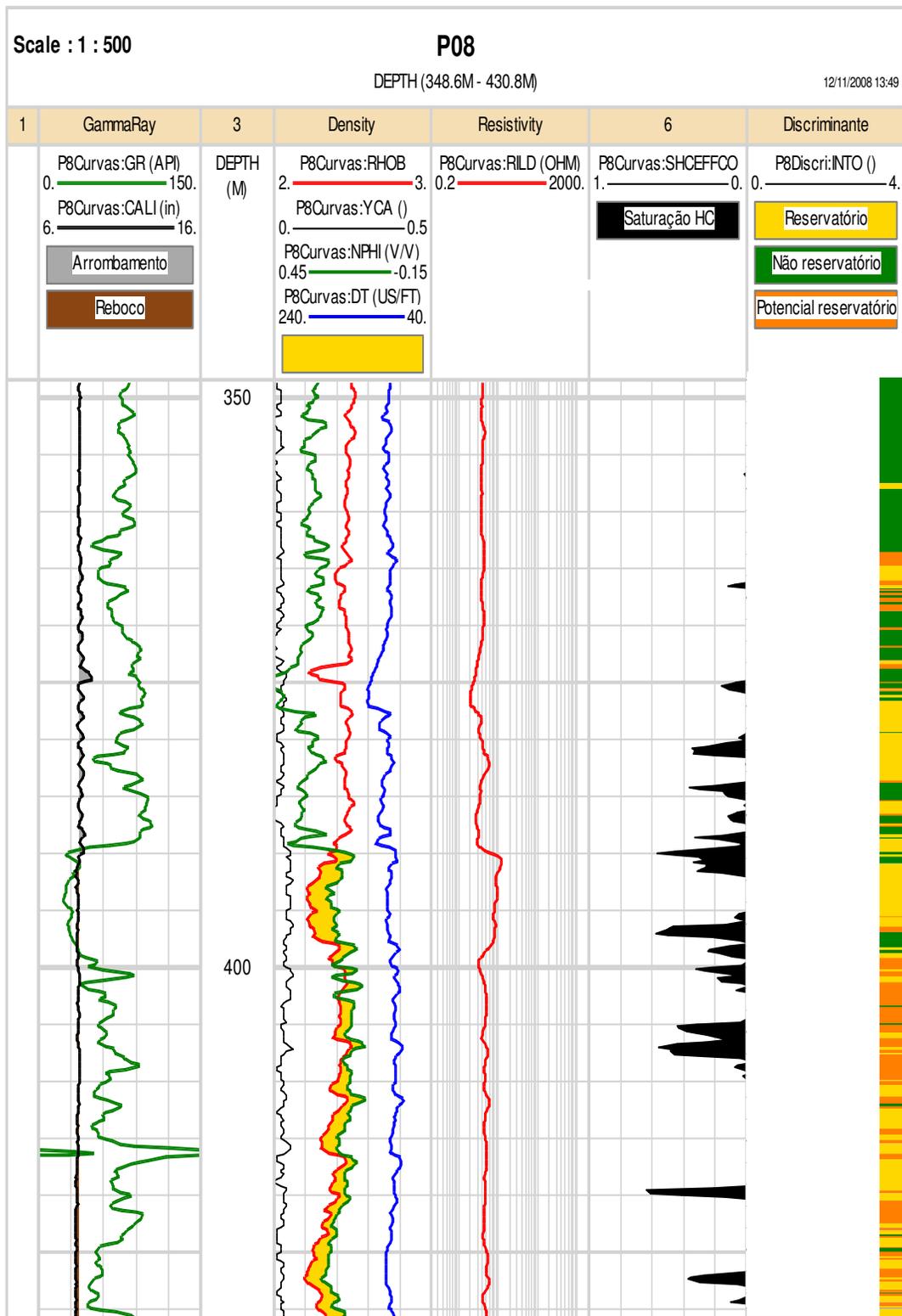


Figura 21 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P08.

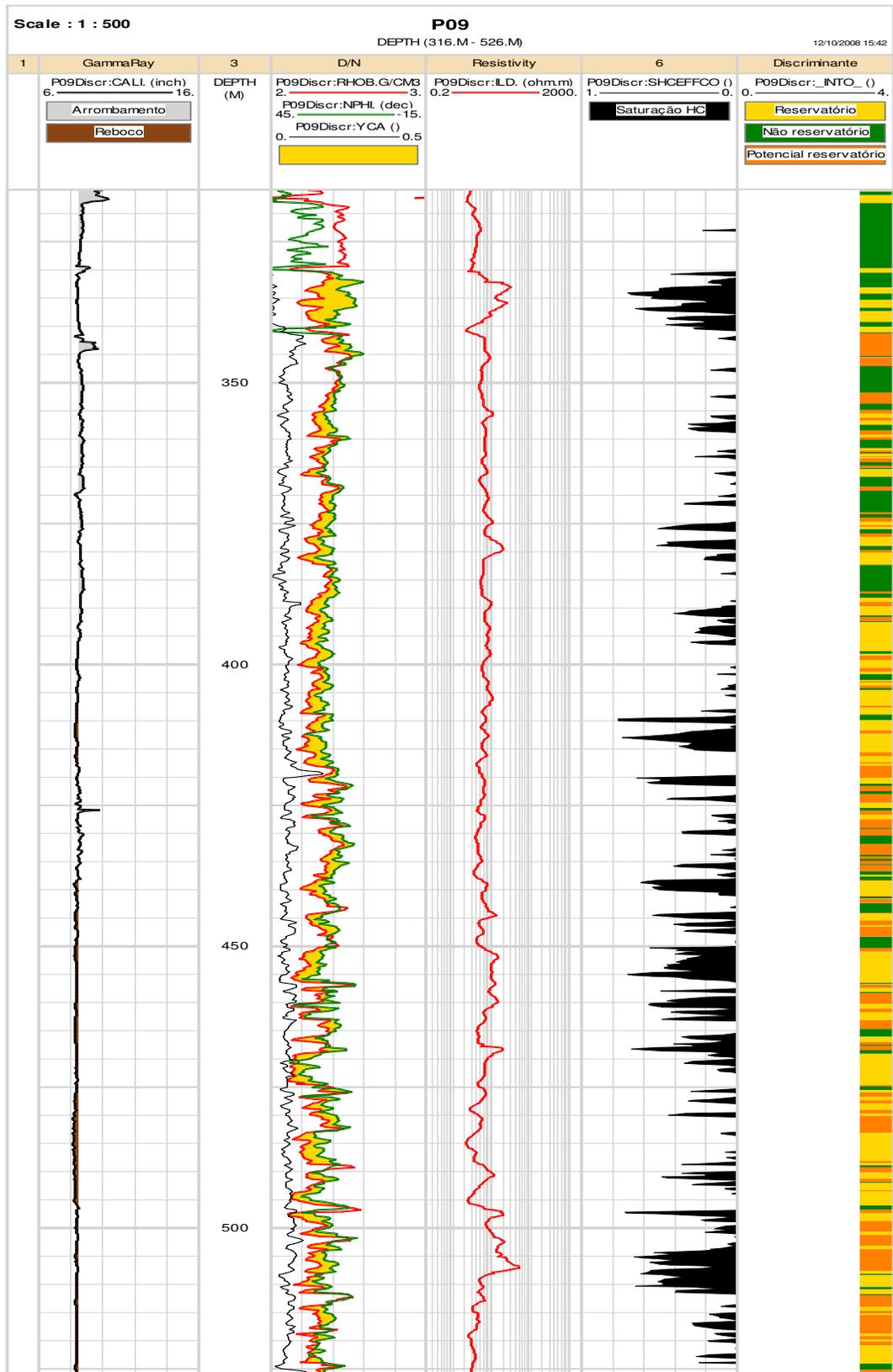


Figura 22 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P09.

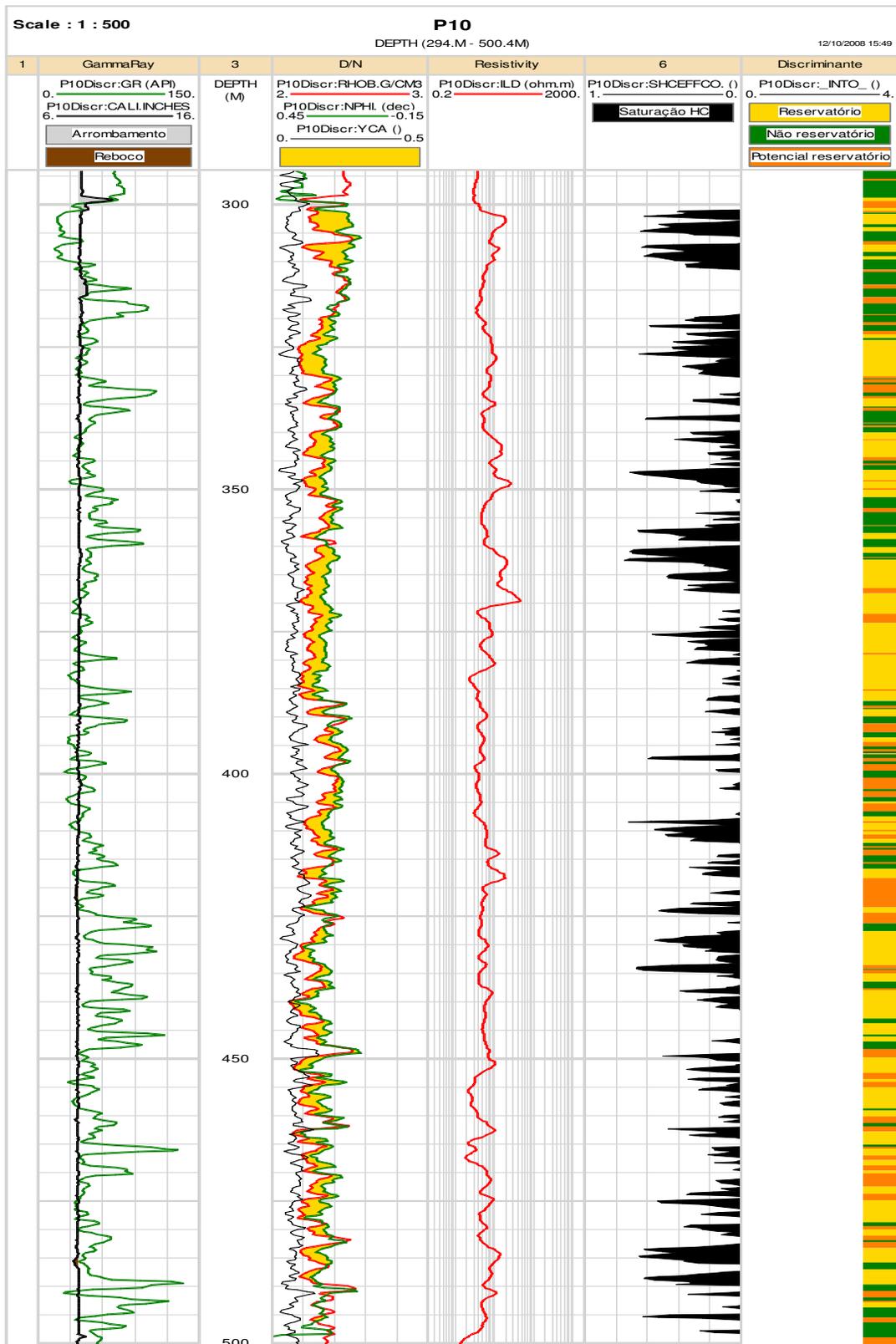


Figura 23 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P10.

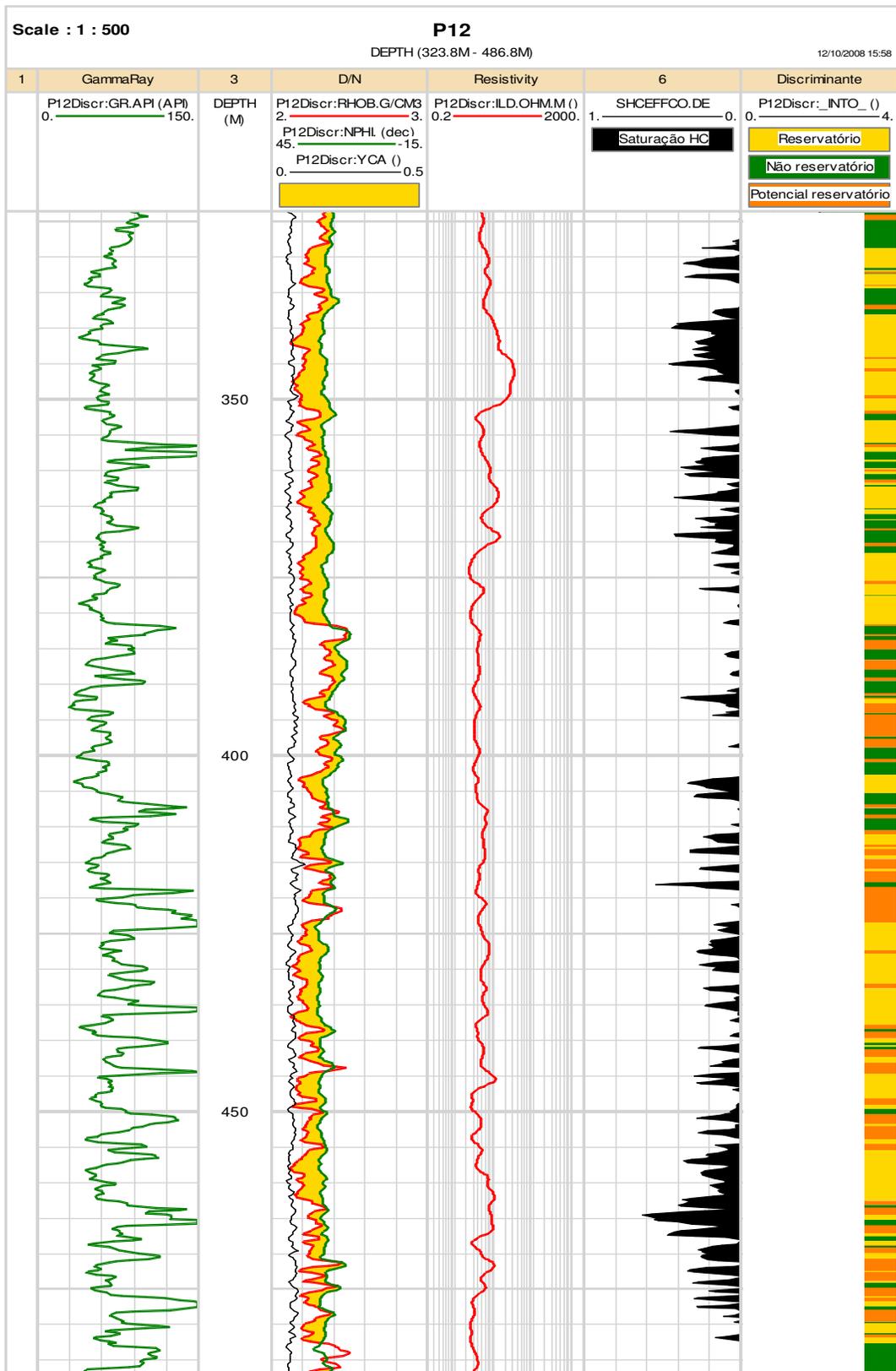


Figura 25 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P12.

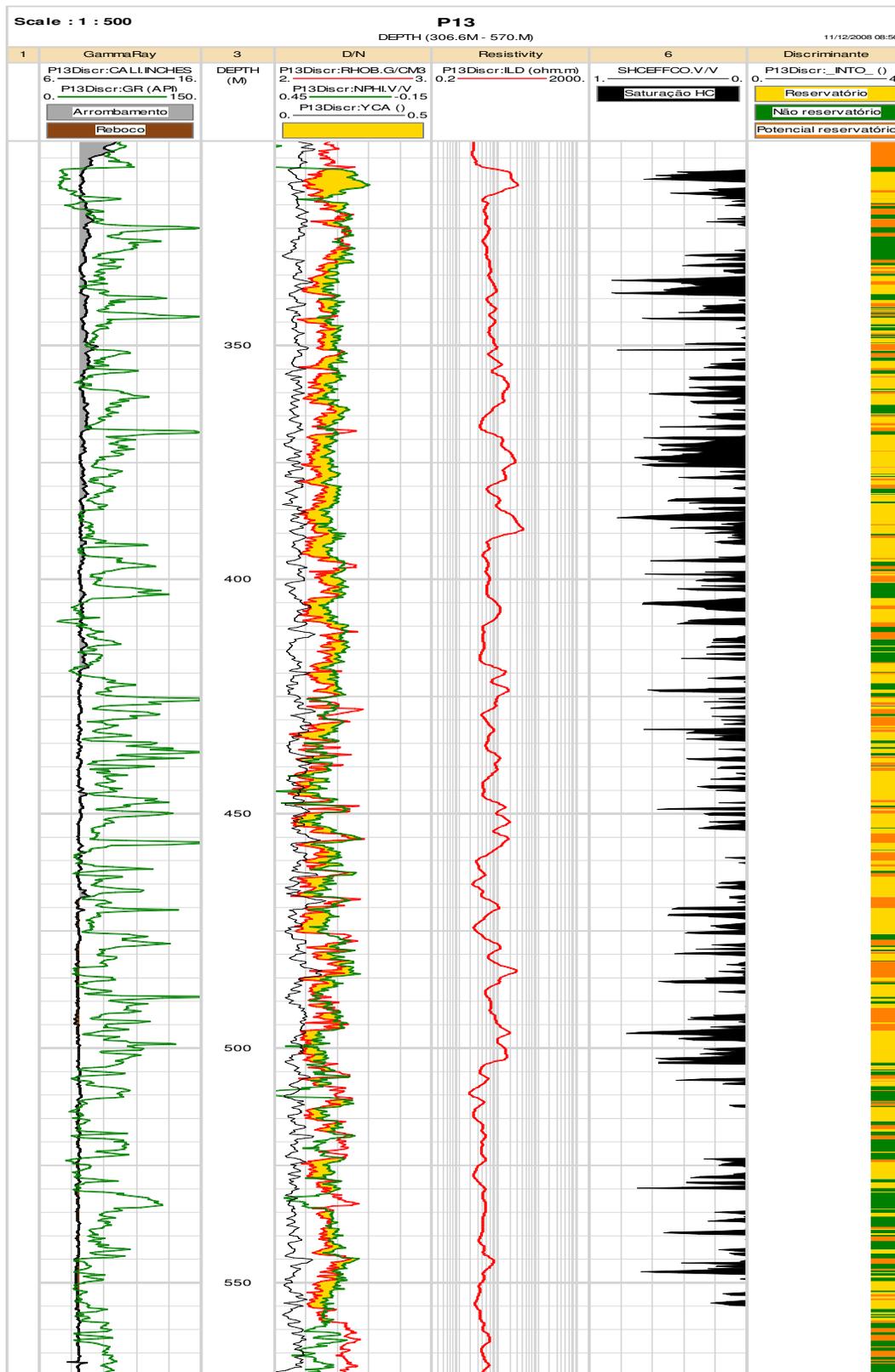


Figura 26 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P13.

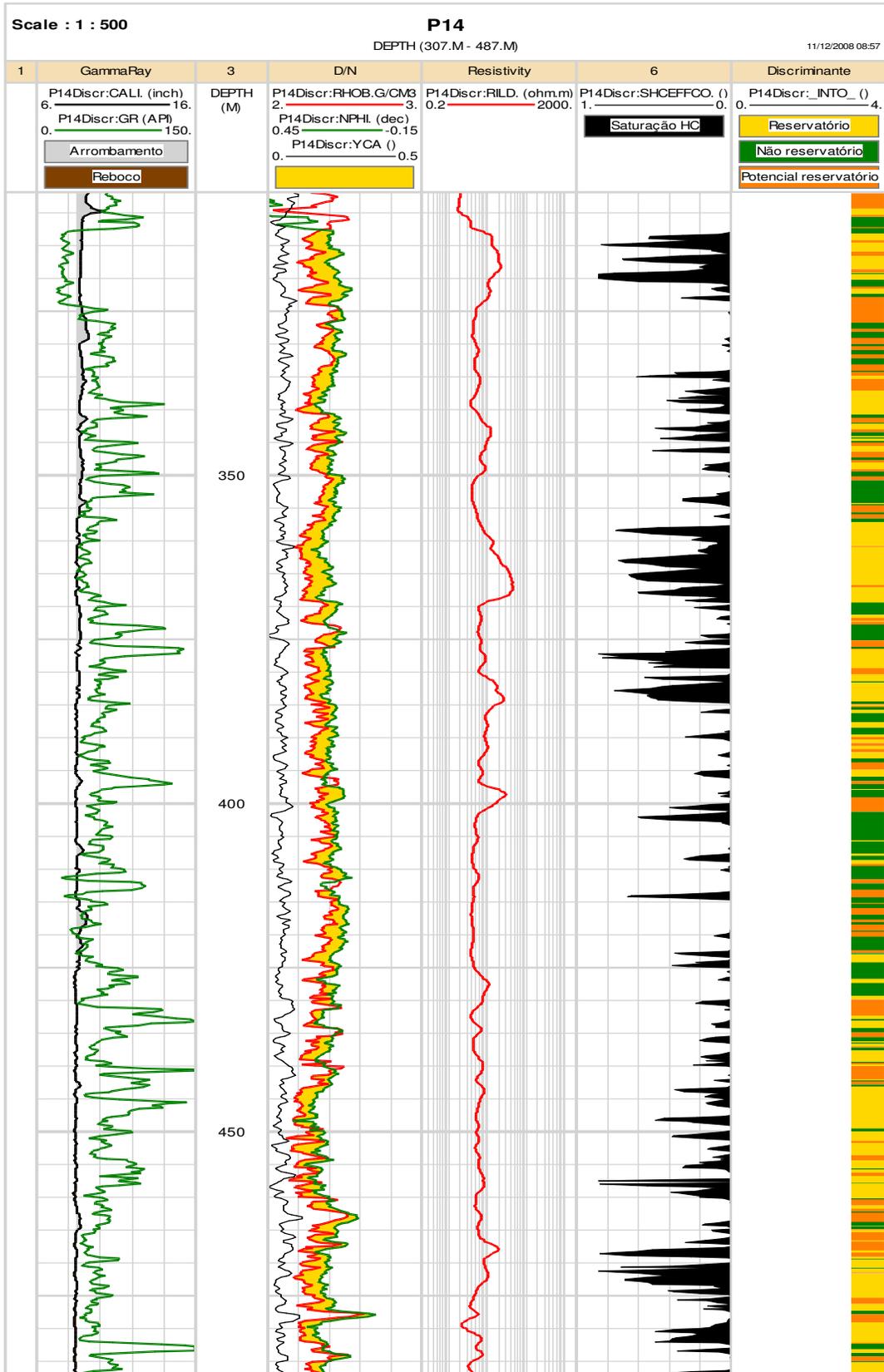


Figura 27 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P14.

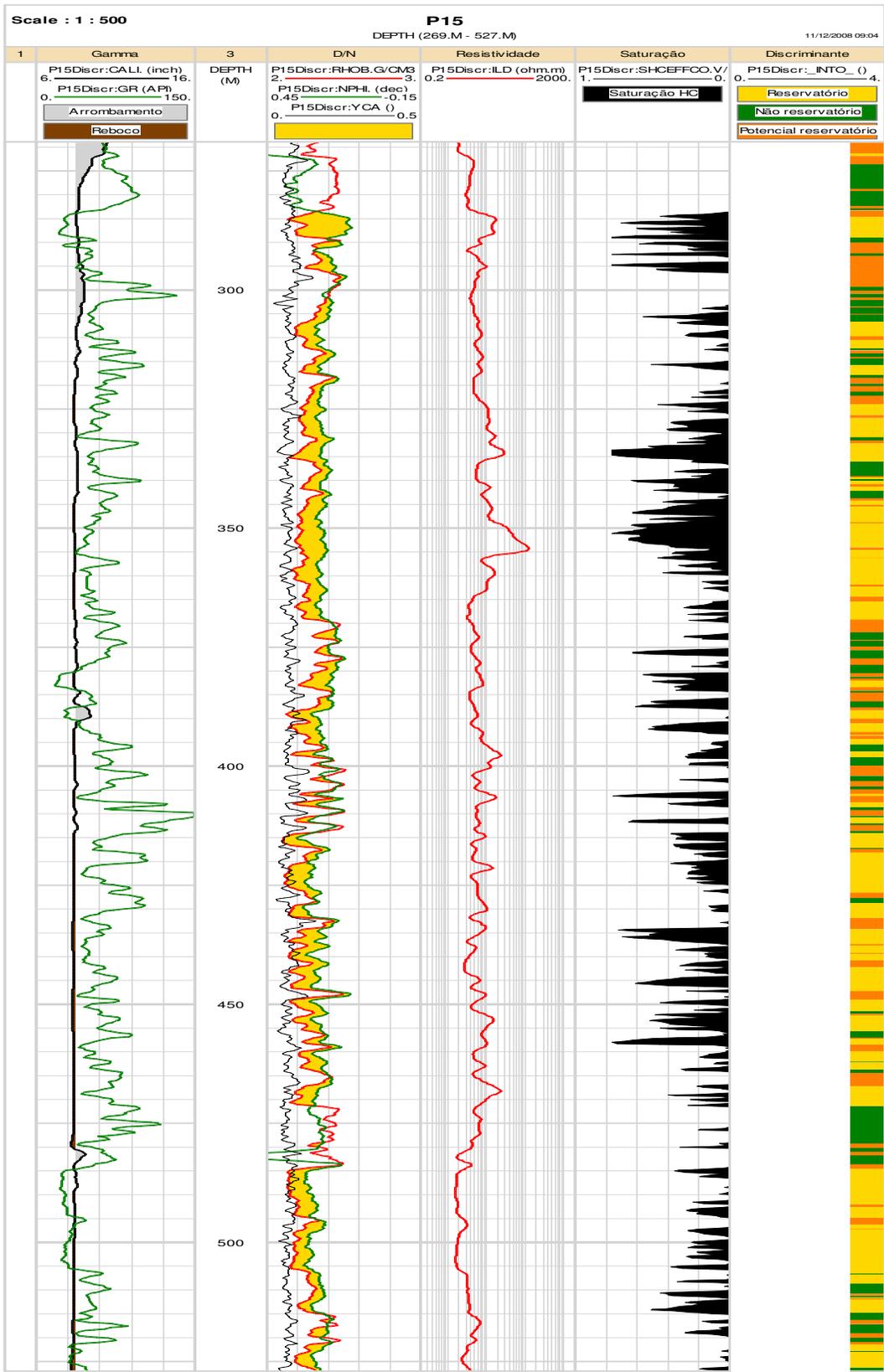


Figura 28 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P15.

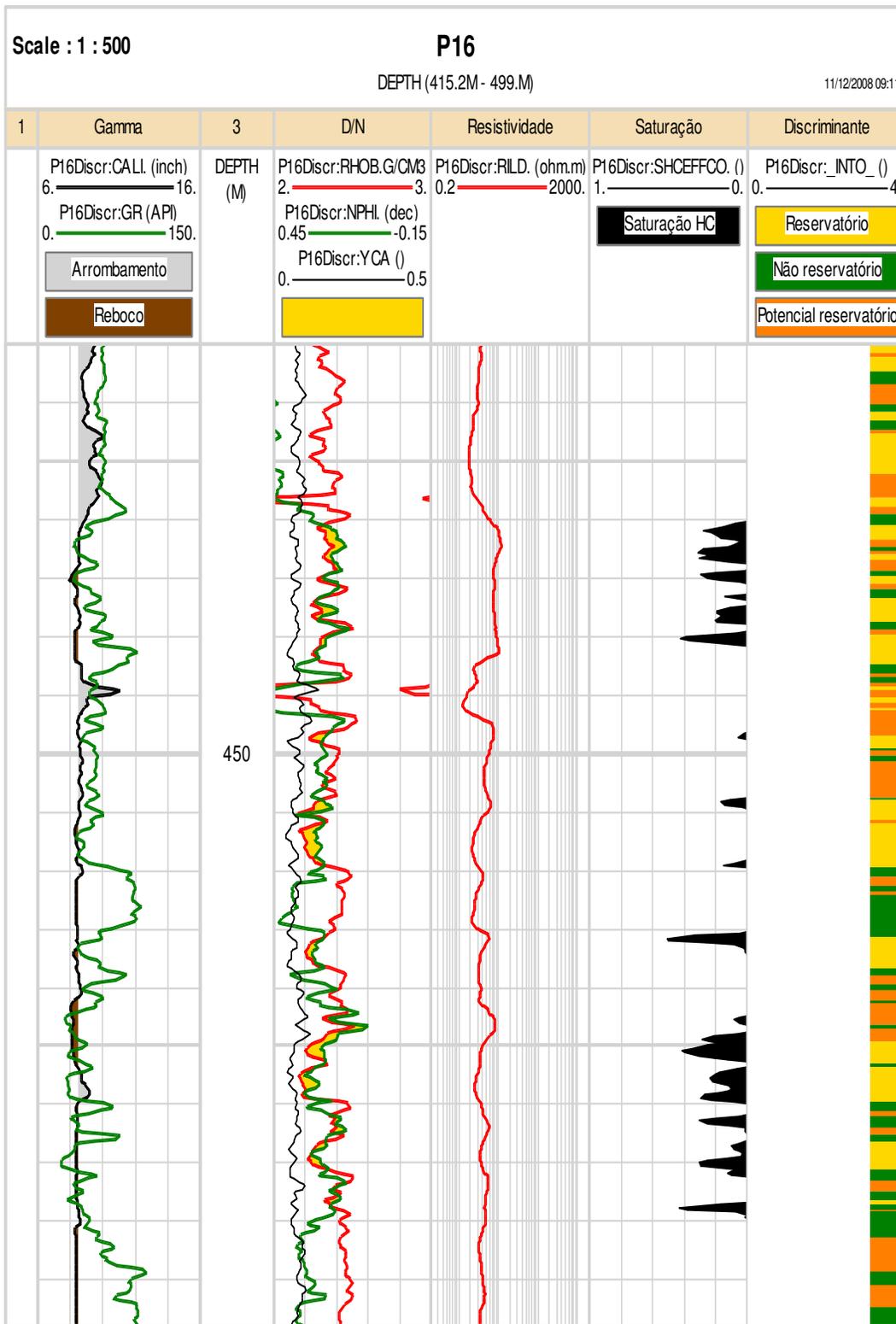


Figura 29 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P16.

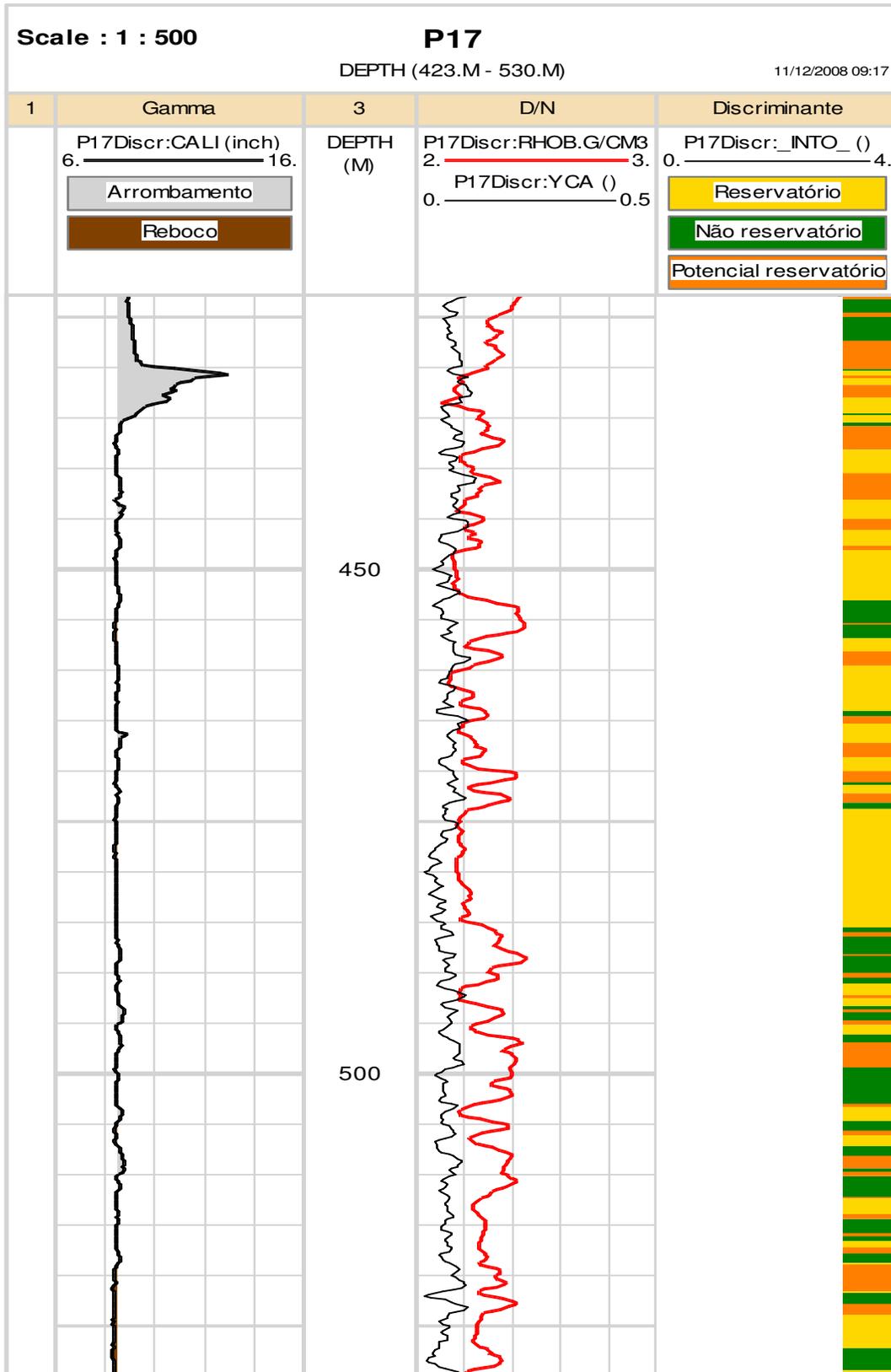


Figura 30 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, e o conjunto de curvas existente no poço P17.

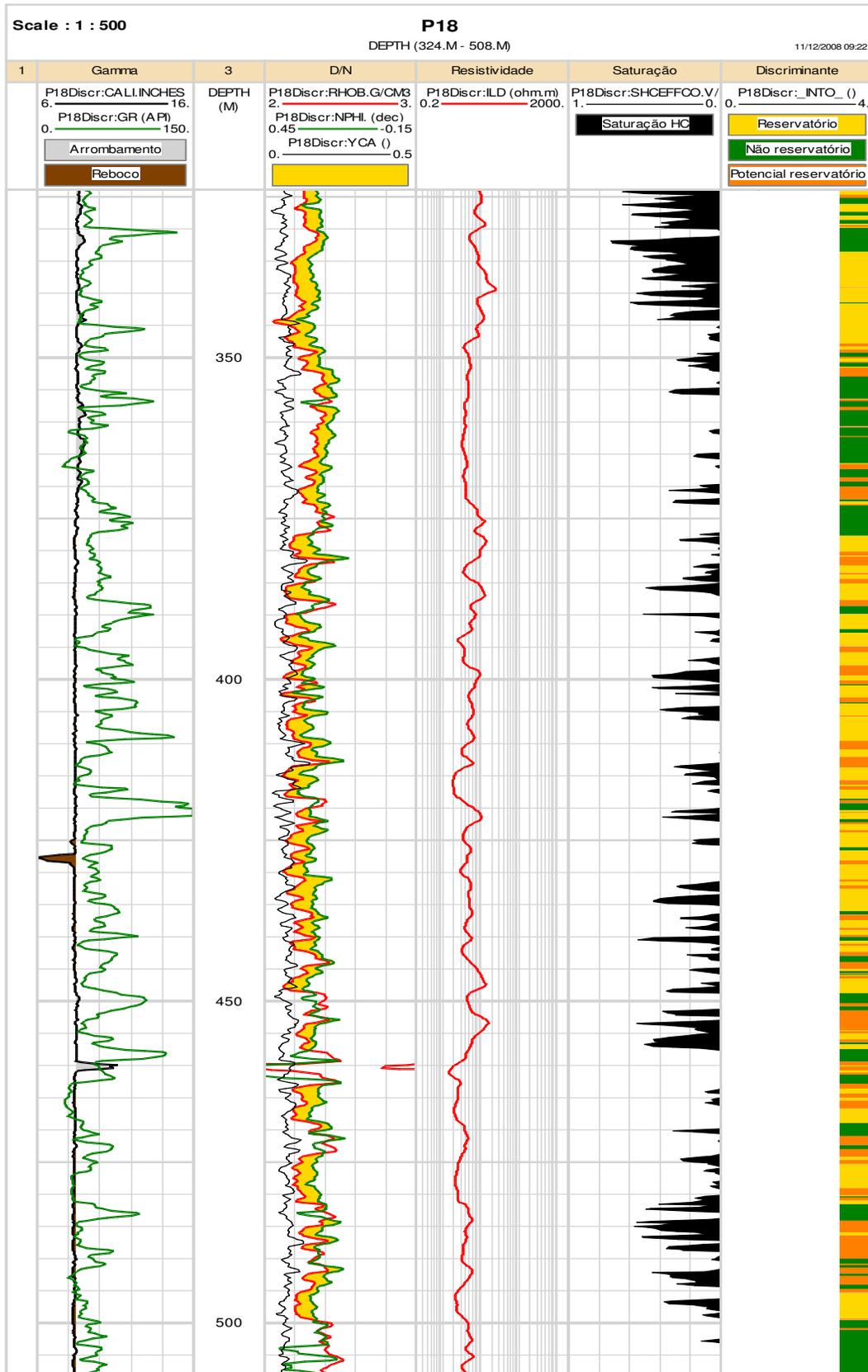


Figura 31 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P18.

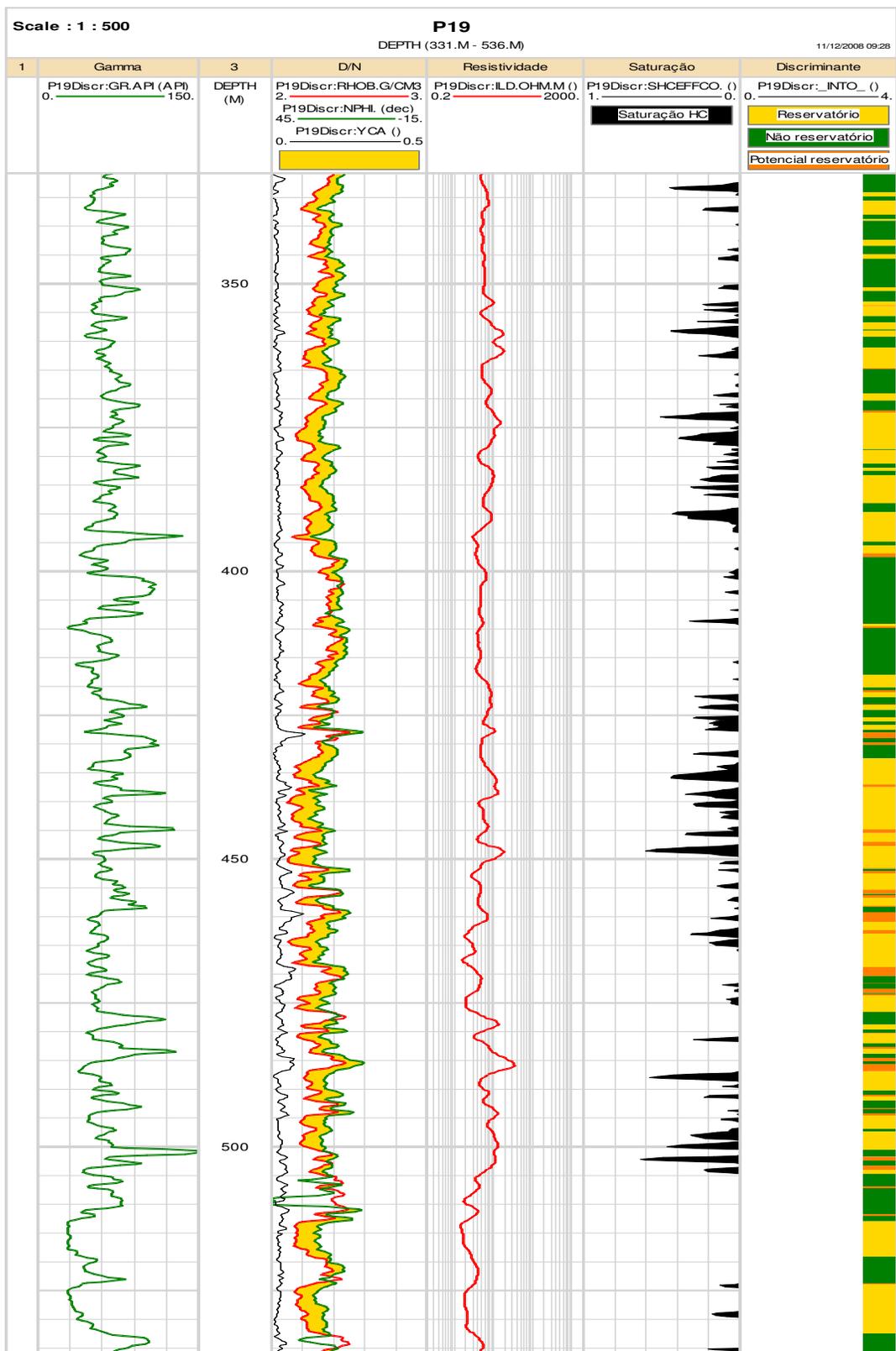


Figura 32 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P19.

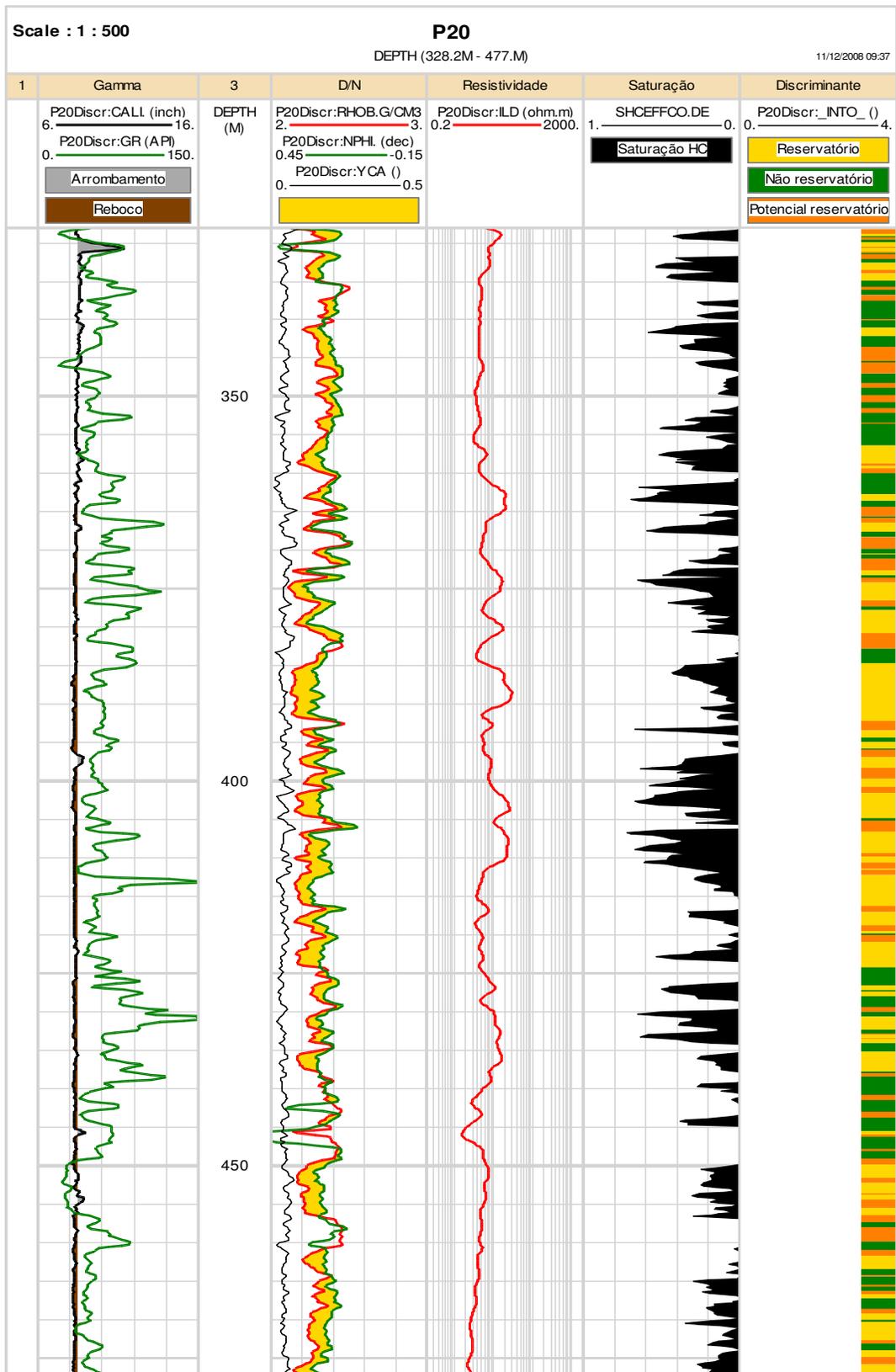


Figura 33 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P20.

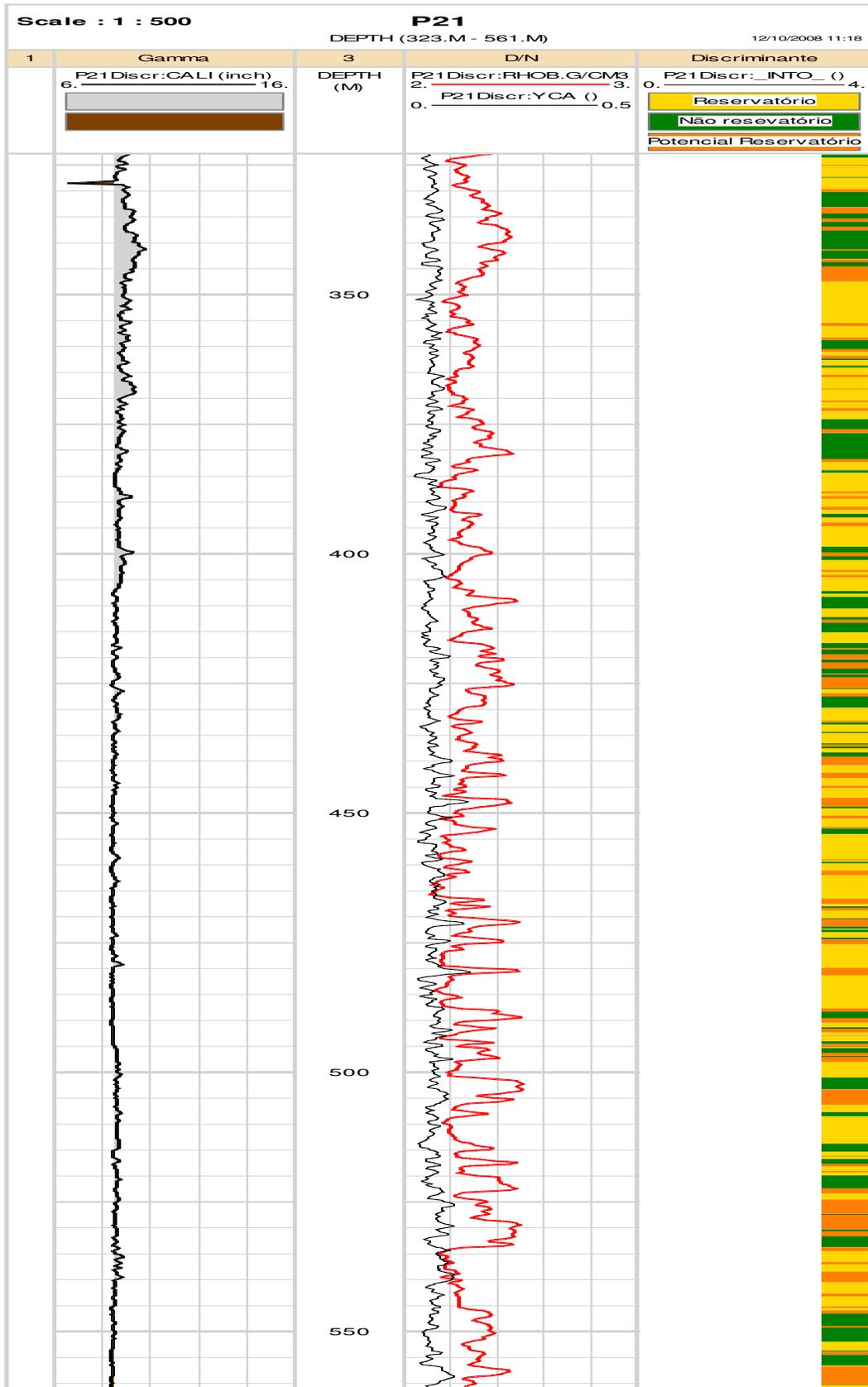


Figura 34 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, e o conjunto de curvas existente no poço P21.

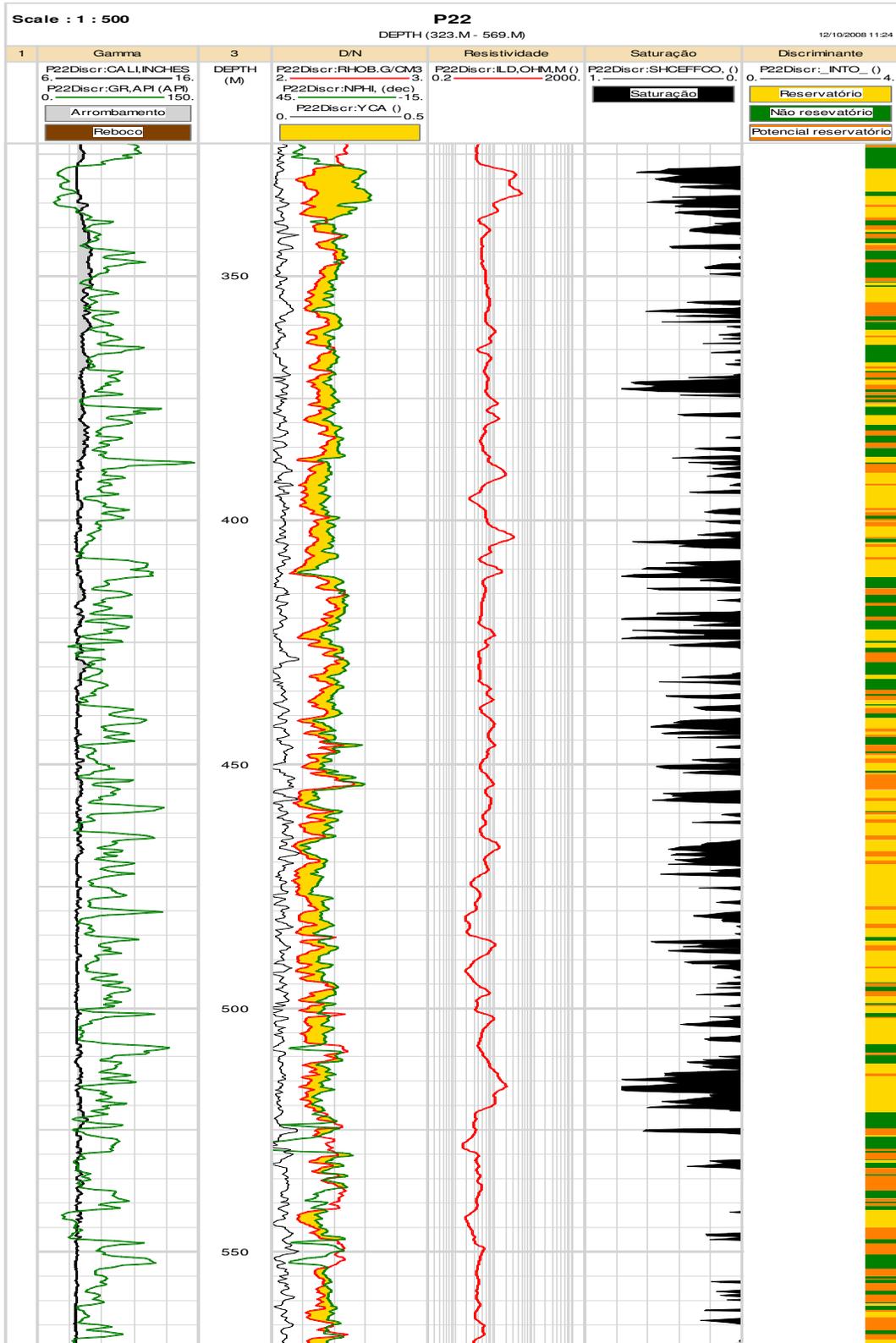


Figura 35 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P22.

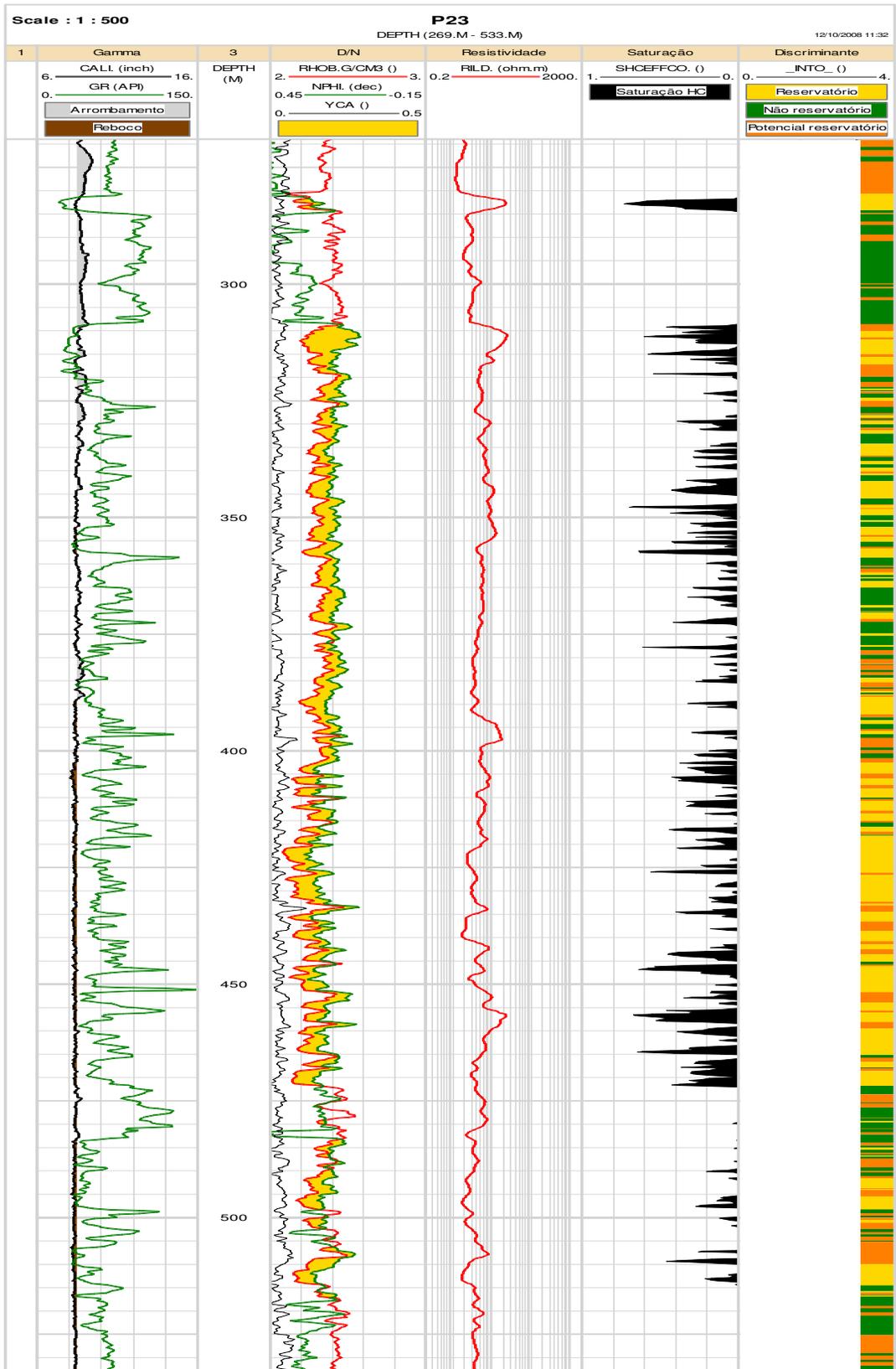


Figura 36 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P23.

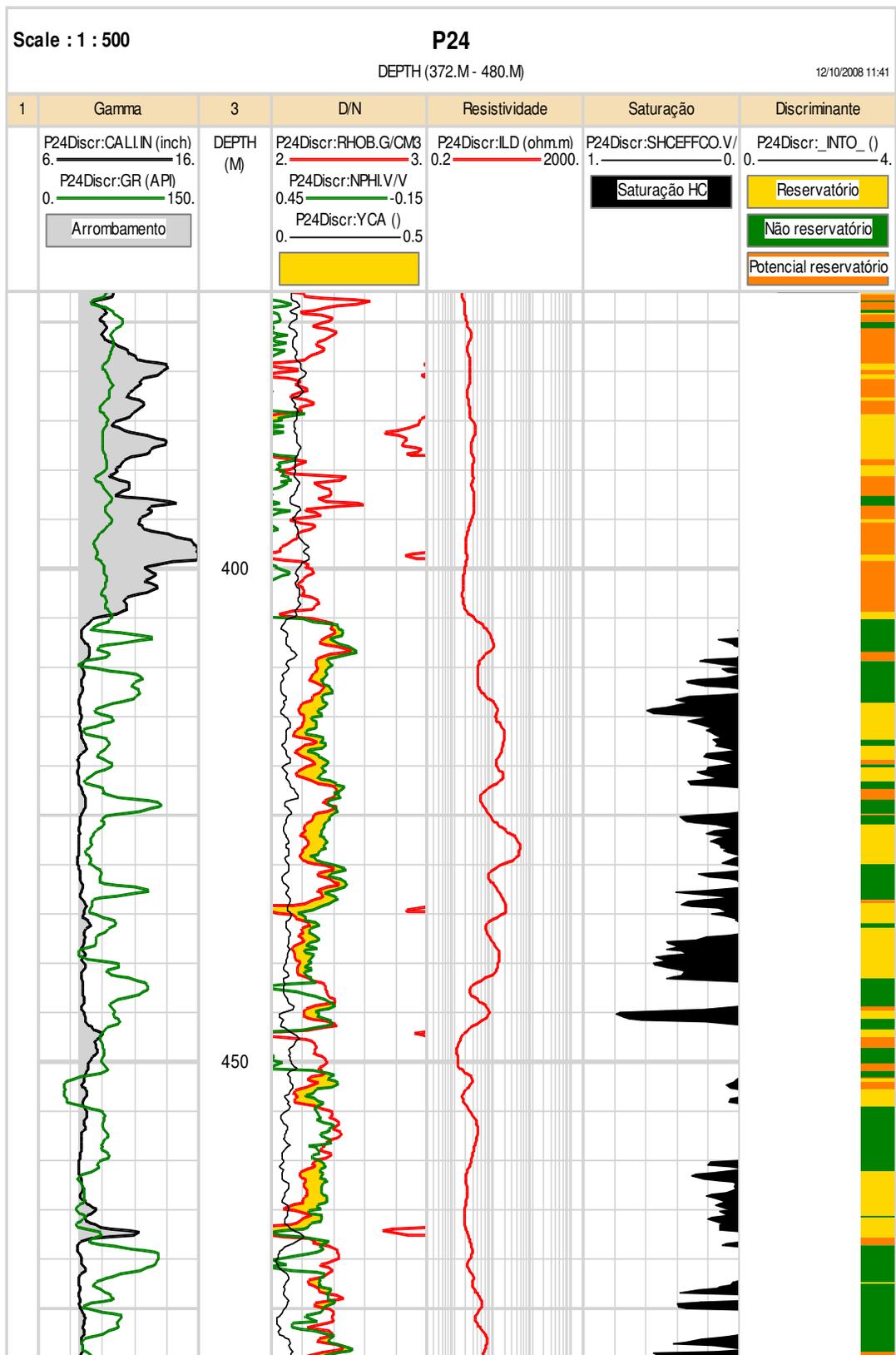


Figura 37 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P24.

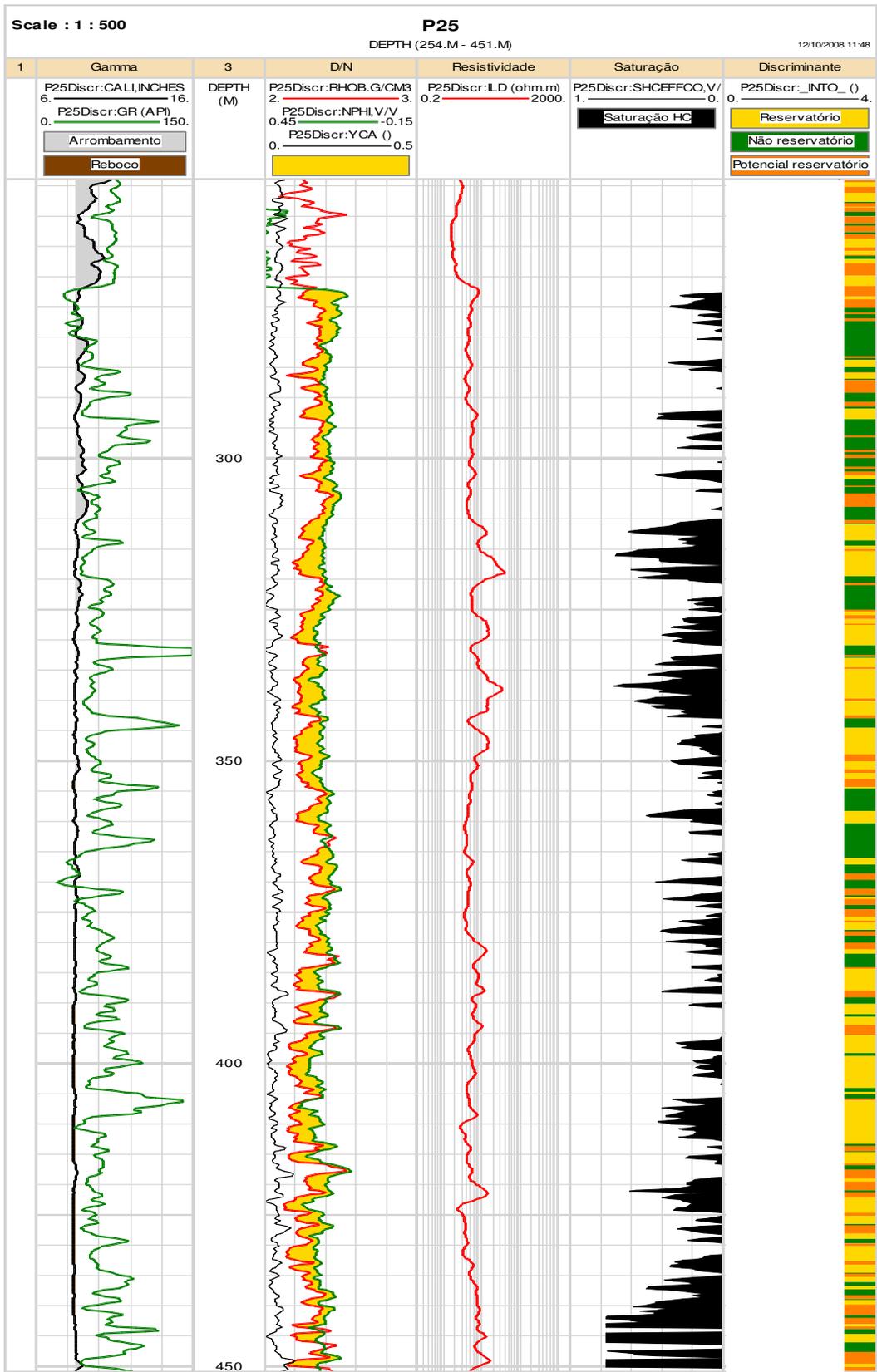


Figura 38 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P25.

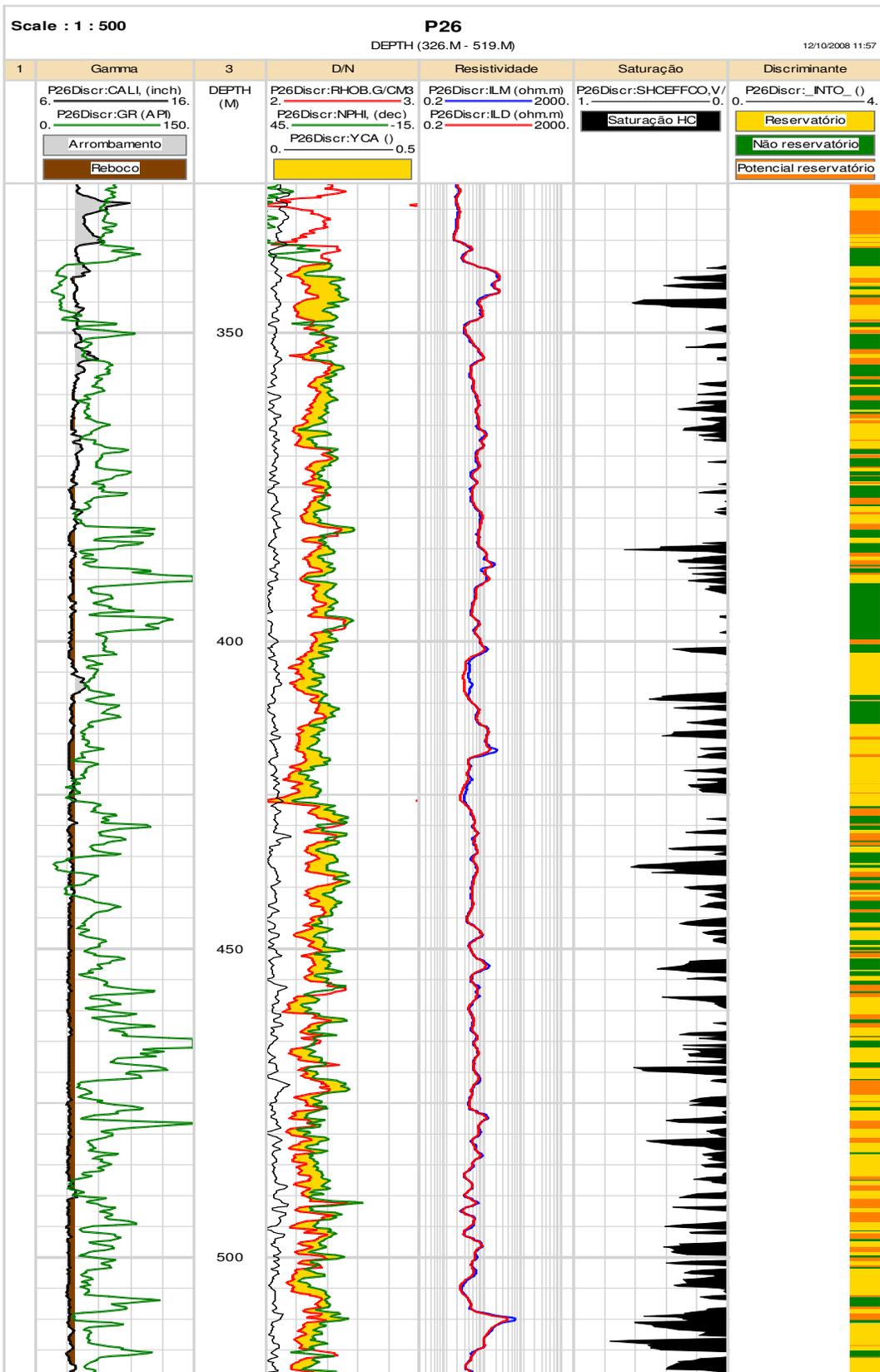


Figura 39 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P26.

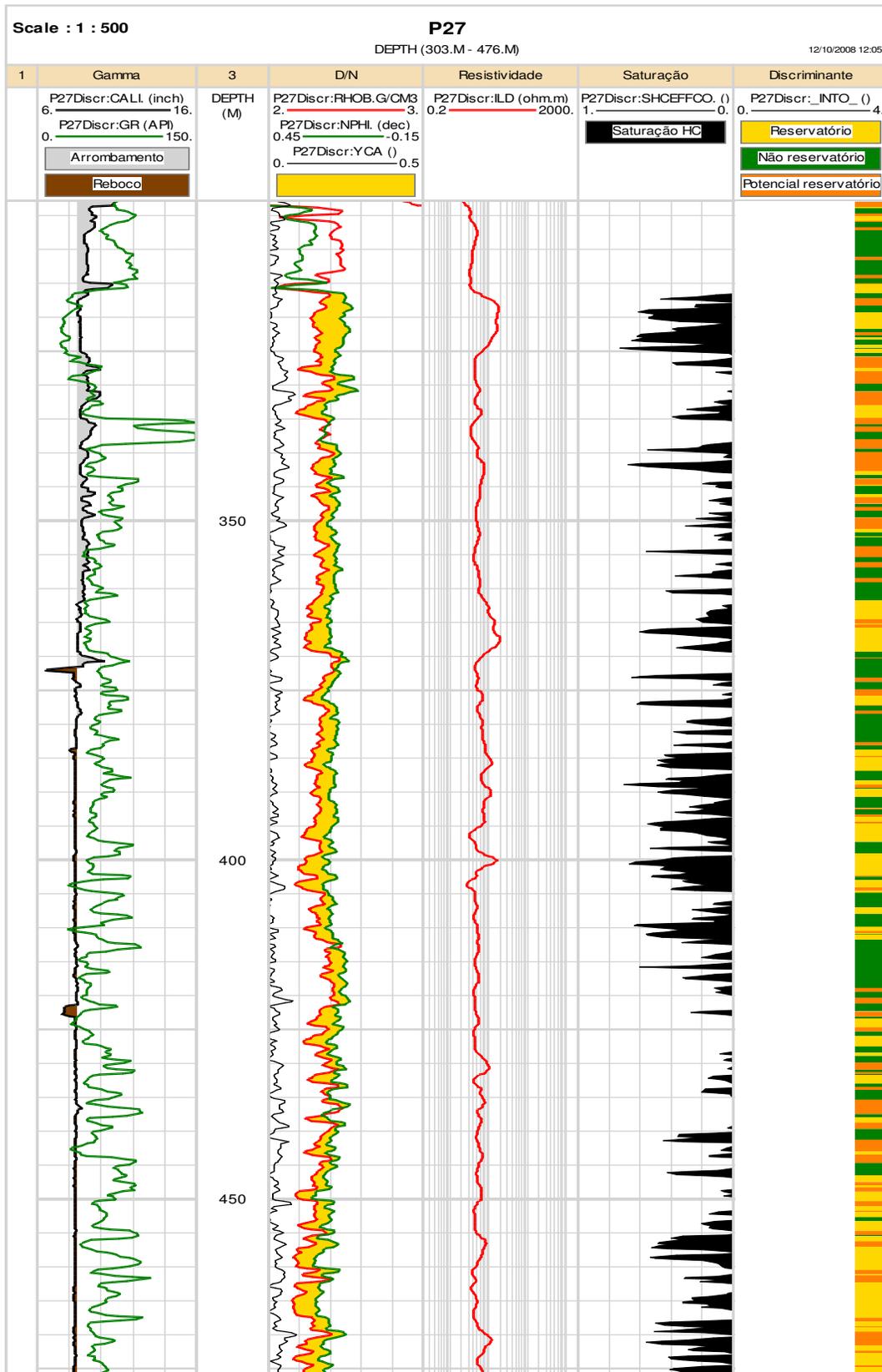


Figura 40 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P27.

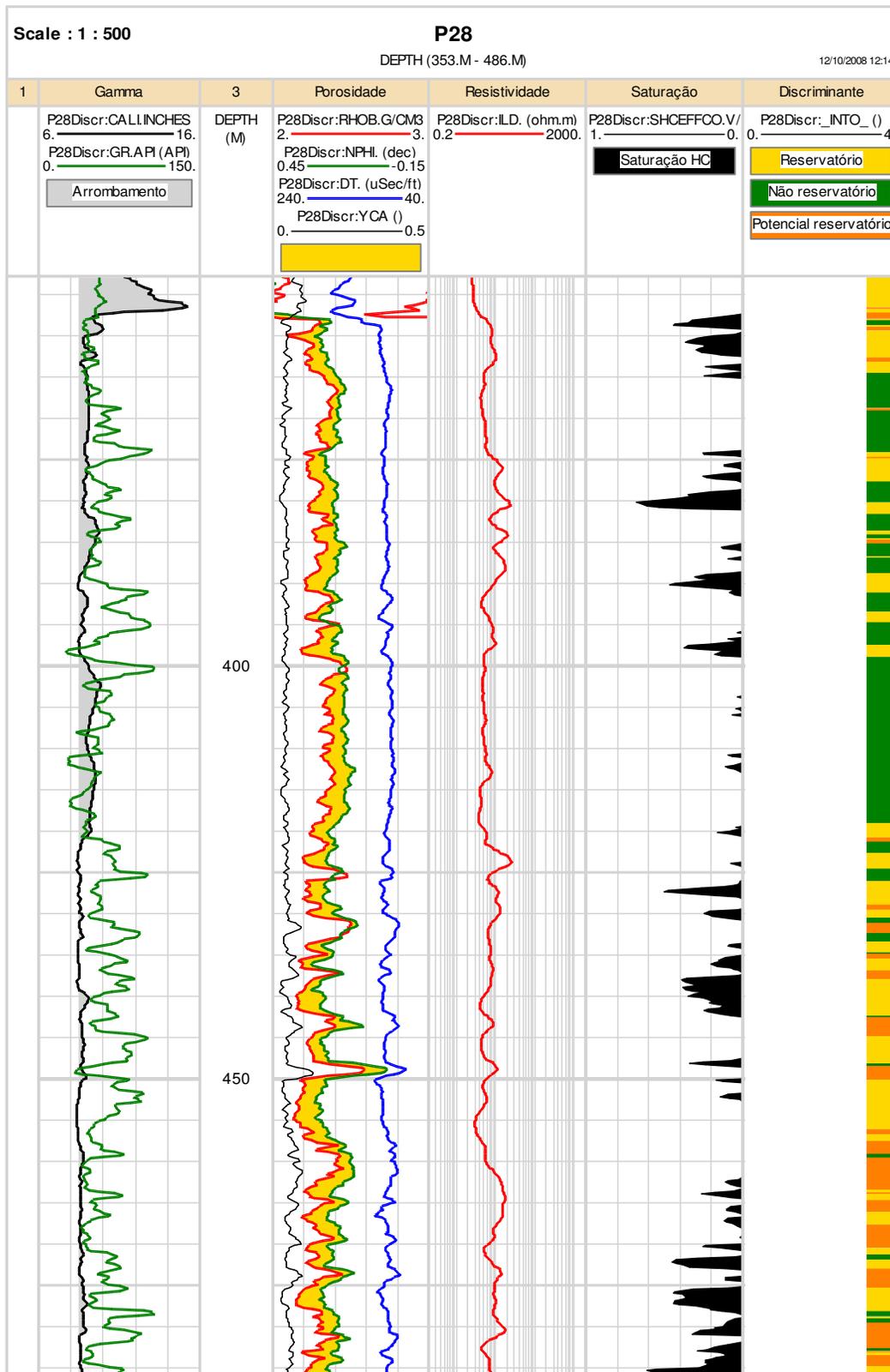


Figura 41 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P28.

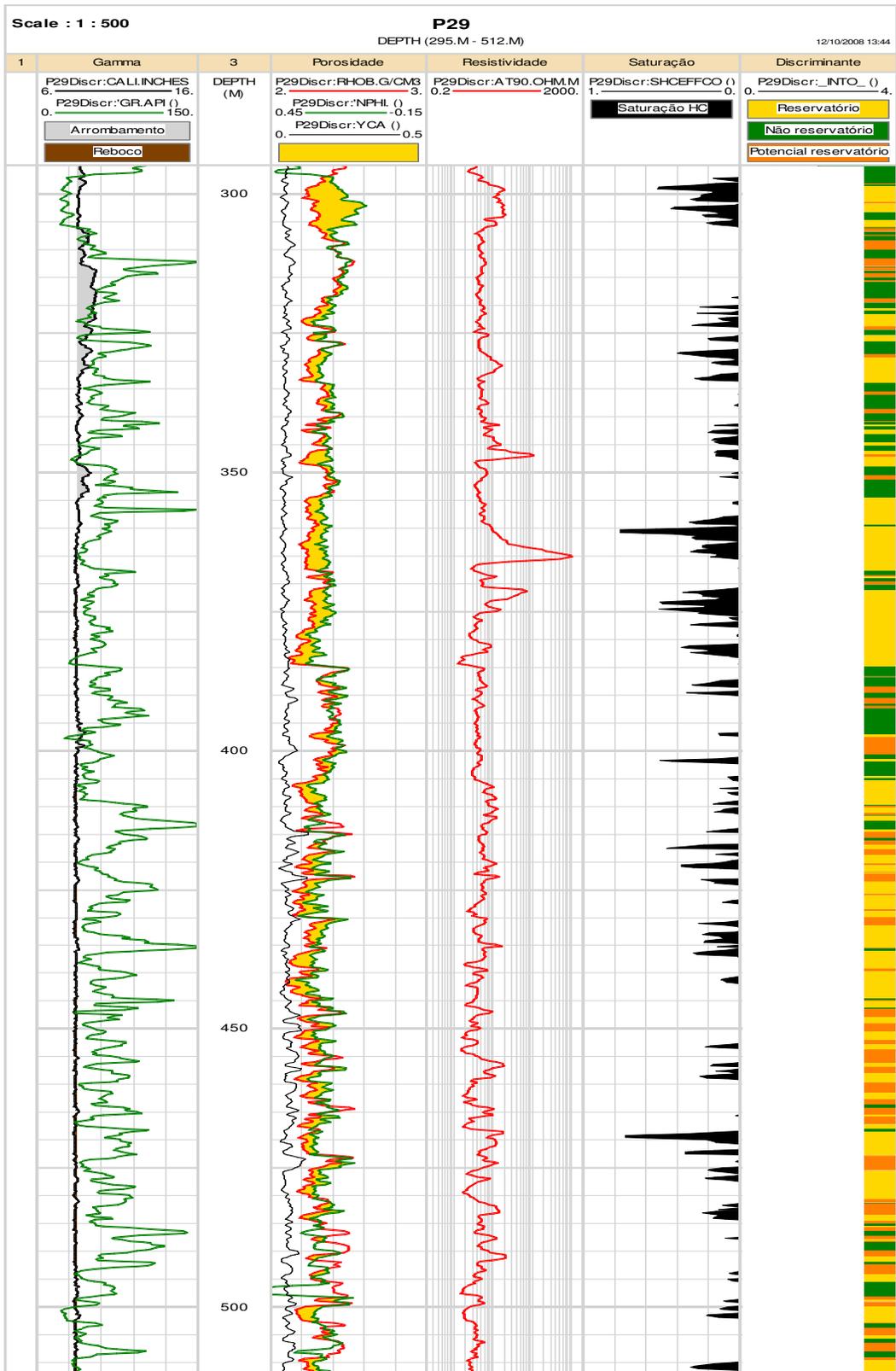


Figura 42 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P29.

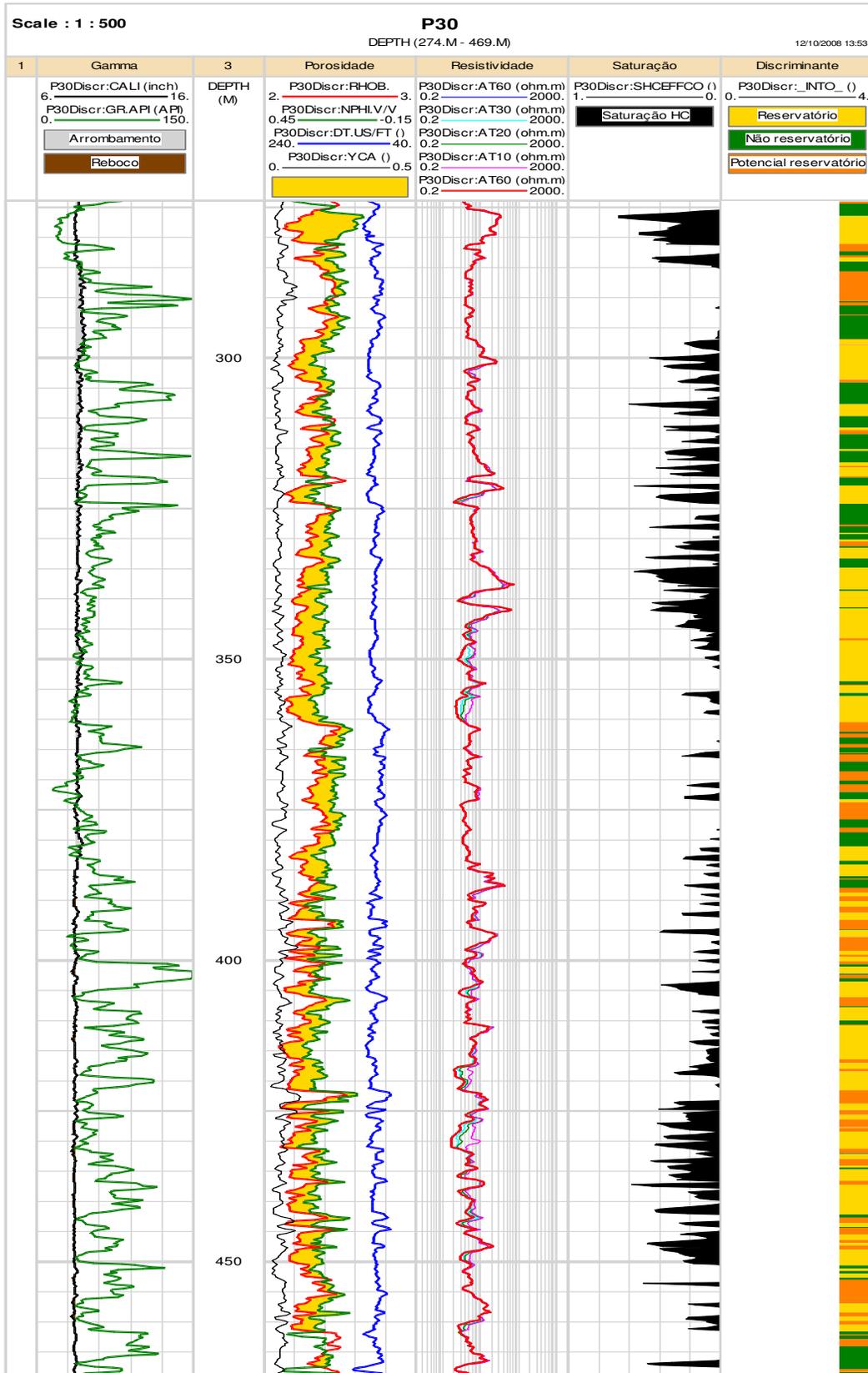


Figura 43 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P30.

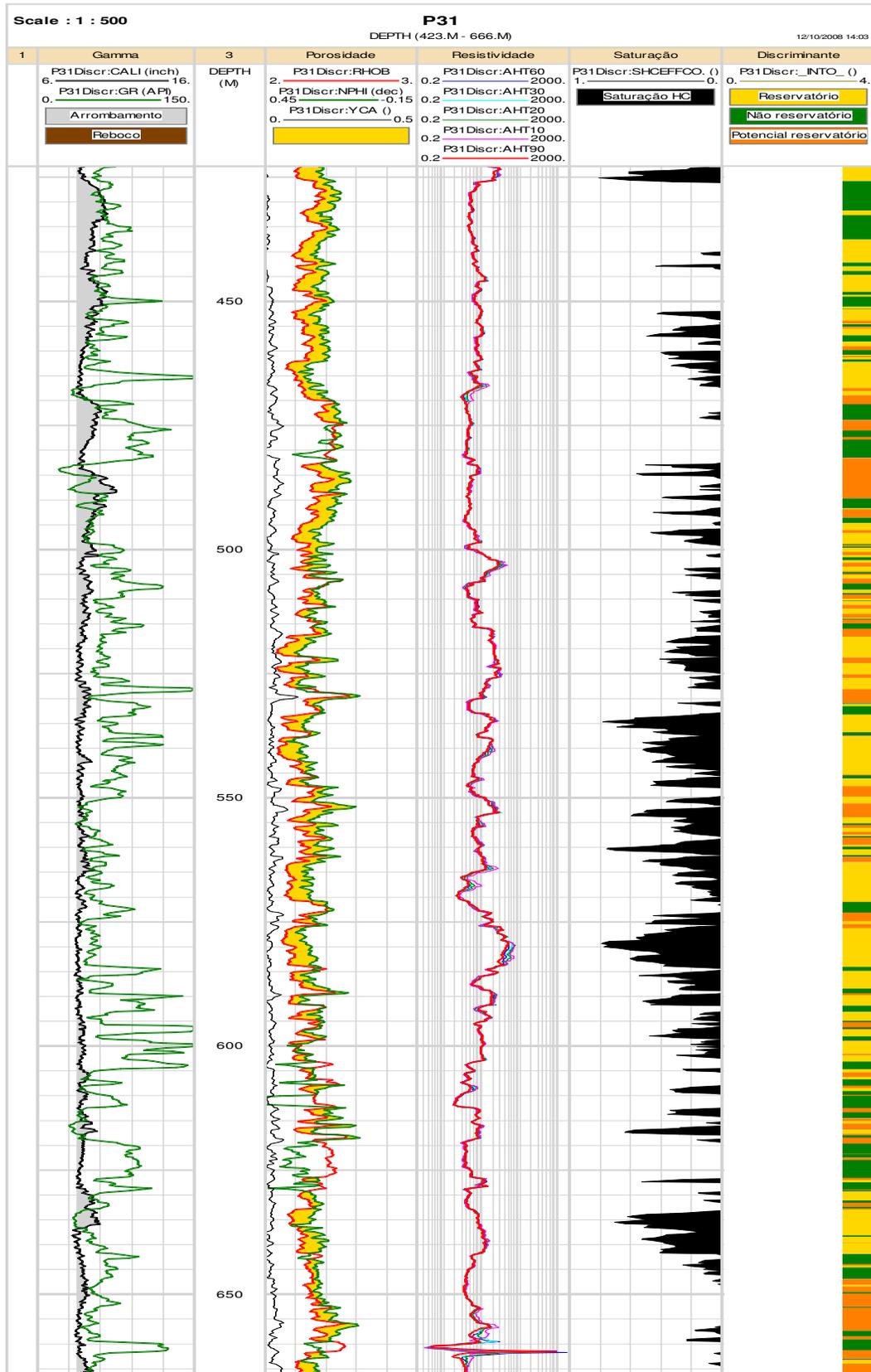


Figura 44 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P31.

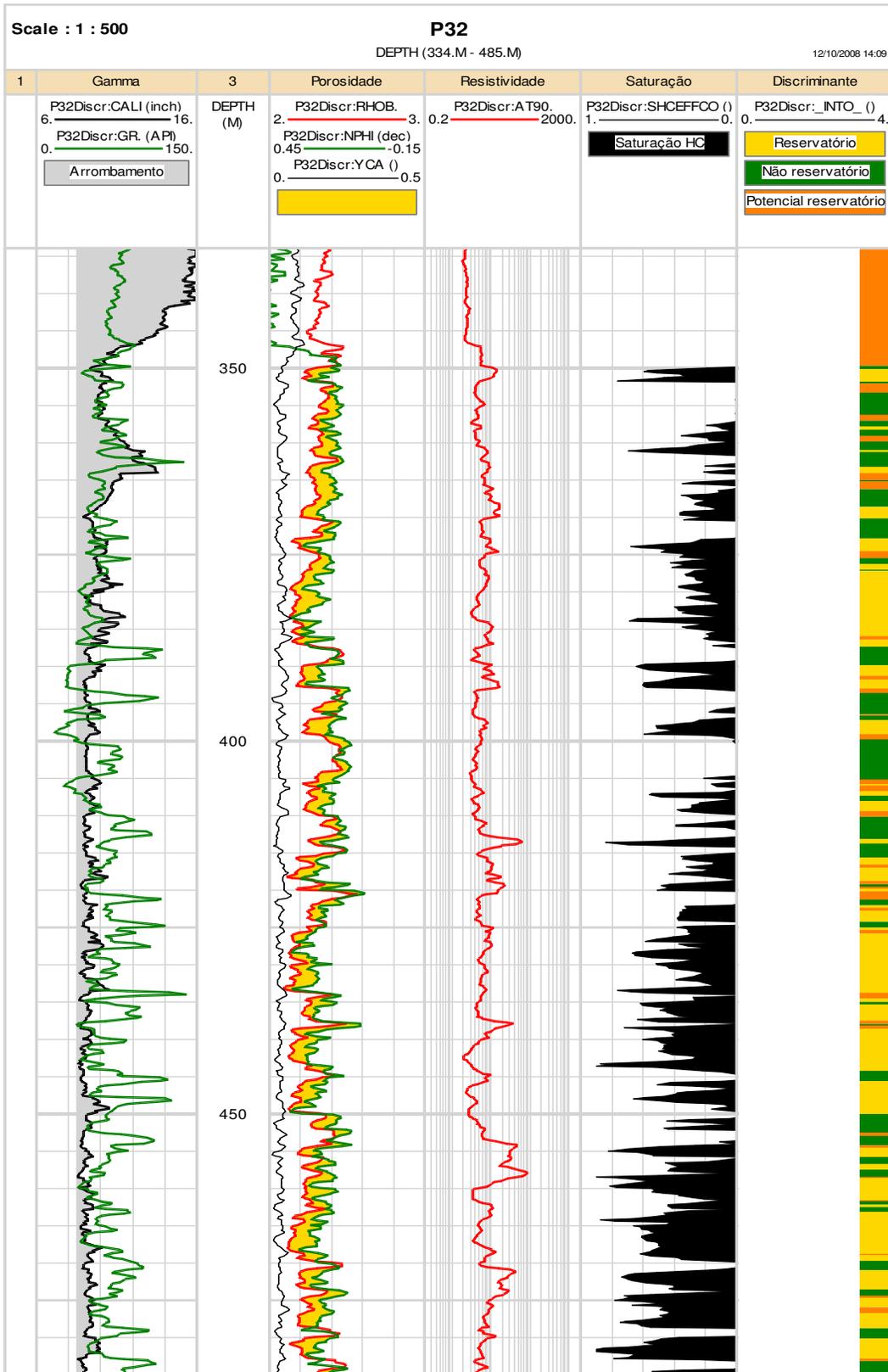


Figura 45 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P32.

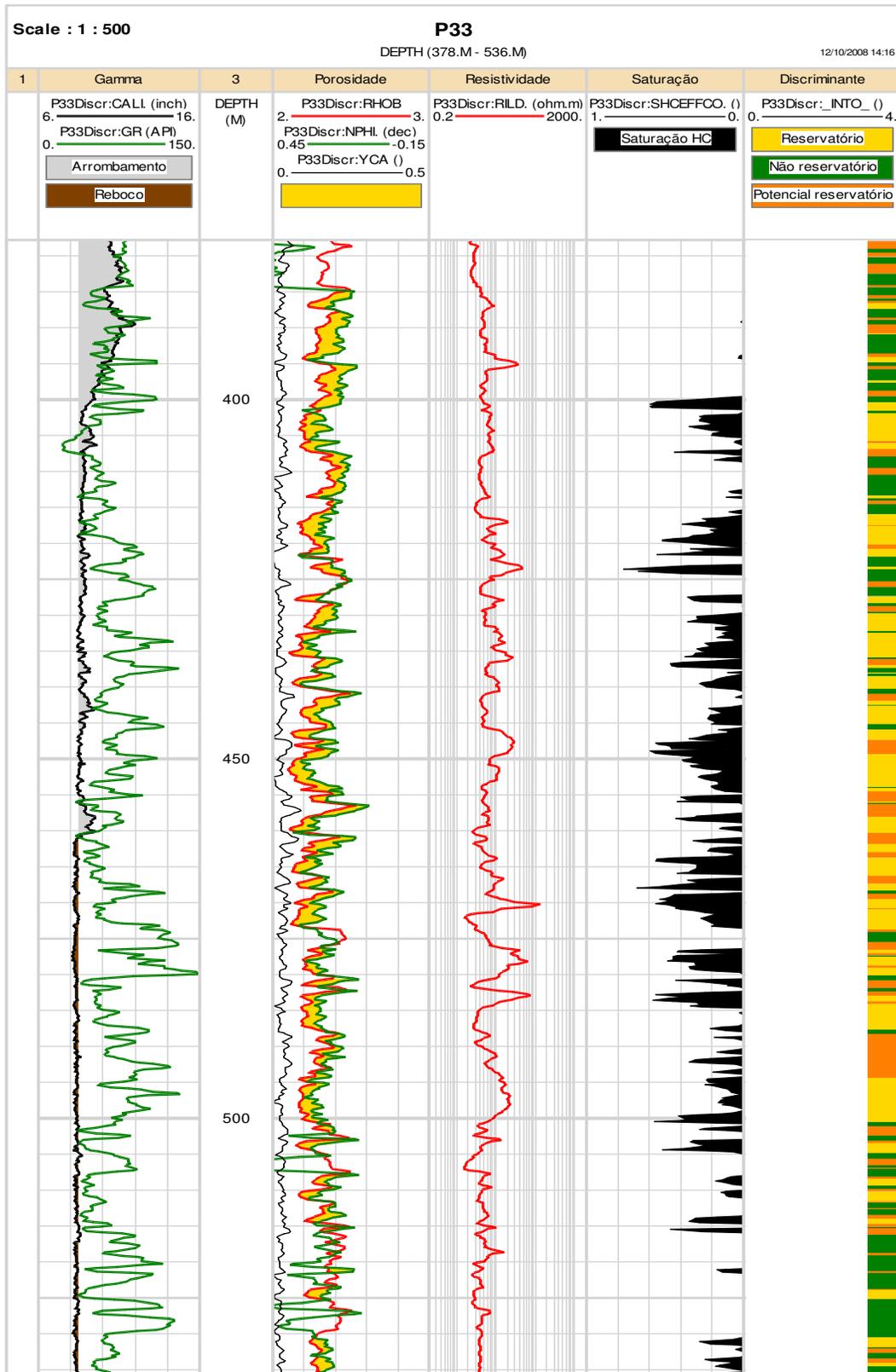


Figura 46 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P33.

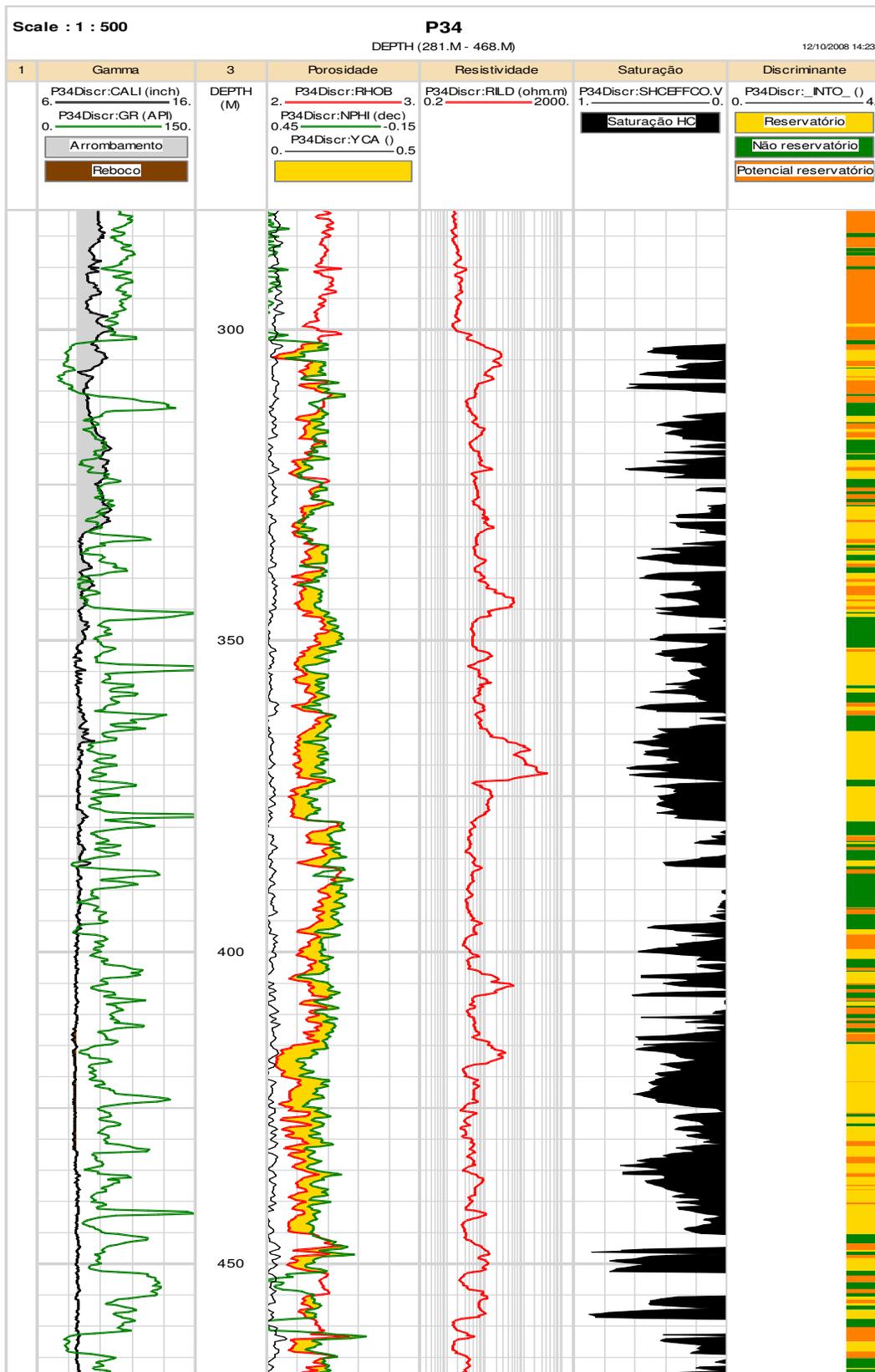


Figura 47 – Comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies através da aplicação da regra discriminante, a curva de saturação em hidrocarbonetos e o conjunto de curvas existente no poço P34.

3.2. DISCUSSÃO SOBRE A MODELAGEM DE ELETROFÁCIES

A comparação entre o resultado da modelagem de eletrofácies e o conjunto de curvas existente em cada poço, mostra que a variação litológica observada nas eletrofácies estimadas, embora gerada através de uma regra estatística discriminante definida com dados de apenas um poço (P08), é compatível com a variação medida nos perfis de cada poço. A curva de saturação, juntamente com a resistividade e densidade/neutrão confirmam o resultado da regra discriminante, pois indicam não apenas o reservatório, mas também o reservatório saturado em hidrocarboneto, distinguindo assim o que seria um reservatório inequívoco de um potencial reservatório.

Neste sentido, observa-se que embora a modelagem de eletrofácies reduza, em geral, o número de fácies em comparação com o número de litofácies originais, na maioria das vezes ela reproduz muito bem as fácies mais representativas. Este resultado é uma característica desejável do ponto de vista da engenharia de reservatórios, pois, em geral, esta não se preocupa em mapear pequenas variações litológicas e sim grandes pacotes para simulação de fluxo.

A adoção de três eletrofácies facilitou sobremaneira a interpretação, pois as fácies extremas (amarela e verde) representam o reservatório e o não-reservatório, respectivamente, e a fácies intermediária (laranja) representa rochas potencialmente reservatório. Esta fácies laranja está diretamente ligada aos processos de sedimentação e evolução diagenética, os quais estão representados pelos teores de argilominerais e cimentação calcífera. Da Figura 13 vê-se que a fácies laranja se encontra associada a níveis mais argilosos e cimentados em uma rocha com propriedades originalmente adequadas para reservatório.

A definição de uma regra discriminante com apenas duas curvas de entrada (RHOB e YCA) facilitou a sua aplicação, mesmo em poços onde não foram registrados perfis convencionais, como é o caso da ausência da curva NPHI nos poços P01, P03, P04, P05, P06, P07, P017 e P21. A escolha destas duas curvas de entrada se deveu à aplicação da regra discriminante passo-a-passo no início do processo (Tabela 1). O ponto de corte adotado foi baseado na queda acentuada da correlação entre os perfis e a descrição das litofácies. Esta correlação está representada pelo coeficiente de determinação parcial R^2 e o *Lambda de Wilks* na Tabela 1. Embora a análise discriminante passo-a-passo tenha indicado um forte poder discriminante para a curva YCA, isto não é óbvio ao se observar essa curva nas Figuras 14 a 47. Portanto, a

aplicação da regra discriminante passo-a-passo no início do procedimento de modelagem de eletrofácies é fundamental para a otimização de desempenho no reconhecimento das fácies.

Durante o processo de interpretação deve-se prestar atenção para a ocorrência de possíveis níveis de arrombamento no poço, como se observa claramente na parte superior da Figura 37, pois o arrombamento do poço resulta em leituras imprecisas dos perfis com possível classificação imprópria daquele trecho em termos de eletrofácies.

Conforme se observa nas Figuras 14 a 47, nem sempre a saturação por hidrocarbonetos é acompanhada pelo aumento pronunciado da curva de resistividade elétrica (ILD). No entanto, as eletrofácies amarela e laranja, reconhecidas apenas com base nas curvas RHOB e YCA, foram capazes de indicar os níveis preferenciais para ocorrência de hidrocarbonetos, conforme mostra o confronto destas com a curva SHCEFFCO do perfil de saturação (também conhecido como perfil de nêutrons pulsados ou perfil da razão Carbono/Oxigênio).

O reconhecimento dos possíveis intervalos reservatório e não-reservatórios através da modelagem de eletrofácies se mostrou bastante eficiente, pois conforme se observa nas Figuras 14 a 47, em geral, os intervalos onde se encontram as eletrofácies reservatório e potencial-reservatório (amarela e laranja) correspondem a um aumento no índice de saturação em hidrocarboneto e em paralelo, a eletrofácies não-reservatório (verde) corresponde uma diminuição na saturação em hidrocarboneto. Esta característica é ainda mais evidenciada pelas respostas dos perfis de raios-gama, resistividade e densidade-neutrão nos respectivos intervalos.

CAPÍTULO 4

Modelagem Geoestatística

4.1. MODELAGEM GEOESTATÍSTICA

Diferentemente dos Capítulos anteriores desta dissertação onde é apresentada a modelagem de eletrofácies com entrelaçamento de técnicas puramente estatísticas, daqui em diante o principal objetivo é utilizar as informações obtidas pelas fácies em cada poço para prever valores de fácies em áreas não amostradas, através da Geoestatística. Ou seja, o uso da Geoestatística tem como objetivo estimar as fácies nas áreas interpoços. Esta parte do trabalho foi realizada com o *software* GSLib, considerando apenas os poços verticais (**Figura 48**).

A fim de reduzir a massa de dados, de modo a respeitar limitações do programa geoestatístico GSLib, foi realizada uma reamostragem das colunas de eletrofácies geradas na primeira etapa deste trabalho. As colunas de eletrofácies dos poços, originalmente contendo uma amostra a cada 20 cm, foram reamostradas a cada 40cm. Os poços direcionais foram descartados nesta fase devido a limitação de dados do programa geoestatístico utilizado. Os poços verticais P08 e P11, que estão espacialmente muito distantes dos demais poços, e o poço P16 que apresenta perfis em um pequeno intervalo de profundidade, também foram excluídos da base de dados utilizada nesta fase de modelagem geoestatística. A reamostragem das eletrofácies e a exclusão destes três poços, além dos direcionais, limitaram o número de amostras a menos de 10.000 amostras, limite máximo de dados de alguns módulos do programa GSLib. Portanto, nesta etapa foram utilizadas as eletrofácies de 20 poços.

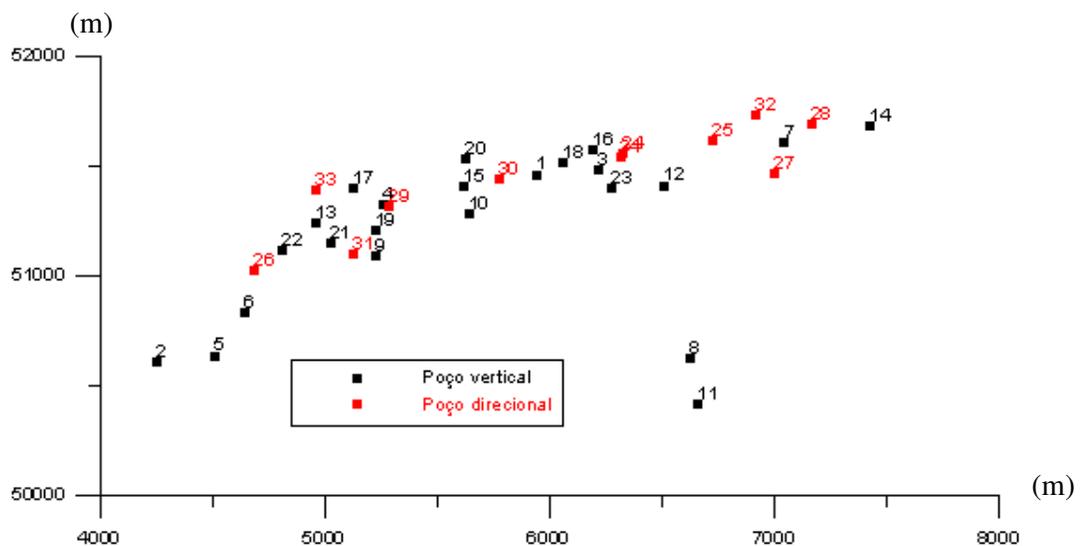


Figura 48 – Posição espacial relativa dos poços disponíveis. Nesta etapa foram utilizados apenas os poços verticais, exceto os poços P08, P11 e P16.

Na etapa de modelagem geoestatística as profundidades das colunas de eletrofácies dos poços foram transformadas em cotas, de modo a excluir o efeito da variação topográfica e da possível variação de altura da mesa rotativa (plataforma de operação do poço a qual corresponde à profundidade zero nos perfis de poços). Esta transformação foi efetuada de acordo com a equação (4) e facilita a correlação faciológica no espaço interpoços, objetivo da modelagem geoestatística.

$$\text{Cota} = \text{Mesa Rotativa} - \text{Profundidade} \quad (4)$$

Segundo Guerra (1988) a Geoestatística está baseada na teoria das Variáveis Regionalizadas (VR), entendendo como tal uma função que varia de um lugar a outro no espaço com certa aparência de continuidade. Estas VR são variáveis cujos valores estão relacionados de algum modo com a posição espacial que ocupam. Desse modo, levando em consideração que os fenômenos naturais não podem ser tratados como fenômenos puramente aleatórios, um projeto de estimação geoestatística deve abranger pelo menos três fases: 1) a análise exploratória dos dados, que busca conhecer a estrutura dos dados e adequá-los para análise variográfica; 2) a modelagem variográfica, que objetiva alcançar um modelo teórico contínuo de variograma representativo para os dados; e 3) a estimação da variável para toda a área estudada, através do método da Krigagem ou da simulação estocástica. Tais métodos proporcionam um maior ou menor erro na estimativa conforme as características estruturais dos dados, como também em função do plano de amostragem adotado.

4.1.1. Análise exploratória dos dados

Na etapa de análise exploratória dos dados deve-se estudar o comportamento das variáveis em termos da função de distribuição estatística dos pontos amostrados, já que para utilização do método da krigagem ordinária é exigido que os dados sejam normalizados, por causa da premissa de estacionaridade dos dados (Journel & Huijbregts, 1978; Dubrule, 2003). Dessa forma, seguiu-se para construir um histograma de frequência simples (**Figura 49**) e um histograma normalizado (**Figura 50**) das fácies dos poços estudados na primeira parte do trabalho.

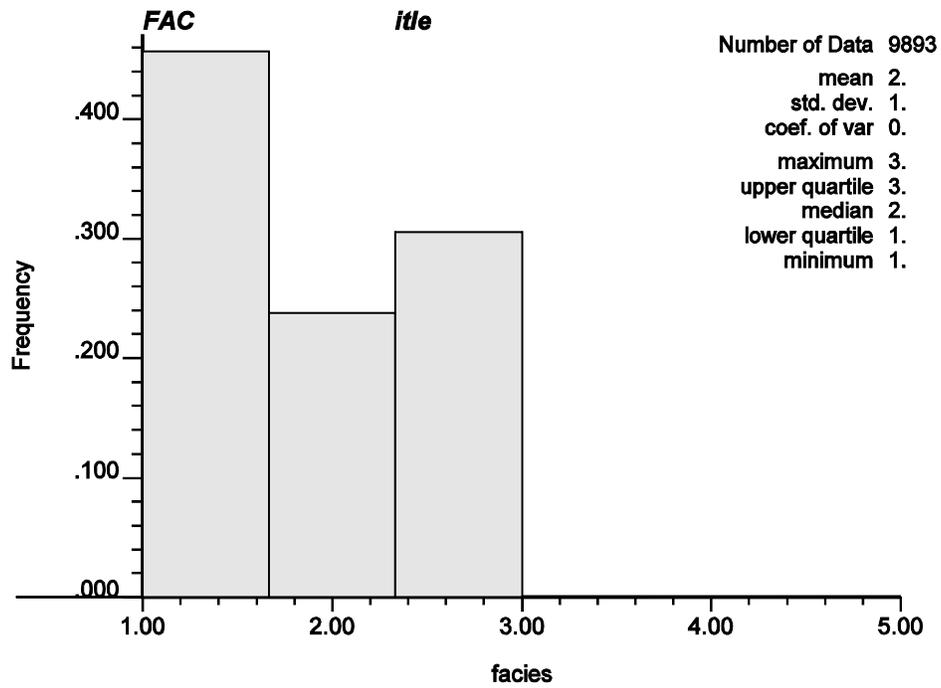


Figura 49 – Histograma das fácies dos 20 poços antes da normalização.

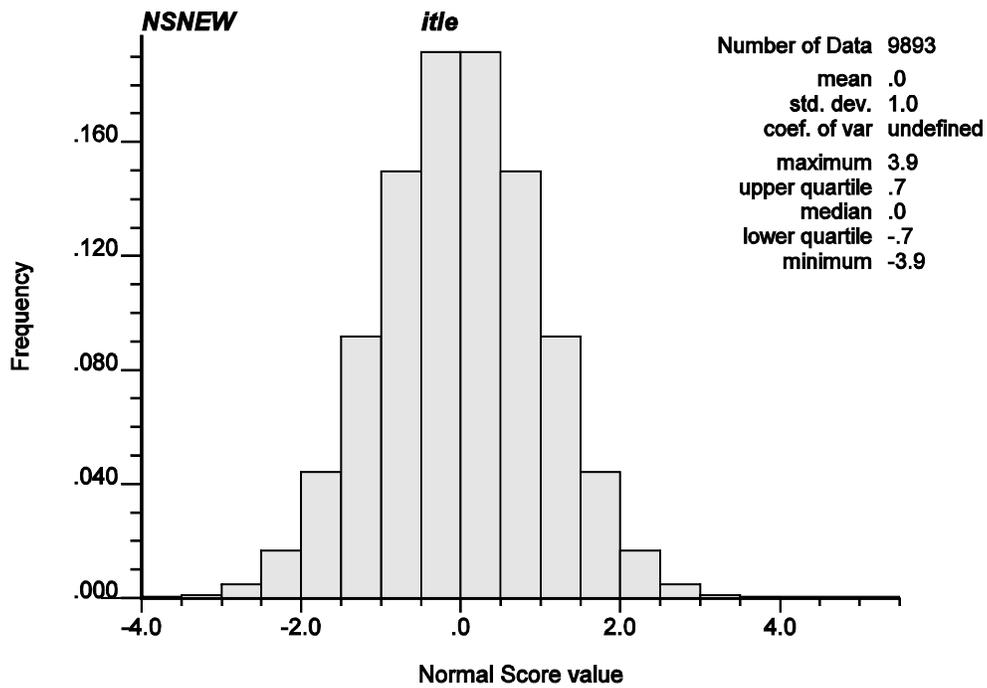


Figura 50 – Histograma normalizado das fácies dos 20 poços.

4.1.2. Modelagem Variográfica

Com as fácies normalizadas a etapa seguinte foi construir o variograma experimental representativo da continuidade espacial das fácies e obter um modelo teórico contínuo de variograma que se ajustasse ao variograma experimental. O variograma é a ferramenta matemática que permite estudar a dispersão espacial das variáveis regionalizadas e que no caso deste trabalho representa o grau de continuidade das camadas estratigráficas. Da análise do variograma experimental (**Figura 51**), são extraídos parâmetros importantes na definição do modelo teórico: efeito pepita (C_0), variância de dispersão (C), alcance (a), patamar ($C_0 + C$) e forma da curva do variograma.

Na obtenção do variograma da Figura 51 considerou-se o fenômeno como isotrópico. Portanto, este variograma representa o comportamento médio do fenômeno estudado nas três direções principais. Observando este variograma nota-se que seu alcance é em torno de 600 m, o que demonstra que a variável fácies apresenta uma continuidade espacial média a elevada, característica das litologias de origem sedimentar.

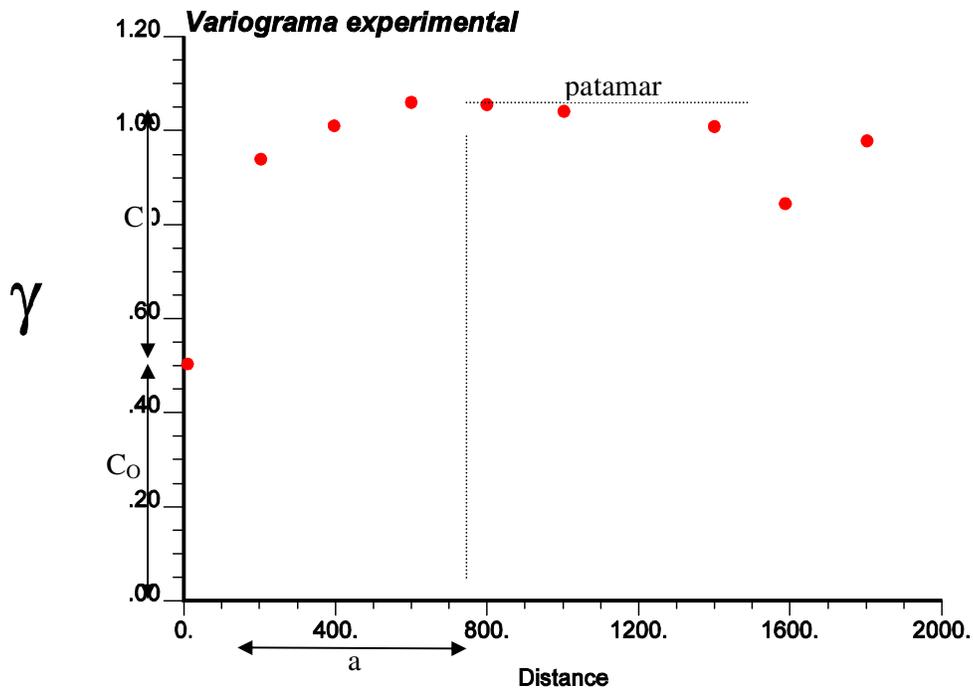


Figura 51 – Variograma experimental da variável em estudo (fácies normalizada).

A Figura 52 apresenta o modelo teórico de variograma ajustado ao variograma experimental. O modelo ajustado é o exponencial com efeito pepita $C_0 = 0.5$, variância de dispersão $c = 0.55$ e alcance $a = 500$ m. Este modelo de variograma será utilizado na fase de estimação da variável normalizada através do método de krigagem.

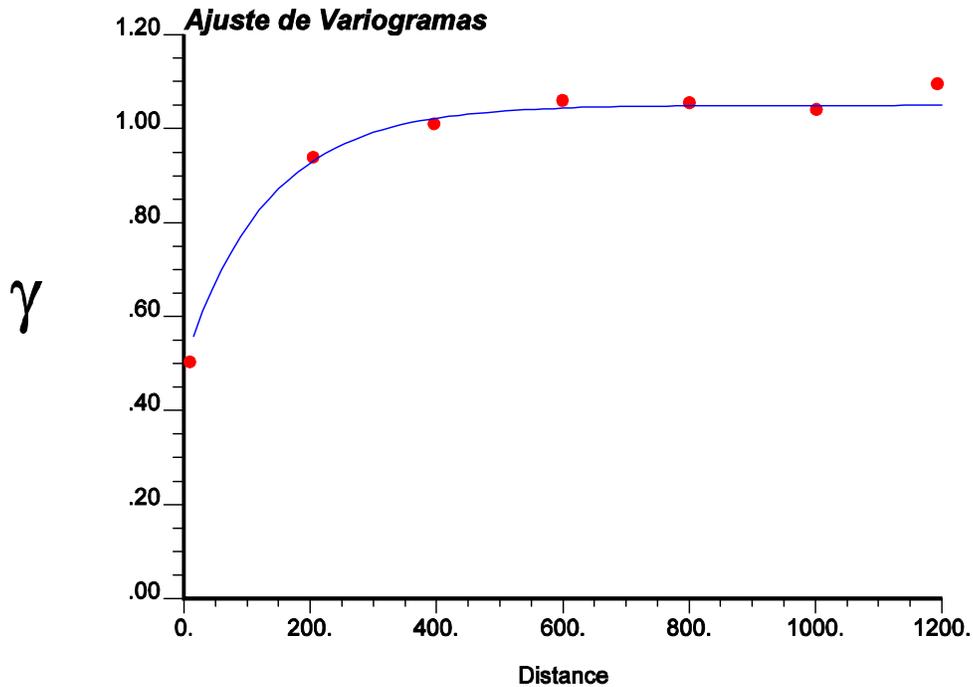


Figura 52 – Modelo teórico de variograma ajustado ao variograma experimental.

4.1.3. Estimação por Krigagem

A estimativa das fácies no espaço interpoços foi realizada pela aplicação da técnica de krigagem ordinária. A Krigagem é considerada uma boa metodologia de interpolação de dados permitindo estimar o valor desconhecido associado ao volume, a partir de um conjunto de n dados $\{Z(x_i), i=1,n\}$ disponíveis. O estimador poderá ser obtido como uma combinação linear dos dados disponíveis, conforme:

$$Z^+(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i) \quad (5)$$

onde:

$Z^+(X_0)$ – valor desconhecido a ser estimado;

$\lambda_i(i=1,n)$ – ponderadores obtidos pela resolução do sistema linear de equações;

$Z(x_i)$ ($i=1;n$) – um conjunto de n dados disponíveis

A krigagem utiliza o dado e sua posição geográfica para calcular as interpolações. Utilizando o princípio que diz que unidades de análise mais próximas entre si são mais parecidas do que unidades mais afastadas, a krigagem utiliza a função correlograma (inverso da função variograma) para acrescentar pesos maiores nas amostras mais próximas do ponto de estimação e pesos menores nas amostras mais distantes, criando assim novos pontos interpolados com base nessas combinações lineares de dados (de acordo com a equação 3). Usando a função correlograma como função de interpolação, a superfície contínua de dados é criada a partir da krigagem dos dados.

Neste trabalho o fenômeno estudado (distribuição espacial das eletrofácies) foi considerado isotrópico, sendo aplicado o modelo exponencial de variograma com raio de busca de 300 metros nas direções X e Y (horizontais) e de 10 metros na direção vertical (eixo Z).

O mapa krigado representa a distribuição espacial das variáveis. Este embora tenha como resultado um volume em 3D, com os *softwares* disponíveis só conseguimos visualizá-lo como um mapa 2D. O cubo 3D obtido como resultado da krigagem foi discretizado em 320 células no eixo x, em 110 células no eixo y e em 30 células na direção do eixo z (cota), sendo a aresta da célula igual a 10 m em todas as três direções. A Figura 53 apresenta o cubo 3D com a direção e limites dos respectivos eixos principais. Para visualização do cubo krigado em 3D foram fatiadas cinco seções 2D horizontais (planos XY), três seções verticais no plano XZ e sete seções verticais no plano YZ. Nestas seções a cor amarela representa a fácies reservatório, a cor verde representa a fácies não reservatório e a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório. A fim de analisar a incerteza associada ao processo de estimação uma seção com a variância de estimativa (de krigagem, neste caso) é apresentada logo em seguida a cada seção estimada. Observa-se que, quanto mais próximo dos poços, menor é a variância da estimativa e portanto, menor é a incerteza atribuída ao valor estimado (Figuras 54 a 83).

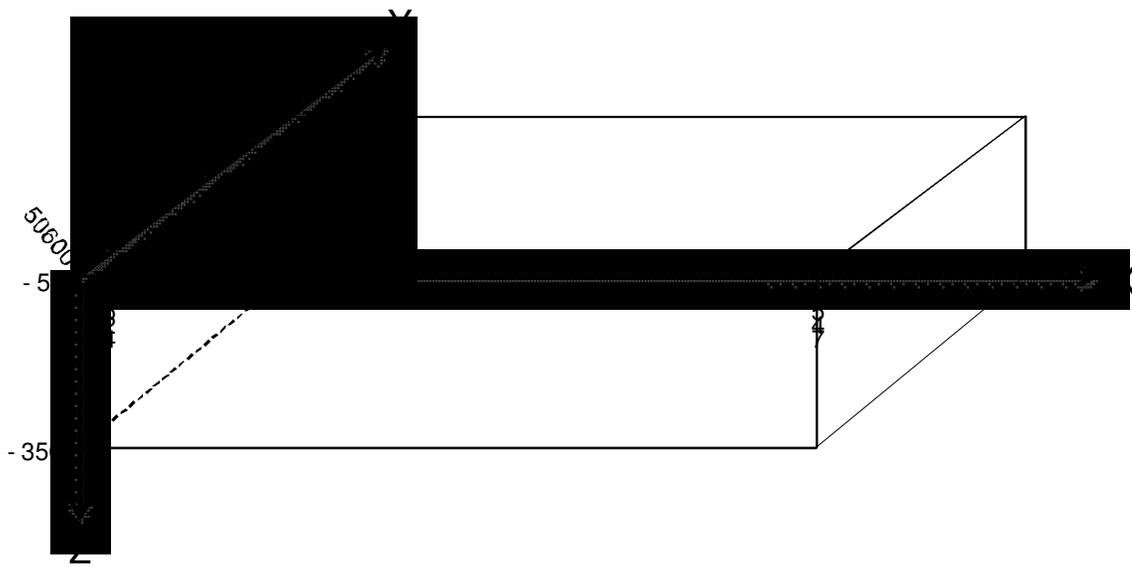


Figura 53 – Cubo de krigagem com direção e limites (em metros) dos eixos principais.

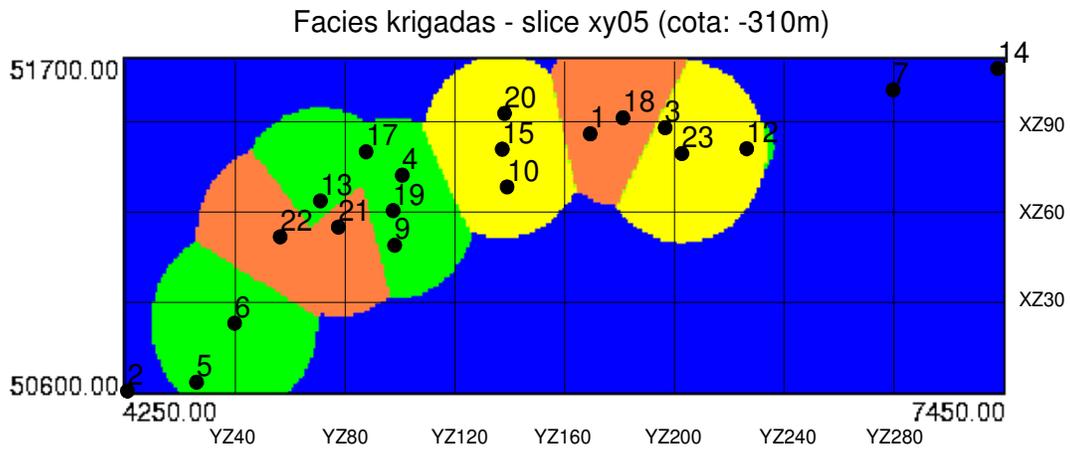


Figura 54 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -310,00 metros. A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório.

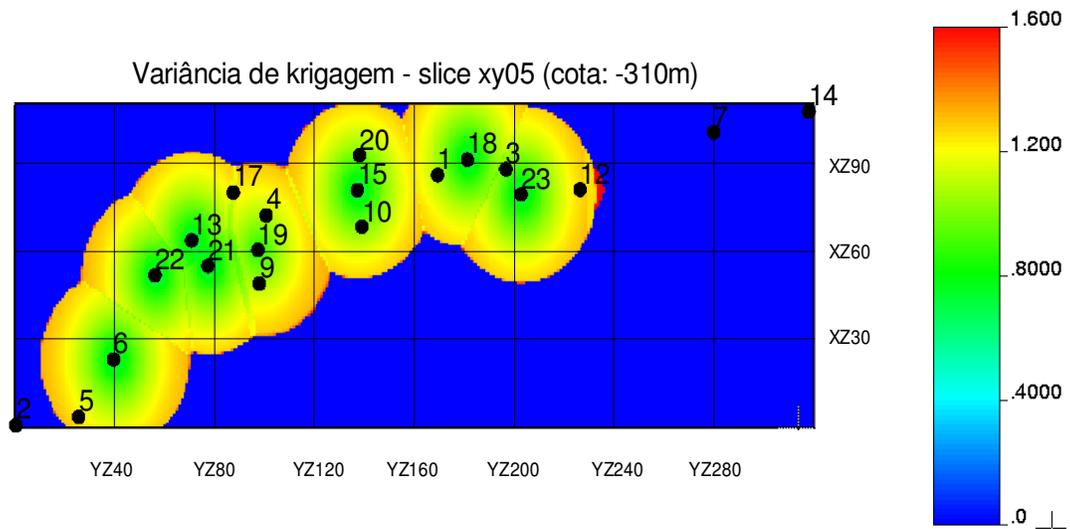


Figura 55 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 54.

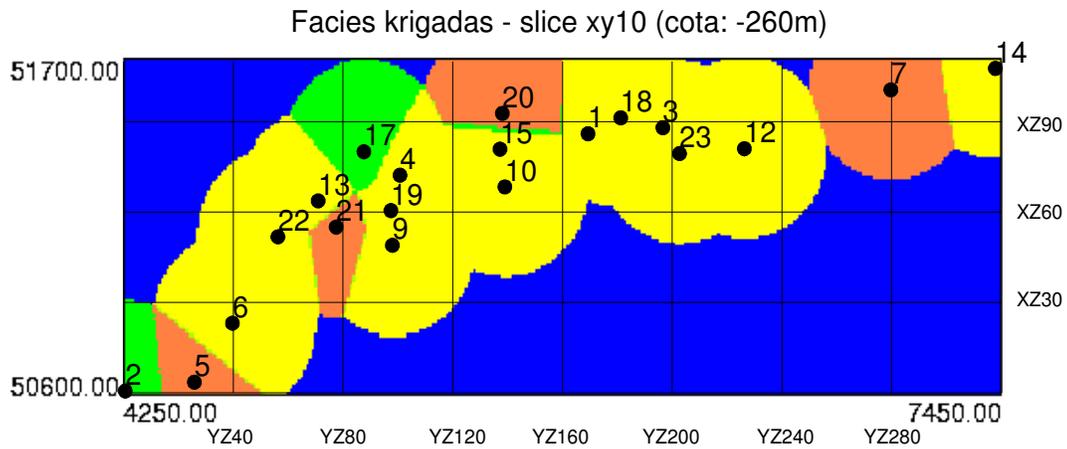


Figura 56 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -260,00 metros. A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório.

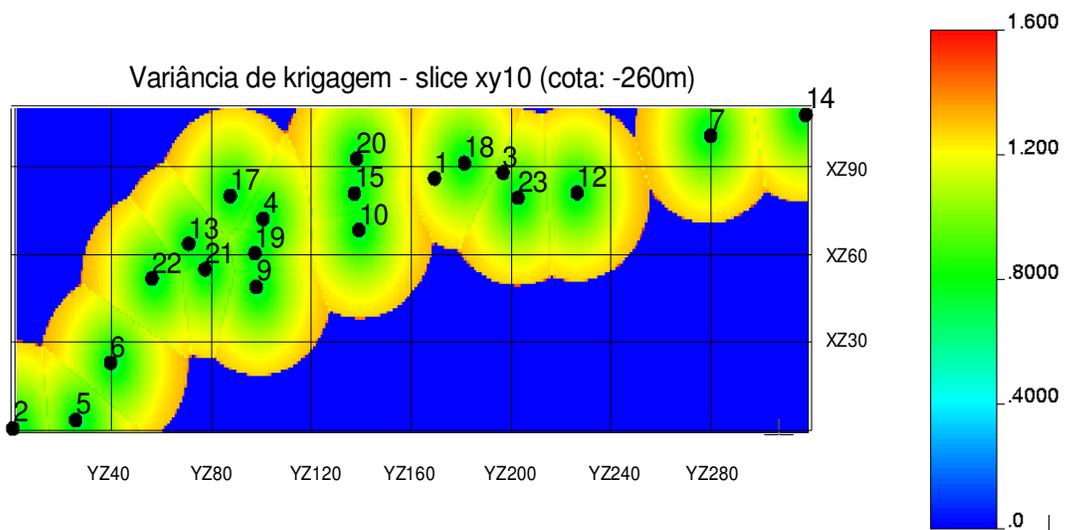


Figura 57 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 56.

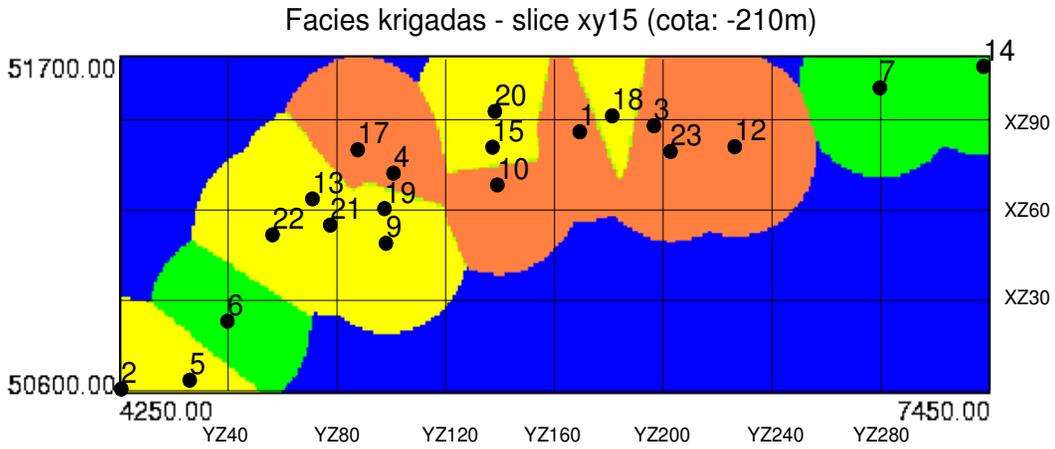


Figura 58 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -210,00 metros. A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório.

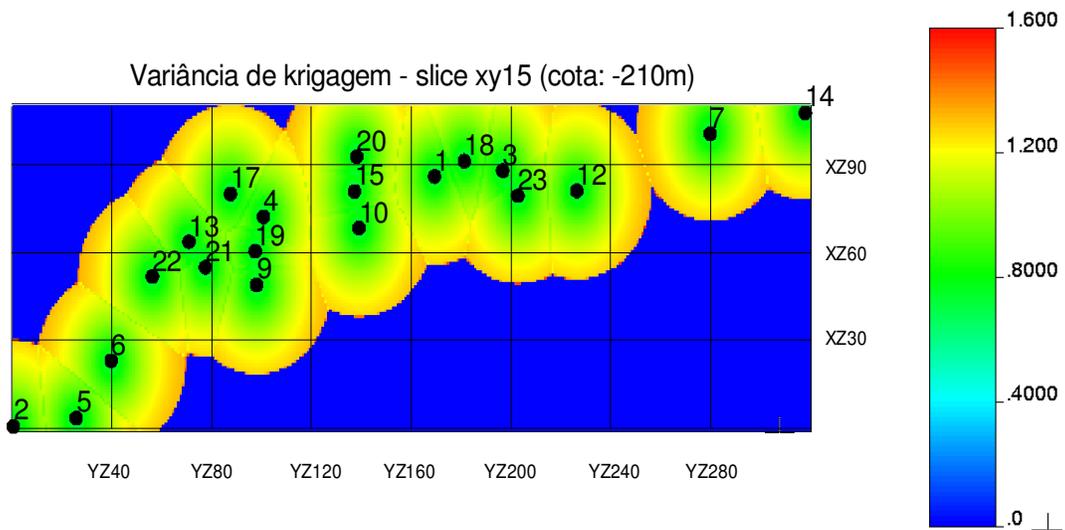


Figura 59 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 58.

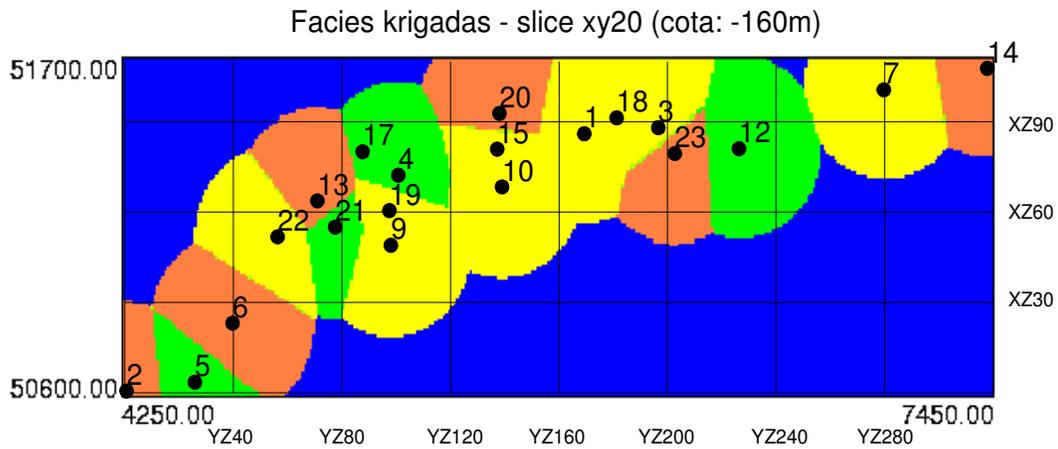


Figura 60 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -160,00 metros. A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório.

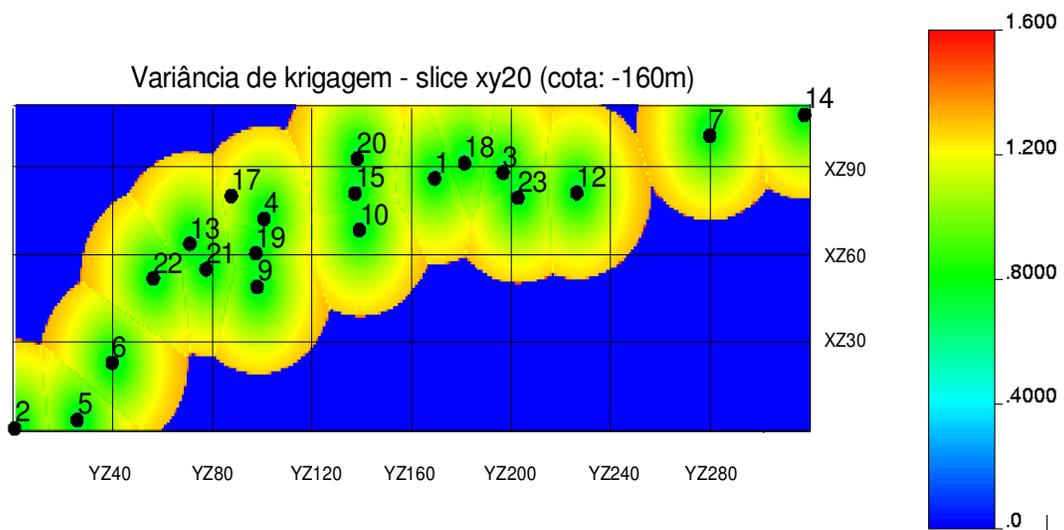


Figura 61 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 60.

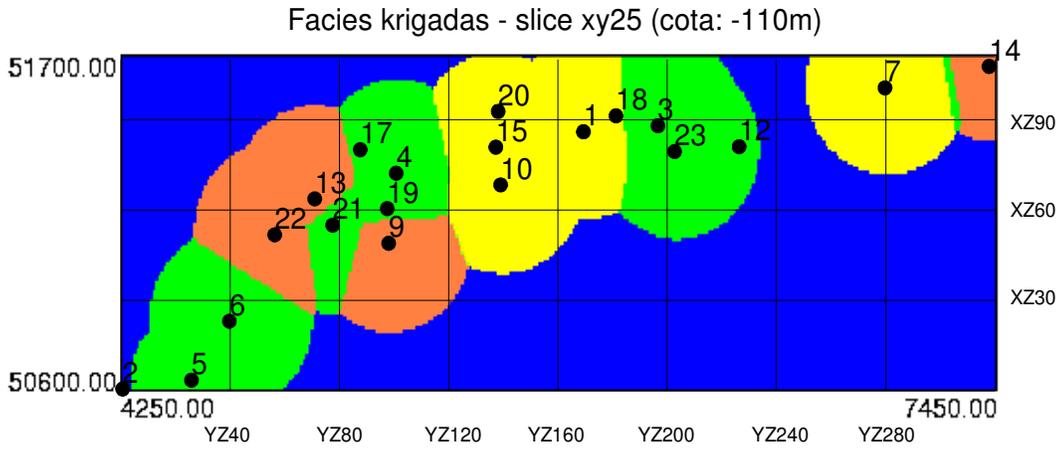


Figura 62 – Mapa krigado da variável fácies para a cota -110,00 metros. A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório.

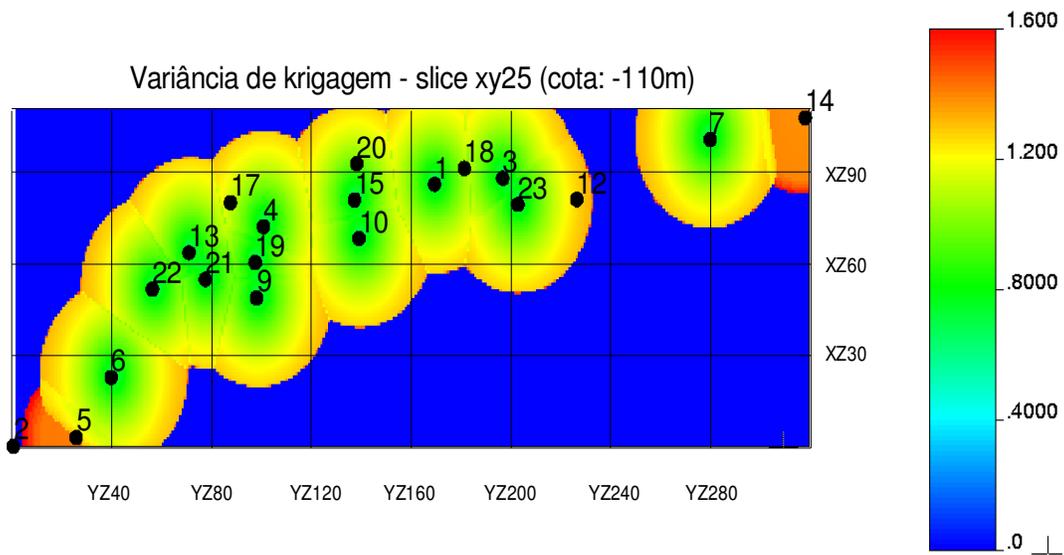


Figura 63 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 64.

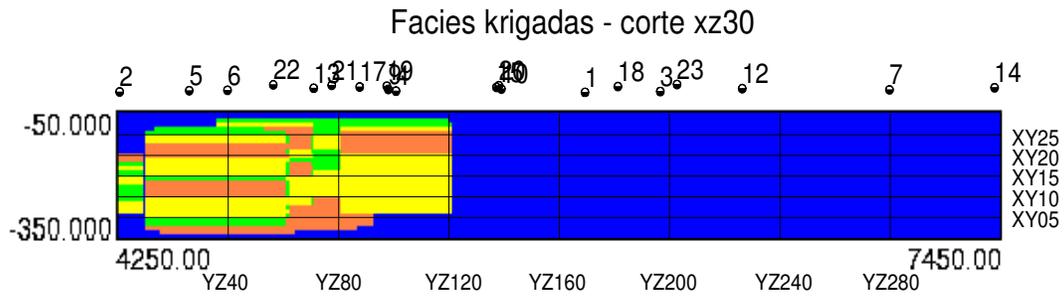


Figura 64 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz30). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

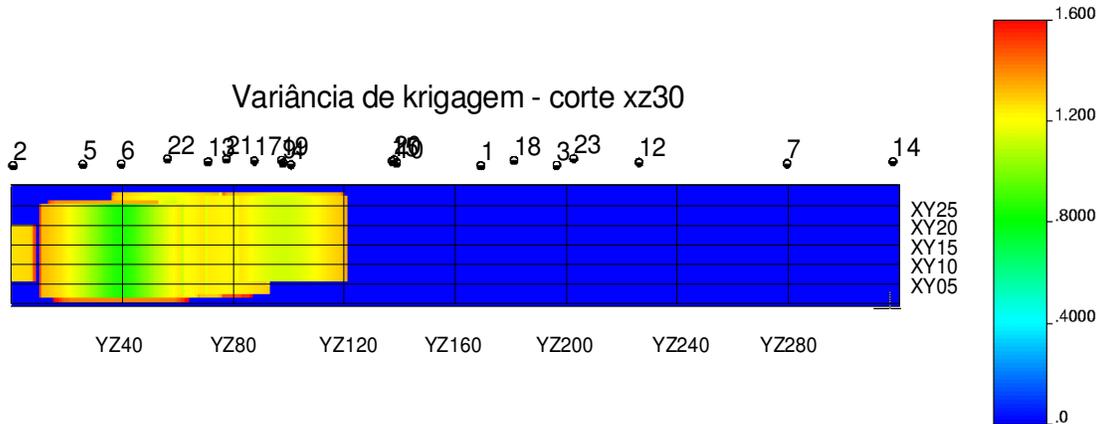


Figura 65 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 64.

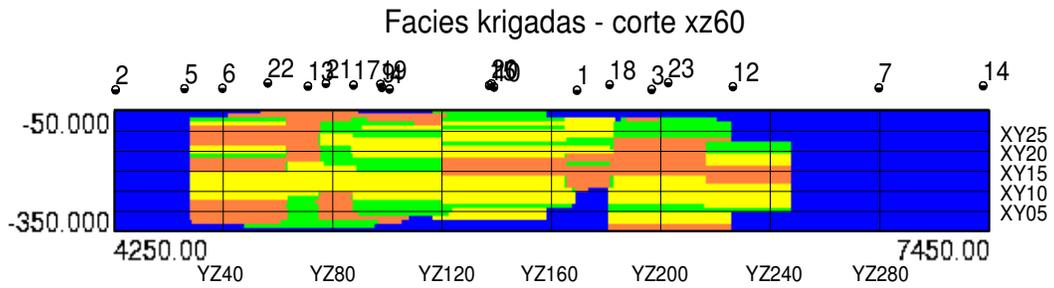


Figura 66 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz60). A cor amarela representa a fácies reservatório a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

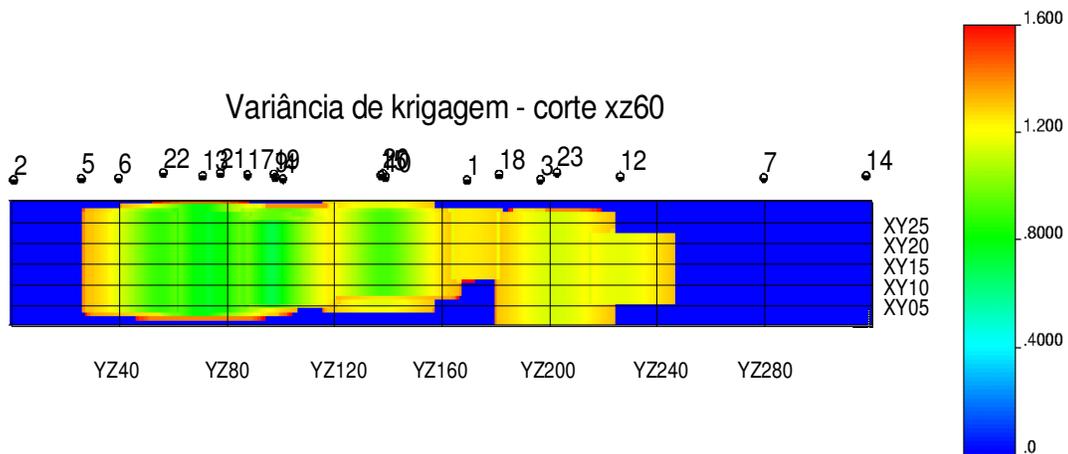


Figura 67 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 66.

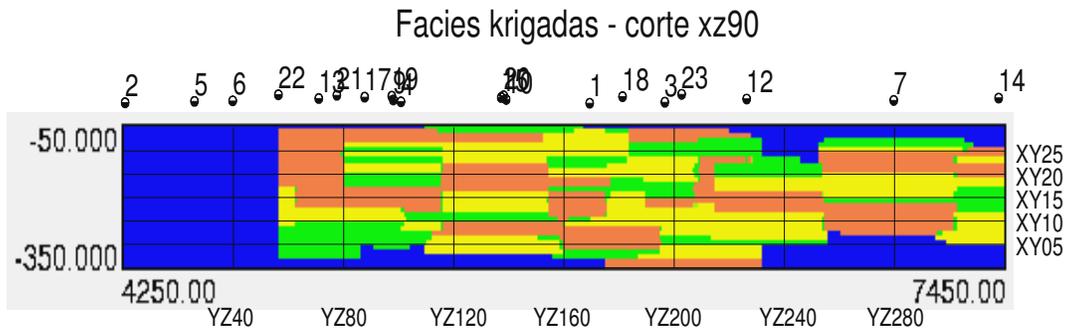


Figura 68 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano XZ (corte xz90). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

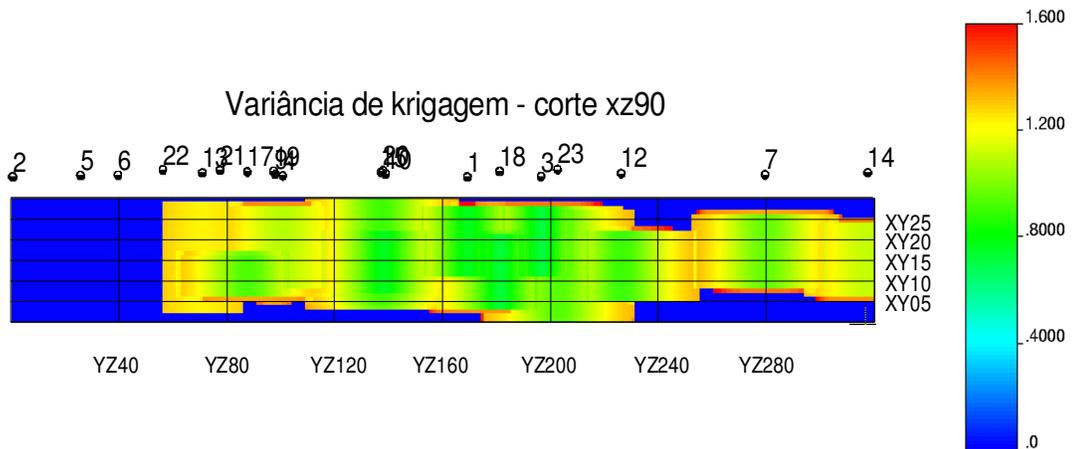


Figura 69 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 68.

Fácies krigadas - corte yz40

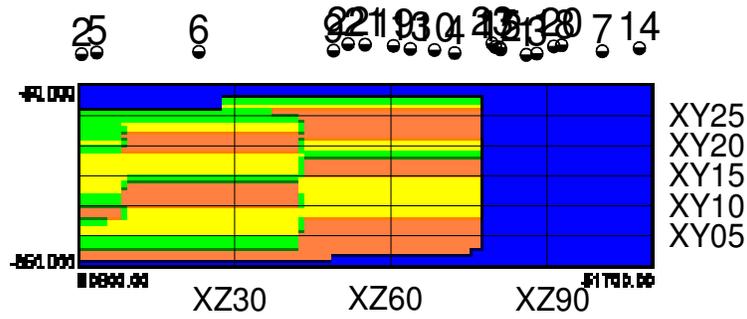


Figura 70 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz40). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz40

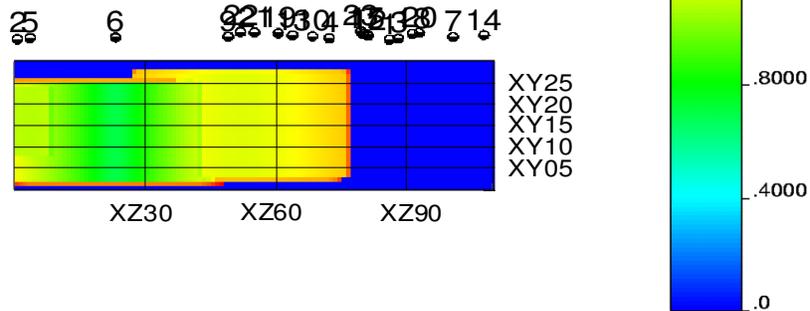


Figura 71– Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 70.

Facies krigadas - corte yz80

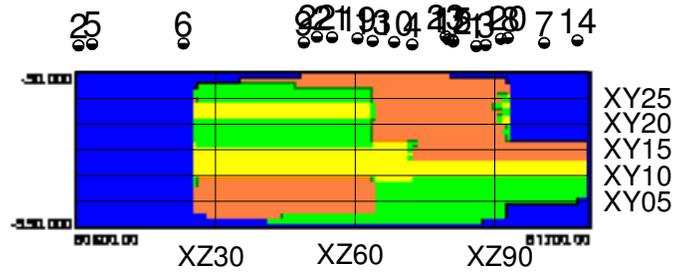


Figura 72 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz80). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz80

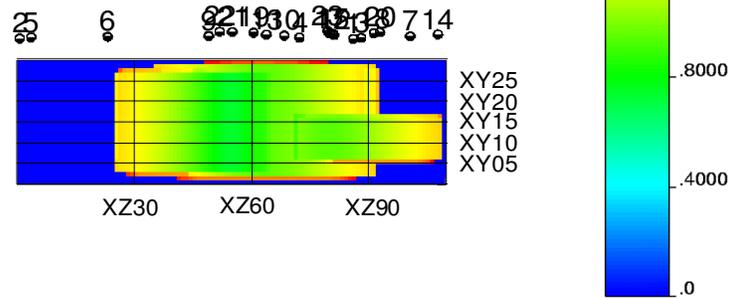


Figura 73 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 72.

Fácies krigadas - corte yz120

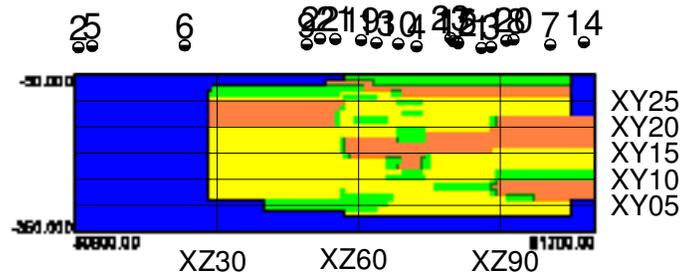


Figura 74 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz120). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz120

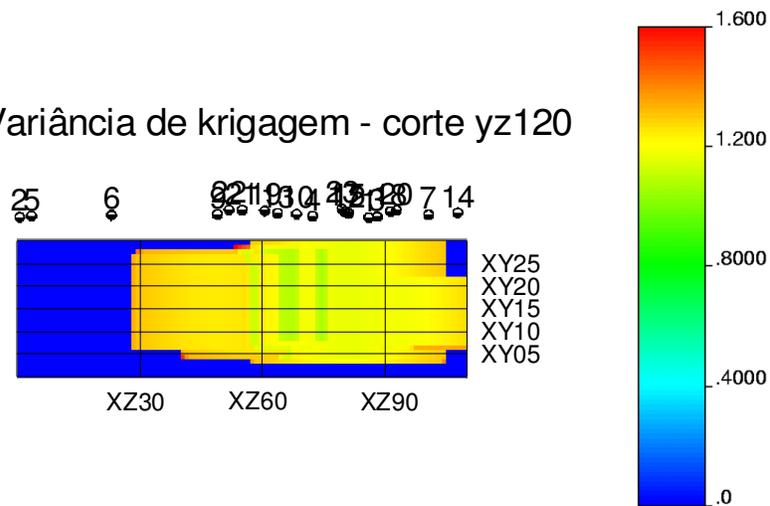


Figura 75 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 74.

Facies krigadas - corte yz160

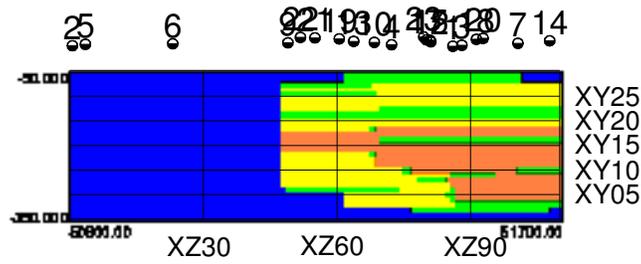


Figura 76 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz160). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz160

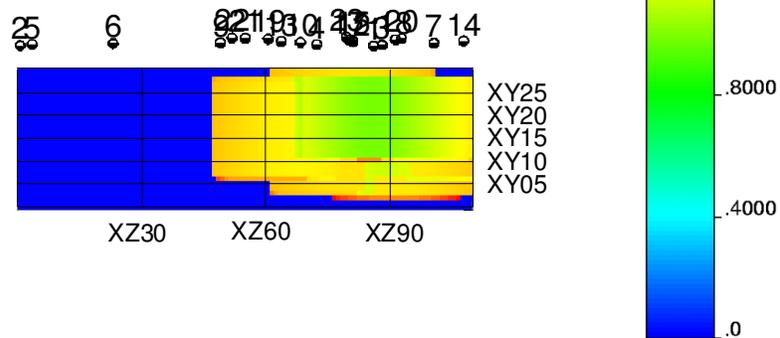


Figura 77 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 76.

Fácies krigadas - corte yz200

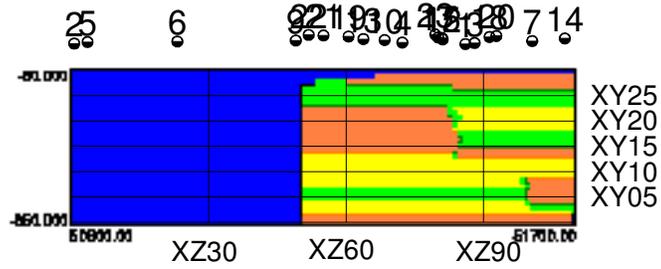


Figura 78 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz200). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz200

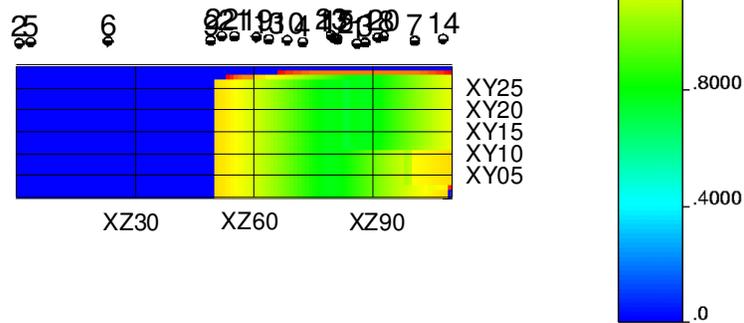


Figura 79 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 78.

Fácies krigadas - corte yz240

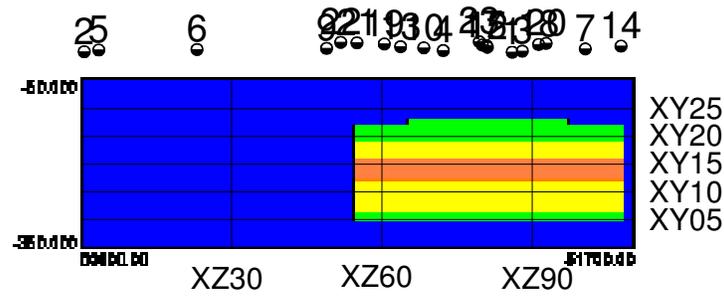


Figura 80 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz240). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

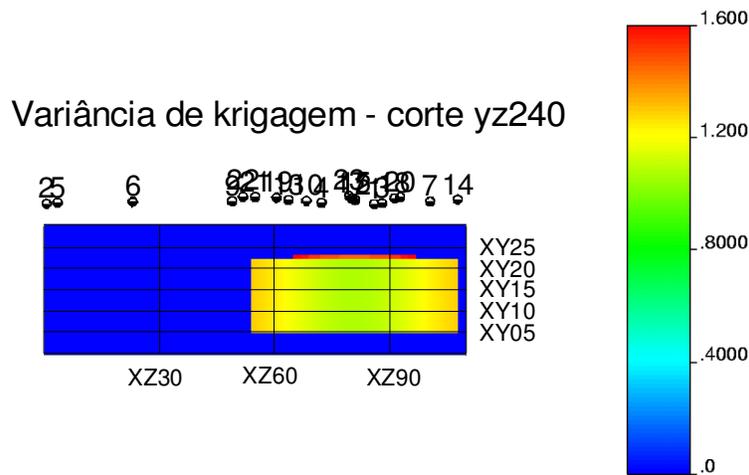


Figura 81 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 80.

Facies krigadas - corte yz280

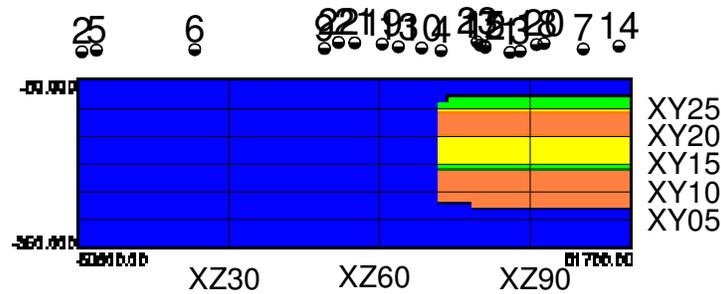


Figura 82 – Seção vertical krigada da variável fácies no plano YZ (corte yz280). A cor amarela representa a fácies reservatório, a cor laranja representa a fácies de potencial reservatório e a cor verde indica a fácies não-reservatório. Observar a localização desta seção em planta nas figuras 54 a 63.

Variância de krigagem - corte yz280

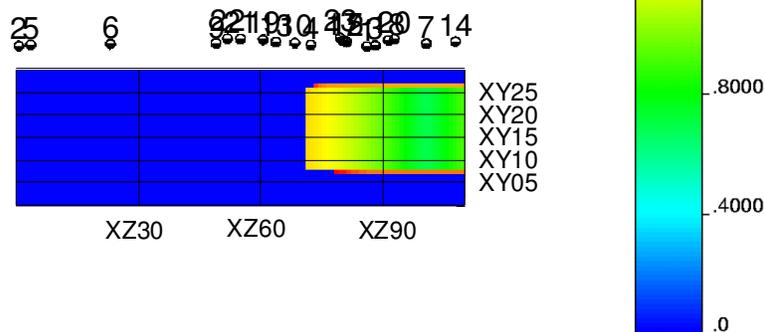


Figura 83 – Variância de estimativa (krigagem) associada ao mapa krigado da Figura 82.

4.2. DISCUSSÃO DA MODELAGEM GEOESTATÍSTICA

Os mapas e seções verticais krigadas apresentam forte correlação com as colunas de eletrofácies estimadas na primeira parte deste trabalho através da análise multivariada dos perfis de poços. Isto se conclui pela comparação dos mapas e seções krigadas com as respectivas colunas de eletrofácies dos poços. Embora o fenômeno tenha apresentado uma alta continuidade espacial com alcance em torno de 500 metros, os poços estão distribuídos de forma bastante esparsa na área, o que resulta em uma imagem relativamente descontínua das fácies nos mapas e seções krigadas. Este problema poderia ser consideravelmente reduzido se fosse utilizado o dado sísmico como guia da distribuição de fácies no espaço interpoços, mas infelizmente não se tinha disponibilidade do dado sísmico da área estudada. Alternativamente, uma área com densidade de poços mais elevada poderia, mesmo sem o uso do dado sísmico, resultar em mapas e seções com variações faciológicas mais suaves e contínuas.

A obtenção de um volume tridimensional de fácies, como o obtido neste trabalho, permite planejar as operações de desenvolvimento do campo com maior eficiência, alocando poços e realizando operações de canhoneamento em locais e níveis mais apropriados, reduzindo o risco exploratório, maximizando a produtividade e o fator de recuperação do campo. O modelo tridimensional de fácies e o seu respectivo volume de variância de krigagem, o qual indica a incerteza associada à estimativa em cada *voxel* do modelo estimado, podem ser utilizados em salas de visualização, facilitando o trabalho de exploracionistas e engenheiros.

Os mapas e seções de variância de krigagem apresentam valores indicativos de baixa incerteza na estimativa dentro do raio de busca utilizado no processo de krigagem. Considerando que o variograma experimental apresenta um efeito pepita da ordem de 0.5, isto significa que uma variância de krigagem de 0.5 corresponde a uma incerteza na estimativa da fácies igual àquela encontrada no próprio poço, ou seja, muito baixa. Essa incerteza muito baixa dobra o seu valor a uma distância do poço de cerca de 150 metros (metade do raio de busca) e chega, nos casos mais extremos, a triplicar o valor da incerteza no próprio poço a uma distância do poço equivalente ao raio de busca (300 metros).

O processo de reamostragem das colunas de eletrofácies e exclusão de três poços verticais não devem ter afetado consideravelmente os resultados visto que a densidade de dados na direção vertical continuou sendo muito elevada (uma amostra a

cada 40 centímetros) e os poços excluídos tinham pouca representatividade espacial. Vale lembrar que essas exclusões e reamostragem foram uma exigência dada pela limitação de dados do programa geoestatístico utilizado. Uma maior densidade de dados poderia ser obtida pela inclusão destes poços, além dos dados dos poços direcionais, se fosse utilizado um programa que permitisse a modelagem geoestatística de uma maior massa de dados. O resultado esperado pelo uso de um conjunto de dados de maior densidade seria um modelo tridimensional mais definido, com maior cobertura espacial e com uma incerteza de estimativa ainda menor.

CAPÍTULO 5

Conclusões e Recomendações

5.1. CONCLUSÕES

A escolha dos métodos e a abordagem adotada neste trabalho tiveram como objetivo a busca de soluções que permitiram o reconhecimento das fácies nos poços não testemunhados e a estimativa de tais fácies no espaço interpoços. O primeiro objetivo foi alcançado pela modelagem de eletrofácies em cada poço e o segundo objetivo foi alcançado pela modelagem geoestatística dos resultados alcançados na primeira etapa.

A modelagem de eletrofácies efetuada neste trabalho se mostrou bastante adequada tanto pela comparação com as litofácies do único poço testemunhado no campo como também pela comparação com os perfis de saturação de hidrocarboneto, de resistividade e densidade/neutrão. Uma característica inerente ao processo de modelagem de eletrofácies é a redução do número de fácies, em relação às litofácies. No entanto, se as principais fácies forem preservadas, esta redução é desejável do ponto de vista da engenharia de reservatórios, que simula o fluxo apenas para as principais unidades litofaciológicas.

A adoção de três eletrofácies facilita a interpretação para fins exploracionistas e no desenvolvimento de um campo de petróleo. A fácies amarela representa o reservatório, a verde o não-reservatório, e a fácies laranja representa rochas potencialmente reservatório. Esta fácies intermediária (laranja) representa rochas originalmente com propriedades de reservatório, mas afetadas por transformações diagenéticas como cimentação calcífera e presença de argila autigênica.

A adoção das curvas RHOB e YCA, conforme indicado pela aplicação da regra discriminante passo-a-passo, foi fundamental para a otimização de desempenho no reconhecimento das fácies. Nos poços analisados nem sempre a saturação de hidrocarbonetos é acompanhada pelo aumento pronunciado da curva de resistividade elétrica (ILD). No entanto, as eletrofácies amarela e laranja foram capazes de indicar os níveis preferenciais para ocorrência de hidrocarbonetos, conforme mostra a curva SHCEFFCO. O reconhecimento dos possíveis intervalos reservatório e dos intervalos não-reservatório através da modelagem de eletrofácies se mostrou muito mais eficiente do que a adoção de critérios convencionais, como o uso da curva de Raios Gama.

Os mapas e seções verticais resultantes da modelagem geoestatística representam bem, em linhas gerais, as colunas de eletrofácies estimadas através da análise multivariada dos perfis de poços. Embora o fenômeno tenha apresentado uma alta continuidade espacial, os poços estão distribuídos de forma bastante esparsa na

área, o que resultou em imagens relativamente descontínuas das fácies no modelo geoestatístico. O uso do dado sísmico como guia da distribuição espacial das principais unidades estratigráficas, bem como o uso de mais poços poderia reduzir consideravelmente essa característica de descontinuidade.

A modelagem integrada das eletrofácies de um campo de petróleo permite o planejamento otimizado das operações de desenvolvimento desse campo, inclusive através de recursos como salas de visualização tridimensional, reduzindo riscos e maximizando a produtividade do campo.

Os baixos valores de variância de krigagem indicam a elevada representatividade dos mapas e seções de eletrofácies obtidos, ou seja, a distribuição de eletrofácies indicada pela aplicação da técnica de krigagem ordinária respeita a continuidade espacial dos dados observados nos poços.

Limitações do programa geoestatístico GSLib exigiram uma redução do conjunto de dados, o que foi obtido pela exclusão dos poços direcionais e mais três poços verticais, além da reamostragem dos poços utilizados na etapa de modelagem geoestatística. O resultado esperado pelo uso de um conjunto de dados de maior densidade seria um modelo tridimensional mais definido, com maior cobertura espacial e com uma incerteza de estimativa ainda menor.

Os métodos utilizados nesta dissertação poderão ser úteis nas áreas de geologia de desenvolvimento e de reservatório e, de maneira geral, no planejamento da estratégia de exploração de um campo de petróleo e gás, além da exploração de recursos minerais e de investigação geoambiental.

5.2. RECOMENDAÇÕES

Para trabalhos futuros recomenda-se o uso do dado de sísmica de reflexão 3D como guia para o aperfeiçoamento do modelo de distribuição tridimensional das eletrofácies deste campo, bem como a adoção de uma análise geoestatística para cada bloco estrutural particular do campo. Recomenda-se ainda o uso de programas de modelagem geoestatística mais robustos, capazes de processar um conjunto de dados muito maior. Estas recomendações não puderam ser adotadas neste trabalho pela indisponibilidade de dados, informações e recursos para tanto.

Outra sugestão para trabalhos futuros é inverter o procedimento de modelagem, ou seja, inicialmente estimar através da krigagem os volumes relativos à distribuição espacial dos perfis geofísicos dos poços e, em seguida, realizar a modelagem de eletrofácies a partir daqueles volumes de dados. Isso significa testar a hipótese de que a krigagem de variáveis contínuas, como são os perfis geofísicos, seria mais eficiente do que a krigagem de variáveis discretas ou categóricas, como é o caso das eletrofácies.

5.3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, C. F., SOARES, J. A., BETTINI, C. “Modelagem de Eletrofácies Aplicada à Indústria Petrolífera – Um exemplo no campo de namorado”, *3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás*, Salvador, Bahia, Brasil, 2-5 Outubro, 2004.

ANP - AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS. Disponível em: <http://www.anp.gov.br/brasil-rounds/round2/Pdocs/Pbacias/PBframe05.htm>. Acesso em 09/07/2009.

Braga, J.A.E., Zabalaga, J.C., Oliveira, J.J., Aguiar, G.A., Silva, O.B., Mato, L.F., Daniel, L.M. F., Magnavita, L.P., Bruhn, C.H.L., “Reconcavo Basin, Brazil: A Prolific Intracontinental Rift Basin” Chapter 5: Part II. Examples of Other Rift Basins. *Interior Rift Basins* Pg 157 – 203, 1994.

CUNHA, E.S. Identificação de Litofácies de Poços de Petróleo Utilizando um Método Baseado em Redes Neurais Artificiais. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Informática. Universidade Federal de Campina Grande. 2002.

DUBRULE, O. 2003. Geostatistics for seismic data integration in earth models. Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, USA.

FERREIRA-JÚNIOR, P.D. & CASTRO, P.T.A. - Associação vertical de fácies e análise de elementos arquiteturais: concepções concorrentes e complementares na caracterização de ambientes aluviais. *Revista Electronica de Ciencias da Terra*, VI 01 – no.1, 2001. Geosciences On-line Journal. GEOTIC – Sociedade Geológica de Portugal.

GUERRA, P.A.G. Geoestatística Operacional. Ministério das Minas e Energia. Departamento Nacional da Produção Mineral, 1988.

GUIMARÃES, A.M. Aplicação da Lógica *Fuzzy* na Modelagem de Eletrofácies. Monografia de Graduação em Geologia. Departamento de Geologia da UFRJ. 2003.

HAIR, J.F., ADERSON, R.E., TATHAM, R.L., BLACK, W.C. Análise Multivariada de Dados. 5 ed. Porto Alegre, Bookman, 2005.

JOURNEL, A. G. & Huijbregts, C. J. 1978. Mining Geostatistics. London Academy Press, 600p.

MAGALHÃES, A.C.G.T. Aplicação do método *Fuzzy* para reconhecimento de padrões em perfis de poços do campo de Namorado – Bacia de Campos. Monografia de Graduação em Geologia. Departamento de Geologia da UFRJ. 2004.

MILHOMEM, P.S.; DE MAMAN, E.J.; OLIVEIRA, F.M.; CARVALHO, M.S.S.; SOUZA-LIMA, W. Bacias Sedimentares Brasileiras – Bacia do Recôncavo. Disponível em: http://www.phoenix.org.br/Phoenix51_Mar03.html. Acesso em 19/08/2008.

RIBEIRO, F.S.A. Aplicação de análise multivariada na predição de perfis faltantes de poços no Campo de Namorado. Dissertação de M.Sc., UFRJ, COPPE, Programa de Engenharia Civil. Dezembro, 2008.

SAVINI, R.R.; OLIVEIRA, F.M.; MAGALHÃES, A.J.C. PETROBRAS/E&P “Sequence Stratigraphy on a Braided Fluvial System: a Predictive Model on Reservoir Quality, Recôncavo Basin, Brazil”, *American Association of Petroleum Geologists Bulletin*, V. 82, No.10, pp. 1883-1984, 1998.

SOARES, J. A., “Um Fluxo de Trabalho para Modelagem de Eletrofácies com entrelaçamento de técnicas de classificação supervisionada e não-supervisionada”, 9º Congresso Internacional da Sociedade Brasileira de Geofísica, Salvador, Bahia, Brasil, 11-14 Setembro, 2005.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)