

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE GEOLOGIA E GEOFÍSICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM DINÂMICA DOS OCEANOS E DA TERRA

FERNANDO JARDIM DE SOUZA

**INTEGRAÇÃO DE DADOS DE POÇOS E SÍSMICA PARA
CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE FÁCIES NA
FORMAÇÃO MACABU, PRÉ-SAL DA BACIA DE CAMPOS**

NITERÓI
2023

FERNANDO JARDIM DE SOUZA

INTEGRAÇÃO DE DADOS DE POÇOS E SÍSMICA PARA
CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE FÁCIES NA FORMAÇÃO
MACABU, PRÉ-SAL DA BACIA DE CAMPOS

Dissertação apresentada à Universidade Federal Fluminense como requisito parcial do Programa de Pós-Graduação em Dinâmica dos Oceanos e da Terra para a obtenção do título de Mestre na área de Geologia e Geofísica.

Orientador: Prof. Dr. Wagner Moreira Lupinacci

Coorientador: Dr. Alexandre Rodrigo Maul

NITERÓI

INTEGRAÇÃO DE DADOS DE POÇOS E SÍSMICA PARA CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE FÁCIES NA FORMAÇÃO MACABU, PRÉ-SAL DA BACIA DE CAMPOS

FERNANDO JARDIM DE SOUZA

Dissertação apresentada à Universidade Federal Fluminense como requisito parcial do Programa de Pós-Graduação em Dinâmica dos Oceanos e da Terra para a obtenção do título de Mestre na área de Geologia e Geofísica.

Aprovada em 22 de setembro de 2023.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Francisco Romerio Abrantes Junior (Universidade Federal Fluminense)

Profa. Dr^a. Karen Maria Leopoldino (Universidade Federal do Ceará)

Dr. Marcílio Castro de Matos (SISMO)

Prof. Dr. Wagner Moreira Lupinacci – Orientador (Universidade Federal Fluminense)

Prof. Dr. Alexandre Rodrigo Maul – Coorientador (Petrobras)

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar gostaria de expressar minha sincera gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Wagner Lupinacci, pela confiança depositada no meu trabalho. Apesar das dificuldades que enfrentamos devido à distância, à pandemia, e à minha limitação de tempo, pela dedicação parcial ao projeto, através de sua orientação e apoio constante, fui capaz de manter a motivação e progredir em minha pesquisa de forma consistente. Ele me deu a liberdade de definir os rumos da pesquisa, mas sempre esteve disponível para oferecer contribuições e direcionar o caminho para alternativas melhores.

Ao colega e coorientador Dr. Alexandre Rodrigo Maul, que sempre me incentivou a explorar este desafio acadêmico e por suas sugestões tão práticas quanto valiosas que tanto me auxiliaram no fechamento desta etapa.

Aos meus pais, que sempre me incentivaram a buscar conhecimento e me ensinaram o valor da educação. Com quem tenho a honra de aprender até hoje e que são meus maiores exemplos de caráter, disciplina, paciência e honestidade.

À minha esposa, minha maior fonte de apoio durante todo o meu programa de mestrado. Seu amor incondicional, bom humor, otimismo e companheirismo sempre me trazem paz e tranquilidade, mesmo nos momentos mais difíceis, e foram muitos!

Aos membros da banca examinadora, por terem me honrado aceitando o convite e pelo tempo dedicado à avaliação e sugestões de melhoria deste trabalho.

À Petroleo Brasileiro S.A., Petrobras, representada por seu corpo gerencial, por acreditar no meu potencial, incentivar a capacitação técnica e apoiar este estudo.

Aos meus colegas da Petrobras, sem dúvidas o maior patrimônio desta grande empresa. De forma direta ou indireta, todos os colegas com os quais tive a sorte de ter contato são colaboradores deste trabalho, mas não posso deixar de citar nominalmente os doutores Antônio Del Rey e Otávio Borges, profissionais exemplares e que sempre me incentivaram a percorrer este caminho. Agradecimento especial também a todos os colegas “Jubartianos” e aos amigos Pedro Benac e Paulo Maciel, pelas críticas construtivas, conselhos, indicações de caminhos e pessoas que, com certeza, tornaram a pesquisa de alguma forma mais leve.

À Universidade Federal Fluminense, pela estrutura fornecida e onde eu tive o privilégio de cursar minha pós-graduação.

RESUMO

Descobertas recentes de expressivas acumulações de hidrocarbonetos em rochas carbonáticas das supersequências rifte e pós-rifte (pré-sal) das Bacias de Campos e de Santos têm motivado uma série de estudos focados no entendimento desses reservatórios. Em mais de uma década de notável evolução do conhecimento, vários modelos deposicionais foram propostos, mas a caracterização destes reservatórios permanece desafiadora. Os reservatórios do pré-sal, em especial, possuem muitas incertezas associadas, desde a gênese controversa dos carbonatos até os complexos eventos diagenéticos que fecham sua história evolutiva, resultando em grandes heterogeneidades faciológicas, vertical e lateral. Neste trabalho, dados de poços e dados sísmicos foram utilizados em uma abordagem integrada que envolveu múltiplas frentes de investigação para a caracterização de reservatório da fase *sag* do pré-sal da Bacia de Campos. Foram aplicadas técnicas que otimizaram o cálculo e utilização das eletrofácies, permitindo uma representação eficiente das características faciológicas do reservatório. A caracterização sísmica forneceu a compreensão qualitativa e contextualizada da geologia da área, enquanto a classificação não supervisionada de fácies sísmicas e a utilização de atributos sísmicos representaram uma abordagem quantitativa e automatizada dos dados sísmicos. Além disso, foram estabelecidas metodologias para seleção criteriosa dos poços utilizados na classificação supervisionada das fácies geológicas. A metodologia envolveu técnicas aplicadas com êxito em trabalhos recentes em carbonatos do pré-sal, como aprendizado de máquina na classificação supervisionada e não supervisionada e análise multiatributos. Foi possível observar o condicionamento das fácies deposicionais da Formação Macabu pela paleomorfologia herdada da fase tectônica anterior, havendo predominância das fácies típicas de ambiente de alta energia nas porções mais elevadas do alto principal da área, e de fácies mais finas nos baixos externos e/ou internos. As fácies diagenéticas hidrotermais se sobrepõem às fácies deposicionais e estão concentradas adjacentes às áreas onde há presença de grandes falhas da fase rifte, que possivelmente serviram de conduto para percolação de fluidos que encontraram unidades sedimentares superiores com melhores características primárias e/ou possivelmente fraturadas. A metodologia proposta foi efetiva em gerar um mapa de distribuição de fácies geológicas que respeitou os dados

brutos e os principais controles deposicionais e diagenéticos, podendo contribuir para a melhor caracterização do campo. O mapa gerado poderá ser utilizado para condicionar de forma mais precisa a extrapolação de propriedades como porosidade e permeabilidade, melhorando a previsibilidade do modelo e reduzindo os riscos dos futuros projetos de desenvolvimento da produção.

Palavras-chave: pré-sal, Bacia de Campos, carbonatos lacustres, litofácies, eletrofácies, fácies geológicas, fácies sísmicas, atributos sísmicos, *self-organizing maps*, classificação não supervisionada, classificação supervisionada, caracterização sísmica.

ABSTRACT

Recent discoveries of expressive accumulations of hydrocarbons in carbonate rocks of rift and post-rift (pre-salt) supersequences of the Campos and Santos basins have motivated several studies focused on understanding these reservoirs. Many depositional models have been proposed in more than a decade of notable evolution of knowledge, but the characterization of these reservoirs remains challenging. In particular, the sag phase reservoirs have many associated uncertainties, from the controversial genesis of carbonates to the complex diagenetic events that ends their evolutionary history, resulting in significant vertical and lateral faciological heterogeneities. In this work, well and seismic data were used in an integrated approach involving multiple lines of investigation for characterizing a Campos Basin pre-salt sag reservoir. Techniques applied optimized the calculation of electrofacies, allowing an efficient representation of the reservoir faciological characteristics. Seismic characterization provided a qualitative and contextualized understanding of the area's geology. In contrast, the unsupervised classification of seismic facies and the calculation of attributes represented a quantitative and automated approach to the seismic data. In addition, methodologies were established for selecting wells used in the supervised classification of geological facies. The methodology involved techniques successfully applied in recent work on pre-salt carbonates, such as machine learning in supervised and unsupervised classification and multi-attribute analysis. It was possible to observe that the depositional facies of the Macabu Formation were deposited conditioned by the paleomorphology inherited from the previous tectonic phase, with a predominance of facies typical of high-energy in the upper portions of the main high of the area, and fine-grained facies in the external and/or internal lows. Besides, in the generated map, the diagenetic hydrothermal facies overlap the depositional facies. They are concentrated in areas with significant faults of the rift phase, which possibly served as a conduit trough for the percolation of fluids found in superior sedimentary units with better primary characteristics and /or possibly fractured. The proposed methodology effectively generated a facies distribution map that respected the raw data and the main depositional and diagenetic controls and could contribute to better characterizing the field. The generated geological facies map can be used to condition the extrapolation of properties more

accurately, such as porosity and permeability, improving the model's predictability and reducing the risks of future production development projects.

Keywords: pre-salt, Campos Basin, lacustrine carbonates, lithofacies, electrofacies, seismic facies, geological facies, seismic attributes, self-organizing maps, unsupervised classification, supervised classification, seismic characterization.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
2	CONTEXTO GEOLÓGICO	4
2.1	LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	4
2.2	EVOLUÇÃO TECTONO-ESTRATIGRÁFICA DA BACIA DE CAMPOS....	6
2.3	EVOLUÇÃO DIAGENÉTICA DOS RESERVATÓRIOS DO PRÉ-SAL DA BACIA DE CAMPOS.....	16
3	REVISÃO TEÓRICA	18
3.1	PERFIS GEOFÍSICOS DE POÇO	18
3.1.1	Raios gama (GR).....	19
3.1.2	Porosidade neutrônica (NPhi).....	19
3.1.3	Fator fotoelétrico (PEF)	20
3.1.4	Densidade (RHOB).....	20
3.1.5	Perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES)	20
3.1.6	Perfis de ressonância nuclear magnética (NMR).....	23
3.1.7	Perfis acústicos (DTp e DTs).....	24
3.2	ELETROFÁCIES.....	25
3.3	MÉTODOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA.....	25
3.3.1	Aprendizagem supervisionada	27
3.3.2	Aprendizagem não supervisionada	28
3.3.3	Redes neurais artificiais.....	28
4	MATERIAIS E MÉTODOS	36
4.1	MATERIAIS.....	36
4.2	MÉTODOS	40
5	METODOLOGIA	41
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	46
6.1	DEFINIÇÃO DAS SUÍTES DE PERFIS PARA O CÁLCULO DAS ELETROFÁCIES.....	46
6.2	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE ELETROFÁCIES.....	52
6.3	NORMALIZAÇÃO DAS PROPORÇÕES DE ELETROFÁCIES	56
6.4	SELEÇÃO DOS POÇOS	61
6.5	CARACTERIZAÇÃO SÍSMICA DO INTERVALO PRÉ-SAL	64

6.5.1	Mapeamento sísmico.....	64
6.5.2	Contexto estrutural e evolução tectônica	67
6.5.3	Análise qualitativa de fácies sísmicas	75
6.5.4	Contexto geológico das fácies hidrotermais	81
6.5.5	Discussão – caracterização sísmica do intervalo pré-sal.....	82
6.6	CLASSIFICAÇÃO NÃO SUPERVISIONADA DE FÁCIES SÍSMICAS	83
6.7	GERAÇÃO DOS MAPAS DE ATRIBUTOS	86
6.8	CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE FÁCIES GEOLÓGICAS	90
7	CONCLUSÕES	95
8	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	97
9	REFERÊNCIAS.....	98
ANEXO A – PERFIS DOS POÇOS		107
ANEXO B – NOMES ANP DOS POÇOS.....		144

LISTA DE FIGURAS

FIGURAS

Figura 1 – Localização da área de estudo.....	5
Figura 2 – Interpretação das estruturas intra-embasamento	6
Figura 3 – Carta estratigráfica da Bacia de Campos	11
Figura 4 – Seção geológica da Bacia de Campos	12
Figura 5 – Diagrama estratigráfico da Bacia de Campos	13
Figura 6 – Bloco diagramas da Formação Coqueiros.....	14
Figura 7 – Seções geológicas esquemáticas da evolução tectono-estratigráfica da sequência do pré-sal na área de estudo	15
Figura 8 – Representação esquemática do sistema hidrotermal dos reservatórios carbonáticos do pré-sal no norte da Bacia de Campos	17
Figura 9 – Esquema de funcionamento de ferramentas de espectroscopia elementar induzida por nêutrons.....	22
Figura 10 – Modelo 1D de porosidade NMR: partição do espectro de T_2	24
Figura 11 – Agrupamentos de abordagens de Inteligência Artificial	27
Figura 12 – Neurônios biológico e matemático.....	29
Figura 13 – Diagrama de topologias das redes neurais	33
Figura 14 – Topologia da rede Kohonen	34
Figura 15 – Etapas do treinamento do SOM	34
Figura 16 – Mapas de localização.....	37
Figura 17 – Fluxograma ilustrando a metodologia de trabalho	42
Figura 18 – <i>Box plots</i> dos perfis geofísicos por fácies descritas nas amostras de rocha	49
Figura 19 – Resultados da classificação supervisionada de eletrofácies no poço W9	53
Figura 20 – <i>Crossplots</i> de raios gama (GR) <i>versus</i> porosidade fluido livre	54
Figura 21 – Perfis do poço W9.....	59
Figura 22 – Poços selecionados para a etapa de classificação supervisionada de fácies geológicas	63
Figura 23 – Superfícies geradas a partir dos horizontes mapeados no dado sísmico	65

Figura 24 – Seção sísmica de direção NW-SE na área de estudo (não interpretada e interpretada).....	67
Figura 25 – Configuração estrutural da área de estudo.....	69
Figura 26 – Mapas de espessuras das unidades sismoestratigráficas individualizadas no estudo	72
Figura 27 – Seção sísmica de direção SW-NE na área de estudo (não interpretada e interpretada).....	73
Figura 28 – Principais fácies sísmicas identificadas de forma qualitativa na área de estudo.....	77
Figura 29 – Mapas com localização das fácies sísmicas identificadas de forma qualitativa.....	78
Figura 30 – Seção sísmica A-B da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas Progradacional (1) e <i>Mound</i> /Deformada (2), conforme Figura 28.....	79
Figura 31 – Seção sísmica C-D da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas <i>Mound</i> (3) e, Deformada (4), conforme Figura 28.....	79
Figura 32 – Seção sísmica E-F da área de estudo, com identificação da fácies sísmica Paralela (5), conforme Figura 28.....	80
Figura 33 – Seção sísmica G-H da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas Paralela (5), Paralela (6) e Subparalela (7), conforme Figura 28.....	80
Figura 34 – Mapa estrutural da base do sal, eletrofácies mais representativas dos poços selecionados e mapa de mergulho estrutural da base do sal.....	82
Figura 35 – Mapa de fácies sísmicas classificadas automaticamente	84
Figura 36 – Formas de onda e escala de cores de mistura RGB	85
Figura 37 – Mapas utilizados como dados de entrada na classificação supervisionada de fácies	88
Figura 38 – Mapa de fácies geológicas derivado da classificação supervisionada...	91
Figura 39 – Comparação de mapas	92
Figura 40 – Perfis do poço W1	107
Figura 41 – Perfis do poço W2.....	108
Figura 42 – Perfis do poço W3.....	109
Figura 43 – Perfis do poço W5.....	110
Figura 44 – Perfis do poço W6.....	111
Figura 45 – Perfis do poço W7	112

Figura 46 – Perfis do poço W8.....	113
Figura 47 – Perfis do poço W9.....	114
Figura 48 – Perfis do poço W11.....	115
Figura 49 – Perfis do poço W12.....	116
Figura 50 – Perfis do poço W13.....	117
Figura 51 – Perfis do poço W14.....	118
Figura 52 – Perfis do poço W15.....	119
Figura 53 – Perfis do poço W17.....	120
Figura 54 – Perfis do poço W18.....	121
Figura 55 – Perfis do poço W19.....	122
Figura 56 – Perfis do poço W20.....	123
Figura 57 – Perfis do poço W21.....	124
Figura 58 – Perfis do poço W22.....	125
Figura 59 – Perfis do poço W23.....	126
Figura 60 – Perfis do poço W24.....	127
Figura 61 – Perfis do poço W25.....	128
Figura 62 – Perfis do poço W26.....	129
Figura 63 – Perfis do poço W27.....	130
Figura 64 – Perfis do poço W28.....	131
Figura 65 – Perfis do poço W29.....	132
Figura 66 – Perfis do poço W30.....	133
Figura 67 – Perfis do poço W31.....	134
Figura 68 – Perfis do poço W32.....	135
Figura 69 – Perfis do poço W33.....	136
Figura 70 – Perfis do poço W34.....	137
Figura 71 – Perfis do poço W35.....	138
Figura 72 – Perfis do poço W36.....	139
Figura 73 – Perfis do poço W37.....	140
Figura 74 – Perfis do poço W38.....	141
Figura 75 – Perfis do poço W39.....	142
Figura 76 – Perfis do poço W40.....	143

LISTA DE TABELAS

Tabela 1– Perfis geofísicos utilizados e respectivos mnemônicos adotados.	37
Tabela 2 – Cobertura dos perfis geofísicos nos poços	38
Tabela 3 – Litofácies descritas, associações de litofácies e sistema/paleoambiente interpretados	39
Tabela 4 – Coeficientes de correlação não-linear (Spearman) entre os perfis	50
Tabela 5 – Coeficientes de correlação não-linear (Spearman) entre perfis e fácies descritas nas amostras	50
Tabela 6 – Proporções de eletrofácies por poços na zona de interesse.....	58
Tabela 7 – Proporções normalizadas de eletrofácies na zona de interesse	60
Tabela 8 – Proporções de eletrofácies normalizadas dos poços selecionados	62
Tabela 9 – Coeficientes de correlação entre fácies representativa dos poços e mapas de atributos	88

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Al	Alumínio
AMR	Amostras de rocha
And	Anidrita
AT	Atafona
BAN	Bancos intraclásticos
bCOQ	Base da Formação Coqueiros
BMU	<i>Best matching Unit</i>
bSal	Base do sal
BUP	<i>Build up</i>
Ca	Cálcio
COQ	Coqueiros
DPA	Discordância pré-Alagoas
DTp	Sônico compressional
DTs	Sônico cisalhante
Fe	Ferro
GFS	<i>Guriri fault system</i>
GLCM	<i>Gray level co-occurrence matrix</i>
GR	Raios gama
GTM	<i>Generative topographic maps</i>
HTM	Hidrotermal
IT	Itababoana
KNN	<i>K-nearest neighbours</i>
LBE	Lacustre de baixa energia
LP	Lacustre profundo
MCB	Macabu
Mg	Magnésio
MLP	<i>Multilayered perceptron</i>
NIES	Espectroscopia elementar induzida por nêutrons
NMR	Ressonância nuclear magnética
NPhi	Porosidade neutrônica
NW	Noroeste

PCA	Análise de componentes principais
PEF	Fator fotoelétrico
PhiE	Porosidade efetiva da ressonância nuclear magnética
PhiFF	Porosidade de fluido livre da ressonância nuclear magnética
PhiT	Porosidade total da ressonância nuclear magnética
RBE	Retrabalhados de baixa energia
RGB	<i>Red, green, blue</i>
RHOB	Densidade
SE	Sudeste
SF	Fácies sísmicas
Si	Silício
SOM	<i>Self Organizing Maps</i>
SVM	<i>Support vector machines</i>
SW	Sudoeste
T2LM	Média logarítmica da distribuição T ₂
tBAS	Topo do embasamento
Th	Tório
tRift	Topo do rifte

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, o pré-sal brasileiro é a mais importante província petrolífera do país. Em 2021, a produção proveniente destes reservatórios representou 67,5% da produção nacional, participação que vem crescendo sistematicamente nos últimos anos: em 2021, superou a de 2020 em 7,58%, sendo superior em 56,84% a de 2018 (ANP, 2022).

As bacias de Santos e de Campos são as principais bacias produtoras de petróleo do Brasil. A Bacia de Santos lidera atualmente com 74,7% da produção nacional, mas durante muitos anos a Bacia de Campos foi a principal bacia produtora do Brasil. As atividades de exploração e de produção de petróleo nesta bacia tiveram início há mais de 50 anos, e foram recompensadas com a descoberta do primeiro campo comercial de petróleo no final de 1974, conhecido como Garoupa (ANP, 2015). A Bacia de Campos também foi a pioneira na produção de petróleo no pré-sal e, apesar de atualmente estar em fase de declínio de produção, ainda responde por cerca de 20,9% de toda a produção nacional, considerando números consolidados de janeiro de 2023 (ANP, 2023).

Na Bacia de Campos, os reservatórios do pré-sal pertencem às formações Coqueiros e Macabu do Grupo Lagoa Feia. Na Formação Coqueiros, as rochas reservatório são formadas por *rudstones* e *grainstones* bioclásticos bem selecionados, chamados de “coquinas” (OLIVITO; SOUZA, 2020). Estes reservatórios apresentam melhores porosidades e permeabilidades do que as rochas da Formação Macabu, depositadas durante o estágio *sag* da bacia. Por esse motivo, são reservatórios cujo estudo e produção têm sido priorizados há décadas (HERLINGER, 2016).

Após a descoberta de expressivas acumulações de hidrocarbonetos em reservatórios do pré-sal da Bacia de Santos, em 2006, os reservatórios análogos da Bacia de Campos voltaram a ser estudados. O foco da maioria dos estudos recentes foi na petrografia, história diagenética e ambientes deposicionais das rochas reservatório ou na evolução tectono-estratigráfica (MUNIZ; BOSENCE, 2015; HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017; MIZUNO; MIZUSAKI; LYKAWKA, 2018; LIMA; DE ROS, 2019; LIMA *et al.*, 2020; OLIVITO; SOUZA, 2020; STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). Mas, apesar de mais de uma década de notável evolução, a caracterização destes reservatórios permanece desafiadora. Existem muitas

incertezas associadas, desde a gênese controversa até os complexos eventos diagenéticos que fecham sua complexa história evolutiva (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017; LIMA *et al.*, 2020). Mesmo com evolução tectônica mais monótona se comparada aos reservatórios da fase rifte, os reservatórios da fase sag são particularmente heterogêneos, resultando em grandes variações na sua qualidade (permeabilidade e porosidade). Além disso, os estudos recentes foram baseados principalmente em dados de poços, que fornecem uma resolução vertical fina da geologia, porém não são capazes de identificar com precisão variações laterais do reservatório, quando os poços são esparsamente localizados.

Considerando estes aspectos, o presente trabalho teve o objetivo de reconhecer e mapear as heterogeneidades laterais das fácies carbonáticas do intervalo pré-sal, com foco principal na Formação Macabu, na área batizada de Parque das Baleias, na qual estão localizados os campos de Jubarte, Baleia Anã, Cachalote, Caxaréu e Pirambú, região norte da Bacia de Campos. Para atingir o objetivo proposto, a pesquisa foi focada em criar um modelo capaz de classificar e prever fácies geológicas a partir de perfis de poços e de dados sísmicos de forma integrada e automatizada. Entretanto, para se alcançar o objetivo principal, alguns objetivos secundários tiveram que ser contemplados antes, e os resultados derivados dos objetivos secundários desempenharam um papel fundamental, fornecendo informações adicionais, facilitando a análise dos dados e contribuindo para a obtenção de conclusões mais robustas quanto ao objetivo principal.

O fluxo de trabalho utilizado integra dados de poços e de sísmica 3D, por meio da utilização de eletrofácies calculadas nos poços como condicionantes em uma abordagem supervisionada de classificação, que utilizou como dados de entrada mapas de atributos derivados do dado sísmico e de uma classificação automática de fácies sísmicas (formas de onda). Isso gerou como resultado um mapa de fácies geológicas que representa a heterogeneidade lateral do reservatório. Ao integrar esses dados e explorar os pontos fortes de cada um, as ambiguidades inerentes à interpretação foram resolvidas ou ao menos minimizadas.

A metodologia envolveu diversas técnicas aplicadas com êxito em trabalhos recentes em carbonatos do pré-sal, como aprendizado de máquina na classificação supervisionada de eletrofácies (JESUS *et al.*, 2019b; OLIVEIRA *et al.*, 2019; NEVES *et al.*, 2019; BITTENCOURT *et al.*, 2021; CARMO, 2021; PAIVA, 2022; TORRES,

2022; CAMARGO *et al.*, 2022; MACHADO, 2023), caracterização de reservatórios (SCHANZEMBACH, 2019; PAIVA, 2022; MACHADO, 2023), classificação não supervisionada de fácies sísmicas (FERREIRA *et al.*, 2019b, 2019a; JESUS *et al.*, 2019b; MACHADO, 2023) e análise multiatributos (FERREIRA, 2018; BARRETTO, 2023; MACHADO, 2023).

Os resultados obtidos neste trabalho são muito relevantes para a melhor caracterização dos reservatórios da seção *sag*, tanto na área de estudo quanto em outras áreas do pré-sal. O entendimento da distribuição lateral das fácies poderá contribuir com futuras modelagens geológicas 3D ao permitir o condicionamento mais preciso da extrapolação de propriedades como porosidade e permeabilidade, melhorando a previsibilidade do modelo e reduzindo os riscos dos futuros projetos de desenvolvimento da produção.

2 CONTEXTO GEOLÓGICO

2.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A Bacia de Campos é situada entre a costa norte do estado do Rio de Janeiro e o sul do estado do Espírito Santo (Figura 1 (b)) e compreende a uma área de aproximadamente 100.000 km². É limitada ao norte pelo lineamento do alto vulcânico de Vitória (Alinhamento Vitória-Trindade), que marca a fronteira com a Bacia do Espírito Santo e ao sul pelo lineamento do alto vulcânico de Cabo Frio, que delimita a fronteira com a Bacia de Santos (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a). Já o limite oeste é definido pelos afloramentos de rochas ígneas e metamórficas pertencentes à Faixa Ribeira, que constituem o seu embasamento. O limite leste se dá por cunhas de sedimentos na direção da planície abissal (CASTRO; PICOLINI, 2016).

A área do pré-sal é delimitada pelo “Polígono do Pré-Sal”, com 149 mil km² (Figura 1 (b)). O polígono foi definido pela Lei nº 12.351/2010, e na época foi a área considerada de maior potencial de produção no pré-sal. A partir da promulgação desta Lei, todas as novas contratações para exploração e produção de petróleo dentro desta área são realizadas no regime de partilha (PPSA. PRÉ-SAL PETRÓLEO S.A., 2023).

A região de estudo está localizada no norte da Bacia de Campos, a aproximadamente a 65 km da costa do estado do Espírito Santo, na região batizada de “Parque das Baleias”, na qual estão localizados os campos de Jubarte, Baleia Anã, Cachalote, Caxaréu, Pirambú e Mangangá (Figura 1 (c-d)). A lâmina d’água nesta região varia entre 800 e 1500m. Os reservatórios do pré-sal correspondem às formações Coqueiros e Macabu (foco do estudo) e encontram-se a profundidades médias de 4800 m e 4500 m, respectivamente, nos quais foram perfurados um total de 44 poços exploratórios e explotatórios.

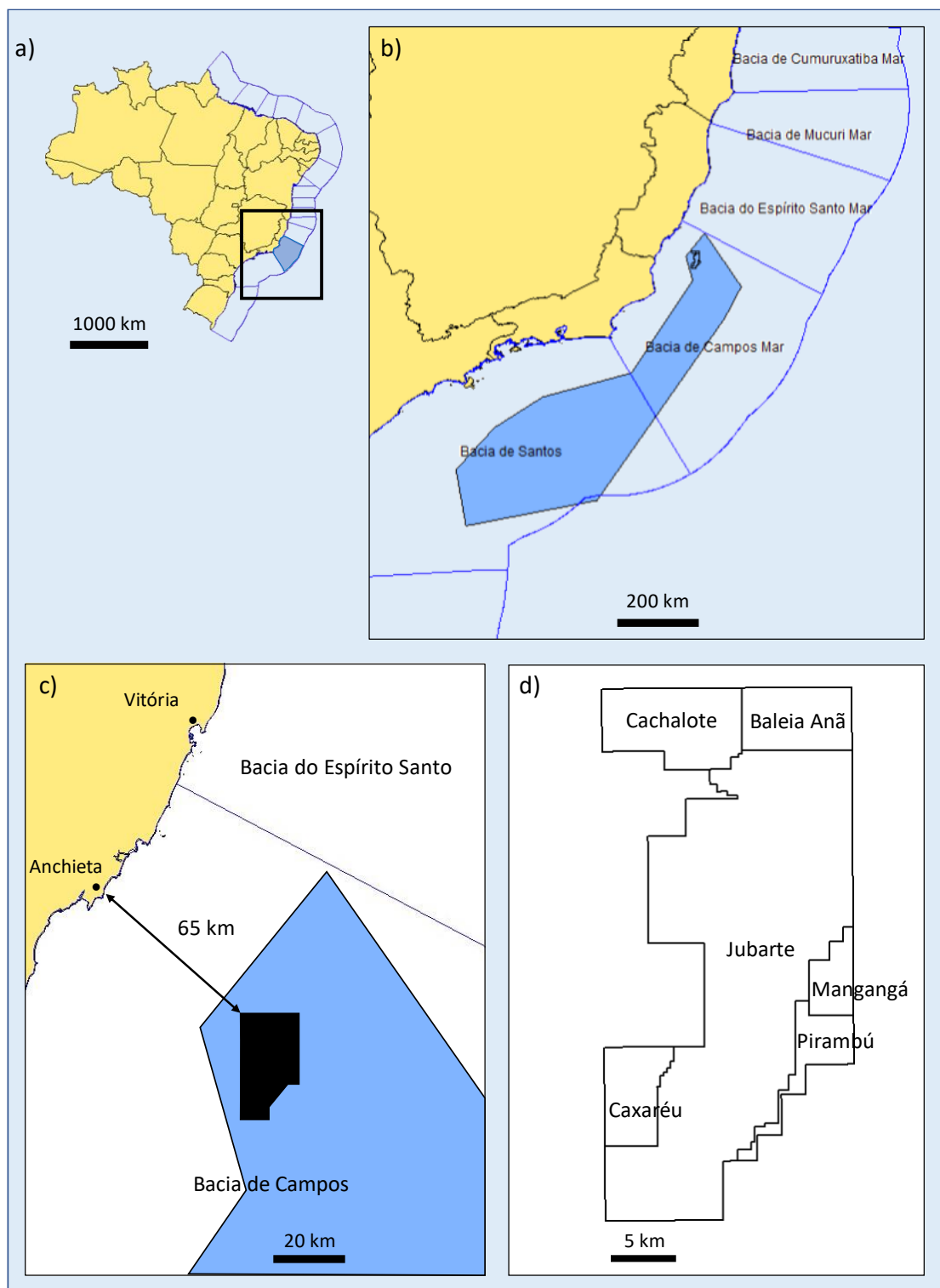


Figura 1 – Localização da área de estudo. a) mapa de localização das bacias sedimentares marítimas brasileiras, com destaque para a Baía de Campos. b) mapa de localização das bacias sedimentares marítimas do Sudeste. c) mapa de localização da área de estudo (polígono preenchido de preto). Polígono preenchido em azul: área do Pré-Sal (Lei 12.351/10). d) campos petrolíferos da área denominada “Parque das Baleias”.

2.2 EVOLUÇÃO TECTONO-ESTRATIGRÁFICA DA BACIA DE CAMPOS

A Bacia de Campos é uma bacia de margem passiva e sua gênese está relacionada ao rifteamento do paleocontinente Gondwana e à subsequente abertura do Oceano Atlântico Sul (GUARDADO *et al.*, 2000), que resultou na formação de falhas normais sintéticas e antitéticas, bem como zonas de acomodação e falhas de transferência. Como resultado, o embasamento foi configurado em uma série blocos rotacionados, formando sequências de *horsts* e *grabens* que representaram o arcabouço inicial da sedimentação (MOHRIAK *et al.*, 1989).

Em estudo recente, Strugale *et al.* (2021) identificaram dois domínios distintos em relação às estruturas intra-embasamento da área – Leste e Oeste. O domínio Leste é mais heterogêneo, o que implicou na distribuição mais difusa do *strain*, no qual estruturas pré-existent foram continuamente reativadas durante a evolução do rifte, sempre que a direção a orientação era favorável. Já no domínio Oeste, as estruturas são mais focalizadas, pois as falhas que se formaram precocemente tenderam a dominar ao longo do rifteamento (Figura 2).

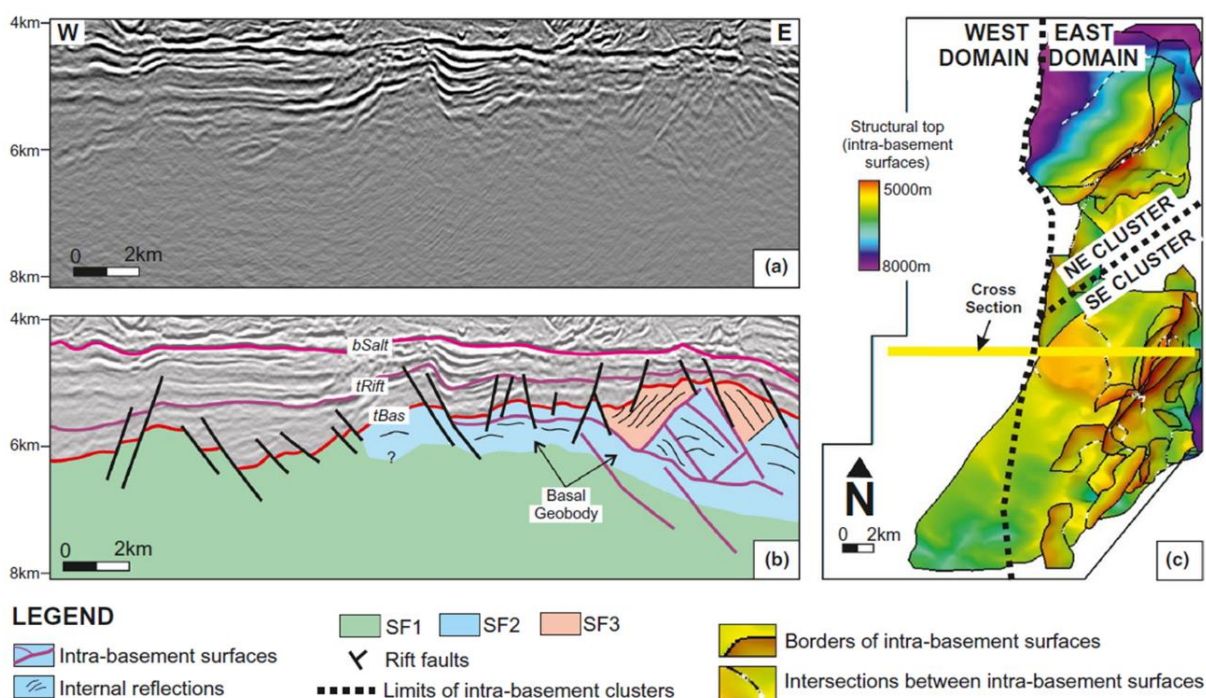


Figura 2 – Interpretação das estruturas intra-embasamento. (a) seção sísmica não interpretada. (b) seção sísmica interpretada ilustrando as fácies sísmicas (SF) e feições intra-embasamento. (c) rede 3D de superfícies intra-embasamentos em uma vista de topo. Fonte: Strugale *et al.* (2021).

O registro sedimentar da Bacia de Campos é tradicionalmente dividido de acordo com os estágios de evolução da Bacia, que compreendem as Supersequências rifte, pós-rifte e drifte (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007b) (Figura 3 e Figura 4). Nenhum sedimento pré-rifte foi registrado na Bacia de Campos. O pré-rifte é, portanto, representado pelo embasamento cristalino (gnaisses) de idade pré-cambriana pertencentes à Província Proterozóica da Ribeira (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a). As supersequências rifte e pós-rifte representam a sequência do pré-sal e englobam idades do Hauteriviano ao Aptiano (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). Os depósitos da fase sin-rifte inicial são caracterizados por sedimentos vulcânicos e clásticos da Formação Cabiúnas, que cobrem discordantemente o embasamento pré-Cambriano (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a; MUNIZ, 2012). Essa Formação foi progressivamente substituída por arenitos arcoseanos de grãos grossos (Formação Itabapoana) e por depósitos de grãos finos nos lagos controlados por falhas (Formação Atafona) (STRUGALE, 2022).

Em relação à divisão tradicional de Winter *et al.* (2007a), localmente a sequência do pré-sal foi subdividida em clímax rifte, transição e pós-rifte por Olivito e Souza (2020), e em rifte I, rifte II, transição, pós-rifte I e pós-rifte II por Strugale e Cartwright (2022). Inconformidades regionais e locais ocorrem entre e dentro dessas unidades, representando as principais superfícies sísmicas mapeáveis e unidades sismoestratigráficas da área. A Figura 5 apresenta as unidades consideradas neste estudo. Divisões mais detalhadas foram consideradas por Olivito e Souza (2020) e por Strugale e Cartwright (2022).

Os depósitos da fase rifte da Formação Coqueiros são constituídos principalmente de folhelhos ricos em matéria orgânica (DIAS; OLIVEIRA; VIEIRA, 1988), que evoluem, no fim do estágio rifte de Winter *et al.* (2007a), para folhelhos lacustrinos e bancos carbonáticos compostos predominantemente por bivalves, denominados “barras de coquinas”, depositados principalmente na porção superior da Formação Coqueiros (RANGEL; CARMINATTI, 2000). Olivito e Souza (2020) atribuíram a seção inferior da Formação Coqueiros ao estágio rifte, enquanto o trecho superior foi classificado como estágio de transição. Strugale e Cartwright (2022) concordaram com o termo transição rifte uma vez que este intervalo mimetiza características dos estágios sin-rifte e pós-rifte, mas substituíram a fase clímax rifte do intervalo abaixo da transição do rifte por uma supersequência sin rifte (Figura 5). A

Formação Coqueiros representa o principal reservatório na área de estudo (LIMA; DE ROS, 2019; OLIVITO; SOUZA, 2020). Esta sequência foi depositada durante a idade Jiquiá e é separada da sequência seguinte por uma inconformidade regional, camada de discordância Pré-Alagoas (DPA) (DIAS; OLIVEIRA; VIEIRA, 1988).

Em uma análise integrada de fácies, associações de fácies, dados sísmicos, estruturais e estratigráficos, Olivito e Souza (2020) subdividiram a Formação Coqueiros em cinco unidades (COQ A até COQ E, da base ao topo) e propuseram modelos deposicionais para cada unidade (Figura 6). Segundo estes modelos, os altos estruturais são dominados por fácies carbonáticas de alta energia, como *rudstones* e *grainstones* bioclásticos, com retrabalhamento moderado a alto. São fácies desprovidas de matriz, depositadas acima do nível de onda de tempo bom (*fair weather wave base*), com ausência ou baixas espessuras de fácies siliciclásticas lamosas (até 20 m), nas quais as conchas se encontram moderada a bem fragmentadas e arredondadas, caracterizando associações de fácies principalmente de ambiente antepraia (*shoreface*) e berma, e subordinadamente de ambiente de face da praia (*foreshore*) e de praia (*backshore*).

Já os baixos estruturais são dominados por fácies de baixa energia, como fácies híbridas com matriz peloidal ou lamosa, *grainstones* ricos em ostracodes, arenitos peloidais e argilitos siliciclásticos, depositados abaixo do nível de onda de tempo bom. Neste ambiente, há maiores espessuras de estratos siliciclásticos lamosos, e as conchas geralmente se apresentam moderada a fracamente fragmentadas e arredondadas, caracterizando ambientes principalmente de transição para marinho franco (*offshore*) e, subordinadamente, face da praia (*foreshore*).

Durante a fase pós-rifte, o início da subsidência térmica fez com que o ambiente de lagos profundos com altos internos fosse substituído por um extenso sistema lacustre raso, evaporítico e altamente alcalino, no qual a Formação Macabu foi depositada (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022), sendo representada por ciclotemas de raseamento para o topo de carbonatos lamosos, carbonatos esferulíticos milimétricos e crostas de calcita (*shrubs*), todos depositados em um lago altamente alcalino e evaporativo (WRIGHT; BARNETT, 2015 *apud* LIMA; DE ROS, 2019; STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). Esta formação é composta pelos sedimentos depositados entre a discordância Pré-Alagoas e uma camada de evaporitos (Formação Retiro). A base dos evaporitos corresponde a um refletor sísmico

mapeável em toda a área de estudo. A deposição desta sequência removeu o relevo associado às estruturas rifte, embora ainda possam ser observados falhamentos sin-deposicionais menores, associados a estruturas ativas na fase transicional (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022).

A gênese biótica (microbial) ou abiótica (química) da Formação Macabu ainda é controversa (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017). Inicialmente esta formação foi descrita como fácies carbonáticas de ambiente marinho raso, compostas por estromatólitos diagenéticos e laminados (DIAS; OLIVEIRA; VIEIRA, 1988). Posteriormente, como laminitos e estromatólitos microbiais representando fácies de supramaré e entremarés sobrepostos por fácies ricas em argila magnesiana e laminitos da zona submaré (DIAS, 2005). Muniz e Bosence (2015) interpretaram essa formação como uma sucessão carbonática dominada por litologias microbiais, na qual a ausência de fósseis marinhos evidenciaria acumulação em ambiente deposicional não marinho. Recentemente, os depósitos desta formação foram reinterpretados como precipitados químicos controlados pela geoquímica alcalina dos lagos lacustres (TOSCA; WRIGHT, 2015; WRIGHT; BARNETT, 2015; HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017; PIETZSCH *et al.*, 2020).

Embora provavelmente tenha ocorrido precipitação híbrida (biótica/abiótica) na Formação Macabu, a precipitação química abiótica é o controle dominante na precipitação da maioria dos constituintes dessa formação (LIMA; DE ROS, 2019; LIMA *et al.*, 2020). Herlinger *et al.* (2017) sumarizaram os reservatórios da Formação Macabu como formados por intervalos de precipitados químicos de calcita fascicular e esferulítica e agregados esferulíticos intercalados com depósitos intraclásticos, que foram retrabalhados a partir desses precipitados, e estratos laminados compostos por minerais singenéticos argilosos e magnesianos (ricos em Mg). Lima e De Ros (2019) destacaram que os depósitos de estevensita e outros silicatos magnesianos ocorrem em toda a sucessão *sag* do pré-sal, sendo que sua distribuição recorrente e generalizada indica que eles constituíram o substrato da sedimentação nesses lagos alcalinos.

Considerando os objetivos deste trabalho, não é relevante discutir ou defender uma das hipóteses da gênese dos agregados de calcita, mas sim entender que estas fácies possuem texturas características, que resultam em características petrofísicas particulares (geralmente representam as melhores fácies deposicionais desta

formação) como e se isso se reflete em características mensuráveis/identificáveis nos dados utilizados no trabalho (perfis geofísicos de poços e dados sísmicos).

No final da fase pós-rifte o ambiente lacustre raso foi substituído por um ambiente marinho raso altamente evaporativo, levando à ocorrência de até 2 km de evaporitos (principalmente anidrita, halita, silvita e carnalita) da Formação Retiro (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a). Os evaporitos representam um selo estratigráfico para as grandes acumulações de hidrocarbonetos da província petrolífera pré-sal da área.

A partir do Albiano, a deposição da supersequência drifte se dá em um ambiente de contínua subsidência termal da bacia (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a). De forma síncrona à deposição dos sedimentos do Grupo Macaé, intensa movimentação e compressão ocorre na camada de sal nas regiões externas da Bacia de Campos. A movimentação de sal moldou o assoalho marinho, controlando a deposição ao criar caminhos preferenciais para as areias depositadas no Cretáceo Superior (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007a).

Uma síntese da evolução tectono-estratigráfica da seção pré-sal da área é apresentada na Figura 7. Maiores detalhes podem ser encontrados em Strugale e Cartwright (2022).

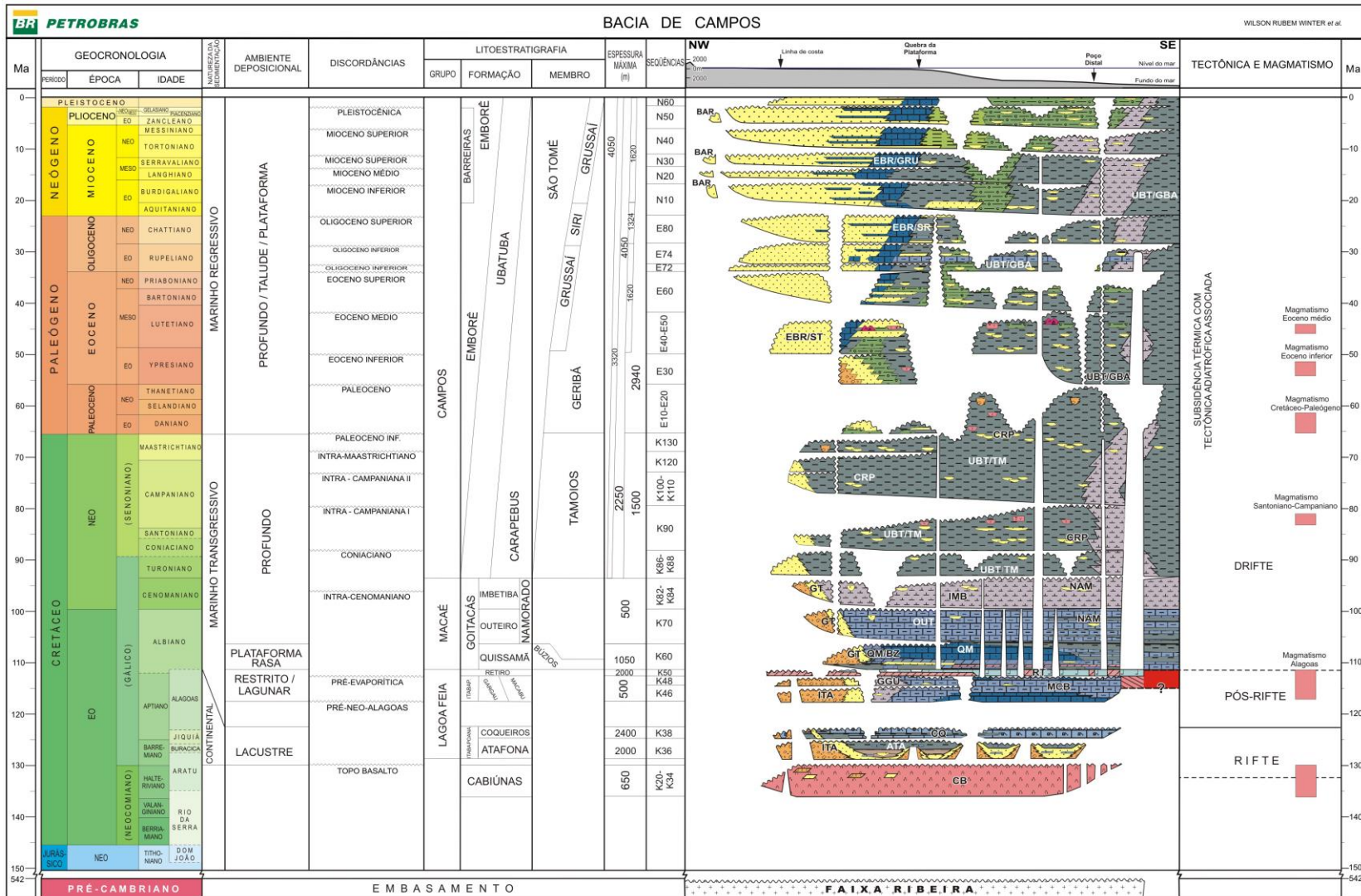


Figura 3 – Carta estratigráfica da Bacia de Campos (WINTER; JAHNERT; FRANÇA, 2007b).

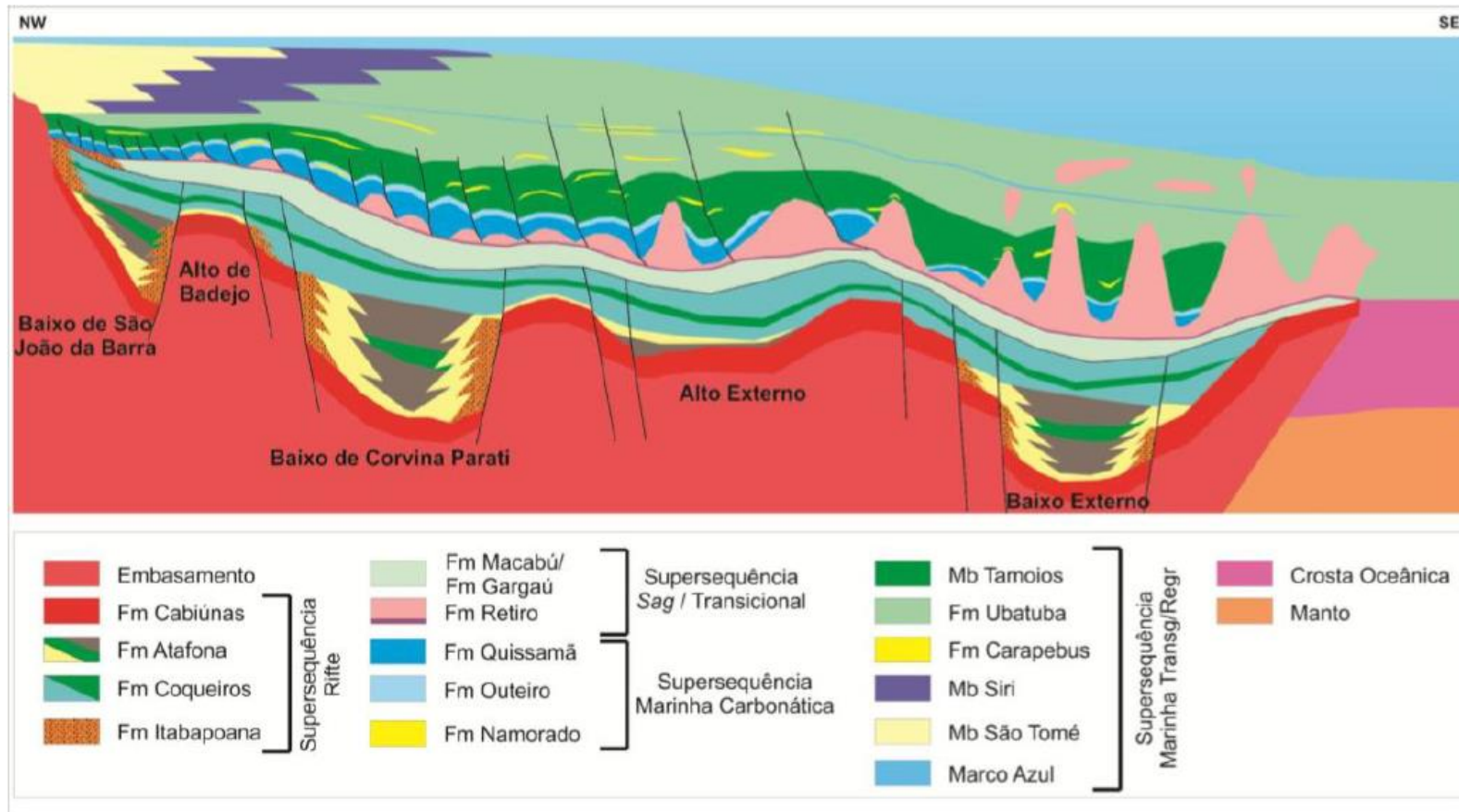


Figura 4 – Seção geológica da Bacia de Campos (BRUHN *et al.*, 2003).

PERÍODO	IDADE	GRUPO	TECTÔNICA REGIONAL (Winter et al., 2007)	SEQUÊNCIA DEPOSICIONAL (Winter et al., 2007)	LITOESTRATIGRAFIA (Winter et al., 2007)	TECTÔNICA LOCAL (Olivito; Souza, 2020)	TECTÔNICA LOCAL (Strugale; Cartwright, 2022)	DISC.	SUPERFÍCIES SÍSMICAS	UNIDADES SISMOESTRATIGRÁFICAS	
CRETÁCEO INFERIOR	Albiano	Macacé	DRIFTE	K60	Quissamã	DRIFTE	DRIFTE			-	
	Aptiano	Alagoas	PÓS-RIFTE	K50	Retiro		PÓS-RIFTE	PÓS-RIFTE (FASE II)	bSal	SAL	
				K48	Itabapoana	Gargaú		Macabu	PÓS-RIFTE (FASE I)	DPA	MCB
				K46					TRANSIÇÃO	TRANSIÇÃO	tRift
	Barremiano	Jiquiá	RIFTE	K38	Itabapoana	Coqueiros	CLÍMAX RIFTE	RIFTE (FASE II + FASE III)	bCOQ	COQ A	
				K36				Atafona	RIFTE (FASE I)		IT/AT
				Halt.		Aratu		K20-K34	Cabiúnas		
	Embasamento pré-cambriano										

Figura 5 – Diagrama estratigráfico da Bacia de Campos. Destaque na Formação Macabu, alvo do estudo. Adaptado de Winter et al. (2007b), Olivito e Souza (2020) e Strugale e Cartwright (2022).

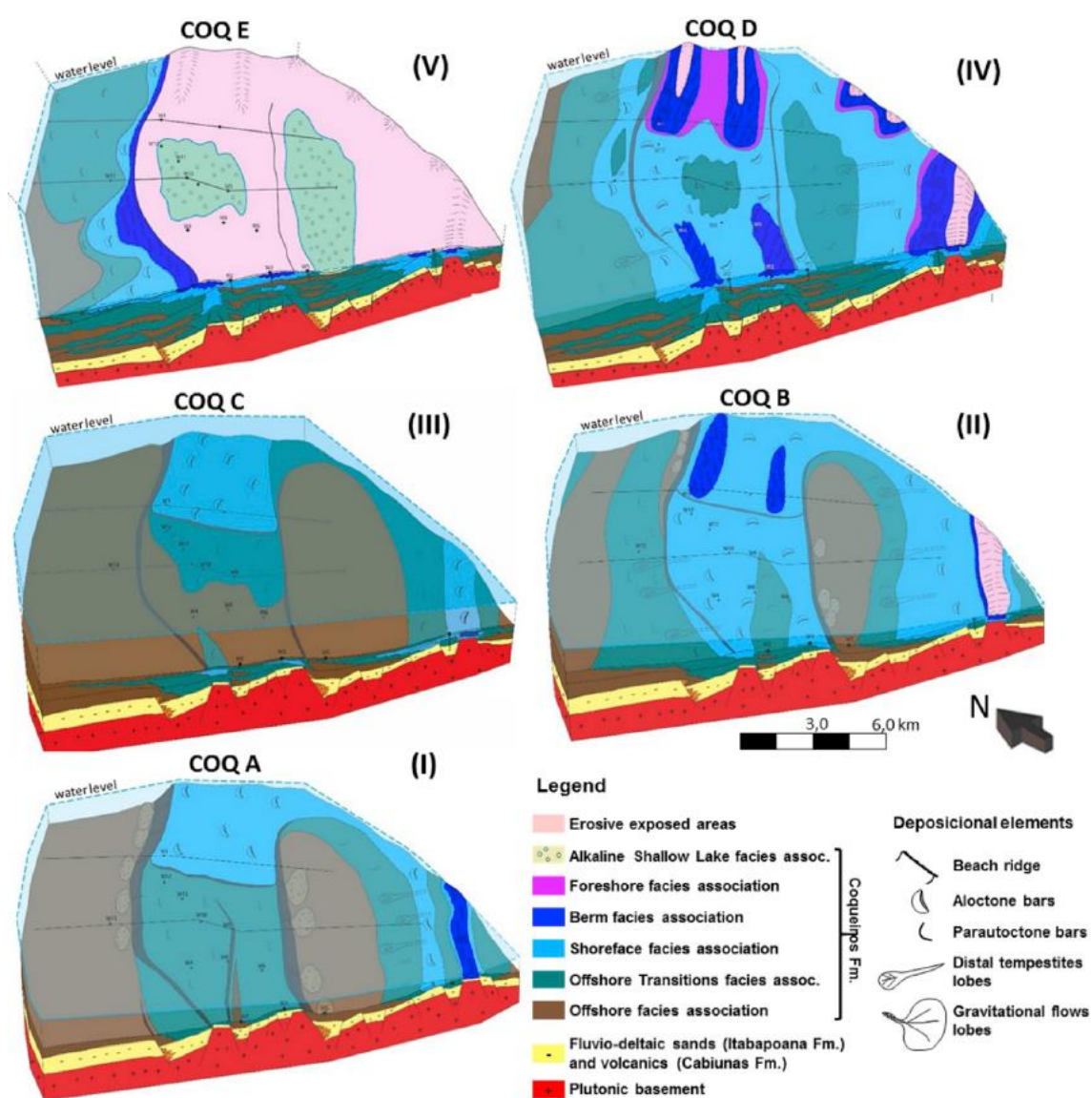


Figura 6 – Bloco diagramas apresentando as associações de fácies predominantes em cada unidade sismoestratigráfica, principais elementos deposicionais, bem como a evolução paleoambiental da Formação Coqueiros. Fonte: Olivito e Souza (2020).

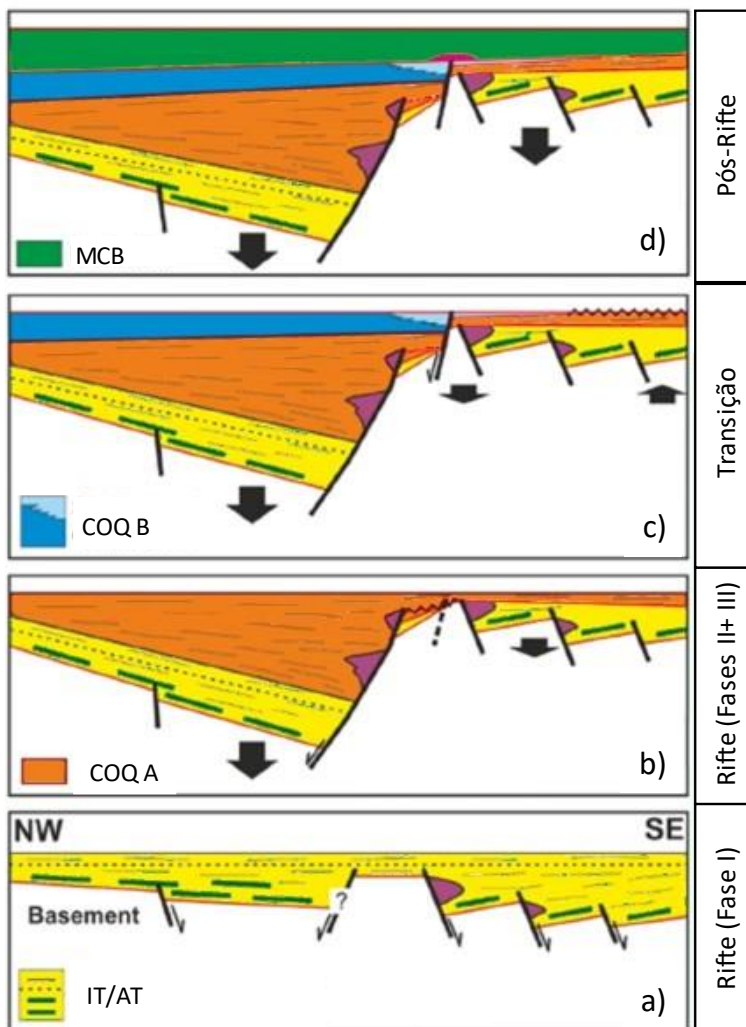


Figura 7 – Seções geológicas esquemáticas resumindo a evolução tectono-estratigráfica da seqüência do pré-sal na área de estudo. (a) Deposição das formações Cabiúna, Itabapoana e Atafona, correspondente às Fases Rife I+II de (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022), preenchendo o arcabouço inicial do embasamento. (b) Deposição dos sedimentos da Formação Coqueiros correspondentes à Fase II Rife. (c) Deposição dos sedimentos da Formação Coqueiros correspondentes à fase tectônica transicional. (d) Deposição da Formação Macabu, correspondendo à seqüência Pós-Rife. Adaptado de Strugale e Cartwright (2022).

2.3 EVOLUÇÃO DIAGENÉTICA DOS RESERVATÓRIOS DO PRÉ-SAL DA BACIA DE CAMPOS

Além da gênese complexa e com alguns aspectos ainda não totalmente compreendidos, os carbonatos do pré-sal também apresentam uma evolução diagenética complexa e heterogênea, muitas vezes associada com a focalização de fluidos hidrotermais através de sistemas de falhas e fraturas, que promoveu processos de dissolução, substituição (silicificação e dolomitização), recristalização e precipitação em diferentes graus e intensidades (LIMA *et al.*, 2020). Estudos recentes focaram nas características petrográficas e diagenéticas das formações Coqueiros e Macabu na porção norte da Bacia de Campos (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017; LIMA; DE ROS, 2019; LIMA *et al.*, 2020). Segundo Herlinger *et al.* (2017), a diagênese da Formação Macabu foi fortemente influenciada pela reatividade dos argilominerais magnesianos e sua interação com agregados esferulíticos e com crostas de calcita fascicular durante a eodiagênese. Em alguns intervalos, alterações ocorridas nas fácies originais durante a mesodiagênese estão associadas à ação de fluxo de fluidos hidrotermais (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017; LIMA; DE ROS, 2019; LIMA *et al.*, 2020). Durante este processo, as argilas foram precocemente dissolvidas ou substituídas por calcita, dolomita e sílica.

As alterações hidrotermais ocorreram de forma restrita, controlados pelo nível de fraturamento (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017). Porém, as fácies e feições deposicionais, como contatos litológicos e discordâncias, também exerceram relevantes controles sobre os padrões de distribuição resultantes dos processos diagenéticos (LIMA; DE ROS, 2019; LIMA *et al.*, 2020).

O processo de diagênese dissolveu a argila magnesiana e os esferulitos de calcita, e promoveu a geração de porosidade intrapartícula, intercrystalina, intra-agregado cristalino, lamelar e vugular, de tal forma que a porosidade predominante nestas rochas é essencialmente secundária, gerada pela dissolução de constituintes primários (LIMA; DE ROS, 2019).

Com base na análise da história térmica e de soterramento da bacia, Lima *et al.* (2020) sugerem que o hidrotermalismo está relacionado a eventos magmáticos do Cretáceo Superior (Santoniano/Campaniano), Paleoceno e/ou Eoceno que ocorreram na Bacia de Campos. O modelo de hidrotermalismo proposto por estes autores indica

que o sistema hidrotermal atuou em condições de soterramento profundo, envolvendo, provavelmente, a mistura de fluidos derivados de várias fontes (embasamento, rochas vulcânicas e manto superior), controlada principalmente por falhas e fraturas, que atuaram como canais preferenciais para a movimentação ascendente dos fluidos. Também influenciaram nas características de porosidade e de permeabilidade das fácies deposicionais, que controlaram principalmente a extensão lateral das fábricas e texturas resultantes. O hidrotermalismo, ressaltam esses autores, consiste em um fator importante na criação, ampliação e/ou obliteração de porosidade em condições de soterramento raso a profundo. O modelo proposto pode ser visualizado na representação esquemática da Figura 8.

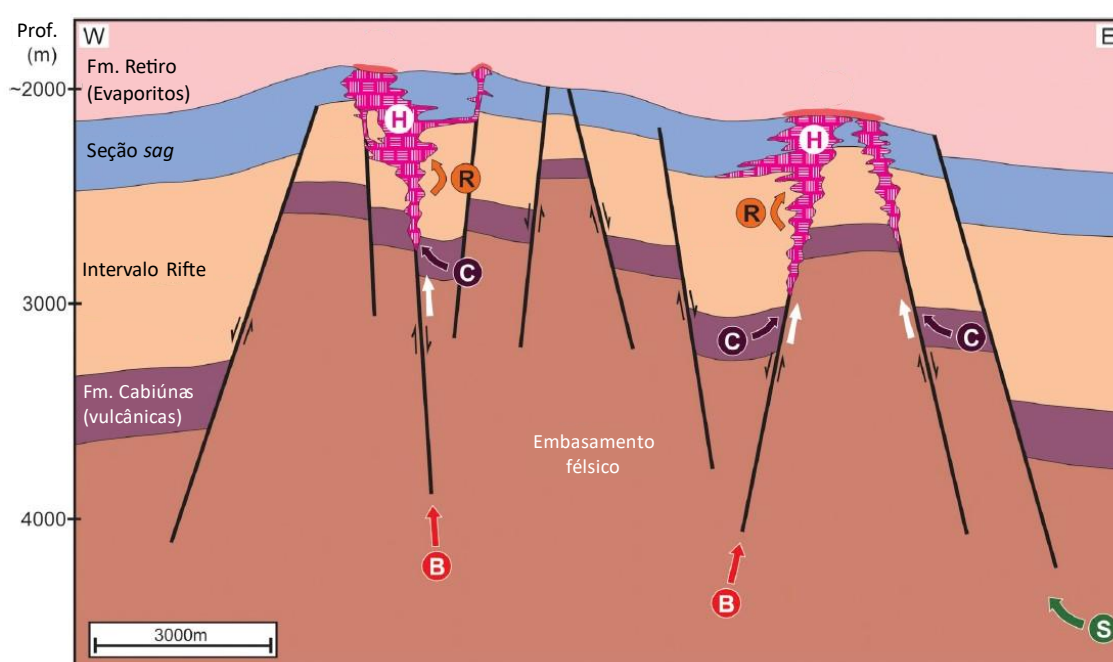


Figura 8 – Representação esquemática do sistema hidrotermal responsável pelas modificações nas características deposicionais dos reservatórios carbonáticos do pré-sal no norte da Bacia de Campos. O sistema hidrotermal provavelmente envolveu a mistura de fluidos derivados de diversas fontes: (B) embasamento Pré-Cambriano, (C) rochas vulcânicas da Formação Cabiúnas, (R) depósitos do rifte das formações Atafona e Coqueiros, e (S) serpentinização do manto superior. (H): intervalos afetados pela alteração hidrotermal, compreendendo dolomitização, silicificação e dissolução. Adaptado de Lima *et al.* (2020).

3 REVISÃO TEÓRICA

3.1 PERFIS GEOFÍSICOS DE POÇO

Um perfil geofísico de poço é um registro, feito ao longo da profundidade, de qualquer característica das formações rochosas atravessadas, através de um aparato de medição instalado no poço (SERRA, 1984). A transmissão dos dados pode ser realizada em forma de sinais analógicos ou digitais (estes últimos mais comuns nas ferramentas atuais) para a superfície.

A perfilagem geofísica desempenha um papel central no desenvolvimento bem-sucedido de reservatórios de hidrocarbonetos, e sua participação pode ser dividida em dois domínios gerais (ELLIS; SINGER, 2007): avaliação de formações e avaliação da completação. Este último é composto por um grupo diverso de medições relacionadas à qualidade do cimento, corrosão de tubulações e medições de pressões, e não é o foco desta seção.

No domínio da avaliação de formações, o objetivo básico da perfilagem geofísica é o de localizar formações portadoras de óleo e gás, avaliar a quantidade de hidrocarbonetos presente no reservatório e estimar sua capacidade de produção (ELLIS; SINGER, 2007). Para isso, são realizadas medições que estão relacionadas às propriedades físicas e químicas das rochas ao redor do poço, às propriedades do fluido saturando os espaços porosos, às propriedades do fluido que preenchem o poço, à própria construção do poço ou a alguma combinação desses fatores (KOB, 2021).

As técnicas de medição utilizadas podem ser agrupadas em duas categorias principais (SERRA, 1984): aquelas derivadas de fenômenos naturais (ou espontâneos) e aquelas que surgem de fenômenos induzidos. O primeiro grupo simplesmente utiliza um detector adequado para obter a medição; o segundo grupo requer um tipo apropriado de emissor para "estimular" uma resposta particular na formação, além de um sistema de detecção. Dentro do segundo grupo, as técnicas de medição podem ser separadas em três grupos: elétricas (englobando as técnicas que utilizam princípios magnéticos e eletromagnéticos), nucleares e acústicas (ELLIS; SINGER, 2007; KOB, 2021).

Desde seu início na década de 1920, quando basicamente consistia em medidas de condutividade elétrica para correlação entre poços, os métodos de

perfilagem de poços evoluíram muito, tanto em relação aos equipamentos de medição utilizados quanto relativo às técnicas e metodologia matemática utilizadas para extrair informações úteis das medições brutas (KOB, 2021). Atualmente são inúmeros os perfis geofísicos disponíveis, e a seguir é apresentado um resumo dos princípios, empregos potenciais e pontos de atenção dos perfis de poços utilizados neste trabalho, segundo diversos autores (SERRA, 1984, 2007; KENYON, 1997; PRENSKY; HOWARD, 2007; ELLIS; SINGER, 2007; MACDONALD *et al.*, 2012; OLIVEIRA, 2020; CARMO, 2021; KOB, 2021). Mais detalhes de cada perfil podem ser encontrados nesta bibliografia referencial.

3.1.1 Raios gama (GR)

Consiste no registro de raios gama emitidos naturalmente pelas rochas que circundam o poço. Este tipo de radioatividade é originado em processos de decaimento nuclear espontâneo de átomos instáveis como potássio (K), urânio (U) e tório (Th), presentes na formação. Considerando as litologias mais comuns, normalmente os folhelhos possuem maior radioatividade, arenitos são intermediários e carbonatos emitem baixa radiação. Por isso, é um perfil normalmente utilizado para estimar o teor de folhelhos. Entre os pontos de atenção, destaca-se que litologias específicas não argilosas podem apresentar radiação natural alta, como alguns carbonatos ricos em feldspato.

3.1.2 Porosidade neutrônica (NPhi)

Consiste no registro do fluxo de nêutrons que chegam aos receptores após serem emitidos pela fonte, atravessarem e interagirem (colidirem com átomos de massa similar) com a formação. O hidrogênio é o elemento que tem maior efeito nos nêutrons, e é encontrado principalmente nos fluidos que preenchem os poros, e por isso este perfil é utilizado para estimar a porosidade. Pode também ser utilizado para identificação de litologia (normalmente em conjunto com os perfis fator fotoelétrico e densidade). Como pontos de atenção, ressalta-se que este perfil indica porosidade total, ou seja, incluindo a porosidade não conectada. Além disso, ele precisa ser calibrado para rochas siliciclásticas ou carbonáticas, e os valores medidos também são afetados pela presença de gás.

3.1.3 Fator fotoelétrico (PEF)

Consiste no registro do efeito fotoelétrico. O efeito fotoelétrico é um dos efeitos resultantes da interação de um raio gama, emitido pela fonte da ferramenta, com um átomo do material. Nesse processo, o raio gama incidente transfere sua energia para um elétron conectado. Se a energia do raio gama incidente for suficiente, o elétron é ejetado do átomo e começa a interagir com o material adjacente. Normalmente, o elétron ejetado é substituído por outro elétron com a emissão de energia eletromagnética (raio X de fluorescência característica) cuja intensidade depende do número atômico (z) do material. Quanto mais complexo for o átomo, maior seu fator fotoelétrico. É adimensional ou expresso em *barns/elétron*. Como fluidos não possuem z complexos, o efeito da porosidade sobre a resposta do perfil é mínimo, por isso o perfil de fator fotoelétrico se torna um bom identificador de litologias (normalmente utilizado em conjunto com os perfis porosidade neutrônica e densidade). Um ponto de atenção é que reboco e a distância entre a ferramenta e a formação podem afetar fortemente a medição.

3.1.4 Densidade (RHOB)

Assim como o fator fotoelétrico, este perfil é baseado na medição de um efeito da interação de raios gama emitidos pela fonte com o material da formação, neste caso, o efeito *Compton*. A energia inicialmente emitida pela fonte interage com a formação, sofrendo atenuação (decaimento) e espalhamento de energia, que são detectados pelos sensores da ferramenta. A partir destas medidas, é possível calcular a densidade eletrônica, que por sua vez é utilizada para calcular a densidade volumétrica (*bulk*) da formação. O perfil de densidade é geralmente utilizado para identificação litológica, em conjunto com os perfis de porosidade neutrônica e fator fotoelétrico. Assim como no caso do perfil de fator fotoelétrico, a presença de reboco e a distância entre a ferramenta e a formação podem afetar fortemente a medição.

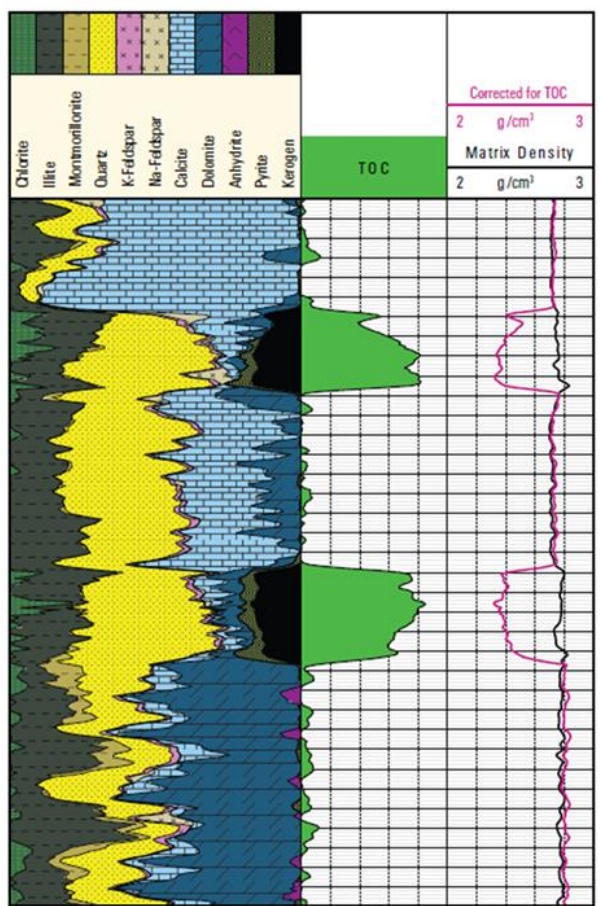
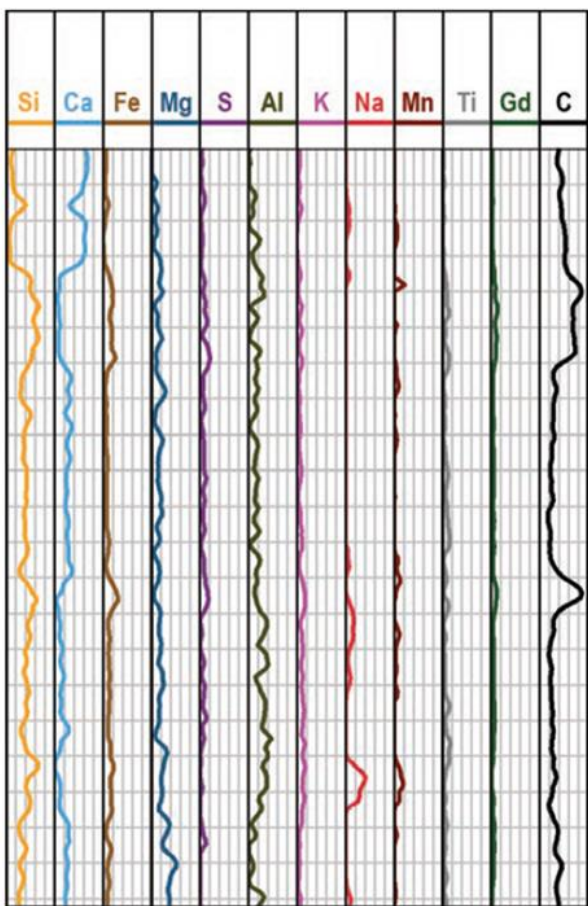
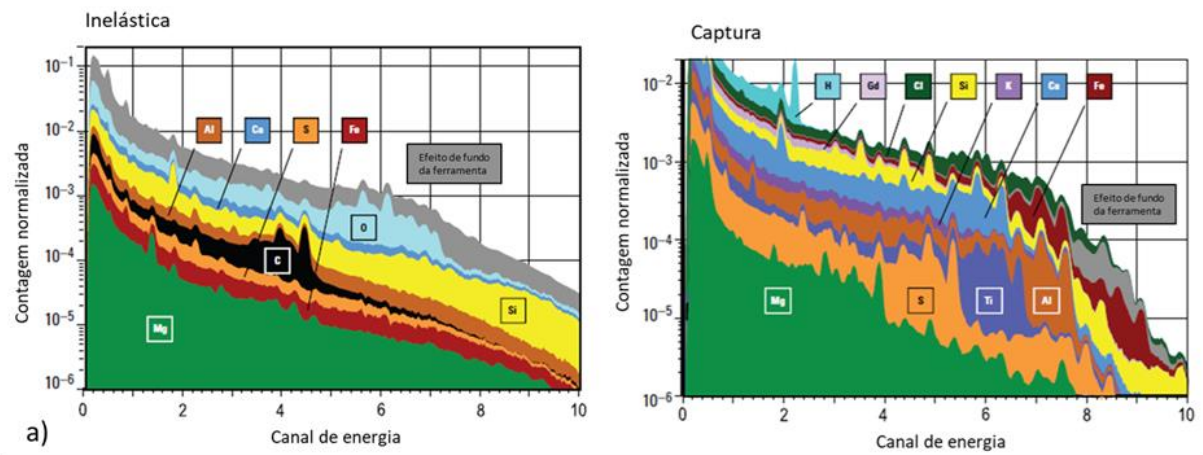
3.1.5 Perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES)

São ferramentas complexas, cujas medições são baseadas em qualquer uma das quatro principais formas de interações entre nêutrons emitidos pela fonte e os

núcleos das formações: dispersão elástica de nêutrons, dispersão inelástica de nêutrons, reações rápidas de nêutrons e captura de nêutrons.

Desde a década de 1970, quando eram de grandes dimensões, com tempo de medição muito prolongado e que só permitiam simples identificações como salinidade da formação, este tipo de ferramenta evoluiu muito, chegando às mais modernas, que são compactas e permitem um detalhamento quantitativo da mineralogia, avaliação petrofísica das propriedades da matriz, e a obtenção de estimativas de concentração relativa ou absoluta de diferentes elementos como Carbono (C), Cálcio (Ca), Ferro (Fe), Magnésio (Mg), Enxofre (S), Alumínio (Al), Silício (Si) e Potássio (K), a partir de modelagens probabilísticas.

O mecanismo básico de funcionamento, de uma das ferramentas comerciais deste tipo, consiste na emissão de pulsos de nêutrons de alta energia pela fonte, que interagem com núcleos de diferentes elementos, que por sua vez emitem raios gama característicos. A ferramenta faz a medição separada dos espectros inelásticos e de captura, que em seguida são decompostos em uma combinação linear de espectros padrão de elementos individuais (Figura 9 (a)). Os coeficientes dessa combinação são convertidos em frações de peso elementar usando um modelo de óxidos geoquímicos modificado ou a partir de uma abordagem de inversão, e podem ser visualizados na forma de perfis (Figura 9 (b)). A sensibilidade de determinados elementos a tipos específicos de interação auxilia a interpretação e na precisão do método, como, por exemplo, o Carbono (C) e o Magnésio (Mg), que são mais sensíveis ao espalhamento inelástico. A interpretação pode ser realizada em função da análise das frações elementares, a partir das quais se determina mineralogia, propriedades da matriz e teor de carbono (Figura 9 (c)). Entre os pontos de atenção, destaca-se que a obtenção da concentração absoluta dos elementos depende da definição da mineralogia e de modelos como o *oxide-closure*, por isso tem incertezas associadas que devem ser consideradas. Além disso, a qualidade dos dados pode ser bastante afetada pelas condições do poço.



b)

c)

Figura 9 – Esquema de funcionamento de ferramentas de espectroscopia elementar induzida por nêutrons. a) exemplo de elementos do espectros inelástico e de captura. b) frações elementares apresentadas como perfis. c) Intepretação das frações elementares em termos de mineralogia e carbono orgânico total. Adaptado de Schlumberger (2017).

3.1.6 Perfis de ressonância nuclear magnética (NMR)

Esta técnica consiste em submeter a formação à um campo magnético que polariza os prótons. Os prótons são em seguida manipulados a partir da oscilação do campo magnético, de modo que sua relaxação possa ser observada/medida. Sequências de pulsos do campo magnético são utilizadas para gerar uma série chamada de ecos de *spin*, e a ferramenta de NMR mede a amplitude destes em função do tempo, gerando os chamados *trens* de ecos de *spin*. Outros parâmetros, como o tempo de relaxação longitudinal (T_1), o tempo de relaxação transversal (T_2) e a difusividade (D) podem ser derivados a partir da medida bruta inicial.

Uma das aplicações mais comuns da perfilagem NMR é a determinação da porosidade independente da litologia. A independência da litologia é a grande vantagem deste tipo de perfil em relação às medições convencionais de porosidade, como derivadas dos perfis acústicos, de densidade, neutrônico e resistividade, que respondem tanto às propriedades da matriz da rocha quanto às do fluido, e que são fortemente dependentes da mineralogia. No caso da NMR, as medições respondem à presença de prótons de hidrogênio, e esses decorrem principalmente nos fluidos dos poros, por isso a NMR responde efetivamente ao volume, composição, viscosidade e distribuição desses fluidos (ou seja, óleo, gás e água). Os perfis de NMR fornecem, portanto, informações sobre as quantidades de fluidos presentes, as propriedades desses fluidos e os tamanhos dos poros que contêm esses fluidos. A partir dessas informações, é possível inferir ou estimar o volume (porosidade) e a distribuição (permeabilidade) do espaço poroso da rocha, a composição da rocha, o tipo e a quantidade de hidrocarbonetos fluidos e a produtividade dos hidrocarbonetos. Essa discriminação é baseada em valores de corte na distribuição do tempo de relaxação T_2 , um dos parâmetros medidos pela ferramenta. As porosidades estimadas são independentes da litologia e são separadas em termos de quantidades associadas à argila (*clay bound water*), à capilaridade (*capillary-bound water*) e aos fluidos livres. A média logarítmica da distribuição T_2 (T_{2LM}) é utilizada para estimar o tamanho médio dos poros. A Figura 10 ilustra esquematicamente os parâmetros de corte da distribuição de T_2 associados com os diferentes tipos de fluidos no espaço poroso e as relações entre estes e os tipos de porosidades (total, efetiva e fluido livre) determinadas a partir do perfil de NMR.

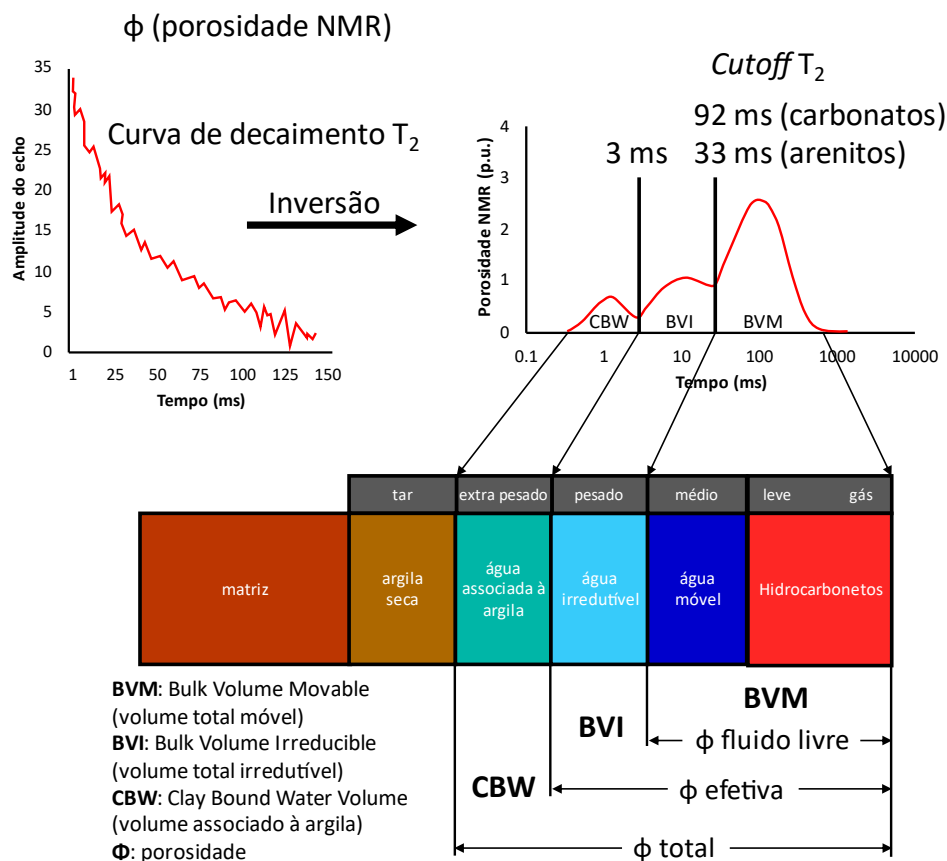


Figura 10 – Modelo 1D de porosidade NMR: partição do espectro de T_2 . Adaptado de (ROMERO; RINCÓN, 2016).

Outro perfil derivado da NMR é o que determina o tamanho médio de poros, gerado a partir do cálculo da média logarítmica do tempo T_2 . Como ponto de atenção para os perfis de NMR, ressalta-se a transformação da amplitude do *trem* de eco *spin* em unidades de porosidade depende de um processo de calibração, e a acurácia desta calibração é afetada por parâmetros da ferramenta (como tempo de polarização, espaçamento entre os pulsos) e por parâmetros da formação, como o número de núcleos de hidrogênio.

3.1.7 Perfis acústicos (DTp e DTs)

Os perfis sônicos consistem em uma fonte que emite ondas compressoriais (DTp) ou cisalhantes (DTs) que viajam pela formação até chegarem aos receptores. A grandeza medida é o tempo de trânsito, que pode ser convertida para velocidade. As principais utilizações deste tipo de perfil são a amarração poço-sísmica, identificação de litologias, estimativa de porosidade e identificação de gás. Especial

atenção deve ser considerada no processo de amarração sísmica-poço por conta da diferença de escala e na física das aquisições, que podem provocar diferenças entre a medição de tempo de trânsito sísmico e de poço.

3.2 ELETROFÁCIES

O termo “eletrofácies” foi cunhado por Serra e Abbot (1982). Eletrofácies são definidas como um conjunto de respostas de perfis de poços que refletem características físicas e composicionais de uma unidade litológica e permitem que esse intervalo estratigráfico seja correlacionado ou diferenciado de outros (DAVIS, 2018).

Não existe um procedimento padrão para definição de eletrofácies. Diferentes abordagens são sugeridas na literatura, e a maioria dos *softwares* comerciais possuem funções específicas para cálculo de eletrofácies (DAVIS, 2018). Tradicionalmente, a classificação de eletrofácies era realizada visualmente por um petrofísico especialista com ampla experiência geológica (EMELYANOVA *et al.*, 2017). Porém, este tipo de abordagem depende especialmente da obtenção de amostras de rochas para identificação de fácies, processo que é muito custoso, especialmente no caso de campos de petróleo marítimos. Além disso, a descrição visual é demorada e baseada em interpretações subjetivas como gênese do sedimento ou inferências sobre ambientes deposicionais.

Atualmente, vários métodos de aprendizagem de máquina têm sido aplicados para classificação automatizada de eletrofácies, a fim de fornecer uma quantificação eficiente, objetiva e sem vieses das variações litológicas a partir de perfis geofísicos (EMELYANOVA *et al.*, 2017). Dentre as diversas abordagens possíveis, as mais utilizadas para classificação de eletrofácies são as que incluem análise de componentes principais, análise de agrupamento (*clustering*), e análise discriminante (DAVIS, 2018).

3.3 MÉTODOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Os primeiros algoritmos de inteligência artificial e aprendizagem de máquina remontam à década de 1950, mas o interesse neste tema aumentou de forma exponencial nas últimas décadas, quando se experimentou mais investimentos, avanços e soluções comerciais baseadas em aprendizagem de máquina. Este avanço

recente foi possível principalmente devido a melhorias na performance dos computadores, ao avanço da computação em nuvem, a redução do custo de armazenagem de grandes quantidades de dados (*big data*) e a democratização dos algoritmos disponíveis (HURWITZ; KIRSCH, 2018).

Inteligência artificial (*artificial intelligence*), aprendizagem de máquina (*machine learning*), aprendizagem profunda (*deep learning*) e redes neurais artificiais (*artificial neural networks*) são termos que ganharam popularidade recentemente, e que são muitas vezes utilizados de forma indiscriminada, até mesmo como sinônimos. Porém, embora sejam termos relacionados, existem importantes diferenças entre eles. De forma direta, a aprendizagem de máquina é um subcampo da inteligência artificial; redes neurais artificiais são um subcampo da aprendizagem de máquina e são muito associadas aos algoritmos de aprendizagem profunda (Figura 11 (a)).

O termo aprendizagem de máquina pode ser definido como métodos computacionais (algoritmos) que usam a experiência para melhorar o desempenho ou para fazer previsões mais precisas. Neste contexto, “experiência” refere-se às informações anteriores disponíveis, normalmente na forma de dados coletados e disponibilizados em formato digital para análise (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018). Em outras palavras, aprendizagem de máquina é um ramo da inteligência artificial que permite que um sistema aprenda com os dados, e não por meio de programação específica (HURWITZ; KIRSCH, 2018).

No universo da interpretação geológica e geofísica, lidar com muitas fontes e com grandes volumes de informações é uma tarefa diária. Neste contexto, a aprendizagem de máquina tem muitas utilidades e potenciais aplicações, devido à capacidade destes algoritmos de trabalhar grandes quantidades de informações de diferentes fontes, identificando padrões e tendências que podem não ser facilmente detectados por humanos de forma rápida e eficiente. Existem duas abordagens básicas nos algoritmos de aprendizagem de máquina: aprendizagem supervisionada e aprendizagem não supervisionada (Figura 11 (b)).

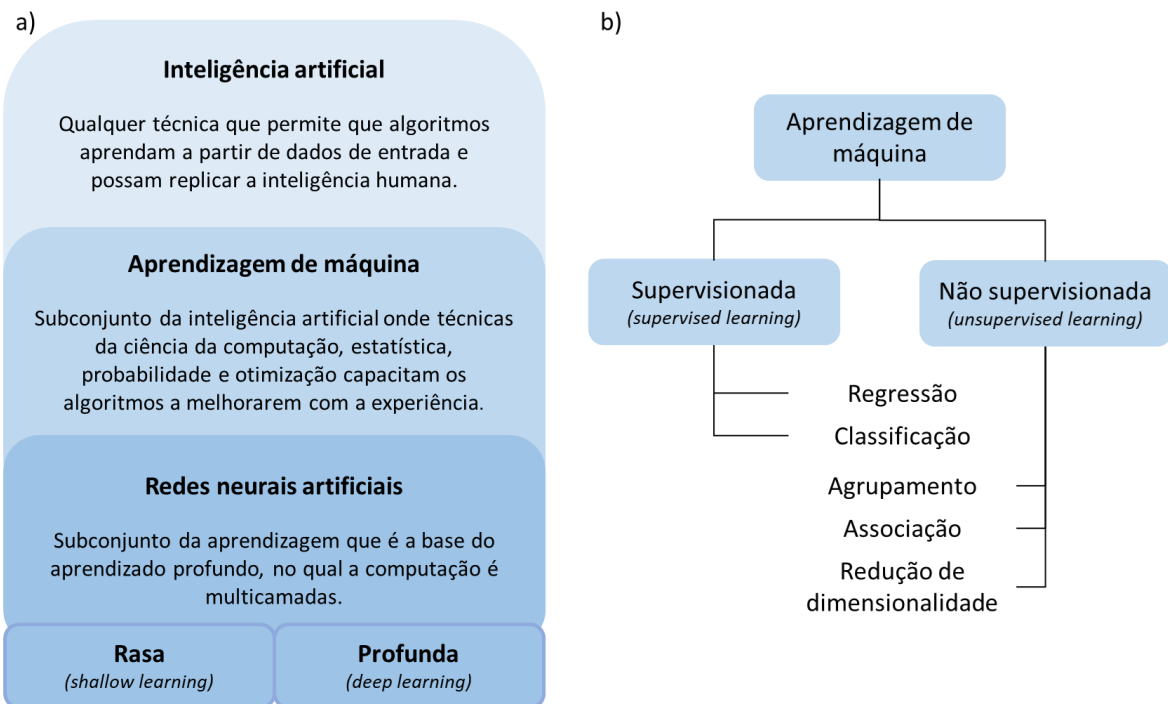


Figura 11 – Agrupamentos de abordagens de Inteligência Artificial. a) Inteligência artificial, aprendizagem de máquina e redes neurais rasas e profundas. b) Aprendizagem de máquina supervisionada e não supervisionada e principais tarefas associadas.

3.3.1 Aprendizagem supervisionada

A aprendizagem supervisionada (*supervised learning*) é uma técnica na qual um modelo é treinado considerando dados rotulados para aprender a prever um resultado específico. Os dados rotulados consistem em exemplos de entrada e de saída, o que significa que o modelo pode aprender a associar as características de entrada com as saídas corretas. Uma vez que o modelo tenha sido treinado, ele pode ser utilizado para prever a saída a partir de novos dados de entrada, com base no que foi aprendido durante o treinamento. Este tipo de técnica é associado principalmente com problemas de classificação e regressão (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018).

Como exemplos de algoritmos de aprendizagem supervisionada, pode-se citar: regressão linear, árvores de decisão, *K-nearest neighbours* (KNN), *support vector machines* (SVM), *random forest*, *naive bayes*, algumas implementações de redes neurais artificiais.

3.3.2 Aprendizagem não supervisionada

Neste tipo de técnica, o modelo não utiliza dados rotulados, sem uma saída específica para respeitar. O objetivo é encontrar padrões ou estruturas nos dados que possam ser considerados para fins como agrupamento, associação ou redução de dimensionalidade (Figura 11 (b)). Ao contrário da aprendizagem supervisionada, o modelo não recebe informações sobre quais são as saídas corretas, mas tenta identificar a estrutura inerente dos dados por conta própria. Uma vez que, em geral, nenhum exemplo rotulado está disponível nessa configuração, pode ser difícil avaliar quantitativamente o desempenho do algoritmo (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018).

Agrupamento é a técnica de separar o dado em grupos, particionando os dados em uma série de subgrupos homogêneos, baseado em suas similaridades e diferenças.

Associação é a técnica que utiliza relações entre as variáveis para prever interesses. É utilizada principalmente em algoritmos que analisam informações de compras de consumidores, de modo a sugerir novas compras baseadas nas realizadas.

Redução de dimensionalidade é uma técnica de aprendizagem que diminui a dimensionalidade dos dados, preservando as principais propriedades da representação inicial.

Como exemplos de algoritmos de aprendizagem não supervisionada, podemos citar: *K-means*, *Self-Organizing Maps* (SOM), análise de componentes principais (PCA), *autoencoders* e algumas implementações de redes neurais artificiais.

3.3.3 Redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais fazem parte do grupo de algoritmos de aprendizagem de máquina e estão muito associadas aos algoritmos de aprendizagem profunda (Figura 11 (a)). São modelos matemáticos e computacionais inspirados na estrutura e funcionamento do cérebro humano.

O neurônio biológico é composto por três partes principais: os dendritos, o soma e o axônio. Os dendritos recebem os sinais de entrada, o soma (corpo celular) processa os dados de entrada e ativa um sinal de saída. O axônio transmite os sinais

de saída e distribui a outros neurônios pelas sinapses localizadas nos terminais axônios (VAN DER BAAN; JUTTEN, 2000) (Figura 12 (a)).

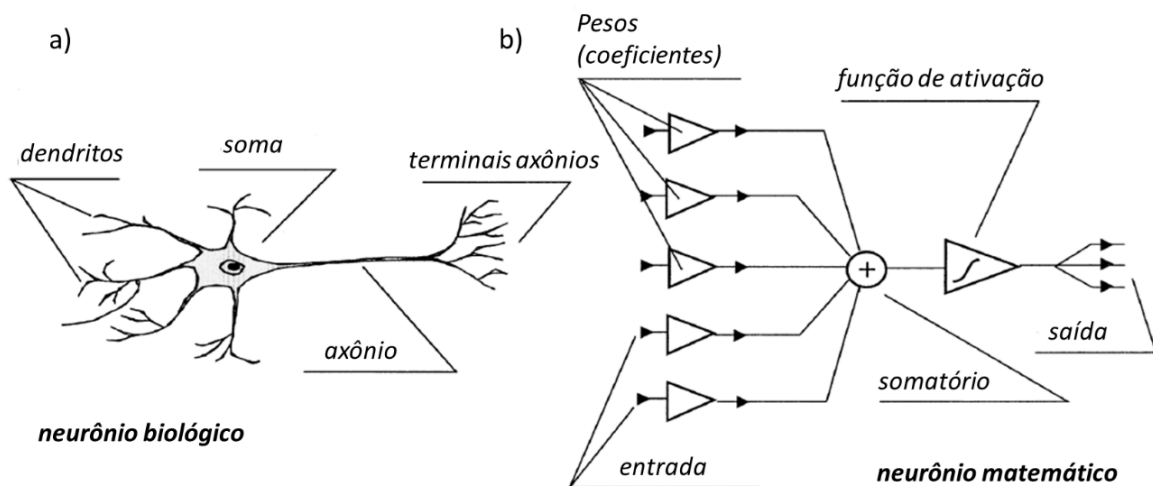


Figura 12 – Neurônios biológico e matemático. O neurônio matemático (b) é inspirado no neurônio biológico (a). Adaptado de Van der Baan e Jutten (2000).

O neurônio matemático (chamado de nó, *neuron* ou *perceptron*) também possui três partes principais: a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas, e uma camada de saída. Os dados são apresentados na camada de entrada; nas camadas ocultas, cada entrada é modificada a partir da multiplicação por pesos (coeficientes), que indicam a sua influência na saída da unidade; a soma ponderada de suas entradas alimenta uma função de transferência não linear (função de ativação) que gera o dado de saída (VAN DER BAAN; JUTTEN, 2000; SHANMUGANATHAN; SAMARASINGHE, 2016) (Figura 12 (b)).

O processo de aprendizado nas redes neurais é realizado de forma iterativa, através da repetição do processo de entradas e de saídas, utilizando um subconjunto dos dados de entrada (dados de treinamento). No aprendizado supervisionado, a rede é treinada utilizando exemplos rotulados, ou seja, exemplos em que já se sabe a resposta correta. A partir desses exemplos, a rede ajusta seus pesos para minimizar o erro entre a saída produzida pela rede e a saída desejada. Esse ajuste dos pesos é realizado por meio de algoritmos de otimização, sendo o mais comum o de retropropagação (*backpropagation*) do erro. A retropropagação permite que a rede aprenda a representar a relação entre as entradas e as saídas esperadas, de modo que ela possa generalizar para novos exemplos de entrada que não foram vistos

durante o treinamento (VAN DER BAAN; JUTTEN, 2000; SHANMUGANATHAN; SAMARASINGHE, 2016).

Este processo de aprendizado é repetido diversas vezes, até que a rede neural seja capaz de produzir saídas precisas para os exemplos de treinamento. É importante lembrar que o objetivo do treinamento é fazer com que a rede neural generalize para novos exemplos, ou seja, seja capaz de produzir saídas precisas para entradas que não foram observadas durante o treinamento, por isso deve-se evitar um ajuste muito grande da rede aos exemplos de treinamento (*overfitting*).

Já no aprendizado não supervisionado, a rede é treinada utilizando exemplos não rotulados e o objetivo é encontrar padrões ou estruturas nos dados de entrada. Nesse caso, a rede ajusta seus pesos com base em critérios como maximização da entropia ou minimização da distância entre as entradas. O processo de ajuste dos pesos é repetido até que um critério de parada seja alcançado, como um número máximo de iterações ou redução mínima de dimensionalidade (VAN DER BAAN; JUTTEN, 2000; SHANMUGANATHAN; SAMARASINGHE, 2016).

Outro ponto importante em relação aos algoritmos de redes neurais artificiais é a forma como os neurônios da rede se organizam e se interconectam. Esse arranjo é chamado de **arquitetura** ou **topologia** da rede neural artificial. Existem diversas arquiteturas de redes neurais (Figura 13), cada uma com características e aplicações específicas (SARAIVA, 2022). A complexidade das arquiteturas de redes neurais varia com o número de camadas, a quantidade de neurônios em cada camada e os tipos de conexões entre eles. O termo aprendizagem profunda é geralmente utilizado quando há várias camadas ocultas em uma rede neural, o que permite que essas aprendam representações hierárquicas cada vez mais complexas dos dados.

Uma das arquiteturas mais simples é a rede neural *perceptron* de camada única ("P" na Figura 13), que é composta apenas por uma camada de neurônios de entrada e uma camada de neurônios de saída. A informação se move somente em uma direção – a partir dos nós da camada de entrada, através das camadas ocultas até os nós de saída.

3.3.3.1 *Multilayered Perceptron* (MLP)

O *Multilayered Perceptron* (MLP) é uma dos tipos mais comuns de rede neural, comumente utilizada para tarefas de classificação e regressão. Possui arquitetura

do tipo *feed forward* (“FF” na Figura 13), com duas ou mais camadas ocultas. Podem ser utilizadas para tarefas que necessitem de aprendizagem de máquina supervisionada ou não supervisionada (VAN DER BAAN; JUTTEN, 2000; SHANMUGANATHAN; SAMARASINGHE, 2016).

É uma extensão da topologia *Perceptron* simples (“P” na Figura 13), que é um tipo de rede neural de camada única. Porém, o MLP pode modelar funções mais complexas que o *Perceptron* simples, graças à inclusão de camadas ocultas. No MLP, as transformações matemáticas aplicadas às entradas através das camadas ocultas são geralmente lineares, seguidas de uma função de ativação não-linear. A combinação de transformações lineares seguidas de uma função de ativação não-linear permite que a rede neural modele relações complexas entre as entradas e as saídas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016).

O aprendizado no MLP envolve duas etapas principais: o *feed forward* e retropropagação do erro (*backpropagation error algorithm*). Na etapa de *feed forward*, as informações são propagadas da camada de entrada, através das camadas ocultas, até a camada de saída, na qual a rede produz um resultado. Em geral, as transformações matemáticas aplicadas às entradas através das camadas ocultas são lineares, seguidas de uma função de ativação não-linear. A combinação de uma transformação linear seguida de uma função de ativação não-linear permite que a rede neural modele relações complexas entre as entradas e as saídas. Na etapa de retropropagação do erro, o erro entre a saída produzida pela rede e a saída desejada é propagado de volta através da rede, permitindo que os pesos sinápticos sejam ajustados.

3.3.3.2 *Self Organizing Maps* (SOM)

O algoritmo “*Self Organizing Maps*” (SOM), também conhecido como “*Kohonen Maps*” ou ainda como “*Kohonen Self Organizing Maps*” é uma técnica de aprendizagem não supervisionada na área de redes neurais artificiais, desenvolvida por (KOHONEN, 1982). O SOM utiliza arquitetura do tipo Kohonen (“KN” na Figura 13), com apenas duas camadas, uma de entrada e uma de saída.

Ao contrário da maioria das outras redes neurais, no SOM as camadas de entrada e de saída estão diretamente conectadas. Não existem camadas ocultas, e cada neurônio da camada de saída está densamente conectado a todos os neurônios

na camada de entrada (Figura 14), possuindo diferentes valores de peso (ASAN; ERCAN, 2012; KOHONEN, 2013).

Outra diferença do SOM em relação a outras redes neurais é que o aprendizado não se dá por retropropagação, mas sim por uma técnica chamada aprendizado competitivo (*competitive learning*). Este tipo de técnica é baseado em três processos (ASAN; ERCAN, 2012): competição, cooperação e adaptação. A Figura 15 ilustra os principais estágios da técnica em um exemplo ilustrativo, com entrada e saída bidimensionais.

A partir de um estágio inicial (Figura 15 (a)), os neurônios da camada de saída competem entre si para serem ativados, e o processo competitivo é baseado na busca pelo neurônio mais similar ao padrão de entrada. A similaridade pode ser medida de várias maneiras, sendo a distância euclidiana a mais comumente empregada. O neurônio com a menor distância ao sinal de entrada torna-se o *best matching unit* (BMU) (Figura 15 (b)).

Como o SOM é uma representação topográfica, na qual neurônios próximos no espaço de saída representam entradas com propriedades semelhantes, após a competição e escolha do BMU, os neurônios vizinhos mais próximos do vencedor também são selecionados por uma função para serem nós que irão cooperar com o aprendizado (Figura 15 (c)). Então, tem início a fase de adaptação (Figura 15 (d)), quando o BMU e seus vizinhos selecionados ajustam seus pesos. O efeito do aprendizado é mover o peso dos neurônios vencedores e vizinhos para mais perto do padrão da entrada. Esse processo é repetido iterativamente, até que todos os nós da camada de entrada sejam considerados e o algoritmo consiga localizar os centroides dos agrupamentos naturais do dado (Figura 15 (e)).

A mostly complete chart of Neural Networks

©2019 Fjodor van Veen & Stefan Leijnen asimovinstitute.org

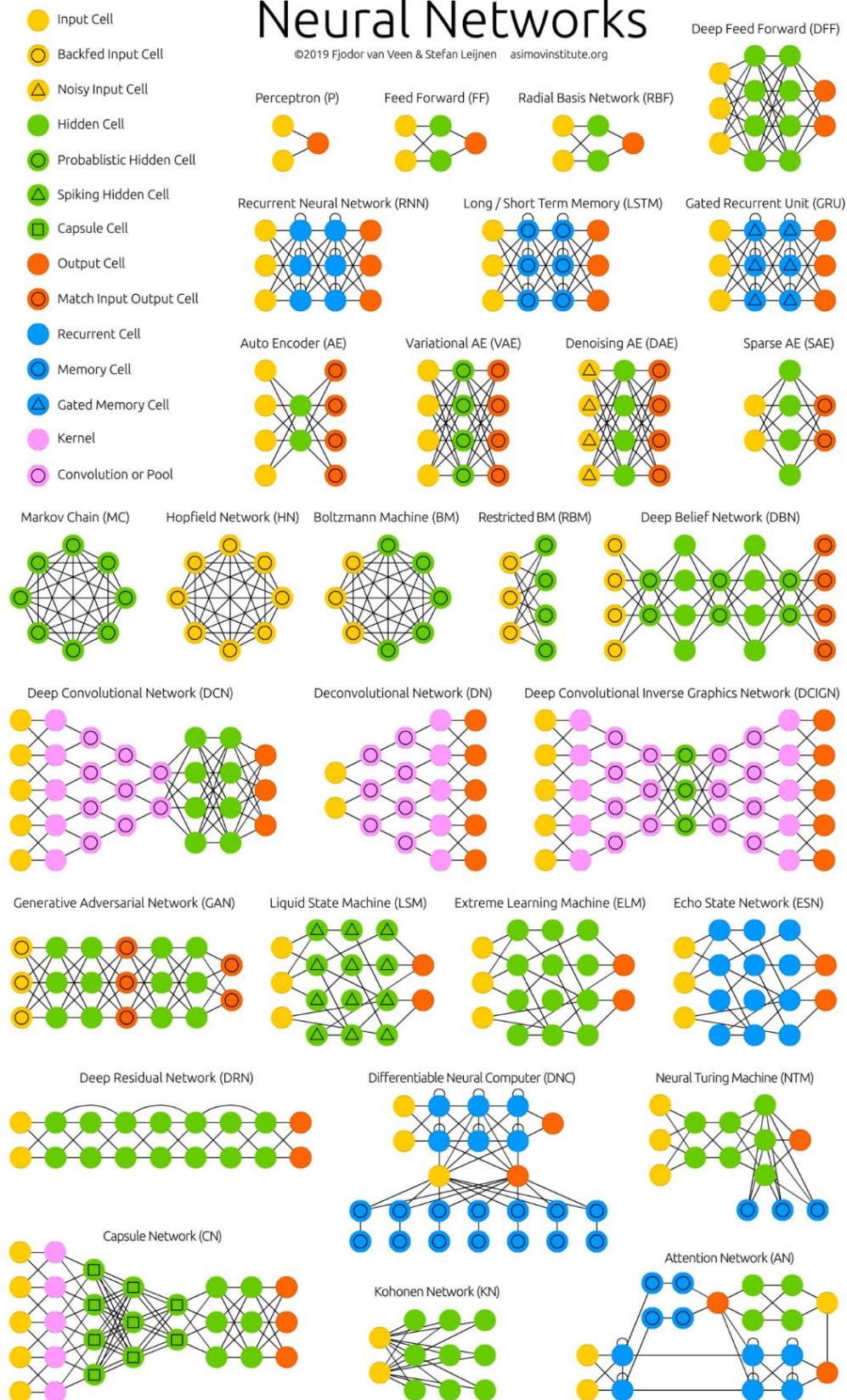


Figura 13 – Diagrama de topologias das redes neurais (VEEN; LEIJNEN, 2016).

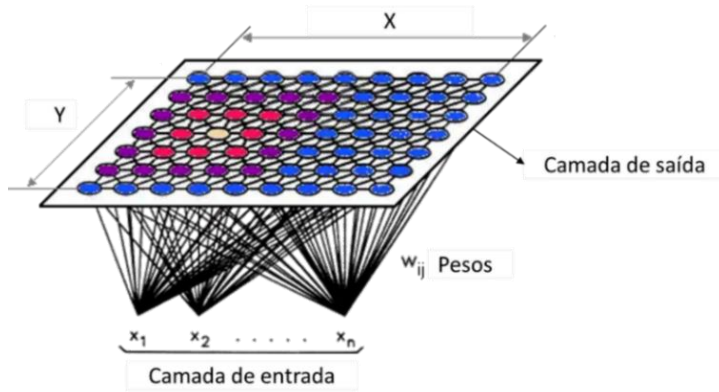


Figura 14 – Topologia da rede Kohonen. Adaptado de (RALHAN, 2018).

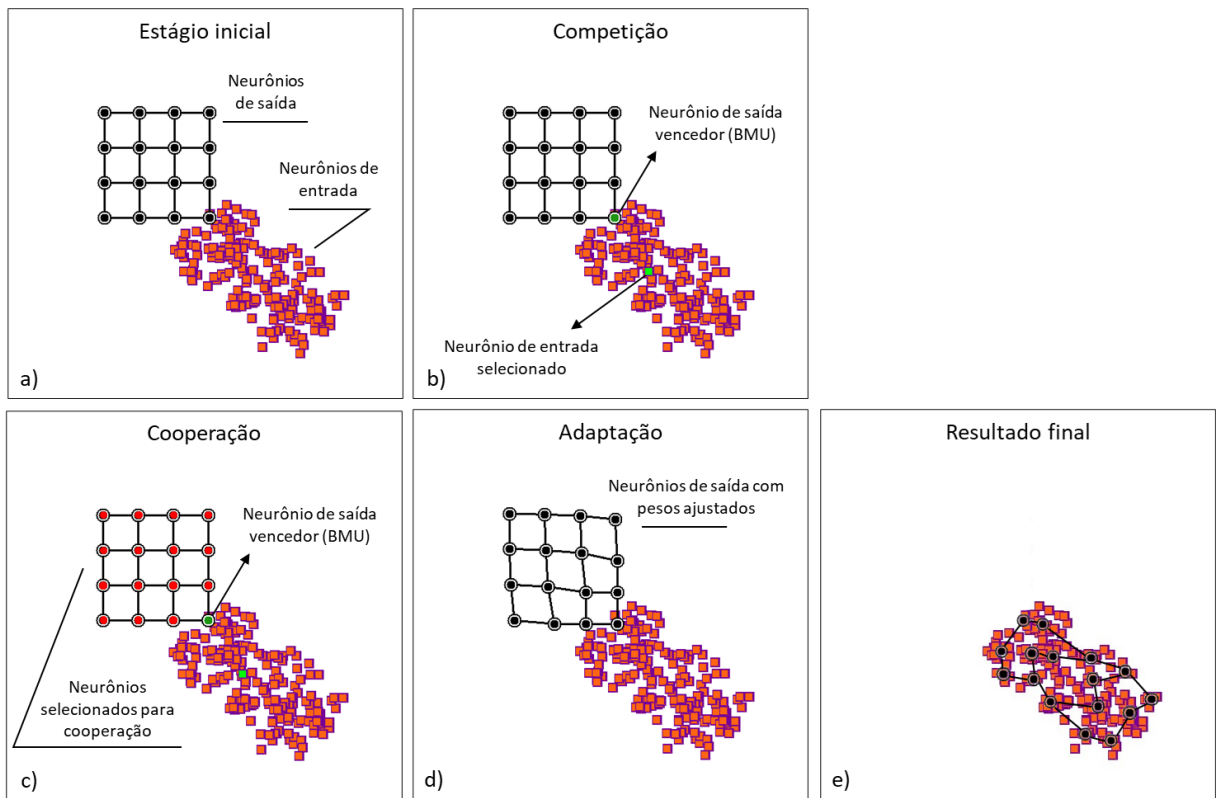


Figura 15 – Etapas do treinamento do SOM. Adaptado de (WIKIPEDIA, 2014).

Até aqui, se apresentou uma visão geral da técnica SOM. Desde sua proposição inicial por Kohonen (1982), foram desenvolvidas várias variações do SOM para atender a diferentes necessidades e contextos de aplicação. No universo da aplicação do SOM para classificação não supervisionada de fácies sísmicas, uma possível utilização deste algoritmo é para a classificação de formas de onda, na qual as amostras de amplitude dos traços sísmicos formam os vetores de entrada.

O raciocínio por trás da utilização deste algoritmo para classificação de fácies sísmicas está no fato de que mudanças no ambiente de deposição, litologia e fluido presente nas rochas dão origem a alterações na amplitude, fase e frequência do dado sísmico. A partir da classificação de “formas de onda” podemos ter um conhecimento indireto da geologia do subsolo e das heterogeneidades do reservatório (ROY; MATOS; MARFURT, 2010). Em outras palavras, estratigrafia semelhante resulta em formas de onda semelhantes e pontos no espaço N-dimensional que se “agrupam”. O algoritmo SOM localiza os centroides desses agrupamentos e organiza-os de forma que agrupamentos semelhantes sejam ser mapeados para cores semelhantes. Além disso, o SOM transforma um espaço de entrada de alta dimensão complexo em um espaço de saída discreto de baixa dimensão (tipicamente bidimensional), preservando os relacionamentos (ou seja, a topologia) dos dados de entrada (ASAN; ERCAN, 2012).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 MATERIAIS

Para realização deste trabalho foram utilizados dados sísmicos e de poços. O dado sísmico é derivado de duas aquisições sísmicas do tipo *streamer*, realizadas pela empresa *PGS Geophysical* e que cobriram a área de interesse do estudo de forma adjacente em 2005 e 2010 (Figura 16 (a)). A direção destas duas aquisições foi Leste-Oeste, com os seguintes parâmetros: duas fontes, comprimento de cabos (lanço) de 6 km (2005) e 8 km (2010), intervalo entre cabos de 50 m, intervalo entre estações de 12,5 m, intervalo entre tiros de 18,75 m e tempo de registro de 6,6 s (2005) e 7,7 s (2010). As celas das duas aquisições são de 6,25 m x 12,5 m.

O volume sísmico utilizado é o empilhamento total (*full-stack*) derivado de um processamento PSDM (*Pre-Stack Depth Migration*), realizado na junção dos dados de campo das aquisições sísmicas. A geometria do dado final apresenta 12,5 m de espaçamento entre *inlines* e *crosslines*. O dado processado completo cobre uma área de aproximadamente 1.000 km² e foi recortado na área de interesse do estudo. As seções sísmicas são apresentadas no trabalho com a convenção SEG padrão (um aumento da impedância acústica é representado por um evento positivo, colorido de cor preta num *display* de densidade variável). Na zona de interesse, o dado sísmico tem frequência dominante da ordem de 15 Hz e resolução vertical de aproximadamente 90 m, considerando uma velocidade média de 5.400 m/s e o critério de resolução de Rayleigh de 1/4 do comprimento de onda dominante (KALLWEIT; WOOD, 1982).

Foram utilizados dados de 40 poços que perfuraram a zona de interesse (Formação Macabu). A Tabela 1 apresenta os perfis geofísicos utilizados e os respectivos mnemônicos considerados, e a Tabela 2 exhibe a cobertura percentual de cada perfil na zona de interesse. Os poços disponíveis são localizados em uma malha irregular em relação à área de interesse do estudo (Figura 16 (b)).

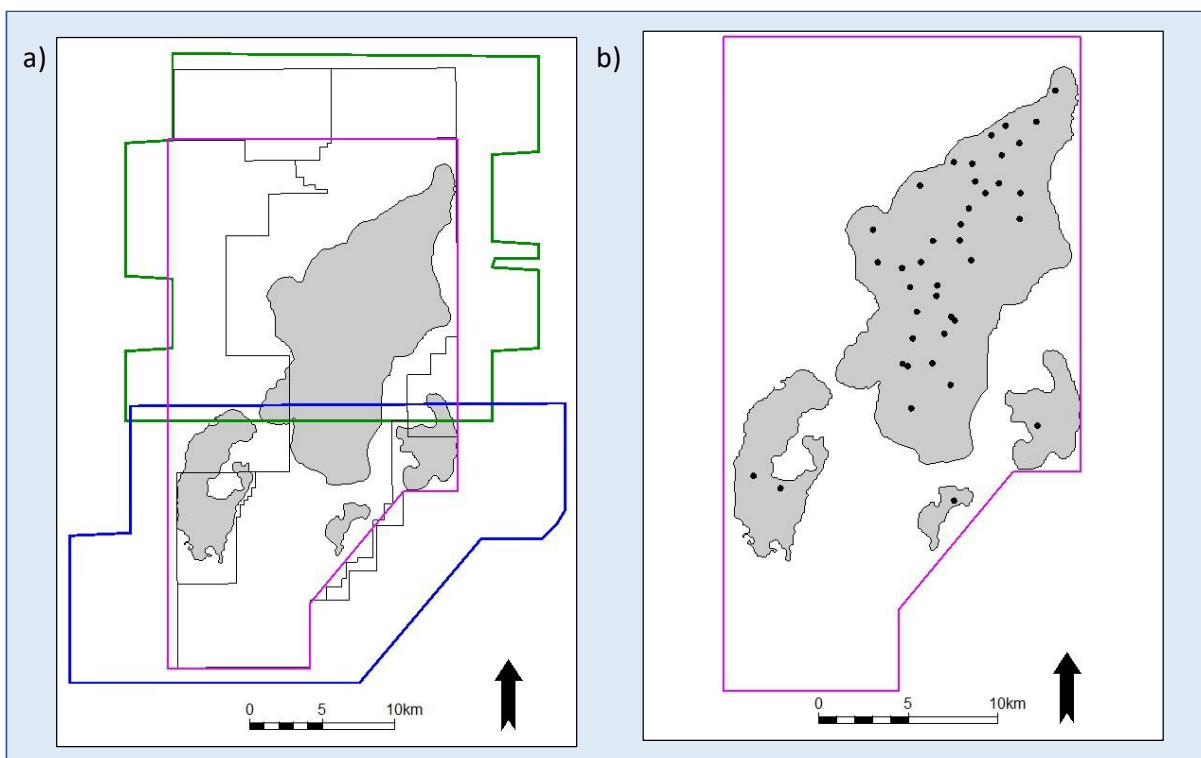


Figura 16 – Mapas de localização. a) mapa de cobertura das aquisições sísmicas (polígono verde: 2005; polígono azul: 2010) em relação à área do estudo (polígono roxo) e das acumulações do pré-sal (polígonos preenchidos de cinza). b) mapa de acumulações do pré-sal e de localização dos poços.

Tabela 1– Perfis geofísicos utilizados e respectivos mnemônicos adotados.

Perfil	Mnemônicos
Raios gama	GR
Porosidade neutrônica	NPhi
Fator fotoelétrico	PEF
Densidade	RHOB
Espectroscopia de captura elementar induzida por nêutrons (elementos Cálcio (Ca), Silício (Si) e Alumínio (Al))	Ca, Si, Al
Porosidade total da ressonância nuclear magnética	PhiT
Porosidade efetiva da ressonância nuclear magnética	PhiE
Porosidade de fluido livre da ressonância nuclear magnética	PhiFF
Média logarítmica da distribuição T_2	T2LM
Sônico compressional	DTp
Sônico cisalhante	DTs

Tabela 2 – Cobertura dos perfis geofísicos nos poços. AMR = amostras de rocha (testemunhos e/ou amostras laterais). As cores das células são devidas à uma escala tricolor aplicada, que reflete o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos, mínimos e P50 (vide legenda de cores).

Cobertura (%) dos perfis no intervalo MCB e indicador de presença de testemunhos e/ou amostras laterais														
Poço	Ca	Si	Al	PhiT	PhiE	PhiFF	DTp	DTs	RHOB	GR	NPhi	T2LM	PEF	AMR
W1	0	0	0	92	92	92	100	96	96	100	96	93	96	sim
W2	99	99	99	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W3	0	0	0	100	100	100	88	59	81	100	78	100	81	sim
W4	0	0	0	0	0	0	40	0	25	0	22	0	25	não
W5	0	0	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W6	14	14	14	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W7	0	0	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W8	44	44	44	58	100	100	99	99	99	100	98	58	99	sim
W9	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W10	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	não
W11	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W12	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W13	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W14	100	100	100	100	100	100	100	100	100	99	100	100	100	sim
W15	100	100	100	100	100	100	100	0	100	100	100	100	100	sim
W16	0	0	0	46	46	46	96	0	96	0	96	0	0	não
W17	100	100	100	98	98	98	100	100	100	100	100	98	100	sim
W18	100	100	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W19	100	100	100	97	97	97	100	81	100	100	100	97	100	sim
W20	100	100	100	100	100	100	100	100	100	99	100	100	100	sim
W21	100	100	100	100	100	100	100	0	99	100	99	89	99	sim
W22	100	100	100	95	95	95	100	100	100	100	100	100	100	sim
W23	100	100	100	100	100	100	100	100	100	99	100	100	100	sim
W24	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W25	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W26	100	100	100	97	97	97	100	100	100	100	100	100	100	sim
W27	100	100	100	100	100	100	100	0	100	100	100	100	100	sim
W28	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W29	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W30	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W31	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W32	100	100	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W33	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W34	100	100	100	100	100	100	100	100	99	100	100	100	99	sim
W35	99	99	99	100	100	100	100	99	99	100	99	99	99	sim
W36	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W37	100	100	100	100	100	100	100	0	100	100	100	100	100	sim
W38	98	98	98	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	sim
W39	100	100	100	99	99	99	100	100	100	100	99	100	100	não
W40	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	não

Legenda de cores



Em trabalho interno desenvolvido na Petrobras (BONNET *et al.*, 2017), a partir de 2011 descrições de amostras laterais e testemunhos de 35 poços, foram identificadas 17 litofácies principais, que foram distribuídas em 6 associações de litofácies (Tabela 3). Esta classificação também foi utilizada como material do trabalho e carregada como dados discretos de poços, para os quais cada associação de fácies recebeu uma sigla e uma cor correspondente, conforme Tabela 3.

Tabela 3 – Litofácies descritas, associações de litofácies e sistema/paleoambiente interpretados. Por: porosidade efetiva média das amostras laterais. Perm: mediana da permeabilidade. Adaptada de Bonnet et al. (2017).

Litofácies principais	Associação de litofácies	Sistema e paleoambiente	Sigla e cor	Por. Média Perm. P50
Silexitos, dolomitos e brechas	Hidrotermal	Intensa substituição das fácies deposicionais por sílica (quartzo e calcedônia). Hidrotermalismo ao longo de falhas, fraturas e discordâncias.	HTM	9,5% 1,7 mD
Grainstones e rudstones intraclásticos	Bancos intraclásticos	Deposição em ambientes rasos com energia suficiente para impedir a formação de matriz, possivelmente em região com retrabalhamento por ondas (foreshore, shoreface e backshore).	BAN	5,8% 0,5 mD
Agregados cristalinos arborescentes/arbustiformes (<i>shrubs</i>); Esferulititos (sem matriz)	<i>Build up</i>	Caracterizada por fácies <i>in situ</i> de formas calcíticas milimétricas a sub-centimétricas, com formas progressivamente mais verticalizadas e/ou individualizadas. Ambiente lacustre litorâneo em condições de lâmina d'água relativamente rasa.	BUP	7,3% 0,7 mD
Agregados cristalinos argilosos (arborescentes ou arbustiformes); esferulititos argilosos; laminitos argilosos	Lacustre de baixa energia	Caracterizada pela presença de argila magnesiânica (principalmente estevensita) e por esferulititos médios a grossos. Indicativo de ambiente com lagos fortemente alcalinos e evaporativos.	LBE	4,1% 0,6 mD
Packstones e floatstones híbridos	Retrabalhados de baixa energia	Fácies retrabalhadas de baixa energia constituídos predominantemente por intraclastos de esferulito e <i>shrubs</i> , com matriz silicosa/argilosa. Ambientes situados em embaixamentos, ou bordas de lagos restritos, raramente submetidos à ação de ondas.	RBE	3,0% 0,02 mD
Margas, lamitos e mudstones	Lacustre profundo	Teor orgânico e siliciclástico expressivo, reconhecível no perfil de raios gama. Ambiente lacustre profundo (<i>offshore</i>), calmo e restrito, permitindo a deposição por decantação, no fundo do lago.	LP	2,8% 0,01 mD

Os dados utilizados foram disponibilizados pela Petrobras e parte deles são considerados confidenciais e/ou de propriedade intelectual. Por isso, algumas informações, como posição absoluta dos poços e dos dados sísmicos e dados específicos sobre os reservatórios foco do estudo foram ocultados. O ANEXO B apresenta uma tabela com os nomes ANP dos poços utilizados no trabalho.

4.2 MÉTODOS

Foram utilizados os *softwares* PETREL (versão 2020.4), o AASPI (*Build* 10/06/2021) e a linguagem de programação Python (versão 6.4.12). O PETREL foi utilizado em todas as etapas do trabalho, desde a visualização dos dados sísmicos e de poços, passando pela geração dos perfis de eletrofácies, mapeamento sísmico, cálculo e estudo de atributos, até a etapa de classificação supervisionada que gerou o mapa de fácies geológicas. A classificação não supervisionada de fácies sísmicas foi realizada no AASPI (*Attribute Assisted Seismic Processing & Interpretation*). Para a geração dos gráficos de perfis de poços utilizou-se a biblioteca Matplotlib do Python.

5 METODOLOGIA

Cabe aqui uma breve contextualização da terminologia utilizada neste trabalho em relação ao termo “fácies” e suas variações. Introduzido pelo geólogo suíço Amanz Gressly em 1838, para descrever os aspectos (ou “faces”) sedimentológicos e paleontológicos do terreno que estudava (GRESSLY, 1838; CROSS; HOMEWOOD, 1997), o termo “fácies” é utilizado desde então para descrever uma unidade de rocha com características químicas, físicas e biológicas que a distinguem das rochas adjacentes (READING, 2001).

A utilização deste raciocínio em contextos específicos em várias disciplinas das geociências, como paleontologia, petrofísica, geologia e geofísica, levou à criação de diversos termos derivados, como biofácies, eletrofácies, litofácies, microfácies, petrofácies e fácies sísmicas. Embora não exista uma padronização estrita para o emprego do termo “fácies” em todos os contextos, ele geralmente se refere a uma unidade ou categoria distintiva que compartilha características semelhantes dentro de um determinado contexto geológico. Além disso, o termo “fácies” é frequentemente modificado por um adjetivo descritivo para indicar o tipo específico de fácies em questão. Assim, para facilitar o reconhecimento do contexto e separar de forma mais clara cada um dos termos derivados, neste trabalho a seguinte terminologia foi adotada:

- **Litofácies:** agrupamento de depósitos rochosos com base na textura, mineralogia, tamanho dos grãos e no ambiente deposicional que o produziu. No contexto deste trabalho, refere-se exclusivamente ao agrupamento baseado na descrição de amostras de rocha.
- **Eletrofácies:** agrupamento de depósitos sedimentares com base em propriedades elétricas de perfil de poço, permitindo que sejam distinguidos de leitões adjacentes, conforme Serra e Abbott (1982).
- **Fácies sísmicas:** agrupamento de reflexões sísmicas com base em propriedades como amplitude, frequência, continuidade e configuração geral dos refletores sísmicos, permitindo que sejam individualizados de agrupamentos adjacentes.

- **Fácies geológicas:** no contexto deste trabalho, refere-se ao agrupamento do mapa derivado da classificação supervisionada final, que integra dados de poços e sísmicos.

O fluxo de trabalho, ilustrado na Figura 17, foi iniciado a partir dos dados de poços (perfis geofísicos e a classificação das amostras de rocha em associações de litofácies), com a definição das suítes de perfis para o cálculo das eletrofácies. O objetivo foi eliminar redundâncias e otimizar o aprendizado do algoritmo utilizado para o cálculo. Para isto, foram levados em conta os princípios físicos e potenciais usos de cada perfil geofísico, cobertura destes perfis na zona de interesse, variação estatística de cada perfil geofísico em relação às eletrofácies e correlações de *Spearman* entre perfis e as descrições das amostras, em uma análise integrada que será apresentada no tópico de resultados.

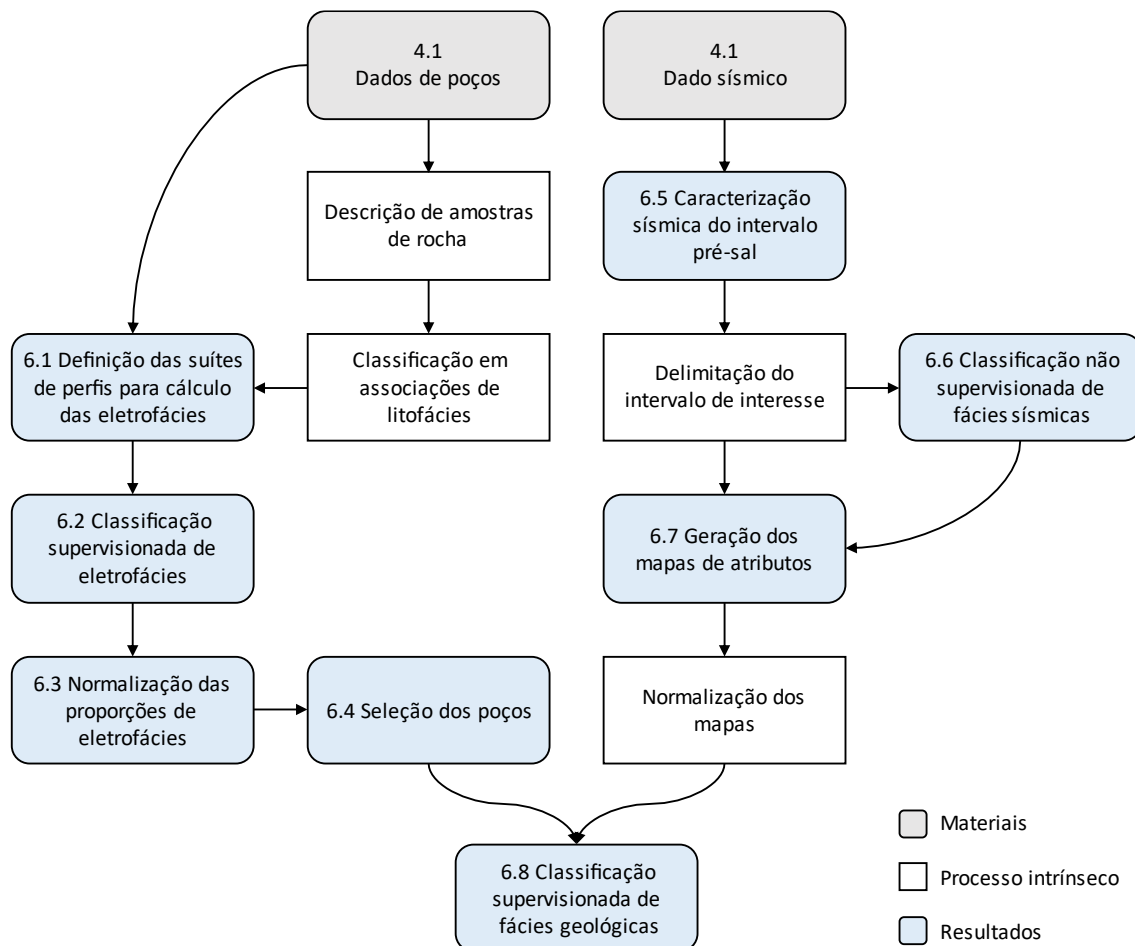


Figura 17 – Fluxograma ilustrando a metodologia de trabalho. A numeração corresponde ao tópico do capítulo 6 no texto.

As suítes de perfis geofísicos definidas na etapa anterior foram utilizadas como dados de entrada em uma abordagem de classificação supervisionada de eletrofácies. As seis associações de litofácies identificadas em amostras laterais e testemunhos foram condicionantes no treinamento da rede neural do tipo *Multilayered Perceptron* (MLP). O algoritmo treinado foi aplicado aos intervalos perfilados, gerando um perfil contínuo de eletrofácies na zona de interesse. O perfil gerado tem correspondência com as associações de litofácies descritas nas amostras. O procedimento foi realizado com os seguintes parâmetros de treinamento da rede:

- Número máximo de iterações: 200.
- Limite de erro: 10%.
- Dados usados para validação: 50%.

Em seguida, foi realizado o cálculo das proporções de eletrofácies, cujo objetivo foi definir uma eletrofácies representativa de cada poço na zona de interesse para ser utilizada como condicionante na etapa de classificação supervisionada de fácies geológicas. Inicialmente, a abordagem foi identificar, em cada poço, a eletrofácies de maior proporção. No entanto, durante o trabalho foi observado que eletrofácies de menores proporções podem ser mais relevantes do que as eletrofácies mais comuns, devido ao efeito *background*. Para remover este efeito, foi utilizada uma técnica comum de normalização, na qual cada proporção de eletrofácies é normalizada separadamente, subtraindo-se pela sua média (μ) e dividindo pelo seu desvio padrão (ρ). Maiores detalhes serão apresentados no tópico de resultados.

Na sequência, foi realizada a seleção dos poços a serem utilizados na etapa de classificação supervisionada de fácies geológicas. O objetivo foi selecionar poços de tal forma que todas as eletrofácies e regiões fossem bem representadas, removendo redundâncias e priorizando os poços com maior proporção normalizada de cada eletrofácies, otimizando o aprendizado do algoritmo e simplificando o cálculo das fácies geológicas.

Em paralelo ao fluxo com dados de poços, foram realizados os processos a partir do dado sísmico 3D, iniciando pelo mapeamento dos principais horizontes sísmicos da seção pré-sal. O mapeamento foi realizado no dado sísmico 3D em profundidade em uma malha regular de 250 m x 250 m (a cada 20 *inlines* e 20 *crosslines*). O mapeamento sísmico foi a base para a etapa de caracterização sísmica

do intervalo pré-sal da área, além de ter sido utilizado para a delimitação sismoestratigráfica do intervalo de interesse.

A análise qualitativa de fácies sísmicas consistiu na descrição sistemática dos principais aspectos tectônicos, estratigráficos e evolutivos das unidades sismoestratigráficas individualizadas no trabalho. Além disso, os refletores sísmicos da Formação Macabu, foco do estudo, foram descritos de forma qualitativa em termos de características básicas como continuidade, amplitude, frequência e extensão, sendo possível identificar sete padrões de fácies sísmicas, que serão apresentados no tópico de resultados.

A classificação não supervisionada de fácies sísmicas foi realizada no dado de amplitude sísmica na unidade sismoestratigráfica de interesse, para identificar, de forma automática, diferentes grupos de formas de onda, classificando os dados em famílias de traços que apresentam um caráter semelhante na zona de interesse. O algoritmo "*Self Organizing Maps*" (SOM), também conhecido como "*Kohonen Maps*", foi a técnica de aprendizagem não supervisionada utilizada nesta etapa. O dado sísmico PSDM utilizado como dado de entrada foi limitado em área por um polígono que define a região de interesse, de cerca de 650 km², e verticalmente pelos horizontes bSal e DPA (em tempo duplo). De cada traço, foram utilizadas 11 amostras regularmente espaçadas entre os horizontes de topo e base. Testes realizados constataram, de forma qualitativa, que este número de amostras é suficiente para estabilizar os resultados. No estágio inicial da classificação, maior variabilidade é benéfica, pois subagrupamentos podem ser realizados posteriormente. Por isso, a classificação foi parametrizada para encontrar até o número máximo de 256 fácies sísmicas.

Em seguida, foram extraídos mapas de atributos derivados do dado sísmico e da classificação automática de fácies sísmicas com o objetivo de representar em mapas as características observadas como forma de onda, amplitude, profundidade, mergulho e espessura da zona de interesse, que possuem contribuições relevantes na representação da heterogeneidade lateral do reservatório.

Os mapas de atributos sísmicos normalizados foram considerados como dados de entrada em uma abordagem supervisionada de classificação, na qual as eletrofácies representativas de poços selecionados foram utilizadas como condicionantes no treinamento da rede neural do tipo *Multilayered Perceptron* (MLP).

O resultado gerado foi um mapa de fácies geológicas, que têm correspondência com as eletrofácies. O procedimento foi realizado com os seguintes parâmetros de treinamento da rede:

- Número máximo de iterações: 100.
- Limite de erro: 10%.
- Dados usados para validação: 50%.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para atingir o objetivo do trabalho, foi aplicada uma metodologia que integra dados de poços e dados sísmicos, de forma a explorar os pontos fortes de cada tipo de informação (Figura 17).

Durante o desenvolvimento da pesquisa, resultados intermediários foram gerados e desempenharam um papel fundamental no alcance do principal objetivo proposto, fornecendo informações adicionais, facilitando a análise dos dados e contribuindo para a obtenção de conclusões mais robustas. Neste capítulo, são apresentados e discutidos todos os resultados obtidos ao longo deste estudo.

6.1 DEFINIÇÃO DAS SUÍTES DE PERFIS PARA O CÁLCULO DAS ELETROFÁCIES

Foram construídos gráficos do tipo diagrama de caixa (*box plot*) para visualização das distribuições de cada perfil geofísico em relação às associações de litofácies identificadas nas amostras de rocha (Figura 18, vide Tabela 3). As principais informações extraídas a partir da análise destes gráficos são sumarizadas a seguir:

- O perfil de proporção de silício (Si) é capaz de diferenciar as associações de litofácies HTM e LP das demais associações. As medianas destas litofácies também são separadas, mas há muita sobreposição das distribuições dos valores destas duas associações.
- O perfil de proporção de alumínio (Al) pode diferenciar a associação de fácies LP das demais, como pode-se observar pela mediana mais alta. Isso indica que os perfis de Si e Al são complementares na discriminação das associações.
- O perfil de proporção de cálcio (Ca) tem distribuição com comportamento praticamente oposto ao do perfil de Si, indicando que, se uma associação é rica em sílica, tende a ser pobre em cálcio, e vice-versa. Isso indica que os perfis de Ca e Si podem ser redundantes.
- Os três perfis de porosidade de ressonância nuclear magnética (PhiT, PhiE e PhiFF) possuem respostas similares em relação à discriminação das associações de litofácies, indicando que as fácies HTM, BAN e BUP possuem maiores porosidades que as fácies LBE, RBE e LP, sendo o perfil de porosidade de fluido livre (PhiFF) o com maior potencial de discriminação.

- O perfil de porosidade neutrônica (NPhi) tem distribuições com muitas sobreposições e baixo poder de diferenciação entre as associações de litofácies.
- Os perfis acústicos (DTp e DTs) respondem às associações de litofácies de maneira muito similar entre si e em relação aos perfis de Ca e Si, pois conseguem separar bem as fácies HTM e LP das demais.
- O perfil de densidade (RHOB) tem muita sobreposição de valores em relação às associações de litofácies, indicando, neste caso, baixo potencial de utilização para cálculo das eletrofácies.
- O perfil de raios gama (GR) consegue destacar bem a associação de litofácies LP, que possui maiores valores de GR. Tem potencial também de auxiliar na separação das associações HTM e LBE, com valores de GR um pouco maiores que os das associações BAN e BUP.
- O perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM), consegue separar bem as associações de litofácies com maiores poros (HTM, BAN e BUP) das litofácies com menores poros (LBE, RBE e LP).
- O perfil de fator fotoelétrico (PEF) consegue discriminar bem a associação de fácies HTM. Como essa associação também é individualizada com os perfis de Si e Al, o PEF pode ser um perfil redundante.

Além da utilização dos gráficos *box plot*, para auxiliar a definição das suítes de perfis a serem utilizadas no cálculo das eletrofácies, foram calculadas as correlações de *Spearman* entre os perfis geofísicos de poços e entre os perfis geofísicos e as associações de litofácies descritas nas amostras de rocha (Tabela 4 e Tabela 5). As principais informações extraídas da análise destas tabelas são sumarizadas a seguir:

- Corroborando a análise qualitativa realizada nos gráficos *box plot*, os coeficientes calculados ilustram que os perfis Si e Ca são redundantes, pois têm alta correlação entre si. Além disso, possuem coeficientes de correlação semelhantes com todas as associações de litofácies.
- As correlações calculadas do perfil Al também corroboram o entendimento trazido pela análise dos *box plots*, de que ele é um perfil complementar ao perfil Si para individualização da associação de fácies LP.

- Os perfis PhiFF, PhiE e PhiT (porosidades da ressonância) têm alta correlação entre si, indicando redundância na informação trazida por estes perfis. Dentre os três, PhiFF é o perfil com maior correlação com a associação de fácies LP.
- Os perfis de porosidade da ressonância têm alta correlação com os perfis DTp, DTs, NPhi e RHOB, mas a contribuição destes perfis com cada associações de litofácies é variável. Por exemplo, DTp e NPhi têm boa correlação com a associação de fácies HTM, enquanto DTs e RHOB têm resposta mais difusa para as associações de litofácies.
- O perfil GR é o perfil que possui maior correlação com as associações de litofácies BUP e LP (baixo e alto GR, respectivamente).
- O perfil (T2LM) tem correlação relativamente moderada com as associações de litofácies.
- O perfil PEF é o que tem menor correlação total e individual com as associações de litofácies.
- De forma geral, considerando uma classificação em relação aos valores obtidos nos dados utilizados, a associação de litofácies HTM é a que possui melhor correlação com os perfis, enquanto as demais associações de litofácies possuem correlação relativamente moderada com os perfis.

Com as informações sumarizadas, obtidas a partir das análises dos *box plot* e das tabelas de correlações, para reduzir a redundância de informações e simplificar o cálculo das eletrofácies, os perfis **Ca**, **PhiT**, **PhiE**, **DTs**, **RHOB**, **NPhi** e **PEF** foram desconsiderados no cálculo das eletrofácies. Considerando ainda que alguns poços não possuem perfis de espectroscopia elementar na zona de interesse (Tabela 2), foram definidas duas suítes de perfis para a classificação das eletrofácies:

- **Suíte A:** Si, Al, PhiFF, DTp, GR, T2LM: para poços com perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES).
- **Suíte B:** PhiFF, DTp, GR, T2LM: para poços sem perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES).

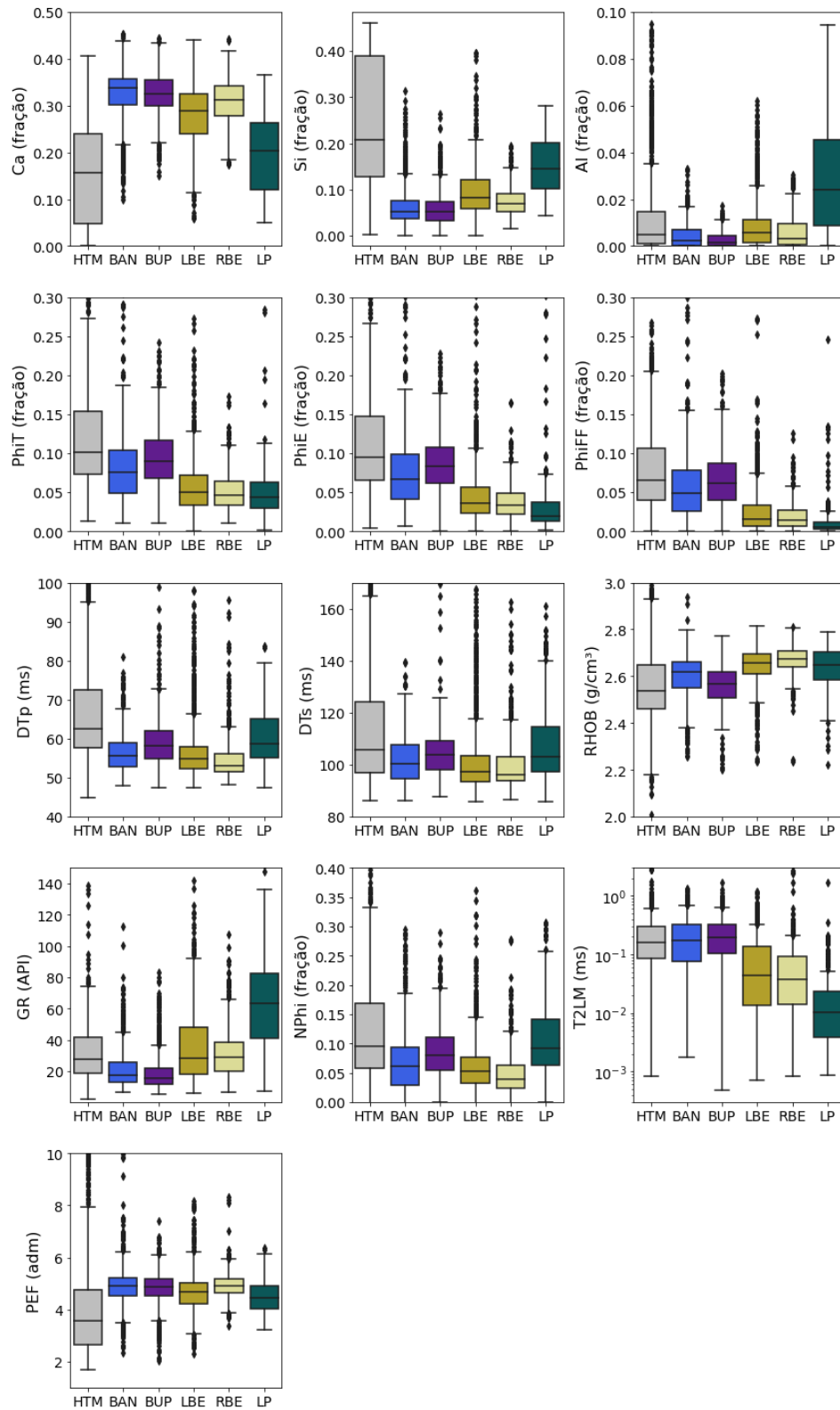


Figura 18 – *Box plots* dos perfis geofísicos por fácies descritas nas amostras de rocha. Legenda de associações de litofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Tabela 4 – Coeficientes de correlação não-linear (Spearman) entre os perfis. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela.

	Ca	Si	Al	PhiT	PhiE	PhiFF	DTp	DTs	RHOB	GR	NPhi	T2LM	PEF
Ca	1,00	0,83	0,40	0,16	0,11	0,07	0,35	0,19	0,06	0,30	0,27	0,05	0,36
Si	0,83	1,00	0,28	0,09	0,07	0,03	0,28	0,10	0,05	0,36	0,20	0,07	0,42
Al	0,40	0,28	1,00	0,06	0,02	0,01	0,26	0,26	0,07	0,34	0,29	0,03	0,08
PhiT	0,16	0,09	0,06	1,00	0,90	0,83	0,73	0,70	0,68	0,14	0,74	0,44	0,03
PhiE	0,11	0,07	0,02	0,90	1,00	0,93	0,63	0,59	0,65	0,23	0,68	0,66	0,02
PhiFF	0,07	0,03	0,01	0,83	0,93	1,00	0,58	0,54	0,63	0,28	0,60	0,75	0,05
DTp	0,35	0,28	0,26	0,73	0,63	0,58	1,00	0,88	0,62	0,11	0,81	0,29	0,08
DTs	0,19	0,10	0,26	0,70	0,59	0,54	0,88	1,00	0,56	0,11	0,80	0,27	0,22
RHOB	0,06	0,05	0,07	0,68	0,65	0,63	0,62	0,56	1,00	0,20	0,59	0,44	0,15
GR	0,30	0,36	0,34	0,14	0,23	0,28	0,11	0,11	0,20	1,00	0,13	0,34	0,03
NPhi	0,27	0,20	0,29	0,74	0,68	0,60	0,81	0,80	0,59	0,13	1,00	0,32	0,00
T2LM	0,05	0,07	0,03	0,44	0,66	0,75	0,29	0,27	0,44	0,34	0,32	1,00	0,04
PEF	0,36	0,42	0,08	0,03	0,02	0,05	0,08	0,22	0,15	0,03	0,00	0,04	1,00
Total	0,86	0,86	0,58	0,95	0,96	0,95	0,92	0,91	0,78	0,62	0,88	0,85	0,65

Tabela 5 – Coeficientes de correlação não-linear (Spearman) entre perfis e fácies descritas nas amostras. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela. Legenda de associações de litofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: Build up; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

	Litofácies	HTM	BAN	BUP	LBE	RBE	LP
Ca	0,31	0,54	0,31	0,24	0,00	0,10	0,14
Si	0,32	0,55	0,32	0,26	0,01	0,10	0,14
Al	0,15	0,13	0,11	0,24	0,12	0,04	0,21
PhiT	0,24	0,34	0,03	0,19	0,30	0,20	0,12
PhiE	0,27	0,35	0,08	0,22	0,34	0,24	0,15
PhiFF	0,27	0,35	0,12	0,23	0,33	0,26	0,23
DTp	0,22	0,38	0,10	0,07	0,21	0,19	0,04
DTs	0,17	0,28	0,04	0,07	0,21	0,10	0,01
RHOB	0,18	0,19	0,04	0,20	0,22	0,19	0,06
GR	0,18	0,08	0,17	0,31	0,13	0,14	0,25
NPhi	0,19	0,31	0,07	0,07	0,20	0,16	0,07
T2LM	0,21	0,18	0,18	0,19	0,23	0,24	0,20
PEF	0,12	0,17	0,16	0,04	0,08	0,12	0,07
Total	0,46	0,67	0,38	0,42	0,38	0,34	0,41

As eletrofácies têm grande importância em trabalhos de caracterização de reservatórios, pois estabelecem relações diretas entre as características geológicas observadas em amostras de rocha e os padrões identificados em perfis geofísicos. Porém, na literatura atual, não existe uma regra estabelecida sobre a quantidade ou quais perfis devem ser utilizados no cálculo das eletrofácies. Cada estudo tende a adotar abordagens distintas, muitas vezes baseadas em considerações específicas de sua área de estudo e objetivos de pesquisa.

Serra e Abbott (1982) orientaram de maneira geral a seleção dos perfis de forma a abranger perfis relacionados à composição, textura, estrutura e conteúdo de fluido das rochas. Li *et al.* (2014) ressaltaram a importância de eliminar redundâncias, simplificar os métodos de cálculo reduzindo os perfis utilizados através da análise de componentes principais ou mesmo pela seleção manual dos perfis.

Nesse contexto, a escolha dos perfis utilizados para o cálculo das eletrofácies neste trabalho consistiu em uma metodologia que adotou métodos estatísticos para seleção de perfis, considerando a disponibilidade de dados, eliminando redundâncias e simplificando o método de cálculo. Os perfis que possuem baixa cobertura na zona de interesse podem ser facilmente visualizados na Tabela 2, os gráficos *box-plot* de cada perfil geofísico em relação às associações de litofácies (Figura 18) são uma forma prática de analisar qualitativamente os perfis mais eficientes na separação das diferentes associações de litofácies, enquanto as correlações de *Spearman* entre os perfis geofísicos e as associações de litofácies (Tabela 4 e Tabela 5) embasam a análise quantitativa.

Abordagem semelhante foi adotada por Torres (2022) que também empregou métodos estatísticos para analisar os perfis e evitar redundâncias. No entanto, uma distinção notável reside na escolha dos coeficientes de correlação utilizados por cada estudo. Enquanto este autor empregou o coeficiente de correlação de *Pearson*, que é capaz de medir a correlação entre as duas variáveis se a relação entre elas for linear ou monotônica. Nesta dissertação optou pelo coeficiente de *Spearman*, que é mais indicado quando temos uma relação não linear (SANTOS, 2019). Anteriormente, em outro estudo com análise estatística prévia, Aguiar *et al.* (2021) calcularam as correlações de *Pearson* entre perfis. Entretanto esta análise foi utilizada para embasar a definição dos perfis mais adequados a serem utilizados numa interpolação de intervalos sem cobertura, sendo a escolha da suíte de perfis utilizada no cálculo das eletrofácies realizada de forma manual.

De fato, a escolha manual dos perfis utilizados no cálculo das eletrofácies é ainda uma abordagem comum na literatura (OLIVEIRA *et al.*, 2019; NEVES *et al.*, 2019; AGUIAR *et al.*, 2021; BITTENCOURT *et al.*, 2021; CARMO, 2021; PAIVA, 2022; MACHADO, 2023). No entanto, é possível aprimorar essa seleção e torná-la mais eficiente e menos subjetiva utilizando técnicas estatísticas simples. A metodologia de escolha dos perfis adotada neste trabalho, embora não se proponha a ser definitiva

para todos os contextos, é flexível e pode ser adaptada às condições específicas de cada estudo, otimizando a utilização dos dados disponíveis e facilitando a interpretação dos resultados obtidos.

6.2 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE ELETROFÁCIES

As suítes de perfis geofísicos definidas na etapa anterior foram utilizadas como dados de entrada em uma abordagem de classificação supervisionada de eletrofácies. As classificações tiveram uma acurácia de 69% para a suíte “A” e de 68% para a suíte “B”. Os resultados das classificações foram transformados em um perfil final único, fazendo a união, tendo como prioridade os resultados derivados da suíte “A”.

Como exemplo, os perfis de eletrofácies estimados no poço W9 são apresentados na Figura 19. Pode-se observar, na trilha 3, as associações de litofácies das amostras de rocha (irregularmente espaçadas ao longo da zona de interesse) e na trilha 4 o perfil de eletrofácies calculado. Há boa correspondência entre as eletrofácies calculadas e as associações de litofácies descritas nas amostras de rocha. Também fica evidente o ganho gerado pelo cálculo da eletrofácies, pois gera-se um perfil contínuo em todo o intervalo perfilado, com cobertura muito maior que aquele baseado nos dados de amostras de rocha. Os perfis de todos os poços, juntamente com os resultados desta etapa, são apresentados no ANEXO A.

Como uma validação adicional do processo, foram construídos dois *crossplots*, um com os valores de PhiFF e GR somente das amostras de rocha e outro com os valores de todo o intervalo com eletrofácies calculadas (Figura 20). Observa-se que há correspondência consistente entre os padrões e distribuições das associações de litofácies e de eletrofácies: HTM, BAN e BUP concentram-se em regiões de baixos valores relativos de GR e altos valores relativos de PhiFF, enquanto LBE, RBE e LP apresentam menores valores de PhiFF e valores variados de GR, em ambos os gráficos (Figura 20 (a) e (b)). Isso é mais um indicativo de que as amostras de rocha foram suficientemente representativas para o treinamento da rede neural, que conseguiu capturar as características dos dados. Isso reforça a validade da abordagem supervisionada e aumenta a confiança nos resultados obtidos nesta etapa.

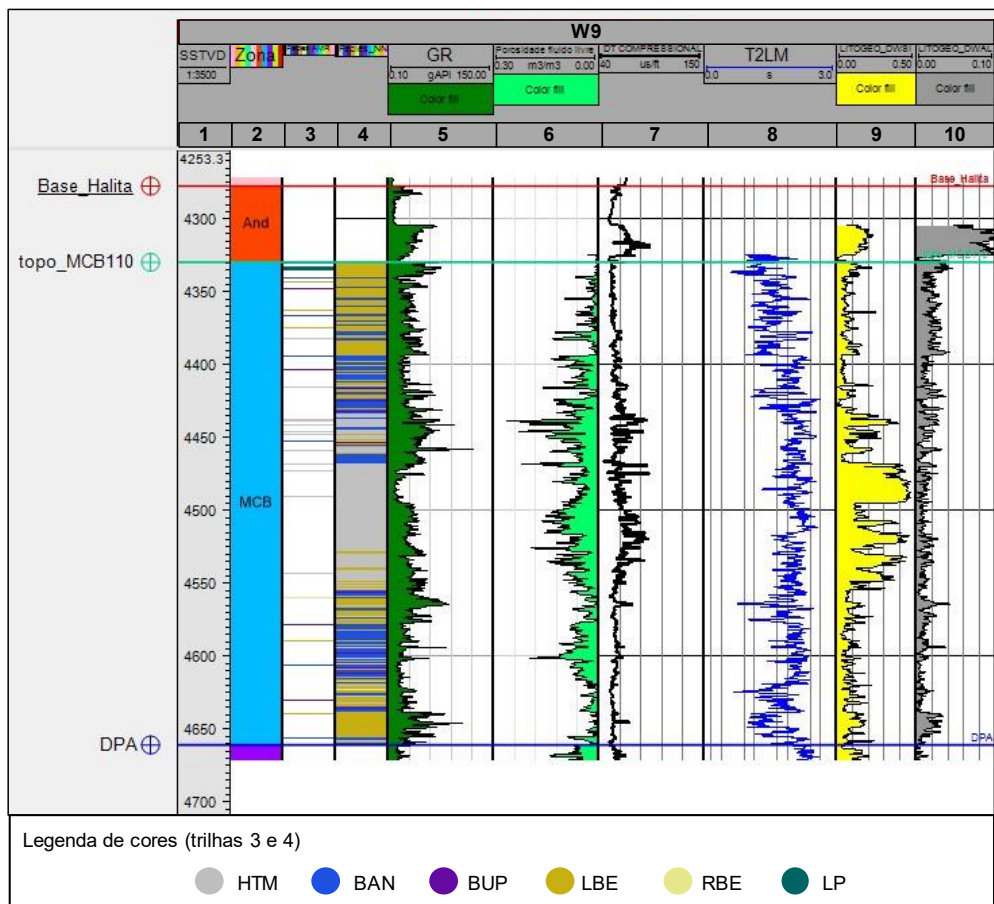


Figura 19 – Resultados da classificação supervisionada de eletrofácies no poço W9. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

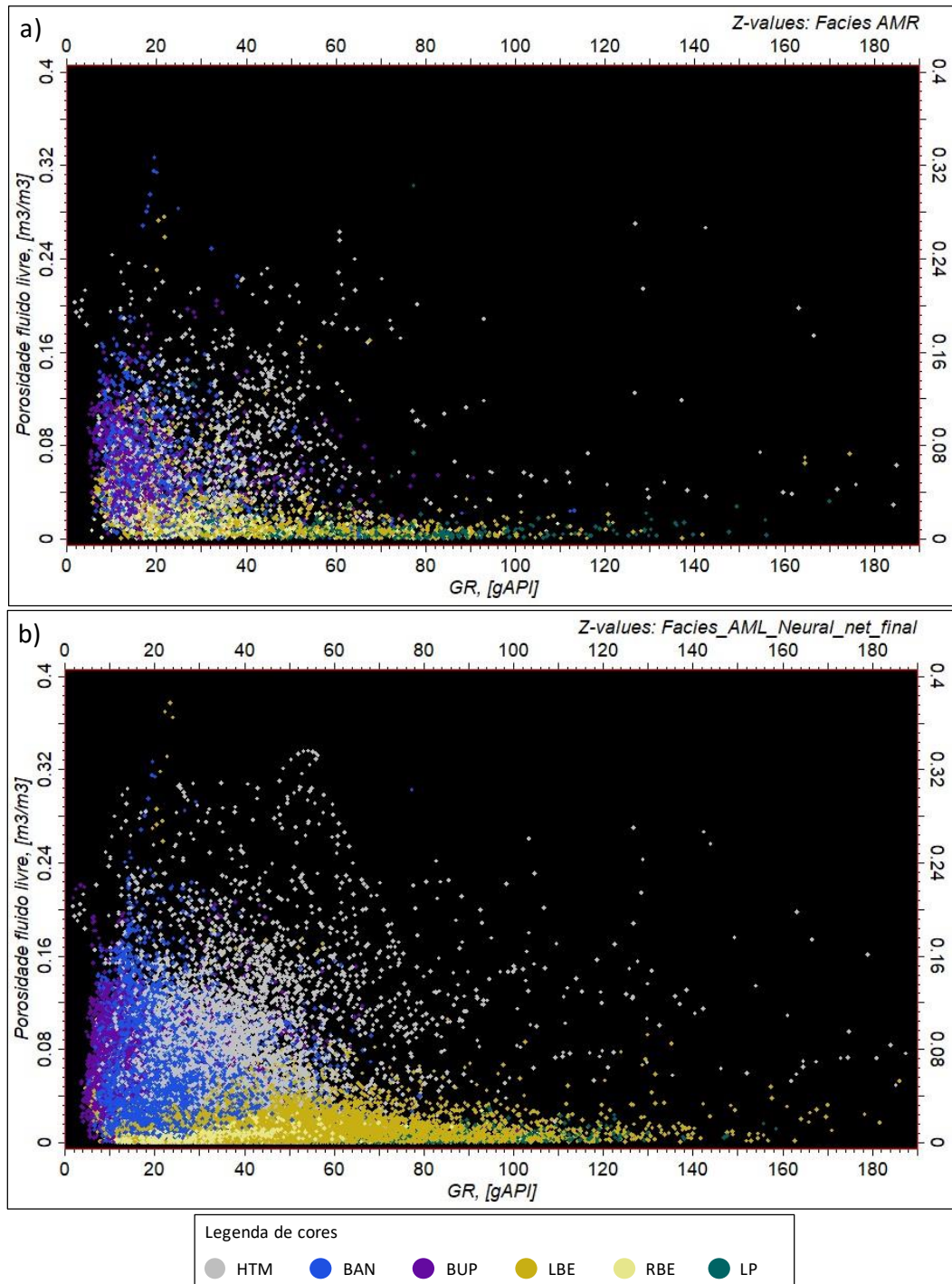


Figura 20 – Crossplots de raios gama (GR) versus porosidade fluido livre. a) somente das amostras de rocha. b) de todo o intervalo com eletrofácies calculadas. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Técnicas de aprendizagem de máquina como redes neurais artificiais, análise de agrupamento e análise de componentes principais têm sido amplamente utilizadas

para cálculo de eletrofácies (EMELYANOVA *et al.*, 2017). Apesar disso, há exemplos recentes nos quais foram utilizadas abordagens manuais para definição de eletrofácies (CARMO, 2021) ou a partir de valores de corte (*cutoffs*) de perfis geofísicos (NEVES *et al.*, 2019; BITTENCOURT *et al.*, 2021; PAIVA, 2022; MACHADO, 2023). Este tipo de abordagem é comum quando trabalhos anteriores estabeleceram esses *cutoffs* como referência e forneceram resultados confiáveis e consistentes, e utilizar a mesma abordagem manual permite uma comparação direta com os resultados anteriores e facilita a continuidade da análise. Em outros casos, pode ser uma escolha devido à limitação de recursos, o que leva os pesquisadores a optarem por métodos mais simples ou por considerações específicas da área de estudo e objetivos de pesquisa.

Os métodos que utilizam aprendizagem de máquina apresentam diversas vantagens. São capazes de lidar eficientemente com grandes volumes de dados e têm a capacidade de identificar padrões complexos e sutis nos dados, que podem não ser facilmente percebidos por meio de métodos manuais. Esses métodos também são flexíveis e adaptáveis, permitindo a incorporação de novos dados e o refinamento contínuo dos modelos para obter resultados mais aprimorados ao longo do tempo. Além disso, são técnicas cada vez mais disponíveis, tanto em soluções comerciais como de distribuição livre. Aplicações com sucesso em trabalhos recentes em dados de campos de pré-sal demonstram sua eficácia (JESUS *et al.*, 2019b; OLIVEIRA *et al.*, 2019; AGUIAR *et al.*, 2021; TORRES, 2022; CAMARGO *et al.*, 2022).

Dentro do universo de métodos de aprendizagem de máquina, cabe ressaltar o benefício de se utilizar abordagens supervisionadas no cálculo das eletrofácies, em que algoritmos são treinados com dados rotulados, permitindo que aprendam os padrões presentes nos dados e realizem previsões para intervalos não rotulados. Nestes casos, o resultado já tem o vínculo intrínseco com os dados rotulados, enquanto nas abordagens não supervisionadas, a interpretação dos resultados e a validação precisam ser realizadas de forma manual para garantir que os agrupamentos identificados correspondam à fácies geológicas que sejam consistentes com o conhecimento geológico existente.

Camargo *et al.* (2022) utilizaram um método não supervisionado pela baixa disponibilidade de amostras de rocha, mas concluíram ser imprescindível o emprego da informação litológica das amostras de rocha. Torres (2022) comparou a eficiência

de três algoritmos no cálculo de eletrofácies: K-means (não supervisionado), *Support Vector Machine* e Rede Neural, sendo os dois últimos, supervisionados. Embora o algoritmo não supervisionado tenha realizado bem o papel de agrupar fácies, segundo o autor, este método carece justamente de uma relação dos resultados com o “mundo real”. Carmo (2021) mostrou a importância de correlacionar perfis a dados de rocha, dada a variabilidade e complexidade das fácies carbonáticas.

6.3 NORMALIZAÇÃO DAS PROPORÇÕES DE ELETROFÁCIES

Para definir uma eletrofácies representativa de cada poço na zona de interesse, a estratégia inicial foi identificar a eletrofácies de maior proporção em cada poço. No entanto, durante o trabalho foi observado que eletrofácies de menores proporções podem ser mais relevantes do que as eletrofácies mais comuns. Para ilustrar esta questão, na Tabela 6 são apresentadas as proporções de cada eletrofácies, bem como a eletrofácies de maior proporção em cada poço utilizado no trabalho.

Observando a Tabela 6, em 22 dos 38 poços com perfil de eletrofácies (cerca de 60%), a fácies LBE é a mais comum, indicando uma possível tendência geológica regional, que por sua vez causa um efeito de fundo (*background*) nos dados de proporção de eletrofácies. Este efeito pode mascarar variações relativas importantes. Como exemplo, toma-se o poço W9, que apresenta proporção significativa da eletrofácies HTM. Esta eletrofácies está relacionada à um contexto geológico específico, no qual há presença de intervalos com alteração hidrotermal, em que houve silicificação e dissolução que por sua vez criou e/ou ampliou a porosidade primária (Figura 8). Os perfis deste poço são apresentados na Figura 21. Se a eletrofácies de maior proporção deste poço fosse eleita como representativa, a informação de que este poço tem um intervalo com alteração hidrotermal seria descartada. Assim, entendeu-se ser mais valioso identificar valores anômalos das proporções de eletrofácies, ao invés das eletrofácies mais comuns. Para isso, foi utilizada uma técnica comum de normalização, na qual cada proporção de eletrofácies é normalizada separadamente, subtraindo-se pela sua média (μ) e dividindo pelo seu desvio padrão (ρ):

$$z = \frac{x - \mu}{\rho}$$

O resultado é um valor (z) que representa a distância, em desvios padrão, entre o valor original e a média daquela eletrofácies. Na Tabela 6, observa-se que os valores normalizados de fato identificam a eletrofácies HTM como a de maior destaque no poço W9 com 2,64 desvios padrão acima da sua média global. Além disso, embora a eletrofácies LBE (4) seja a mais comum neste poço, ela está presente em uma proporção menor que a sua média global. A técnica aplicada elimina o efeito *background* dos dados de proporções de fácies, permitindo uma análise relativa entre as proporções de fácies e a definição mais precisa das eletrofácies mais relevantes nos poços.

Tabela 6 – Proporções de eletrofácies por poços na zona de interesse. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela, exceto a coluna “Maior”, cujas cores representam as respectivas eletrofácies. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: Build up; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo

Poço	HTM	BAN	BUP	LBE	RBE	LP	Maior
W1	0,23	7,57	2,92	80,85	0,00	0,42	LBE
W2	6,01	35,72	2,79	40,37	12,10	0,00	LBE
W3	0,95	3,39	2,97	33,76	0,00	0,69	LBE
W4	Poço sem perfilagem						
W5	3,15	7,85	22,26	66,68	0,00	0,00	LBE
W6	7,13	13,56	48,92	30,31	0,00	0,00	BUP
W7	20,59	1,64	1,48	71,88	0,00	4,38	LBE
W8	1,02	8,85	2,47	76,37	0,68	9,36	LBE
W9	33,36	25,17	1,69	39,48	0,27	0,00	LBE
W10	7,50	30,91	8,54	46,73	6,29	0,00	LBE
W11	7,15	39,57	4,90	42,56	5,78	0,00	LBE
W12	5,82	20,36	5,31	44,32	24,17	0,00	LBE
W13	2,36	47,37	2,97	36,74	10,54	0,00	BAN
W14	3,75	42,36	1,41	37,62	14,78	0,00	BAN
W15	3,19	23,68	1,72	70,40	0,96	0,04	LBE
W16	Poço sem eletrofácies						
W17	49,01	9,96	3,82	32,72	2,19	0,00	HTM
W18	2,00	25,06	20,95	51,89	0,00	0,00	LBE
W19	10,13	31,94	29,73	25,09	0,22	0,00	BAN
W20	6,02	17,46	57,26	13,94	5,23	0,05	BUP
W21	4,78	22,91	31,84	18,13	12,07	0,00	BUP
W22	6,47	7,31	0,40	71,95	9,20	0,00	LBE
W23	3,78	34,78	2,18	55,55	3,68	0,00	LBE
W24	3,92	32,48	8,25	49,53	5,79	0,00	LBE
W25	6,42	43,14	6,87	34,78	8,77	0,00	BAN
W26	3,93	26,80	4,04	60,85	0,91	0,00	LBE
W27	3,39	55,48	11,10	27,81	2,21	0,00	BAN
W28	4,09	51,79	6,08	32,37	5,65	0,00	BAN
W29	2,77	31,65	13,01	30,85	21,70	0,00	BAN
W30	2,71	12,01	7,72	42,72	34,82	0,00	LBE
W31	2,32	25,66	6,90	54,06	11,06	0,00	LBE
W32	1,79	24,71	3,26	69,54	0,00	0,65	LBE
W33	15,65	25,29	15,36	35,74	7,94	0,00	LBE
W34	14,94	54,57	1,09	28,31	1,05	0,00	BAN
W35	16,40	7,77	0,29	67,42	7,28	0,23	LBE
W36	27,83	17,72	9,23	39,26	5,94	0,00	LBE
W37	3,54	62,22	5,60	28,11	0,54	0,00	BAN
W38	56,74	2,88	1,26	38,68	0,40	0,00	HTM
W39	41,08	27,60	0,45	26,30	3,55	0,00	HTM
W40	8,88	52,04	9,05	10,96	18,96	0,00	BAN

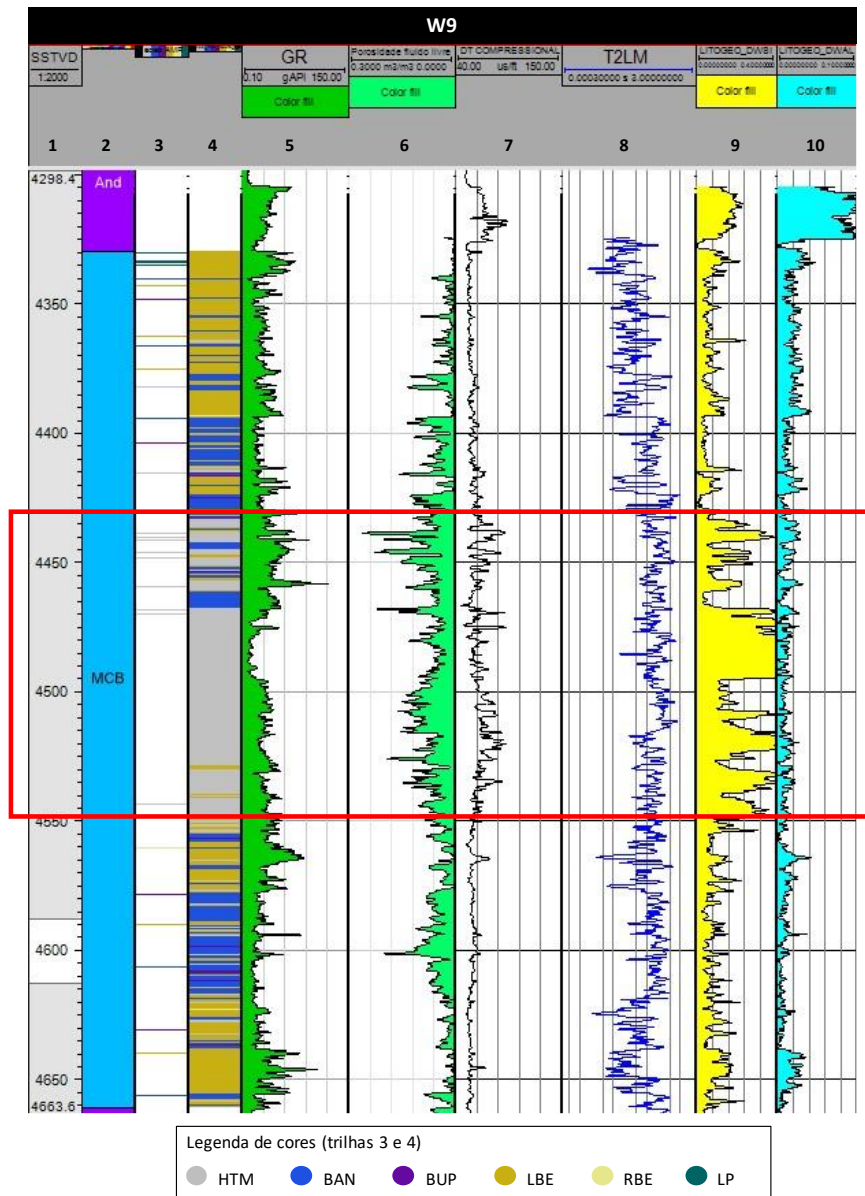


Figura 21 – Perfis do poço W9. Destaque em vermelho para a zona com alteração hidrotermal, evidenciada pelo aumento da concentração relativa de Si (Trilha 9), que por sua vez causa, neste caso, aumento da porosidade (Trilha 6). Trilha 1: profundidade MD. Trilha 2: zona estratigráfica (And = anidrita; MCB = Macabu). Trilha 3: associações de litofácies das amostras de rocha. Trilha 4: perfil de eletrofácies calculado. Trilha 5: perfil de raios gama (GR). Trilha 6: perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). Trilha 7: perfil sônico compressional (DTp). Trilha 8: perfil de média logarítmica da distribuição T2 (T2LM). Trilha 9: concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Trilha 10: concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Tabela 7 – Proporções normalizadas de eletrofácies na zona de interesse. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela, exceto a coluna “Maior”, cujas cores representam as respectivas eletrofácies. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: Build up; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Poço	HTM	BAN	BUP	LBE	RBE	LP	Maior
W1	-0,82	-1,13	-0,60	2,15	-0,81	-0,12	LBE
W2	-0,21	0,61	-0,61	-0,27	0,69	-0,28	RBE
W3	-0,74	-1,39	-0,59	-0,66	-0,81	-0,02	LP
W4	Poço sem perfilagem						
W5	-0,51	-1,12	0,91	1,30	-0,81	-0,28	LBE
W6	-0,10	-0,76	3,00	-0,87	-0,81	-0,28	BUP
W7	1,31	-1,50	-0,71	1,61	-0,81	1,37	LBE
W8	-0,73	-1,05	-0,63	1,88	-0,73	3,25	LP
W9	2,64	-0,04	-0,69	-0,32	-0,78	-0,28	HTM
W10	-0,06	0,31	-0,16	0,11	-0,03	-0,28	BAN
W11	-0,09	0,85	-0,44	-0,14	-0,09	-0,28	BAN
W12	-0,23	-0,34	-0,41	-0,03	2,19	-0,28	RBE
W13	-0,59	1,33	-0,59	-0,48	0,50	-0,28	BAN
W14	-0,45	1,02	-0,71	-0,43	1,02	-0,28	RBE
W15	-0,51	-0,14	-0,69	1,52	-0,69	-0,27	LBE
W16	Poço sem eletrofácies						
W17	4,27	-0,99	-0,53	-0,72	-0,54	-0,28	HTM
W18	-0,63	-0,05	0,81	0,42	-0,81	-0,28	BUP
W19	0,22	0,38	1,50	-1,18	-0,78	-0,28	BUP
W20	-0,21	-0,52	3,65	-1,84	-0,16	-0,26	BUP
W21	-0,34	-0,18	1,66	-1,59	0,69	-0,28	BUP
W22	-0,17	-1,15	-0,79	1,62	0,33	-0,28	LBE
W23	-0,45	0,55	-0,65	0,64	-0,35	-0,28	LBE
W24	-0,43	0,41	-0,18	0,28	-0,09	-0,28	BAN
W25	-0,17	1,07	-0,29	-0,60	0,28	-0,28	BAN
W26	-0,43	0,06	-0,51	0,95	-0,70	-0,28	LBE
W27	-0,49	1,83	0,04	-1,02	-0,54	-0,28	BAN
W28	-0,41	1,61	-0,35	-0,74	-0,11	-0,28	BAN
W29	-0,55	0,36	0,19	-0,83	1,88	-0,28	RBE
W30	-0,56	-0,86	-0,22	-0,13	3,51	-0,28	RBE
W31	-0,60	-0,01	-0,29	0,55	0,56	-0,28	RBE
W32	-0,65	-0,07	-0,57	1,47	-0,81	-0,04	LBE
W33	0,79	-0,04	0,38	-0,54	0,17	-0,28	HTM
W34	0,72	1,78	-0,74	-0,99	-0,68	-0,28	BAN
W35	0,87	-1,12	-0,80	1,35	0,09	-0,19	LBE
W36	2,06	-0,50	-0,10	-0,33	-0,07	-0,28	HTM
W37	-0,47	2,25	-0,39	-1,00	-0,74	-0,28	BAN
W38	5,07	-1,42	-0,73	-0,37	-0,76	-0,28	HTM
W39	3,44	0,11	-0,79	-1,11	-0,37	-0,28	HTM
W40	0,09	1,62	-0,12	-2,02	1,54	-0,28	BAN

Um problema comum no estabelecimento de relações entre dados de poços e dados sísmicos está nas diferenças de escala e resolução entre os dois tipos de dados. Os dados sísmicos tipicamente abrangem uma grande área, mas possuem resolução vertical relativamente baixa. Por outro lado, os poços são informações pontuais em área, mas com grande resolução vertical. Geralmente, este tipo de problema é tratado com abordagens que reduzem a resolução do dado mais detalhado, no caso, a resolução vertical dos poços, em processos chamados de *upscale*, que equalizam a escala das duas informações. Há vários exemplos de trabalhos recentes que utilizaram este tipo de processo (TEIXEIRA; LUPINACCI, 2019; DIAS, 2020; PENNA; LUPINACCI, 2021; MACHADO, 2023).

No caso deste trabalho, a diferença de escala não se dá diretamente pela resolução sísmica, mas sim porque os atributos foram utilizados na forma de mapas, representando propriedades médias da zona de interesse. Por isso, foi necessário converter os perfis de poços em um formato compatível com os mapas de atributos médios. Isso permitiu que ambas as informações estivessem na mesma dimensão e pudessem ser utilizadas em uma rede neural, que aprendeu a mapear os atributos extraídos da zona de interesse para os valores de eletrofácies identificados nos poços.

A transformação de escala foi realizada com uma técnica comum de normalização, na qual cada proporção de eletrofácies foi normalizada separadamente, subtraindo-se pela sua média (μ) e dividindo-se pelo seu desvio padrão (ρ). A técnica aplicada elimina o efeito *background* dos dados de proporções de fácies, permitindo uma análise relativa entre as proporções de fácies e a definição mais precisa das eletrofácies mais relevantes nos poços (compare a Tabela 6 com a Tabela 7).

6.4 SELEÇÃO DOS POÇOS

Foi definido um subconjunto de poços para utilização na etapa de classificação supervisionada de fácies geológicas. A escolha dos poços foi baseada nas eletrofácies representativas e na localização geográfica dos poços, de tal forma que todas as eletrofácies e regiões fossem bem representadas, removendo redundâncias (poços muito próximos) e priorizando os poços com maior proporção normalizada de cada eletrofácies. Os 23 poços selecionados são apresentados na Tabela 8 e na Figura 22.

Tabela 8 – Proporções de eletrofácies normalizadas dos poços selecionados. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela, exceto a coluna “Maior”, cujas cores representam as respectivas eletrofácies. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: Build up; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Poço	HTM	BAN	BUP	LBE	RBE	LP	Maior
W38	5,07	-1,42	-0,73	-0,37	-0,76	-0,28	HTM
W17	4,27	-0,99	-0,53	-0,72	-0,54	-0,28	HTM
W39	3,44	0,11	-0,79	-1,11	-0,37	-0,28	HTM
W9	2,64	-0,04	-0,69	-0,32	-0,78	-0,28	HTM
W36	2,06	-0,50	-0,10	-0,33	-0,07	-0,28	HTM
W37	-0,47	2,25	-0,39	-1,00	-0,74	-0,28	BAN
W27	-0,49	1,83	0,04	-1,02	-0,54	-0,28	BAN
W28	-0,41	1,61	-0,35	-0,74	-0,11	-0,28	BAN
W13	-0,59	1,33	-0,59	-0,48	0,50	-0,28	BAN
W25	-0,17	1,07	-0,29	-0,60	0,28	-0,28	BAN
W11	-0,09	0,85	-0,44	-0,14	-0,09	-0,28	BAN
W20	-0,21	-0,52	3,65	-1,84	-0,16	-0,26	BUP
W6	-0,10	-0,76	3,00	-0,87	-0,81	-0,28	BUP
W19	0,22	0,38	1,50	-1,18	-0,78	-0,28	BUP
W1	-0,82	-1,13	-0,60	2,15	-0,81	-0,12	LBE
W22	-0,17	-1,15	-0,79	1,62	0,33	-0,28	LBE
W15	-0,51	-0,14	-0,69	1,52	-0,69	-0,27	LBE
W30	-0,56	-0,86	-0,22	-0,13	3,51	-0,28	RBE
W12	-0,23	-0,34	-0,41	-0,03	2,19	-0,28	RBE
W29	-0,55	0,36	0,19	-0,83	1,88	-0,28	RBE
W2	-0,21	0,61	-0,61	-0,27	0,69	-0,28	RBE
W31	-0,60	-0,01	-0,29	0,55	0,56	-0,28	RBE
W8	-0,73	-1,05	-0,63	1,88	-0,73	3,25	LP

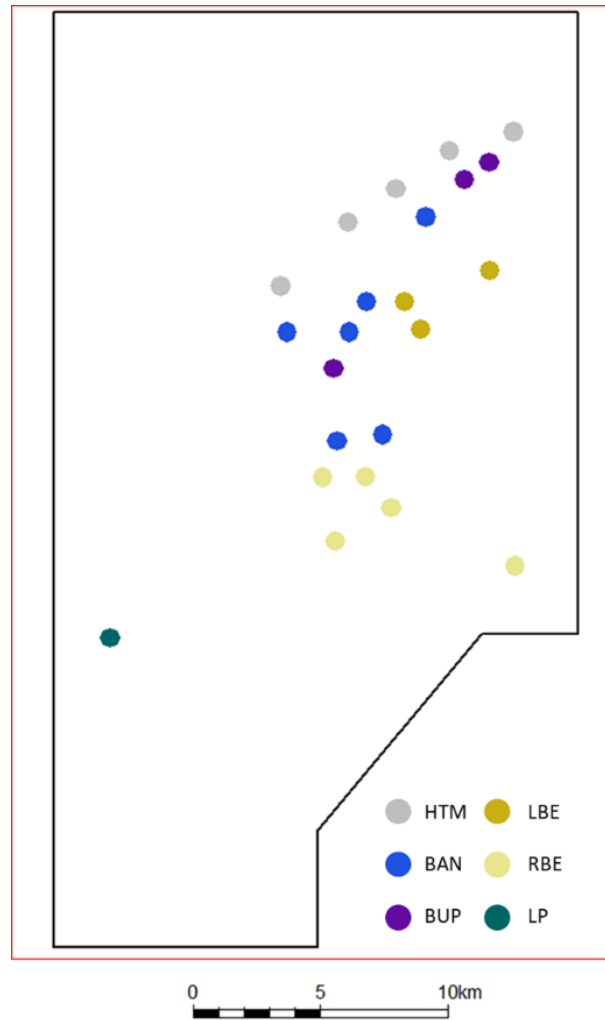


Figura 22 – Poços selecionados para utilização na etapa de classificação supervisionada de fácies geológicas. As cores representam as eletrofácies mais representativas em cada poço. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

A seleção criteriosa dos poços pode garantir uma amostragem mais representativa considerando os objetivos do estudo, concentrando os esforços em poços que sejam mais relevantes para investigar as características geológicas de maior interesse, e é especialmente relevante nos estudos em que há disponibilidade de grande número de poços. Paiva (2022) demonstrou que a seleção criteriosa dos poços a serem utilizados na etapa de integração dos dados de poços e dados sísmicos é importante para garantir a qualidade da estimativa de propriedades baseadas na integração de dados sísmicos e de poços.

6.5 CARACTERIZAÇÃO SÍSMICA DO INTERVALO PRÉ-SAL

6.5.1 Mapeamento sísmico

Os principais horizontes sísmicos da seção pré-sal foram mapeados no dado sísmico 3D: topo do embasamento (tBAS), base da Formação Coqueiros (bCOQ), topo da seção *rifte* (tRift), discordância Pré-Alagoas (DPA) e Base do Sal (bSal) (Figura). O mapeamento foi realizado em profundidade. Os horizontes sísmicos tBAS, bCOQ e tRift, que definem os limites das unidades sismoestratigráficas IT/AT e COQ A (Figura 5), foram atravessados por poucos poços e por isso o mapeamento destas superfícies foi baseado principalmente em controles indiretos, como a seleção de reflexões sísmicas consistentes e coerentes em toda a área de estudo, na busca de relações estratigráficas entre as reflexões adjacentes e na utilização do truncamento das reflexões sísmicas como guia (Figura 24).

A discordância Pré-Alagoas (DPA) e a base do Sal (bSal) foram atravessadas por vários poços, por isso o mapeamento destas superfícies foi iniciado em seções arbitrárias partir de marcadores de poços entre poços amarrados sísmicamente e depois expandido por toda a área de estudo.

A malha de mapeamento das superfícies foi regular, de 250 m x 250 m (a cada 20 *inlines* e 20 *crosslines*), que em seguida foi interpolada gerando as superfícies finais (Figura 23Figura). A correspondência das superfícies mapeadas com a estratigrafia e tectônica regional da Bacia de Campos está sumarizada na Figura 5. Falhas também foram mapeadas em toda a área de interesse.

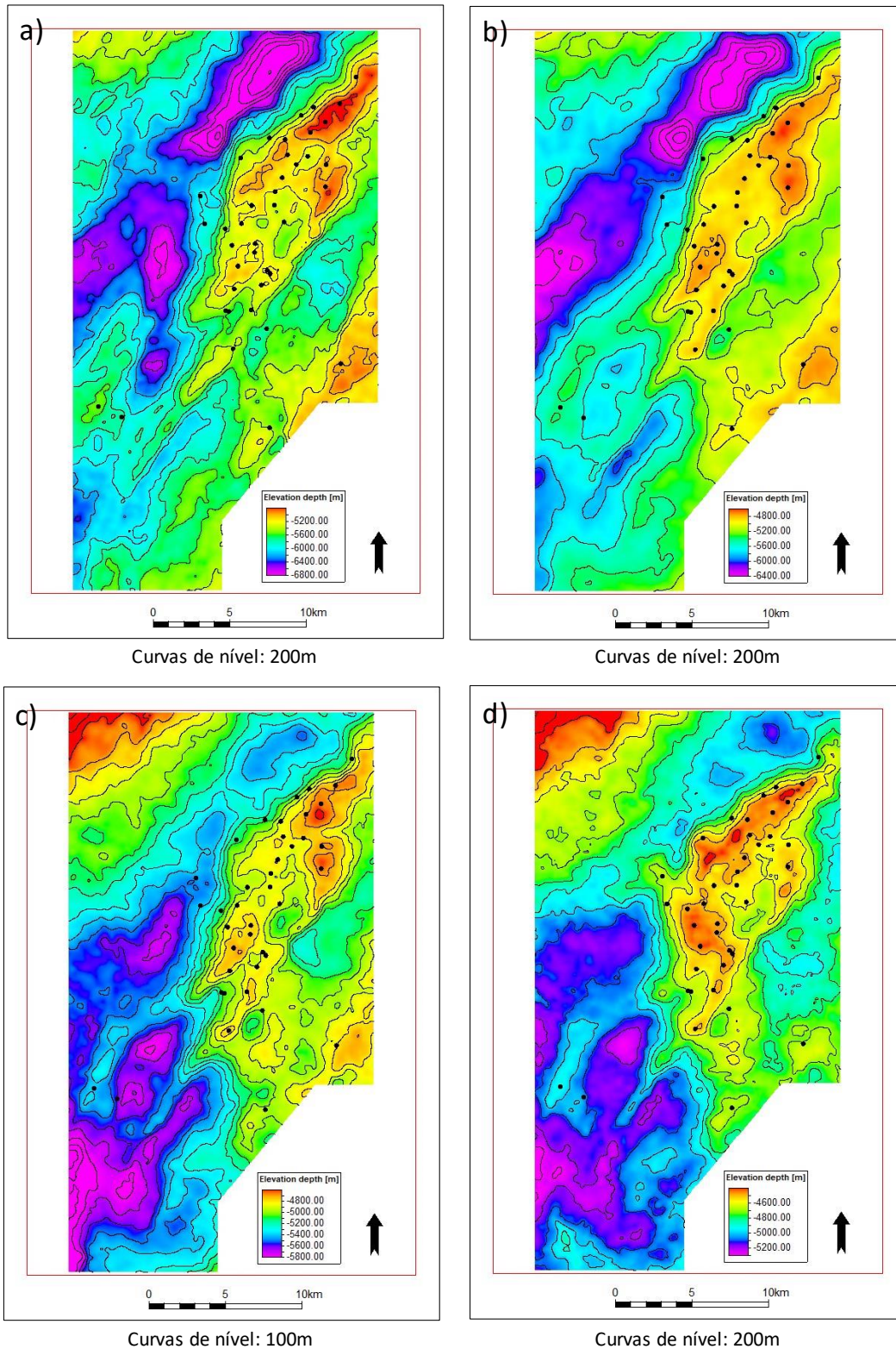


Figura 23 – Superfícies geradas a partir dos horizontes mapeados no dado sísmico. a) Topo do Embasamento (tBAS); b) Base da Fm. Coqueiros (bCOQ); c) Topo da seção Rife (tRift); d) discordância Pré-Alagoas (DPA). (Continua na próxima página).

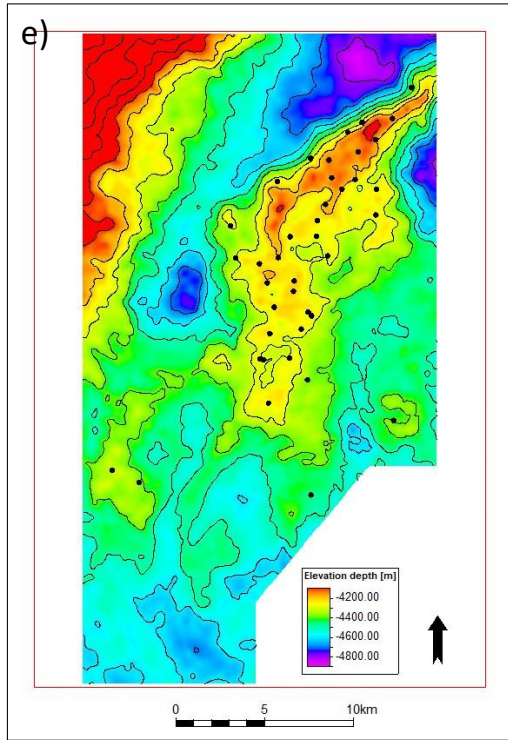


Figura 23 (continuação) – Superfícies geradas a partir dos horizontes mapeados no dado sísmico. e)
Base do Sal (bSal).

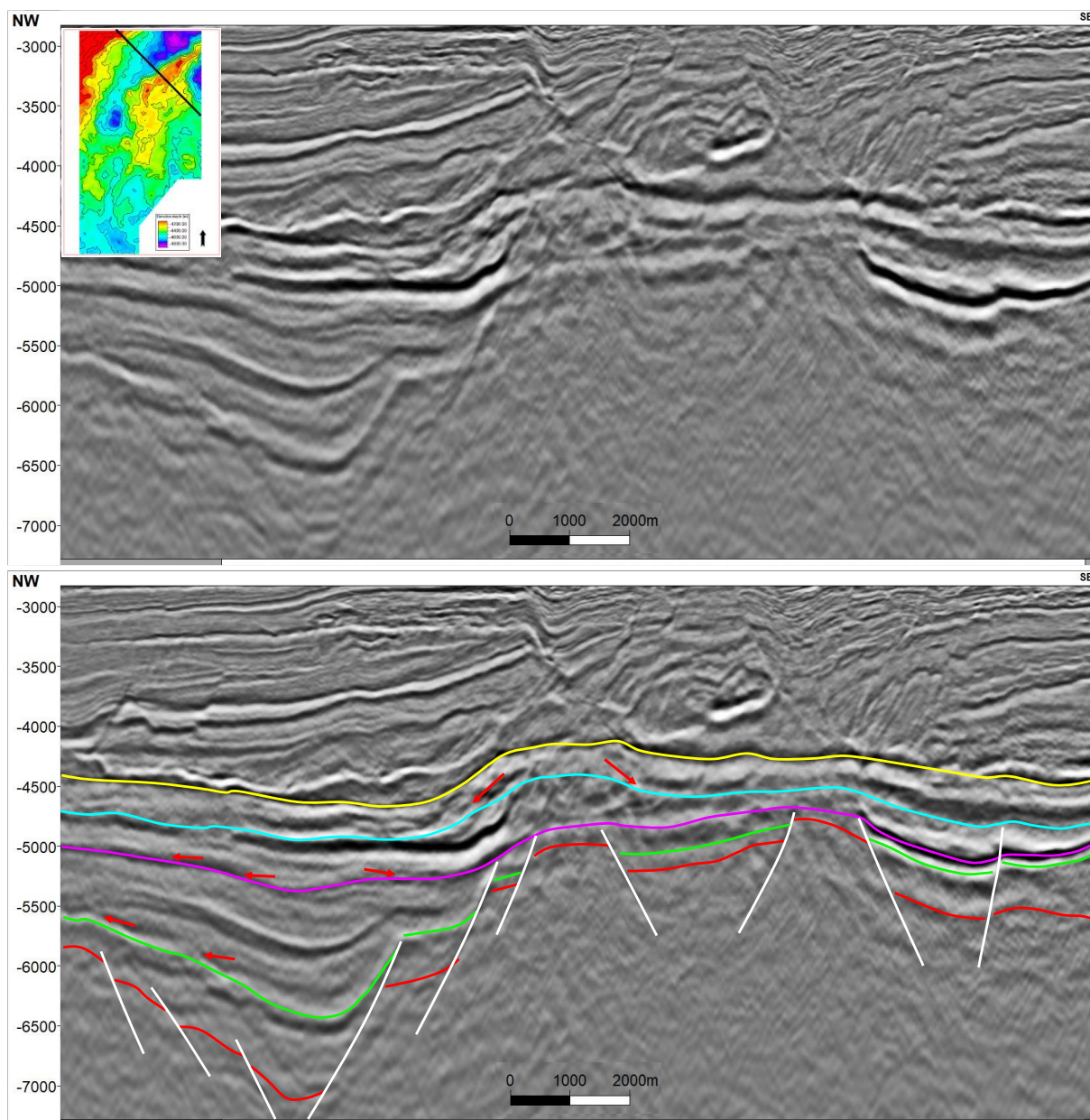


Figura 24 – Seção sísmica de direção NW-SE na área de estudo (não interpretada e interpretada).
 Legenda de cores dos horizontes: **vermelho**: tBAS. **Verde**: bCOQ. **Roxo**: tRift. **Ciano**:
 DPA. **Amarelo**: bSal. Setas vermelhas representam terminações de refletos utilizados
 como guias para identificação das discordâncias. Localização da seção sobre mapa
 estrutural da base do sal (bSal).

6.5.2 Contexto estrutural e evolução tectônica

Como o foco do trabalho não é esta contextualização e evolução, mas este tópico auxilia a compreensão geológica da área de estudo, foi realizada uma

compilação de estudos sobre o tema, seguindo a ordem estratigráfica/evolutiva: Strugale e Cartwright (2022) – Embasamento e evolução tectônica; Olivito e Souza (2020) – Formação Coqueiros; Herlinger *et al.* (2017) – Formação Macabu; Lima *et al.* (2020) – Hidrotermalismo. A caracterização sísmica do intervalo pré-sal permeia esta compilação, que forneceu uma base sólida para a interpretação dos dados sísmicos e para a obtenção de resultados mais confiáveis.

Strugale e Cartwright (2022) subdividiram a área de estudo em três principais domínios estruturais. A divisão proposta pelos autores foi baseada, principalmente, na distribuição de falhas e no mapa estrutural do topo do embasamento, que correspondem a um *horst* central orientado NE-SW, denominado Sistema de Falhas de Guriri (GFS), margeado por dois domínios estruturalmente mais baixos ao nível do embasamento, denominados Baixo Interno e Baixo Externo (Figura 25 (a)). Ainda segundo os autores, os três domínios estruturais exibem deformação interna por falhamento subsidiário, gerando baixos e altos internos. Sistemas de falhas concentraram a deformação e atuaram como limites do GFS, que foi subdividido em três ramos: norte, leste e sul (GFSN, GFSE e GFSS, respectivamente). Estruturas transversais (NW-SE) se concentram na porção central e são interpretadas como uma zona de acomodação.

A partir do mapa estrutural do topo do embasamento (tBas), foram identificados os principais altos e baixos estruturais dentro destes domínios (1-10, Figura 25 (b)). No domínio GFS, o alto estrutural representado por 1 e 2 é a estrutura positiva mais proeminente da área, delimitada por segmentos de falha dos ramos GFSN e GFSE que mergulham para NW e SE, respectivamente. Esta estrutura positiva mergulha para SSW em direção ao depocentro 5. O alto estrutural 3 é formado por segmentos de falha do ramo GFSS, que mergulham em direções opostas. São observados ainda dois depocentros (4 e 6) no domínio do baixo interno, e dois depocentros (7 e 8) no domínio baixo externo. Baixos estruturais locais também foram identificados (9 e 10, Figura 25 (b)).

É possível observar forte correlação do mapa de espessuras da sequência pré-sal com o mapa estrutural do topo do embasamento (Figura 25 (d, b)), evidenciando grande controle da fase rifte na deposição dos sedimentos. Porém, não se observa essa correlação das espessuras com o mapa estrutural da base do sal (Figura 25 (c)), indicando que, ao longo da deposição da grande sequência sedimentar do pré-sal,

houve uma sucessão significativa (ou seja, as unidades pós-ribe) em um ambiente tectônico diferente, que obliterou quase que completamente o relevo pretérito.

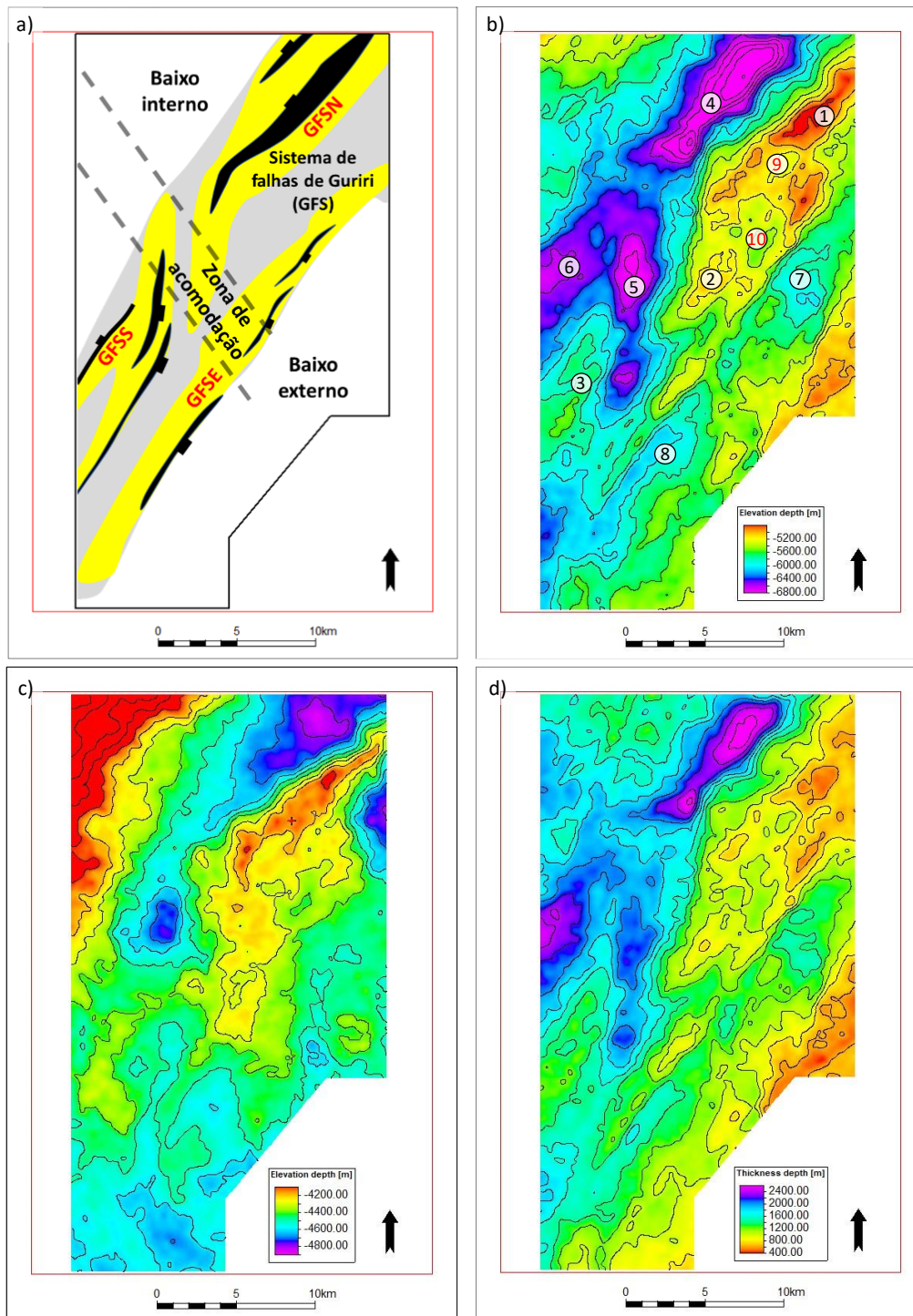


Figura 25 – Configuração estrutural da área de estudo. Curvas de nível (b-d): 200 m. a) Três domínios estruturais (modificado de Strugale e Cartwright (2022)). b) Mapa estrutural do topo do embasamento (tBAS) com identificação dos altos principais (1-3), baixos principais (4-8) e baixos locais (9 e 10). c) Mapa estrutural do base do sal (bSal). d) Mapa de espessuras da sequência pré-sal.

O registro sedimentar pré-sal da área de estudo é dividido em cinco estágios tectônicos (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022): Rifte (Fase I), Rifte (Fase II), Rifte (Fase III), Transição e Pós-Rifte. No estágio Rifte (Fase I), depósitos siliciclásticos grossos a carbonáticos mistos e finos preencheram *grabens* isolados. Este estágio é limitado pelas superfícies sísmicas tBAS e bCOQ e corresponde à três unidades litoestratigráficas, Cabiúnas, Itabapoana e Atafona e à unidade sismoestratigráfica IT/AT (Figura 5), pouco conhecida na área de estudo por ter sido atravessada por poucos poços. O topo do embasamento (tBAS) é identificado nas seções sísmicas como uma interface que separa duas unidades sísmicas com conteúdo de amplitude e níveis de coerência contrastantes, sendo que os sedimentos sobrejacentes, geralmente, apresentam reflexões estratificadas, enquanto o embasamento normalmente é uma unidade sísmica “transparente” a caótica, com poucas reflexões coerentes e de alta amplitude internamente (Figura 24). Além de discordantes, as unidades adjacentes que formam esta interface são muito heterogêneas, por isso a resposta sísmica é variável (tanto em polaridade como em valores absolutos de amplitude) ao longo da superfície mapeada. Já a superfície bCOQ ocorre como uma conformidade ou como uma superfície de *onlap* nos baixos deposicionais. Nos altos estruturais pode ocorrer como um truncamento erosivo (Figura 24). O mapa de isópacas desta unidade (Figura 26 (a)) indica três depocentros principais na área, que coincidem com os baixos estruturais do embasamento 4, 5 e 7 (Figura 25 (b)), sendo que o depocentro 5 apresenta as maiores espessuras de sedimentos (cerca de 900 m). Há ainda espessuras relativamente significativas no baixo local 10. Por outro lado, nas regiões dos baixos estruturais 6 e 8, não há espessuras significativas de sedimentos desta unidade, evidenciando que estes baixos foram preenchidos em um estágio posterior.

Os estágios Rifte (Fase II) e Rifte (Fase III) não foram individualizadas neste trabalho, sendo considerados como uma única unidade sismoestratigráfica, COQ A (Figura 5). Esta sequência é limitada na base pela superfície bCOQ e no topo pela superfície tRift, e é caracterizada por alternâncias de siliciclásticos grossos e folhelhos, que sísmicamente correspondem a uma distribuição de refletores diácrona e complexa, com diferentes terminações (*onlaps*, truncamentos) e grandes variações de espessura associadas aos falhamentos (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). Em termos de espessura sedimentar, é evidente a deposição de maiores espessuras de

sedimentos nos baixos 4, 5, 6 e 7 (Figura 25 (b)). O baixo estrutural 4 é o mais marcado, com espessuras que chegam a ultrapassar 1 km, evidenciando predominância de geração de espaço de acomodação na região do baixo interno, possivelmente gerado pela atividade das falhas do GFSN (Figura 25 (a)). No restante da área, o preenchimento é mais suave, em padrão típico de preenchimento de relevo residual, com os sedimentos sendo depositados sobrepondo-se a escapas de falhas e cobrindo altos estruturais (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). A superfície que marca o topo desta unidade (tRift) é uma superfície em geral conforme e que raramente mostra evidências de erosão ao longo da área do dado sísmico. Em termos gerais, é representada por um aumento da impedância acústica (de cima para baixo) nos baixos estruturais e uma redução de impedância acústica nos altos estruturais (Figura 24).

O estágio Transicional é limitado pelas superfícies sísmicas tRift e DPA, que definem a unidade sismoestratigráfica COQ B. Litologicamente, as rochas desta unidade variam de acordo com a posição relativa em relação ao alto estrutural central do embasamento (1-2, Figura 25 (b)): quando sobrejacentes ao *horst* central, correspondem predominantemente a depósitos de alta energia como bioclásticos de bivalves (subordinadamente, de gastrópodes e ostracodes), formando *rudstones* e *grainstones*, informalmente conhecidos como “coquinas”. Nas regiões baixas do entorno do *horst* central, predominam as fácies de baixa energia, com rochas de composição híbrida com matriz argilosa ou peloidal e outras rochas de grãos finos (OLIVITO; SOUZA, 2020; STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). No mapa de espessuras desta unidade (Figura 26 (c)), observa-se uma tendência regional de espessamento no sentido SW e a presença de duas feições circulares na região central com espessuras significativamente superiores às das áreas adjacentes. Em seção sísmica, estas feições são representadas por dois corpos que exibem reflexões caóticas de amplitude baixa a moderada e geometria externa na forma de *mounds* (Figura 27), contrastando o comportamento geral dos refletores sísmicos desta unidade, predominantemente paralelos a localmente truncados. Os *mounds* descritos têm gênese em fluxos gravitacionais de bioclastos nos limites do alto estrutural (OLIVITO; SOUZA, 2020; STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022). O corpo em forma de *mound* localizado a SW se sobrepõe ao *mound* NE, evidenciando que foram depositados em tempos distintos.

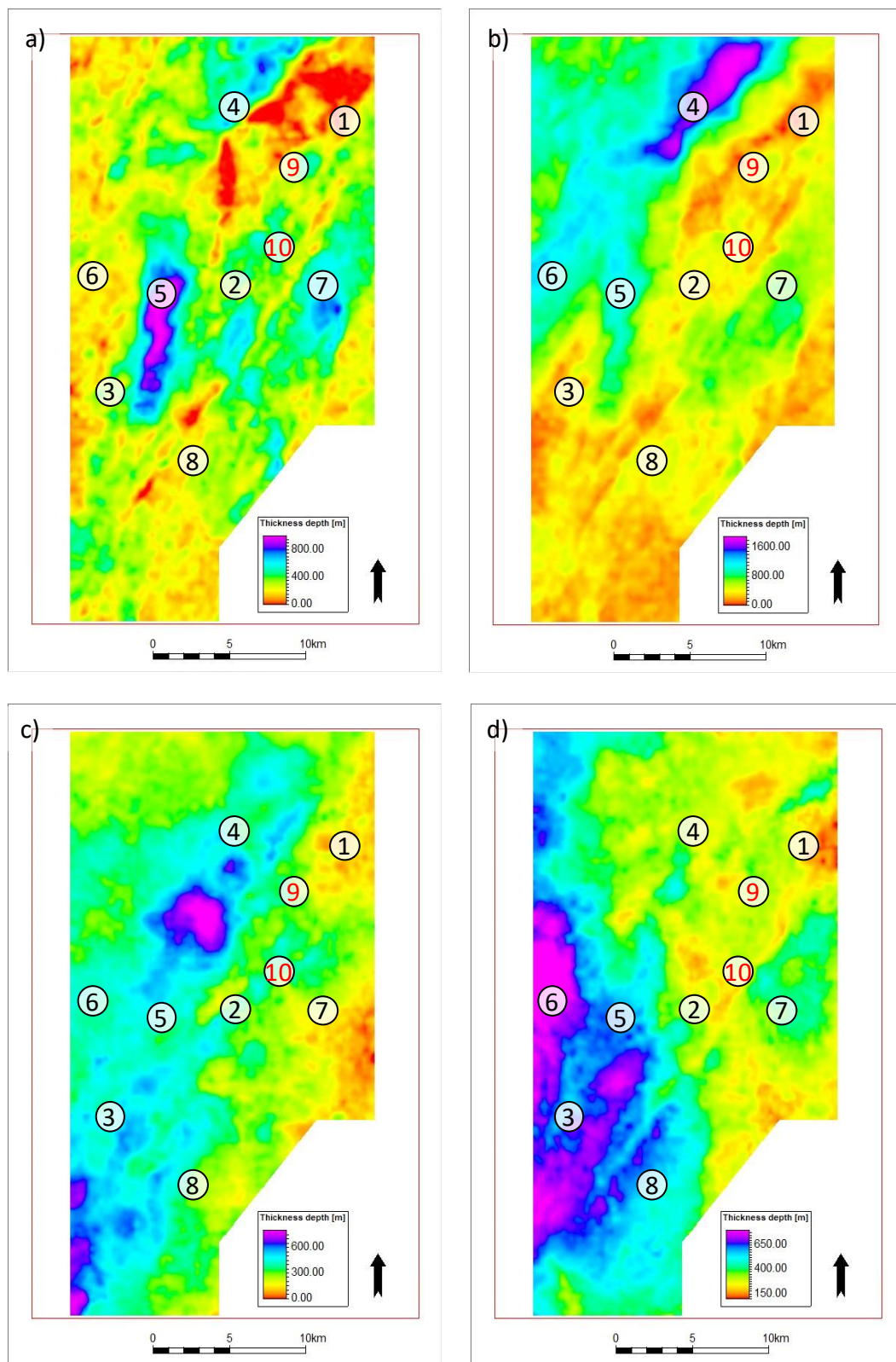


Figura 26 – Mapas de espessuras das unidades sismoestratigráficas individualizadas no estudo, com identificação dos altos principais (1-3), baixos principais (4-8) e baixos locais (9 e 10). a) IT/AT; b) COQ A; c) COQ B; d) MCB.

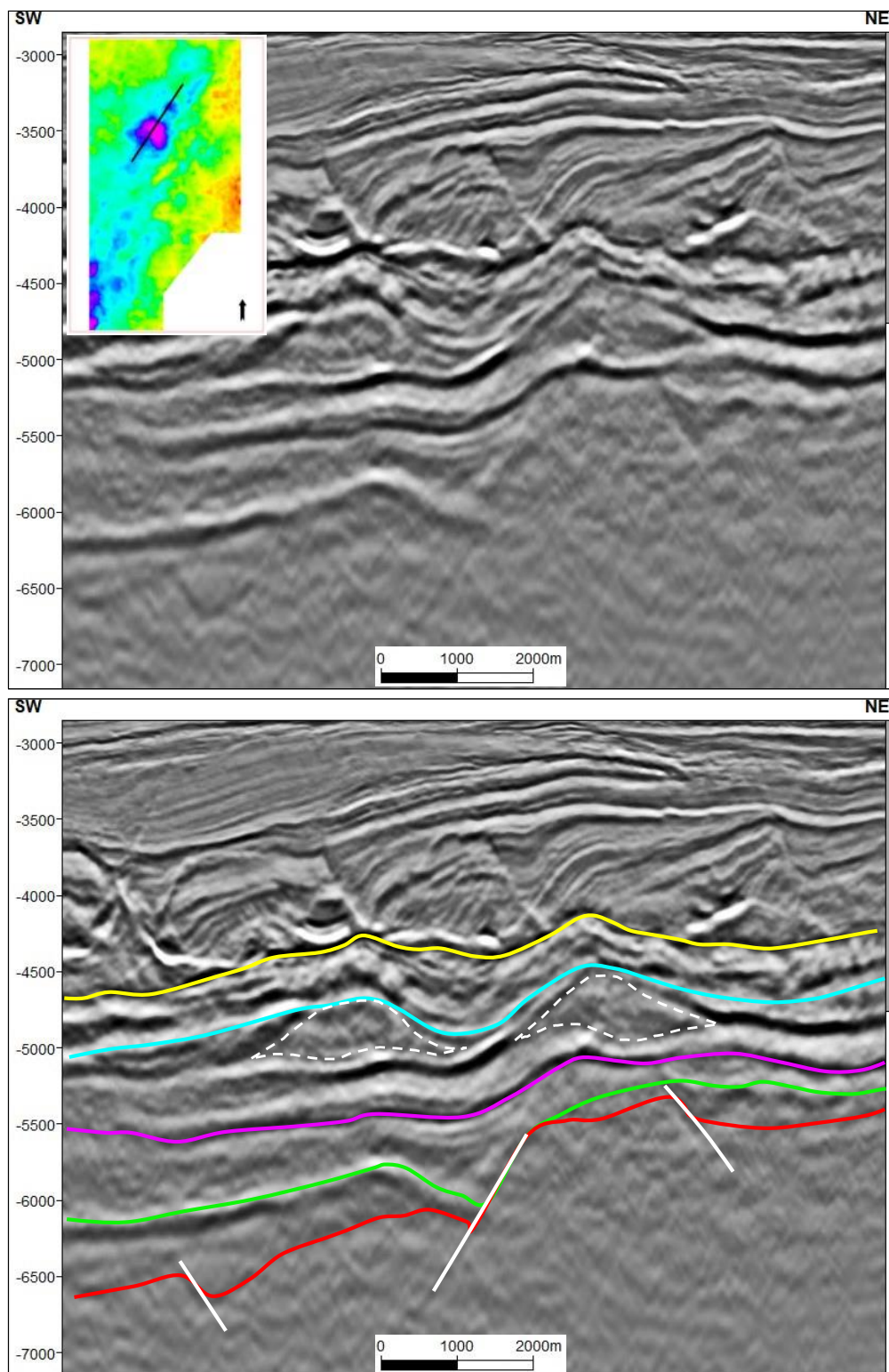


Figura 27 – Seção sísmica de direção SW-NE na área de estudo (não interpretada e interpretada).
 Legenda de cores dos horizontes: **vermelho:** tBAS. **Verde:** bCOQ. **Roxo:** tRift. **Ciano:** DPA. **Amarelo:** bSal. Linhas pontilhadas brancas delimitam os corpos em forma de *mounds*. Localização da seção no mapa de isópacas da unidade COQ B.

O estágio Pós-Rifte é representado no estudo pela Formação Macabu (unidade sismoestratigráfica MCB), limitada sismicamente pelas superfícies DPA e bSal, e que é foco do trabalho. Este estágio é caracterizado principalmente pela ausência de atividade tectônica significativa, consistindo em uma deposição com geometria do tipo bacia *sag*, em regime de subsidência termal, levando a um preenchimento agradacional, que apagou estruturas de menor escala do relevo residual da fase Rifte. Isto pode ser visualizado ao se comparar o mapa de espessuras da unidade MCB (Figura 26 (d)) com o mapa estrutural do topo do embasamento (Figura 25 (b)). No mapa de espessura, observa-se dois domínios distintos, separados pela direção NNW-SSE, que marca o maior gradiente de isópacas. À oeste, predominam grandes espessuras, comumente de 550 a 750 metros, podendo atingir até 850 metros. No restante da área, as espessuras predominantes são de 250 a 350 metros, atingindo 400 metros. Litologicamente, as rochas da unidade MCB são compostas predominantemente por agregados cristalinos de calcita fascicular (*shrubs*), associados a argilas singenéticas magnesianas na forma de laminações e pelóides/oóides (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017).

Os reservatórios da área estão contidos nas unidades COQ B e MCB. Em geral, as rochas reservatório da Formação Coqueiros apresentam melhores porosidades e permeabilidades que as rochas da base da Formação Macabu. Assim, a Discordância Pré Alagoas (DPA), que marca a interface entre estas duas formações, comumente é representada por um refletor sísmico de amplitude negativa moderada (pico branco). Porém, a heterogeneidade deposicional e a complexa evolução diagenética dos carbonatos do pré-sal, que inclui processos de dolomitização, silicificação e dissolução, em diferentes graus, intensidades e resultados (HERLINGER; ZAMBONATO; DE ROS, 2017) implica em variações na resposta sísmica desta interface. Na prática, isso faz com que a resposta sísmica varie, podendo ser *zero-crossing* ou mesmo positiva. Estas variações dificilmente são identificadas sem um sismograma sintético, o que faz com que a incerteza do mapeamento desta superfície, que representa a base da zona de interesse seja maior, à medida que se afasta dos poços.

Já a resposta sísmica da Base do Sal (bSal) representa o topo da zona de interesse e é um refletor contínuo e de forte amplitude positiva, facilmente mapeável em toda a área de interesse, embora, localmente, efeitos sísmicos como baixa

iluminação e presença de ruído, ou mesmo feições geológicas mais complexas, como altos proeminentes, discordâncias locais e regionais possam tornar a imagem sísmica mais complexa, dificultando o mapeamento.

Como já mencionado, a Formação Macabu foi depositada em um intervalo temporal com ausência de atividade tectônica significativa, quando predominou a subsidência termal, levando a um preenchimento agradacional com geometria deposicional do tipo *sag*, com os depocentros mais largos em comparação com as sequências rifte e transicional (Figura 26). Entretanto, é interessante notar que a base do sal (bSal), mesmo sendo a superfície de topo desta unidade, não reflete esta característica, sendo bem mais deformada e perturbada que o mapa de isópacas da unidade MCB (Figura 29 (c, d)). Isso indica a possibilidade de um significativo tectonismo pós-sal, que afetou a sequência pré-sal (STRUGALE; CARTWRIGHT, 2022).

6.5.3 Análise qualitativa de fácies sísmicas

Os refletores sísmicos da Formação Macabu foram analisados de forma qualitativa, em termos de características básicas como continuidade, amplitude, frequência e extensão, sendo possível identificar sete padrões principais (Figura 28). Em seguida, as classes de fácies sísmicas identificadas foram plotadas nos mapas de domínios estruturais, topo estrutural do embasamento, estrutural da base do sal e espessura da unidade MCB (Figura 29).

A **Fácies Sísmica 1**, de geometria progradacional, consiste em reflexões de amplitude média a alta e de média frequência, com refletores subparalelos e de alto ângulo (Figura 28 (1)). A continuidade das reflexões não é franca, mas não chega a ser caótica, sendo por isso classificadas como semicontínuas. Este tipo de fácies sísmicas foi identificado, na maioria das vezes, verticalmente adjacente à borda NW do alto estrutural do embasamento e em espessuras relativamente baixas a médias (Figura 29 (b,d) e Figura 30).

A **Fácies Sísmica 2** tem geometria externa que pode ser interpretada como do tipo *mound*, mas a falta de qualidade do sinal sísmico abre margem para que ela possa também ser classificada como deformada. Consiste em reflexões de amplitude predominantemente baixa e de alta frequência, com refletores caóticos a subparalelos

(Figura 28 (2)). Está normalmente associada à Fácies Sísmica 1, sendo lateralmente adjacente, na porção interna da borda NW do alto estrutural do embasamento e em espessuras relativamente baixas a médias (Figura 29 (b, d) e Figura 30).

A **Fácies Sísmica 3**, de geometria do tipo *mound*, consiste em reflexões de amplitude média a alta, de média frequência, com refletores subparalelos e de alto ângulo (Figura 28 (3)). Se diferencia da Fácies Sísmica 2, principalmente, pela geometria externa do tipo *mound* mais bem definida. Este tipo de fácies sísmicas foi identificado, na maioria das vezes, verticalmente adjacente à borda NW do alto estrutural do embasamento, na região central da área e em espessuras relativamente médias (Figura 29 (b, d) e Figura 31).

A **Fácies Sísmica 4** tem geometria externa de difícil definição, sendo classificada como deformada. Consiste em reflexões de amplitude alta, de frequência média a alta, caóticos (Figura 28 (4)). Este tipo de fácies sísmicas foi identificado verticalmente adjacente ao alto estrutural principal do embasamento (1-2, Figura 25 (b) e Figura 31) em espessuras relativamente médias (Figura 29 (d)).

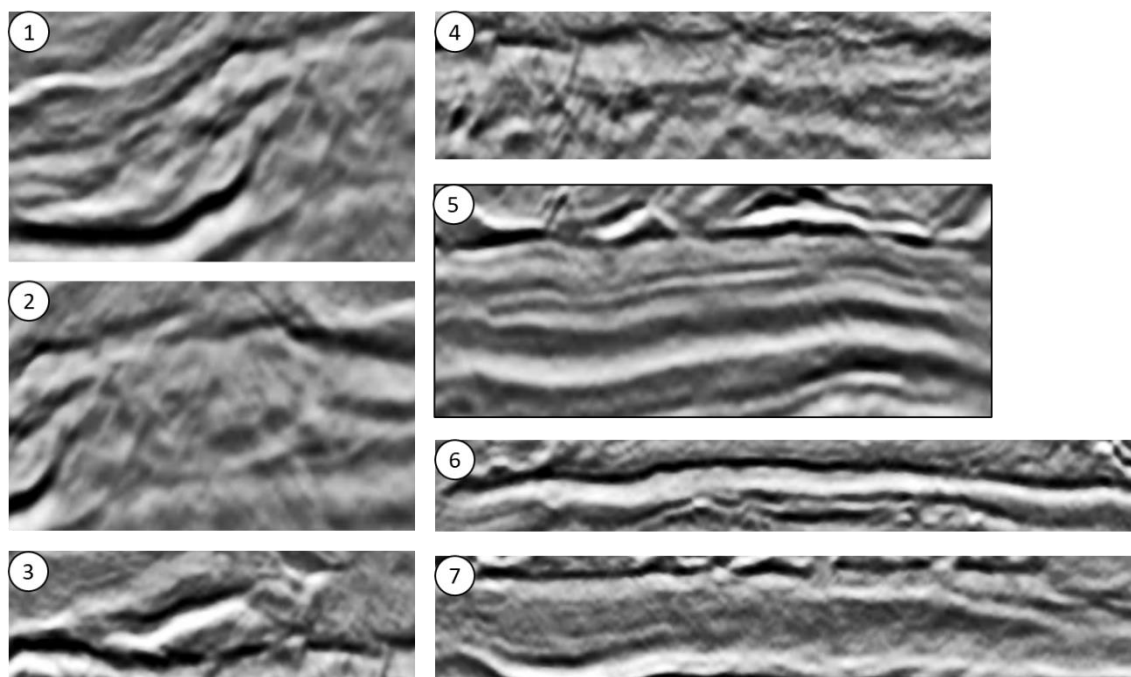
A **Fácies Sísmica 5** possui geometria paralela e consiste em reflexões contínuas de amplitude e frequência médias, com refletores paralelos e horizontais a sub-horizontais (Figura 28 (5)). Tem grande extensão areal, ocorrendo principalmente verticalmente adjacente ao alto estrutural 3 (Figura 25 (b) e Figura 32), na área com as maiores isópacas desta unidade (Figura 29 (d)).

A **Fácies Sísmica 6** também tem geometria externa paralela, mas se diferencia da Fácies Sísmica 5 por apresentar refletores sísmicos menos contínuos, de maior amplitude e menor frequência (Figura 28 (6)), além de ocorrer em menores espessuras (Figura 29 (d)). Está localizada verticalmente adjacente em uma área entre os baixos estruturais 7 e 8 (Figura 25 (b) e Figura 33).

A **Fácies Sísmica 7** tem geometria subparalela, com refletores de amplitude média a alta e frequência alta, que ocorrem de maneira semicontínua. Acontece principalmente na área do baixo estrutural 7 (Figura 25 (b) e Figura 33).

Em termos gerais, as fácies sísmicas com padrão de reflexões ou geometria mais complexos (1-4) estão concentradas no alto estrutural principal ou no seu limite NW com o baixo interno, ou seja, em contextos de ambientes deposicionais de alta energia. Já as fácies com padrões mais simples (5-7) estão associadas a baixos

deposicionais e regiões com maiores isópacas ou de baixos deposicionais, caracterizando ambientes de baixa energia.



Fácies sísmicas	Geometria externa	Reflexões	Continuidade	Amplitude	Frequência	Extensão areal	Extensão vertical
1	Progradacional	Subparalelas / Alto mergulho	Semicontínuas	Média a alta	Média	Baixa	Média a baixa
2	<i>Mound</i> / deformada	Caóticas a subparalelas	Semicontínuas	Baixa	Alta	Média	Média a baixa
3	<i>Mound</i>	Subparalelas / Alto mergulho	Semicontínuas	Média a alta	Média	Baixa	Média a baixa
4	Deformada	Caóticas	Descontínuas	Alta	Baixa a média	Baixa	Média
5	Paralela	Paralelas	Contínuas	Média	Média	Alta	Alta
6	Paralela	Paralelas a subparalelas	Contínuas	Alta	Baixa	Média	Média
7	Subparalela	Subparalelas	Semicontínuas	Média a baixa	Alta	Média	Média a alta

Figura 28 – Principais fácies sísmicas identificadas de forma qualitativa na área de estudo.

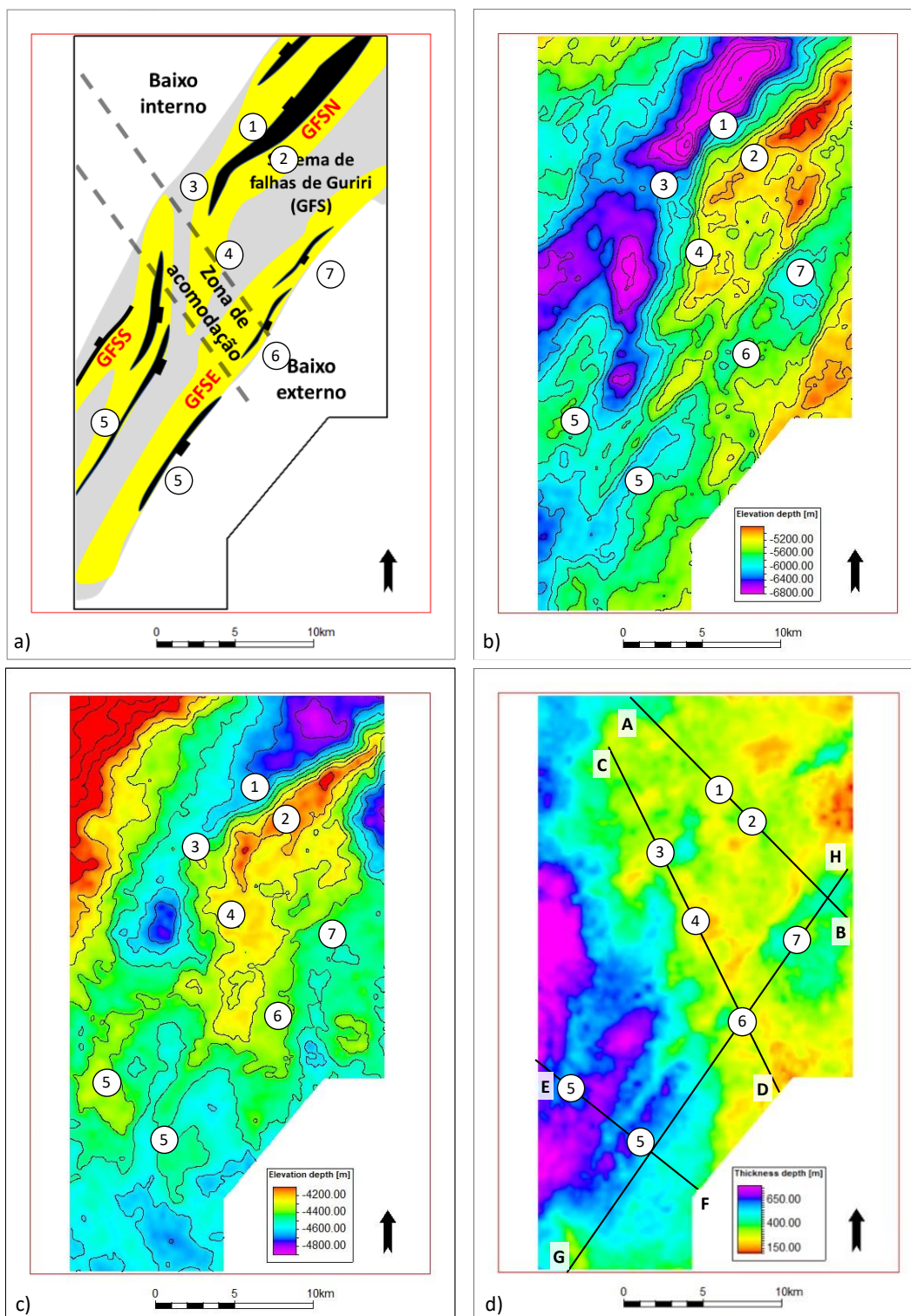


Figura 29 – Mapas com localização das fácies sísmicas identificadas de forma qualitativa. a) Três domínios estruturais (modificado de Strugale e Cartwright (2022)). b) Mapa estrutural do topo do embasamento (tBAS). c) Mapa estrutural do base do sal (bSal). d) Mapa de espessuras da unidade sismoestratigráfica MCB e localização das seções A-B, C-D, E-F e G-H.

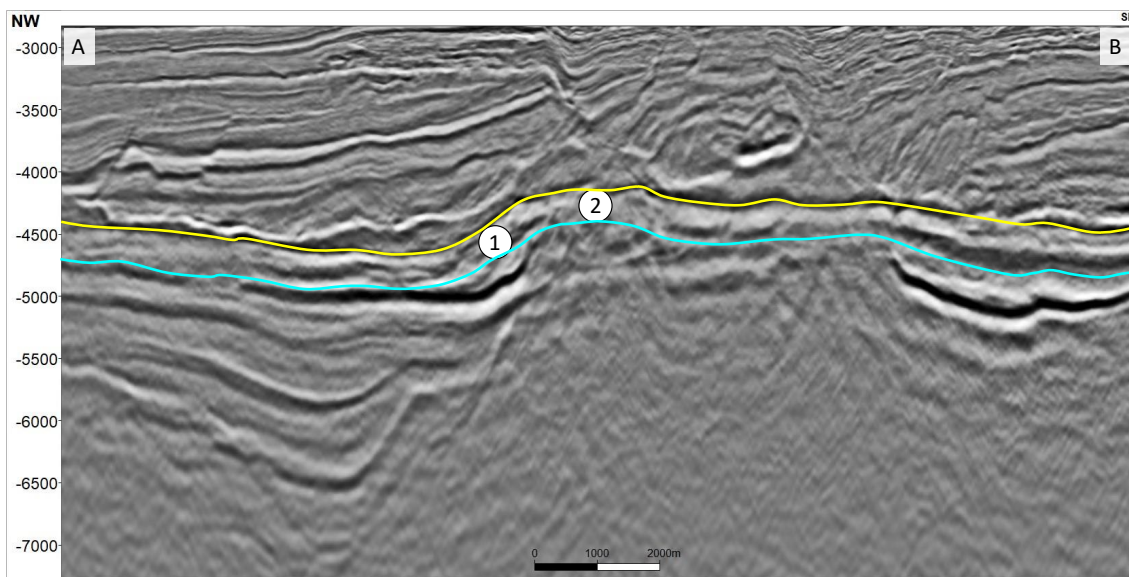


Figura 30 – Seção sísmica A-B da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas Progradacional (1) e *Mound/Deformada* (2), conforme Figura 28. Legenda de cores dos horizontes: **Ciano:** DPA. **Amarelo:** bSal.

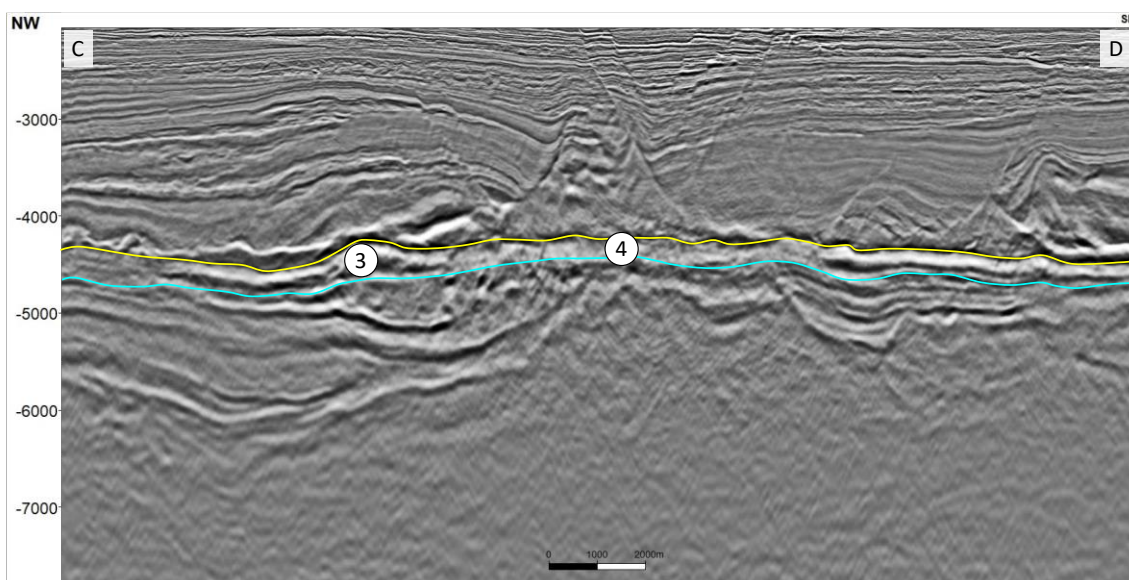


Figura 31 – Seção sísmica C-D da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas *Mound* (3) e, *Deformada* (4), conforme Figura 28. Legenda de cores dos horizontes: **Ciano:** DPA. **Amarelo:** bSal.

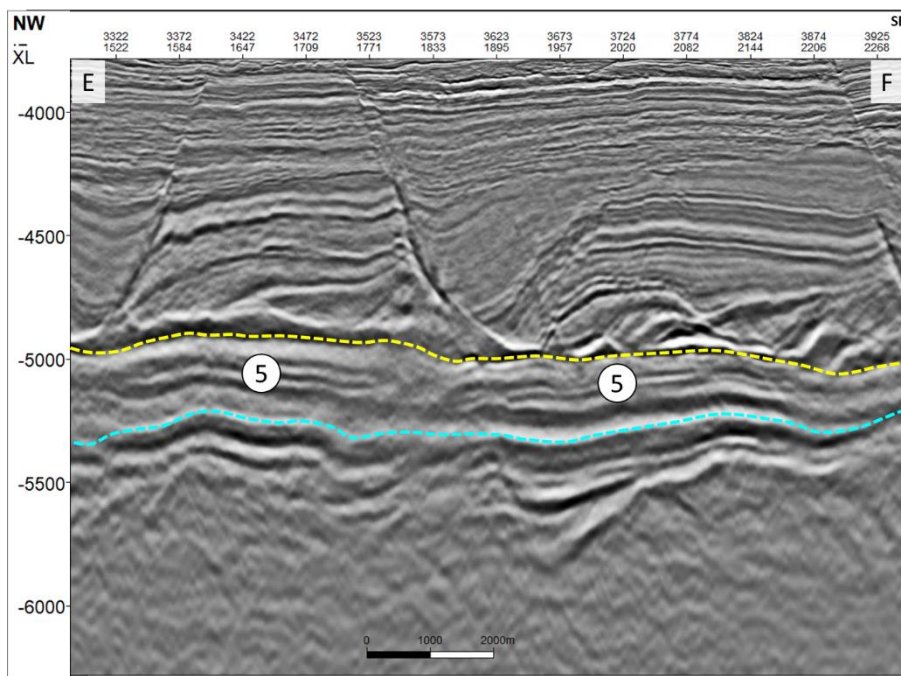


Figura 32 – Seção sísmica E-F da área de estudo, com identificação da fácies sísmica Paralela (5), conforme Figura 28. Legenda de cores dos horizontes: **Ciano:** DPA. **Amarelo:** bSal.

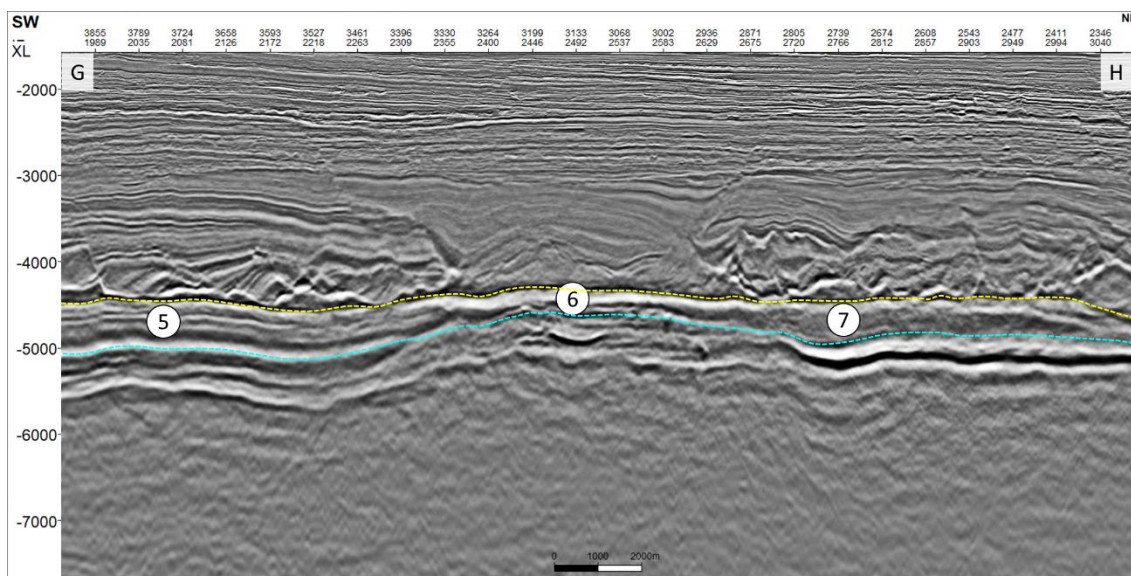


Figura 33 – Seção sísmica G-H da área de estudo, com identificação das fácies sísmicas Paralela (5), Paralela (6) e Subparalela (7), conforme Figura 28. Legenda de cores dos horizontes: **Ciano:** DPA. **Amarelo:** bSal.

6.5.4 Contexto geológico das fácies hidrotermais

Os dados de proporções de eletrofácies normalizadas (poços) foram plotados no mapa estrutural (curvas de nível) da base do sal (bSal) (Figura 34). Os poços com as maiores proporções normalizadas de fácies HTM se limitam à borda noroeste do alto principal. Na seção sísmica da Figura 24, é possível observar que essa borda é caracterizada por grandes falhas rifte e uma espessa camada de sedimentos sin-rifte, e que a sequência pós-rifte apresenta-se deformada, com forte inclinação, confirmada pelo mapa de mergulho extraído da superfície da base do sal Figura 34 (b).

A origem deste dobramento pode estar associada à compactação diferencial, devido à grande variação de sedimentos que ocorre nesta porção da área (Figura 25 (d)). Estas evidências corroboram o modelo conceitual proposto por Lima (2020) e a interpretação de Strugale e Cartwright (2022), de que a silicificação hidrotermal foi mais intensa próximo as falhas rifte, que atuaram como condutos para percolação de fluidos provenientes dos sedimentos sin-tectônicos durante a evolução tectônica da área. Quando estes fluidos encontraram as unidades sedimentares verticalmente adjacentes, a extensão vertical e lateral foi governada pela porosidade e permeabilidade primárias, que por sua vez foram beneficiadas pela deformação induzida pelo dobramento mencionado.

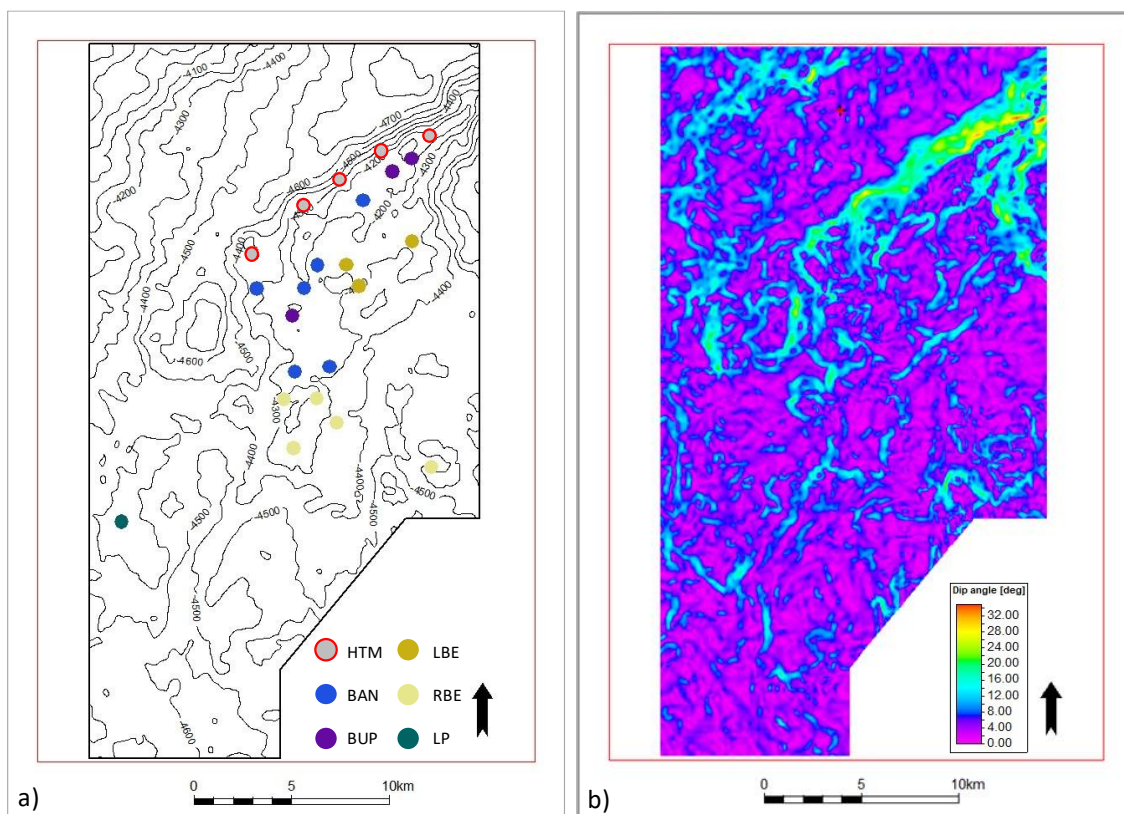


Figura 34 – Mapa estrutural da base do sal (bSal) (em curvas de nível) e eletrofácies mais representativas dos poços seleccionados (a) e mapa de mergulho estrutural da base do sal (b). Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

6.5.5 Discussão – caracterização sísmica do intervalo pré-sal

O mapeamento dos principais horizontes sísmicos da seção pré-sal foi realizado no dado sísmico 3D em profundidade (Figura) e foi a base para os trabalhos de caracterização sísmica, além de ter sido utilizado para a delimitação sismoestratigráfica do intervalo de interesse.

A caracterização sísmica do intervalo pré-sal foi inserida em uma compilação de estudos sobre contexto estrutural, evolução tectônica e diagenética da área, que, embora não tenha sido um dos objetivos do trabalho, embasou o entendimento da geologia local e forneceu uma base sólida para a interpretação dos dados sísmicos e para a obtenção de resultados mais precisos e confiáveis.

A análise qualitativa de fácies sísmicas consistiu na descrição sistemática dos principais aspectos tectônicos, estratigráficos e evolutivos das unidades sismoestratigráficas individualizadas no trabalho. Os refletores sísmicos da Formação Macabu foram analisados de forma qualitativa, em termos de características básicas como continuidade, amplitude, frequência e extensão, sendo possível identificar sete padrões principais (Figura 28), que foram plotados nos mapas de domínios estruturais, topo estrutural do embasamento, estrutural da base do sal e espessura da unidade MCB (Figura 29). É possível observar a associação das fácies sísmicas com padrão de reflexões ou geometria mais complexos concentradas no alto estrutural principal, em contextos de ambientes deposicionais de alta energia. Já as fácies com padrões mais simples estão associadas a baixos deposicionais e regiões com maiores isópacas ou de baixos deposicionais, caracterizando ambientes de baixa energia.

Estes resultados são compatíveis com os obtidos por outros estudos, nos quais padrões sísmicos foram identificados de forma qualitativa e inseridos no contexto estrutural/estratigráfico (SCHANZEMBACH, 2019; PAIVA, 2022; MACHADO, 2023).

6.6 CLASSIFICAÇÃO NÃO SUPERVISIONADA DE FÁCIES SÍSMICAS

No cálculo da classificação não supervisionada das fácies sísmicas pelo algoritmo foram encontrados 241 grupos, que receberam cores similares proporcionais às similaridades entre as formas de onda encontradas, a partir de uma escala de cores RGB (Figura 35). Na Figura 36, um gráfico bidimensional cujos eixos são as duas dimensões do espaço latente apresenta as diferentes formas de onda identificadas no dado sísmico, que são plotadas em retângulos com suas respectivas cores de fundo. Notar que as fácies sísmicas de coloração roxa são totalmente diferentes das fácies sísmicas de cores verdes, por exemplo.

Comparando o resultado da classificação automática com a realizada de maneira qualitativa (Figura 28), é possível observar boa correspondência entre as duas abordagens (Figura 35 e Figura 36). Nota-se que as maiores mudanças de cores na classificação automática correspondem, aproximadamente, às classes de fácies do método qualitativo. Assim, atesta-se que o método automático foi parametrizado de forma adequada, pois está sendo eficiente na detecção das feições já observadas

pelo intérprete, além das óbvias vantagens intrínsecas aos métodos automáticos, como maior objetividade, eficiência, detalhamento e consistência.

Algoritmos de classificação de formas de onda reconhecem padrões e classificam os dados em famílias de traços que apresentam um caráter semelhante na zona de interesse (SINGH *et al.*, 2004; XU; HAQ, 2022). A análise dos resultados é baseada no princípio básico da sismoestratigrafia, no qual as mudanças nas reflexões sísmicas correspondem à mudanças nas fácies deposicionais e/ou litofácies (ZOU *et al.*, 2013). Na abordagem não supervisionada, a interpretação geológica das fácies sísmicas deve ser realizada posteriormente, a partir do estudo da correspondência entre as fácies sísmicas e as características dos reservatórios conhecidas pelos poços (SINGH *et al.*, 2004).

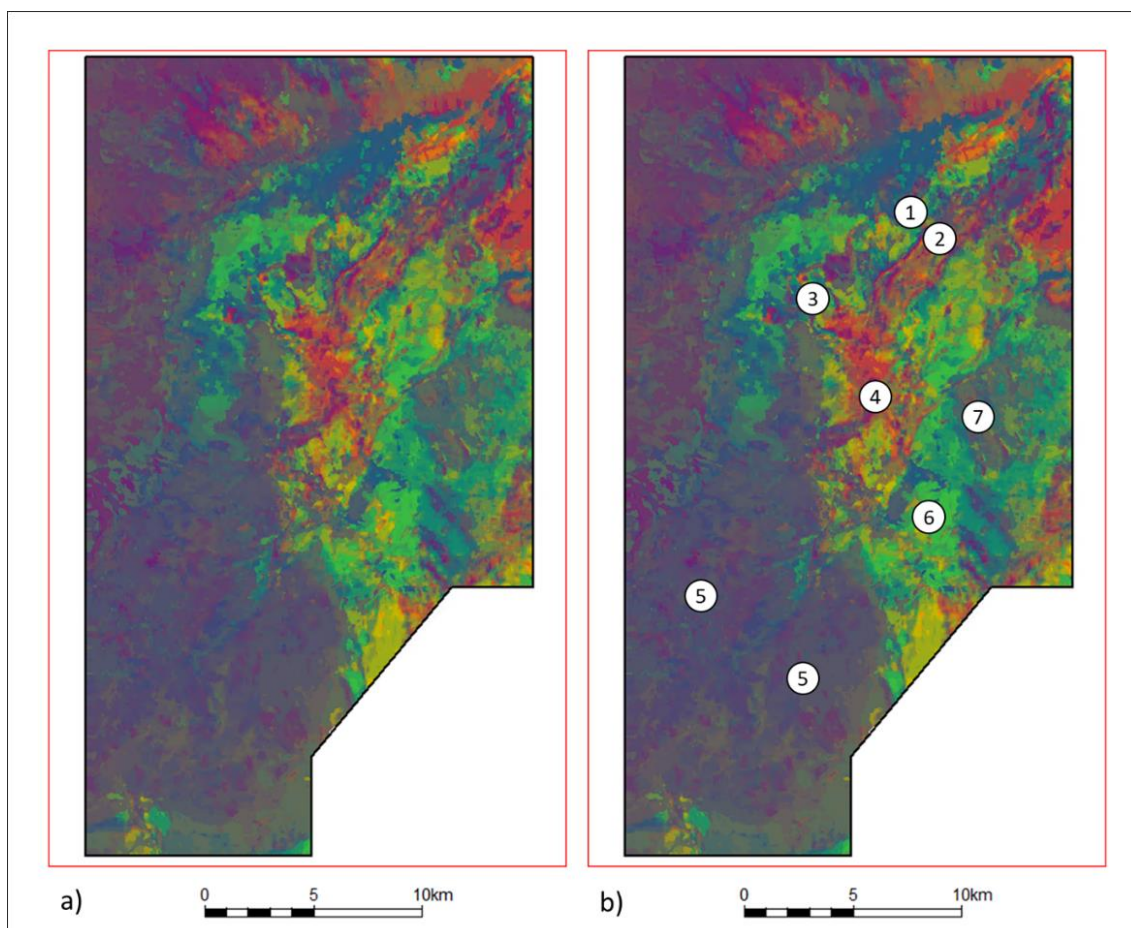


Figura 35 – Mapa de fácies sísmicas classificadas automaticamente. A similaridade das cores é proporcional às similaridades entre as formas de onda encontradas. a) Mapa de fácies sísmicas. b) Mapa de fácies sísmicas com números representando as fácies que foram identificadas qualitativamente.

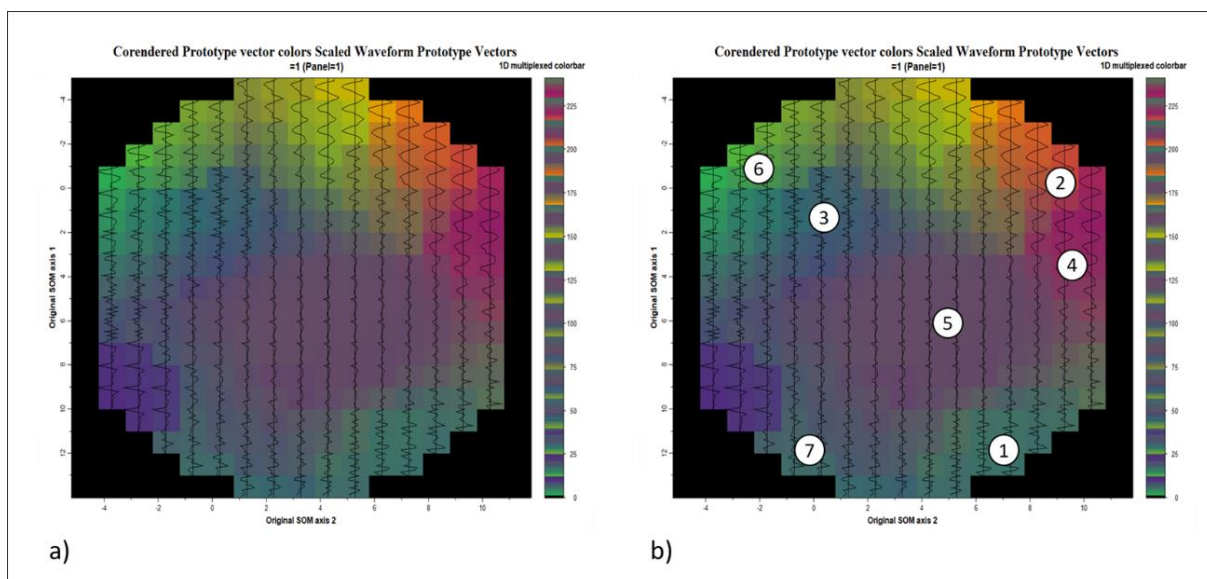


Figura 36 – Formas de onda e escala de cores de mistura RGB. a) Formas de onda identificadas plotadas em fundo com a escala de cores 2D RGB adotada. b) com identificação aproximada das fácies sísmicas identificadas de forma qualitativa (Figura 28).

No final da década de 2000 e no início da década de 2010, a classificação de fácies sísmicas foi realizada principalmente utilizando algoritmos que agrupam as formas de onda sísmicas a partir de análise da amplitude, frequência e fase de um dado sísmico, em uma abordagem monoatributo, no sentido em que se utilizava somente um tipo de dado de entrada – comumente, a amplitude sísmica (MATOS; OSORIO; JOHANN, 2007; ROY; MATOS; MARFURT, 2010; ROY; JAYARAM; MARFURT, 2013). O resultado geralmente era apresentado como mapas de fácies. Nos anos seguintes, a utilização de múltiplos atributos sísmicos como impedância acústica, decomposição espectral, atributos de fase, curvatura e coerência, entre outros, que destacam padrões que facilitam o reconhecimento humano de características geológicas se tornou mais comum (CHOPRA; MARFURT, 2019).

A maioria dos trabalhos recentes de caracterização de reservatórios carbonáticos utiliza essa abordagem multiatributos (FERREIRA *et al.*, 2019b, 2019a; JESUS *et al.*, 2019a). Mais recentemente, atributos texturais – como os *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) – têm sido utilizados especialmente em trabalhos de classificação de fácies sísmicas no pré-sal (MAAS; BEDLE; DE MATOS, 2022; MACHADO, 2023; LUBO-ROBLES *et al.*, 2023).

Cabe aqui uma discussão sobre os conceitos multiatributo e monoatributo. Uma abordagem multiatributo, em análise de dados e classificação, refere-se a um método que utiliza múltiplos atributos ou características distintas para caracterizar, classificar ou analisar objetos ou fenômenos. Cada atributo é uma dimensão de informação que contribui para a identificação de padrões. Considerando esta definição, pode-se considerar a abordagem adotada como multiatributo, pois múltiplas amostras do dado sísmico criaram um conjunto de dados de entrada multidimensional. Como resultado, cada amostra contribui de forma análoga à contribuição de atributos distintos em uma abordagem multiatributo tradicional.

Assim, embora a tendência atual na classificação de fácies sísmicas seja o uso de abordagens com diferentes atributos sísmicos, a abordagem mais tradicional, considerando apenas o dado de amplitude, é muito robusta, principalmente considerando-se que a resposta sísmica depende da refletividade das rochas subjacentes, a mudança na forma de onda sísmica geralmente reflete a mudança no ambiente de deposição, litologia e fluido presente nas rochas (ROY; MATOS; MARFURT, 2010).

A escolha foi pelo método SOM baseou-se, portanto, em sua confiabilidade e nos resultados consistentes previamente demonstrados em aplicações semelhantes. A abordagem monoatributo para a classificação de sismofácies foi considerada viável e adequada para fornecer resultados relevantes, principalmente ao se levar em conta que os produtos da etapa de classificação de fácies sísmicas foram utilizados em conjunto com outros atributos para gerar o mapa final do trabalho.

6.7 GERAÇÃO DOS MAPAS DE ATRIBUTOS

A relação entre atributos sísmicos e propriedades das rochas sofre de uma ambiguidade intrínseca, ou seja, é muito raro que um único atributo sísmico valide todos os detalhes do intervalo do reservatório ou feições geológicas. Enquanto um determinado atributo será sensível a uma feição geológica específica, um segundo atributo pode ser sensível a um tipo diferente de feição (CHOPRA; MARFURT, 2006). Por isso, foram gerados diferentes atributos para serem utilizados na etapa de classificação de fácies geológicas (Figura 17). O conjunto final de mapas de atributos utilizados neste trabalho é:

- Fácies sísmicas classificadas no SOM projetadas no eixo latente 1.
- Fácies sísmicas classificadas no SOM projetadas no eixo latente 2.
- Mapa de espessura da Formação Macabu.
- Mapa estrutural da Base do Sal.
- Mapa de amplitude RMS da Formação Macabu.
- Mapa de mergulho da Base do Sal (vide seção 6.5).

Estes mapas foram normalizados (Figura 37) e o potencial de contribuição na discriminação das eletrofácies foi estimado pelos coeficientes de correlação (Tabela 9). Analisando a Tabela 9, fica evidente o benefício ao utilizar uma abordagem multiatributos: os coeficientes de correlação total, ou seja, considerando a utilização conjunta de todos os atributos, é sempre maior que as correlações individuais de cada atributo. A sinergia gerada pela utilização conjunta dos diferentes atributos, aumenta consideravelmente a correlação final entre os atributos e as fácies descritas nos poços.

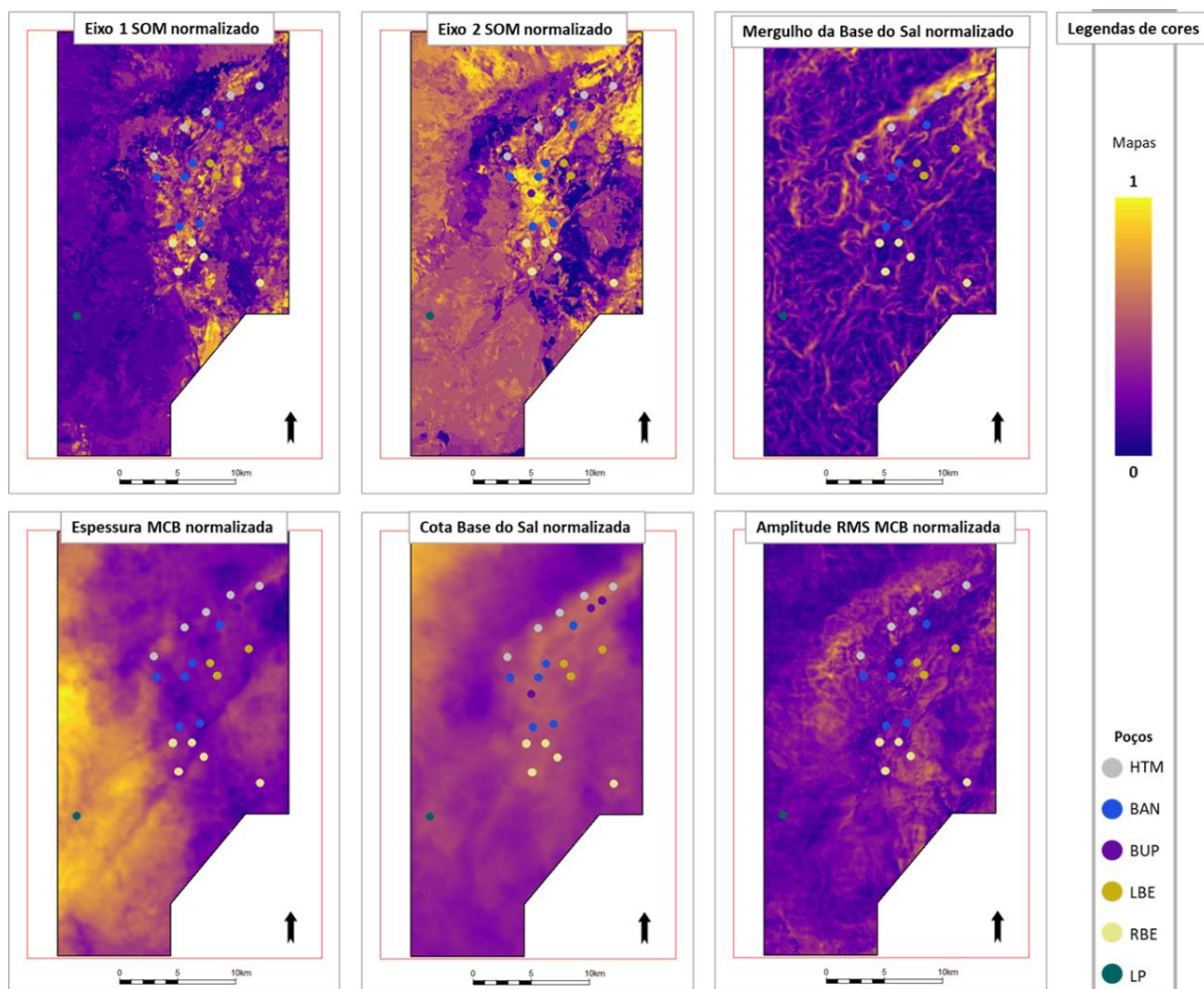


Figura 37 – Mapas utilizados como dados de entrada na classificação supervisionada de fácies. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

Tabela 9 – Coeficientes de correlação entre fácies representativa dos poços e mapas de atributos. As cores das células refletem o posicionamento do valor da célula em relação aos valores máximos (cor vermelha), mínimos (verde) e P50 (amarelo) da tabela. Legenda de eletrofácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

	Facies	HTM	BAN	BUP	LBE	RBE	LP
Eixo1	0,11	0,07	0,12	0,14	0,05	0,13	0,22
Eixo2	0,30	0,37	0,34	0,32	0,32	0,01	0,03
Esp	0,10	0,02	0,09	0,18	0,15	0,01	0,80
Z	0,27	0,09	0,14	0,50	0,05	0,36	0,16
RMS	0,24	0,30	0,36	0,06	0,11	0,09	0,11
Dip	0,35	0,66	0,15	0,01	0,23	0,26	0,13
Total	0,55	0,71	0,43	0,59	0,51	0,48	0,82

O benefício de utilização de uma abordagem multiatributos pode ser observada na Tabela 9: a integração de diferentes atributos permite caracterizar melhor os reservatórios, aumentando a acurácia e enfatizando as heterogeneidades devido às diferentes informações que cada atributo traz. Trabalhos recentes de classificação de fácies atestaram benefícios semelhantes na aplicação de atributos de forma conjunta (BARRETTO, 2023; MACHADO, 2023).

6.8 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE FÁCIES GEOLÓGICAS

Neste trabalho, os mapas de atributos gerados foram associados com as eletrofácies geradas nos poços, numa abordagem supervisionada de classificação por aprendizado de máquina, na qual as eletrofácies representativas de poços selecionados foram utilizadas como condicionantes no treinamento da rede neural. As fácies geológicas do mapa resultante (Figura 38), têm correspondência com as associações de litofácies descritas nas amostras com acurácia de 69%. A análise deste mapa integrada com os demais resultados do trabalho evidencia que, embora seja uma fase de quiescência tectônica, as fácies deposicionais da Formação Macabu foram controladas pela paleomorfologia (altos, baixos externos e baixos internos relativos) herdada da fase tectônica anterior (Figura 39). Compare também a Figura 38 com a Figura 25 (b).

Há concentração das fácies de *Build up* (BUP) nas porções mais elevadas do alto principal da área, em associação com as fácies de Bancos Intraclásticos (BAN), correspondendo a fácies sísmicas com padrão de reflexões ou geometria complexos, refletindo contextos deposicionais de alta energia.

As fácies mais finas, Lacustre Profundo (LP), Retrabalhados de Baixa Energia (RBE) e Lacustre de Baixa Energia (LBE), concentram-se principalmente nos baixos externos e/ou internos, regiões com as maiores isópacas ou baixos deposicionais, caracterizando ambientes de baixa energia deposicional. Curiosamente, a fácies LP ocorre de forma predominante verticalmente adjacente ao alto estrutural 3, na área com as maiores isópacas desta unidade, evidenciando provável basculamento regional da bacia com migração do depocentro principal para SW.

A fácies diagenética hidrotermal (HTM) está concentrada adjacente às áreas nas quais há presença de grandes falhas da fase rifte, que serviram de conduto para percolação de fluidos e encontraram unidades sedimentares superiores deformadas e possivelmente fraturadas.

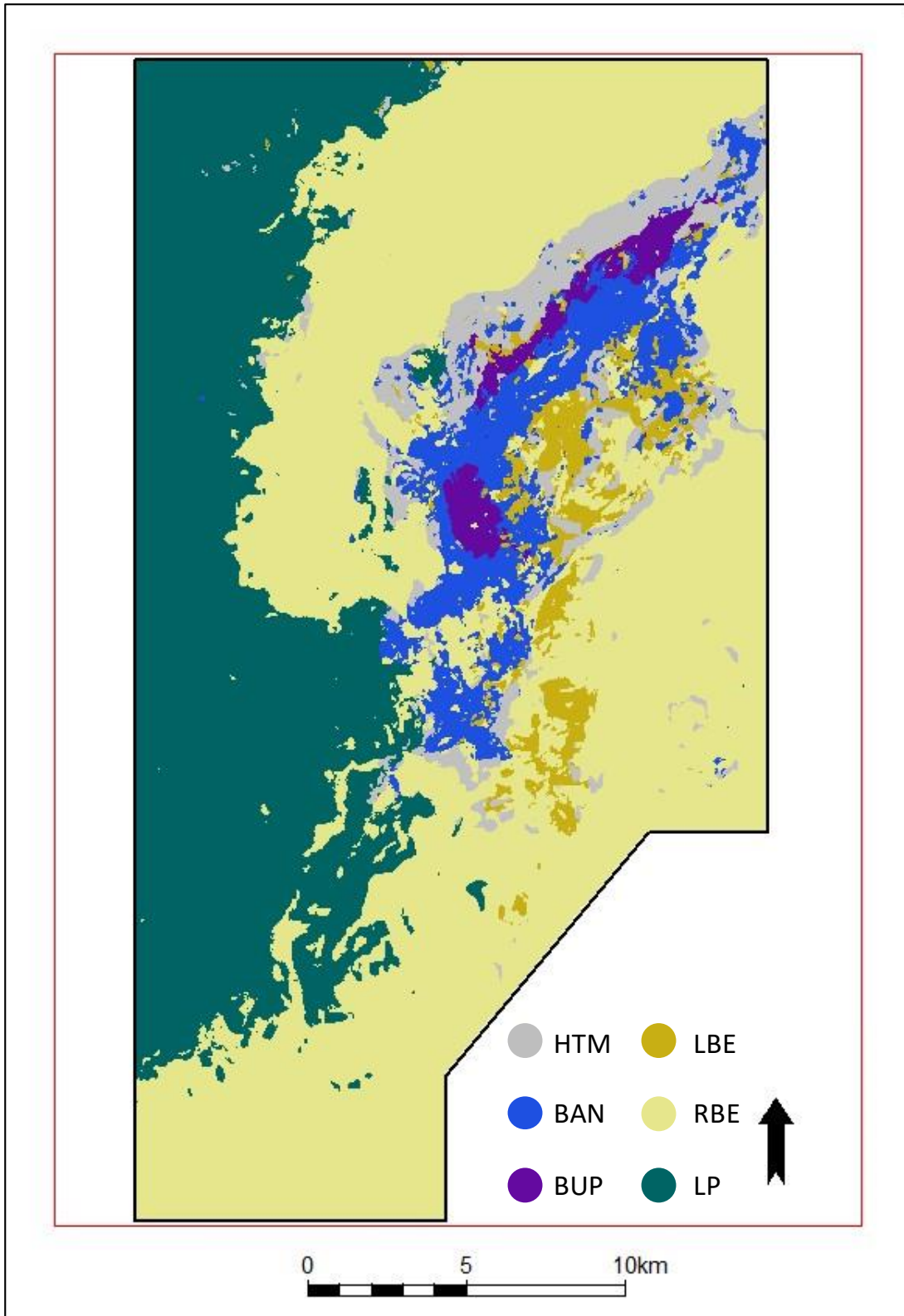


Figura 38 – Mapa de fácies geológicas derivado da classificação supervisionada. Legenda de fácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

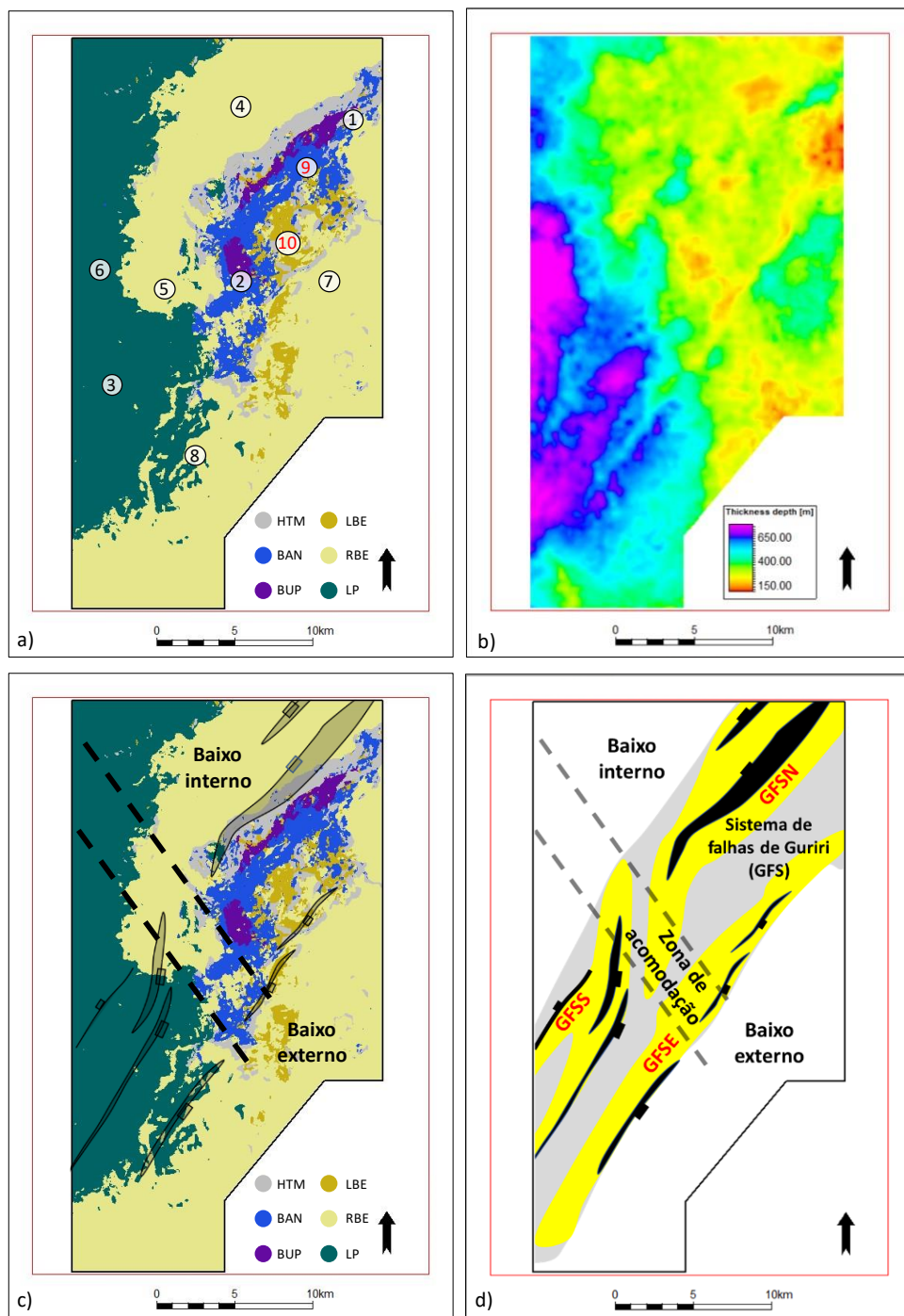


Figura 39 – Comparação de mapas. a) Mapa de fácies geológicas derivado da classificação supervisionada com identificação dos altos principais (1-3), baixos principais (4-8) e baixos locais (9 e 10). b) Mapa de espessuras da unidade sismoestratigráfica MCB. c) Mapa de fácies geológicas derivado da classificação supervisionada com identificação dos principais sistemas de falhas (modificado de Strugale e Cartwright (2022)). d) Três domínios estruturais (modificado de Strugale e Cartwright (2022)). Legenda de fácies: HTM: Hidrotermal; BAN: Bancos intraclásticos; BUP: *Build up*; LBE: Lacustre de baixa energia; RBE: Retrabalhados de baixa energia; LP: Lacustre profundo.

A modelagem de propriedades geológicas geralmente envolve um problema fundamental de classificação, de regressão ou de estimativa de probabilidade. Existem várias ferramentas para a criação de modelos de propriedades geológicas e petrofísicas, sendo uma das mais importantes baseadas em métodos geoestatísticos ou modelos e algoritmos de aprendizado de máquina ou em soluções combinadas (DE IACO; HRISTOPULOS; LIN, 2022).

A distribuição lateral das fácies geológicas no mapa (Figura 38 e Figura 39) está diretamente relacionadas a feições e geometrias observadas no dado sísmico e de acordo com os modelos conceituais deposicionais e diagenéticos da área (MUNIZ; BOSENCE, 2015; LIMA; DE ROS, 2019): as fácies geológicas com melhores características permoporosas estão concentradas nas porções mais elevadas do alto principal da área, correspondendo a fácies sísmicas com padrão de reflexões ou geometria complexos, refletindo contextos deposicionais de alta energia. Já as fácies geológicas que consistem em associações de litofácies com piores características permoporosas concentram-se principalmente nos baixos externos e/ou internos, regiões com as maiores isópacas ou baixos deposicionais, caracterizando ambientes de baixa energia deposicional. Já a fácies geológica hidrotermal está concentrada verticalmente adjacente às áreas em que há presença de falhas de grandes rejeitos da fase rifte.

Apesar de ser um mapa com consistência geológica, que respeita os dados de poços e está de acordo com modelos conceituais, é preciso reconhecer que existem limitações no modelo de distribuição de fácies geológicas proposto. A área de estudo apresenta uma evolução geológica complexa, os dados sísmicos possuem limitação de resolução e regiões mais ruidosas e de menor confiabilidade podem afetar os produtos derivados destes dados. Além disso, é necessário considerar que a os dados de poços apresentam um viés, pois eles tendem a ser posicionados nas áreas onde são esperadas melhores fácies, o que pode influenciar na representatividade das fácies menos amostradas, com piores fácies, a princípio. O mapa gerado deve ser entendido, portanto, como uma realização dentro desse contexto complexo e limitado.

Alguns trabalhos relacionam as eletrofácies às litofácies (de maneira manual ou automática), ou seja, buscam uma correspondência entre os agrupamentos identificados nos perfis às diferentes unidades litológicas presentes no reservatório. Outros trabalhos têm o objetivo de relacionar as eletrofácies a propriedades

petrofísicas, como porosidade, permeabilidade e saturação de fluidos, entre outros. Nestes casos, a ênfase está na identificação dos agrupamentos que melhor representam as variações nas características petrofísicas do reservatório.

Bittencourt *et al.* (2021) compararam eletrofácies com unidades de fluxo na eficiência de estimar propriedades petrofísicas. Carmo (2021) associou os resultados de eletrofácies com propriedades petrofísicas (perfis de porosidade e permeabilidade). Paiva (2022) utilizou critérios manuais para definição das eletrofácies (*cutoffs* nos perfis de porosidade e volume de argila) e realizou a associação com dados de rocha de maneira direta, utilizando um algoritmo de árvore de regressão para estimar propriedades petrofísicas. Barretto (2023) fez a associação das sismofácies com dados de rocha analisando a porosidade e a permeabilidade média em cada classe.

Porém, anteriormente, Pyrcz e Deutsch (2014) ressaltaram que a modelagem das fácies deve preceder a modelagem das propriedades petrofísicas nos casos em que as fácies exercem controle significativo das propriedades petrofísicas. Oliveira *et al.* (2019) reiteraram que eletrofácies são uma representação numérica das litofácies, e que muitas vezes há um conflito entre ambos, pois a descrição litológica nem sempre tem uma variação petrofísica correspondente.

Neste estudo, seguiu-se essa abordagem recomendada de se realizar a modelagem das fácies a partir de dados de poços e dados sísmicos. O mapa gerado pode ser utilizado em um trabalho futuro como um guia para orientar a distribuição das propriedades petrofísicas, como porosidade e permeabilidade. Em trabalho recente, Machado (2023) também utilizou a abordagem recomendada, fazendo associação dos dados sísmicos com dados eletrofácies nos poços e gerando um volume de fácies geológicas. A diferença é que esta autora utilizou o método de classificação bayesiana para gerar o mapa de fácies, enquanto o presente trabalho utiliza ferramentas de aprendizagem de máquina.

De acordo com os resultados apresentados e discutidos nesta etapa do trabalho, espera-se a ampliação da discussão, no sentido de incentivar a adoção da abordagem de modelagem de fácies, de forma prévia à modelagem de propriedades petrofísicas.

7 CONCLUSÕES

A integração de dados de poços e sísmicos é uma técnica importante na indústria de petróleo, especialmente na caracterização de reservatórios de carbonatos, que são conhecidos por serem muito heterogêneos. Os dados de poços fornecem informações verticalmente detalhadas sobre as propriedades das rochas e fluidos em um local específico, enquanto os dados sísmicos fornecem uma imagem mais ampla da estrutura geológica da área, mas carecem de resolução vertical. Ao combinar esses dois conjuntos de dados, reduz-se as ambiguidades e pode-se obter uma compreensão mais completa das características geológicas das rochas estudadas.

Neste trabalho, a associação entre dados sísmicos e de poços foi realizada com uma metodologia que integra de forma criteriosa dados de poços e sísmicos. São utilizadas diversas técnicas aplicadas com êxito em trabalhos recentes em carbonatos do pré-sal, como aprendizado de máquina na supervisionada e não supervisionada, caracterização de reservatórios e análise multiatributos.

Com a aplicação da metodologia no pré-sal do Parque das Baleias, norte da Bacia de Campos, foi gerado um perfil de eletrofácies com uma cobertura significativamente mais ampla do que o das amostras de rocha e que mantém consistência com as associações de litofácies descritas, apresentando uma taxa de acurácia de 69%. A técnica de normalização utilizada permitiu definir uma eletrofácies representativa em cada poço na zona de interesse, eliminando o efeito de fundo (*background*) nos dados de proporções de eletrofácies. Um subconjunto dos poços foi criado de tal maneira que todas as eletrofácies e regiões fossem bem representadas, removendo redundâncias e priorizando os poços com maior proporção normalizada de cada eletrofácies.

Os principais resultados derivados da sísmica foram embasados pelo mapeamento sísmico criterioso e pela compilação de estudos sobre embasamento, evolução tectônica e hidrotermalismo realizados na área de estudo. As fácies sísmicas foram analisadas utilizando duas abordagens distintas. A abordagem qualitativa baseou-se na descrição da continuidade, amplitude, frequência e extensão dos refletores sísmicos da Formação Macabu e identificou sete padrões de fácies sísmicas. A abordagem automática consistiu em uma classificação não

supervisionada, que encontrou 241 grupos de fácies sísmicas, que receberam cores similares proporcionais às similaridades entre as formas de onda encontradas. As duas abordagens mostraram boa correspondência, atestando que o método automático foi eficiente na detecção das principais feições observadas pelo intérprete com a vantagem de ser quantitativa e mais detalhada.

Os atributos sísmicos utilizados na fase de classificação supervisionada de fácies geológicas foram selecionados considerando as características geológicas de interesse e o potencial de contribuição na discriminação das eletrofácies, conforme indicado pelos coeficientes de correlação.

O mapa final de fácies geológicas gerado tem correspondência com a proporção normalizada de eletrofácies dos poços com uma acurácia de 69%. A análise do mapa em conjunto com os demais produtos do trabalho evidencia que as fácies deposicionais da Formação Macabu foram controladas pela paleomorfologia, herdada da fase tectônica anterior e que a fácies diagenética hidrotermal está concentrada adjacente às áreas onde há presença de grandes falhas da fase rifte.

O trabalho foi bem-sucedido em relação ao objetivo proposto. O mapa gerado é uma representação verossímil da heterogeneidade de fácies da Formação Macabu na área de estudo, consistindo em uma classificação e previsão das fácies geológicas a partir de perfis de poços e de dados sísmicos de forma integrada e automatizada. Este tipo de representação pode ser utilizado como um guia (ou tendência) para orientar a distribuição das propriedades petrofísicas, como porosidade e permeabilidade.

A metodologia proposta neste estudo pode ser extrapolada para reservatórios similares, incluindo os de outras bacias, permitindo uma análise abrangente das heterogeneidades laterais e contribuindo para o entendimento de suas principais características geológicas.

8 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros é sugerida a adaptação da metodologia e comparação dos resultados procedendo a classificação de fácies sísmicas e geração de atributos volumétricos (3D). O método 3D é mais detalhado e teria a vantagem óbvia de capturar também as heterogeneidades verticais. Entretanto, deve-se avaliar se os resultados 3D têm a capacidade de suprimir ruído.

A metodologia também pode ser adaptada para utilizar outros tipos de dados sísmicos de entrada (por exemplo, volumes derivados de inversão sísmica e atributos texturais – como os *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) – que foram utilizados com sucesso em trabalhos de classificação de fácies sísmicas no pré-sal recentes. Recomenda-se a utilização de outros tipos de algoritmos de classificação automática. Uma opção pode ser o *Generative Topographic Maps* (GTM), uma abordagem probabilística que pode ser utilizada para incorporar as incertezas inerentes aos dados utilizados.

Outras sugestões de trabalhos futuros são: realizar a classificação de fácies sísmicas em traços sintéticos dos poços e comparar com a classificação baseada no dado sísmico e modelar o efeito das fácies deposicionais no traço sísmico sintético (exemplo: efeito da presença de fácies argilosas).

9 REFERÊNCIAS

- AGUIAR, L. G. S. de; MATOS, M. L. de; OLIVEIRA, J. M. de; CANÁRIO, R. da S.; MORAES, F. S. de. Petrophysical guided preconditioning applied to electrofacies classification by machine learning. *In*: 2021, Rio de Janeiro. **Proceeding of the 17th International Congress of the Brazilian Geophysical Society**. Rio de Janeiro: Brazilian Geophysical Society, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.22564/17cisbgf2021.262>
- ANP. **Petróleo e Estado**. Rio de Janeiro: Agência Nacional do Petróleo Gás Natural e Biocombustíveis, 2015.
- ANP. **Anuário estatístico brasileiro do petróleo, gás natural e biocombustíveis: 2022**. Rio de Janeiro: Agência Nacional do Petróleo Gás Natural e Biocombustíveis, 2022.
- ANP. **Boletim da Produção de Petróleo e Gás Natural Índice Boletim da Produção de Petróleo e Gás Natural: Janeiro de 2023**. Rio de Janeiro: Agência Nacional do Petróleo Gás Natural e Biocombustíveis, 2023.
- ASAN, U.; ERCAN, S. An Introduction to Self-Organizing Maps. *In*: KAHRAMAN, C. (org.). **Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering**. Paris: Atlantis Press, 2012. p. 295–315. Disponível em: https://doi.org/10.2991/978-94-91216-77-0_14
- BARRETTO, D. R. **Classificação de sismofácies utilizando aprendizado de máquina não-supervisionado em reservatórios carbonáticos do campo de Búzios, Bacia de Santos**. 2023. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2023.
- BITTENCOURT, M.; LEBRE, S.; JÚNIOR, F.; FERNANDES, D.; VIZEU, F.; JESUS, I. L. [de]. Electrofacies versus Flow Units in Presalt Carbonate Reservoirs of the Santos Basin: Which is the Best Approach for Estimate Petrophysical Properties? *In*: 2021, Rio de Janeiro. **Proceeding of the 17th International Congress of the Brazilian Geophysical Society**. Rio de Janeiro: Brazilian Geophysical Society, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.22564/17cisbgf2021.116>
- BONNET, M. Y. K.; JÚNIOR, P. P.; ZAMBONATO, E. E.; BERGAMASHI, G. S.; TEIXEIRA, H.; FILHO, J. S. P.; NAKAMURA, W. Y. **Relatório de atividades para elaboração de modelo deposicional do play carbonatos do alagoas do norte da Bacia de Campos**. Vitória: Relatório Técnico Interno Petrobras, 2017.
- BRUHN, C. H. L.; GOMES, J. A. T.; DEL LUCCHESI, C.; JOHANN, P. R. S. Campos Basin: Reservoir Characterization and Management - Historical Overview and Future Challenges. *In*: 2003, Houston. **Offshore Technology Conference**. Houston: OTC, 2003. p. OTC-15220-MS. Disponível em: <https://doi.org/10.4043/15220-MS>

CAMARGO, M. M.; CHINELATTO, G. F.; BASSO, M.; VIDAL, A. C. Electrofacies definition and zonation of the lower cretaceous Barra Velha formation carbonate reservoir in the pre-salt sequence of the Santos Basin, SE Brazil. **Journal of Petroleum Geology**, v. 45, n. 4, p. 439–459, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jpg.12827>

CARMO, M. C. Do. **Reconhecimento de eletrofácies carbonáticas em interpretação deposicional e diagenética, com base em dois poços do pré-sal da Bacia de Santos**. 2021. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2021.

CASTRO, R. D. de; PICOLINI, J. P. Main features of the Campos Basin regional geology. *In*: KOWSMANN, R. O. (org.). **Geology and Geomorphology**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016. p. 1–12. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/B978-85-352-8444-7.50008-1>

CHOPRA, S.; MARFURT, K. J. Seismic Attributes – A Promising Aid for Geologic Prediction. **CSEG Recorder 2006 Special Edition**, p. 110–121, 2006.

CHOPRA, S.; MARFURT, K. J. Unsupervised Machine Learning Applications for Seismic Facies Classification. *In*: 2019, Denver. **SPE/AAPG/SEG Unconventional Resources Technology Conference**. Denver: American Association of Petroleum Geologists, 2019. p. 1–8. Disponível em: <https://doi.org/10.15530/urtec-2019-557>

CROSS, T. A.; HOMEWOOD, P. W. Amans Gressly's role in founding modern stratigraphy. **Geological Society of America Bulletin**, v. 109, n. 12, p. 1617–1630, 1997. Disponível em: [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1997\)109<1617:AGSRIF>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1997)109<1617:AGSRIF>2.3.CO;2)

DAVIS, J. C. Electrofacies in Reservoir Characterization. *In*: DAYA SAGAR, B. S.; CHENG, Q.; AGTERBERG, F. (org.). **Handbook of Mathematical Geosciences: Fifty Years of IAMG**. Cham: Springer Cham, 2018. p. 211–223. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-78999-6>

DE IACO, S.; HRISTOPULOS, D. T.; LIN, G. Special Issue: Geostatistics and Machine Learning. **Mathematical Geosciences**, v. 54, n. 3, p. 459–465, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11004-022-09998-6>

DIAS, J. L. Tectônica, estratigrafia e sedimentação no Andar Aptiano da margem leste brasileira. **Boletim de Geociências da Petrobras**, v. 13, p. 7–25, 2005.

DIAS, J. L.; OLIVEIRA, J. Q. DE; VIEIRA, J. C. Sedimentological and stratigraphic analyses of the Lagoa Feia Formation, rift phase of Campos Basin, offshore Brazil. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 18, n. 3, p. 252–260, 1988. Disponível em: <https://doi.org/10.25249/0375-7536.1988252260>

DIAS, R. M. **Aumento de resolução através do uso do filtro Q inverso e da inversão acústica em reservatórios carbonáticos do pré-sal da Bacia de Santos**. 2020. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2020.

ELLIS, D. V.; SINGER, J. M. **Well Logging for Earth Scientists**. 2. ed. Dordrecht: Springer Netherlands, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-1-4020-4602-5>

EMELYANOVA, I.; PERVUKHINA, M.; CLENNELL, M.; DYT, C. Unsupervised identification of electrofacies employing machine learning. *In*: 2017, Paris. **79th EAGE Conference and Exhibition 2017 - Workshops**. Paris: European Association of Geoscientists & Engineers, 2017. p. 12–15. Disponível em: <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201701655>

FERREIRA, D. J. A. **Classificação de sismofácies utilizando multi-atributos sísmicos aplicada em reservatórios carbonáticos no pré-sal da Bacia de Santos**. 2018. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2018.

FERREIRA, D. J. A.; LUPINACCI, W. M.; NEVES, I. de A.; ZAMBRINI, J. P. R.; FERRARI, A. L.; GAMBOA, L. A. P.; OLHO AZUL, M. Unsupervised seismic facies classification applied to a presalt carbonate reservoir, Santos Basin, offshore Brazil. **AAPG Bulletin**, v. 103, n. 4, p. 997–1012, 2019 a. Disponível em: <https://doi.org/10.1306/10261818055>

FERREIRA, D.; LUPINACCI, W.; CASTRO, T. de; CASADO, N.; ALVARENGA, M.; BEZERRA, Y.; JUNIOR, J.; SANTOS, M. A. Neural network unsupervised classification as an advanced presalt reservoir characterization technique - a Buzios Field case study. *In*: 2019b, Rio de Janeiro. **16th International Congress of the Brazilian Geophysical Society**. Rio de Janeiro: Brazilian Geophysical Society, 2019. p. 1–6. Disponível em: <https://doi.org/10.22564/16cisbgf2019.217>

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. Cambridge: The MIT Press, 2016.

GUARDADO, L. R.; SPADINI, A. R.; BRANDÃO, J. S. L.; MELLO, M. R. Petroleum system of the Campos Basin, Brazil. **AAPG Memoir**, v. 73, n. 2, p. 317–324, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1306/m73705c22>

HERLINGER, R. **Controles Depositionais e Diagenéticos das Propriedades Petrofísicas dos Reservatórios Aptianos/Barremianos do Grupo Lagoa Feia no norte da Bacia De Campos**. 2016. Dissertação - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

HERLINGER, R.; ZAMBONATO, E. E.; DE ROS, L. F. Influence of diagenesis on the quality of lower cretaceous pre-salt lacustrine carbonate reservoirs from northern Campos Basin, Offshore Brazil. **Journal of Sedimentary Research**, v. 87, n. 12, p. 1285–1313, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.2110/jsr.2017.70>

HURWITZ, J.; KIRSCH, D. **Machine Learning For Dummies, IBM Limited Edition**. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2018.

JESUS, C.; OLHO AZUL, M.; LUPINACCI, W. M.; MACHADO, L. Multiattribute framework analysis for the identification of carbonate mounds in the Brazilian presalt

zone. **Interpretation**, v. 7, n. 2, p. T467–T476, 2019 a. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/INT-2018-0004.1>

JESUS, I. De; LUPINACCI, W.; FREIRE, A.; GAMBOA, L. A. Electrofacies identification and evaluation in a well of the presalt of Mero Field, Santos Basin. *In*: 2019b, Rio de Janeiro. **16th International Congress of the Brazilian Geophysical Society**. Rio de Janeiro: Brazilian Geophysical Society, 2019. p. 1–5. Disponível em: <https://doi.org/10.22564/16cisbgf2019.297>

KALLWEIT, R. S.; WOOD, L. C. The limits of resolution of zero-phase wavelets. **GEOPHYSICS**, v. 47, n. 7, p. 1035–1046, 1982. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/1.1441367>

KENYON, W. E. Petrophysical Principles of Applications of NMR Logging. **The Log Analyst**, v. 38, n. 02, 1997.

KOBR, M. Geophysical Well Logging. *In*: GUPTA, H. K. (org.). **Encyclopedia of Solid Earth Geophysics**. Cham: Springer International Publishing, 2021. (Encyclopedia of Earth Sciences Series). p. 527–537. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-030-58631-7_173

KOHONEN, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. **Biological Cybernetics**, v. 43, n. 1, p. 59–69, 1982. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BF00337288>

KOHONEN, T. Essentials of the self-organizing map. **Neural Networks**, v. 37, p. 52–65, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>

LI, H.; YANG, X.; WEI, W. The Application of Pattern Recognition in Electrofacies Analysis. **Journal of Applied Mathematics**, v. 2014, p. 1–8, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1155/2014/640406>

LIMA, B. E. M. **Impacto da alteração hidrotermal na qualidade dos reservatórios carbonáticos do pré-sal no norte da Bacia de Campos**. 2020. Tese de doutorado - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2020.

LIMA, B. E. M.; DE ROS, L. F. Deposition, diagenetic and hydrothermal processes in the Aptian Pre-Salt lacustrine carbonate reservoirs of the northern Campos Basin, offshore Brazil. **Sedimentary Geology**, v. 383, p. 55–81, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.sedgeo.2019.01.006>

LIMA, B. E. M.; TEDESCHI, L. R.; PESTILHO, A. L. S.; SANTOS, R. V.; VAZQUEZ, J. C.; GUZZO, J. V. P.; DE ROS, L. F. Deep-burial hydrothermal alteration of the Pre-Salt carbonate reservoirs from northern Campos Basin, offshore Brazil: Evidence from petrography, fluid inclusions, Sr, C and O isotopes. **Marine and Petroleum Geology**, v. 113, n. November 2019, p. 104143, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2019.104143>

LUBO-ROBLES, D.; BEDLE, H.; MARFURT, K. J.; PRANTER, M. J. Evaluation of principal component analysis for seismic attribute selection and self-organizing maps

for seismic facies discrimination in the presence of gas hydrates. **Marine and Petroleum Geology**, v. 150, n. January, p. 106097, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2023.106097>

MAAS, M. V. R.; BEDLE, H.; DE MATOS, M. C. Seismic identification of carbonate reservoir sweet spots using unsupervised clustering algorithms: A case study from presalt Mero Field at Santos Basin, offshore Brazil. *In*: 2022, Houston. **Second International Meeting for Applied Geoscience & Energy**. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2022. p. 393–397. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/image2022-3746995.1>

MACDONALD, R. M.; BRADFORD, C. M.; MERIDJI, Y.; KERSEY, D. G.; MUSHARF, N. Comparison of Elemental and Mineral Abundances from Core and Three Modern Neutron-Induced Elemental Spectroscopy Tools. **Petrophysics**, v. 53, n. 04, p. 272–284, 2012.

MACHADO, J. P. de O. **Classificação bayesiana de fácies utilizando atributos sísmicos texturais e impedância acústica em um campo do pré-sal da Bacia de Santos**. 2023. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2023.

MATOS, M. C. de; OSORIO, P. L.; JOHANN, P. R. Unsupervised seismic facies analysis using wavelet transform and self-organizing maps. **Geophysics**, v. 72, n. 1, p. 9–21, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/1.2392789>

MIZUNO, T. A.; MIZUSAKI, A. M. P.; LYKAWKA, R. Facies and paleoenvironments of the Coqueiros Formation (Lower Cretaceous, Campos Basin): A high frequency stratigraphic model to support pre-salt “coquinas” reservoir development in the Brazilian continental margin. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 88, n. July, p. 107–117, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2018.07.007>

MOHRI, M.; ROSTAMIZADEH, A.; TALWALKAR, A. **Foundations of Machine Learning second edition**. 2. ed. London: The MIT Press, 2018.

MOHRIAK, W. U.; MELLO, M. R.; KARNER, G. D.; DEWEY, J. F.; MAXWELL, J. R. Structural and Stratigraphic Evolution of the Campos Basin, Offshore Brazil. *In*: TANKARD, A. J.; BALKWILL, H. R. (org.). **Extensional Tectonics and Stratigraphy of the North Atlantic Margins**. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 1989. p. 577–598. Disponível em: <https://doi.org/10.1306/M46497C38>

MUNIZ, M. C. **Tectono-Stratigraphic evolution of the Barremian-Aptian Continental rift carbonates in Southern Campos Basin, Brazil**. 2012. Tese de doutorado - Royal Holloway University of London, London, 2012.

MUNIZ, M. C.; BOSENCE, D. W. J. Pre-salt microbialites from the Campos Basin (offshore Brazil): Image log facies, facies model and cyclicity in lacustrine carbonates. **Geological Society Special Publication**, v. 418, n. 1, p. 221–242, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1144/SP418.10>

NEVES, I. de A.; LUPINACCI, W. M.; FERREIRA, D. J. A.; ZAMBRINI, J. P. R.; OLIVEIRA, L. O. A.; OLHO AZUL, M.; FERRARI, A. L.; GAMBOA, L. A. P. Presalt

reservoirs of the Santos Basin: Cyclicity, electrofacies, and tectonic-sedimentary evolution. **Interpretation**, v. 7, n. 4, p. SH33–SH43, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/INT-2018-0237.1>

OLIVEIRA, M. L. L. de. **Reconhecimento de eletrofácies em reservatórios turbidíticos da formação Carapebus no Parque das Baleias, Bacia de Campos**. 2020. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2020.

OLIVEIRA, V. C. B.; PASSOS, F. V.; SILVA, C. M. A.; BORGHI, L. Electrofacies Characterization in Lacustrine Coquinas and Hybrid Deposits from Rift Phase: Pre-Salt, lower Cretaceous, Campos Basin, Brazil. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 42, n. 3, p. 178–191, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.11137/2019_3_178_191

OLIVITO, J. P. R.; SOUZA, F. J. Depositional model of early Cretaceous lacustrine carbonate reservoirs of the Coqueiros formation - Northern Campos Basin, southeastern Brazil. **Marine and Petroleum Geology**, v. 111, n. December 2017, p. 414–439, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2019.07.013>

PAIVA, M. L. C. **Modelagem 3D de porosidade em reservatórios carbonáticos do pré-sal na formação Barra Velha, Bacia de Santos, utilizando atributos sísmicos e o método Random Forest**. 2022. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2022.

PENNA, R.; LUPINACCI, W. 3D modelling of flow units and petrophysical properties in brazilian presalt carbonate. **Marine and Petroleum Geology**, v. 124, n. July 2020, p. 104829, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2020.104829>

PIETZSCH, R.; TEDESCHI, L. R.; OLIVEIRA, D. M.; DOS ANJOS, C. W. D.; VAZQUEZ, J. C.; FIGUEIREDO, M. F. Environmental conditions of deposition of the Lower Cretaceous lacustrine carbonates of the Barra Velha Formation, Santos Basin (Brazil), based on stable carbon and oxygen isotopes: A continental record of pCO₂ during the onset of the Oceanic Anoxic Event. **Chemical Geology**, v. 535, n. December 2019, p. 119457, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chemgeo.2019.119457>

PPSA. PRÉ-SAL PETRÓLEO S.A. **Perguntas frequentes**. [s. l.], 2023. Disponível em: <https://www.presalpetroleo.gov.br/perguntas-frequentes/>. Acesso em: 3 abr. 2023.

PRENSKY, S.; HOWARD, J. Nuclear Magnetic Resonance Applications in Petrophysics and Formation Evaluation. In: HOLSTEIN, E. D. (org.). **Petroleum Engineering Handbook**. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2007. p. 289–355.

PYRCZ, M. J.; DEUTSCH, C. V. **Geostatistical Reservoir Modeling**. 2. ed. New York: Oxford University Press, 2014.

RALHAN, A. **Self Organizing Maps**. [s. l.], 2018. Disponível em: <https://medium.com/@abhinavr8/self-organizing-maps-ff5853a118d4>. Acesso em: 20 abr. 2023.

RANGEL, H. D.; CARMINATTI, M. Rift Lake Stratigraphy of the Lagoa Feia Formation, Campos Basin, Brazil. *In*: GIERLOWSKI-KORDESCH, E. H.; KELTS, K. R. (org.). **Lake Basins Through Space and Time**. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 2000. p. 225–244. Disponível em: <https://doi.org/10.1306/St46706C18>

READING, H. G. Clastic facies models, a personal perspective. **Bulletin of the Geological Society of Denmark**, v. 48, n. 2, p. 101–115, 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.37570/bgdsd-2001-48-05>

ROMERO, P. A.; RINCÓN, M. M. NMR Fluid Typing Using Independent Component Analysis Applied to Water-Oil-displacement Laboratory Data. *In*: 2016, Snowmass. **SCA Symposium**. Snowmass: Society of Core Analysts, 2016. p. 1–6. Disponível em: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.11495.04002>

ROY, A.; JAYARAM, V.; MARFURT, K. J. Active learning algorithms in seismic facies classification. **SEG Technical Program Expanded Abstracts 2013**, n. 1, p. 1467–1471, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/segam2013-0769.1>

ROY, A.; MATOS, M. C. de; MARFURT, K. J. Automatic Seismic Facies Classification with Kohonen Self Organizing Maps - A Tutorial. **Geohorizons**, n. December, p. 6–14, 2010.

SARAIVA, M. V. O. **Uso de Redes Adversárias Geradoras Condicionais para Construção de Modelos de Velocidades Sísmicas** **Uso de Redes Adversárias Geradoras Condicionais para**. 2022. - Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2022.

SCHANZEMBACH, A. G. **Modelagem de propriedades de reservatório usando atributos sísmicos: um estudo de caso no Campo de Baúna, Bacia de Santos**. 2019. Dissertação - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2019.

SCHLUMBERGER. **Litho Scanner Brochure**. [s. l.], 2017. Disponível em: <https://www.slb.com/reservoir-characterization/surface-and-downhole-logging/wireline-openhole-logging/litho-scanner-spectroscopy>. Acesso em: 20 mar. 2023.

SERRA, O. **Fundamentals of Well-Log Interpretation**. Netherlands: Elsevier, 1984. v. 15.

SERRA, O. **Well Logging and Reservoir Evaluation**. Paris: Editions Technip, 2007. v. 3.

SERRA, O.; ABBOTT, H. T. Contribution of logging data to sedimentology and stratigraphy. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences &**

Geomechanics Abstracts, v. 19, n. 6, p. 152, 1982. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0148-9062\(82\)91621-7](https://doi.org/10.1016/0148-9062(82)91621-7)

SHANMUGANATHAN, S.; SAMARASINGHE, S. (org.). **Artificial Neural Network Modelling: An Introduction**. Warsaw: Springer International Publishing, 2016. v. 628. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-319-28495-8_1

SINGH, V. B.; SUBRAHMANYAM, D.; NEGI, S. P. S.; BAID, V. K.; KUMAR, A.; BISWAL, S. Facies Classification Based on Seismic waveform - A case study from Mumbai High North. *In*: 2004, Hyderabad. **5th Conference & Exposition on Petroleum Geophysics**. Hyderabad: SPG India, 2004. p. 456–462.

STRUGALE, M. **Basement Geology, Tectono-stratigraphic and Diagenetic Evolution of the Presalt Succession in the Northern Campos Basin, Brazil**. 2022. - University of Oxford, [s. l.], 2022.

STRUGALE, M.; CARTWRIGHT, J. Tectono-stratigraphic evolution of the rift and post-rift systems in the Northern Campos Basin, offshore Brazil. **Basin Research**, v. 34, n. 5, p. 1655–1687, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/bre.12674>

STRUGALE, M.; SCHMITT, R. da S.; CARTWRIGHT, J. Basement geology and its controls on the nucleation and growth of rift faults in the northern Campos Basin, offshore Brazil. **Basin Research**, v. 33, n. 3, p. 1906–1933, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/bre.12540>

TEIXEIRA, L.; LUPINACCI, W. M. Elastic properties of rock salt in the Santos Basin: Relations and spatial predictions. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 180, n. January, p. 215–230, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.05.024>

TORRES, A. L. P. **Prediction of pre-salt electrofacies from well log data in Santos basin - Brazil, by models based on Artificial Intelligence algorithms**. 2022. Dissertação - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2022.

TOSCA, N. J.; WRIGHT, V. P. Diagenetic pathways linked to labile Mg-clays in lacustrine carbonate reservoirs: a model for the origin of secondary porosity in the Cretaceous pre-salt Barra Velha Formation, offshore Brazil. **Geological Society, London, Special Publications**, v. 435, n. 1, p. 33–46, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1144/SP435.1>

VAN DER BAAN, M.; JUTTEN, C. Neural networks in geophysical applications. **GEOPHYSICS**, v. 65, n. 4, p. 1032–1047, 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.1190/1.1444797>

VEEN, F. van (Asimov I.; LEIJNEN, S. (Asimov I. **NeuralNetworkZoo20042019-1400x2380**. [s. l.], 2016. Disponível em: <https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/>. Acesso em: 28 mar. 2023.

WIKIPEDIA. **Mapas de Kohonen**. [s. l.], 2014. Disponível em: https://pt.wikipedia.org/wiki/Mapas_de_Kohonen. Acesso em: 15 abr. 2023.

WINTER, W. R.; JAHNERT, R. J.; FRANÇA, A. B. Bacia de Campos. **Boletim de Geociências da Petrobras**, v. 15, n. 2, p. 511–529, 2007 a.

WINTER, W. R.; JAHNERT, R. J.; FRANÇA, A. B. **Carta estratigráfica da Bacia de Campos**. [S. l.]: Boletim de geociências da Petrobras, 2007 b.

WRIGHT, V. P.; BARNETT, A. J. An abiotic model for the development of textures in some South Atlantic early Cretaceous lacustrine carbonates. **Geological Society, London, Special Publications**, v. 418, n. 1, p. 209–219, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1144/SP418.3>

XU, G.; HAQ, B. U. Seismic facies analysis: Past, present and future. **Earth-Science Reviews**, v. 224, n. August 2021, p. 30, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103876>

ZOU, C.; ZHANG, G.; ZHU, R.; YUAN, X.; ZHAO, X.; HOU, L.; WEN, B.; WU, X. Prediction and Evaluation Technology for Volcanic Rock. *In: Volcanic Reservoirs in Petroleum Exploration*. China: Elsevier, 2013. p. 151–183. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397163-0.00006-3>

ANEXO A – PERFIS DOS POÇOS

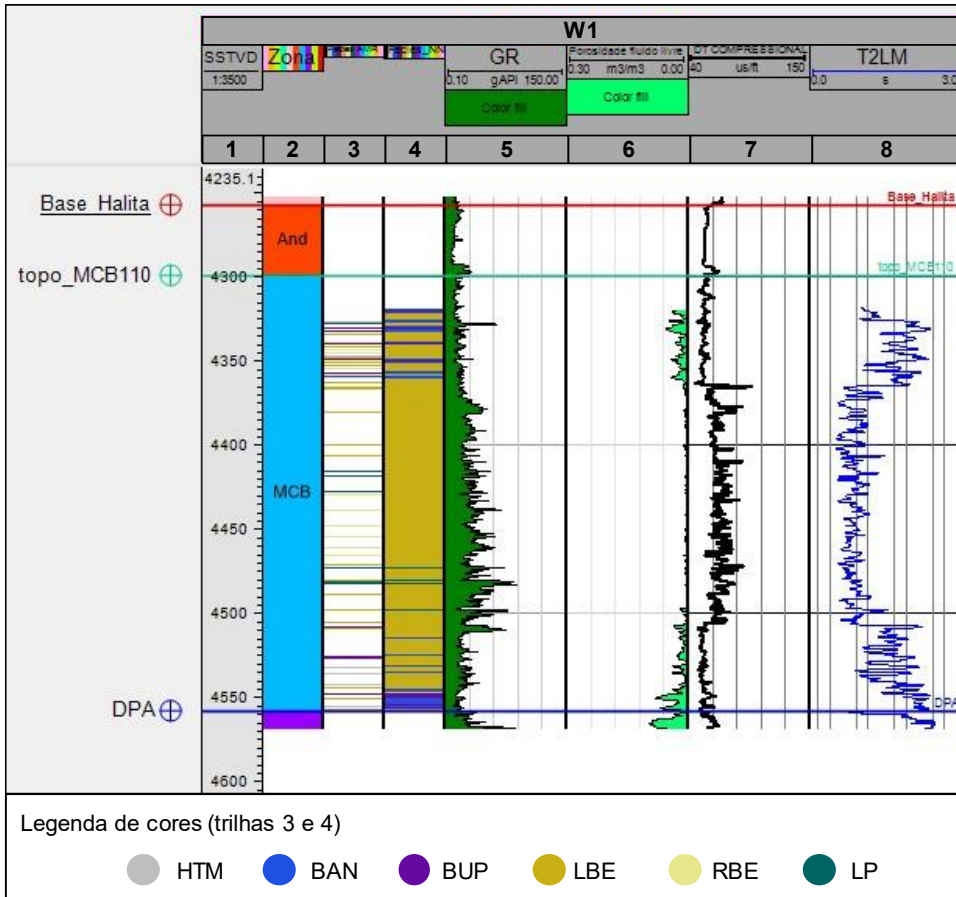


Figura 40 – Perfis do poço W1. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM).

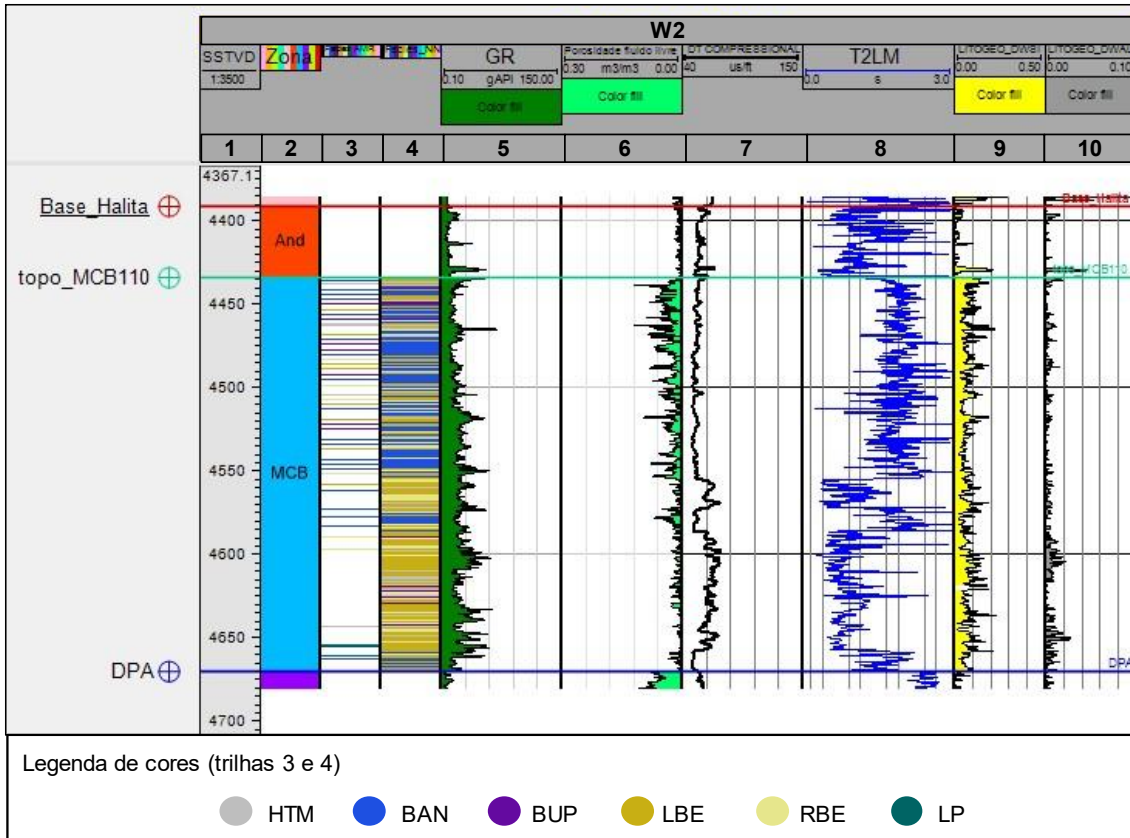


Figura 41 – Perfis do poço W2. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

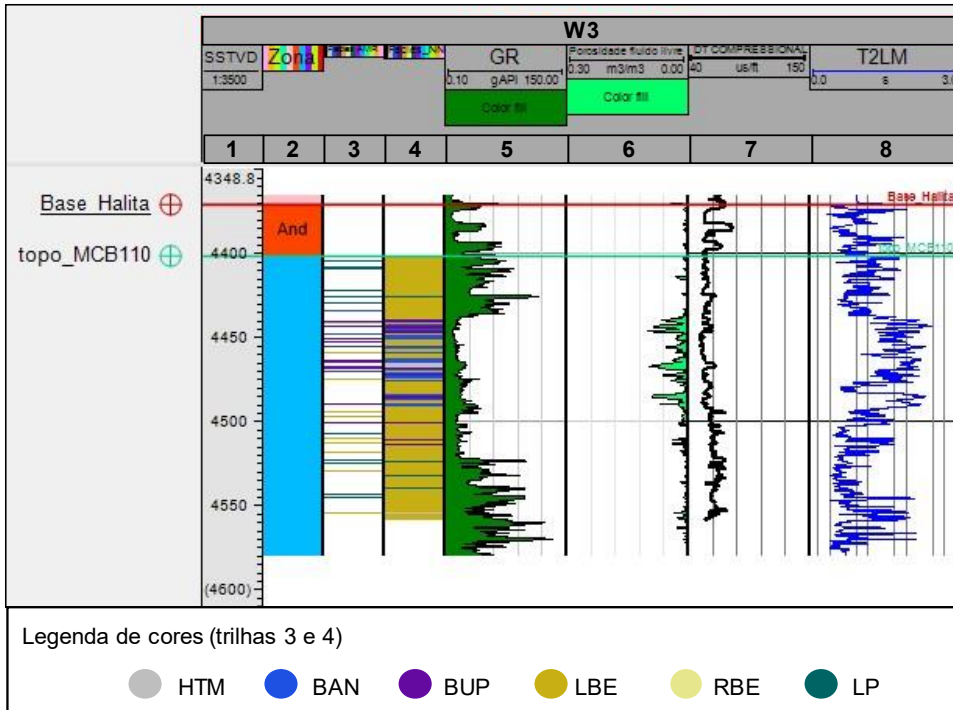


Figura 42 – Perfis do poço W3. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM).

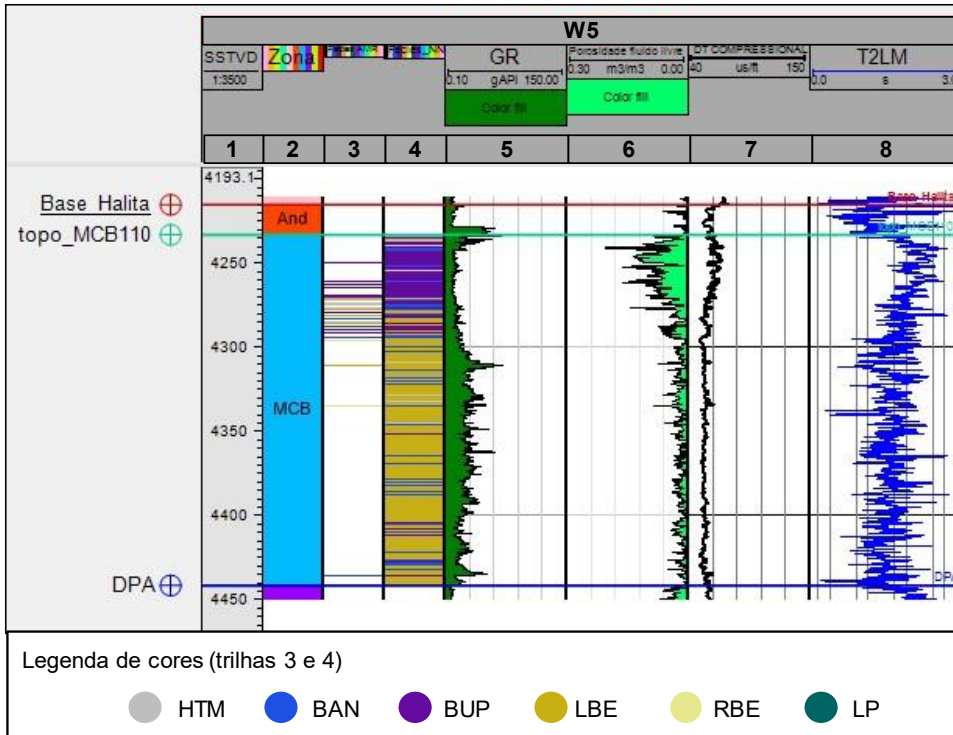


Figura 43 – Perfis do poço W5. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM).

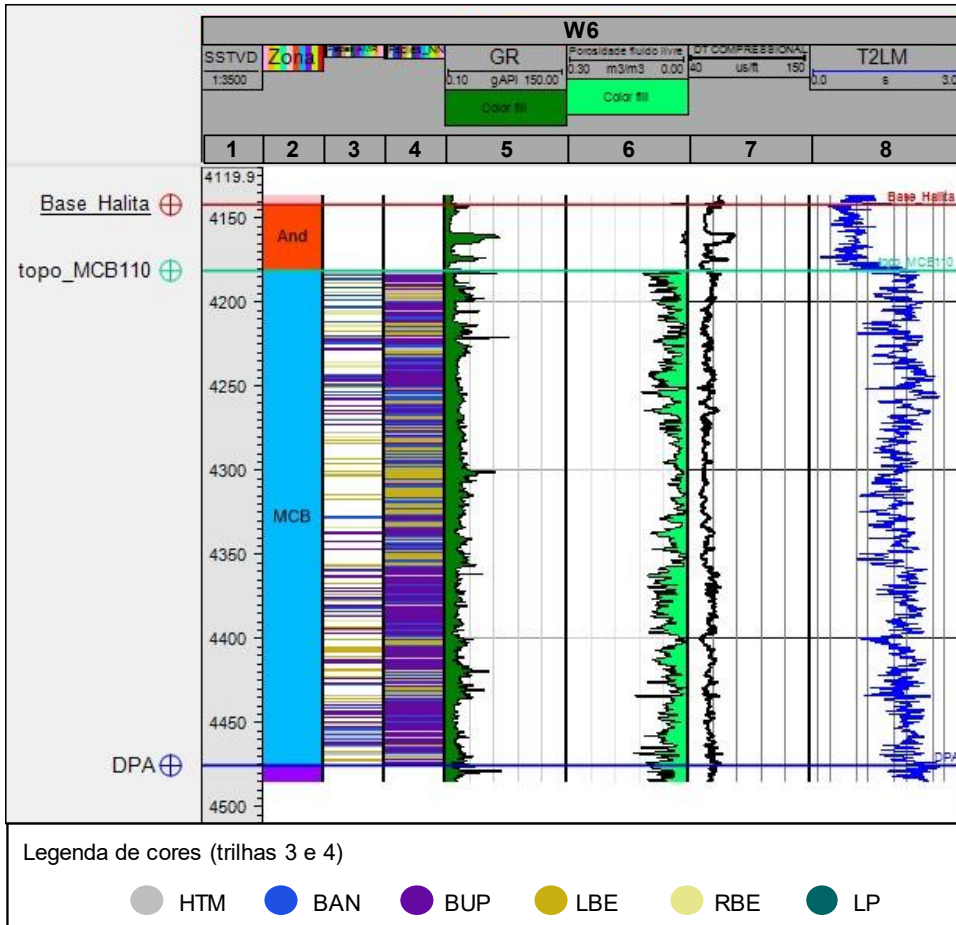


Figura 44 – Perfis do poço W6. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM).

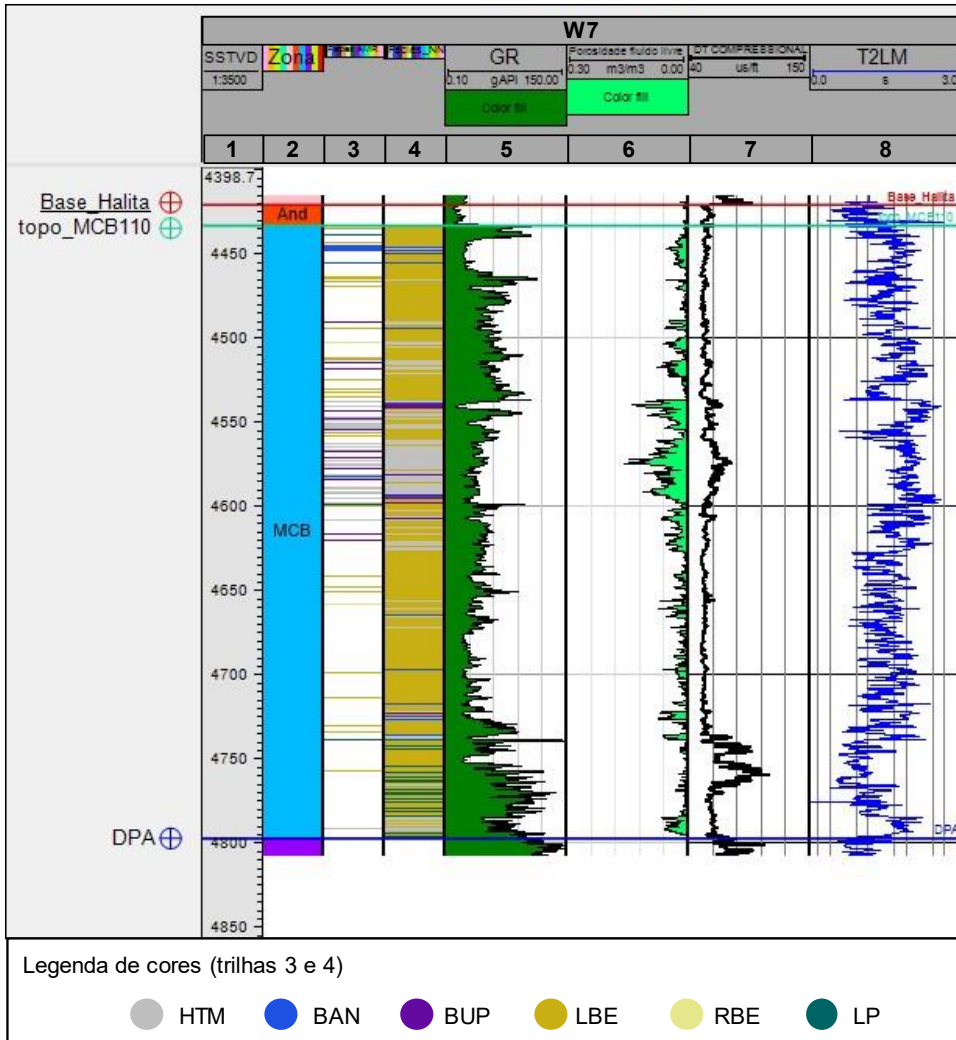


Figura 45 – Perfis do poço W7. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM).

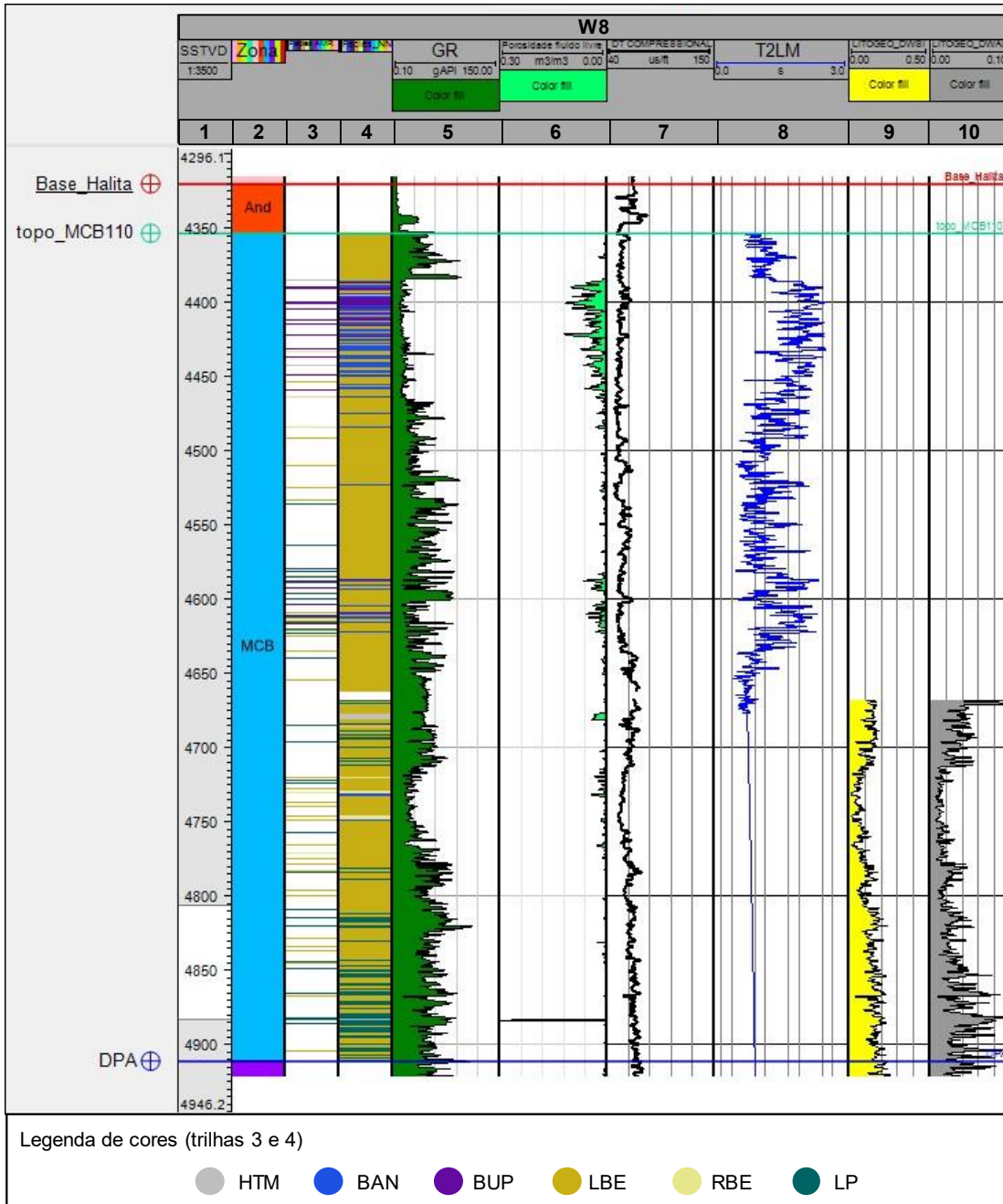


Figura 46 – Perfis do poço W8. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

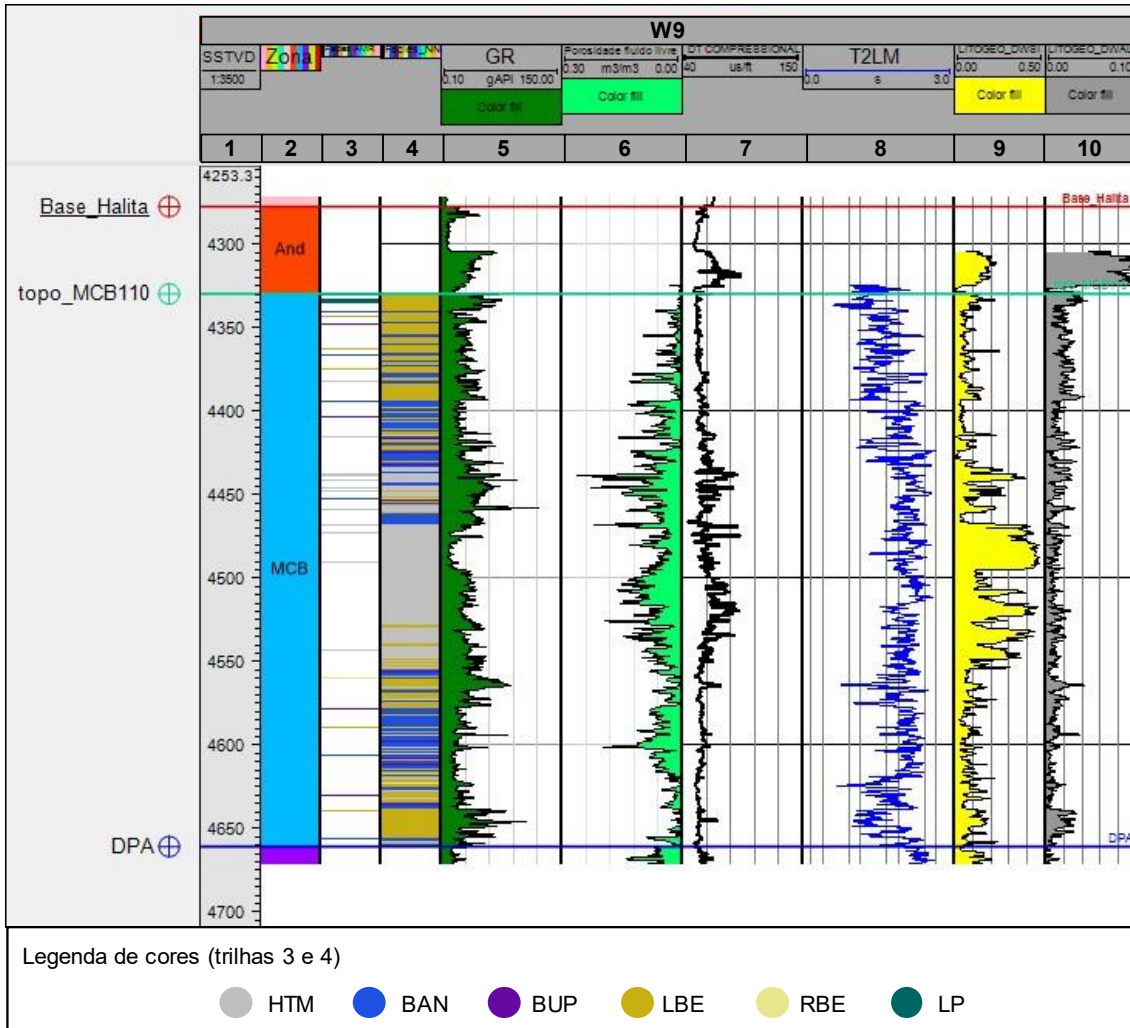


Figura 47 – Perfis do poço W9. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

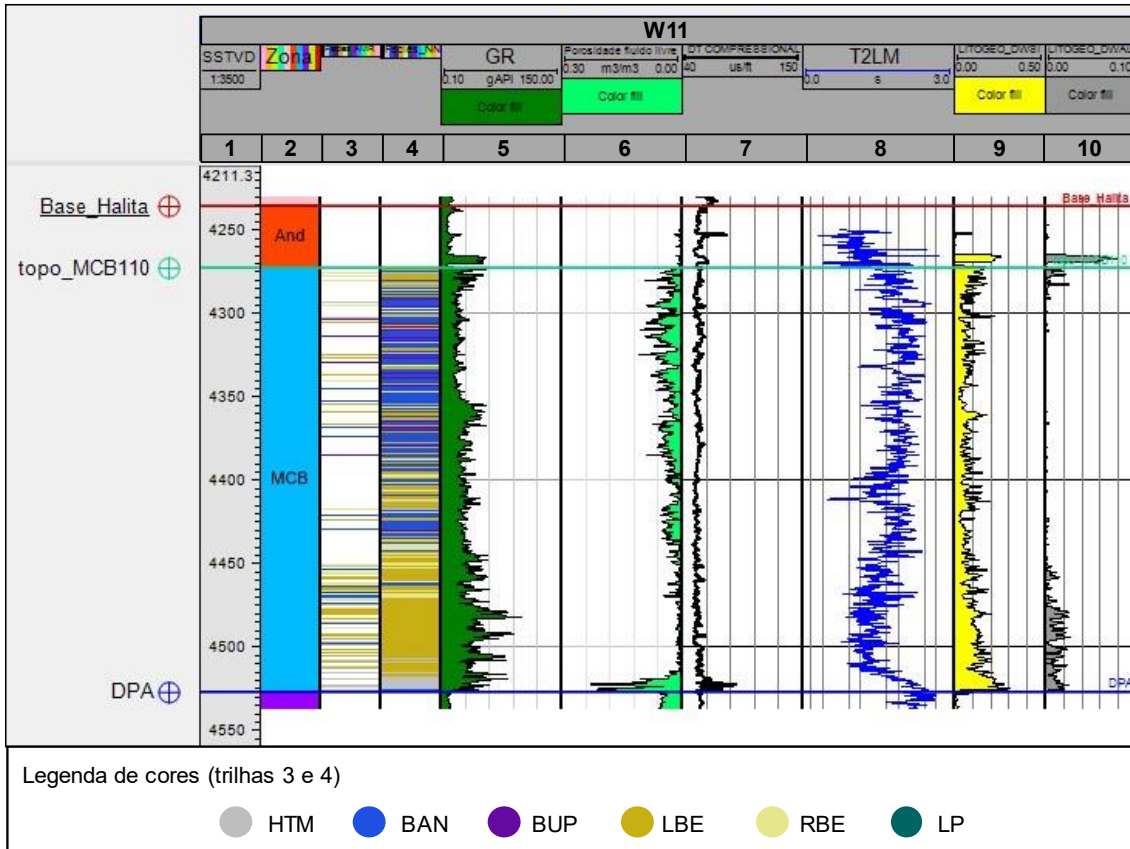


Figura 48 – Perfis do poço W11. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

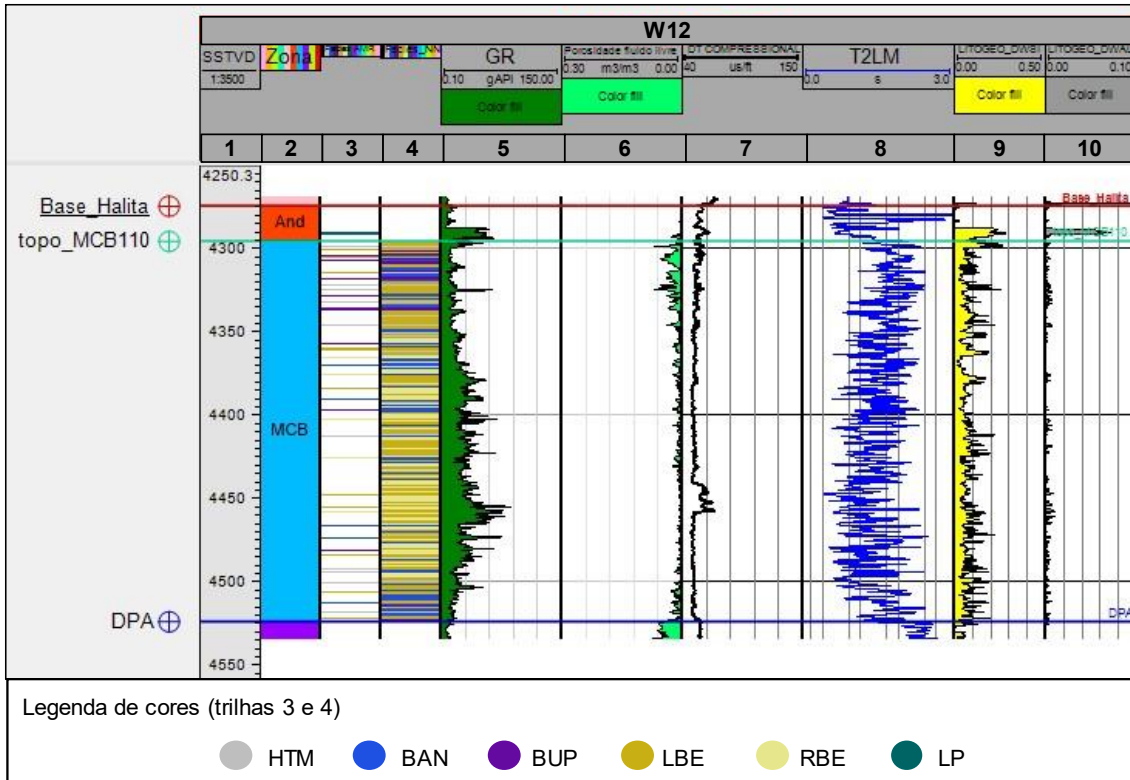


Figura 49 – Perfis do poço W12. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

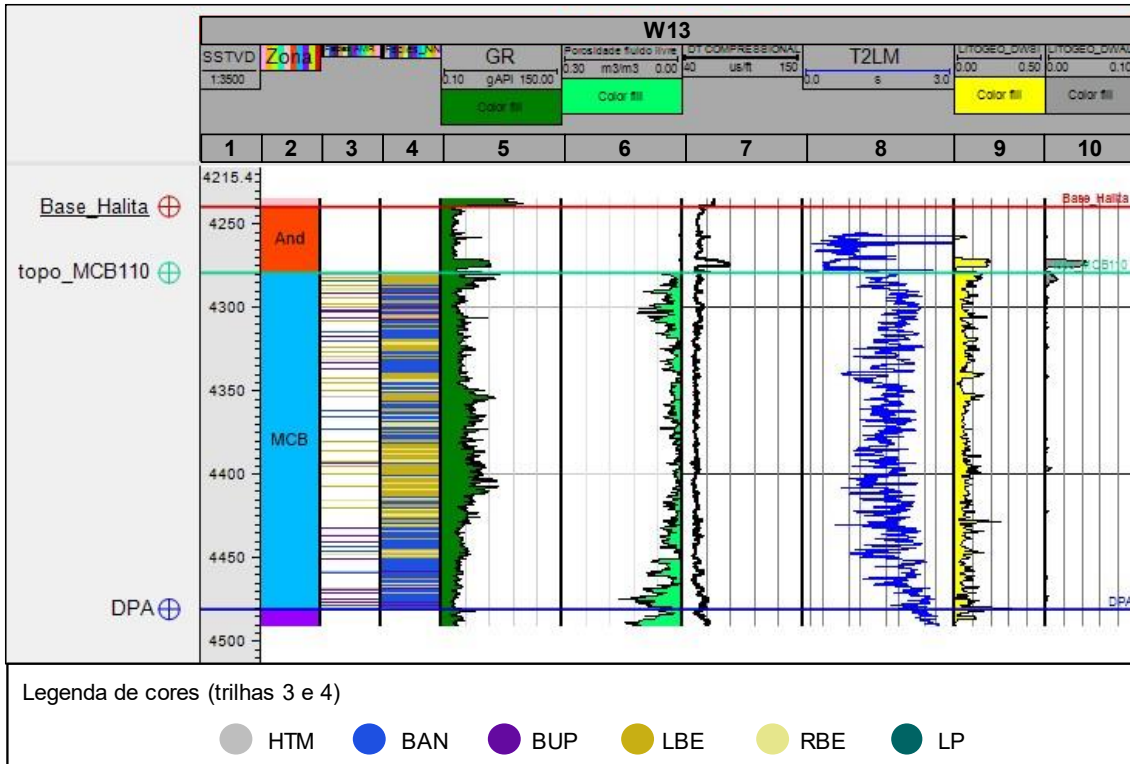


Figura 50 – Perfis do poço W13. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

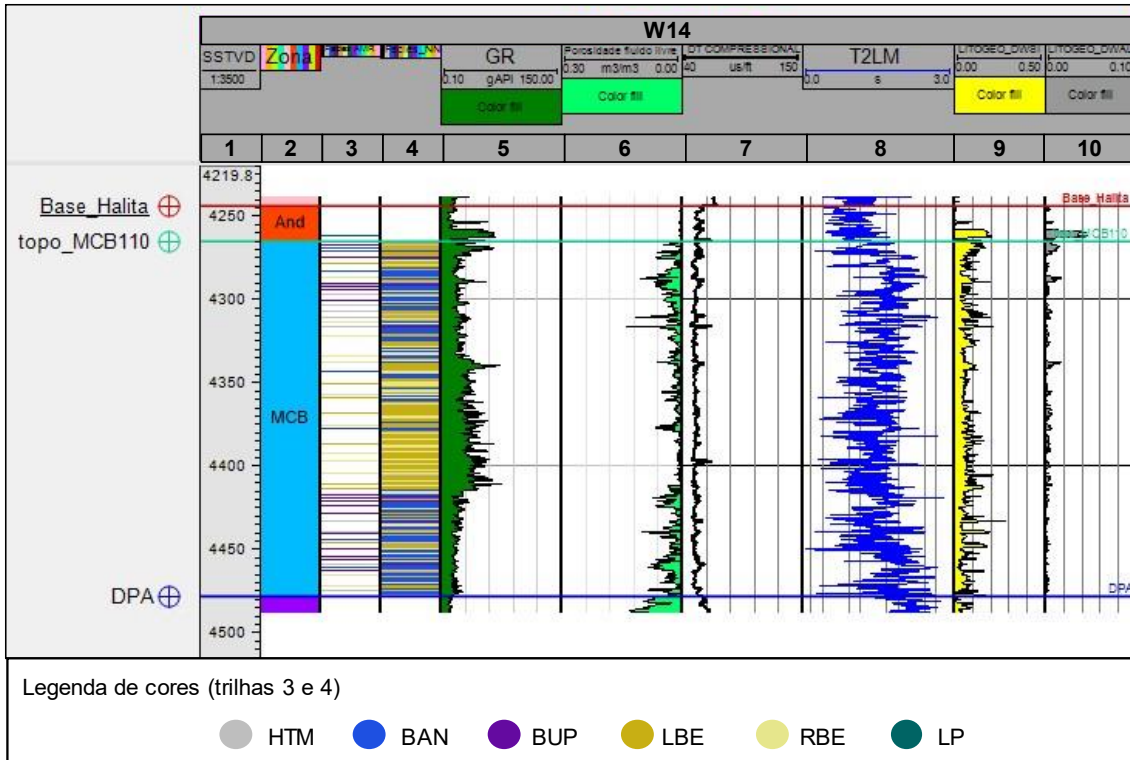


Figura 51 – Perfis do poço W14. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

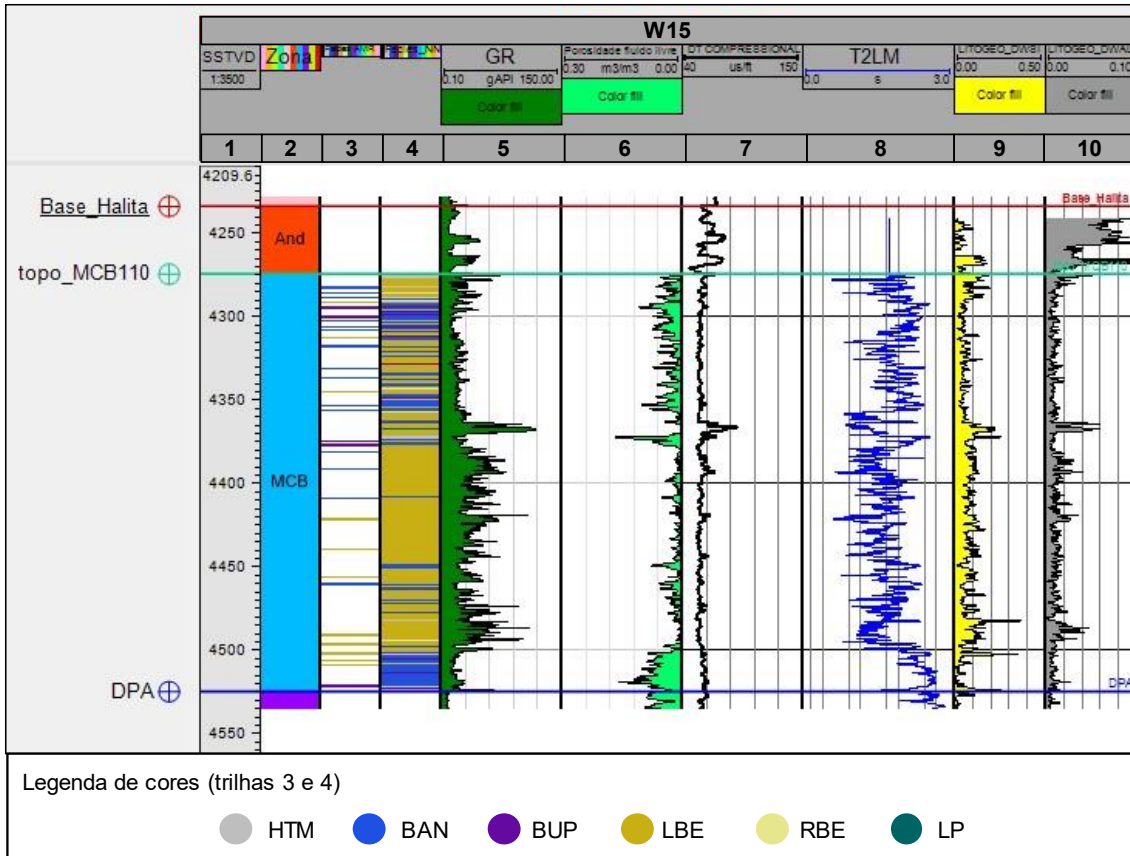


Figura 52 – Perfis do poço W15. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

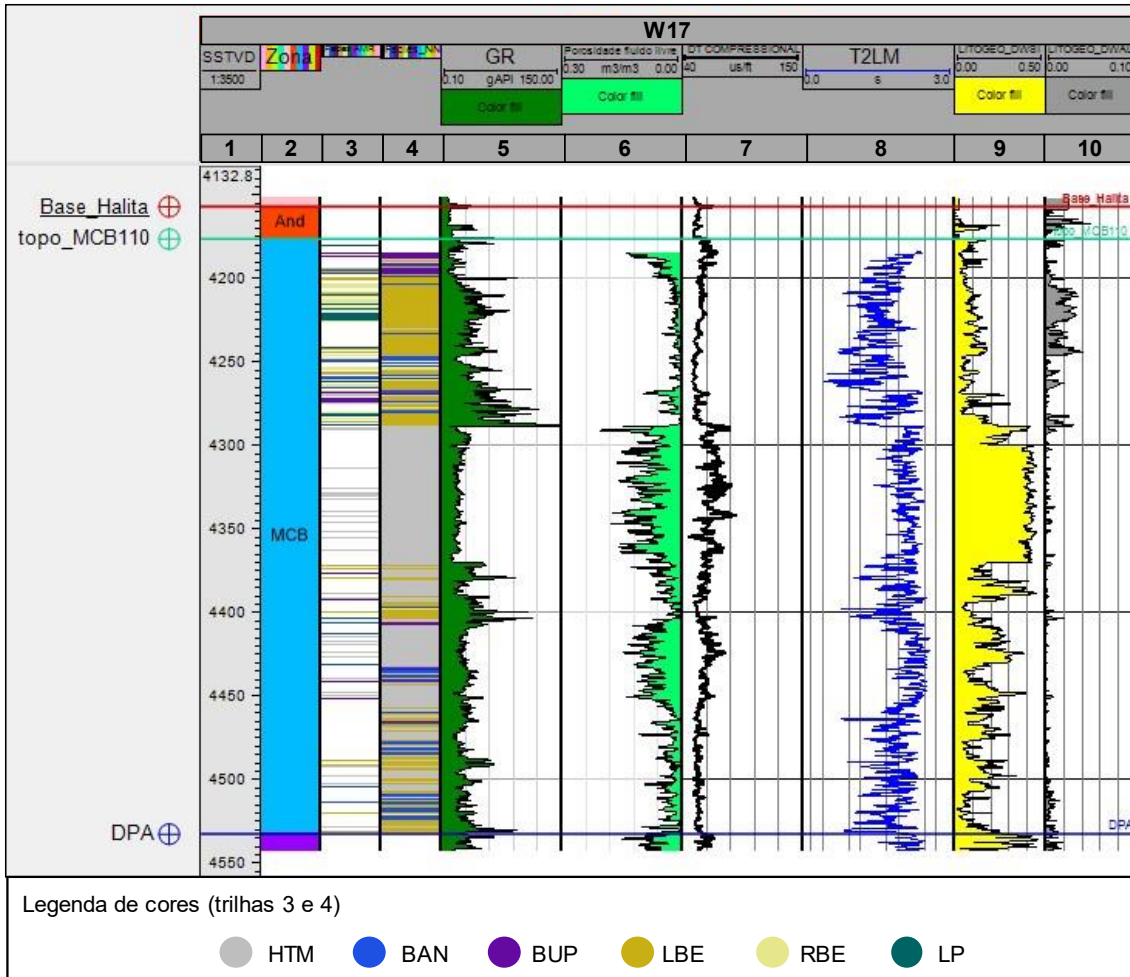


Figura 53 – Perfis do poço W17. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

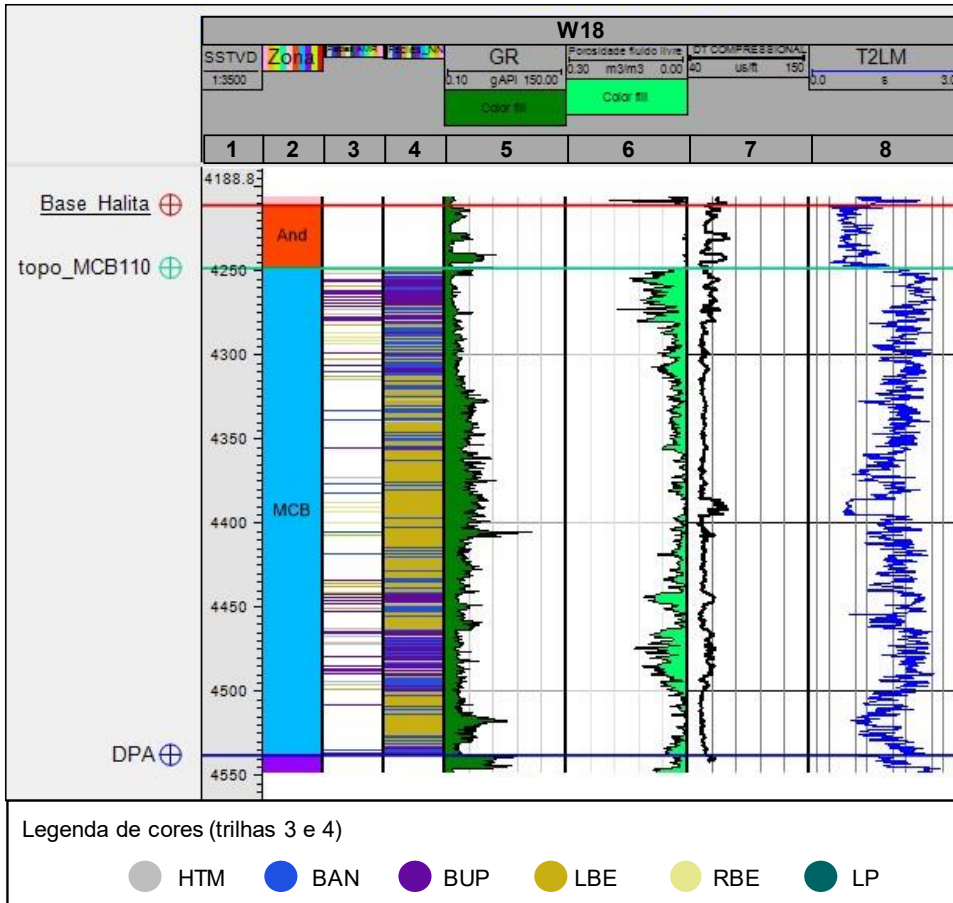


Figura 54 – Perfis do poço W18. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM).

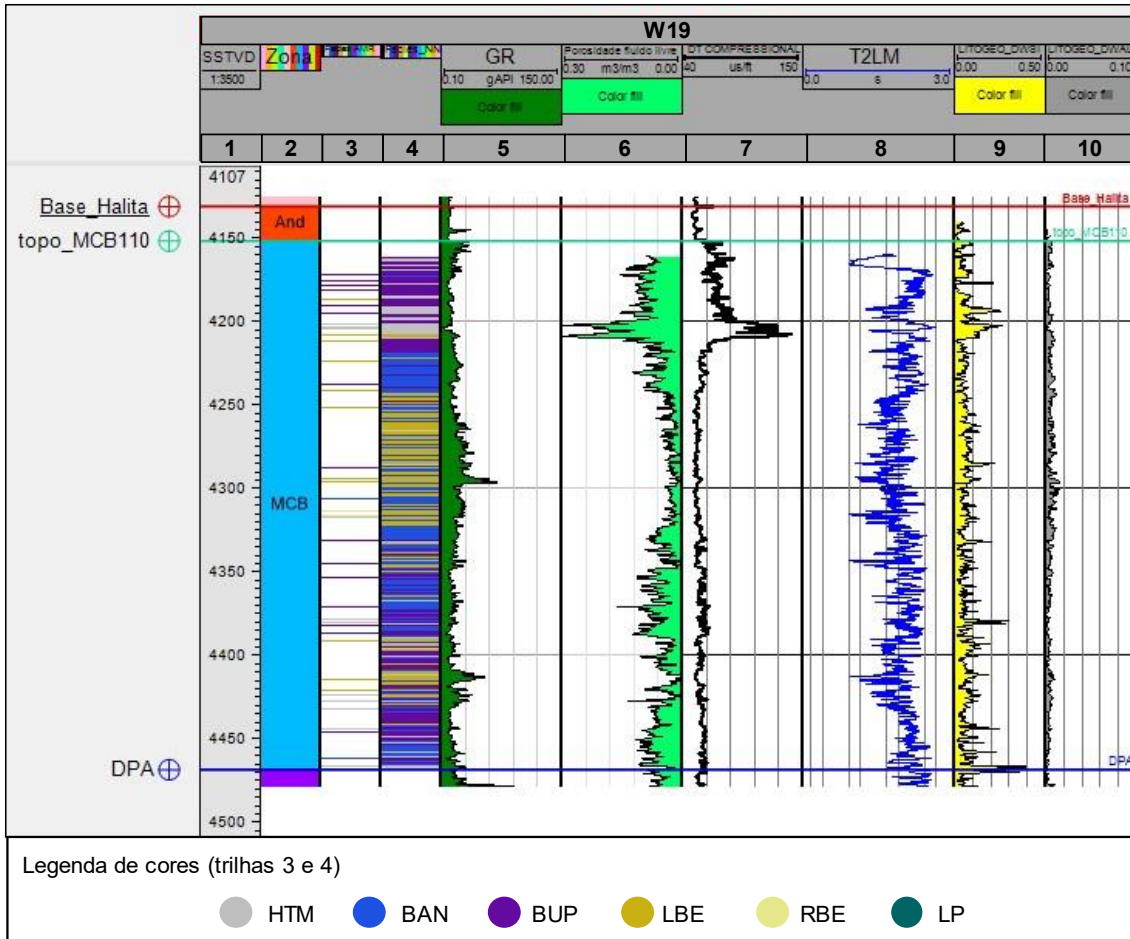


Figura 55 – Perfis do poço W19. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

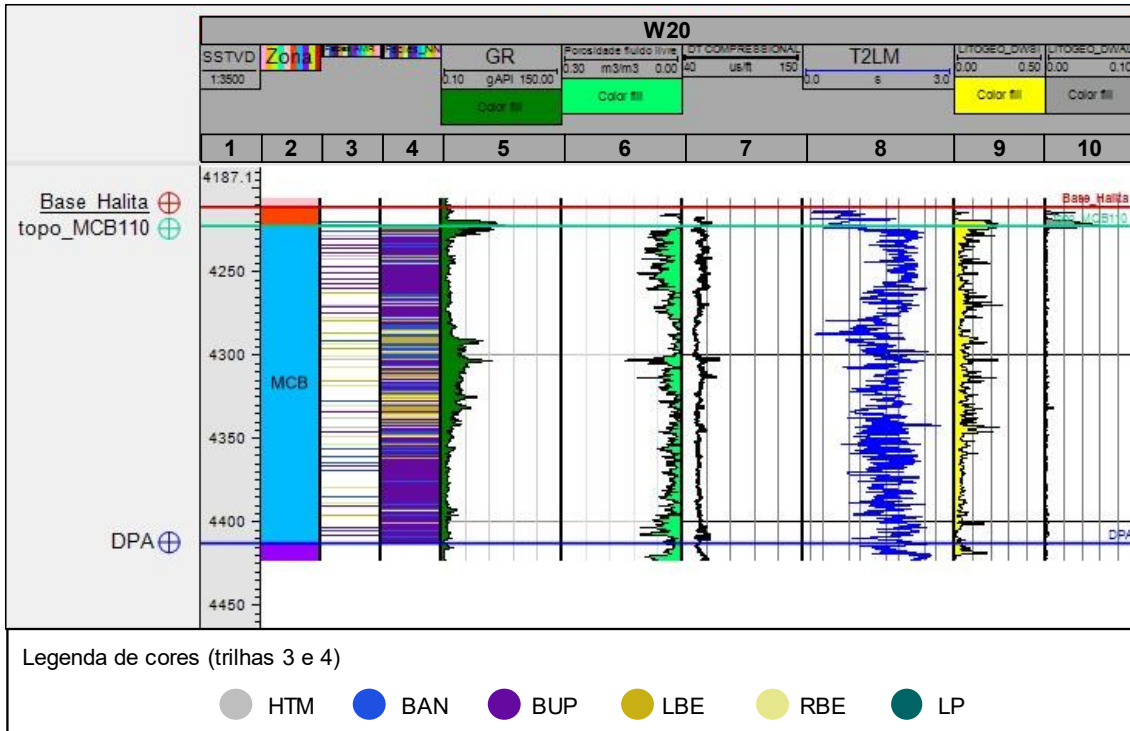


Figura 56 – Perfis do poço W20. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

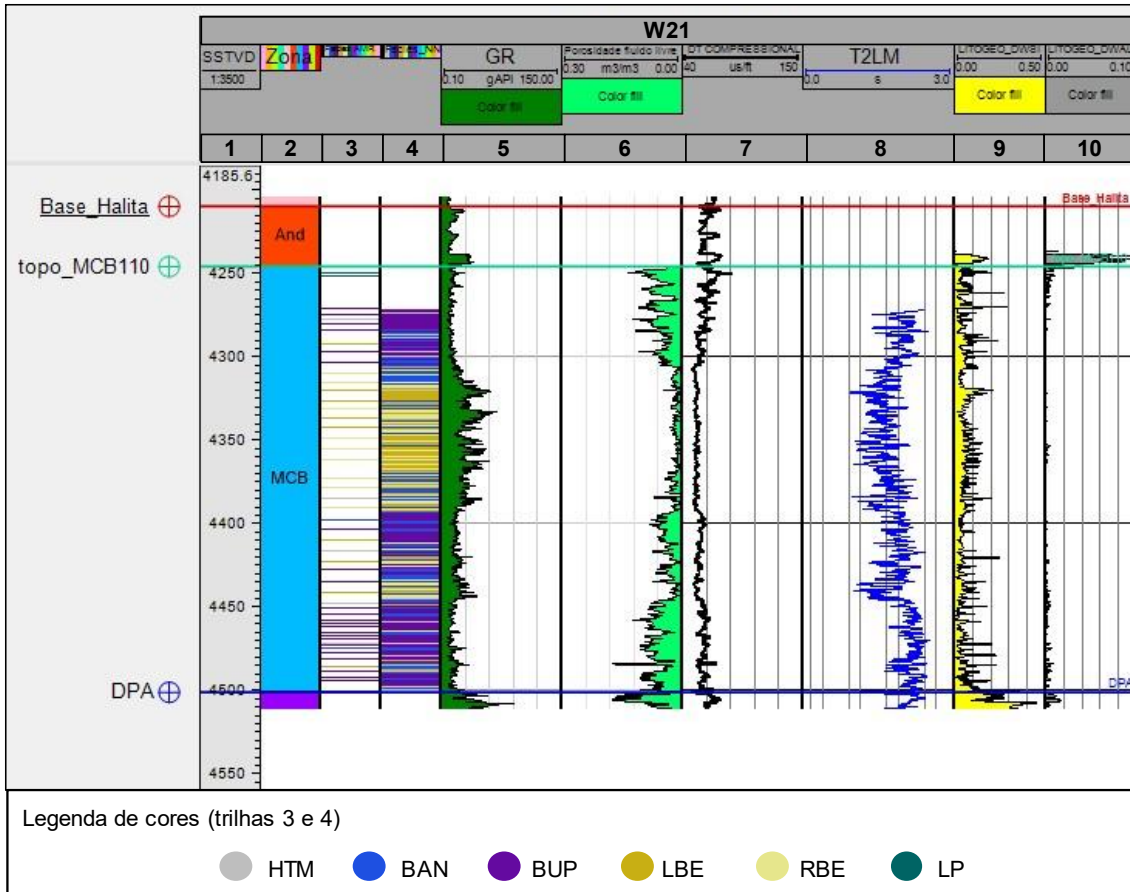


Figura 57 – Perfis do poço W21. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

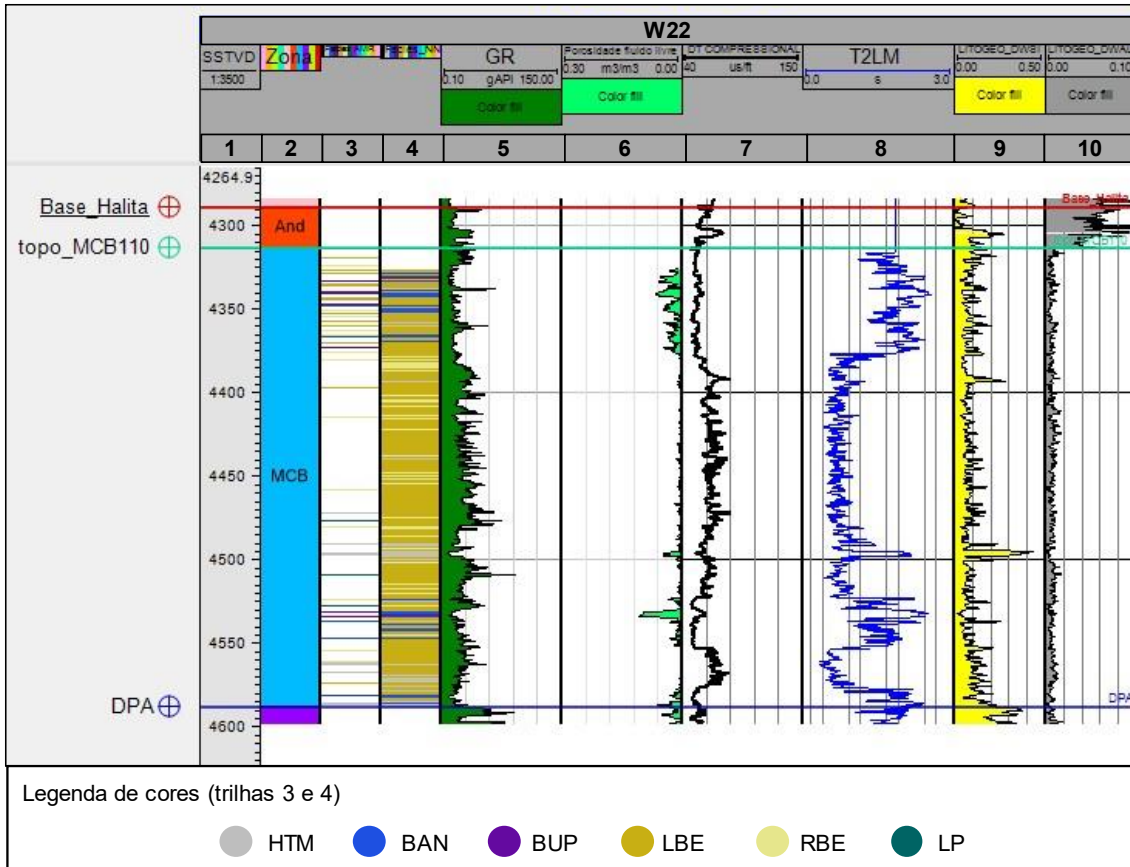


Figura 58 – Perfis do poço W22. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

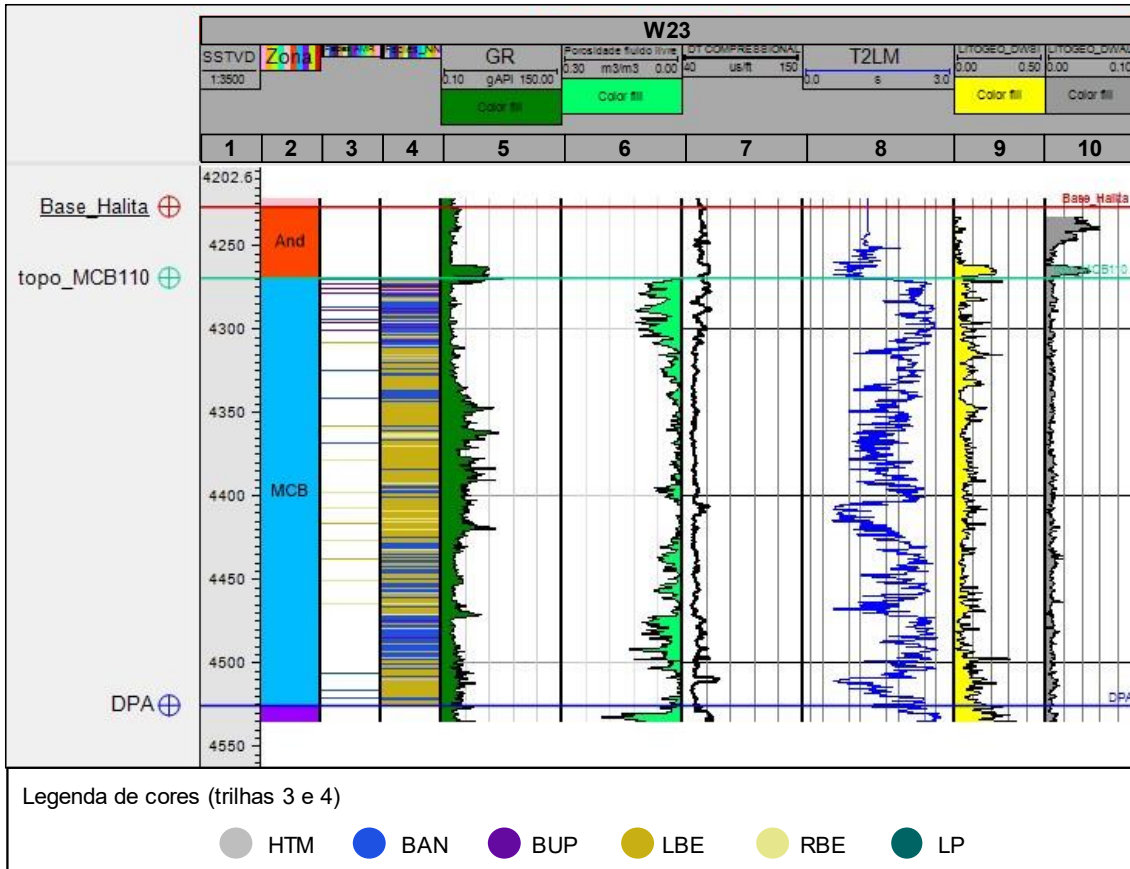


Figura 59 – Perfis do poço W23. **Trilha 1**: profundidade (cota). **Trilha 2**: zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3**: associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4**: perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5**: perfil de raios gama (GR). **Trilha 6**: perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7**: perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8**: perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9**: concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10**: concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM**: Hidrotermal; **BAN**: Bancos intraclásticos; **BUP**: Build up; **LBE**: Lacustre de baixa energia; **RBE**: Retrabalhados de baixa energia; **LP**: Lacustre profundo.

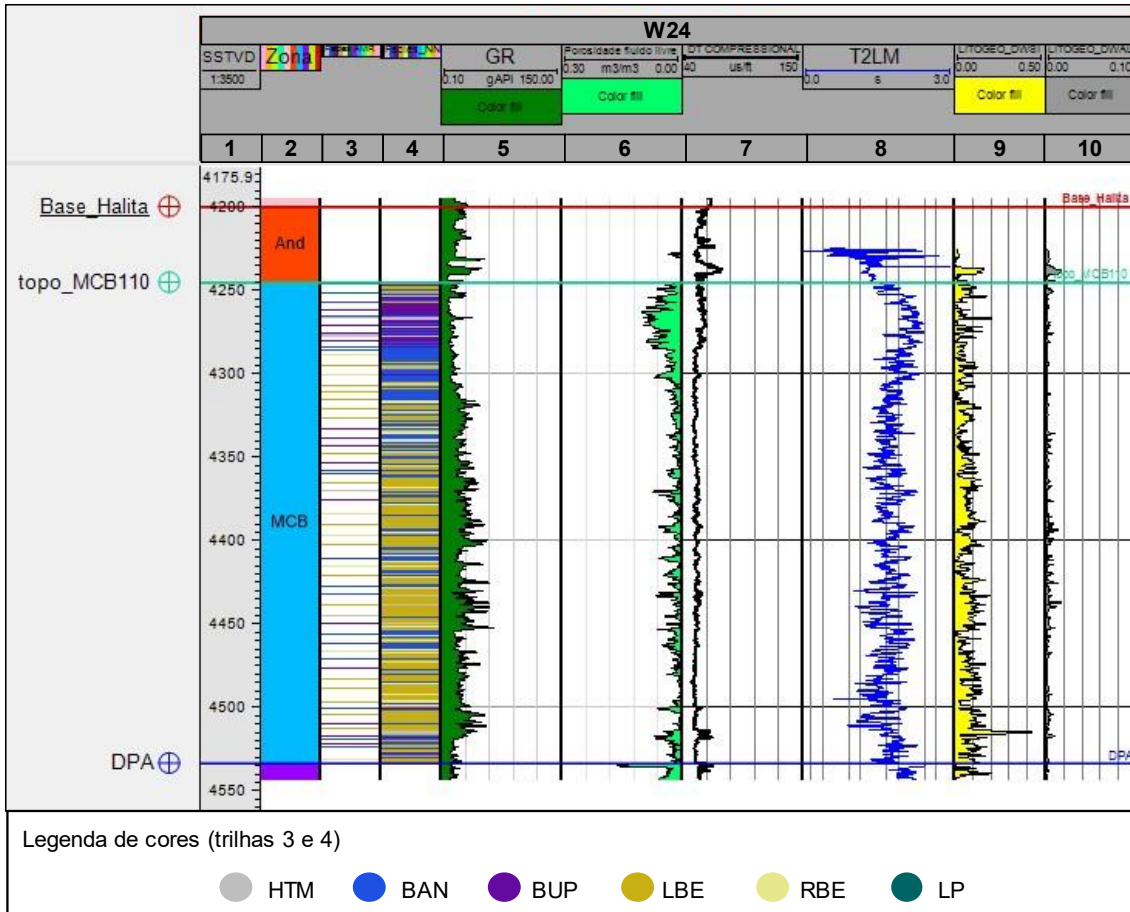


Figura 60 – Perfis do poço W24. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

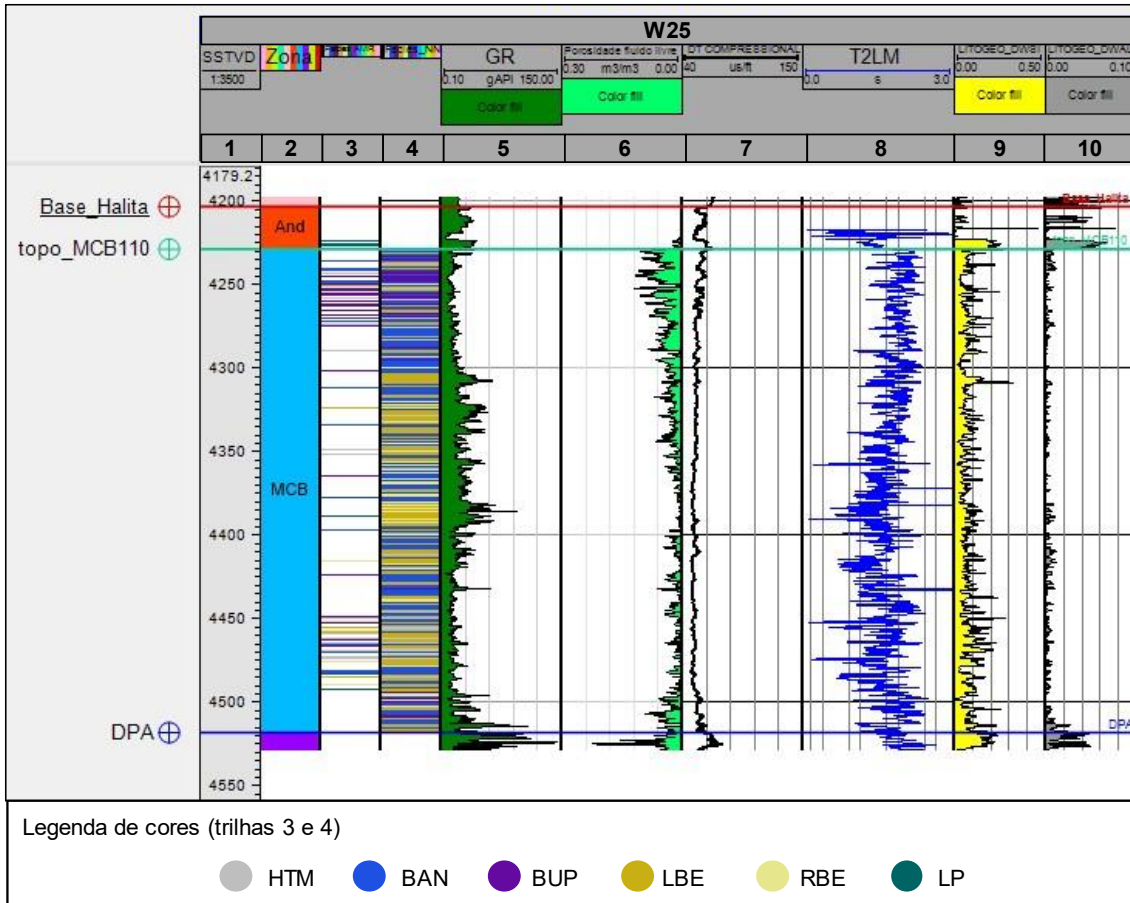


Figura 61 – Perfis do poço W25. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

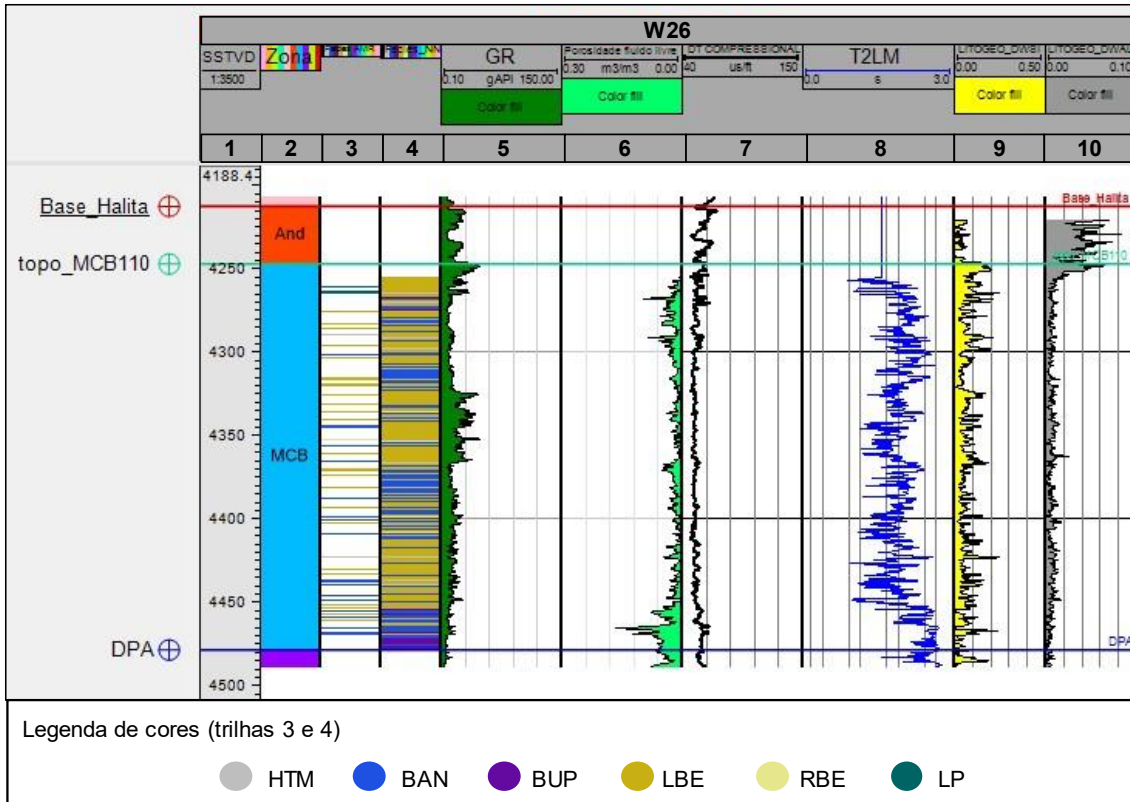


Figura 62 – Perfis do poço W26. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

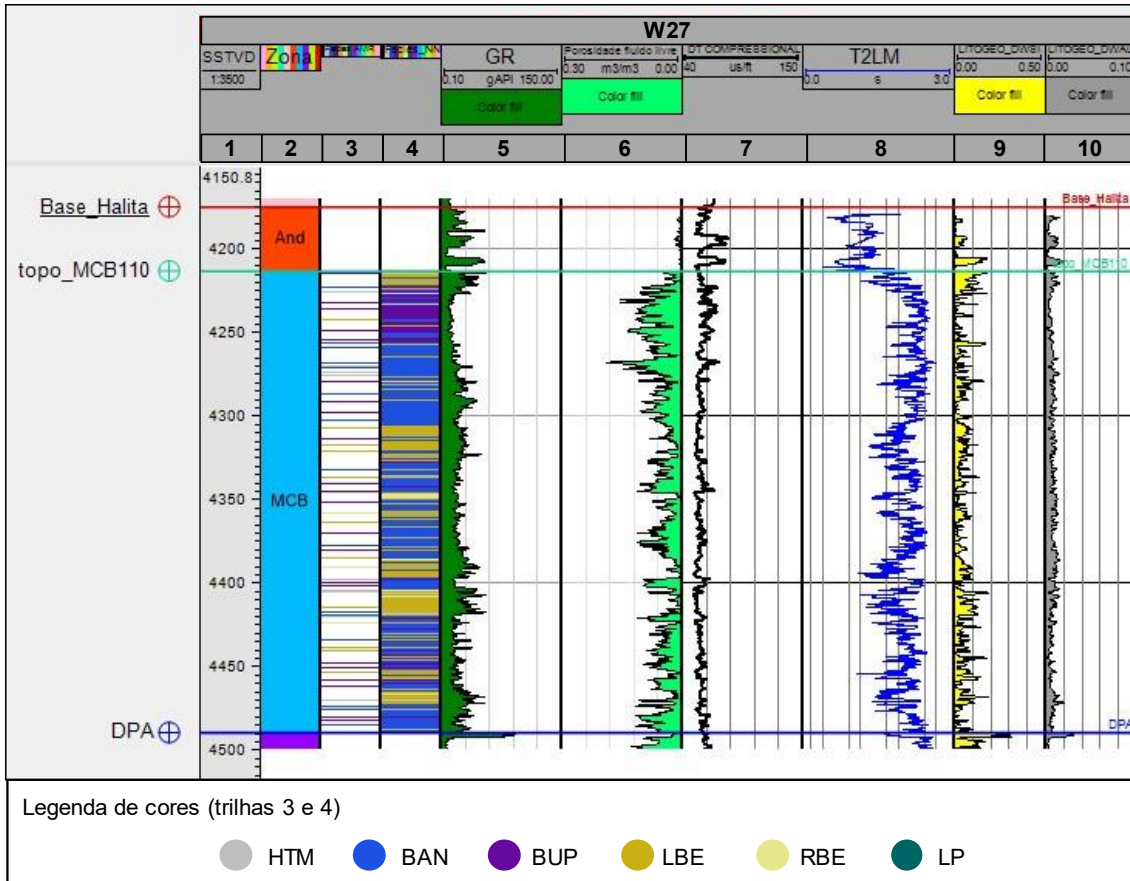


Figura 63 – Perfis do poço W27. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

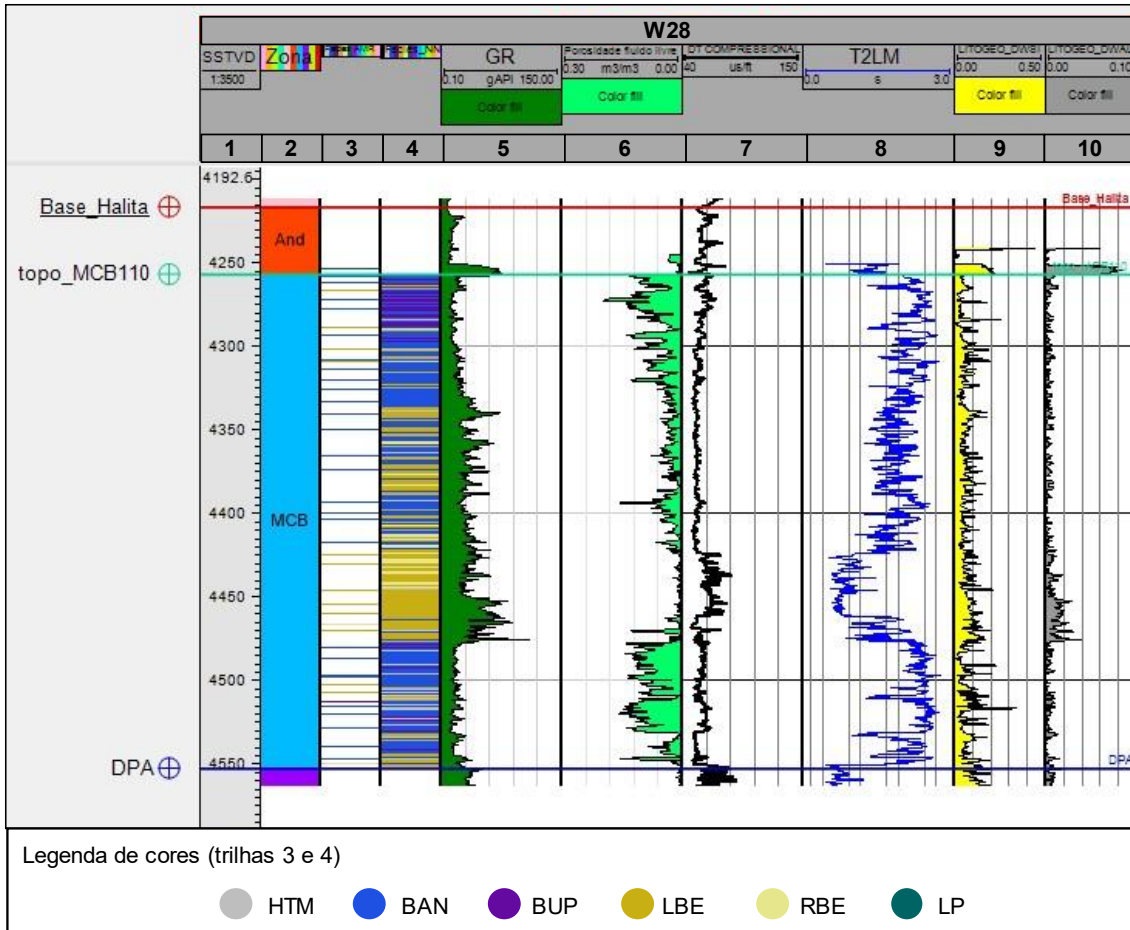


Figura 64 – Perfis do poço W28. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

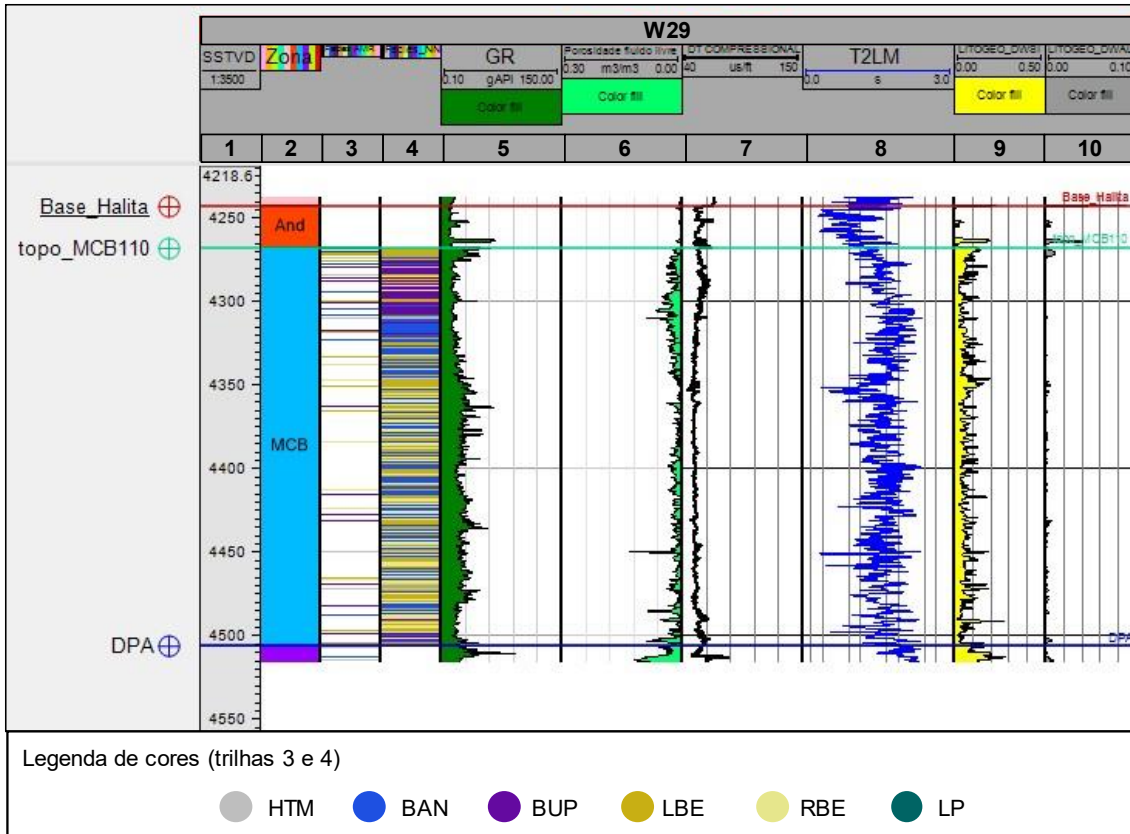


Figura 65 – Perfis do poço W29. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

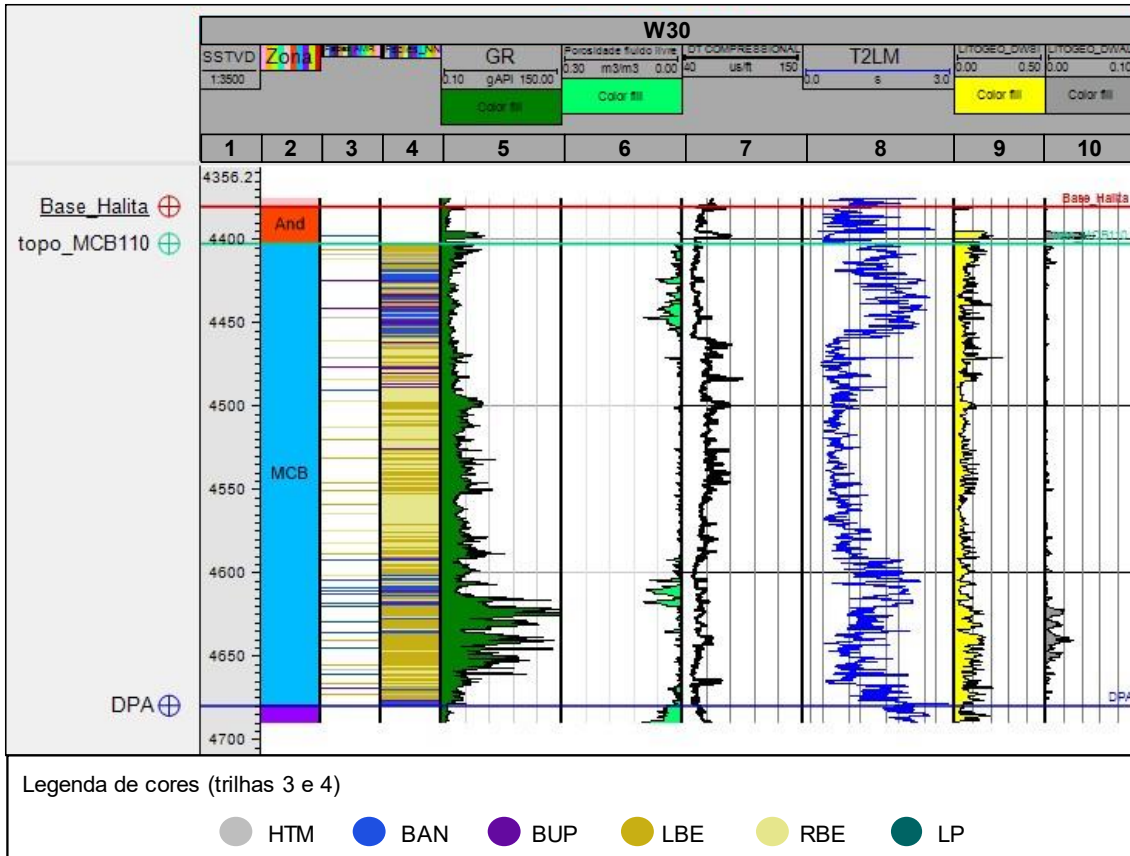


Figura 66 – Perfis do poço W30. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

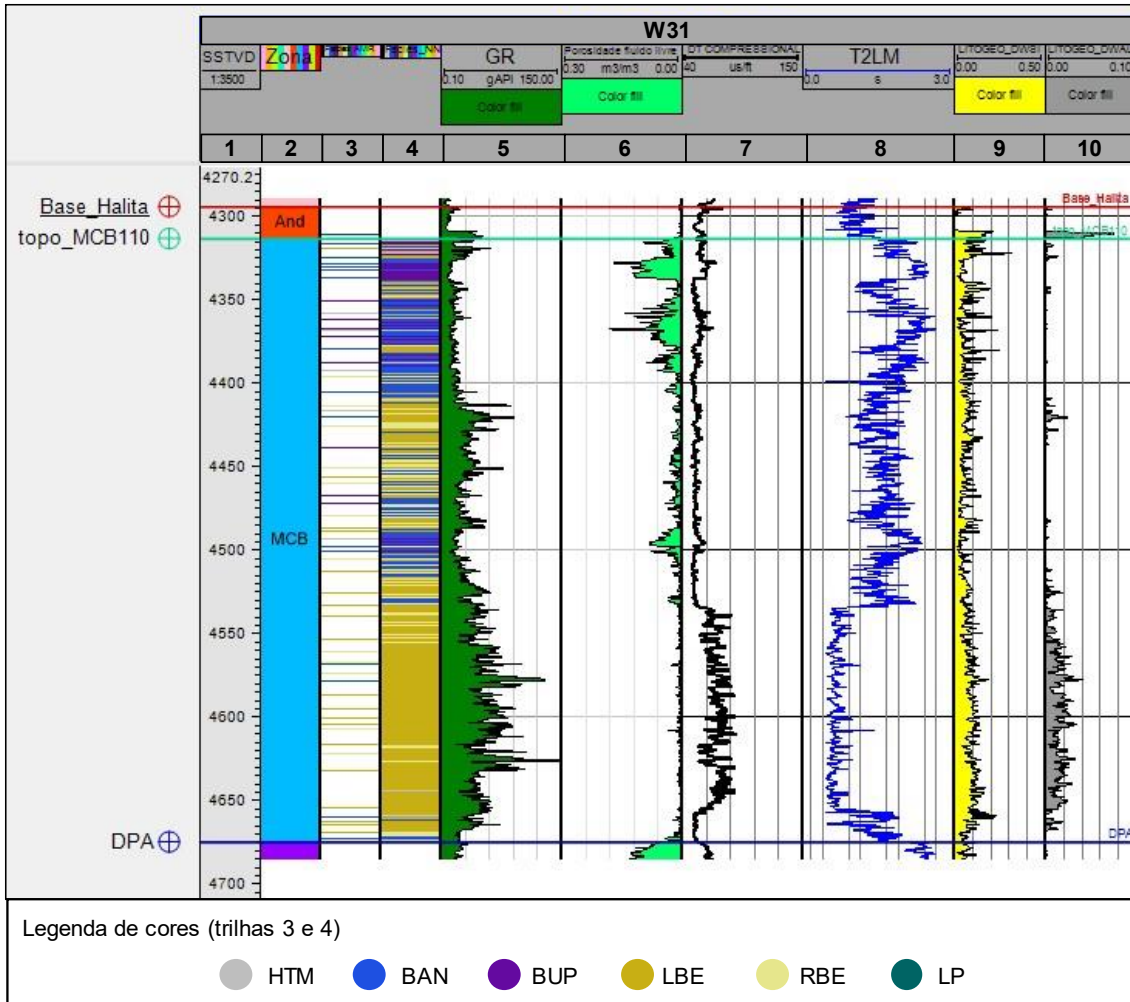


Figura 67 – Perfis do poço W31. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

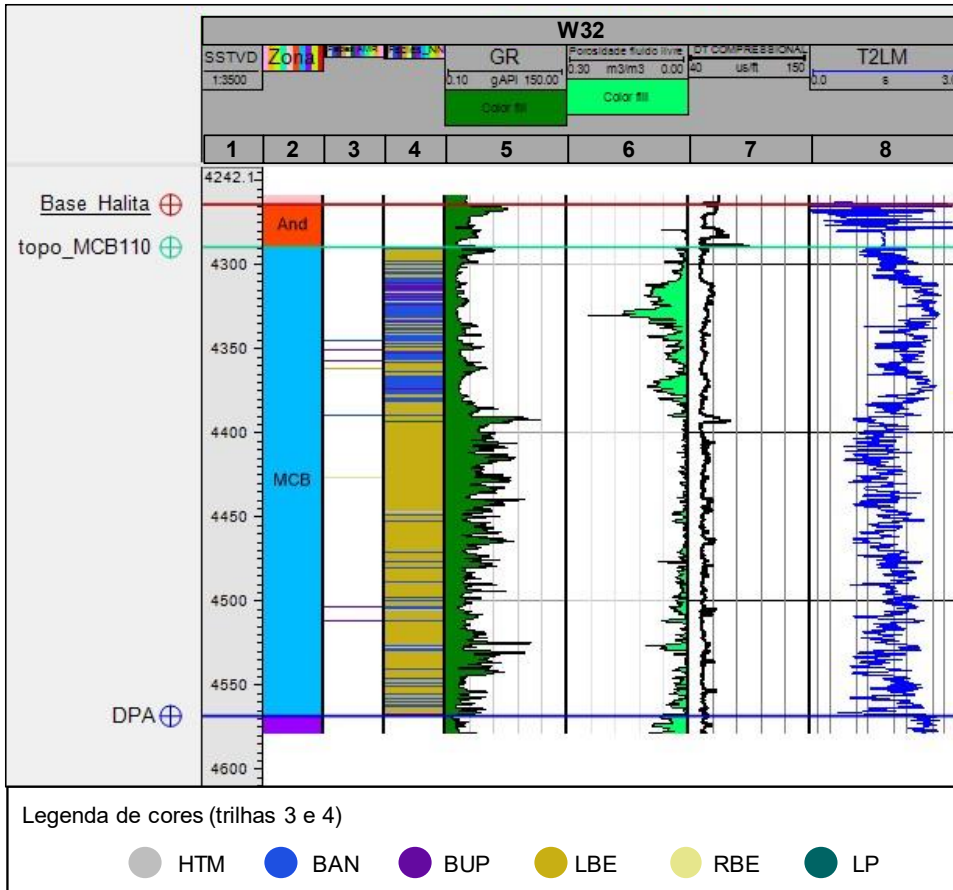


Figura 68 – Perfis do poço W32. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T₂ (T2LM).

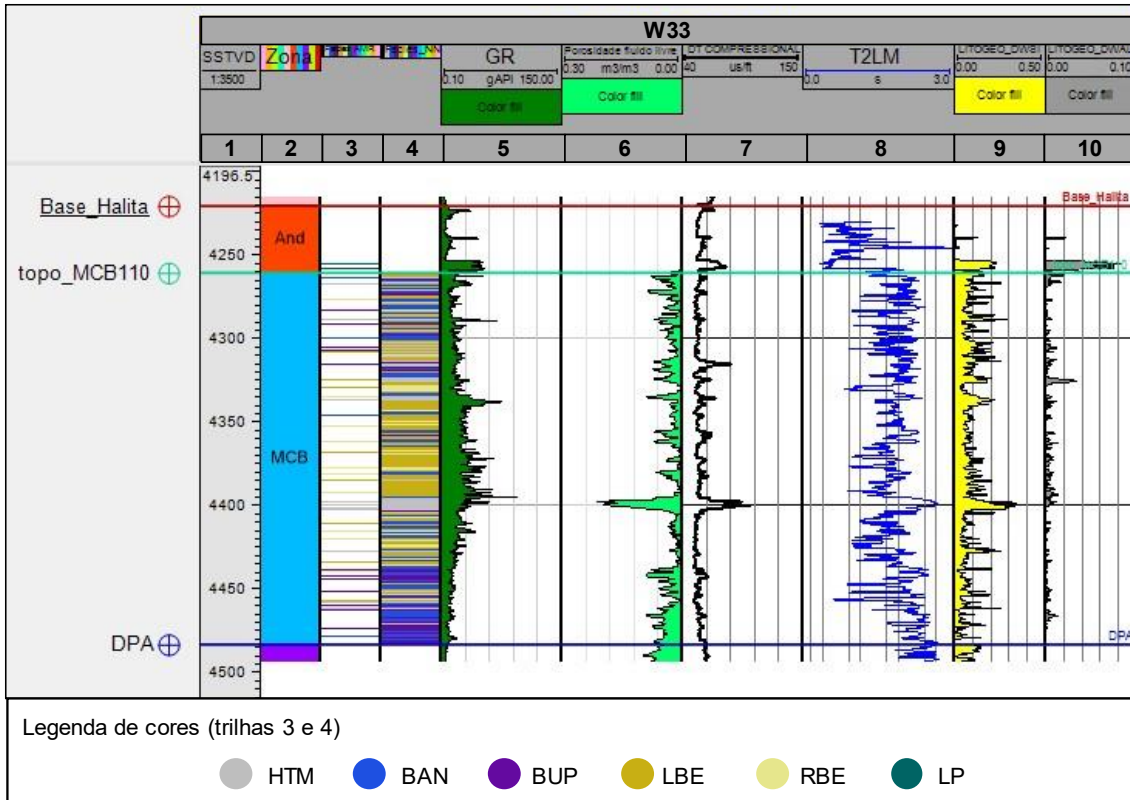


Figura 69 – Perfis do poço W33. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

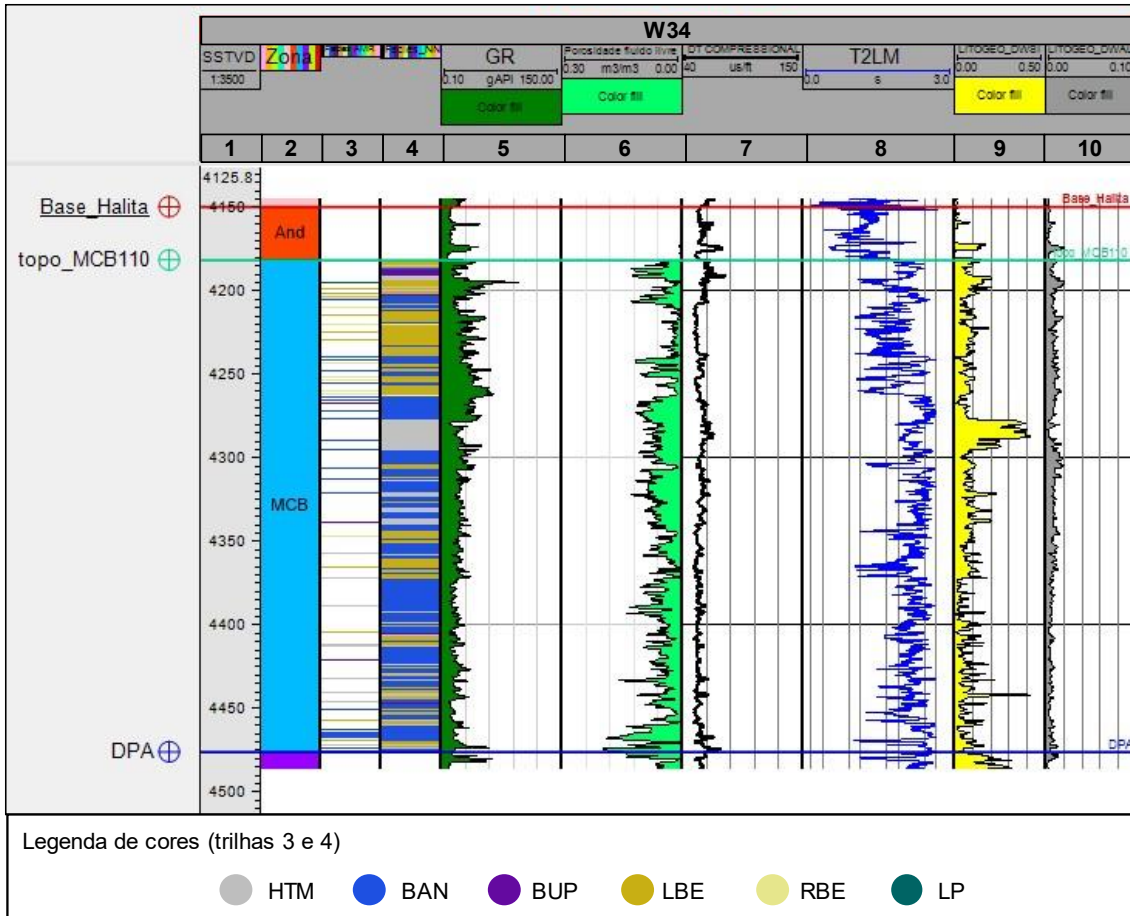


Figura 70 – Perfis do poço W34. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

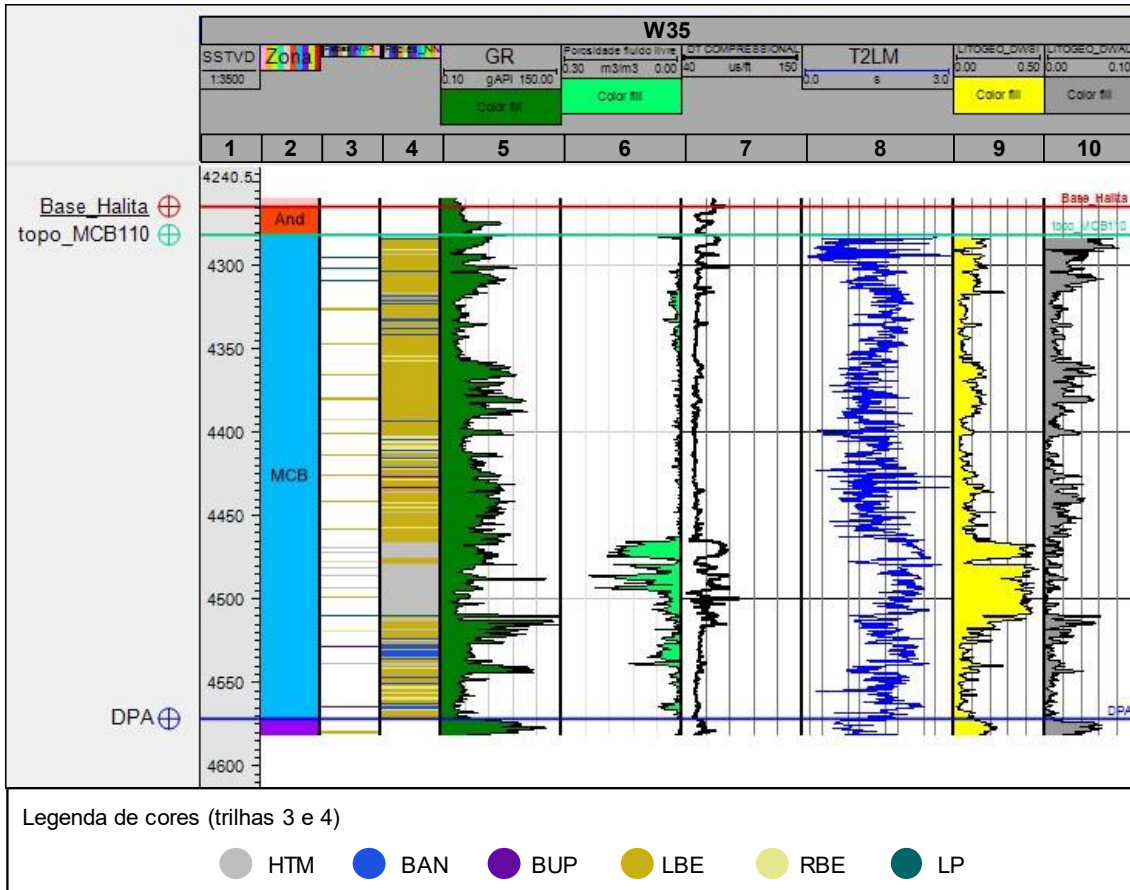


Figura 71 – Perfis do poço W35. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

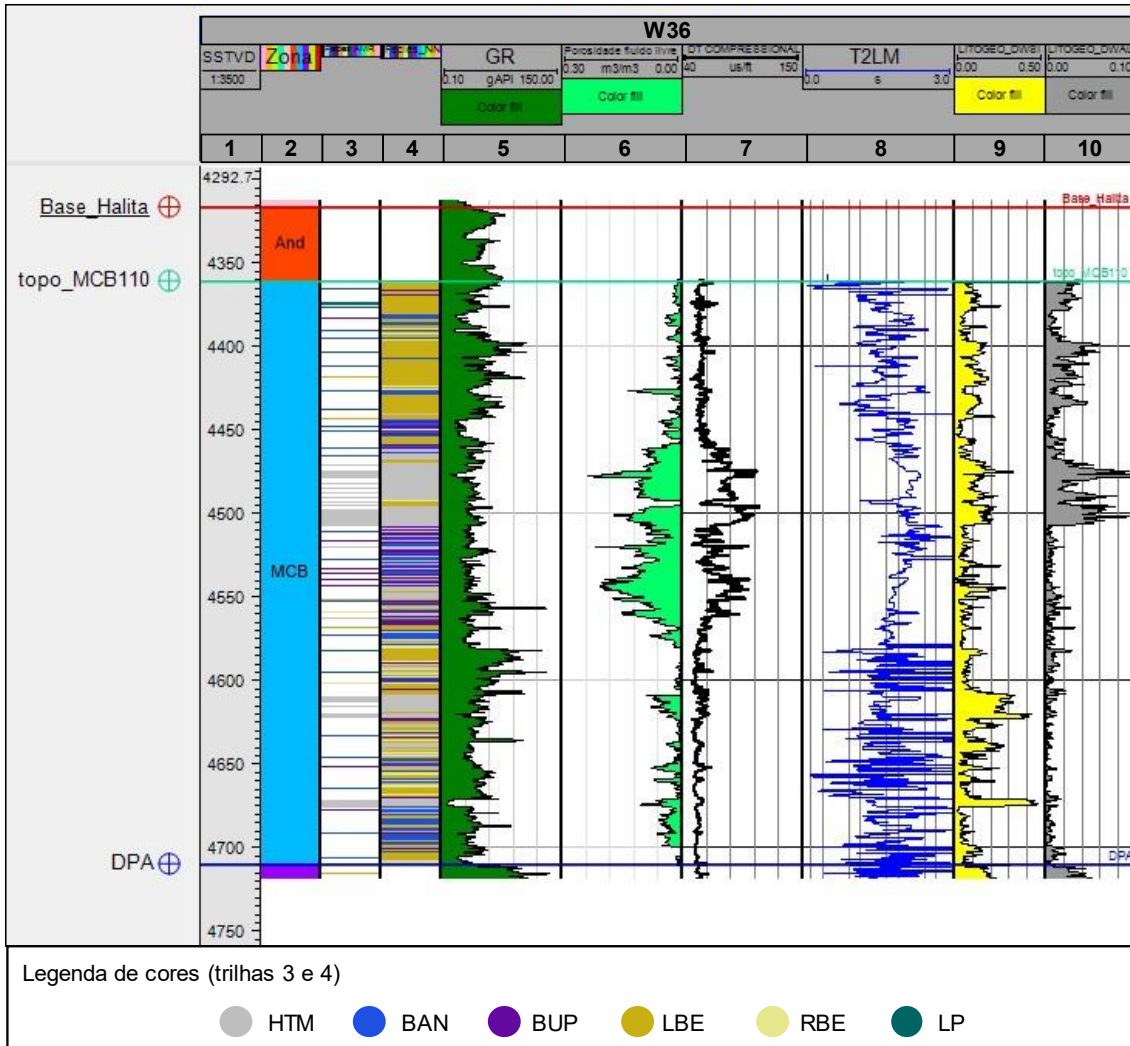


Figura 72 – Perfis do poço W36. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

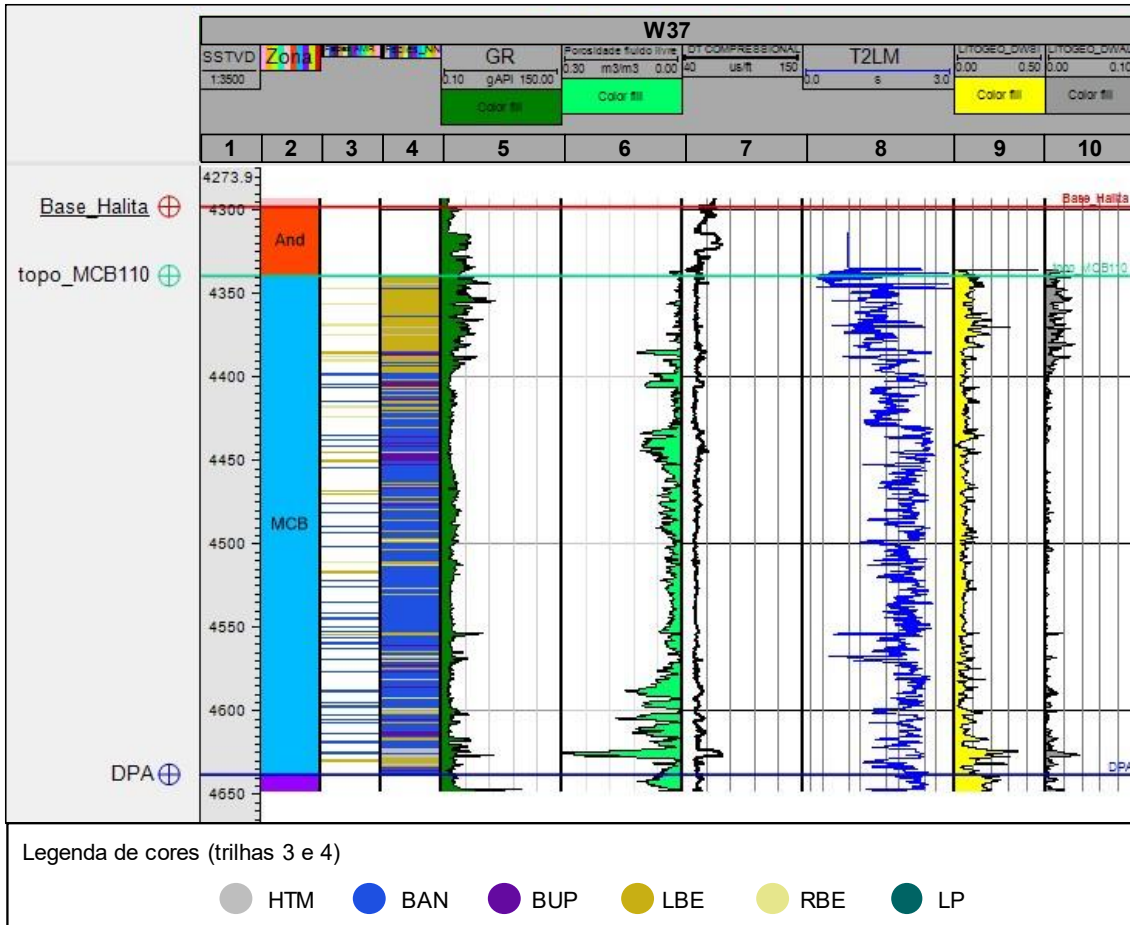


Figura 73 – Perfis do poço W37. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

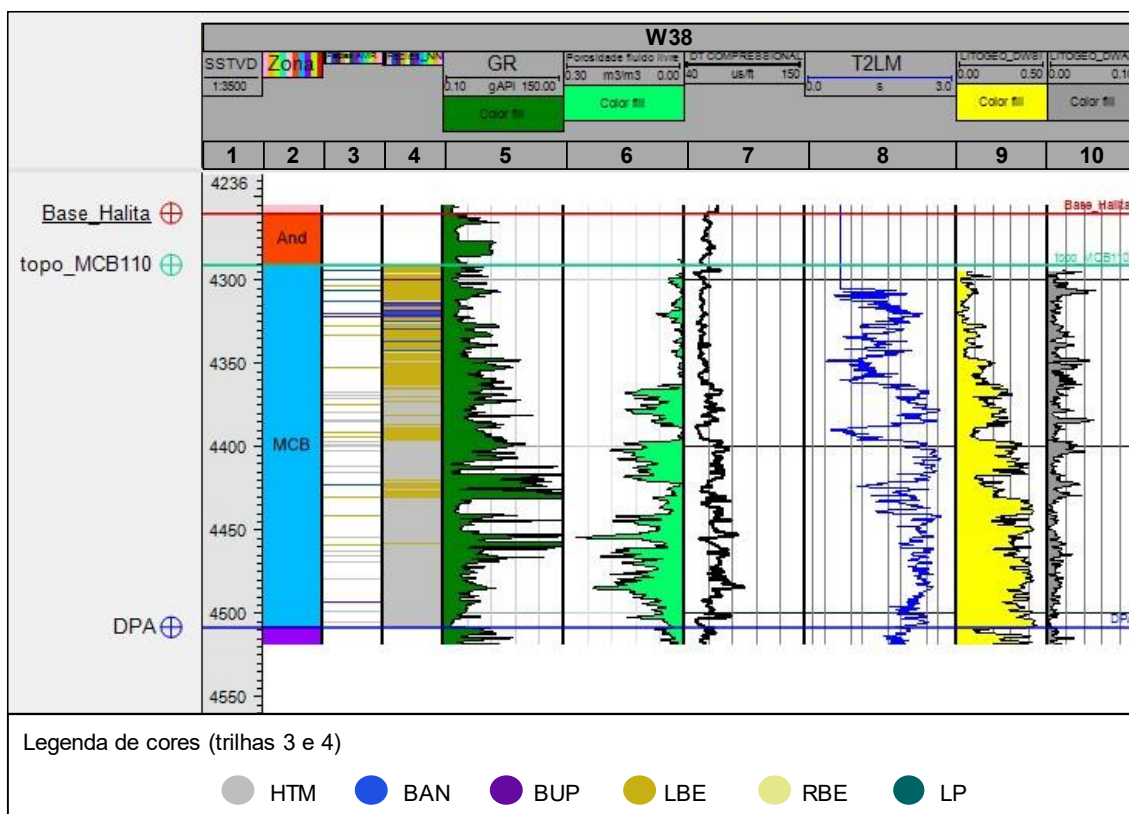


Figura 74 – Perfis do poço W38. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 3:** associações de litofácies das amostras de rocha. **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

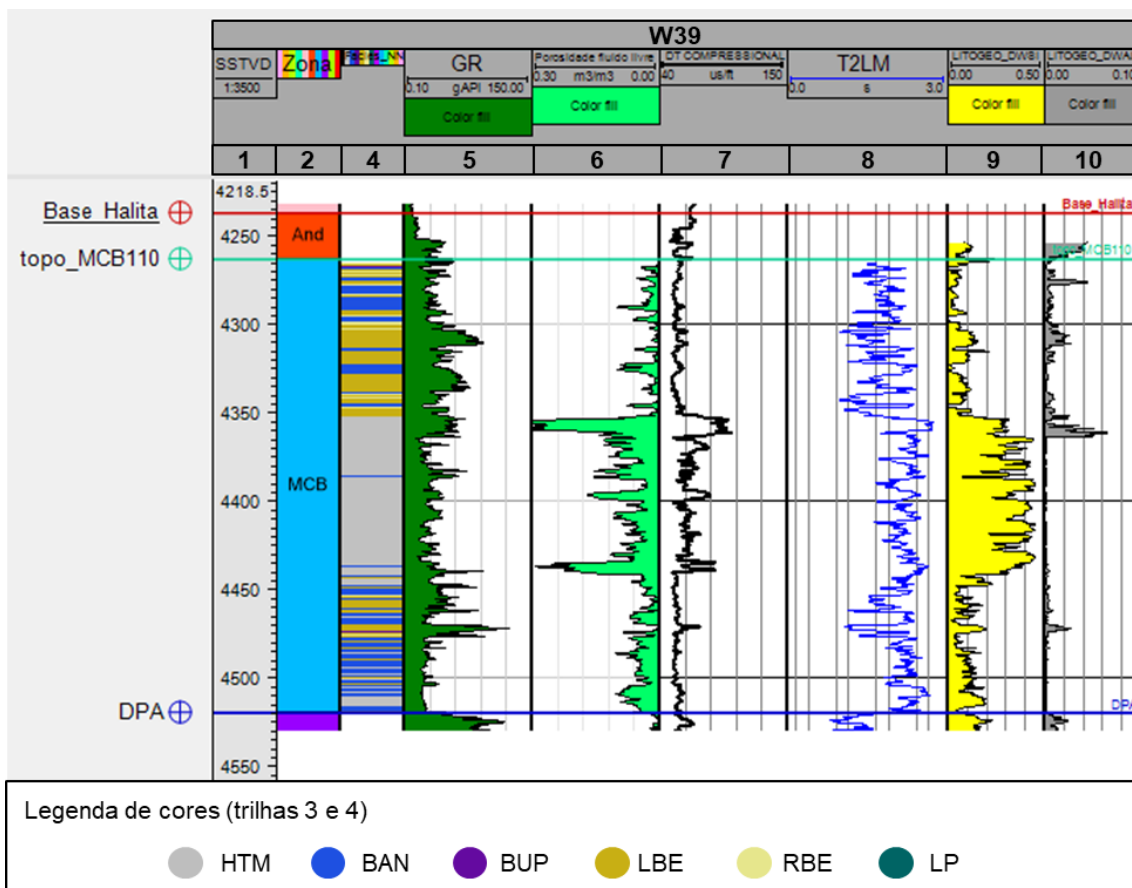


Figura 75 – Perfis do poço W39. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

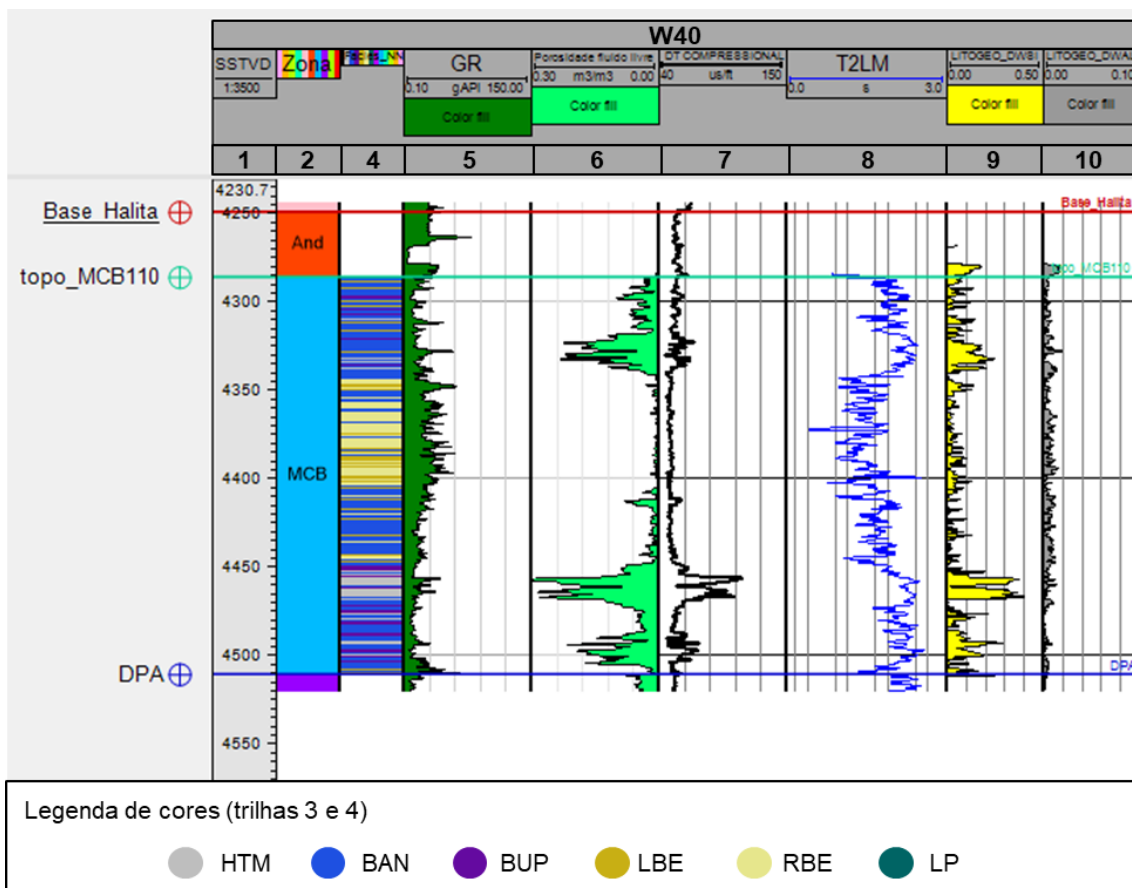


Figura 76 – Perfis do poço W40. **Trilha 1:** profundidade (cota). **Trilha 2:** zona estratigráfica (And = Anidrita; MCB = Macabu). **Trilha 4:** perfil de eletrofácies calculado. **Trilha 5:** perfil de raios gama (GR). **Trilha 6:** perfil de porosidade fluido livre (PhiFF). **Trilha 7:** perfil sônico compressional (DTp). **Trilha 8:** perfil de média logarítmica da distribuição T_2 (T2LM). **Trilha 9:** concentração relativa de sílica (Si) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES). **Trilha 10:** concentração relativa de alumínio (Al) calculada a partir dos perfis de espectroscopia elementar induzida por nêutrons (NIES).
 Legenda de eletrofácies: **HTM:** Hidrotermal; **BAN:** Bancos intraclásticos; **BUP:** Build up; **LBE:** Lacustre de baixa energia; **RBE:** Retrabalhados de baixa energia; **LP:** Lacustre profundo.

ANEXO B – NOMES ANP DOS POÇOS

Poço	Nome ANP
W1	1-BRSA-108A-ESS
W2	3-BRSA-1208-ESS
W3	4-BRSA-446-ESS
W4	4-BRSA-449-ESS
W5	6-BRSA-631DB-ESS
W6	6-BRSA-639-ESS
W7	6-BRSA-497-ESS
W8	6-BRSA-1118DA-ESS
W9	6-BRSA-1222A-ESS
W10	7-BAZ-10DA-ESS
W11	7-BAZ-2-ESS
W12	7-BAZ-3-ESS
W13	7-BAZ-4-ESS
W14	7-BAZ-6-ESS
W15	7-BAZ-8-ESS
W16	7-BAZ-9HA-ESS
W17	7-BFR-12PA-ESS
W18	7-BFR-6-ESS
W19	7-BFR-7-ESS
W20	7-JUB-34H-ESS
W21	7-JUB-36-ESS
W22	7-JUB-38-ESS
W23	7-JUB-44-ESS
W24	7-JUB-45-ESS
W25	7-JUB-49-ESS
W26	7-JUB-55-ESS
W27	7-JUB-57DPA-ESS
W28	7-JUB-58DP-ESS
W29	7-PRB-1-ESS
W30	8-BAZ-5-ESS
W31	8-BAZ-7-ESS
W32	8-BFR-11B-ESS
W33	8-JUB-35-ESS
W34	8-JUB-39-ESS
W35	8-JUB-42DA-ESS
W36	8-JUB-46D-ESS
W37	8-JUB-47D-ESS
W38	8-JUB-50D-ESS
W39	8-JUB-59D-ESS
W40	8-JUB-60D-ESS