



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

DÉBORA RIBEIRO BARRETTO

CLASSIFICAÇÃO DE SISMOFÁCIES UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA
NÃO-SUPERVISIONADO EM RESERVATÓRIOS CARBONÁTICOS DO CAMPO DE BÚZIOS,
BACIA DE SANTOS

NITERÓI - RJ

2023

DÉBORA RIBEIRO BARRETTO

CLASSIFICAÇÃO DE SISMOFÁCIES UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA
NÃO-SUPERVISIONADO EM RESERVATÓRIOS CARBONÁTICOS DO CAMPO DE BÚZIOS,
BACIA DE SANTOS

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: Dr. Wagner Moreira Lupinacci

Niterói - RJ

2023

DÉBORA RIBEIRO BARRETTO

CLASSIFICAÇÃO DE SISMOFÁCIES UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA
NÃO-SUPERVISIONADO EM RESERVATÓRIOS CARBONÁTICOS DO CAMPO DE BÚZIOS,
BACIA DE SANTOS

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 30 de março de 2023.

Comissão Examinadora:



Prof. Dr. Alexsandro Guerra Cerqueira (Universidade Federal da Bahia)



Drª. Ana Claudia Veronese Aguiar Krueger (Bluware)



Prof. Dr. Francisco Romério Abrantes Júnior (Universidade Federal Fluminense)



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

Niterói - RJ

2023

Ficha catalográfica automática - SDC/BIG
Gerada com informações fornecidas pelo autor

B274c Barretto, Débora Ribeiro
Classificação de sismofácies utilizando aprendizado de máquina não-supervisionado em reservatórios carbonáticos do Campo de Búzios, Bacia de Santos / Débora Ribeiro Barretto. - 2023.
84 p.: il.

Orientador: Wagner Moreira Lupinacci.
Dissertação (mestrado)-Universidade Federal Fluminense, Instituto de Geociências, Niterói, 2023.

1. Classificação não-supervisionada de fácies sísmicas. 2. Atributos sísmicos. 3. Reservatórios carbonáticos do pré-sal. 4. Campo de Búzios. 5. Produção intelectual. I. Lupinacci, Wagner Moreira, orientador. II. Universidade Federal Fluminense. Instituto de Geociências. III. Título.

CDD - XXX

Agradecimentos

À minha família pelo porto seguro de sempre durante esse período turbulento.

Ao meu orientador Wagner Moreira Lupinacci pela oportunidade de realizar este trabalho e por todo apoio, colaboração e incentivo para o desenvolvimento do mesmo.

Aos membros da banca, Alexsandro Cerqueira, Ana Krueger e Francisco Júnior, por aceitarem o convite para revisão e avaliação deste trabalho.

A Pedro Henrique Macedo, minha dupla de mestrado, pelo companheirismo durante todo o processo. E que, junto a Julia Machado, me deram forças para concluir este mestrado.

Aos membros do Grupo de Interpretação Exploratória e Caracterização de Reservatórios (GIECAR/UFF) pela colaboração para o desenvolvimento desta pesquisa, através de trabalhos anteriores e compartilhamento de conhecimento.

À Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis pela concessão dos dados utilizados.

À AspenTech Subsurface Science & Engineering por fornecer suporte e licença de *software* acadêmica. Em especial a Raisa Silva pela coautoria nos trabalhos publicados, pela inspiração e pelo auxílio técnico ao longo do mestrado, e a Carlos Seabra pela ajuda fundamental para conclusão deste trabalho.

Ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia de Geofísica do Petróleo (INCT-GP), Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Desenvolvimento Tecnológico (CNPq) pelo financiamento desta pesquisa e da participação no congresso “*International Meeting for Applied Geoscience & Energy 2022*”.

À Universidade Federal Fluminense pela infraestrutura e apoio financeiro.

E a todos que estiveram envolvidos direta e indiretamente na construção deste trabalho.

Resumo

A descoberta do *play* do pré-sal no Brasil no início dos anos 2000 impactou profundamente o cenário da indústria nacional de óleo e gás e alterou completamente o direcionamento dos esforços exploratórios no país. Com reservas provadas estimadas em 9.621 milhões de barris de petróleo, estes reservatórios vêm sendo explorados há aproximadamente 15 anos e, atualmente, são responsáveis por 75% da produção nacional de hidrocarbonetos. Entretanto, a exploração destes carbonatos representa um desafio significativo devido a fatores intrínsecos à natureza destas rochas, como geologia complexa, alta heterogeneidade e localização das acumulações (abaixo de espessas camadas de sal a elevadas profundidades). Em razão disso, nos últimos anos, diversas pesquisas vêm sendo desenvolvidas nesta região para se obter uma melhor compreensão da sua configuração geológica e propriedades físicas, a fim de propiciar um maior aproveitamento do seu potencial petrolífero. Neste contexto, a análise de atributos sísmicos integrada à aplicação de métodos para agrupamento e classificação de sismofácies tornou-se uma importante ferramenta para caracterização destes reservatórios, uma vez que, a associação de dados de diferentes fontes (sísmicos e de poços) permite gerar um melhor entendimento destes carbonatos. Desta forma, esta dissertação tem como objetivo aprimorar a caracterização dos reservatórios carbonáticos do pré-sal do Campo de Búzios, maior campo em águas profundas do mundo, localizado na Bacia de Santos, através da aplicação de atributos sísmicos e de técnicas de aprendizado de máquina não-supervisionado. Para tal, a metodologia implementada consistiu em: (1) pré-condicionamento sísmico; (2) interpretação tectonoestratigráfica; (3) cálculo de atributos sísmicos (fase instantânea, decomposição espectral híbrida, impedância acústica, curvatura e coerência); (4) identificação dos principais padrões sísmicos dos reservatórios; (5) implementação de técnicas de aprendizado de máquina não-supervisionado para classificação de sismofácies (análise de componente principal, *k-means*, *self-organizing maps* e agrupamento hierárquico); (6) interpretação e correlação das fácies com feições dos reservatórios e (7) correlação das classes com perfis de porosidade e de permeabilidade. Como resultado, foi possível identificar os principais padrões sísmicos dos reservatórios: banco de coquina, plataformas carbonáticas, *build-ups* e fluxo de detritos; e correlacionar eles e as feições estruturais dos reservatórios aos atributos sísmicos e fácies obtidas. Tanto os atributos quanto as classificações destacaram as estruturas internas desses padrões e permitiram análises como a continuidade dos refletores e distribuição de impedância acústica. Auxiliaram, ainda, na interpretação das feições estruturais, permitindo a

inferência de zonas de alta densidade de falhas e fraturas. Além disso, a associação das fácies com perfis de porosidade e de permeabilidade permitiu uma avaliação quantitativa delas quanto a essas propriedades. As fácies 3, 5 e 6 apresentaram melhores valores médios de porosidade, enquanto as fácies 4 e 7 mostraram-se menos porosas. Quanto à permeabilidade, as fácies 2, 3, 5 e 6 apresentaram maiores permeabilidades na análise de percentis. Apesar da baixa amostragem nos poços, a fácies 6, relacionada a fraturas de pequena escala, destacou-se entre as fácies com melhores características permoporosas. Esta abordagem mostrou-se eficiente para melhorar a caracterização do reservatório do Campo de Búzios, pois permitiu a visualização de seu arcabouço geológico e análises quantitativas de fácies.

Palavras chaves: classificação não-supervisionada de fácies sísmicas, atributos sísmicos, reservatórios carbonáticos do pré-sal, Campo de Búzios, Bacia de Santos.

Abstract

The discovery of the presalt play in Brazil in the early 2000s had a profound impact on the national Oil and Gas industry and completely changed the direction of the exploratory efforts in the country. With proven reserves estimated at 9,621 million barrels of oil, these reservoirs have been explored for approximately 15 years and are currently responsible for 75% of the hydrocarbons national production. However, the exploration of the presalt carbonates represents a significant challenge due to factors intrinsic to the nature of these rocks, such as complex geology, high heterogeneity, and accumulation's locations (below thick salt layers at high depths). Therefore, over the last years, several studies have been carried out in this region to obtain a better understanding of its geological configuration and physical properties, in order to provide a better use of its oil potential. In this context, the analysis of seismic attributes integrated to seismic facies clustering and classification methods has become an important tool for the characterization of such reservoirs, once the association of data from different sources (seismic and well data) allows generating a better understanding of these carbonates. Thus, this dissertation aims to improve the characterization of the presalt carbonate reservoirs of the Búzios Field, the largest deepwater field in the world, located in the Santos Basin, through the application of seismic attributes and unsupervised machine learning techniques. For that, the implemented methodology consisted of: (1) seismic preconditioning; (2) tectonostratigraphic interpretation; (3) calculation of seismic attributes (instantaneous phase, hybrid spectral decomposition, acoustic impedance, curvature and coherence); (4) identification of the reservoirs main seismic patterns; (5) implementation of unsupervised machine learning techniques for seismofacies classification (principal component analysis, k-means, self-organizing maps and hierarchical clustering); (6) interpretation and correlation of the facies with reservoir features and (7) correlation of classes with porosity and permeability logs. As a result, it was possible to identify the main seismic patterns of the reservoirs: coquina bank, carbonate platforms, build-ups, and debris flow; and correlate them and the reservoirs structural features to the seismic attributes and the facies obtained. Both seismic attributes and seismic facies classifications highlighted the internal frameworks of these patterns and allowed analysis such as reflector's continuity and acoustic impedance distribution. They also assisted in the interpretation of the structural features, allowing the inference of faults and fractures high density zones. Furthermore, the association of the facies with porosity and permeability logs allowed a quantitative evaluation of them regarding

these properties. The facies 3, 5 and 6 presented better mean porosity values, while facies 4 and 7 showed to be less porous. As for permeability, the facies 2, 3, 5 and 6 displayed bigger permeabilities in the percentiles analysis. Despite its low sampling in the wells at the area, the facies 6, related to small scale fractures, stood out among the facies with better permoporous characteristics. This approach proved to be efficient in improving the reservoir characterization of the Búzios Field as it allowed the visualization of its geological framework and facies quantitative analysis.

Keywords: unsupervised seismic facies classification, seismic attributes, presalt carbonate reservoirs, Búzios Field, Santos Basin.

Lista de Ilustrações

Figura 1 – Mapa da localização da Bacia de Santos e dos principais elementos do seu arcabouço regional.	18
Figura 2 – Estratigrafia com a correlação entre as diferentes proposições para evolução tectônica da Bacia de Santos.	19
Figura 3 – Modelo esquemático de fácies para a Fm. Itapema construído com base na interpretação de testemunho e de lâminas do poço 3-BRSA-944-RJS.	21
Figura 4 – Ciclotema esquemático para a Fm. Barra Velha.	23
Figura 5 – Localização do Campo de Búzios.	24
Figura 6 – Comparativo da produção diária de óleo equivalente no Campo de Búzios com as cinco maiores bacias produtoras em novembro de 2022.	25
Figura 7 – Produção diária de petróleo em (a) e gás natural em (b) no Campo de Búzios entre janeiro de 2016 e janeiro de 2023. Os registros anteriores ao ano de 2018 correspondem à produção a partir de testes de formação e sistemas de produção antecipada.	25
Figura 8 – Modelo geológico simplificado das formações Itapema e Barra Velha no Campo de Búzios, Bacia de Santos.	27
Figura 9 – Visão estrutural tridimensional, em profundidade, de uma superfície próxima ao topo dos reservatórios do pré-sal na Bacia de Santos. A tendência regional das falhas está indicada em vermelho.	28
Figura 10 – Mapa estrutural do embasamento (TVD m). As falhas principais estão representadas por polígonos cinzas e o diagrama superior mostra a orientação das falhas (<i>rose diagram</i>).	29
Figura 11 – Mapas de isópacas ilustrando a variação das espessuras nas formações Itapema em (a) e Barra Velha em (b).	29
Figura 12 – Arquitetura deposicional na região central do Campo de Búzios.	30
Figura 13 – Diagrama isométrico de parte de um traço sísmico real.	33
Figura 14 – A <i>wavelet</i> de Gabor é resultante do produto de uma senoide com uma janela gaussiana.	35

Figura 15 – <i>Wavelets</i> e seus espectros de potência. As linhas tracejadas representam a medida de envelope. a) Um conjunto de <i>wavelets</i> de Gabor possui as mesmas medidas de envelope e largura de banda (em Hz). b) Um conjunto de <i>wavelets</i> de Morlet dispõe versões esticadas ou comprimidas de uma <i>wavelet</i> de referência. Elas possuem larguras de banda iguais (em oitavas).	36
Figura 16 – Fluxograma generalizado para inversão baseada em modelo.	37
Figura 17 – Resultado da inversão baseada em modelo sobreposto a sísmica. Os perfis de impedância dos poços utilizam a mesma escala de cores do volume de impedância acústica gerado.	38
Figura 18 – <i>Crossplots</i> de impedância acústica (AI) x porosidade (PhiT) para o poço 8-BUZ-5-RJS. a) Fm. Barra Velha: R=0,943 (regressão linear calculada apenas na zona do Rifte Superior). b) Fm. Itapema: R=0,722.	39
Figura 19 – Convenção de sinais para atributos de curvatura.	40
Figura 20 – Visualização 2D e 3D das janelas de análise para cálculos de mergulho e coerência. A janela em verde representa o subconjunto do dado definido para o cálculo do mergulho através do método FX Dip. A janela em amarelo representa o cubo de análise para cálculo da coerência centralizado na amostra alvo.	42
Figura 21 – a) <i>Crossplot</i> de dados razoavelmente contínuos. Se os traços fossem idênticos, os dados cairiam ao longo de uma linha reta, com os autovalores de B e C iguais a 0 e o valor de coerência do resultado seria 1. b) <i>Crossplot</i> de dados descontínuos. Quanto mais descontínuos os dados, maiores os autovalores para C e B relativos a A e mais o valor da coerência se aproxima de zero.	42
Figura 22 – Ilustração esquemática da análise de componentes principais aplicada a dados de duas dimensões.	45
Figura 23 – Ilustração de um agrupamento <i>k-means</i> com três classes. (a) Três pontos-semente, aleatórios ou igualmente espaçados, servem como estimativa inicial das médias vetorais de cada grupo. Em seguida, a distância entre cada vetor de dados e a média de cada grupo é calculada e cada vetor adicionado ao grupo que está a uma menor distância. (b) As médias de cada grupo são recalculadas a partir dos vetores de dados previamente definidos. (c) A distância entre cada vetor e as novas médias é calculada e cada um é atribuído ao grupo que possui a menor distância. (d) O processo continua até que as mudanças nas médias converjam para suas localizações finais.	46

Figura 24 – Arquitetura bidimensional de um SOM com 20 neurônios em uma grade 4×5.	47
Figura 25 – Distinção entre técnicas aglomerativa e divisiva. Neste exemplo, as hierarquias aglomerativa e divisiva coincidem, mas geralmente elas chegam a resultados diferentes.	48
Figura 26 – a) Volume sísmico PSDM e localização dos poços no Campo de Búzios. b) Volume de impedância acústica. c) Visão tridimensional ilustrativa dos horizontes e falhas interpretados na zona do pré-sal.	50
Figura 27 – Fluxograma da metodologia aplicada para a classificação de fácies no Campo de Búzios. As etapas identificadas em cinza foram realizadas por outros membros do grupo de pesquisa.	52
Figura 28 – Seção sísmica com foco na zona do pré-sal a) antes e b) depois do pré-condicionamento.	53
Figura 29 – Estratigrafia do Campo de Búzios exibindo os horizontes interpretados.	54
Figura 30 – Seção sísmica interpretada passando pelo poço 8-BUZ-5-RJS,.	54
Figura 31 – Etapas da abordagem híbrida, que combina os algoritmos de agrupamento <i>k-means</i> e hierárquico, para classificação de sismofácies utilizando os atributos sísmicos gerados neste trabalho.	58
Figura 32 – Principais padrões sísmicos observados nos reservatórios carbonáticos do pré-sal do Campo de Búzios exibidos em seções de amplitude sísmica, impedância acústica, fase instantânea, coerência, curvatura e decomposição espectral híbrida: banco de coquina (a, e, i, m, q, u), fluxo de detritos (b, f, j, n, r, v), <i>build-up</i> (c, g, k, o, s, w) e plataforma carbonática (d, h, l, p, t, x).	60
Figura 33 – Seção horizontal do volume sísmico pré-condicionado em 5.800 m de profundidade com a localização das linhas selecionadas para exibição os resultados em seções verticais.	64
Figura 34 – Principais padrões sísmicos dos reservatórios do Campo de Búzios (banco de coquinas, fluxo de detritos, <i>build-ups</i> e plataforma carbonática) identificados em seções verticais de amplitude sísmica para as seções a) AA', b) BB', c) CC' e d) DD'.	65
Figura 35 – Seção AA' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.	66
Figura 36 – Seção BB' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.	68

Figura 37 – Seção CC' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.	70
Figura 38 – Seção DD' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.	71
Figura 39 – Distribuição das fácies sísmicas no volume da classificação multiatributo em a) e nos 17 poços do campo em b).	74
Figura 40 – Valores de profundidade e das principais fácies da classificação multiatributo propagados nos horizontes da base do sal em a), Pré-Alagoas em b) e Pré-Jiquiá em c).	75

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Categorias de atributos sísmicos e seus correspondentes tipos e usos interpretativos.	32
Tabela 2 – Lista dos poços disponíveis na área e suas respectivas finalidades. . . .	51
Tabela 3 – Parâmetros testados para geração do atributo de coerência. Os valores em azul representam o resultado escolhido para as análises.	56
Tabela 4 – Matriz de análise dos atributos sísmicos selecionados para a análise de componentes principais.	63
Tabela 5 – Contribuição dos diferentes atributos para cada componente principal.	63
Tabela 6 – Contribuições individuais e acumuladas de cada componente da análise de componentes principais para a classificações de sismofácies multiatributo.	63
Tabela 7 – Valores de média aritmética e desvio padrão para porosidade das fácies sísmicas da classificação multiatributo.	73
Tabela 8 – Valores de mediana, percentil 75 (P75) e percentil 90 (P90) para permeabilidade das fácies sísmicas da classificação multiatributo.	73

Sumário

1	Introdução	14
2	Contexto Geológico	17
2.1	Evolução Tectonoestratigráfica	18
2.2	Campo de Búzios	23
2.2.1	Reservatórios	26
3	Atributos Sísmicos e Métodos de Classificação Não-Supervisionada	31
3.1	Atributos Sísmicos	31
3.1.1	Atributos Sísmicos do Traço Complexo	32
3.1.2	Decomposição Espectral	34
3.1.3	Impedância Acústica	36
3.1.4	Atributo de Curvatura	39
3.1.5	Coerência	40
3.2	Métodos de Classificação de Fácies Sísmicas Não-Supervisionada	43
3.2.1	Análise da Componente Principal	44
3.2.2	Agrupamento <i>K-means</i>	45
3.2.3	<i>Self-organizing Maps</i> (SOM)	47
3.2.4	Agrupamento Hierárquico	48
4	Metodologia	50
5	Resultados e Discussão	59
5.1	Padrões Sísmicos	59
5.2	Análise das Componentes Principais	62
5.3	Atributos Sísmicos e Classificações de Fácies Sísmicas	64
5.4	Correlação das Fácies com Perfis de Porosidade e de Permeabilidade	72
6	Conclusões	76
	Referências Bibliográficas	78

1

Introdução

A exploração e produção de petróleo e derivados têm um grande impacto na economia dos países devido, principalmente, à sua atuação no setor energético. De acordo com o último Balanço Energético Mundial (*World Energy Balances*) (IEA, 2022) publicado em agosto de 2022 pela Agência Internacional de Energia, 53,1% do fornecimento mundial de energia é oriundo de hidrocarbonetos. No Brasil, país que se destaca por apresentar um grande número de fontes renováveis, 55,3% da matriz energética é composta por fontes não-renováveis, sendo 47,7% proveniente de hidrocarbonetos (EPE, 2022). Em decorrência disso, a construção e compreensão de modelos geológicos das bacias petrolíferas em exploração, bem como a busca por bacias de nova fronteira são essenciais para o desenvolvimento econômico do país, ainda que inseridas no atual contexto de transição energética e busca por fontes de energia mais limpas.

Até o final de 2020, as reservas mundiais provadas de hidrocarbonetos foram estimadas em mais de 1,73 trilhão de barris de petróleo e 188,1 trilhões de metros cúbicos de gás natural (BP, 2021). Conforme Hendry *et al.* (2021), acredita-se que rochas carbonáticas hospedam mais de 60% das reservas mundiais de petróleo e 40% das reservas de gás. No Brasil, as reservas provadas de petróleo foram declaradas em 13,24 bilhões de barris, dos quais 9,621 bilhões encontram-se armazenados em rochas carbonáticas localizadas na zona do pré-sal no litoral brasileiro (ANP, 2022c). O expressivo volume de hidrocarbonetos presente neste tipo de reservatório e as elevadíssimas taxas de produção identificadas em seus poços tornam este sistema petrolífero extremamente importante para a indústria de óleo e gás.

Apesar da sua relevância, a zona do pré-sal representa um grande desafio para os geocientistas devido a dificuldades impostas à sua exploração tanto por limitações dos métodos geofísicos, quanto pela complexidade geológica associada às rochas carbonáticas e a este am-

biente deposicional. A heterogeneidade desse tipo de rocha é resultado de suas condições deposicionais, processos genéticos e suscetibilidade à diagênese, que dão origem a sistemas de poros complexos e considerável variedade espacial. Em escala sísmica, rochas carbonáticas podem produzir anomalias de amplitude fraca, valores de impedância baixos e respostas sísmicas muitas vezes ambíguas, o que as torna particularmente difíceis de mapear e caracterizar (Jesus *et al.*, 2019). Outro fator limitante está relacionado a sua localização, abaixo de uma espessa camada de evaporitos em profundidades superiores a 5.000 m, que afeta a iluminação sísmica adequada para o mapeamento das camadas subjacentes (Zambrini *et al.*, 2020). Ademais, a raridade de texturas semelhantes às encontradas em seus reservatórios no registro geológico, ausência de análogos, determina o caráter único deste ambiente (Wright e Barnett, 2015), tornando o desafio da exploração e produção ainda maior.

Por conta disso, ao longo dos últimos anos, avanços fundamentais em imagens sísmicas e interpretação de carbonatos vêm ocorrendo, com intuito de buscar uma melhor compreensão científica da acumulação e modificação destes sedimentos, com implicações que vão desde a exploração de hidrocarbonetos à geomorfologia e mudanças paleoclimáticas (Hendry *et al.*, 2021), visando, assim, otimizar o aproveitamento do potencial petrolífero destes reservatórios. Como parte desse avanço tecnológico e com o objetivo de entender melhor as configurações geológicas e propriedades permoporosas das rochas em geral, estudos que combinam a análise de atributos sísmicos com agrupamento e classificação de fácies sísmicas tornaram-se cada vez mais aplicados à caracterização de reservatórios. Jesus *et al.* (2019) desenvolveram um fluxo de trabalho que utiliza dados de atributos sísmicos geométricos, decomposição espectral híbrida e classificação de fácies multiatributo para identificar e extrair geocorpos de reservatórios de boa qualidade em *build-ups* carbonáticos na zona do pré-sal brasileiro. Ferreira *et al.* (2021) realizaram uma classificação de fácies sísmicas não-supervisionada utilizando atributos sísmicos estratigráficos e estruturais que, integrada à análise estatística de porosidade e permeabilidade dessas fácies, permitiu a identificação dos principais padrões sísmicos presentes na Formação Barra Velha, Bacia de Santos, bem como a sua distribuição e de suas características permoporosas. Oliveira *et al.* (2022) utilizaram atributos sísmicos e classificação de fácies em conjunto com modelos de física de rochas para investigar o subsolo de uma sub-bacia da Margem Equatorial brasileira, permitindo o mapeamento de feições geomorfológicas antigas, e propondo, ainda, uma abordagem para redução do risco exploratório em bacias de nova fronteira. Estes trabalhos demonstram como a implementação de técnicas de aprendizado de máquina e a integração de dados oriundos de diferentes fontes possibilitam alcançar interpretações mais íntegras e confiáveis.

Neste contexto, o presente trabalho faz parte de um projeto de pesquisa para caracterização dos reservatórios carbonáticos do pré-sal na Bacia de Santos, *offshore* da margem sudeste do Brasil, que vêm sendo desenvolvido pelo Grupo de Interpretação Exploratória

e Caracterização de Reservatórios (GIECAR/UFF) desde 2018 e tem como finalidade propor novas metodologias a partir do uso de técnicas avançadas de modelagem de processos geológicos, classificação de sismofácies, inversão sísmica e geoestatística para a modelagem de fácies, porosidade e permeabilidade. Desta forma, esta dissertação tem como objetivo fornecer uma melhor compreensão dos reservatórios carbonáticos do pré-sal no Campo de Búzios, maior campo em águas profundas já descoberto no mundo (Kahn, 2020), através da análise de atributos sísmicos e classificações não-supervisionadas de sismofácies.

Para alcançar este objetivo, foram gerados atributos sísmicos estruturais (curvatura e coerência) e estratigráficos (fase instantânea, decomposição espectral híbrida e impedância acústica), que contribuíram para a identificação das feições geológicas presentes nos reservatórios: falhas, fraturas e principais padrões de sismofácies. A classificação não-supervisionada de fácies foi realizada em duas abordagens diferentes: uma com apenas o volume de amplitude sísmica atuando como dado de entrada e outra com a integração dos atributos sísmicos mencionados anteriormente. Em ambos os casos foi possível obter uma visão tridimensional da distribuição destas fácies por toda extensão do campo. Adicionalmente, a associação das fácies obtidas através da classificação multiatributo com perfis de porosidade e de permeabilidade permitiu avaliá-las quantitativamente em relação a estas propriedades e estimar a propagação delas ao longo dos reservatórios.

Esta dissertação está estruturada em seis capítulos. No segundo capítulo é feita uma revisão sobre a área de estudo, descrevendo brevemente a tectonoestratigrafia da Bacia de Santos e destacando a relevância do Campo de Búzios para a produção nacional de óleo e gás. O terceiro capítulo apresenta o embasamento teórico sobre os atributos sísmicos gerados e os diferentes métodos de aprendizado de máquina utilizados para as classificações de fácies sísmicas. A metodologia adotada é apresentada no quarto capítulo, onde são descritos o fluxograma de trabalho e resumo dos testes e parametrização aplicados. No capítulo seguinte são apresentados os resultados obtidos, bem como, a discussão acerca destes. O último capítulo contempla as considerações finais, principais conclusões e sugestões para trabalhos futuros. Espera-se que este trabalho possa contribuir para pesquisas que já vêm sendo realizadas no Campo de Búzios e que sirva como base para o desenvolvimento de novos estudos em campos do pré-sal.

2

Contexto Geológico

A Bacia de Santos é uma das bacias sedimentares da margem leste do Brasil. Líder da produção de óleo e gás no país, esta bacia está localizada no mar das regiões Sul e Sudeste, abrangendo os litorais dos estados do Rio de Janeiro, São Paulo, Paraná e Santa Catarina. Com área de, aproximadamente, 350.000 km², a Bacia de Santos é a maior bacia sedimentar marinha do país. Seus limites geográficos estão definidos à norte pelo Alto de Cabo Frio, à sul pelo Alto de Florianópolis, à oeste pelos cinturões das serras costeiras (Maciço da Carioca, Serras do Mar e da Mantiqueira) e à leste, estende-se até o sopé do Platô de São Paulo (Macedo, 1989; Moreira *et al.*, 2007). A Figura 1 demonstra a localização da Bacia de Santos e os principais elementos geológicos do seu arcabouço regional, os quais desempenharam papéis fundamentais no desenvolvimento estratigráfico da bacia e na formação dos seus sistemas petrolíferos conhecidos.

Tendo sua exploração iniciada na década de 70, quando foi identificado o potencial de reservas de óleo e gás natural em sua região (ANP, 2019), em 2006, a Bacia de Santos protagonizou a descoberta do maior campo de petróleo já encontrado no Hemisfério Ocidental em 30 anos até então. A descoberta do Campo de Tupi, com reservas de petróleo armazenadas abaixo de espessas camadas de sal em águas ultraprofundas, representa um marco para indústria de óleo e gás. Com ela, foram abertos novos horizontes para exploração de hidrocarbonetos no país, modificando profundamente o cenário exploratório brasileiro (ANP, 2019). Atualmente, os principais sistemas petrolíferos reconhecidos na Bacia de Santos são: (1) Piçarras-Itapema/Barra Velha, sistema petrolífero do pré-sal cuja formação é descrita na próxima seção; (2) Piçarras-Guarujá, caracterizado por geração nos depósitos da Fm. Piçarras, e acumulação em calcários oolíticos eoalbianos da Fm. Guarujá; e (3) Itajaú-Açu-Ilhabela, com geração a partir de folhelhos marinhos anóxicos da Fm. Itajaí-Açu

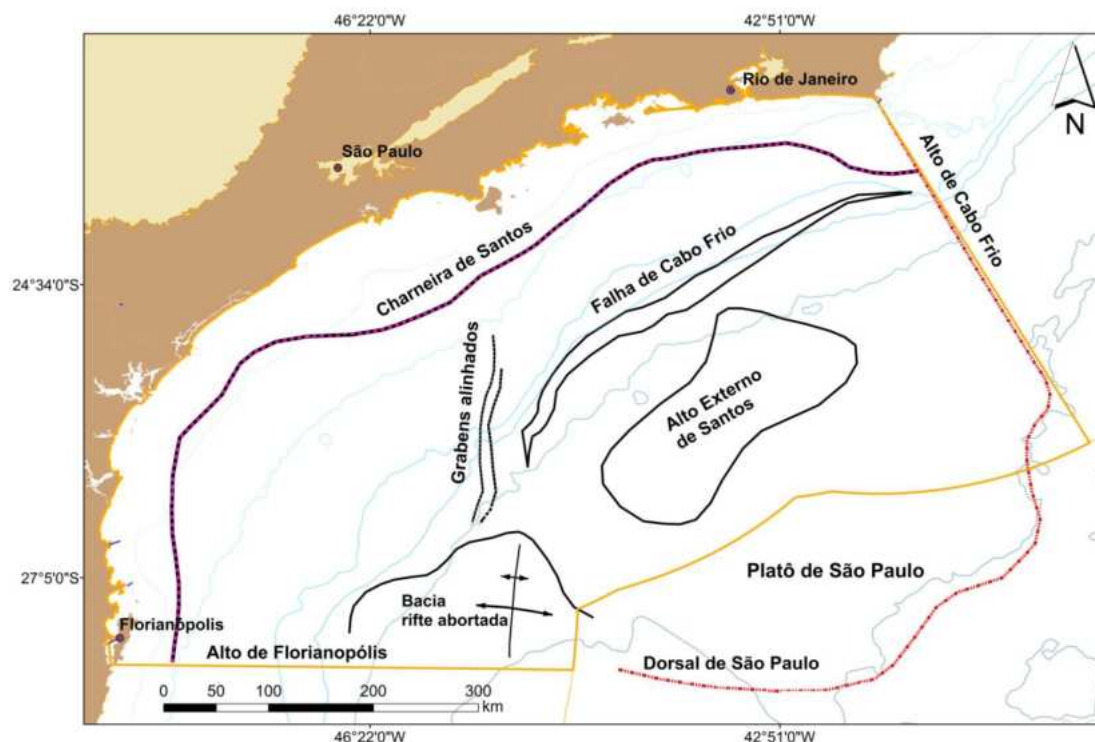


Figura 1 – Mapa da localização da Bacia de Santos e os principais elementos do seu arcabouço regional (ANP, 2019).

e acumulação em arenitos turbidíticos neoturonianos a eosantonianos do Membro Ilhabela (ANP, 2019). Por meio destes sistemas, em novembro de 2022, a Bacia de Santos foi responsável por 74% da produção de hidrocarbonetos no país, resultantes da produção de 2,29 milhões de barris de petróleo e 103,97 milhões de metros cúbicos de gás natural por dia (ANP, 2022b). A maior parte da sua produção é oriunda dos reservatórios do pré-sal.

2.1 Evolução Tectonoestratigráfica

A formação da Bacia de Santos iniciou-se durante o período Cretáceo, por volta de 140 Ma, quando teve início a separação do supercontinente Gondwana, provocada por forças tectônicas distensivas e acompanhada de uma grande transgressão marinha (Fetter *et al.*, 2018). O processo que deu origem ao Oceano Atlântico Sul e às Placas Sul-Americana e Africana observadas nas condições geográficas atuais durou cerca de 36 Ma (Heine *et al.*, 2013) e foi fortemente marcado por uma série de eventos tectônicos, que tiveram influência direta sob as variações de aporte sedimentar e do nível de base e, consequentemente, na sedimentação na bacia.

De acordo com Moreira *et al.* (2007), a evolução tectônica da Bacia de Santos pode ser dividida em três etapas: (1) rifte, período de maior atividade tectônica, assinalada pela

quebra e afinamento da crosta continental do paleocontinente Gondwana; (2) pós-rifte, também conhecida como *sag*, marcada por um período de quiescência tectônica; e (3) drifte, intervalo de subsidência no qual a margem continental passiva foi estabelecida. O modelo cinemático de placas construído por Heine *et al.* (2013) propõe que estas três fases principais da evolução do rifte do Oceano Atlântico Sul desenvolveram-se com velocidades, movimentos e direções distintos, exercendo um controle significativo sobre a dinâmica litosférica durante o período.

A partir do modelo proposto por Moreira *et al.* (2007), diversos autores discutem as particularidades desta evolução e como se apresentavam a paleogeografia e os paleoambientes nos quais os sedimentos desta bacia foram depositados, especialmente na zona do pré-sal. Até hoje não existe um consenso sobre tais detalhes. Castro (2019) elaborou uma ampla revisão bibliográfica (sintetizada na Figura 2) correlacionando diferentes proposições para evolução tectônica da Bacia de Santos durante o intervalo entre os estágios Berriasiano e Albiano. A perspectiva abordada neste trabalho segue a adotada pela autora, na qual a fase rifte é fracionada em inferior e superior, seguida pelas fases *saq* e de margem passiva.

					Evolução Tectônica				
Tempo (Ma)	Sistema	Estágio	Discordâncias	Formação	Moreira <i>et al.</i> (2007)	Chang <i>et al.</i> (2002, 2008)	Carminatti <i>et al.</i> (2009)	Wright & Barnett (2015)	Adotada por este trabalho
110	Cretáceo (parte)	Albiano (parte)		Guarujá	Drifte	Margem Passiva			Margem Passiva ou Drifte
		Aptiano	Alagoas	Ariri	Pós-Rifte	Sin-Rifte III	Sag	Sag	Sag
				Barra Velha					
120				intra-Alagoas				Rifte	Rifte Superior
				pré-Alagoas	Itapema	Rifte	Sin-Rifte II	Sin-Rifte Superior	Rifte Inferior
		Jiquiá							
		Barremiano	Buricica		Piçarras				
130			Aratu	Topo Basalto	Camboriú		Sin-Rifte I	Sin-Rifte Inferior	
140		Valanginiano	Rio da Serra						
	Berriasiano								

Figura 2 – Estratigrafia com a correlação entre as diferentes proposições para evolução tectônica da Bacia de Santos (Castro, 2019).

O primeiro momento da separação do paleocontinente Gondwana, durante o rifte inferior, é caracterizado por uma fase de lenta extensão da crosta continental a partir de um movimento tectônico distensional na direção Leste-Oeste registrado até o final do Hauteriviano (Heine *et al.*, 2013). Esse processo ocasionou um rifteamento na região, que deu origem a falhas normais de grande rejeito, gerando o sistema de falhas em *horts* e grábens presente no embasamento da bacia (Fetter *et al.*, 2018). Segundo Moreira *et al.* (2007), este embasamento pode ser fragmentado em dois componentes: cristalino e econômico. O emba-

samento cristalino é composto por granitos e gnaisses de idade pré-cambriana pertencentes ao Complexo Costeiro e metassedimentos da Faixa Ribeira, rochas que teriam integrado a crosta continental do Gondwana e representam a base sob a qual todo processo do rifteamento ocorreu. Já o embasamento econômico é definido pela Formação Camboriú e tem sua origem associada a derrames basálticos ocorridos durante este intervalo de intensa atividade tectônica.

Macedo *et al.* (2021) realizaram uma avaliação da arquitetura deposicional da zona do pré-sal no Campo de Búzios com foco na configuração tectônica e no sistema deposicional das camadas sobrejacentes ao embasamento, apontando como o sistema de falhas e altos estruturais imposto neste estágio do rifteamento influenciou na deposição dessas camadas. O arcabouço estrutural formado neste período foi crucial para o desenvolvimento do sistema petrolífero do pré-sal na Bacia de Santos.

Ainda durante a fase rifte inferior foram depositados os sedimentos das formações Piçarras e Itapema. Neste intervalo, a crosta continental passou por um processo de afinamento, que levou à ocorrência de falhas normais e de rejeito direcional (*strike slip fault*) (Fetter *et al.*, 2018). Segundo estes autores, nesta época, uma província de lagos com dimensões continentais, abrangendo desde a Bacia de Santos até Sergipe-Alagoas, foi estabelecida e as rochas geradoras e reservatório foram depositadas.

A integração de dados realizada por Mello *et al.* (2021) para o estudo das rochas geradoras nesta bacia indica que a Fm. Piçarras teve sua origem em um sistema lacustre de água doce a salobra relativamente grande, profundo e alcalino, amplamente difundido na maior parte da bacia. Litologicamente, esta formação é composta por conglomerados nas porções proximais e arenitos e pelitos de composição talco-estevensítica e folhelhos escuros, ricos em matéria orgânica (Moreira *et al.*, 2007) nas porções lacustres. Quanto à estratigrafia, esta formação foi depositada sobre a Fm. Camboriú através de um contato discordante caracterizado pela transição de sedimentos siliciclásticos grosseiros a siltitos (Mello *et al.*, 2021). Como mencionado, esta unidade atua como uma das geradoras dos sistemas petrolíferos tanto do pré-sal quanto do pós-sal na Bacia de Santos.

A Fm. Itapema, além de atuar como notável rocha geradora, também apresenta um reservatório com excelentes propriedades permoporosas. Juntamente com a Fm. Barra Velha, esta unidade estratigráfica é o objeto de estudo das classificações de fácies sísmicas realizadas neste trabalho. De acordo com Heine *et al.* (2013), o período em que se iniciou a deposição desta formação, por volta de 126 Ma, é, cinematicamente, caracterizado por um rápido enfraquecimento da litosfera ao longo do rifte equatorial do Atlântico, que resultou em movimentos com velocidades extensionais maiores e mudança na direção de extensão para Sudeste-Nordeste. A composição fóssil desta unidade sugere que sua deposição ocorreu em

um ambiente deposicional lacustre salino-alcálico raso (Mello *et al.*, 2021). Seus depósitos apresentam intercalações de rochas carbonáticas e folhelhos escuros ricos em matéria orgânica, considerados por alguns autores como principais rochas geradoras da Bacia de Santos (Moreira *et al.*, 2007; Tavares dos Santos e Gordon, 2021). A fácies reservatório da Fm. Itapema compreende em rochas carbonáticas classificadas como coquinas, localizadas em altos estruturais. Segundo Terra *et al.* (2010), esse termo é utilizado de forma abrangente nas bacias da margem continental brasileira para classificar rochas ricas em bivalves, podendo ser dividido em: bioacumulados, quando as duas valvas estão preservadas, geralmente com presença de matriz; *packstones/rudstones* com matriz, quando as valvas estão retrabalhadas e a rocha tem matriz; e *grainstones/rudstones* sem matriz, quando as valvas estão retrabalhadas e a rocha não possui matriz. Este último tipo corresponde às principais rochas reservatório da Fm. Itapema. A Figura 3 representa um modelo esquemático da distribuição das fácies encontradas nesta formação gerado a partir da análise de testemunho e de lâminas do Campo de Búzios (Tavares dos Santos e Gordon, 2021). De acordo com estes autores, *rudstone* e *grainstone* são as fácies mais comuns nesta formação, sendo o *grainstone* a principal fácies na sequência das coquinas, apresentando bivalves (dominantes), gastrópodes e ostracodes. Nessas rochas, as conchas aparecem retrabalhadas, raramente em seu local de deposição original, podendo ter sofrido recristalização durante substituições minerais diagenéticas tardias (Tavares dos Santos e Gordon, 2021). A Fm. Itapema possui limite inferior marcado por uma discordância intrabarremiana de 126,4 Ma (Pré-Jiquiá) e superior pela discordância da base do Alagoas (Pré-Alagoas) de 123,1 Ma (Moreira *et al.*, 2007).

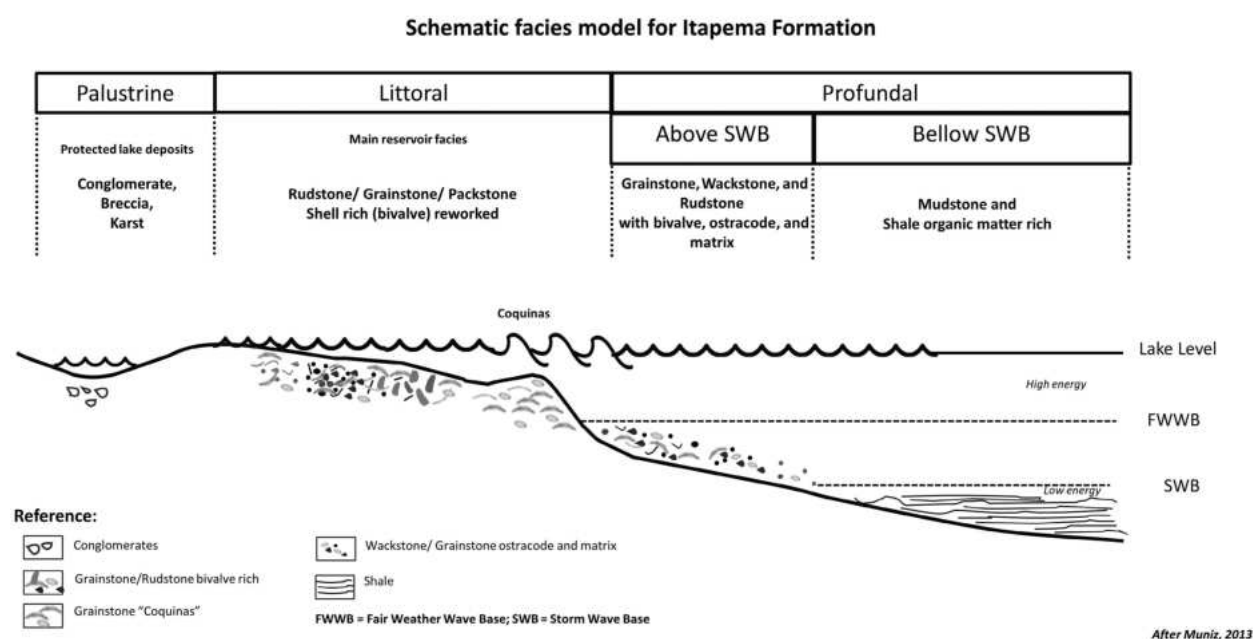


Figura 3 – Modelo esquemático de fácies para a Fm. Itapema construído com base na interpretação de testemunho e de lâminas do poço 3-BRSA-944-RJS (Tavares dos Santos e Gordon, 2021).

Em seguida, deu-se a deposição da Fm. Barra Velha cujo reservatório representa o principal alvo exploratório da Bacia de Santos. Devido à sua relevância, inúmeros estudos foram realizados na Bacia de Santos, e possíveis análogas, com o intuito de definir as características do ambiente deposicional desta formação. Castro (2019) e Silva (2021) realizaram uma revisão bibliográfica de trabalhos que discutem a origem da Fm. Barra Velha, com os principais pontos sendo em torno dela ter sido biótica ou abiótica, em ambiente deposicional marinho, transicional ou lacustre e em qual estágio da evolução do rifte ela ocorreu. Este trabalho adota o modelo de evolução descrito por Wright e Barnett (2015) e Wright e Rodriguez (2018), no qual os autores propuseram que a deposição desta formação ocorreu em um ambiente deposicional composto por extensos lagos evaporíticos rasos e hipercalcalinos durante duas fases diferentes da evolução do rifte do Atlântico Sul: rifte superior e *sag*. A separação destes dois momentos é marcada pela discordância Intra-Alagoas, que divide esta formação internamente em Barra Velha Inferior e Superior (Figura 2). Devido a variação da espessura dos depósitos, esta discordância, entretanto, não é encontrada por toda extensão da bacia.

De acordo com Wright e Barnett (2015), os carbonatos da Fm. Barra Velha estão, em parte, dispostos ciclicamente em ciclotemas simétricos e assimétricos de escala subdecamétrica que exibem três fácies (Figura 4). A fácies 1 consiste predominantemente em mili a centimétricos crescimentos de *shrubs* de cristais calcíticos formados in situ que, segundo Wright e Rodriguez (2018), constitui a melhor fácies de reservatório da formação. A fácies 2 é definida como litologias dominadas por esferulitos de diâmetro milimétrico e forma uma porção significativa da sucessão da Fm. Barra Velha. Ela está associada a sedimentos tipicamente fragmentados e carbonatos mais finos e apresenta evidências de ter estado em uma matriz de silicatos de Mg devido à presença de minerais de estevensita. Já a fácies 3 consiste em calcários detríticos laminados compostos de fragmentos de areia muito fina a silte de esferulitos e *shrubs* que atuam como matrizes em *packstones*. Todas as fácies podem ocorrer tanto in situ quanto retrabalhadas. Além dos *shrubs*, Wright e Rodriguez (2018) destacam que as fácies retrabalhadas mais grosseiras com grãos bem selecionados também podem ter excelente qualidade de reservatório. O limite superior desta formação é definido pela base do sal.

A deposição dos evaporitos da Fm. Ariri marca o final da fase *sag*. Neste estágio da evolução geodinâmica do rifte, a hiperextensão crustal provocou a ocorrência de falhas normais de baixo ângulo (Fetter *et al.*, 2018). Neste ponto, a região de ambiente lacustre antes isolada pela Cadeia de Rio Grande-Walvis passa a ter conexão com o Oceano Atlântico Sul, e a invasão do mar em conjunto com o clima quente e seco e a elevada taxa de evaporação (Demercian, 1996; Pereira e Feijó, 1994; Chang *et al.*, 2008) resulta na deposição de uma espessa camada de sal, que age como selante do sistema petrolífero do pré-sal. De acordo com Moreira *et al.* (2007), os evaporitos desta unidade são compostos, principalmente, por

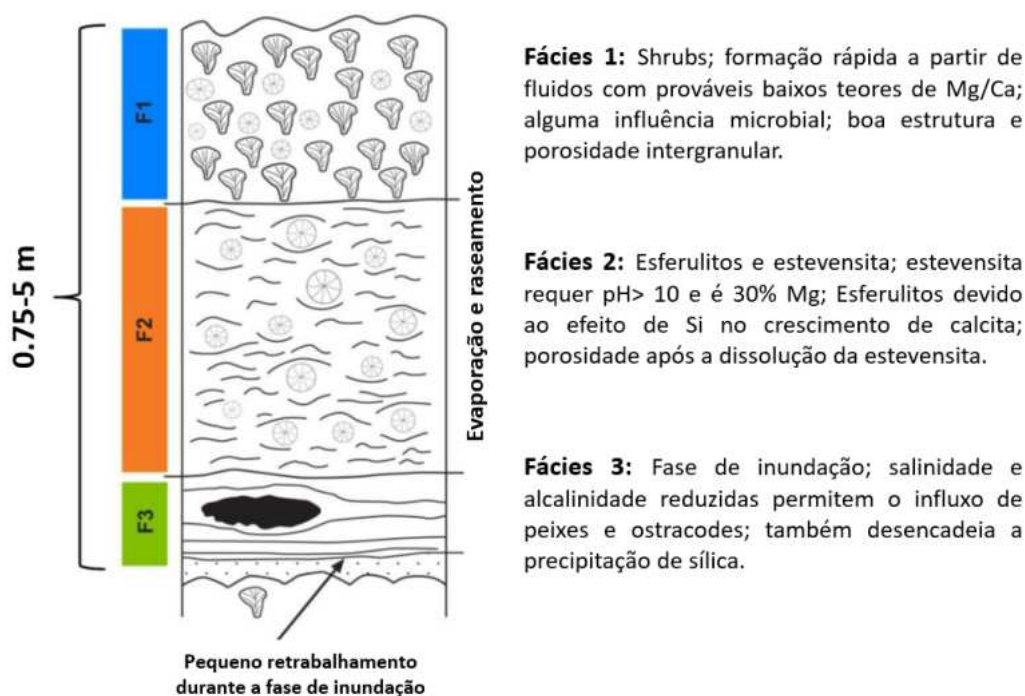


Figura 4 – Ciclotema esquemático para a Fm. Barra Velha (Castro (2019) após Wright e Barnett (2015)).

halita e anidrita, constatando-se, também, a presença de sais mais solúveis como taquidrita, carnalita e silvinita.

Por fim, durante a fase drifte, ocorre a deposição dos sedimentos pós-sal com idades do Albiano até o recente. Neste estágio, caracterizado por uma subsidência térmica com tectônica adiastrófica associada (Moreira *et al.*, 2007), tem-se o estabelecimento de uma margem continental passiva na Bacia de Santos.

2.2 Campo de Búzios

Esta pesquisa foi desenvolvida no Campo de Búzios, localizado na porção central da Bacia de Santos (Figura 5), a cerca de 180 km da costa do município do Rio de Janeiro, sob uma lâmina d'água de 1.940 m de profundidade (ANP, 2016). Sua descoberta deu-se por meio da perfuração do poço 2-ANP-1-RJS, onde foi observada a acumulação de óleo de 29,5º API em uma coluna de 371 m de reservatórios carbonáticos entre 5.000 e 6.000 m de profundidade (Tavares dos Santos e Gordon, 2021).

O Campo de Búzios é, mundialmente, conhecido por ser um supergigante na indústria de óleo e gás. Esta atribuição deve-se não somente à sua grande dimensão, com uma área de 852,2 km² e reservatório com espessura de até 480 m, mas, principalmente, ao fato

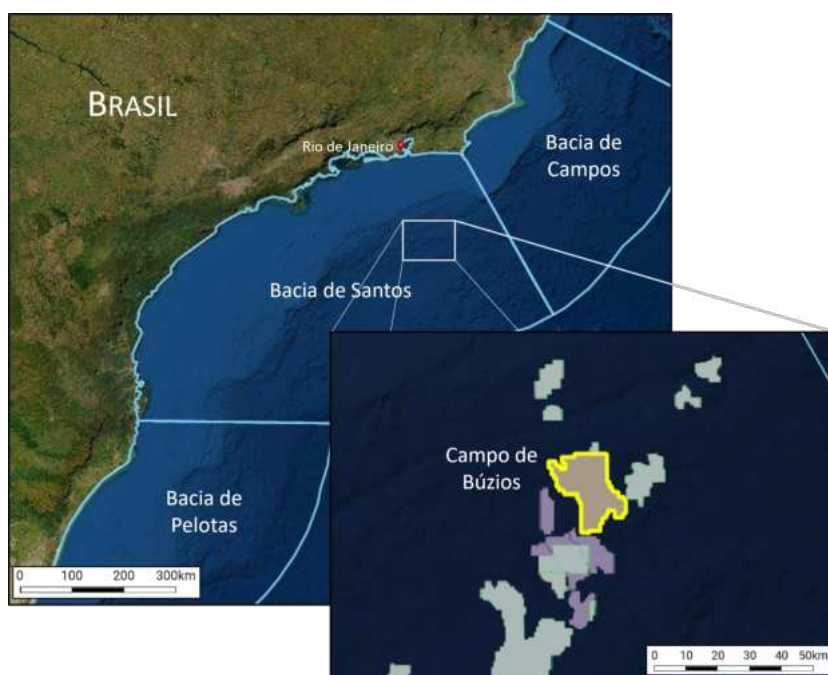


Figura 5 – Localização do Campo de Búzios.

de concentrar o maior volume de óleo e gás em águas profundas do mundo (Petrobras, 2022), apresentando reservas preliminarmente estimadas em 29.889 milhões de barris de petróleo e 1.101.988 milhões de metros cúbicos de gás natural, acumulados nos reservatórios carbonáticos das formações Itapema e Barra Velha (ANP, 2016). Além de evidenciar-se pela sua grande proporção, o Campo de Búzios destaca-se por possuir reservatórios com ótimas características de porosidade e permeabilidade, alcançando altas taxas de produção por poço e fornecendo um óleo de excelente qualidade a um elevado valor comercial (Kahn, 2020).

Com o início da sua produção em 2018, nesses 4 anos de desenvolvimento, as instalações do Campo de Búzios (poços e plataformas) atingiram valores de produtividades diárias elevadíssimos, tendo sido, por muitas vezes, destaque nos boletins mensais de produção da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP). Em novembro do ano passado, a plataforma PETROBRAS 77, produzindo no Campo de Búzios por meio de 5 poços a ela interligados, gerou 203.236 boe/d e foi a instalação com segunda maior produção de petróleo no período (ANP, 2022b). Neste mesmo mês, a produção diária do campo foi de 730.013 boe, chegando a superar produções diárias de bacias inteiras, como ilustrado no gráfico da Figura 6. Tendo gerado apenas 1,8% da sua fração recuperada (razão entre produção acumulada e volume de óleo original) até março de 2022, o Campo de Búzios já era responsável por mais de 25% da produção de hidrocarbonetos no pré-sal (ANP, 2022a) e, hoje, configura o segundo maior campo produtor do país e um dos principais ativos do pré-sal brasileiro. Os gráficos da Figura 7 exibem a produção diária de petróleo (bbl) (Figura 7a) e gás natural (Mm³) (Figura 7b) no Campo de Búzios entre janeiro de 2016 e janeiro de

2023. A expectativa é que, com seu contínuo e crescente desenvolvimento, nos próximos anos, este campo produza mais de 2 milhões de barris de óleo equivalente por dia (Kahn, 2020), impactando profundamente o cenário da indústria nacional de óleo e gás e o posicionamento do Brasil no panorama internacional.

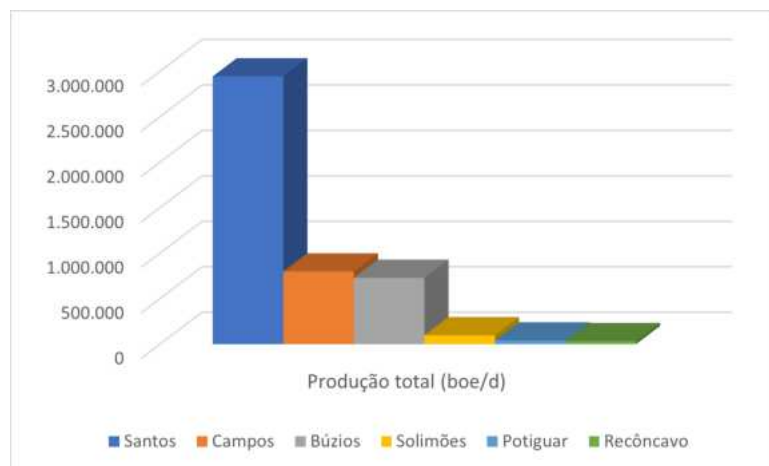


Figura 6 – Comparativo da produção diária de óleo equivalente no Campo de Búzios com as cinco maiores bacias produtoras em novembro de 2022 (ANP, 2022b).

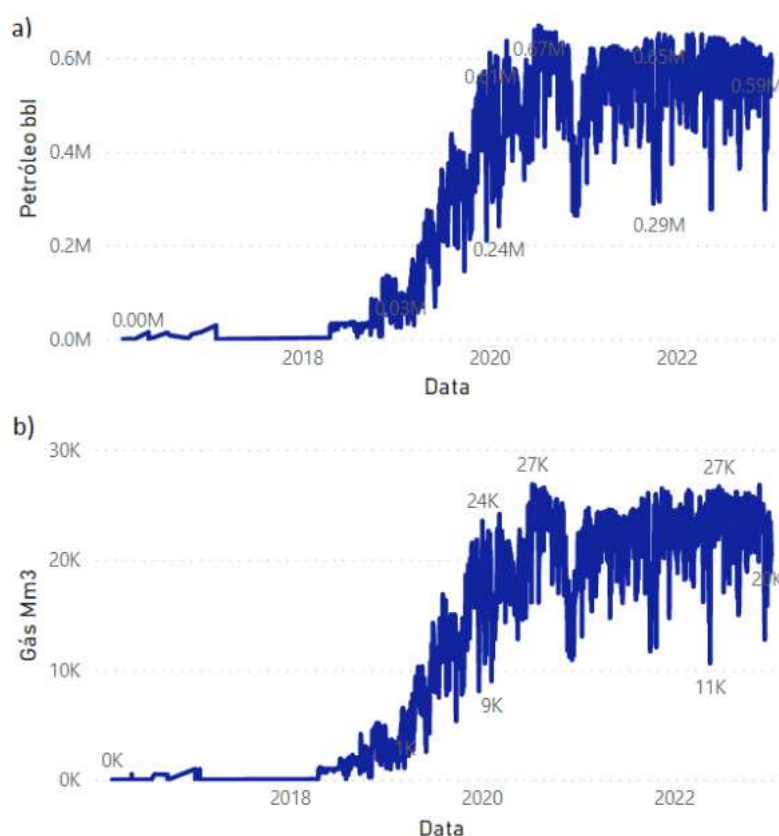


Figura 7 – Produção diária de petróleo em (a) e gás natural em (b) no Campo de Búzios entre janeiro de 2016 e janeiro de 2023. Os registros anteriores ao ano de 2018 correspondem à produção a partir de testes de formação e sistemas de produção antecipada (ANP, 2016; ANP, 2022d).

Tantos marcos atingidos e esperados demandam que cada vez mais investimentos em pesquisa e inovação tecnológica sejam implementados no Campo de Búzios, a exemplo da execução da maior aquisição sísmica OBN (*Ocean Bottom Nodes*) 3D em águas profundas, realizada em 2019 neste campo (Silva *et al.*, 2021). Esforços como este buscam produzir uma maior expertise acerca da exploração dos reservatórios carbonáticos do pré-sal, possibilitando a extração do máximo do potencial petrolífero deste e de outros campos.

2.2.1 Reservatórios

As principais litologias e heterogeneidades dos reservatórios das formações Itapema e Barra Velha no Campo de Búzios estão ilustradas no modelo geológico da Figura 8. Neste modelo simplificado construído por Castro (2019) a partir da integração rocha-perfil-sísmica, a Fm. Itapema é representada pela presença de coquinas com diferentes propriedades permoporosas. Na sua base estão as fácies argilosas (folhelhos geradores) e as coquinas fechadas e, na parte superior, as coquinas porosas. A Fm. Barra Velha é retratada pela presença de calcários esferulíticos e *shrubs* que, em algumas regiões, estão associados à ocorrência de estevensita. É importante ressaltar que este modelo representa uma simplificação da geologia do Campo de Búzios, não o representando como um todo, uma vez que se trata de um campo bastante complexo e heterogêneo.

Com relação à porosidade e permeabilidade das rochas, a análise de perfis de poço realizada por Castro (2019) demonstra que, de modo geral, a Fm. Itapema apresenta um comportamento homogêneo, com valores de propriedades bem similares entre os poços analisados, cuja maioria demonstrou bons reservatórios na parte superior da formação. Já a Fm. Barra Velha mostrou um caráter mais heterogêneo, com permoporosidades variadas ao longo do intervalo, apresentando características de não-reservatório na parte superior em alguns poços. Apesar disso, ambas formações mostraram valores de média ponderada de porosidade e permeabilidade altos, considerados muito bons para rochas carbonáticas, correspondendo a 12% e 271,97 mD para Fm. Itapema e 11% e 163,95 mD para Fm. Barra Velha (Castro, 2019). Os tipos de porosidade encontrados nas formações são variados, sendo móldico, *vuggy* e intergranular na Itapema e *vuggy*, fenestral, microporosidade, intra e intergranular (produzida principalmente por dissolução diagenética) na Barra Velha (Tavares dos Santos e Gordon, 2021). Segundo Castro (2019), a menção a *vugs* é muito frequente e ocorre praticamente em todas as amostras dos poços da Fm. Itapema e uma possível conexão entre eles justificaria os altos valores de permeabilidade observados nesta formação.

A variação na direção e velocidade dos movimentos tectônicos pontuados no modelo cinemático de placas proposto por Heine *et al.* (2013) exerceu influência na predisposição das falhas ao longo da Bacia de Santos. Em um estudo regional desta bacia, Ysaccis *et al.*

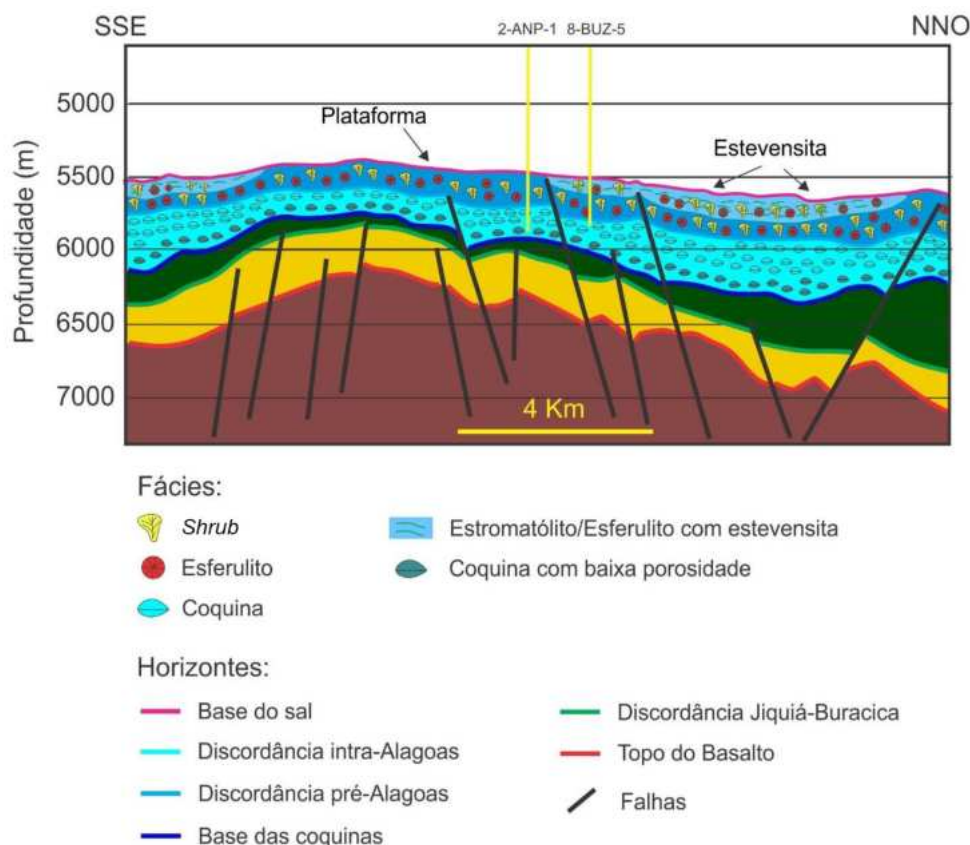


Figura 8 – Modelo geológico simplificado das formações Itapema e Barra Velha no Campo de Búzios, Bacia de Santos. Modificado de Castro (2019).

(2019) observaram uma rotação na tendência estrutural das falhas, alterando sua direção de Nordeste-Sudeste para Norte-Sul próximo ao Campo de Búzios (Figura 9). Os autores sugeriram que essa mudança na orientação dos sistemas de falhas do rifte poderia ter ocorrido devido à presença de zonas de transferência durante o Cretáceo Inferior. De fato, Tavares dos Santos e Gordon (2021) destacam que a série de estruturas *horst*, gráben e meio-grabén exibida no Campo de Búzios resulta de uma zona de transferência complexa com geometrias convergentes, divergentes e sintéticas (mais comuns) (Figura 10). O diagrama da Figura 10 revela que as falhas se orientam, predominantemente, na direção Norte-Sul.

Em razão do arcabouço estrutural complexo da zona no pré-sal, a espessura dos depósitos varia bastante ao longo do campo (Figura 11), principalmente na Fm. Itapema devido à disposição de falhas de grande rejeito bastante frequentes nesta unidade (Macedo, 2022). De maneira geral, esta formação apresenta valores de espessura estratigráfica maiores que a Fm. Barra Velha, podendo chegar até 800 m em regiões de baixos estruturais, enquanto a espessura da Barra Velha pode chegar até 500 m em alguns poços (Macedo, 2022). De acordo com Castro (2019), tratando-se da espessura de *net pay* (subintervalo da rocha com volume significativo de hidrocarbonetos potencialmente exploráveis), entretanto, a Fm. Barra Velha apresenta valores maiores na maioria dos poços no campo, com uma média ponderada de

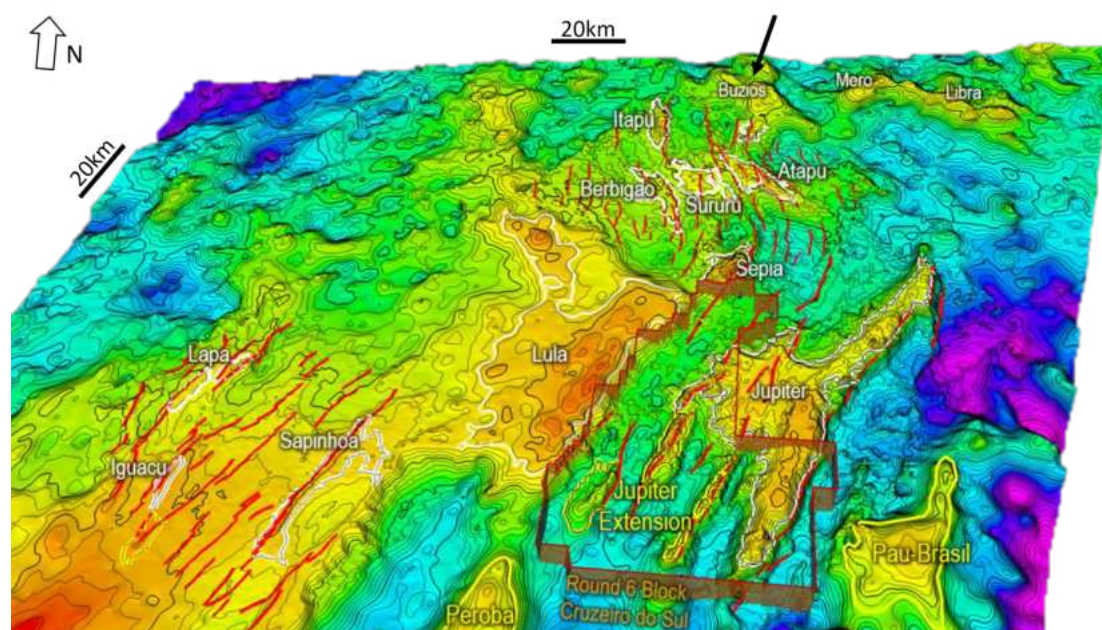


Figura 9 – Visão estrutural tridimensional, em profundidade, de uma superfície próxima ao topo dos reservatórios do pré-sal na Bacia de Santos. A tendência regional das falhas está indicada em vermelho. Modificado de Ysaccis *et al.* (2019).

203,15 m contra 83,93 m para a Fm. Itapema.

Os principais padrões de fácies sísmicas encontrados nestes reservatórios são: banco de coquinas, localizados em altos estruturais na Fm. Itapema; plataformas carbonáticas, padrão predominante na Fm. Barra Velha, com ocorrência em regiões planas ou de rampa suave em altos estruturais e baixos locais; *build-ups*, menos abundantes, localizados nas bordas de falhas nos principais altos estruturais ou em altos locais isolados; e fluxos de detritos, geralmente associados com *build-ups* nos planos de falhas normais (Ferreira, 2018; Castro, 2019; Ferreira *et al.*, 2021). De acordo com estes autores, bancos de coquinas e *build-ups* caracterizam os melhores reservatórios neste campo, no entanto, devido aos valores de permeabilidade e porosidade demonstrados, todos padrões podem apresentar bons reservatórios. A Figura 12 exhibe a arquitetura deposicional dos reservatórios em uma *crossline* na porção central do Campo de Búzios. A interpretação desta seção permite observar a influência do sistema de falhas de *half-grabens* na variação do espaço de acomodação dos sedimentos e na distribuição dos padrões sísmicos presentes nos reservatórios (Macedo, 2022).

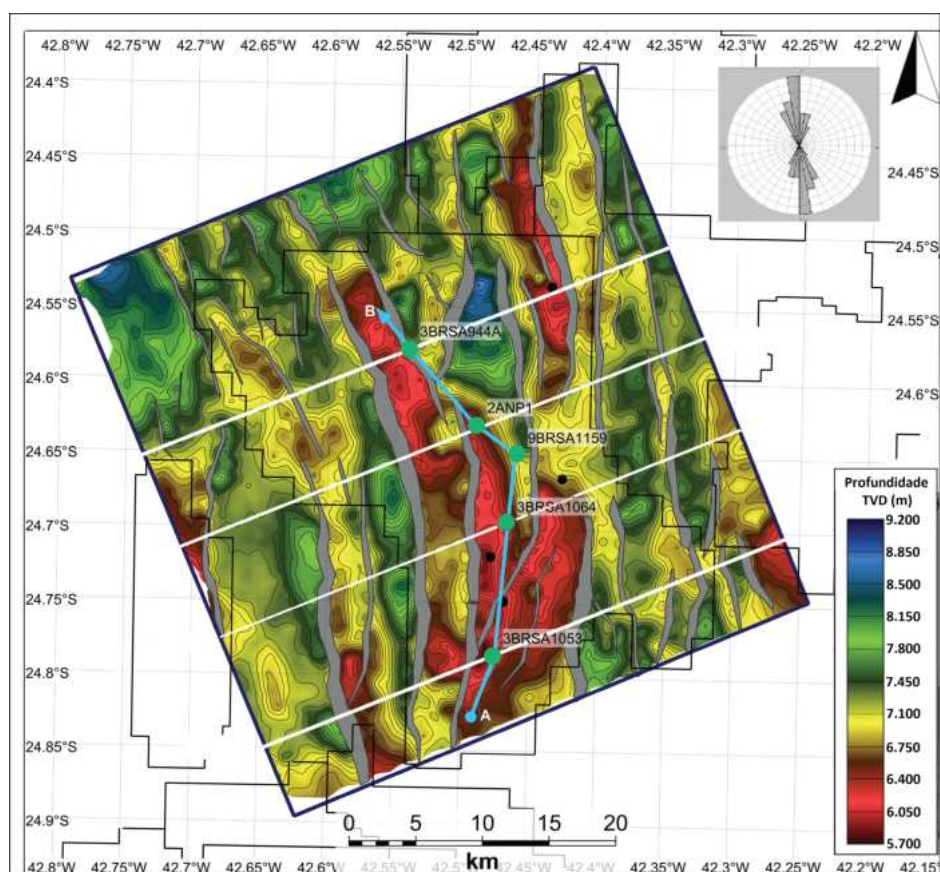


Figura 10 – Mapa estrutural do embasamento (TVD m). As falhas principais estão representadas por polígonos cinzas e o diagrama superior mostra a orientação das falhas (*rose diagram*). Modificado de Tavares dos Santos e Gordon (2021).

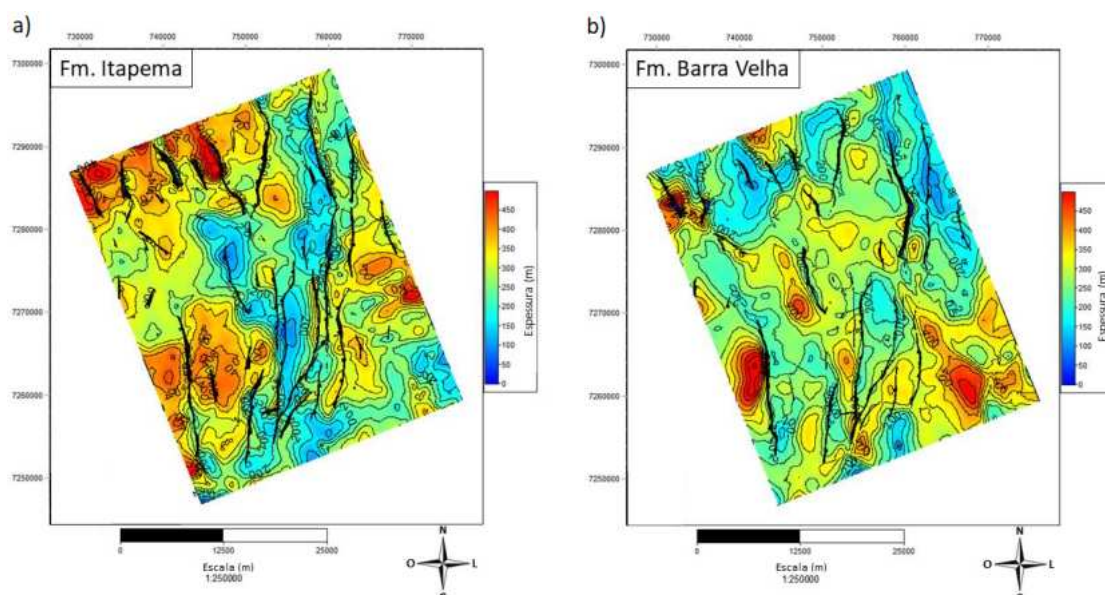


Figura 11 – Mapas de isópacas ilustrando a variação das espessuras nas formações Itapema em (a) e Barra Velha em (b) (Macedo, 2022).

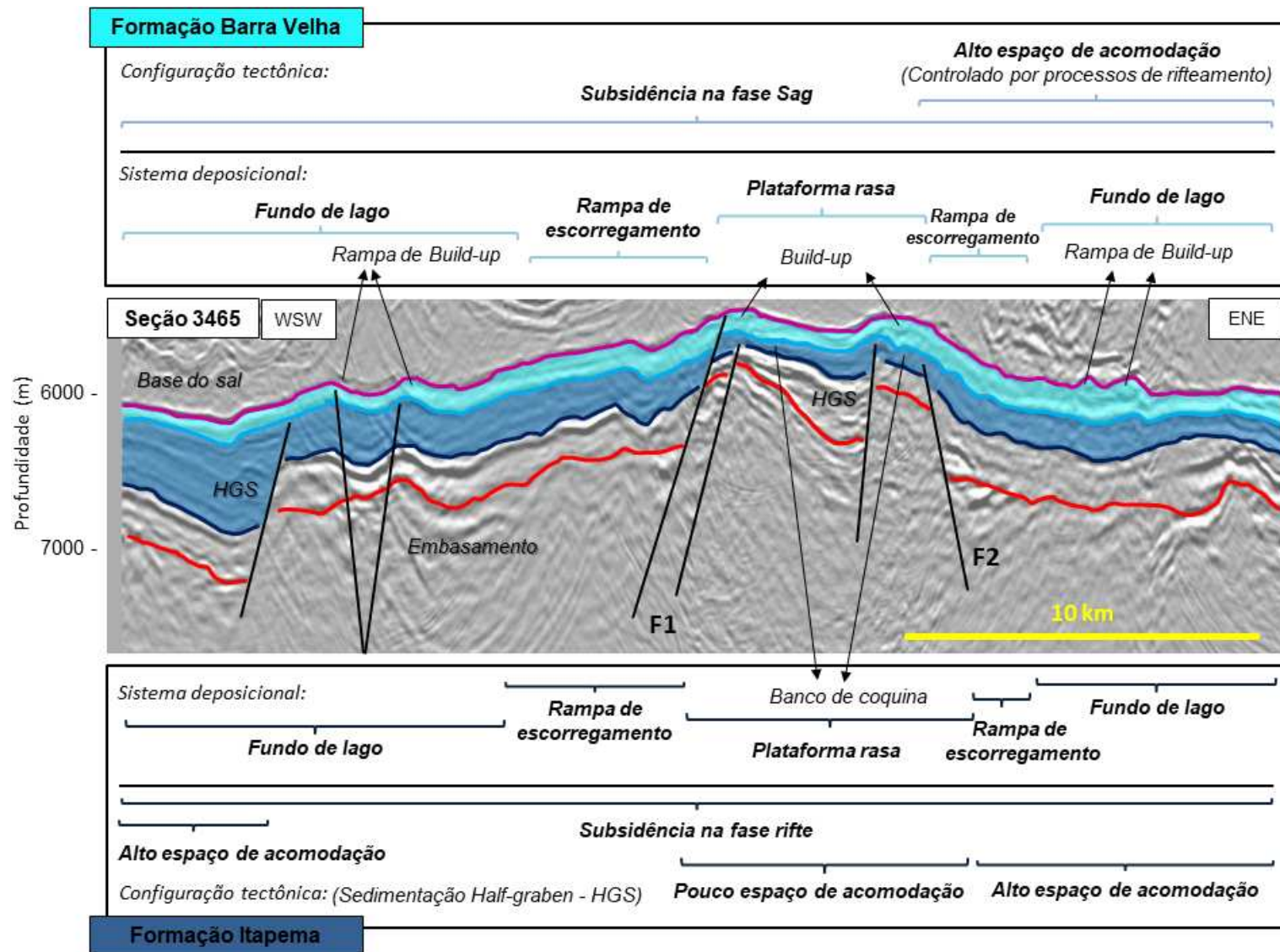


Figura 12 – Arquitetura deposicional na região central do Campo de Búzios (Macedo, 2022).

3

Atributos Sísmicos e Métodos de Classificação Não-Supervisionada

3.1 Atributos Sísmicos

Segundo Alaei (2021), um atributo sísmico é qualquer medida quantitativa obtida a partir de dados sísmicos que ajuda a detectar e quantificar características geológicas de interesse. Chopra e Marfurt (2005) consideram que o primeiro atributo sísmico surgiu juntamente com os primeiros registros de sismologia de reflexão na década de 1930, sendo representado por uma simples análise de tempo duplo dos eventos. Desde então, inúmeros atributos foram gerados a partir de diferentes cálculos e propriedades dos dados sísmicos e representam uma ferramenta fundamental para uma interpretação sísmica mais completa.

Com o surgimento de tantos atributos sísmicos, diversas formas de categorização foram elaboradas ao longo dos anos para organizá-los com base em diferentes critérios, como o método que foram derivados ou sua aplicação, por exemplo, a fim de melhor compreender as opções disponíveis e suas utilidades. Barnes (2007) chama a atenção em relação à quantidade de atributos existentes, muitas vezes redundantes ou desnecessários e que, em alguns casos, podem comprometer a interpretação do dado ao invés de auxiliá-la. Dessa forma, para uma análise de atributos sísmicos eficiente, é importante saber qual informação deseja-se obter e como alcançá-la, descartando quaisquer processos que não acrescentem valor ao trabalho. Quanto a isso, Barnes (2007) recomenda utilizar atributos que tenham significado geofísico ou geológico, evitando atributos com significado puramente matemático. Roden *et al.* (2015) propõem uma lista de atributos sísmicos e categorias associadas usados rotineiramente na interpretação sísmica (Tabela 1).

Tabela 1: Categorias de atributos sísmicos e seus correspondentes tipos e usos interpretativos. Modificado de Roden *et al.* (2015).

Categoria	Tipo	Uso interpretativo
Atributos instantâneos	Força da reflexão, fase instantânea, frequência instantânea, quadratura, Q instantâneo	Contrastes de litologia, continuidade da camada, porosidade, DHIs, estratigrafia, espessura
Atributos geométricos	Coerência/similaridade <i>semblance</i> e <i>eigen-based</i> , curvatura (máxima, mínima, mais positiva, mais negativa, <i>strike</i> , mergulho)	Falhas, fraturas, dobras, anisotropia, campos de estresse regionais
Atributos de acentuação de amplitude	Amplitude RMS, impedância acústica relativa, <i>sweetness</i> , energia média	Porosidade, variações estratigráficas e litológicas, DHIs
Atributos AVO	<i>Intercept</i> , gradiente, derivadas do <i>intercept</i> /gradiente, fator de fluido, lambda-mu-rho, <i>far-near</i> , (<i>far-near</i>) <i>far</i>	Fluido de poro, litologia, DHIs
Atributos de inversão sísmica	Inversão colorida, <i>sparse spike</i> , impedância elástica, impedância elástica estendida, inversão <i>prestack</i> simultânea, inversão estocástica	Litologia, porosidade, efeitos de fluido
Decomposição espectral	Transformada da <i>wavelet</i> contínua, <i>matching pursuit</i> , <i>exponential pursuit</i> , decomposição de frequência	Espessura das camadas, variações estratigráficas

As seções seguintes apresentam o embasamento teórico dos atributos utilizados neste trabalho.

3.1.1 Atributos Sísmicos do Traço Complexo

Este grupo de atributos é derivado a partir da análise de traços sísmicos complexos, onde o traço sísmico convencional é considerado como a componente real de um sinal analítico, ou traço complexo (Taner *et al.*, 1979). Estes autores representaram graficamente esta relação

por meio do diagrama de um traço sísmico complexo (Figura 13), considerando que, no espaço complexo, este traço pode ser pensado como um vetor que está continuamente variando seu comprimento e girando em torno do eixo do tempo, traçando, assim, a trajetória de uma hélice irregular. À vista disso, os traços reais e de quadratura podem ser dados pela projeção deste vetor rotativo nos planos real e imaginário, respectivamente.

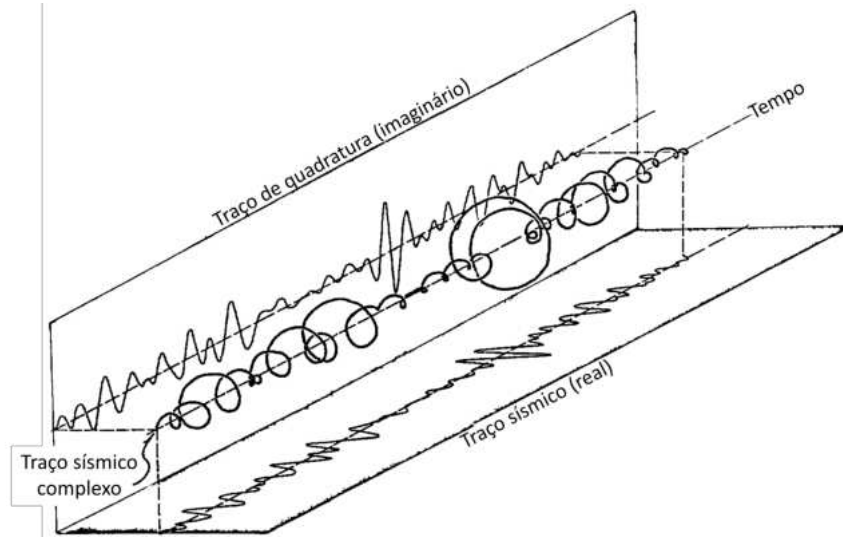


Figura 13 – Diagrama isométrico de parte de um traço sísmico real. Modificado de Taner *et al.* (1979).

Matematicamente, um traço sísmico complexo, $F(t)$, pode ser descrito como (Taner *et al.*, 1979):

$$F(t) = f(t) + if^*(t), \quad (1)$$

no qual $f(t)$ representa o traço sísmico convencional (parte real) e $f^*(t)$, a quadratura do traço (parte imaginária). Sabendo que a função $f(t)$ pode ser representada por uma série de Fourier e dada a relação entre essas duas componentes, tanto $f(t)$ quanto $f^*(t)$ podem ser expressas em termos de amplitude, $A(t)$, e fase, $\theta(t)$, dependentes do tempo:

$$f(t) = A(t) \cos \theta(t), \quad (2)$$

e:

$$f^*(t) = A(t) \sin \theta(t). \quad (3)$$

O termo $A(t)$ é chamado de força de reflexão (envelope) e $\theta(t)$ de fase instantânea (Bracewell, 1965) e correspondem a atributos do traço sísmico complexo. A partir deles é possível calcular outros atributos, a exemplo da frequência instantânea e polaridade aparente.

O atributo de fase instantânea é definido como:

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left[\frac{f^*(t)}{f(t)} \right]. \quad (4)$$

Por ser independente da força da reflexão, este atributo enfatiza a continuidade dos eventos sísmicos, muitas vezes realçando eventos coerentes mais fracos (Taner *et al.*, 1979). De acordo com estes autores, dados de fase instantânea são eficazes para destacar descontinuidades, falhas, *pinchouts*, angularidades e eventos com mergulhos diferentes que interferem entre si. Além disso, suas seções mostram com mais clareza as terminações sísmicas, tornando-as úteis para identificação de limites de sequências.

Já o atributo de envelope é definido por:

$$A(t) = \sqrt{f^2(t) + f^{*2}(t)}, \quad (5)$$

ou seja, representa o módulo do traço sísmico complexo $F(t)$. Como pode-se observar, esta trata-se de uma medida independente da fase. O valor máximo desta função não corresponde necessariamente a amplitude do maior pico ou vale nos dados sísmicos (Taner *et al.*, 1979). Este atributo apresenta baixa resolução vertical e boa resolução lateral (Alaei, 2021). Altos valores de envelope são frequentemente associados a grandes mudanças litológicas entre camadas rochosas adjacentes, como através de discordâncias e limites associados a mudanças bruscas no nível de base ou ambientes deposicionais. Também são frequentemente associadas a acumulações de gás, funcionando como bons DHIs (*direct hydrocarbon indicators*).

3.1.2 Decomposição Espectral

O conteúdo de frequência presente em um dado sísmico está vinculado à taxa de amostragem temporal na qual ele foi adquirido ou processado (se houver reamostragem). Os dados sísmicos podem apresentar frequências em banda larga (altas e baixas) ou curta (apenas determinadas frequências). Intervalos de frequências variados revelam feições geológicas diferentes com base na resolução vertical de cada um deles. Isto significa que um dado que contenha apenas baixas frequências, por exemplo, dificilmente poderá realçar camadas de rocha pouco espessas. Por outro lado, dados que possuam altas frequências poderão delinear essa feição estratigráfica com mais facilidade.

A decomposição espectral é o processo de criação de uma análise de tempo-frequência contínua dos dados sísmicos utilizado para converter dados sísmicos de banda larga em uma, ou mais, frequências discretas (Alaei, 2021). A separação das diferentes bandas de frequên-

cia presentes no dado viabiliza a avaliação individual de cada uma delas, possibilitando a visualização de estruturas que podem estar sendo mascaradas devido à presença das outras frequências do dado. Por esse motivo, a decomposição espectral é aplicada a caracterização de reservatórios com foco principalmente na análise de feições estratigráficas.

Existem diferentes métodos para se executar uma decomposição espectral. Neste trabalho, este atributo foi derivado utilizando um método de transformada *wavelet* baseado em Sinha *et al.* (2005). O método proposto pelos autores utiliza as propriedades de dilatação e translação das *wavelets* para produzir um mapa de escala de tempo que, posteriormente, é transformado em um mapa de tempo-frequência a partir da inversa da transformada de *wavelet* contínua. Segundo eles, esta abordagem é vantajosa em relação a métodos nos quais o resultado da decomposição é dependente da janela de análise, uma vez que fornece boa resolução em diferentes frequências.

Para este tipo de abordagem, geralmente são utilizadas as *wavelets* de Gabor ou de Morlet, formadas a partir do produto de uma janela Gaussiana com uma senoide complexa (Figura 14) (Barnes, 2016). Segundo este autor, *wavelets* de Gabor com frequências diferentes apresentam os mesmos valores de comprimento, envelope, largura de banda e forma espectral, enquanto *wavelets* de Morlet diferentes possuem a mesma forma, sendo obtidas a partir do alongamento ou compressão de uma *wavelet* de referência (Figura 15). Barnes (2016) também afirma que para análise de dados sísmicos com largura de banda menor que duas oitavas, essas *wavelets* apresentarão resultados similares, mas em dados com largura de banda superior a duas ou três oitavas, as *wavelets* de Morlet fornecem imagens mais nítidas em frequências mais altas por serem mais curtas e mais confiáveis em frequências baixas por serem mais longas.

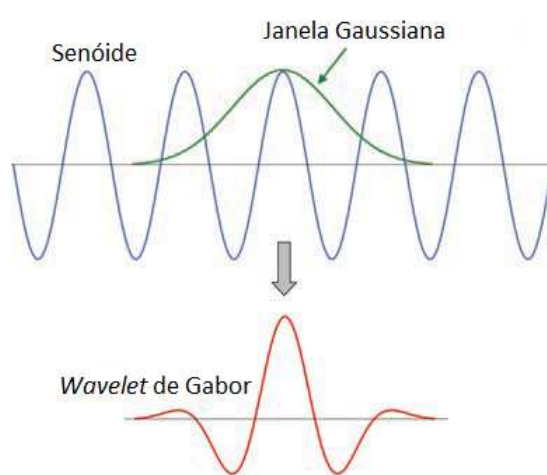


Figura 14 – A *wavelet* de Gabor é resultante do produto de uma senoide com uma janela Gaussiana. Modificado de Barnes (2016).

Sinha *et al.* (2005) mencionam que, nesta abordagem, o espectro de frequência do sinal

é calculado utilizando a *wavelet* como uma janela adaptativa. Dessa forma, a propriedade de dilatação da *wavelet* de Morlet permite que ela represente uma janela natural para sinais que requerem resolução de alta frequência em baixas frequências e alta resolução de tempo em altas frequências. Já a propriedade de translação permite examinar o conteúdo de frequência em vários momentos, levando assim a um mapa de tempo-frequência que é adaptável à natureza não estacionária dos sinais sísmicos (Sinha *et al.*, 2005).

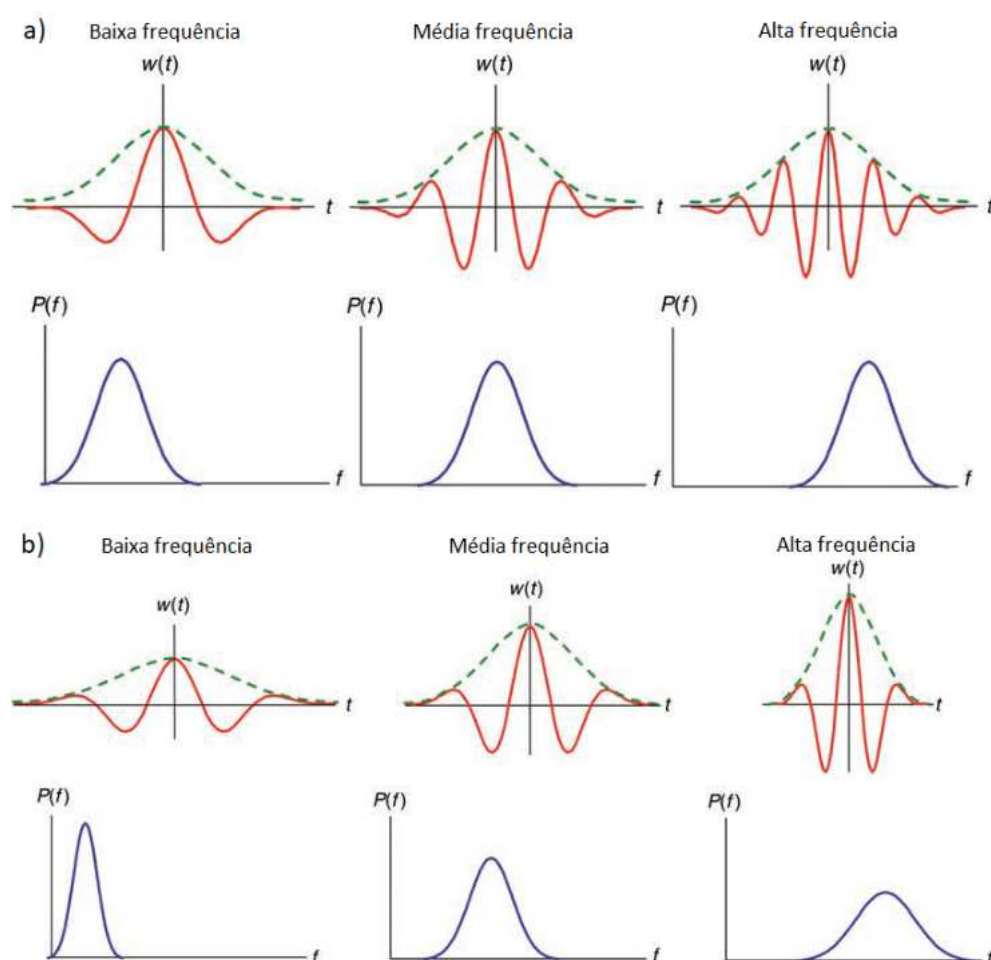


Figura 15 – *Wavelets* e seus espectros de potência. As linhas tracejadas representam a medida de envelope. a) Um conjunto de *wavelets* de Gabor possui as mesmas medidas de envelope e largura de banda (em Hz). b) Um conjunto de *wavelets* de Morlet dispõe versões esticadas ou comprimidas de uma *wavelet* de referência. Elas possuem larguras de banda iguais (em oitavas). Modificado de Barnes (2016).

3.1.3 Impedância Acústica

A impedância acústica é uma propriedade física das rochas que pode ser obtida pelo produto entre densidade e velocidade. Ela representa um atributo sísmico estratigráfico, que possibilita analisar informações acerca das camadas geológicas. Volumes de impedância

acústica são, comumente, obtidos através de processos de inversão sísmica, podendo ser gerados a partir de diferentes algoritmos.

O volume de impedância acústica utilizado foi gerado a partir de uma inversão determinística baseada em um modelo inicial (Russell, 1988; Dias *et al.*, 2019). Inversões determinísticas baseiam-se em soluções que minimizam um funcional, que normalmente são relacionados à diferença entre o traço real e o traço modelado e os parâmetros do modelo (Simm e Bacon, 2014). Os autores consideram esses tipos de inversões como soluções suavizadas, que representam a melhor estimativa dentro dos limites impostos pela banda de frequência dos dados. A Figura 16 demonstra um fluxograma generalizado para inversão baseada em modelo. Trata-se de um método iterativo de modelagem e comparação, onde um modelo inicial, definido a partir de informações *a priori* oriundas da sísmica, perfis de poços ou, até mesmo, modelos de velocidade, é perturbado e comparado com o traço sísmico. A diferença entre os dois é calculada e o modelo é atualizado iterativamente até que um desajuste mínimo dos dados seja alcançado (Russell, 1988).

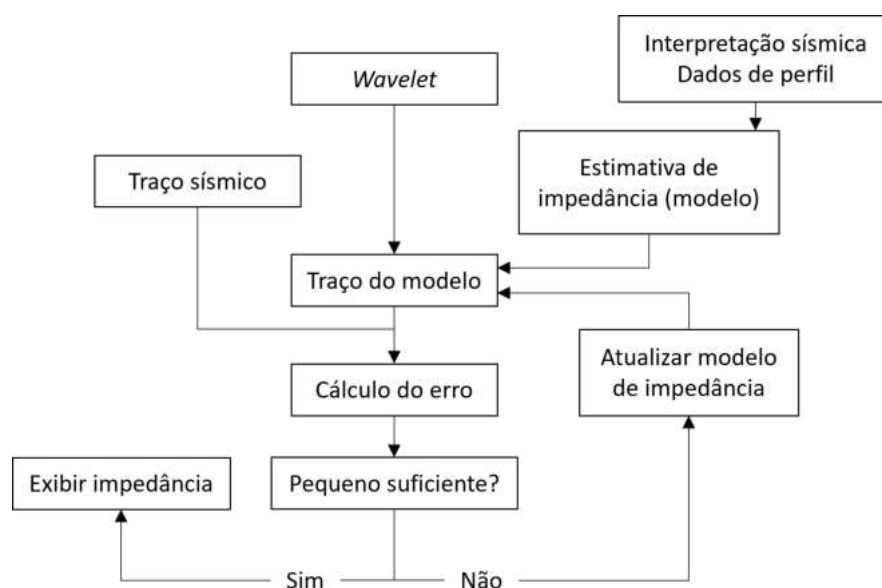


Figura 16 – Fluxograma generalizado para inversão baseada em modelo. Modificado de Simm e Bacon (2014).

Segundo Latimer *et al.* (2000), um modelo de impedância de boa qualidade contém mais informações do que dados sísmicos, uma vez que, a inversão integra dados de fontes diferentes (sísmica, perfis de poço e/ou velocidade). Modelos que englobem todo o conteúdo de frequência derivado de dados de poços, por exemplo, permitem que a inversão inclua uma largura de banda maior que o dado sísmico, possibilitando uma interpretação mais precisa. Além disso, a impedância acústica está intimamente relacionada à litologia, porosidade, preenchimento de poros e outras propriedades físicas e, por isso, é comum encontrar fortes

relações empíricas entre eles (Latimer *et al.*, 2000). Estes autores apontam, ainda, que modelos de impedância podem funcionar como base para a geração de modelos de fácies e de propriedades petrofísicas.

Dias *et al.* (2019) descrevem a metodologia empregada para a geração do volume de impedância acústica utilizado neste trabalho. Inicialmente foram realizadas etapas de pré-condicionamento, interpretação e aplicação de uma filtragem Q inversa (Wang, 2008). Em seguida, foi realizada a amarração sísmica-poço entre as discordâncias Pré-Jiquiá e base do sal com o intuito de posicionar os poços em tempo, em relação ao dado sísmico, utilizando *wavelets* estimadas na vizinhança de cada poço através de uma abordagem estatística.

Os poços com fator de correlação superior a 50% foram selecionados para gerar o modelo inicial, com exceção de três deles, que foram utilizados para o controle de qualidade da inversão. O modelo inicial foi gerado a partir da extrapolação dos perfis de impedância acústica, enquanto a *wavelet* utilizada foi obtida através da média aritmética das *wavelets* estimadas nas proximidades de cada poço. A Figura 17 mostra o resultado obtido pela inversão. Com este, os autores analisaram a relação entre impedância acústica e porosidade dentro dos reservatórios e observaram que, de modo geral, valores baixos de impedância estão associados a maiores porosidades no Campo de Búzios, ocorrendo, porém, uma exceção em algumas áreas na parte superior da Fm. Barra Velha, onde a presença de grãos finos ocupa a porosidade e interfere nessa relação (Figura 18).

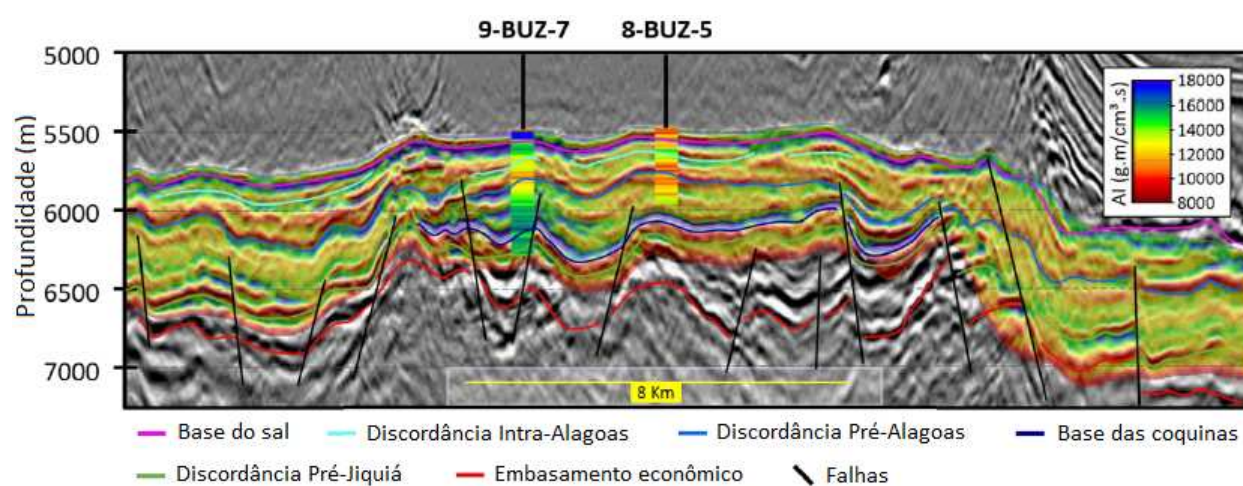


Figura 17 – Resultado da inversão baseada em modelo sobreposto a sísmica. Os perfis de impedância dos poços utilizam a mesma escala de cores do volume de impedância acústica gerado. Modificado de Dias *et al.* (2019).

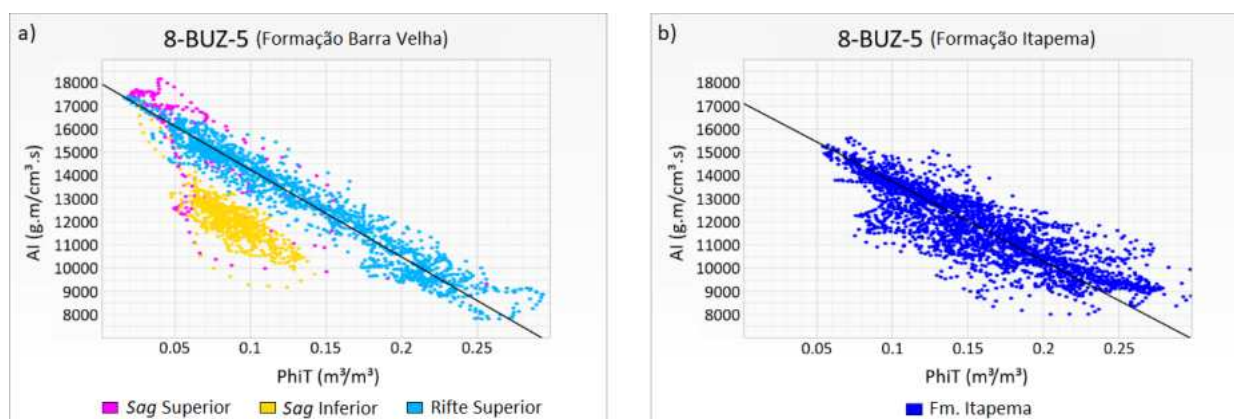


Figura 18 – *Crossplots* de impedância acústica (AI) x porosidade (PhiT) para o poço 8-BUZ-5-RJS. a) Fm. Barra Velha: $R=0,943$ (regressão linear calculada apenas na zona do Rife Superior). b) Fm. Itapema: $R=0,722$. Modificado de Dias *et al.* (2019).

3.1.4 Atributo de Curvatura

O atributo de curvatura é considerado um atributo geométrico (Tabela 1) que permite avaliar o formato das feições geológicas em subsuperfície. É exemplo de um bom atributo para detectar discontinuidades nos dados, sendo adequado para delinear falhas e características estratigráficas, aprimorando a análise geológica do arcabouço estrutural e estimativa das propriedades de fluxo dos reservatórios (Klein *et al.*, 2008). Devido a este aspecto, é um atributo bastante útil para estudo de áreas que passaram por intensos processos tectônicos e apresentam geologia complexa, como é o caso do pré-sal no Campo de Búzios.

Os atributos de curvatura volumétrica medem o quanto uma curva desvia de uma linha reta em um determinado ponto (Roberts, 2001). Variações laterais no mergulho e azimute dos refletores sísmicos fornecem medidas de curvatura (Alaei, 2021). A Figura 19 esquematiza a convenção de sinais adotada para esses atributos em um dado bidimensional, conforme Roberts (2001), onde as setas representam vetores normais à superfície. Nos locais onde esses vetores são paralelos, em superfícies planas horizontais ou inclinadas, a curvatura tem valor igual a zero. Onde os vetores divergem sobre anticlinais, a curvatura é definida como positiva e onde eles convergem sobre sinclinais, a curvatura é definida como negativa. Quanto maior o valor absoluto da curvatura, mais curva é a superfície analisada.

O atributo de curvatura em si representa um grupo de atributos derivados a partir deste mesmo conceito teórico, onde seções transversais com orientações diferentes resultam em diferentes curvaturas: mínima, máxima, de mergulho, entre outras (Roberts, 2001). Estas podem ser, ainda, utilizadas para gerar outras variações deste atributo, como curvaturas mais positiva e mais negativa, calculadas por meio da obtenção dos valores de curvatura mais positivos, ou mais negativos, em todas as curvaturas normais possíveis (Roberts, 2001).

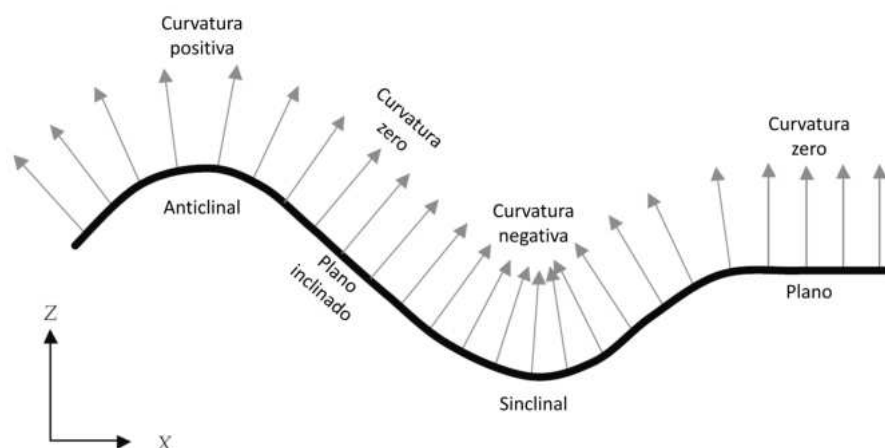


Figura 19 – Convenção de sinais para atributos de curvatura. Modificado de Roberts (2001).

Matematicamente, a curvatura está intimamente relacionada à segunda derivada de uma superfície e, por este motivo, sua qualidade é muito suscetível ao nível de ruído do dado (Roberts, 2001). Consequentemente, recomenda-se que filtragens de ruído sejam aplicadas ao dado *a priori*, como foi realizado durante a etapa de pré-condicionamento neste trabalho (descrita no capítulo de metodologia). Como forma de suplantar essa sensibilidade, Klein *et al.* (2008) propuseram um método que ao invés de calcular a curvatura das superfícies, obtém as curvaturas em todos os pontos do volume, extraindo-as ao longo de superfícies interpretadas, seções horizontais em tempo ou profundidade, ou qualquer tipo de seção sísmica. Os autores observaram que a curvatura do volume extraída ao longo de um horizonte interpretado é menos ruidosa do que a curvatura da superfície para o mesmo horizonte, uma vez que, a curvatura do volume mede a curvatura diretamente do campo de amplitude, enquanto a curvatura da superfície geralmente segue um “horizonte encaixado”, que será influenciado pela forma de um único traço ou de uma falha interpretada manualmente, possivelmente ruidosa.

3.1.5 Coerência

Um dos atributos selecionados para fornecer informações estruturais dos reservatórios foi o cubo de coerência. Bastante disseminado e utilizado na literatura, este atributo permite mapear as discontinuidades do dado a partir de medidas de similaridade entre os traços. Com isso, cubos de coerência possibilitam a identificação e interpretação de heterogeneidades estratigráficas e estruturais, sendo amplamente aplicados para detecção de falhas e fraturas.

O conceito de similaridade utilizado para geração e análise de cubos de coerência parte do princípio de que, dentro de um meio homogêneo, os traços sísmicos apresentam o mesmo comportamento e, desta forma, são similares. Por outro lado, na presença de heterogeneidades,

como limites estratigráficos e feições estruturais, esses traços apresentarão comportamentos diferentes dos traços vizinhos, correspondendo a uma não-similaridade entre eles. Existem diferentes metodologias para gerar esse tipo de volume, e as principais delas podem ser separadas em três grupos de acordo com o algoritmo utilizado para seu cálculo (Gersztenkorn e Marfurt, 1999): (1) algoritmo de coerência de primeira geração (Bahorich e Farmer, 1995), onde o atributo é medido a partir da correlação cruzada de cada traço com seu vizinho nas direções da *inline* e *crossline*; (2) algoritmo de coerência de segunda geração (Marfurt *et al.*, 1998), onde a coerência é calculada por meio de uma medida de *semblance* multitraços; e (3) algoritmo de terceira geração, que também é uma medida de coerência multitraços, no entanto, baseia-se na autoestrutura da matriz de covariância formada a partir dos traços em um cubo de análise (Gersztenkorn e Marfurt, 1996a; Gersztenkorn e Marfurt, 1996b; Gersztenkorn *et al.*, 1999).

Neste trabalho, o cubo de coerência foi obtido a partir de um algoritmo de terceira geração, calculado ao longo do mergulho estimado para cada traço (Gersztenkorn e Marfurt, 1999; Marfurt *et al.*, 1999). Essa abordagem pode ser dividida em duas etapas: (1) atribuição de um valor de mergulho para cada amostra; e (2) cálculo da similaridade da forma da onda ao longo do mergulho estimado usando uma janela de cálculo definida em torno de cada amostra (Aspentech, 2022). Em um primeiro momento, o mergulho é estimado automaticamente utilizando o método FX Dip, no qual subconjuntos do dado de amplitude sísmica são transformados para o espaço $f - x$ (frequência x transformada - combinação de fase e amplitude) e mudanças de fase são medidas para simular planos de mergulho. O mergulho calculado para o subconjunto analisado é aplicado a todas suas amostras (Aspentech, 2022). Uma vez que o mergulho é definido, o cálculo de similaridade é realizado utilizando o método de autoestrutura (Gersztenkorn e Marfurt, 1999).

Com base na metodologia proposta pelos autores, inicialmente, um cubo de análise contemplando um subvolume do dado é definido a partir de valores de aberturas espacial (número de traços) e vertical (número de amostras). Em seguida, este cubo move-se ao longo do volume sísmico produzindo uma medida de coerência para cada amostra. A Figura 20 ilustra a definição do cubo de análise em uma seção 2D e um volume 3D.

O cubo de análise pode ser escrito, matematicamente, como uma matriz de dados, onde cada coluna representa amostras de um mesmo traço, e cada linha denota amostras no mesmo tempo ou profundidade para todos os traços do cubo. Uma matriz de covariância é obtida e o cálculo dos seus autovalores determina a similaridade entre os traços. Esse cálculo pode ser ilustrado graficamente, se colocarmos essa matriz sendo representada como um *crossplot* n -dimensional, onde n equivale ao número de traços (Figura 21). Dados contínuos tenderão a ficar ao longo de uma linha reta, criando uma longa elipse, ao passo que, dados descontínuos serão mais dispersos, formando uma elipse mais circular. A magnitude dos vetores que

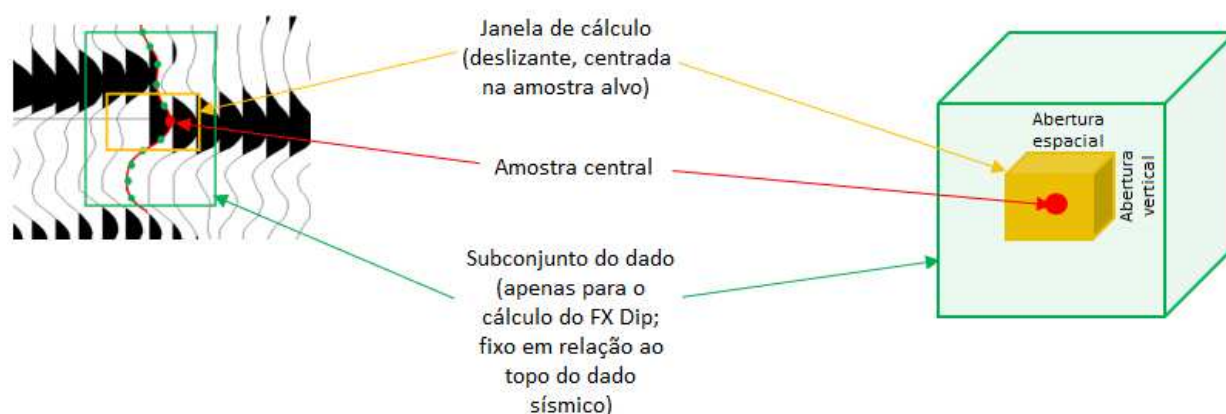


Figura 20 – Visualização 2D e 3D das janelas de análise para cálculos de mergulho e coerência. A janela em verde representa o subconjunto do dado definido para o cálculo do mergulho através do método FX Dip. A janela em amarelo representa o cubo de análise para cálculo da coerência centralizado na amostra alvo. Modificado de (Aspentech, 2022).

descrevem a elipse são os autovalores da matriz de covariância. O valor de coerência para a amostra no centro da janela de cálculo é baseado na razão do maior autovalor da matriz de covariância com a soma dos autovalores (Aspentech, 2022).

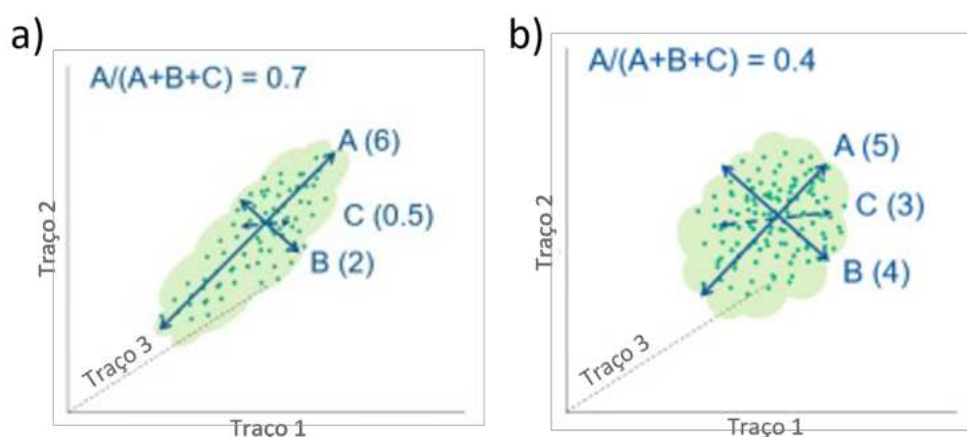


Figura 21 – a) *Crossplot* de dados razoavelmente contínuos. Se os traços fossem idênticos, os dados cairiam ao longo de uma linha reta, com os autovalores de B e C iguais a 0 e o valor de coerência do resultado seria 1. b) *Crossplot* de dados descontínuos. Quanto mais descontínuos os dados, maiores os autovalores para C e B relativos a A e mais o valor da coerência se aproxima de zero. Modificado de (Aspentech, 2022).

3.2 Métodos de Classificação de Fácies Sísmicas Não-Supervisionada

Como mencionado anteriormente, métodos para classificação de fácies sísmicas utilizando aprendizagem de máquina têm sido cada vez mais aplicados para caracterização de reservatórios. A habilidade das máquinas de manipular densos volumes de dados, aprender e oferecer predições a partir deles permite um melhor aproveitamento dos dados disponíveis e a obtenção de interpretações sísmicas mais robustas. Existem diferentes técnicas de aprendizado de máquina que podem ser utilizadas para esta função, sendo comum encontrar trabalhos que comparam as diferentes abordagens adotadas para análises geocientíficas (Coléou *et al.*, 2003; Zhao *et al.*, 2015; Chopra *et al.*, 2021). Além da variedade de algoritmos disponíveis, as classificações de fácies costumam utilizar dados oriundos de diferentes fontes, podendo, ainda, integrá-los em sua aplicação, sendo outro fator favorável à sua implementação.

Uma distribuição de fácies pode ser produzida a partir de duas etapas básicas: (1) treinamento do intervalo em análise com um método de classificação; e (2) propagação dos dados utilizando as classes definidas. A etapa de treinamento consiste na determinação da classe, na qual o algoritmo implementado estuda os dados de entrada, identifica os padrões presentes neles, a partir do formato de onda ou valores, por exemplo, e os combina em classes. Este treinamento pode ser realizado de maneira supervisionada ou não-supervisionada. No primeiro caso, uma parte do dado ou um modelo é utilizado como referência para orientar a predição dos resultados. No segundo, a predição ocorre livremente tendo como base apenas os dados de entrada do fluxo de trabalho. Na etapa de propagação, essas classes são comparadas com os dados para que estes possam ser atribuídos a classe a qual melhor se ajustam.

Os algoritmos de agrupamento mais utilizados na área de geociências incluem as técnicas de *self-organizing maps* (SOM) (Kohonen, 1995), *k-means* (MacQueen, 1967) e hierárquica (Kaufman e Rousseeuw, 1990). Devido aos seus mecanismos, os métodos SOM e *k-means* são categorizados como algoritmos particionais, nos quais as amostras de dados são divididas em conjuntos menores por meio da partição da distribuição original. Agrupamentos particionais são definidos como dinâmicos, ou seja, os pontos podem mover-se de um grupo para outro ao longo do processo, entretanto podem apresentar dificuldade em determinar o número adequado de grupos, além de serem suscetíveis a mínimos locais (Du e Swamy, 2014). Segundo estes autores, a qualidade de agrupamento de um algoritmo particional não é tão boa quanto a de algoritmos hierárquicos. Estes consistem em uma sequência de partições em uma estrutura hierárquica e que, devido ao fato de o número de grupos não precisar ser especificado no início do processo, não estão suscetíveis ao problema de mínimos locais (Du e Swamy, 2014). De acordo com estes, algumas metodologias tentam explorar as vantagens dessas técnicas implementando-as em conjunto em uma abordagem de aprendizagem de má-

quina híbrida, como a realizada para a classificação de fácies sísmicas multiatributo neste trabalho.

3.2.1 Análise da Componente Principal

Bishop (1995) relata que algumas dificuldades, como diminuição da performance do algoritmo implementado para aprendizagem de máquina, podem surgir ao se tentar realizar reconhecimento de padrões em espaços de alta dimensão e que potenciais melhorias podem ser alcançadas se os dados forem mapeados em um espaço de menor dimensionalidade. Segundo o autor, uma redução na dimensionalidade do espaço de entrada pode estar associada à perda de algumas informações do dado original e, portanto, o objetivo principal deste tipo de processo é preservar ao máximo informações relevantes. A análise de componente principal (PCA), também chamada de transformação Karhunen–Loeve, representa um método estatístico comumente utilizado para este propósito.

A redução de dimensionalidade a partir de uma análise de componentes principais pode ser descrita como uma transformação linear dos dados, onde deseja-se encontrar as direções nas quais os dados originais apresentam maior representatividade das suas amostras. O método baseia-se na análise espectral da matriz de correlação dos dados, que em casos de média igual a zero, torna-se uma matriz de covariância (Du e Swamy, 2014). Segundo estes autores, ao calcular os autovetores da matriz de covariância do vetor de entrada, a PCA transforma linearmente um vetor de entrada de alta dimensão em um de menor dimensão cujos componentes não são correlacionados. Dessa forma, a PCA visa extrair m direções ortonormais $\bar{w}_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, m$, no espaço de entrada que representam ao máximo a variação dos dados. Assim, um vetor de entrada $x \in R^n$ pode ser transformado em um espaço m -dimensional inferior sem perder informações intrínsecas essenciais (Du e Swamy, 2014). A primeira componente principal corresponde à direção que melhor representa os dados originais. As componentes seguintes são sucessivamente ortogonais entre si e possuem cada vez menos representatividade do dado original. O número total de componentes calculados é igual ao número de dimensões original do dado. A escolha por manter ou não o número total de componentes resulta na redução, ou não, de dimensionalidade. O resultado da PCA de uma distribuição de dados bidimensionais é ilustrado na Figura 22. Cada ponto do dado é caracterizado com precisão por suas projeções nas direções principais $\bar{w}_1 = \frac{w_1}{\|w_1\|}$ e $\bar{w}_2 = \frac{w_2}{\|w_2\|}$ (Du e Swamy, 2014). Se os dados forem compactados em um espaço unidimensional, cada ponto será então representado por sua projeção no autovetor w_1 (Du e Swamy, 2014).

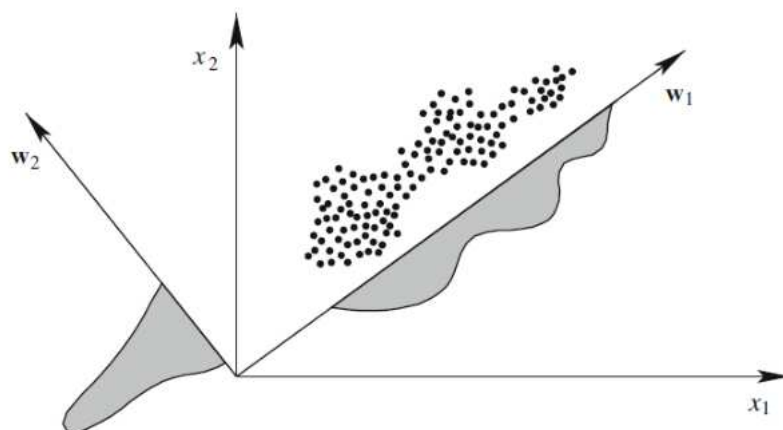


Figura 22 – Ilustração esquemática da análise de componentes principais aplicada a dados de duas dimensões (Du e Swamy, 2014).

3.2.2 Agrupamento *K-means*

O algoritmo de agrupamento *k-means* (MacQueen, 1967) é um método de aprendizado de máquina não-supervisionado que tem como objetivo particionar uma distribuição de dados não rotulados n -dimensional em k conjuntos de forma que os pontos dentro de um mesmo conjunto k_i compartilhem maior similaridade entre si do que com pontos de outro grupo. De acordo com este autor, esta é uma técnica de fácil implementação e computacionalmente econômica, sendo apropriada para o processamento de amostras de dados muito grandes. Suas aplicabilidades incluem métodos para agrupamento por similaridade, predição não-linear, aproximação de distribuições multivariadas e testes não-paramétricos para avaliar independência entre diversas variáveis (MacQueen, 1967).

O método consiste simplesmente em definir um número k de grupos no qual a distribuição de dados em análise será particionada. Segundo MacQueen (1967), a sua proposta não é encontrar um agrupamento único e definitivo, mas auxiliar o investigador a obter compreensão qualitativa e quantitativa de grandes quantidades de dados a partir de grupos de similaridade.

Para realizar esta análise, inicialmente, são definidos, de forma aleatória, alguns pontos ao longo da distribuição de dados que servirão como semente para o agrupamento inicial. Cada um desses pontos funciona como o centro dos grupos iniciais (centroides) e representam a média de cada um deles. Um aspecto importante a ser destacado é que não necessariamente o número de grupos iniciais corresponde ao número de grupos finais. Isto deve-se ao fato de que ao longo do processo, novos grupos poderão ser criados. A cada iteração, os pontos da distribuição são comparados com a média de cada um dos grupos e adicionados ao grupo cuja média estão mais próximo. Essa comparação é realizada através do cálculo da distância

entre os pontos e os centroides que, neste trabalho, foi definida pela distância euclidiana entre eles. Para a avaliação dessa distância, um valor de corte é definido como referência, se a distância entre o ponto e o centroide for menor que este valor, o ponto é adicionado ao grupo e a média desse grupo é recalculada. Se for maior, então este ponto passa a representar o centroide de um novo grupo, considerando que a quantidade máxima de grupos ainda não tenha sido atingida. Esse processo é chamado de “*coarsening and refining*” (MacQueen, 1967). *Coarsening* ocorre quando um ponto é adicionado a um grupo existente e *refining* quando um novo grupo é criado. Esse processo é realizado iterativamente até que não haja pontos restantes. Depois que toda distribuição é processada, o algoritmo reclassifica todos os pontos com base na proximidade com a média final de cada grupo, obtendo, assim, o agrupamento final. Zhao *et al.* (2015) demonstraram este processo graficamente para a classificação de uma amostra de dados em três grupos (Figura 23).

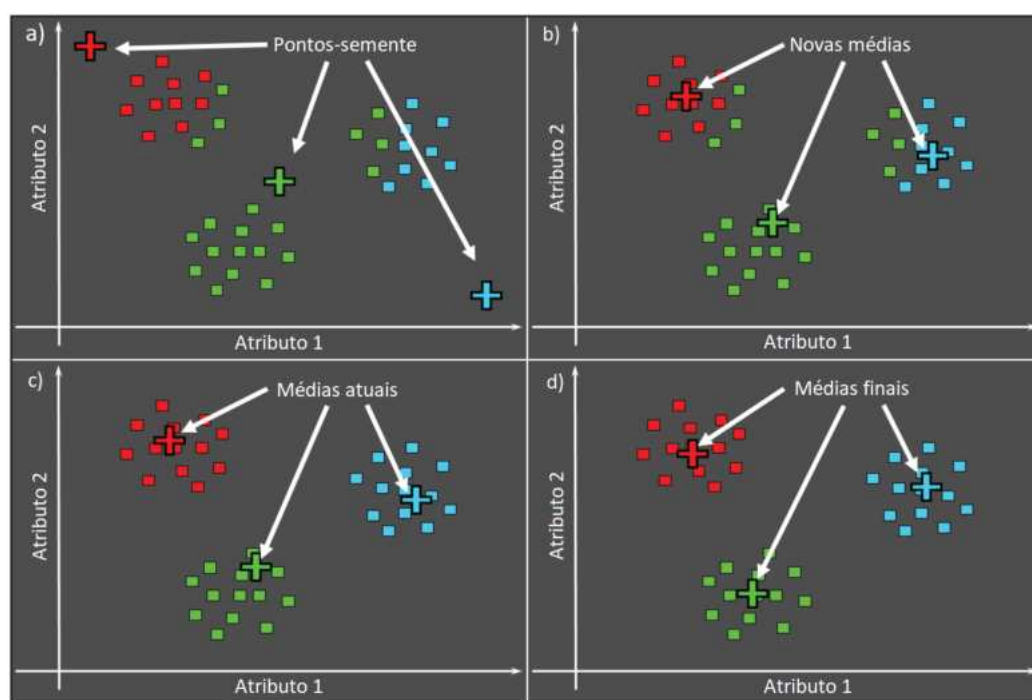


Figura 23 – Ilustração de um agrupamento *k-means* com três classes. (a) Três pontos-semente, aleatórios ou igualmente espaçados, servem como estimativa inicial das médias vetoriais de cada grupo. Em seguida, a distância entre cada vetor de dados e a média de cada grupo é calculada e cada vetor adicionado ao grupo que está a uma menor distância. (b) As médias de cada grupo são recalculadas a partir dos vetores de dados previamente definidos. (c) A distância entre cada vetor e as novas médias é calculada e cada um é atribuído ao grupo que possui a menor distância. (d) O processo continua até que as mudanças nas médias converjam para suas localizações finais. Modificado de Zhao *et al.* (2015).

3.2.3 Self-organizing Maps (SOM)

A técnica de aprendizagem de máquina conhecida como *self-organizing maps* (mapas auto-organizáveis) (Kohonen, 1995) consiste em uma classe especial de redes neurais artificiais utilizada amplamente como ferramenta para produzir agrupamentos e visualizações de dados (Asan e Ercan, 2012). Através de sua aplicação, uma distribuição de dados de alta dimensão pode ser remapeada de forma ordenada em uma grade regular com menor dimensão, convertendo relações estatísticas complexas e não-lineares em relações geométricas simples (Kohonen, 1998). Inspirado no funcionamento natural das redes neurais humanas, o SOM implementa um aprendizado competitivo não-supervisionado entre os neurônios artificiais da rede e utiliza uma função de vizinhança para preservar as propriedades topológicas do dado de entrada ao final do agrupamento (Kohonen, 1995). Este algoritmo é frequentemente empregado para reconhecimento de padrões, podendo ser, também, utilizado para redução de dimensionalidade.

A Figura 24 ilustra a arquitetura bidimensional de um SOM, na qual a rede é representada por uma grade bidimensional, onde cada entrada está conectada a todos os neurônios do mapa (Pacheco, 2022). Segundo este autor, cada neurônio possui um conjunto de peso de dimensão igual ao número de características do conjunto de dados. Portanto, dada uma entrada $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_k)$, a matriz de pesos será representada por $W_{m,n} = (w_1, w_2, \dots, w_k)$, sendo k a dimensão da entrada e m e n o formato da grade.

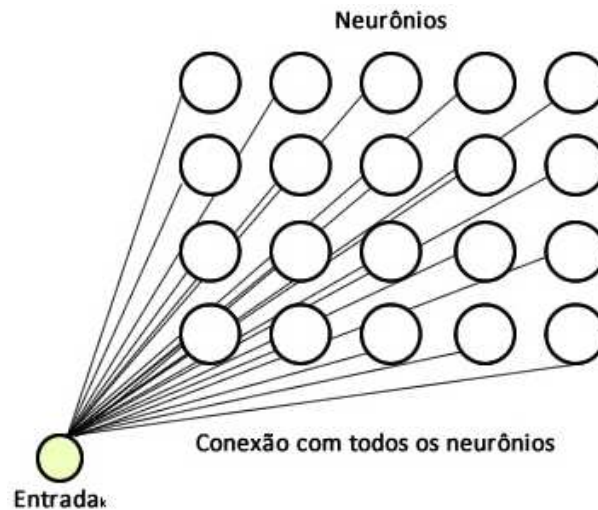


Figura 24 – Arquitetura bidimensional de um SOM com 20 neurônios em uma grade 4×5 (Pacheco, 2022).

De acordo com Pacheco (2022), o treinamento deste algoritmo pode ser dividido em duas etapas: competitiva e cooperativa. Na etapa de competição, os neurônios da rede competem entre si para determinar o neurônio vencedor, aquele que melhor representa a amostra de entrada selecionada. Esta competição é realizada através do cálculo da distância entre a

amostra e cada um dos neurônios. O neurônio mais próximo é considerado o vencedor. Na etapa cooperativa, este neurônio irá influenciar o peso de seus vizinhos para formar uma região especialista. Quanto mais longe um neurônio estiver do vencedor, menos ele é influenciado. A cada iteração, a área de influência do neurônio vencedor diminui e os pesos para cada neurônio são ajustados. Ao final de um certo número de iterações ou convergência dos pesos, tem-se a rede/mapa treinado (Pacheco, 2022).

3.2.4 Agrupamento Hierárquico

Representando mais um dos algoritmos utilizados para aprendizagem de máquina não-supervisionada, o agrupamento hierárquico (Kaufman e Rousseeuw, 1990) consiste em produzir partições de uma amostra de dados em uma estrutura hierárquica, representada graficamente como uma árvore de agrupamento denominada dendrograma (Du e Swamy, 2014) (Figura 25). Diferente dos métodos de SOM e *k-means*, o agrupamento hierárquico não utiliza um aprendizado competitivo (Kaufman e Rousseeuw, 1990).

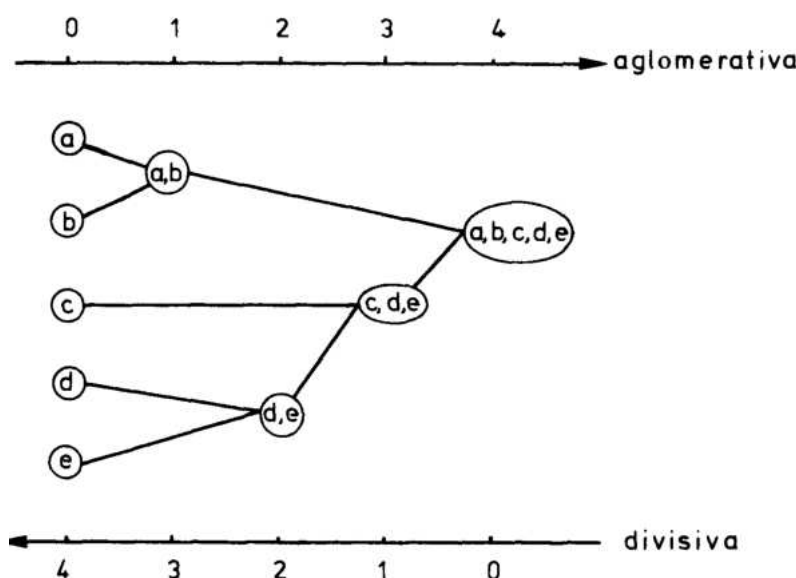


Figura 25 – Distinção entre técnicas aglomerativa e divisiva. Neste exemplo, as hierarquias aglomerativa e divisiva coincidem, mas geralmente elas chegam a resultados diferentes. Modificado de Kaufman e Rousseeuw (1990).

Existem dois tipos de técnicas hierárquicas: aglomerativa e divisiva (Figura 25). Elas constroem sua hierarquia em direção oposta uma à outra, produzindo resultados bastante diferentes (Kaufman e Rousseeuw, 1990). Na abordagem aglomerativa cada ponto da distribuição de dados representa um subconjunto do dado. À medida em que o agrupamento avança, os subconjuntos são mesclados, de dois em dois, até que reste apenas um (ou o número de subconjuntos que se deseja definir). Por outro lado, na abordagem divisiva, inicialmente todos os pontos do dado representam um único conjunto e, a cada iteração, são

divididos até que haja k subconjuntos (Kaufman e Rousseeuw, 1990). De acordo com Du e Swamy (2014), o agrupamento hierárquico geralmente assume a forma de agrupamento aglomerativo.

Dentre as vantagens deste método, além de estar menos suscetível a ocorrência de mínimos locais, pontos *outliers* podem ser facilmente identificados, uma vez que eles se fundem com outros pontos com menor frequência devido às suas distâncias maiores dos outros pontos (Du e Swamy, 2014). Em contrapartida, o método apresenta complexidade computacional elevada, de pelo menos $O(n^2)$ (tempo de computação diretamente proporcional ao quadrado do número de amostras do dado de entrada), podendo ter sua aplicação inviabilizada para grandes volumes de dados (Du e Swamy, 2014). Outra desvantagem do método está associada ao fato de tratar-se de um processo estático, em que, uma vez que o algoritmo une, ou divide, dois objetos, eles não poderão mais ser separados, ou reunidos (Kaufman e Rousseeuw, 1990), o que pode comprometer o resultado final.

4

Metodologia

Os dados disponíveis para a realização desta pesquisa foram volumes sísmicos PSDM original e pré-condicionado e de impedância acústica, interpretação de horizontes e falhas na zona do pré-sal e 17 poços distribuídos pela área do Campo de Búzios (Figura 26). O volume sísmico original e os poços foram cedidos pela ANP, os demais são produtos de trabalhos realizados pelo grupo de pesquisa anteriormente.

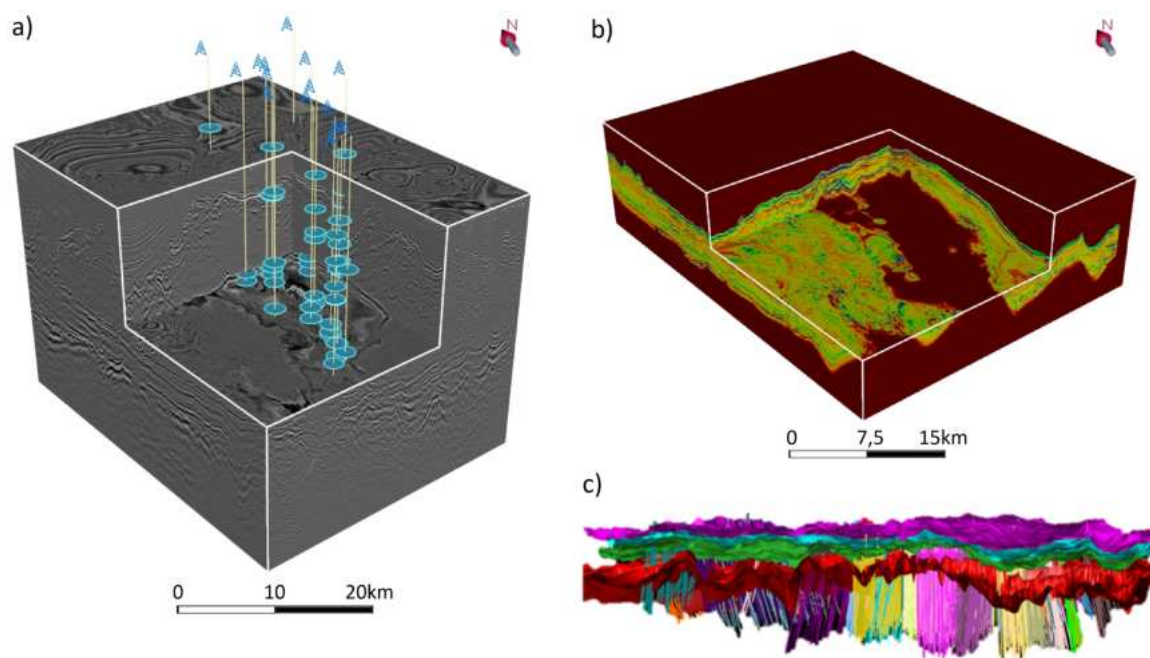


Figura 26 – a) Volume sísmico PSDM e localização dos poços no Campo de Búzios. b) Volume de impedância acústica. c) Visão tridimensional ilustrativa dos horizontes e falhas interpretados na zona do pré-sal.

O volume original corresponde a um dado sísmico processado que cobre todo Campo de

Búzios com área de aproximadamente 2.600 km². De acordo com o cabeçalho do dado, seu processamento sísmico incluiu, dentre outras, etapas de atenuação de *swell noise*, atenuação de múltiplas, aplicação de filtro de frequência, silenciamento do fundo do mar e migração Kirchhoff pré-empilhamento em profundidade. Sua geometria e amostragem são definidas por 2.403 *inlines* com espaçamento de 25 m entre si, 3.449 *crosslines* com espaçamento de 12,5 m e valores de profundidade de 0 a 9.995 m, a uma taxa de amostragem de 5 m, totalizando 2.000 amostras nesta direção.

Os poços da área e suas respectivas finalidades estão listados na Tabela 2. Poços estratigráficos e de extensão possuem caráter exploratório, poços de produção e injeção, caráter exploratório e o especial visa objetivos específicos, podendo ser perfurado tanto na fase exploratória, quanto na de produção. Dentre os perfis geofísicos de poço disponibilizados estão o sônico, de densidade e ressonância magnética, os quais foram utilizados neste trabalho.

Tabela 2: Lista dos poços disponíveis na área e suas respectivas finalidades.

Poço	Finalidade	Poço	Finalidade
2-ANP-1-RJS	Estratigráfico	9-BRSA-1191-RJS	Especial
3-BRSA-944A-RJS	Extensão	9-BRSA-1197-RJS	Especial
3-BRSA-1053-RJS	Extensão	9-BUZ-1-RJS	Especial
3-BRSA-1064-RJS	Extensão	9-BUZ-2-RJS	Especial
3-BRSA-1184-RJS	Extensão	9-BUZ-3-RJS	Especial
3-BRSA-1195-RJS	Extensão	9-BUZ-4-RJS	Especial
7-BUZ-6-RJS	Produção	9-BUZ-7-RJS	Especial
8-BUZ-5-RJS	Injeção	9-BUZ-8-RJS	Especial
9-BRSA-1159-RJS	Especial		

A metodologia empregada neste trabalho está representada no fluxograma da Figura 27 e consiste em: (1) pré-condicionamento; (2) interpretação tectônica e estratigráfica; (3) cálculo dos atributos sísmicos selecionados; (4) identificação dos principais padrões sísmicos dos reservatórios carbonáticos; (5) implementação de técnicas de aprendizado de máquina não-supervisionado para classificação de fácies sísmicas; (6) interpretação e correlação das fácies com feições dos reservatórios; e (7) correlação das classes com perfis de porosidade e de permeabilidade. As setas em cinza claro indicam ciclicidade entre as etapas envolvidas, o que significa que ocorreram concomitante e colaborativamente. As etapas de carregamento, pré-condicionamento, interpretação sísmica e inversão acústica do dado foram realizadas por outros membros do GIECAR e, por isto, estão destacadas em cinza.

Etapas de pré-condicionamento de dados sísmicos compreendem na preparação do dado para as etapas seguintes do seu fluxo de processamento. Tratando-se de volumes sísmicos migrados, o pré-condicionamento, geralmente, consiste na aplicação de técnicas para a atenuação de ruídos residuais, aumento da razão sinal-ruído e equalização do conteúdo de

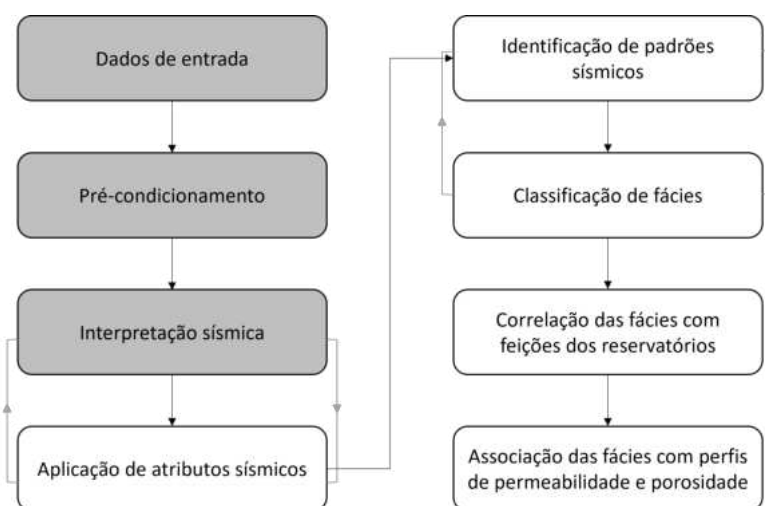


Figura 27 – Fluxograma da metodologia aplicada para a classificação de fácies no Campo de Búzios. As etapas identificadas em cinza foram realizadas por outros membros do grupo de pesquisa.

frequência presente no dado. Esta etapa representa um passo fundamental para o aumento da qualidade da imagem sísmica, sendo, em alguns casos, um pré-requisito indispensável para a interpretação sísmica e para a geração de atributos sísmicos.

A fim de atenuar ruídos aleatórios e coerentes presentes no volume sísmico do Campo de Búzios, filtros mediano e de suavização estruturalmente orientada (*structural-oriented smoothing*) foram aplicados ao dado. O primeiro foi utilizado para remover ruídos aleatórios e parametrizado de forma a manter a resolução vertical do dado. Já o segundo, fundamentou-se na técnica de suavização baseada em inclinação (*slope-based smoothing*) (Hale, 2009), que leva em consideração o mergulho dos refletores e foi aplicado para suavizar ruídos direcionais. Ele é obtido a partir de autovetores derivados de um campo tensor estrutural que permite gerar filtros que suavizam ao longo de feições lineares ou planares, mas não ao longo delas (Hale, 2009). Segundo Alaei (2021), este tipo de filtragem é um dos métodos mais utilizados para a remoção de ruídos. Seu objetivo principal é distinguir os elementos geométricos dos refletores (mergulho e azimuth) de ruídos e, assim, preservar feições de pequena escala ao longo do processo (Alaei, 2021). Como resultado, o volume pré-condicionado apresenta melhor continuidade dos refletores sísmicos e aumento da razão sinal-ruído (Figura 28). Este volume foi gerado por outros membros do grupo de pesquisa e foi utilizado como dado de entrada para a geração de atributos sísmicos neste trabalho.

A interpretação sísmica consistiu no mapeamento das principais falhas e horizontes presentes na zona do pré-sal a partir da análise do volume sísmico pré-condicionado e de alguns dos atributos sísmicos gerados. Desta forma, as etapas de interpretação e de aplicação de atributos ocorreram concomitantemente. A interpretação representa uma fase primordial para trabalhos de caracterização de reservatórios, uma vez que permite analisar a influência

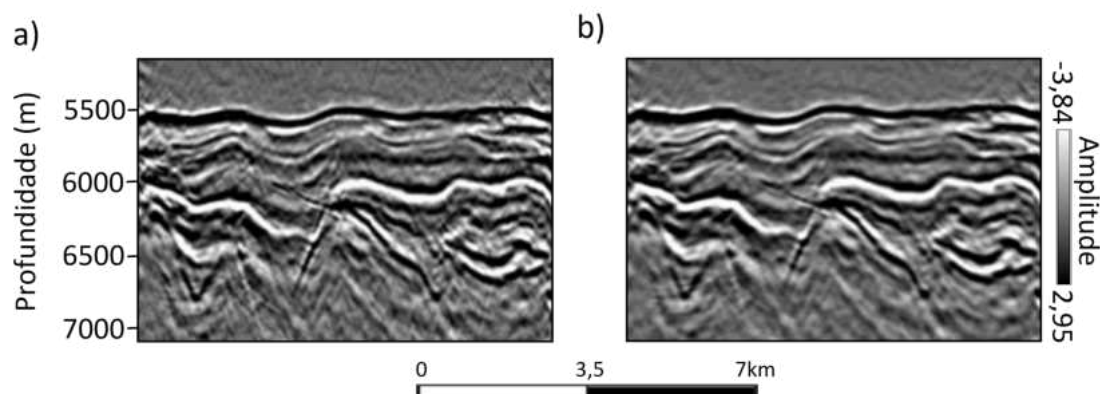


Figura 28 – Seção sísmica com foco na zona do pré-sal a) antes e b) depois do pré-condicionamento.

do arcabouço estrutural da área na sedimentação e distribuição de fácies, bem como delimitar os intervalos de interesse. Assim como o pré-condicionamento, esta etapa foi realizada por outros membros do GIECAR.

A identificação de horizontes sísmicos permite reconhecer os limites das diferentes sequências estratigráficas que compõem uma bacia. Neste trabalho, a interpretação dos horizontes beneficiou-se da presença de marcadores estratigráficos nos poços da região. Assim, foram interpretados os seguintes refletores: embasamento econômico, associado ao topo da Fm. Camboriú; discordância Pré-Jiquiá (Jiquiá-Buracica), que marca a base da Fm. Itapema e do intervalo de interesse deste trabalho; Pré-Alagoas, discordância que separa as formações Itapema e Barra Velha; e a base do sal, que representa a base da Fm. Ariri e o limite superior dos reservatórios carbonáticos do pré-sal (Figura 29). A discordância Intra-Alagoas foi interpretada apenas em algumas seções, não tendo relevância para este trabalho.

Estruturalmente, devido ao fato de ter sido formado durante as fases rifte e *sag*, o pré-sal apresenta um sistema de falhas, predominantemente normais, em *horsts* e grábens, com falhas que se estendem desde o embasamento até a base do sal (em alguns casos). A Figura 30 mostra uma seção interpretada passando pelo poço 8-BUZ-5-RJS destacando as principais falhas e horizontes da zona do pré-sal no Campo de Búzios.

Com o intuito de definir os atributos sísmicos que seriam utilizados na pesquisa, no início do trabalho foi realizada uma análise qualitativa dos atributos gerados para avaliar quais forneciam informações relevantes acerca do dado. Para evitar redundância, alguns dos volumes gerados inicialmente foram substituídos por outros que fornecem informações similares e são comumente utilizados para objetivos análogos ao da pesquisa. Os atributos de técnica volume de amplitudes (tecVA), *local flatness*, impedância acústica relativa, derivadas do envelope e frequência *rms* são exemplos desses atributos. Desse modo, foram selecionados alguns dos principais atributos sísmicos aplicados para auxiliar a interpretação estrutural e

Tempo (Ma)	Período	Idade	Discordância	Formação
110	Cretáceo	Albiano		Guarujá
				Ariri
120		Aptiano	Base do sal	Barra Velha Superior
			Intra-Alagoas	Barra Velha Inferior
		Jiquiá	Pré-Alagoas	Itapema
130		Barremiano	Pré-Jiquiá	Piçarras
		Buracica		
		Aratu	Embasamento	Camboriú
140		Haute-riviano		
		Valanginiano		
		Berriasiano		
		Rio da Serra		

Figura 29 – Estratigrafia do Campo de Búzios exibindo os horizontes interpretados. Modificado de Wright e Barnett (2015) após Moreira *et al.* (2007).

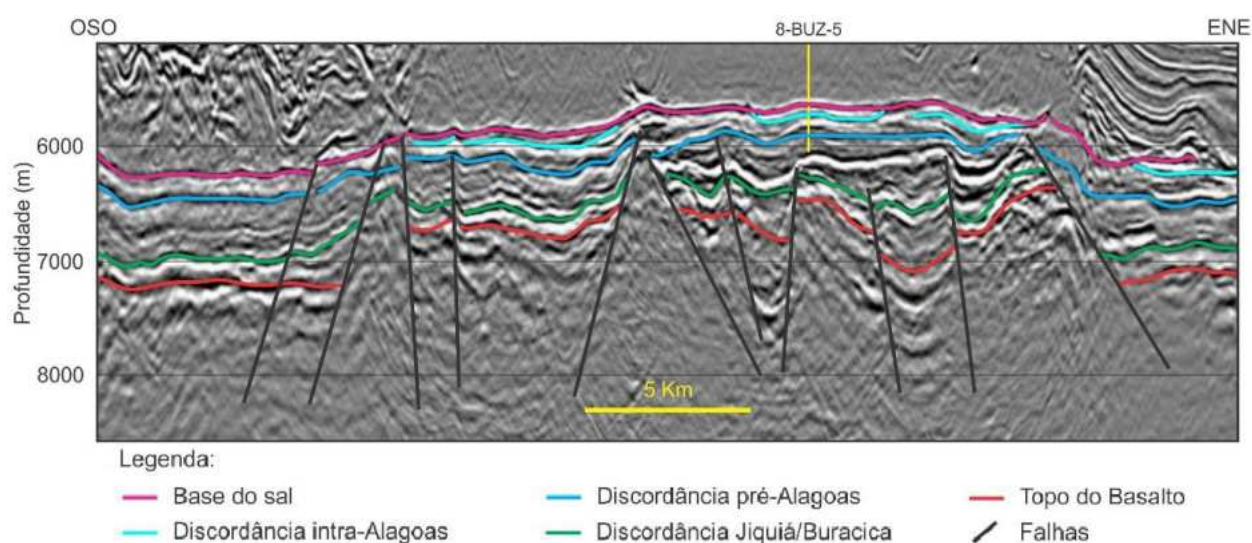


Figura 30 – Seção sísmica interpretada passando pelo poço 8-BUZ-5-RJS. Modificado de Castro (2019).

estratigráfica de reservatórios de hidrocarbonetos: fase instantânea, decomposição espectral híbrida, impedância acústica, curvatura e coerência, cuja teoria foi explicada no capítulo anterior. A escolha destes atributos baseou-se, ainda, nos dados disponíveis e na informação que se desejava extrair: diferenciação dos padrões sísmicos dos reservatórios e mapeamento de falhas e fraturas. Outro fator relevante para a seleção foi a aplicabilidade destes atributos em trabalhos anteriores, tanto na mesma área de estudo, quanto para caracterização de reservatórios carbonáticos do pré-sal (Jesus *et al.*, 2019; Ferreira *et al.*, 2019; Ferreira *et al.*,

2021; Carvalho *et al.*, 2022).

Os atributos fase instantânea e envelope são calculados a partir da análise do traço sísmico complexo, representados pelos termos $\theta(t)$ e $A(t)$ na Equação 3, respectivamente. O primeiro contribuiu para identificação da continuidade dos refletores e visualização da estrutura interna dos padrões sísmicos, além disso, foi utilizado como um volume integrante da classificação de fácies multiatributo. O segundo foi utilizado como etapa final para geração do atributo de decomposição espectral híbrida.

A decomposição espectral do dado foi produzida utilizando o método da transformada *wavelet* no volume sísmico pré-condicionado no domínio do tempo, posteriormente convertido para profundidade. Neste método, a decomposição espectral produz *wavelets*, reais e imaginárias, para cada banda de frequência definida que, convolvidas com o traço sísmico original, geram novos conjuntos de traços com banda limitada (Aspentech, 2022). Para este cálculo foram utilizadas *wavelets* Gabor-Morlet de banda temporal curta, projetadas com frequências centrais igualmente espaçadas no domínio de banda de oitava de frequência (Aspentech, 2022). A quantidade de volumes produzidos neste processo é estipulada pelo número de bandas de frequência utilizadas para decomposição espectral, estando cada volume relacionado a uma determinada frequência. Neste trabalho, foram gerados volumes com frequências centralizadas em 16, 24 e 32 Hz. O atributo de decomposição espectral híbrida (Jesus *et al.*, 2019), utilizado como entrada na classificação multiatributo, foi calculado a partir da rotação de fase de -90° e cálculo do envelope do volume de decomposição espectral convencional de 24Hz.

Os atributos de curvatura deste trabalho foram gerados a partir da técnica proposta por Klein *et al.* (2008), na qual a curvatura é extraída através de métodos de ajuste de curvas em três etapas: (1) uma pequena superfície é propagada ao redor de cada amostra do volume dentro de uma janela de análise horizontal. As profundidades da superfície são obtidas através da identificação do valor máximo de correlação cruzada entre o traço central e cada traço vizinho em uma janela vertical. Essas correlações cruzadas são, então, interpoladas de volta, usando um ajuste parabólico para determinar o deslocamento vertical preciso da correlação cruzada máxima; (2) uma superfície quadrática de mínimos quadrados $z(x, y)$ da forma é ajustada aos deslocamentos verticais; e (3) o conjunto de atributos de curvatura é calculado a partir dos coeficientes da superfície quadrática usando geometria diferencial clássica (Roberts, 2001). Dentre os volumes obtidos, a curvatura mais positiva foi preferida para compor a classificação multiatributo. Esta curvatura registra a taxa de mudança mais positiva do mergulho da reflexão, o que ajuda a destacar feições como anticlinais e ressaltos na reflexão (Barnes, 2016). Este atributo foi selecionado para que, juntamente com o cubo de coerência, fosse possível caracterizar os reservatórios em termos estratigráficos e, principalmente, estruturais por meio do mapeamento de falhas e fraturas.

Para geração do atributo de coerência, o tamanho do cubo de análise geralmente é determinado com base na feição geológica que se deseja analisar. Características geológicas com menor duração vertical são analisadas com janelas verticais menores, enquanto características com uma duração vertical mais longa são analisadas com janelas verticais maiores (Gersztenkorn e Marfurt, 1999). A Tabela 3 mostra os parâmetros que foram testados para a geração deste atributo. O fator de escala é um parâmetro opcional utilizado para escalar não linearmente os dados de coerência. Como resultado, o contraste entre altas e baixas coerências torna-se mais evidente, destacando ainda mais a continuidade dos eventos de baixa coerência. A abertura vertical define o número de amostras acima e abaixo da amostra onde o cálculo de coerência está sendo realizado e a abertura espacial é a área ao redor da amostra que define o número de traços que serão utilizados para a análise, podendo ser de qualquer formato (Aspentech, 2022). Ambas as aberturas podem ser utilizadas para reduzir ruído, mas a escolha do seu tamanho deve considerar as feições geológicas alvo, como mencionado acima. Como o objetivo deste atributo era fornecer resolução na escala do reservatório, foram definidas aberturas vertical e espacial pequenas e fator de escala maior para destacar principalmente a ocorrência de fraturas nos carbonatos (valores em azul na Tabela 3).

Tabela 3: Parâmetros testados para geração do atributo de coerência. Os valores em azul representam o resultado escolhido para as análises.

Fator de escala	Abertura vertical		Abertura espacial	
	<i>Semblance</i>	<i>Eigen</i>	<i>Inline</i>	<i>Crossline</i>
1,0	3	3	1	1
1,5	3	3	1	1
1,0	3	3	3	3
1,5	3	3	3	3
1,0	5	5	1	1
1,5	5	5	1	1
1,0	5	5	3	3
1,5	5	5	3	3
1,0	7	7	1	1
1,5	7	7	1	1
1,0	7	7	3	3
1,5	7	7	3	3

A classificação não-supervisionada de sismofácies foi realizada de duas formas: uma classificação monoatributo, utilizando apenas o volume de amplitude sísmica como dado de entrada e uma classificação multiatributo, na qual os atributos apresentados no capítulo anterior foram utilizados como entrada. Para cada classificação foi utilizada uma técnica de aprendizagem de máquina diferente e ambas realizadas entre o intervalo de 50 m acima do horizonte da base do sal e 50 m abaixo da discordância Pré-Jiquiá. Para etapa de treinamento, os volumes de entrada foram amostrados a cada 4 *inlines* e 4 *crosslines*.

A classificação monoatributo foi realizada através da utilização de redes neurais, baseadas no algoritmo de mapas auto-organizáveis (Kohonen, 1995), para reconhecimento de padrões na forma da onda do dado. Os números de classes testados para esta classificação foram 5, 7, 9 e 11. Ele determina o número das diferentes famílias de traços que podem ser encontradas em toda a área de pesquisa. Parâmetros como número de iterações, σ e ϵ (parâmetros avançados do algoritmo Kohonen que controlam o efeito que a forma de um determinado traço tem sobre seus traços vizinhos) não foram testados, tendo sido utilizados os valores padrões sugeridos pelo *software*: 50, 1,5-5,0 e 0,01-0,70, respectivamente. Para este método, o resultado selecionado foi a classificação em 9 fácies sísmicas.

Para classificação multiatributo, inicialmente, foi realizada uma análise de componente principal com os atributos sísmicos, e os componentes resultantes foram utilizados para distribuição de fácies, realizada em uma abordagem híbrida, que combina os algoritmos de *k-means* (MacQueen, 1967) e agrupamento hierárquico (Kaufman e Rousseeuw, 1990). Foram realizados testes utilizando 3, 4 e 5 componentes principais. Os números de classes testados foram de 5, 7, 9, 11 e 13, e os valores dos dados foram utilizados como modo de discriminação das fácies, baseando-se no cálculo da distância euclidiana, ao invés da forma da onda. Para esta abordagem, a classificação em 7 fácies foi selecionada como melhor resultado.

A metodologia híbrida é dividida em três etapas (Figura 31): pré-processamento, agrupamento e refinamento. Na primeira etapa, a técnica de *k-means* é utilizada para realizar a partição dos dados de entrada em conjuntos menores. A redução da quantidade de dados a ser classificada possibilita que o processo de hierarquização ocorra de forma mais otimizada. Na segunda etapa, ocorre o agrupamento dos dados pré-processados utilizando um algoritmo hierárquico aglomerativo, também conhecido como “de baixo para cima” (*bottom up*). A aglomeração dos pontos foi realizada a partir da análise da distância euclidiana entre as classes iniciais. Por último, o algoritmo de *k-means* é utilizado novamente para um ajuste final, no qual as classes são ligeiramente movidas para que se adequem ao conjunto de dados original de maneira ideal, aprimorando a variância interclasse e a definição das classes finais (Aspentech, 2022). Dessa forma, o dado original é acessado em dois momentos, durante o pré e pós-processamento das classes.

A redução do número de amostras nas quais é realizado o agrupamento hierárquico tem um impacto significativo nos requisitos de memória e tempo computacional, o que torna a abordagem híbrida extremamente adequada para grandes volumes de dados, como no caso deste trabalho. Além disto, a etapa de refinamento traz outra vantagem para esta abordagem, uma vez que busca reduzir o efeito do caráter estático dos algoritmos hierárquicos por meio do ajuste final das classes. Segundo Aspentech (2022), o agrupamento hierárquico provou se comportar muito melhor em tais condições otimizadas, produzindo menos

agrupamentos não-específicos.

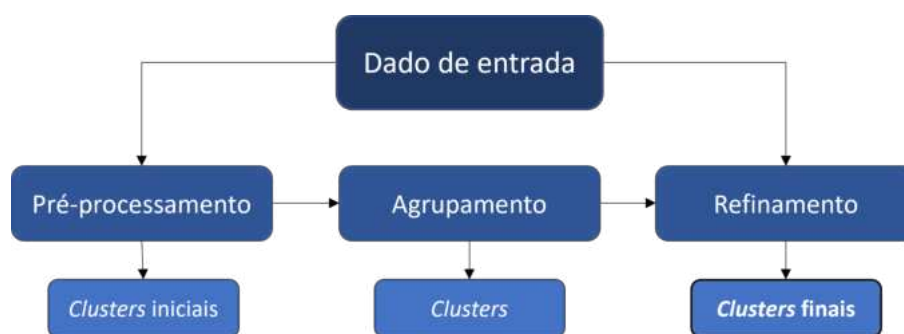


Figura 31 – Etapas da abordagem híbrida, que combina os algoritmos de agrupamento *k-means* e hierárquico, para classificação de sismofácies utilizando os atributos sísmicos gerados neste trabalho. Modificado de (Aspentech, 2022).

5

Resultados e Discussão

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos e a discussão acerca destes. Inicialmente são demonstrados os resultados da aplicação dos atributos sísmicos selecionados nos padrões sísmicos presentes nos reservatórios do Campo de Búzios. Em seguida, são avaliados os resultados da análise de componentes principais realizada para a classificação de fácies multiatributo. Posteriormente, são apresentados os resultados dos atributos sísmicos e das classificações de fácies realizadas e, por fim, os resultados da correlação entre as fácies da classificação multiatributo e os perfis de porosidade e de permeabilidade.

5.1 Padrões Sísmicos

As respostas de cada atributo para cada um dos principais padrões sísmicos dos reservatórios: banco de coquinas, fluxo de detritos, *build-ups* e plataformas carbonáticas são apresentadas na Figura 32. O uso de atributos sísmicos facilitou a delimitação destes padrões e a visualização de seus arcabouços internos, nem sempre visíveis em seções sísmicas devido às respostas de baixa amplitude ocasionalmente observadas na seção do pré-sal. A aplicação de atributos auxiliou, ainda, na avaliação da distribuição de algumas propriedades físicas de rocha importantes, uma vez que relações empíricas podem ser construídas a partir deles.

No Campo de Búzios, os bancos de coquina estão localizados, entre falhas, em altos estruturais na Fm. Itapema. Com textura homogênea na imagem sísmica (Figura 32a), seus limites são mais facilmente identificados com o auxílio dos atributos, onde aparecem bem destacados nas seções de impedância acústica, fase instantânea e decomposição espectral híbrida (Figuras 32e, 32i e 32u). Neste exemplo, pode-se observar que o banco de coquinas

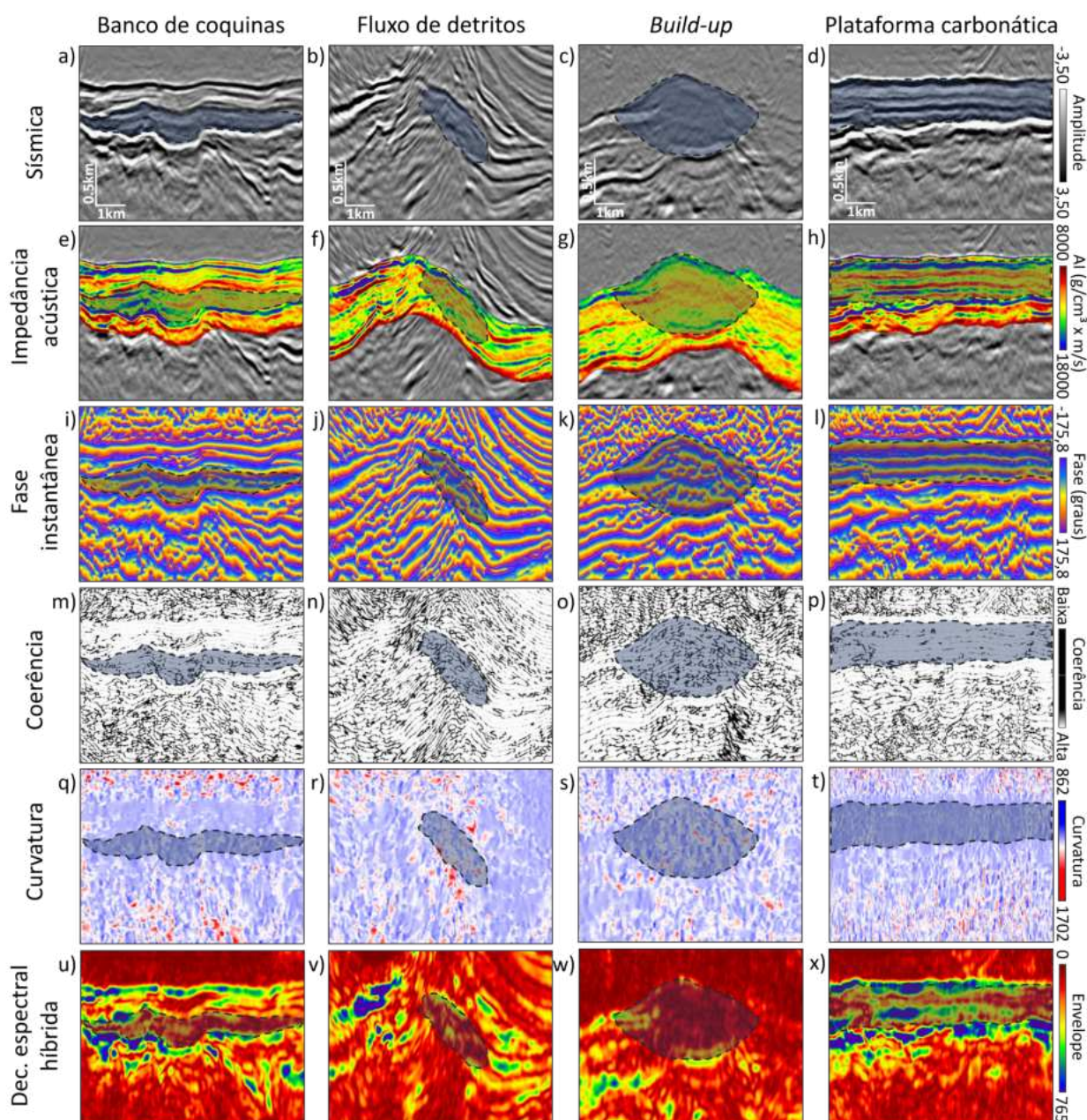


Figura 32 – Principais padrões sísmicos observados nos reservatórios carbonáticos do pré-sal do Campo de Búzios exibidos em seções de amplitude sísmica, impedância acústica, fase instantânea, coerência, curvatura e decomposição espectral híbrida: banco de coquina (a, e, i, m, q, u), fluxo de detritos (b, f, j, n, r, v), *build-up* (c, g, k, o, s, w) e plataforma carbonática (d, h, l, p, t, x).

apresenta valores baixos a médios de impedância acústica que, de acordo com a sua relação com porosidade (Dias *et al.*, 2019), pode indicar valores altos a médios de porosidade. Castro (2019) os descreve como as regiões com melhores propriedades permoporosas neste campo. A presença de fraturas, ilustradas pelas regiões de descontinuidades nos atributos de coerência e curvatura (Figuras 32m e 32q), pode contribuir para maior porosidade e permeabilidade desta feição. Outro ponto a ser mencionado são os valores elevados de impedância acústica

observados na base deste padrão, que podem indicar baixa porosidade relacionada maior cimentação da rocha carbonática neste local (Castro, 2019). A ocorrência de impedâncias mais elevadas também é observada no interior deste banco de coquina em sua porção esquerda.

A fácies de fluxo de detritos representa um deslocamento de maciço rochoso gerado por movimentos estruturais associados a falhas. Neste campo, eles são reconhecidos por geometrias clinoformes, tipicamente localizadas em planos de falhas normais, podendo ser encontrados tanto na Fm. Itapema quanto na Barra Velha. Sua amplitude sísmica (Figura 32b), geralmente, exibe um arranjo interno caótico, pouco destacado devido à fraca resposta sísmica. No entanto, as suas heterogeneidades podem ser observadas nas seções dos atributos. Seu arranjo interno é bem evidenciado pela fase instantânea, coerência e curvatura (Figuras 32i, 32n e 32r), que demonstram uma fácies caótica com presença de bastante descontinuidades. Suas características de permoporosidade variam de acordo com a rocha que originou os sedimentos e da seleção dos grãos acumulados. Os valores baixos a médios de impedância acústica (Figura 32f) podem indicar porosidades médias a altas, com maiores valores podendo ocorrer na região central dos depósitos (direção Noroeste-Sudeste). Similarmente à amplitude sísmica, o atributo de decomposição espectral híbrida (Figura 32v) mostrou sinal fraco e caótico para este padrão.

Neste exemplo, o *build-up* carbonático apresenta uma geometria externa convexa *upward*, com resposta sísmica caótica de baixa amplitude (Figura 32c). No Campo de Búzios, este padrão geralmente está localizado no topo de falhas de grande rejeito, ocorrendo sempre em altos estruturais ou altos locais isolados na Fm. Barra Velha. Enquanto a resposta sísmica e da decomposição espectral híbrida (Figura 32w) não mostram detalhes do arcabouço interno deste padrão, os dados de impedância acústica, fase instantânea, coerência e curvatura (Figuras 32g, 32k, 32o e 32s) permitem que algumas considerações sobre o interior deste depósito sejam feitas. *Build-ups* carbonáticos são construídos por processos de construção a partir de fluxos hidrotermais ou bioconstrução, portanto, devido ao caráter de sua formação, espera-se que arranjos caóticos sejam notados em seu interior, conforme demonstrado pelos atributos de fase instantânea, coerência e curvatura, que exibem bastante descontinuidades nos refletores internos. Além disso, valores baixos de impedância em seu centro podem indicar melhor porosidade em relação à parte superior dessa estrutura.

Nesta área de estudo, as plataformas carbonáticas são, geralmente, depositadas em ambiente agradacional/progradacional e apresentam sedimentação paralela a subparalela. Assim como o banco de coquinas, este padrão situa-se em altos estruturais, ocorrendo de forma predominante na Fm. Barra Velha. A seção sísmica apresenta uma intercalação entre refletores com amplitudes altas e baixas (Figura 32d), comportamento que também é observado em alguns atributos sísmicos: impedância acústica, fase instantânea e decomposição espectral híbrida (Figuras 32h, 32l e 32x). A variação da impedância acústica pode indicar variação

da porosidade de acordo com a seleção dos sedimentos. Como esperado, esta fácies possui um comportamento mais homogêneo nas seções de coerência e de curvatura, com poucas descontinuidades delineadas (Figuras 32p e 32t). Entretanto, no exemplo selecionado, é possível observar uma variação lateral na base deste padrão, ressaltada principalmente na decomposição espectral híbrida (Figura 32x).

Como mencionado anteriormente, todos os padrões podem apresentar boas rochas reservatório neste campo (Castro, 2019; Ferreira *et al.*, 2021), no entanto, a avaliação de dados de poços e amostras são essenciais para uma caracterização mais precisa da qualidade do reservatório de cada um deles.

5.2 Análise das Componentes Principais

A aplicação de análise de componentes principais antes de classificação de fácies utilizando atributos sísmicos é algo comum (Ferreira, 2018; Jesus *et al.*, 2019; Carvalho *et al.*, 2022). Em casos em que os dados de entrada apresentam uma dimensionalidade muito alta, pode-se optar pela seleção apenas das primeiras componentes principais e, assim, diminuir a quantidade de dados introduzidos aos algoritmos da classificação. Em outros casos, quando a quantidade de componentes selecionadas após a análise é igual a quantidade de atributos sísmicos inseridos, não ocorre uma redução de dimensionalidade, e sim a rotação desses dados para que sejam expressos nas direções das suas componentes principais, como foi o caso realizado neste trabalho. Optou-se por não reduzir a dimensionalidade, uma vez que foi considerado que todas as componentes contribuíram significativamente para a classificação. Embora o número de autovetores PCA tenha sido igual ao número de atributos sísmicos, as fácies classificadas a partir dos autovetores permitiram uma melhor associação com os padrões sísmicos do que utilizando o espaço amostral original, corroborando para esta escolha. As Tabelas 4, 5 e 6 mostram os resultados da análise de componentes principais executada antes da classificação de fácies multiatributo. A avaliação destas e a pouca redundância observada em seus resultados levou a escolha de realizar esta classificação com todas as componentes calculadas.

A Tabela 4 exibe a matriz de análise dos atributos sísmicos selecionados. Por se tratar de uma matriz simétrica, foram mantidos apenas os valores nas células abaixo da diagonal principal para facilitar a visualização. Esta matriz permite observar a correlação entre os diferentes volumes de atributos. De acordo com Aspentech (2022), uma correlação igual ou superior a 0,6 pode indicar redundância entre os atributos. Desta forma, esta tabela é utilizada para entender as relações entre os dados de entrada e determinar quais serão utilizados para gerar as componentes e, consequentemente, a classificação de fácies, a fim de evitar re-

Tabela 4: Matriz de análise dos atributos sísmicos selecionados para a análise de componentes principais.

	Impedância acústica	Curvatura	Coerência	Dec. espec- tral híbrida	Fase ins- tantânea
Impedância acústica	1,000	-	-	-	-
Curvatura	-0,017	1,000	-	-	-
Coerência	0,029	-0,087	1,000	-	-
Dec. espectral híbrida	0,139	-0,198	0,227	1,000	-
Fase instantâ- nea	0,296	0,030	-0,007	0,009	1,000

dundância e, se aplicável, reduzir a dimensionalidade dos dados. Este resultado mostra uma correlação muito baixa entre os atributos sísmicos selecionados, com o maior valor observado entre os atributos de impedância acústica e fase instantânea, de aproximadamente 30% de correlação, considerado um valor baixo.

Tabela 5: Contribuição dos diferentes atributos para cada componente principal.

Componente	Impedância acústica	Curvatura	Coerência	Dec. espec- tral híbrida	Fase ins- tantânea
1	-0,568	0,439	-0,512	-0,697	-0,382
2	0,575	0,419	-0,376	-0,317	0,712
3	-0,052	0,708	0,637	0,032	-0,022
4	0,268	0,338	-0,394	0,504	-0,399
5	0,521	-0,119	0,181	-0,396	-0,431

Tabela 6: Contribuições individuais e acumuladas de cada componente da análise de componentes principais para a classificações de sismofácies multiatributo.

Componente	Contribuição individual	Contribuição acumulada
1	28,236	28,236
2	25,137	53,373
3	18,253	71,626
4	15,118	86,744
5	13,256	100,000

A Tabela 5 mostra a contribuição dos atributos para cada componente. Se as componen-

tes apresentarem distribuição de atributos semelhante, pode indicar redundância entre elas, algo que não foi observado nesta análise. A Tabela 6 exibe as contribuições individuais e acumuladas de cada uma das principais componentes calculadas. É possível observar que até a quarta componente existe 86,75% de contribuição acumulada e, após análise qualitativa dos resultados de testes de classificação de fácies com 4 e 5 componentes, foi considerado que a última componente era relevante para a classificação, uma vez que seu resultado trouxe um pouco mais de resolução quando comparado ao obtido com apenas 4 componentes.

5.3 Atributos Sísmicos e Classificações de Fácies Sísmicas

As linhas selecionadas para discussão destes resultados estão identificadas na Figura 33. Elas consistem em três *crosslines* nas porções norte (seção AA'), central (seção BB') e sul (seção CC') do campo e uma *inline* cortando todo o volume de norte a sul na região central do campo (seção DD'). Estas linhas foram escolhidas com o objetivo de destacar a heterogeneidade dos reservatórios carbonáticos das formações Itapema e Barra Velha ao longo do Campo de Búzios.

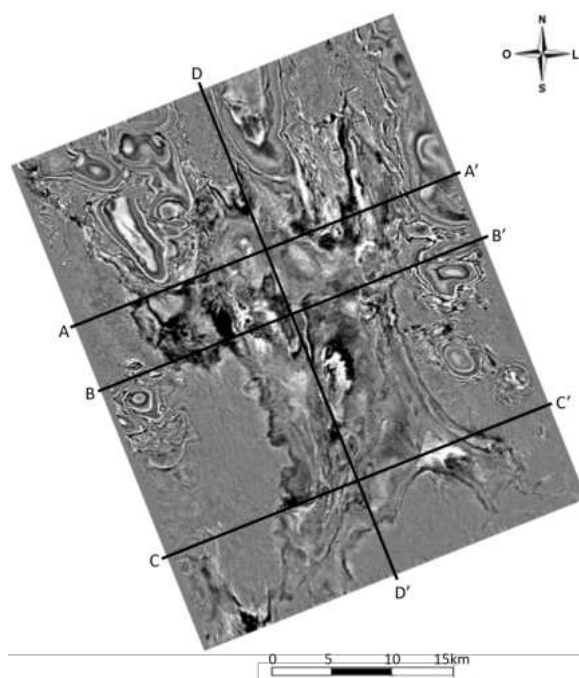


Figura 33 – Seção horizontal do volume sísmico pré-condicionado em 5.800 m de profundidade com a localização das linhas selecionadas para exibição os resultados em seções verticais.

A Figura 34 exibe as linhas selecionadas em seções verticais de amplitude sísmica. Nelas foram identificados os principais horizontes presentes na zona do pré-sal: Pré-Jiquiá em

verde, Pré-Alagoas em azul e base do sal em rosa; e algumas das ocorrências dos principais padrões sísmicos presentes nestes reservatórios. Já as figuras 35 a 38 exibem os resultados dos atributos sísmicos aplicados: impedância acústica, fase instantânea, coerência, curvatura e decomposição espectral híbrida; e das duas classificações de fácies sísmicas executadas: classificação monoatributo e classificação multiatributo em cada uma das seções.

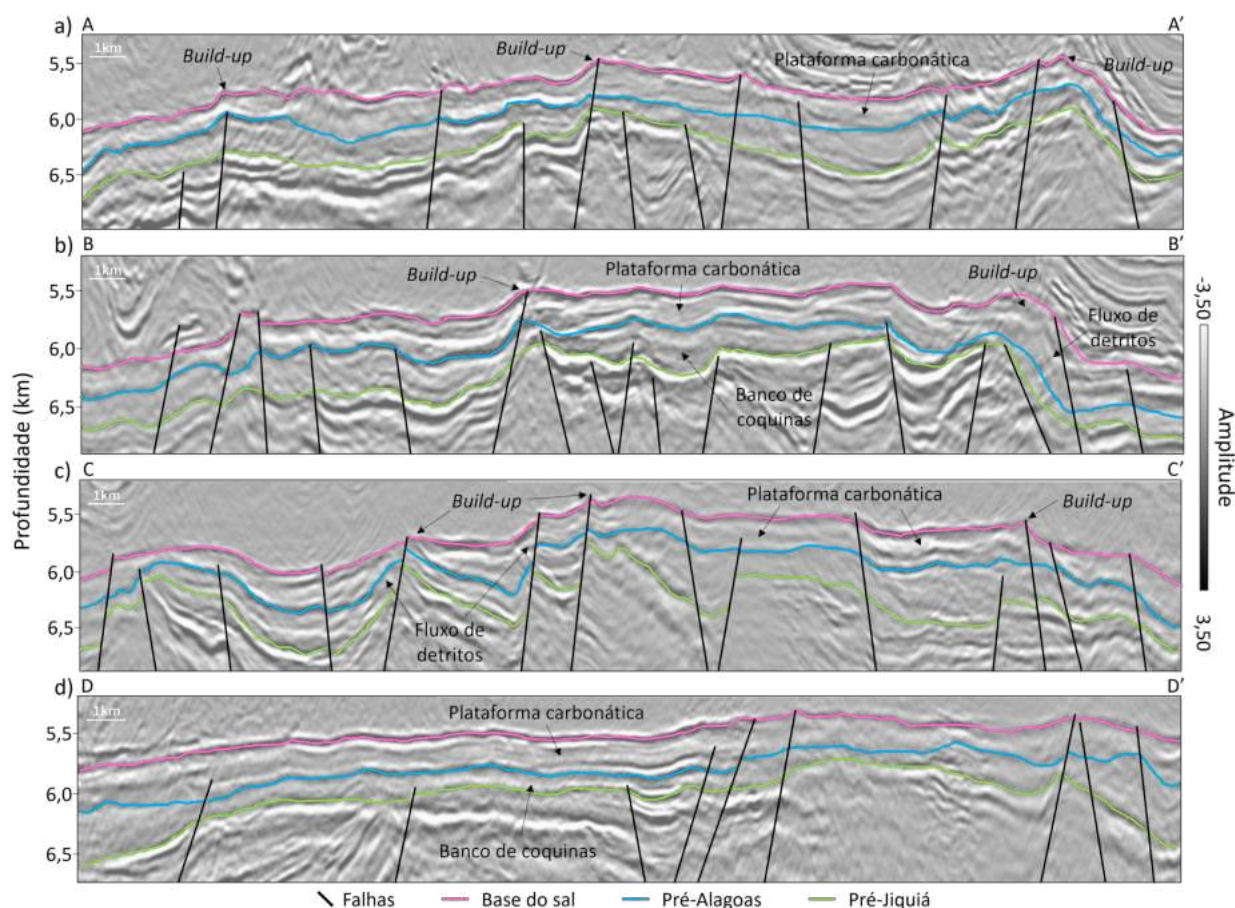


Figura 34 – Principais padrões sísmicos dos reservatórios do Campo de Búzios (banco de coquinas, fluxo de detritos, *build-ups* e plataforma carbonática) identificados em seções verticais de amplitude sísmica para as seções a) AA', b) BB', c) CC' e d) DD'.

As seções de impedância acústica mostram que, de modo geral, os reservatórios carbonáticos deste campo apresentam valores médios a baixos de impedância acústica, sendo pouco frequentes impedâncias mais altas. Como mencionado anteriormente, a relação entre esta propriedade física das rochas e porosidade dá-se de forma inversamente proporcional na maior parte do Campo de Búzios (Castro, 2019; Dias *et al.*, 2019), assim, valores baixos de impedância acústica estão, na maior parte dos casos, associados a alta porosidade e valores altos de impedância acústica a baixas porosidades. Com isto, é possível realizar uma análise qualitativa da distribuição de porosidade dos reservatórios a partir deste atributo sísmico, que indica porosidades médias a altas neste campo. As impedâncias mais altas aparecem,

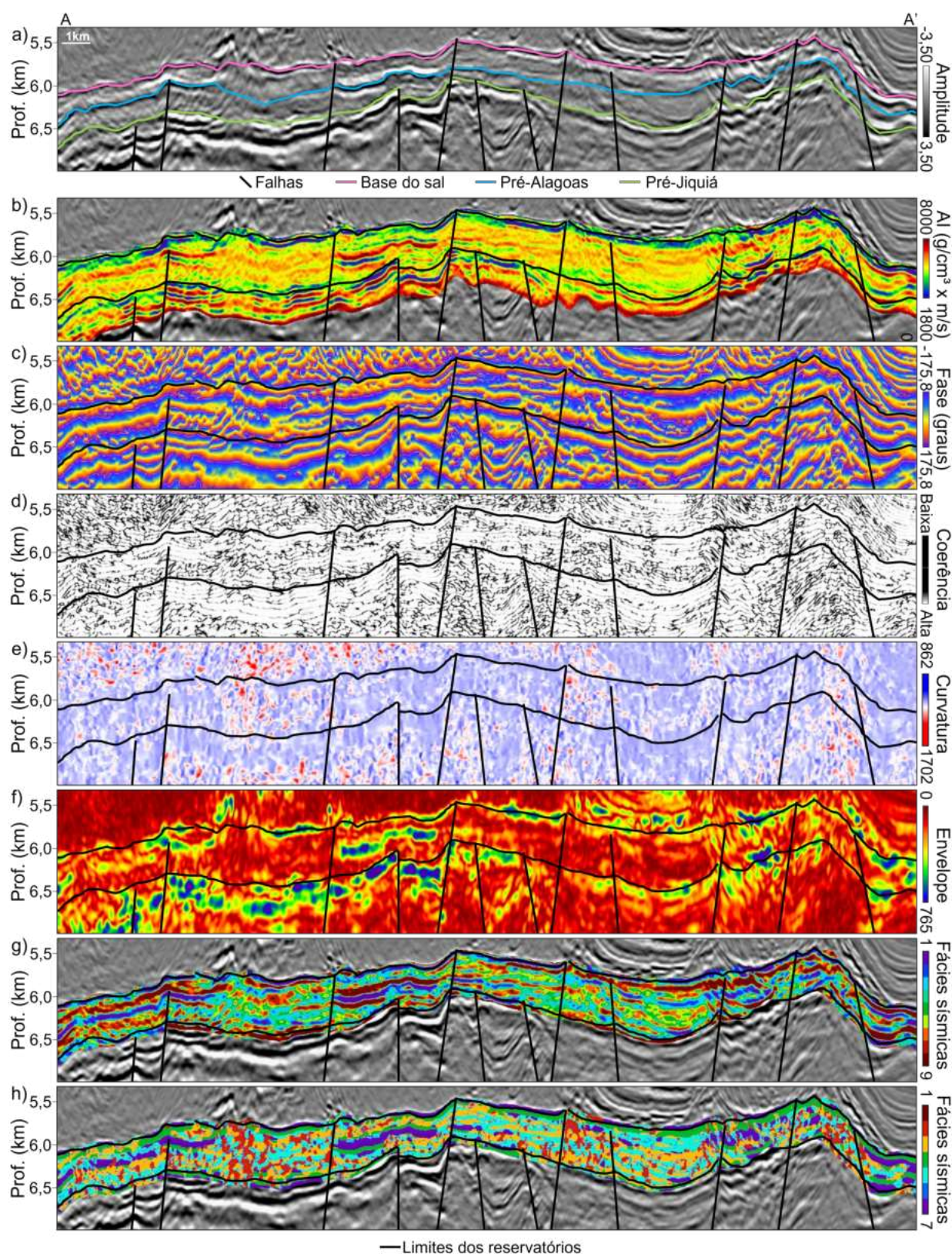


Figura 35 – Seção AA' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.

principalmente, em refletores bem contínuos na base do sal. Este comportamento já era esperado devido ao alto contraste entre a anidrita e os carbonatos separados por esta interface. Este tipo de resposta é também notado na seção BB' (Figura 36), região mais central do campo, onde altos valores de impedância acústica são observados na base dos reservatórios, mais especificamente na base do banco de coquinas localizado ao centro desta linha. Isto pode indicar baixa porosidade relacionada a uma provável maior cimentação da rocha carbonática nesta área (Castro, 2019). Além disso, pode-se notar, também, a intercalação entre valores mais altos e mais baixos de impedância acústica nesta seção.

Em relação ao resultado da fase instantânea, em todas as linhas é possível observar de forma mais evidente a continuidade dos eventos. Este atributo enfatiza os limites das sequências estratigráficas, facilitando o mapeamento dos limites dos reservatórios e as discordâncias dentro dos mesmos. Além disto, ele destaca o arcabouço interno dos padrões sísmicos, principalmente em regiões caóticas e com baixa amplitude sísmica, como observado em *build-ups* e fluxos de detritos (Figura 32). Os limites dos reservatórios são bem definidos também pelo resultado da decomposição espectral híbrida, atributo que retrata o contraste entre as camadas. Suas respostas exibem melhor separação entre os reservatórios e rochas sobre e subjacentes na região mais a norte do campo, nas seções AA' (Figura 35f) e BB' (Figura 36f). Esta diferença de respostas entre Norte e Sul é bem marcada na seção DD' (Figura 38f).

Analisando o arcabouço estrutural dos reservatórios, pode-se notar um aumento na ocorrência de falhas da seção mais ao norte (Figura 35) em direção ao sul do campo (Figura 37). Tal comportamento reflete na variação geométrica do reservatório como um todo, sendo mais horizontalizado à norte e mais compartimentado ao sul. A análise da linha DD', que corta o campo de Norte (esquerda) a Sul (direita), reforça esta observação, principalmente nos atributos de coerência (Figura 38d) e curvatura (Figura 38e), onde é possível observar maior homogeneidade e continuidade na metade esquerda da linha, com valores de coerência mais altos e curvaturas mais baixas. O comportamento oposto é observado na metade direita da linha nestas seções, que apresenta maior presença de traços com baixa coerência e curvaturas maiores, evidenciando uma região menos homogênea. Esta diferença também é vista nas seções dos outros atributos e em ambas as classificações de fácies sísmicas, através de respostas mais caóticas na porção sul do campo e maior ocorrência da fácies 2 (vermelha) na classificação multiatributo (Figura 38h), associada à presença de falhas e fraturas.

O resultado da classificação de fácies sísmicas monoatributo está exibida nas Figuras 35g, 36g, 37g e 38g e da classificação multiatributo nas Figuras 35h, 36h, 37h e 38h. A primeira diferença a ser notada entre estes dois resultados é o número de fácies preferido para cada uma das abordagens. Enquanto a primeira está agrupada em 9 fácies sísmicas, a segunda apresentou melhor agrupamento em 7 sismofácies. Esta dessemelhança indica que

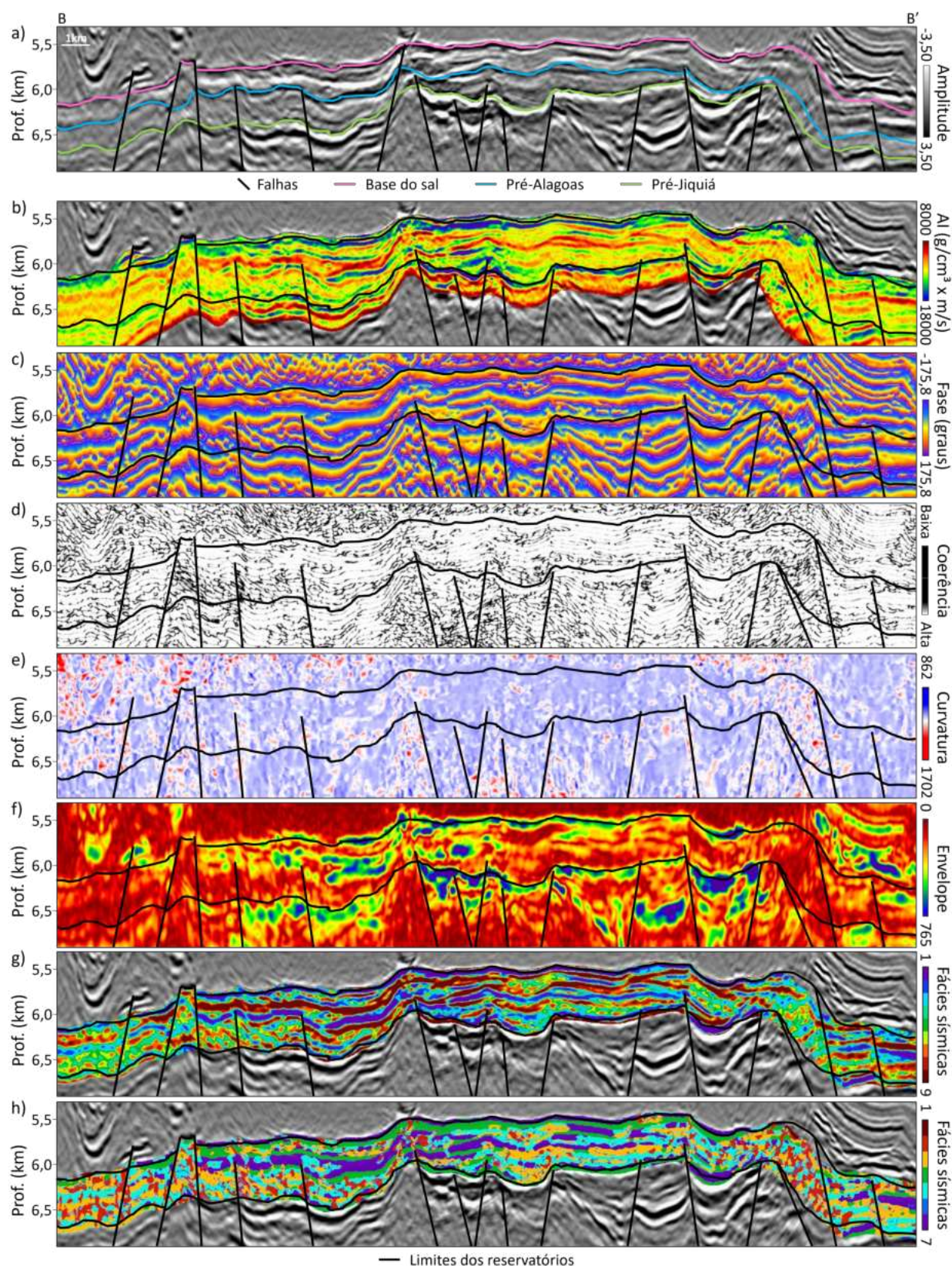


Figura 36 – Seção BB' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.

não necessariamente a classificação de fácies na mesma área de estudo resultará sempre em números de família iguais, principalmente dada a utilização de diferentes métodos de aprendizagem de máquina para etapa de treinamento e diferentes dados de entrada.

Em ambas as classificações as fácies mais centrais das escalas, 3 (azul clara), 4 (verde) e 5 (verde clara) para a classificação monoatributo e 3 (amarela) e 5 (azul clara) para a multiatributo, encontram-se mais presentes nestas seções, representando a maior parte dos reservatórios. As fácies mais externas, 1 (roxa) e 9 (vinho), da classificação monoatributo ocorrem em refletores mais contínuos, destacados pelos atributos de fase instantânea, coerência e curvatura e com amplitudes mais altas, evidenciados nas seções de impedância acústica e decomposição espectral híbrida. Comportamento similar é observado para as fácies 4 (verde) e 7 (roxa) da classificação multiatributo. De modo geral, a fácies 9 (vinho) da classificação de sismofácies monoatributo e a fácies 7 (roxa) da multiatributo estão associadas a valores mais baixos de impedância acústica. Considerando a relação proporcional inversa estabelecida entre impedância acústica e porosidade neste campo (Dias *et al.*, 2019), isto pode indicar que são fácies com melhores porosidades. Por outro lado, a fácies 4 (verde) da análise multiatributo ocorre frequentemente relacionada a valores mais altos de impedância acústica, conseqüentemente, pode representar uma fácies menos porosa.

Um aspecto importante, que agregou mais valor de uma classificação para a outra, foi a possibilidade de se realizar interpretações mais geológicas das fácies. Enquanto a primeira classificação permitiu a visualização da estrutura interna dos reservatórios, viabilizando enxergar feições de baixa amplitude sísmica que não podiam ser observadas a partir a interpretação do volume sísmico, a segunda classificação trouxe mais definição para as fácies. Apesar de a primeira classificação iluminar os reservatórios como um todo e realçar áreas com aparência mais caótica, não foi possível associar uma ou mais fácies a ocorrência de fraturas por exemplo. Em contrapartida, a classificação multiatributo permitiu a identificação de fácies com caráter discrepante (fácies 1 - vinho) e de fácies associadas à presença de falhas e fraturas de diferentes escalas (fácies 2 - vermelha para falhas e fraturas maiores e 6 - azul escura para fraturas menores), feições estruturais relevantes do sistema petrolífero complexo do pré-sal. A análise multiatributo integra informações de diferentes atributos que permitem compartimentar melhor os reservatórios, enfatizando as suas heterogeneidades devido às diferentes resoluções que cada atributo traz e à cada detalhe que é destacado por cada um deles, individualmente e em conjunto.

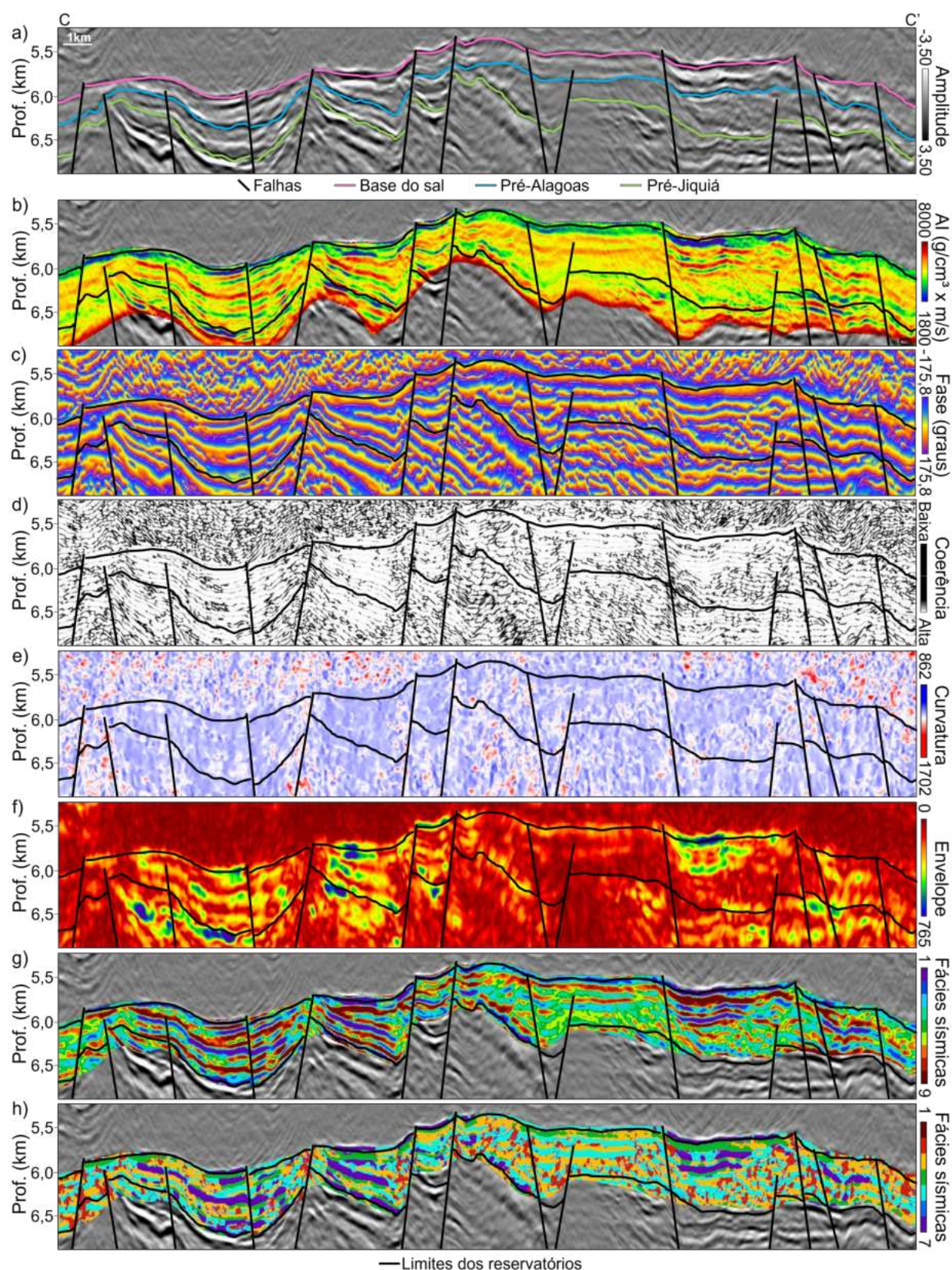


Figura 37 – Seção CC' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.

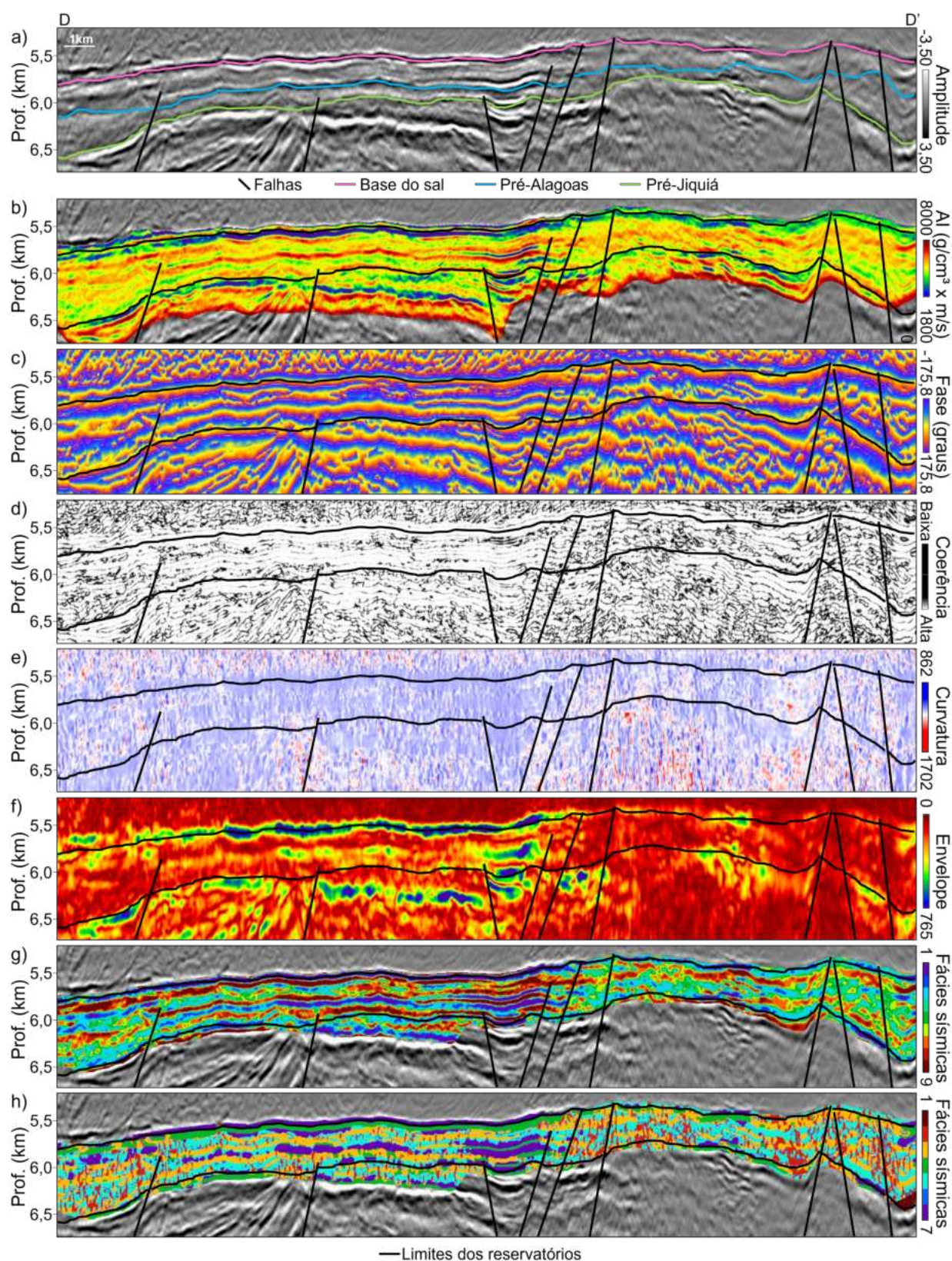


Figura 38 – Seção DD' exibida em a) amplitude sísmica, b) impedância acústica, c) fase instantânea, d) coerência, e) curvatura, f) decomposição espectral híbrida, g) classificação monoatributo e h) classificação multiatributo.

5.4 Correlação das Fácies com Perfis de Porosidade e de Permeabilidade

A partir do volume de fácies sísmicas produzido pela classificação multiatributo foram gerados perfis de fácies, que nada mais são do que a extração deste resultado ao longo da trajetória dos poços da área de estudo. Com isso, foi possível correlacionar estes perfis com os perfis de porosidade e de permeabilidade presentes nos poços da área de estudo e, assim, obter uma análise quantitativa das fácies para estas importantes propriedades físicas.

Os valores de média aritmética para porosidade das fácies sísmicas individualmente e em conjunto, bem como seu desvio padrão são apresentados na Tabela 7. Devido ao seu caráter de *outlier*, a fácies 1 foi descartada desta análise. É possível observar que as fácies apresentam medidas de porosidade média similares, com o valor médio total igual a $0,115 \text{ m}^3/\text{m}^3$, valor que representa exatamente a média aritmética entre os valores de porosidade constatados por Castro (2019) para as formações Itapema ($0,12 \text{ m}^3/\text{m}^3$) e Barra Velha ($0,11 \text{ m}^3/\text{m}^3$) no Campo de Búzios. Todos os valores de porosidade média observados são considerados bons para rochas carbonáticas. A fácies 6 apresentou a melhor porosidade nos poços analisados, com média de $0,130 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Este comportamento já era esperado, uma vez que, durante a análise das seções verticais dos atributos e da classificação de fácies multiatributo, inferiu-se que esta fácies estivesse associada à ocorrência de fraturas de pequena escala. Em seguida, estão as fácies 3 e 5 com médias de $0,128 \text{ m}^3/\text{m}^3$ e $0,126 \text{ m}^3/\text{m}^3$ respectivamente, divergindo um pouco da avaliação qualitativa realizada a partir do volume de impedância acústica, que indicava valores de impedância médios a altos, induzindo a expectativa de porosidades mais baixas para estes grupos. A fácies 2, relacionada à ocorrência de falhas e fraturas maiores, apresentou porosidade mais baixa que as anteriores ($0,121 \text{ m}^3/\text{m}^3$), o que pode indicar que tratam-se de fraturas mais fechadas, possivelmente com a presença de sílica ou de grãos finos preenchendo o espaço poroso (Castro e Lupinacci, 2022; Mello e Lupinacci, 2022; Lupinacci *et al.*, 2023). Por fim, as fácies 4 e 7 demonstraram ser as menos porosas do conjunto com médias aritméticas de $0,107 \text{ m}^3/\text{m}^3$ e $0,101 \text{ m}^3/\text{m}^3$, respectivamente.

Outra propriedade física das rochas avaliada foi a permeabilidade das fácies. Como esta é uma propriedade com bastante variação nas medidas, o cálculo de média aritmética pode levar a uma análise errônea dos dados, uma vez que pontos extremos afetam fortemente o resultado. Desta forma, para a análise da permeabilidade das fácies, optou-se por avaliar os valores de percentis 50 (mediana), 75 e 90, demonstrados na Tabela 8. É possível notar que valores de permeabilidade variam muito de um percentil para o outro. As fácies em destaque na mediana são as fácies 2, 5 e 6. Já no percentil 90, a fácies 2 dá lugar a fácies 3, que sobressai como fácies com os maiores valores de permeabilidade.

Tabela 7: Valores de média aritmética e desvio padrão para porosidade das fácies sísmicas da classificação multiatributo.

Fácies sísmicas	Qntd. de amostras	Porosidade média (m ³ /m ³)
2 (vermelha)	782	0,121 ± 0,049
3 (amarela)	1.880	0,128 ± 0,059
4 (verde)	1.986	0,107 ± 0,061
5 (azul clara)	2.075	0,126 ± 0,060
6 (azul escura)	315	0,130 ± 0,069
7 (roxa)	2.813	0,101 ± 0,077
Todas	9.851	0,115 ± 0,066

Tabela 8: Valores de mediana, percentil 75 (P75) e percentil 90 (P90) para permeabilidade das fácies sísmicas da classificação multiatributo.

Fácies sísmicas	Qntd. de amostras	Mediana (mD)	P75 (mD)	P90 (mD)
2 (vermelha)	866	30,826	211,634	515,482
3 (amarela)	1.923	24,483	287,711	989,006
4 (verde)	2.767	15,028	89,599	372,483
5 (azul clara)	2.356	36,117	230,285	851,145
6 (azul escura)	428	47,406	329,669	827,169
7 (roxa)	3.909	13,422	43,181	338,890
Todas	12.249	16,216	131,993	597,685

Os gráficos da Figura 39 mostra a distribuição das fácies sísmicas no volume da classificação multiatributo e nos poços do campo. É possível observar que, apesar da baixa quantidade de amostras de algumas fácies dentro dos poços e do número limitado de poços utilizados neste estudo, os perfis de fácies gerados possuem boa representatividade da proporção das fácies, estando bem similar a do volume completo. Ainda assim, a disponibilidade de mais poços com informações de porosidade e de permeabilidade na região auxiliaria na melhor caracterização das fácies quanto a estas relevantes propriedades físicas das rochas.

A Figura 40 mostra valores de profundidade dos horizontes da base do sal (Figura 40a), Pré-Alagoas (Figura 40b) e Pré-Jiquiá (Figura 40c), destacando a região de alto estrutural do Campo de Búzios. As fácies 2, 3, 5 e 6 obtidas pela classificação multiatributo são ilustradas nestes horizontes. Como destacado pelo gráfico da Figura 39a, as fácies 3 e 5 encontram-se bastante presentes ao longo do campo em diferentes profundidades. A distribuição da fácies 3 no horizonte da base do sal destaca bem a diferença entre as porções Norte e Sul do campo, concentrando-se mais na porção Sul. A fácies 5 aparenta ser menos frequente nestes horizontes, sendo mais escassa no horizonte da base do sal. Considerando o arcabouço estrutural deste campo e os resultados da análise quantitativa realizada anteriormente, regiões de alta densidade destas duas fácies, que apresentam boas características permoporosas, em altos

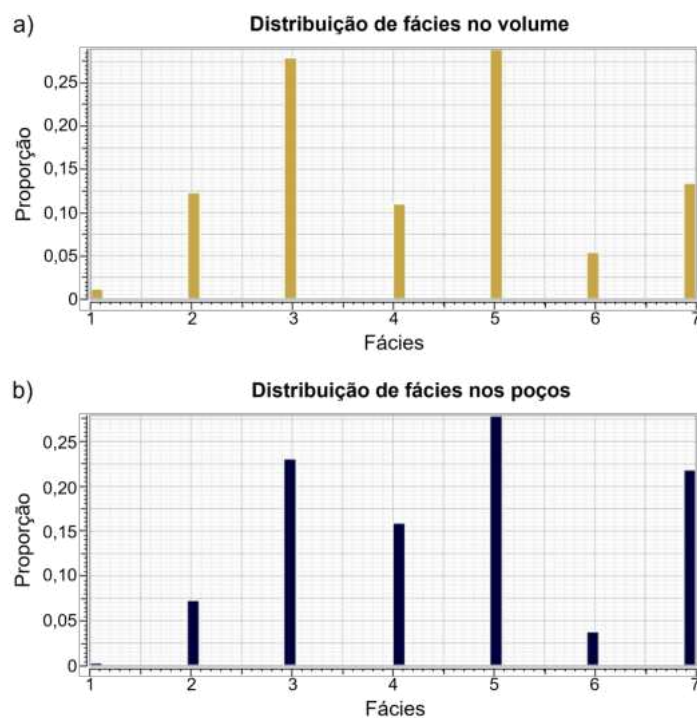


Figura 39 – Distribuição das fácies sísmicas no volume da classificação multiatributo em a) e nos 17 poços do campo em b).

estruturais podem representar bons alvos exploratórios, com destaque a região Centro-Sul, principalmente próximo à discordância Pré-Alagoas.

Quanto à fácies 2 nestes horizontes, é possível observar que as regiões de maior densidade desta fácies acompanham a mesma tendência direcional N-S das falhas (Figura 10) no Campo de Búzios, fator que contribuiu para associação desta fácies com a ocorrência de falhas e fraturas de maior escala nos reservatórios. Pode-se notar, ainda, que a presença destas fácies é maior nos horizontes mais profundos, Pré-Alagoas e Pré-Jiquiá, que marcam períodos da evolução do rifte do Oceano Atlântico Sul em que a atividade tectônica na Bacia de Santos era mais intensa (rifte inferior), sendo assim mais afetados por falhas. Assim como esta, a fácies 6, associadas a fraturas de menor escala, também ocorre com menor frequência na base do sal, porém encontra-se bastante difundida-se por todo o campo.

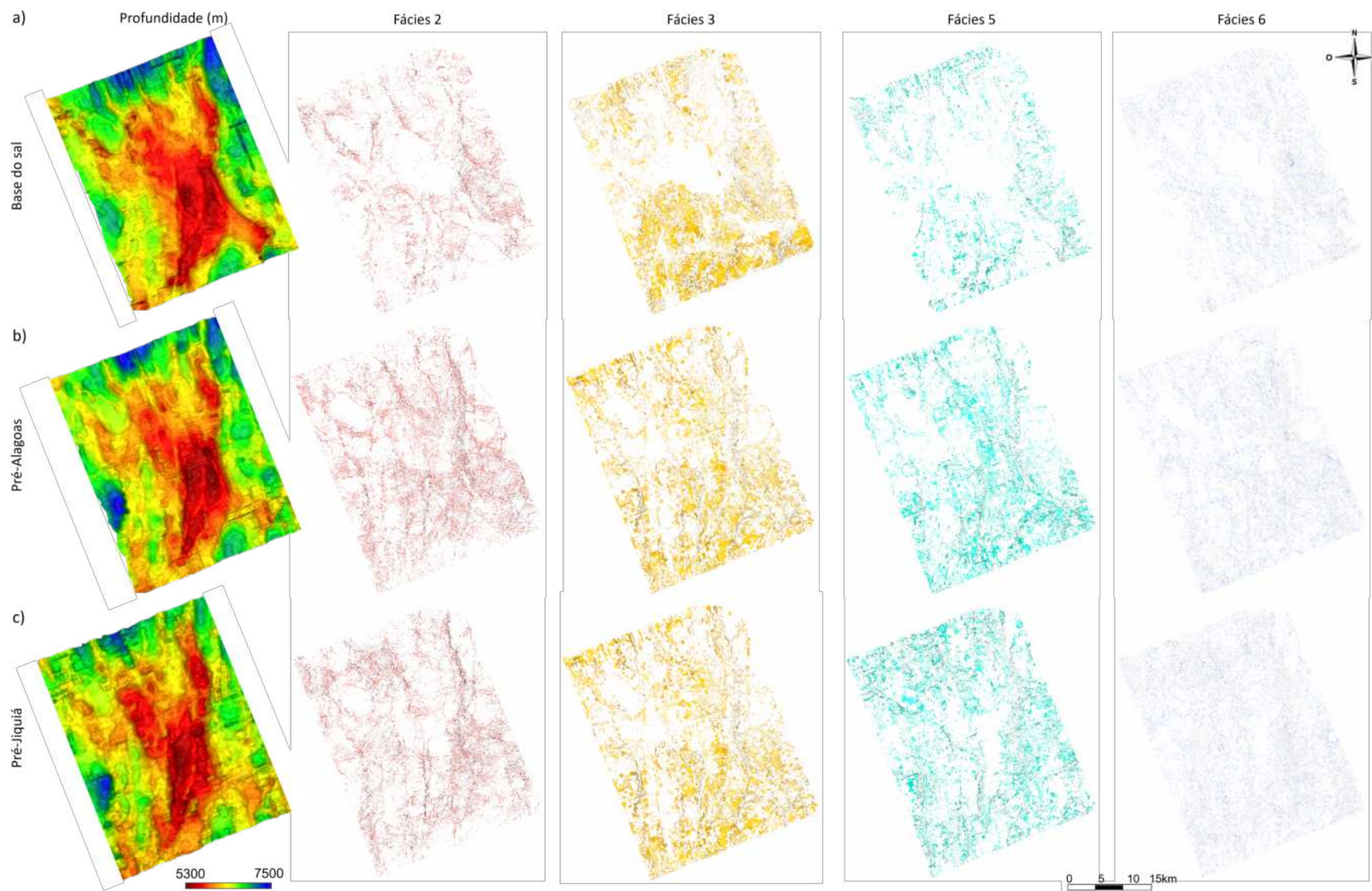


Figura 40 – Valores de profundidade e das principais fácies da classificação multiatributo propagados nos horizontes da base do sal em a), Pré-Alagoas em b) e Pré-Jiquiá em c).

6

Conclusões

A análise dos atributos sísmicos estruturais e estratigráficos selecionados em conjunto com os resultados das classificações de sismofácies permitiu a caracterização qualitativa dos reservatórios carbonáticos das formações Itapema e Barra Velha no pré-sal do Campo de Búzios na Bacia de Santos. A associação dos resultados da classificação de fácies multia-tributo com os perfis de porosidade e de permeabilidade disponíveis nos poços da área de estudo possibilitou, ainda, a avaliação quantitativa das fácies geradas em relação a estas propriedades.

A interpretação desses dados, juntamente com o conhecimento prévio fornecido por pesquisas realizadas na área de estudo, possibilitou a identificação dos principais padrões sísmicos presentes nos reservatórios: banco de coquinas, plataformas carbonáticas, *build-ups* e fluxo de detritos. Além disto, tanto as seções dos atributos sísmicos quanto as das classificações de fácies sísmicas destacaram as estruturas internas destes padrões, nem sempre visíveis nas seções de amplitude sísmica devido à ocorrência de respostas de baixa amplitude em rochas carbonáticas do pré-sal. Os resultados também auxiliaram na interpretação das feições estruturais presentes nestes reservatórios, tornando possível inferir a existência de zonas de alta densidade de falhas e fraturas em diferentes regiões dos reservatórios. Os resultados obtidos permitiram a visualização do arcabouço geológico dos reservatórios neste campo bem como sua heterogeneidade ao longo do mesmo.

Um fator relevante que pôde ser avaliado por meio da utilização de duas abordagens de técnicas de aprendizado de máquina e dados de entrada diferentes é que a integração da sísmica com os dados dos atributos selecionados permitiu compartimentar e caracterizar melhor os reservatórios. Isto em função das diferentes resoluções que cada atributo traz e à cada detalhe que é destacado por eles, individualmente e em conjunto, enfatizando as

heterogeneidades do volume em análise. Outro ponto interessante é que o número de classes preferido para cada abordagem de classificação de fácies foi diferente, o que evidencia que, ainda que trate-se de uma mesma área de estudo, a utilização de dados de entrada diferentes pode resultar em agrupamento de padrões diferentes.

A associação do resultado da classificação de sismofácies multiatributo com perfis de porosidade e de permeabilidade tornou possível a avaliação quantitativa das fácies. Com isso, pôde-se observar que as fácies 3, 5 e 6 apresentaram melhores valores médios de porosidade, enquanto as fácies 4 e 7 mostraram-se menos porosas. Quanto à permeabilidade, as fácies 2, 5 e 6 mostraram-se mais permeáveis nos poços avaliados de acordo com a medida de mediana. Ao passo que esta análise expande-se para os percentis 75 e 90, pôde-se notar destaque para as fácies 3, 5 e 6. Um ponto interessante é que, apesar de sua baixa amostragem nos poços, a fácies 6, associada a fraturas de pequena escala, destacou-se entre as fácies que apresentaram melhores características permoporosas, podendo sua ocorrência contribuir, dentre outros fatores, para existência de bons reservatórios neste campo.

A propagação das fácies sísmicas sobre os horizontes das discordâncias do Pré-Jiquiá, Pré-Alagoas e base do sal possibilitou associar a ocorrência das fácies em diferentes momentos da formação da zona do pré-sal no Campo de Búzios e a identificação de regiões de baixa e alta densidade de cada uma delas. A extrapolação da análise das fácies nos poços para todo o campo possibilitou inferir as distribuições de permeabilidade nesta área, tornando possível identificar áreas que possuem maior probabilidade de apresentarem boas propriedades para fluxo de fluidos.

Para o desenvolvimento de trabalhos futuros, recomenda-se uma análise conjunta dos resultados alcançados nesta dissertação com outros estudos realizados neste campo a fim de englobar as diferentes considerações que já foram elaboradas sobre os reservatórios carbonáticos para uma caracterização mais completa do pré-sal do Campo de Búzios. Além disso, com o auxílio de outras propriedades petrofísicas derivadas de dados de poços, amostras de calhas, lâminas e testemunhos, e modelos paleoambientais tridimensionais, novos trabalhos podem ser desenvolvidos com o objetivo de fornecer mais análises quantitativas em relação às fácies obtidas pela classificação multiatributo e correlacionar suas ocorrências com ambientes deposicionais e processos diagenéticos, resultando em modelos geológicos que sejam capazes de descrever a evolução destes reservatórios carbonáticos e proporcionando uma compreensão com maior nível de detalhamento.

Referências Bibliográficas

- Alaei, B. (2021) Seismic attributes and their applications in seismic interpretation, EAGE Interactive Online Short Course.
- ANP (2016) Búzios - Plano de desenvolvimento aprovado, Disponível em <<https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas/gestao-de-contratos-de-e-p/fase-de-producao/pd/buzios.pdf>>.
- ANP (2019) Bacia de Santos - Sumário geológico e setores em oferta.
- ANP (2022a) Boletim da produção de petróleo e gás natural - março, Número 139, Disponível em <<https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins-anp/boletins/boletim-mensal-da-producao-de-petroleo-e-gas-natural>>.
- ANP (2022b) Boletim da produção de petróleo e gás natural - novembro, Número 147, Disponível em <<https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins-anp/boletins/boletim-mensal-da-producao-de-petroleo-e-gas-natural>>.
- ANP (2022c) Boletim de recursos e reservas de petróleo e gás natural 2021, Disponível em <<https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/dados-estatisticos/reservas-nacionais-de-petroleo-e-gas-natural>>.
- ANP (2022d) Painéis dinâmicos de produção de petróleo e gás natural, Disponível em <<https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/paineis-dinamicos-da-anp/paineis-dinamicos-sobre-exploracao-e-producao-de-petroleo-e-gas/paineis-dinamicos-de-producao-de-petroleo-e-gas-natural>>.
- Asan, U. e Ercan, S. (2012) An introduction to self-organizing maps, In: *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering: With Recent Theory and Applications*, pp. 295–315, Atlantis Press, ISBN 978-94-91216-77-0, DOI:10.2991/978-94-91216-77-0_14.
- Aspentech (2022) ParadigmTM 19 - User and Reference Guides.

- Bahorich, M. e Farmer, S. (1995) 3-D seismic discontinuity for faults and stratigraphic features: The coherence cube, *The Leading Edge*, **14**(10):1053–1058, DOI:10.1190/1.1437077.
- Barnes, A. E. (2007) Redundant and useless seismic attributes, *Geophysics*, **72**(3):P33–P38, DOI:10.1190/1.2716717.
- Barnes, A. E. (2016) *Handbook of poststack seismic attributes*, Society of Exploration Geophysicists, ISBN 978-1-56080-331-7, DOI:10.1190/1.9781560803324.
- Bishop, C. M. (1995) *Neural networks for pattern recognition*, Clarendon Press.
- BP (2021) *bp Statistical Review of World Energy 2021*, Disponível em <<http://www.bp.com/statisticalreview>>.
- Bracewell, R. N. (1965) *The Fourier Transform and Its Applications*, McGraw-Hill, ISBN 978-0070582859.
- Carvalho, R.; Gonzalez, M. e Lupinacci, W. (2022) Characterizing seismic facies in a carbonate reservoir, using machine learning offshore Brazil, Disponível em <Characterizing seismic facies in a carbonate reservoir, using machine learning offshore Brazil>.
- Castro, T. M. d. (2019) *Avaliação dos reservatórios carbonáticos do pré-sal no Campo de Búzios, Bacia de Santos*, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal Fluminense.
- Castro, T. M. d. e Lupinacci, W. M. (2022) Comparison between conventional and NMR approaches for formation evaluation of presalt interval in the Buzios Field, Santos Basin, Brazil, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **208**:109679, DOI:10.1016/j.petrol.2021.109679.
- Chang, H. K.; Assine, M. L.; Corrêa, F. S.; Tinen, J. S.; Vidal, A. C. e Koike, L. (2008) Sistemas petrolíferos e modelos de acumulação de hidrocarbonetos na Bacia de Santos, *Revista Brasileira de Geociências*, **38**:29–46, DOI:10.25249/0375-7536.2008382S2946.
- Chopra, S. e Marfurt, K. J. (2005) Seismic attributes — a historical perspective, *Geophysics*, **70**(5):3SO–28SO, DOI:10.1190/1.2098670.
- Chopra, S.; Ha, T.; Marfurt, K. J. e Sharma, R. K. (2021) Seismic characterization of the Middle Jurassic Hugin sandstone reservoir in the southern Norwegian North Sea with unsupervised machine learning applications for facies classification, *First Break*, **39**(12):35–44, DOI:10.3997/1365-2397.fb2021089.
- Coléou, T.; Poupon, M. e Azbel, K. (2003) Unsupervised seismic facies classification: A review and comparison of techniques and implementation, *The Leading Edge*, **22**(10):942–953, DOI:10.1190/1.1623635.
- Demercian, L. S. (1996) *A halocinese na evolução do sul da Bacia de Santos do Aptiano ao Cretaceo superior*, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

- Dias, R. M.; de Castro, T. M.; Santos, M. A. C. e Lupinacci, W. M. (2019) Understanding the relationship between acoustic impedance and porosity in the presalt of the Buzios Field, Santos Basin, In: *First EAGE Workshop on Pre-Salt Reservoir: from Exploration to Production*, European Association of Geoscientists & Engineers, DOI:10.3997/2214-4609.201982009.
- Du, K.-L. e Swamy, M. N. S. (2014) *Neural Networks and Statistical Learning*, Springer London, ISBN 978-1-4471-7047-1, DOI:10.1007/978-1-4471-5571-3.
- EPE (2022) Relatório Síntese do Balanço Energético Nacional 2022 - Ano base 2021, Disponível em <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-675/topico-631/BEN_S%C3%ADntese_2022_PT.pdf>.
- Ferreira, D. J. A. (2018) Classificação de sismofácies utilizando multiatributos sísmicos aplicada em reservatórios carbonáticos no pré-sal da Bacia de Santos, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal Fluminense.
- Ferreira, D. J. A.; Lupinacci, W. M.; de Andrade Neves, I.; Zambrini, J. P. R.; Ferrari, A. L.; Gamboa, L. A. P. e Azul, M. O. (2019) Unsupervised seismic facies classification applied to a presalt carbonate reservoir, Santos Basin, offshore Brazil, *AAPG Bulletin*, **103**(4):997–1012, DOI:10.1306/10261818055.
- Ferreira, D. J. A.; Dias, R. M. e Lupinacci, W. M. (2021) Seismic pattern classification integrated with permeability-porosity evaluation for reservoir characterization of presalt carbonates in the Buzios Field, Brazil, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **201**:108441, DOI:10.1016/j.petrol.2021.108441.
- Fetter, M.; Penteado, H.; Madrucci, V. e Spadini, A. (2018) The paleogeography of the lacustrine rift system of the pre-salt in Santos Basin, offshore Brazil, In: *AAPG Annual Convention & Exhibition*, American Association of Petroleum Geologists.
- Gersztenkorn, A. e Marfurt, K. J. (1996a) Coherence computations with eigenstructure, In: *58th EAGE Conference and Exhibition*, European Association of Geoscientists & Engineers.
- Gersztenkorn, A. e Marfurt, K. J. (1996b) Eigenstructure based coherence computations, In: *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, pp. 328–331, Society of Exploration Geophysicists, DOI:10.1190/1.1826633.
- Gersztenkorn, A. e Marfurt, K. J. (1999) Eigenstructure-based coherence computations as an aid to 3-D structural and stratigraphic mapping, *Geophysics*, **64**(5):1468–1479, DOI:10.1190/1.1444651.
- Gersztenkorn, A.; Sharp, J. e Marfurt, K. (1999) Delineation of tectonic features offshore Trinidad using 3-D seismic coherence, *The Leading Edge*, **18**(9):1000–1008,

- DOI:10.1190/1.1438422.
- Hale, D. (2009) Structure-oriented smoothing and semblance, CWP Report 635, Colorado School of Mines.
- Heine, C.; Zoethout, J. e Müller, R. D. (2013) Kinematics of the South Atlantic rift, *Solid Earth*, **4**(2):215–253, DOI:10.5194/se-4-215-2013.
- Hendry, J.; Burgess, P.; Hunt, D.; Janson, X. e Zampetti, V. (2021) Seismic characterization of carbonate platforms and reservoirs: an introduction and review, Geological Society, London, Special Publications, **509**(1):1–28, DOI:10.1144/SP509-2021-51.
- IEA (2022) World Energy Balances - 2022 Edition, Disponível em <https://iea.blob.core.windows.net/assets/25266100-859c-4b9c-bd46-cc4069bd4412/WORLDBAL_Documentation.pdf>.
- Jesus, C.; Olho Azul, M.; Lupinacci, W. M. e Machado, L. (2019) Multiattribute framework analysis for the identification of carbonate mounds in the Brazilian presalt zone, *Interpretation*, **7**(2):T467–T476, DOI:10.1190/INT-2018-0004.1.
- Kahn, M. (2020) Um gigante em alto-mar: por que o Campo de Búzios é o ativo mais valioso da Petrobras, Disponível em <<https://www.linkedin.com/pulse/um-gigante-em-alto-mar-por-que-o-campo-de-b%C3%BAzios-%C3%A9-ativo-marcio-kahn/>>.
- Kaufman, L. e Rousseeuw, P. J. (1990) Finding groups in data: An introduction to cluster analysis, John Wiley & Sons, Inc., ISBN 9780471878766, DOI:10.1002/9780470316801.
- Klein, P.; Richard, L. e James, H. (2008) 3D curvature attributes: a new approach for seismic interpretation, *First Break*, **26**:105–111.
- Kohonen, T. (1995) Self-organizing maps, Springer-Verlag.
- Kohonen, T. (1998) The self-organizing map, *Neurocomputing*, **21**(1):1–6, DOI:10.1016/S0925-2312(98)00030-7.
- Latimer, R. B.; Davidson, R. e van Riel, P. (2000) An interpreter's guide to understanding and working with seismic-derived acoustic impedance data, *The Leading Edge*, **19**(3):242–256, DOI:10.1190/1.1438580.
- Lupinacci, W. M.; Fatah, T. Y. A.; do Carmo, M. C.; Freire, A. F. M. e Gamboa, L. A. P. (2023) Controls of fracturing on porosity in pre-salt carbonate reservoirs, *Energy Geoscience*, **4**(2):100146, DOI:10.1016/j.engeos.2022.100146.
- Macedo, J. M. (1989) Evolução tectônica da Bacia de Santos e áreas continentais adjacentes, *Boletim de Geociências da Petrobras*, **3**(3):159–173.

- Macedo, P. H. C. d. (2022) Interpretação Sísmica e modelagem geológica dos reservatórios carbonáticos do pré-sal do Campo de Búzios, Bacia de Santos, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal Fluminense.
- Macedo, P. H. C. d.; Barretto, D. R.; Junior, F. R. A.; de Andrade Neves, I. e Lupinacci, W. M. (2021) Application of seismic architecture interpretation in pre-salt carbonate reservoirs of the Buzios Field, Santos Basin, offshore Brazil, *Brazilian Journal of Geophysics*, **39**(3):435–447.
- MacQueen, J. (1967) Some methods for classification and analysis of multivariate observations, In: *Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*.
- Marfurt, K. J.; Kirlin, R. L.; Farmer, S. L. e Bahorich, M. S. (1998) 3-D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm, *Geophysics*, **63**(4):1150–1165, DOI:10.1190/1.1444415.
- Marfurt, K. J.; Sudhaker, V.; Gersztenkorn, A.; Crawford, K. D. e Nissen, S. E. (1999) Coherency calculations in the presence of structural dip, *Geophysics*, **64**(1):104–111, DOI:10.1190/1.1444508.
- Mello, M. R.; Rostirolla, S. P.; Elias, V.; Ferreira, M.; Ahualli, A. P.; Becker, S.; Dahl, J. E. e Moldowan, J. M. (2021) Lacustrine source rocks and oil systems present in the lower cretaceous pre-salt section of the Santos Basin, Brazil, In: *The supergiant Lower Cretaceous pre-salt petroleum systems of the Santos Basin, Brazil*, American Association of Petroleum Geologists, DOI:10.1306/13722313MSB.1.1853.
- Mello, V. e Lupinacci, W. (2022) Mineralogy based classification of carbonate rocks using elastic parameters: A case study from Buzios Field, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **209**:109962, DOI:10.1016/j.petrol.2021.109962.
- Moreira, J. L. P.; Madeira, C. V.; Gil, J. A. e Machado, M. A. P. (2007) Bacia de Santos, *Boletim de Geociências da Petrobras*, **15**(2):531–549.
- Oliveira, K. M. L.; Arroyo, A. V.; Bedle, H. e Filho, F. N. (2022) Insights into the geomorphology of the Ceará Basin, Brazil, by combining seismic attributes, machine learning, and rock-physics analyses, *Geological Society, London, Special Publications*, **525**, DOI:10.1144/SP525-2020-254.
- Pacheco, A. (2022) Mapas auto-organizáveis (SOM), Disponível em <<http://computacaointeligente.com.br/algoritmos/mapas-auto-organizaveis/>>.
- Pereira, M. e Feijó, F. J. (1994) Bacia de Santos. estratigrafia das bacias sedimentares do Brasil, *Boletim de Geociências da Petrobras*, **8**:219–234.
- Petrobras (2022) 5 curiosidades sobre o maior campo em águas profundas do mundo, Disponível em <<https://nossaenergia.petrobras.com.br/pt/energia/5-curiosidades-sobre-o-maior-campo-em-aguas-profundas-do-mundo/>>.

- Roberts, A. (2001) Curvature attributes and their application to 3D interpreted horizons, *First Break*, **19**(2):85–100, DOI:10.1046/j.0263-5046.2001.00142.x.
- Roden, R.; Smith, T. e Sacrey, D. (2015) Geologic pattern recognition from seismic attributes: Principal component analysis and self-organizing maps, *Interpretation*, **3**(4):SAE59–SAE83, DOI:10.1190/INT-2015-0037.1.
- Russell, B. H. (1988) Introduction to seismic inversion methods, Society of Exploration Geophysicists, ISBN 978-0-931830-65-5, DOI:10.1190/1.9781560802303.
- Silva, R. C. (2021) Construção de um modelo tectono-estratigráfico com foco no reservatório carbonático do pré-sal do prospecto de Gato do Mato, Bacia de Santos, Dissert. de Mestrado, Universidade Federal Fluminense.
- Silva, V.; Moliterno, A.; Araujo, C. H.; Pimentel, F.; Melo, J. R.; Falcao, C. e Pessoa, T. (2021) Buzios drainage strategy: A combination of reservoir characterization, risks mitigation and unique contract features, In: *Offshore Technology Conference*, OTC, DOI:10.4043/31170-MS.
- Simm, R. e Bacon, M. (2014) Seismic Amplitude: An Interpreter's Handbook, Cambridge University Press, ISBN 978-1-107-01150-2, DOI:10.1017/CBO9780511984501.
- Sinha, S.; Routh, P. S.; Anno, P. D. e Castagna, J. P. (2005) Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform, *Geophysics*, **70**(6):P19–P25, DOI:10.1190/1.2127113.
- Taner, M. T.; Koehler, F. e Sheriff, R. E. (1979) Complex seismic trace analysis, *Geophysics*, **44**(6):1041–1063, DOI:10.1190/1.1440994.
- Tavares dos Santos, P. e Gordon, A. C. (2021) Búzios Field: Geological setting of the largest pre-salt field, Santos Basin, Brazil, In: *The supergiant Lower Cretaceous pre-salt petroleum systems of the Santos Basin, Brazil*, American Association of Petroleum Geologists, DOI:10.1306/13722365MSB.14.1853.
- Terra, G. J. S.; Spadini, A. R.; França, A. B.; Sombra, C. L.; Zambonato, E. E.; da Silva Juschaks, L. C.; Arienti, L. M.; Erthal, M. M.; Blauth, M.; Franco, M. P.; Matsuda, N. S.; da Silva, N. G. C.; Junior, P. A. M.; D'Avila, R. S. F.; de Souza, R. S.; Tonietto, S. N.; dos Anjos, S. M. C.; Campinho, V. S. e Winter, W. R. (2010) Classificação de rochas carbonáticas aplicável às bacias sedimentares brasileiras, *Boletim de Geociências da Petrobras*, **18**(1):9–29.
- Wang, Y. (2008) Seismic Inverse Q Filtering, Blackwell Publishing, ISBN 978-1-4051-8540-0.
- Wright, V. P. e Barnett, A. J. (2015) An abiotic model for the development of textures in some South Atlantic early Cretaceous lacustrine carbonates, In: *Microbial Carbonates in Space and Time: Implications for Global Exploration and Production*, Geological Society of London, ISBN 9781862397279, DOI:10.1144/SP418.3.

- Wright, V. P. e Rodriguez, K. (2018) Reinterpreting the South Atlantic Pre-Salt ‘Microbialite’ reservoirs: petrographic, isotopic and seismic evidence for a shallow evaporitic lake depositional model, *First Break*, **36**(5):71–77, DOI:10.3997/1365-2397.n0094.
- Ysaccis, R.; El-Toukhy, M. e Moreira, L. B. (2019) Maximizing the value of seismic data for a better regional understanding and exploration assessment in the Santos Basin, Brazil, In: *Sixteenth International Congress of the Brazilian Geophysical Society*, Sociedade Brasileira de Geofísica.
- Zambrini, J.; Lupinacci, W. M.; Gamboa, L. A. P.; Neves, I. A.; Cherene, R. e Olho Azul, M. (2020) The impact of the complex evaporites features’ on the seismic illumination of the underlying rocks: A case study in the Brazilian presalt, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **191**:107177, DOI:10.1016/j.petrol.2020.107177.
- Zhao, T.; Jayaram, V.; Roy, A. e Marfurt, K. J. (2015) A comparison of classification techniques for seismic facies recognition, *Interpretation*, **3**(4):SAE29–SAE58, DOI:10.1190/INT-2015-0044.1.