



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOFÍSICA  
DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

**RECONHECIMENTOS DE FÁCIES EM PERFIS COM REDE NEURAL  
COMPETITIVA**

**Belém  
2015**

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

**RECONHECIMENTOS DE FÁCIES EM PERFIS COM REDE NEURAL  
COMPETITIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará - UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção de Mestre em Geofísica.

Orientador: André José Neves Andrade

**Belém**

**2015**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
Biblioteca do Instituto de Geociências/SIBI/UFPA

---

Costa, Jéssica Lia Santos da, 1991-  
Reconhecimento de fácies em perfis geofísicos de poços com  
rede neural competitiva / Jéssica Lia Santos da Costa. – 2015  
79 f. : il. ; 29 cm

Inclui bibliografias

Orientador: André José Neves Andrade  
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Pará,  
Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em  
Geofísica, Belém, 2015.

1. Geofísica. 2. Perfilagem geofísica de poços. I. Título.

CDD 22. ed. 550

---

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

**RECONHECIMENTOS DE FÁCIES EM PERFIL COM REDE NEURAL  
COMPETITIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará - UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção de Mestre em Geofísica.

Data de Aprovação: 27 / 02 / 2015

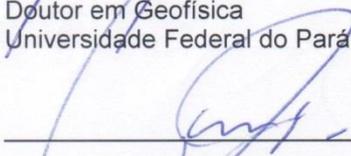
Conceito: **Excelente**

Banca Examinadora



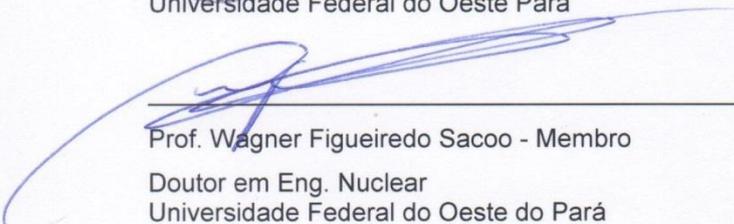
---

Prof. André José Neves Andrade - Orientador  
Doutor em Geofísica  
Universidade Federal do Pará



---

Prof. Carlos Eduardo Guerra - Membro  
Doutora em Geofísica  
Universidade Federal do Oeste Pará



---

Prof. Wagner Figueiredo Saco - Membro  
Doutor em Eng. Nuclear  
Universidade Federal do Oeste do Pará

## AGRADECIMENTOS

A Deus, meu Tudo. Meu mentor e meu guia.

À PETROBRÁS (Rede de Geofísica), pela oportunidade e suporte oferecido a minha pesquisa, ao convênio ANP/UFPA/PRH-06 pela bolsa a mim concedida, ao Curso de Pós-Graduação em Geofísica e ao Laboratório de Geofísica de Poço (Prolog).

Aos meus Pais, Luiz e M<sup>a</sup> Argemira Costa, que estão sempre ao meu lado e são meu porto seguro, apoiando minhas decisões.

À Minha Irmã, Laila Giselle, pela tolerância, apoio incondicional e todos os mimos.

Meus Avós Osvaldo e Ila Santos; Samuel e Edith Costa (In memoriam), por todas as palavras de incentivo.

À Shirlen Castro, amiga que esteve ao meu lado nos momentos mais alegres. nos mais difíceis e sempre me amparando.

À Caroline Sena, Ângela Montalvão e ao Fabrício da Silva (Dudu), amigos apresentados a mim por Deus, através da Geofísica, e que hoje são extremamente especiais e indispensáveis.

Aos Colegas de Graduação que ao longo dos anos se tornaram amigos: Bruce Fabini, Celina Monteiro, Diogo Maia, Érico Tenório e Ingrid Rocha, mesmo aqueles que estavam distantes permaneceram me apoiando. Levarei vocês comigo para o resto da vida.

A todos os colegas do Prolog, em especial aos que eu chamo de boas surpresas da Pós-Graduação: Thelson Almeida, por todo auxílio, conversas e amizade; Kívia Palheta, pelos bons momentos de distração e pelo apoio, e a Laura Rosellon pela boa convivência e aprendizagem que tive com ela.

Ao Querido Prof. Dr. André Andrade por ter confiado em mim, guiado minha pesquisa e me apoiado em todos os momentos durante esse período.

Ao amigo Prof. Dr. Cristiano Mendel, pelas palavras de apoio e por acreditar em mim.

Ao Prof. Dr. Afonso Nogueira por todo apoio e incentivo.

Agradeço também a Jéssica Pena, João Alves, Carlos Eduardo (Cadu), Wylismar Siqueira, Lorena Bittencourt, Elren Monteiro, Jedielson, Jefferson, Elna e Jaime Souza, Henrique Rodrigues, Arley Luz, Felipe Gusmão, Cezar Carneiro, Benildes Lopes, Priscila Amaral, Lidiane Maciel, David Almeida, Caio Perdigão, Fernando Andrade, Icaro Coutinho. Alguns que já estiveram comigo em apuros e já passaram apuros por mim, e outros que sempre me acolheram.

Por fim, peço perdão às pessoas que de alguma forma ou de outra, contribuíram na realização deste trabalho e aqui não foram citadas, meus sinceros agradecimentos.

*“Eu te conhecia só de ouvir falar, mas agora os meus olhos te vêem.”*

*(Jó 42.5)*

## RESUMO

A descrição de um sistema de deposição com base no reconhecimento de fácies sedimentares é fundamental para a indústria do petróleo caracterizar um sistema petrolífero. Na ausência da descrição de facies seja em testemunhos ou em afloramento, apresentamos uma metodologia baseada em um algoritmo inteligente, que busca identificar as facies utilizando os perfis geofísicos. Esta metodologia utiliza uma rede neural competitiva para extrair a informação geológica a partir das propriedades físicas mapeadas no Gráfico M-N. A competição entre os neurônios identifica as fácies de interesse, que foram previamente identificados em um poço testemunhado em outros não testemunhados do mesmo campo petrolífero. O objetivo desta metodologia é o de codificar e transmitir a informação geológica adquirida nos poços testemunhados para poços não testemunhados e, assim, possibilitar a interpretação geológica das fácies de interesse em um campo de petróleo. Esta metodologia foi avaliada com perfis sintéticos e perfis reais registrados em dois poços testemunhados do Campo de Namorado, Bacia de Campos, Brasil.

Palavras-Chave: Geofísica. Geofísica de Poço. Interpretação geológica. Algoritmos Inteligentes.

## ABSTRACT

The description of a depositional system based on the recognition of sedimentary facies is critical to the oil industry to characterize the petroleum system. In the absence of these facies description by cores or outcrop, we present a methodology based on intelligent algorithm able to identify facies of interest in wireline logs. This methodology uses a competitive neural network to extract geological information from the physical properties mapped in the M-N plot. The competition among neurons identifies the facies of interest, which have been previously identified in a cored borehole in other non-cored boreholes in the same oil field. The purpose of this methodology is to encode and transmit the geological information gained in cored boreholes to non-cored wells and thus achieve the geological interpretation of the facies of interest in an oil field. This methodology has been evaluated with synthetic data and actual wireline logs from two cored boreholes drilled in the Namorado oil field, Campos Basin, Brazil.

Keywords: Geophysics. Wireline logging. Geologic Interpretation. Intelligent algorithm.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1– Praia da Baronesa, Alcântara - MA.....	15
Figura 2 - Exemplo de perfil estratigráfico.....	16
Figura 3 – Testemunhos acondicionados em caixas duplas de 1 m de comprimento.....	18
Figura 4 – Bacias Sedimentares Brasileiras.....	21
Figura 5 – Mapa de localização da Bacia de Campos. ....	22
Figura 6 – Seção geológica esquemática da bacia de campos, com representação das principais unidades litoestratigráficas e respectivos depósitos associados, assim como a evolução da bacia. PR- Megassequência continental pré-rifte; R – Megassequência continental rifte; T- Megassequência transicional evaporítica; SC – Megassequência plataforma carbonática rasa; MT – Megassequência marinho transgressiva; MR- Megassequência marinho regressiva. ....	23
Figura 7– Carta estratigráfica da Bacia de Campos.....	25
Figura 8– Mapa de localização do Campo de Namorado, com Limitação norte e sul da Bacia de Campos representada pelas setas. ....	27
Figura 9 – Gráfico $\Phi$ - $\rho$ (neutrônico - densidade).....	31
Figura 10 – Gráfico $\Delta t$ - $\rho$ (sônico – densidade).....	32
Figura 11 – Gráfico M-N.....	34
Figura 12– Perfis sintéticos. ....	35
Figura 13– Gráfico M- dos perfis sintéticos. ....	36
Figura 14 – Modelo de Rocha adotado para o estudo petrofísico.....	37
Figura 15– Representação simplificada de um neurônio. ....	44
Figura 16– Representação esquemática de um neurônio a artificial.....	44
Figura 17– Neurônios Competitivos .....	46
Figura 18– Arquitetura geral da rede neural competitiva.....	47
Figura 19– Função Gaussiana .....	47
Figura 20 – Modelo de competição dos neurônios.....	48

Figura 21 – Representação do problema de classificação.....	50
Figura 22 – Representação da arquitetura para o problema de classificação.....	51
Figura 23 – Representação visual da solução do problema realizado pela rede neural competitiva. ....	52
Figura 24– Arquitetura desenvolvida neste trabalho. ....	55
Figura 25 - Poço I (Testemunhado) – Dados Sintético.....	59
Figura 26 – Gráfico M-N para o Poço I.....	60
Figura 27 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço I.....	61
Figura 28 – Gráfico M-N modificado para o Poço I. ....	62
Figura 29 - Poço II (Poço de teste) – Dados Sintético.....	64
Figura 30 – Gráfico M-N modificado para o Poço II. ....	65
Figura 31 – Gráfico M-N com a aplicação da metodologia e as fácies de interesse identificadas no Poço II. ....	66
Figura 32 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço II.....	67
Figura 33 - Poço III (Testemunhado) – Dados Reais .....	69
Figura 34 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço III.....	70
Figura 35 – Gráfico M-N modificado para o Poço III, com representação das fácies de interesse.....	71
Figura 36 - Poço IV (Poço de teste) – Dados Reais .....	72
Figura 37 – Gráfico M-N modificado para o Poço IV, .....	73
Figura 38 – Gráfico M-N com a aplicação da metodologia e as fácies de interesse identificadas no Poço IV.....	74
Figura 39 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço IV. ....	75

## LISTA DE TABELA

Tabela 1 - Propriedades físicas da matriz. ....	33
Tabela 2 - Parâmetros M e N. ....	33

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	13
<b>2</b>	<b>FÁCIES SEDIMENTARES</b>	14
2.1	ELETROFÁCIES	17
<b>3</b>	<b>TESTEMUNHO</b>	18
3.1	OPERAÇÃO DE TESTEMUNHAGEM	19
3.2	DESCRIÇÃO DE TESTEMUNHO	19
<b>4</b>	<b>BACIA DE CAMPOS</b>	21
4.1	EVOLUÇÃO TECTONO-SEDIMENTAR, ESTRUTURA E ESTRATIGRAFIA.	22
4.2	CAMPO DE NAMORADO	26
<b>5</b>	<b>AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO</b>	28
5.1	PERFIS DE POÇOS	28
5.1.1	Perfil de Densidade	28
5.1.2	Perfil de Porosidade Neutrônica	28
5.1.3	Perfil Sônico	29
5.1.4	Perfil Raio Gama	29
5.2	GRÁFICO M-N	30
5.2.1	Parâmetro N	30
5.2.2	Parâmetro M	31
5.2.3	Representação Gráfica	32
5.2.4	Interpretação	34
<b>6</b>	<b>MODELO PETROFÍSICO</b>	37
6.1	EQUAÇÃO DA ARGILOSIDADE	38
6.2	EQUAÇÃO DA POROSIDADE	38
6.3	EQUAÇÃO DE ARCHIE	39
<b>7</b>	<b>ALGORITMOS INTELIGENTES</b>	43
7.1	REDE NEURAL	43
7.2	APRENDIZAGEM E ARQUITETURA	45

7.3	REDE NEURAL COMPETITIVA.....	45
7.3.1	Modelo de Kohonen .....	46
7.3.2	Neurônio Competitivo .....	48
8	PROBLEMA DE CLASSIFICAÇÃO.....	50
9	METODOLOGIA .....	53
10	RESULTADOS.....	58
10.1	DADOS SINTÉTICOS .....	58
10.2	DADOS REAIS.....	68
11	CONCLUSÕES .....	76
	REFERÊNCIAS.....	77

## 1 INTRODUÇÃO

Um conjunto de propriedades geológicas caracteriza um sistema petrolífero, que e também determinam as condições de exploração do hidrocarboneto. Um dos mais importantes atributos é a descrição das fácies sedimentares, uma das fases fundamentais na exploração de petróleo e abrange a associação de várias áreas do conhecimento, no nosso caso, a geologia e a geofísica de poço.

As fácies descritas e representadas na forma de uma coluna estratigráfica mostram a associação, os agrupamentos e a sequência deposicional das diversas camadas do sistema petrolífero.

As descrições das fácies sedimentares através de métodos diretos são realizadas com a descrição de amostras de afloramentos ou com a descrição de testemunhos (amostras de rocha com alteração mínima coletada na testemunhagem). A descrição de fácies em afloramentos, muitas das vezes, é inviável como no caso de bacias submersas em que não há afloramentos ou em poços em que não houve testemunhagem.

Devido à necessidade do conhecimento e do estabelecimento da continuidade lateral das fácies para a qualificação do sistema petrolífero, na ausência da descrição direta, apresenta-se neste trabalho um método para o reconhecimento de fácies em poços não testemunhados a partir dos perfis convencionais e da descrição de fácies produzida em poços vizinhos da mesma bacia.

A metodologia apresentada aqui propõe a codificação da informação geológica em termos dos parâmetros M e N, que são derivados dos perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica). Na maioria dos casos a interpretação visual desses parâmetros apresenta muitas dificuldades. Portanto, este trabalho apresenta um algoritmo inteligente baseado na rede neural competitiva capaz de realizar uma interpretação computacional das relações existentes entre estes parâmetros a partir da incorporação da informação geológica disponível apenas em alguns poucos poços testemunhados aos perfis geofísicos de poço, que são adquiridos em todos os poços de um campo petrolífero.

## 2 FÁCIES SEDIMENTARES

As rochas sedimentares são formadas em ambientes sedimentares, ou uma área da superfície terrestre favorável à ocorrência de depósito ou precipitação de sedimentos, que são mantidos estáticos por um tempo suficiente para que ocorram os processos de compactação e cimentação, característicos da transformação dos sedimentos em rocha ou diagênese.

As características da origem dos sedimentos e dos processos sedimentares de transporte e deposição resultam na criação de rochas sedimentares dispostas na forma de camadas ou estratos, que em um sentido restrito podem ter o conjunto de suas características denominadas com fácies sedimentar. Para uma melhor compreensão é importante o entendimento do significado de uma fácies sedimentar. O termo fácies foi introduzido em 1838 pelo geólogo suíço Amanz Gressly (DELLA FÁVERA, 2001), com uma de suas contribuições para a estratigrafia moderna e conceituado, para uma camada de sedimentos ou rocha sedimentar, como o conjunto de suas características resultantes do seu particular processo sedimentar (geometria, litologia, estruturas sedimentares, padrão de paleocorrentes, conteúdo fossilífero e etc.), que a individualiza em relação às demais (SELLEY, 1976).

A geometria dos corpos sedimentares está parcialmente relacionada à topografia do ambiente deposicional. A composição mineralógica das rochas detríticas (rochas formadas a partir de pedaços de rochas pré-existent) proporciona a informação sobre a área fonte. Da mesma forma, que a granulometria, o grau de seleção e as estruturas sedimentares informam sobre os processos de transporte e deposição, refletindo o nível de energia do agente transportador e separando os processos sedimentares envolvidos.

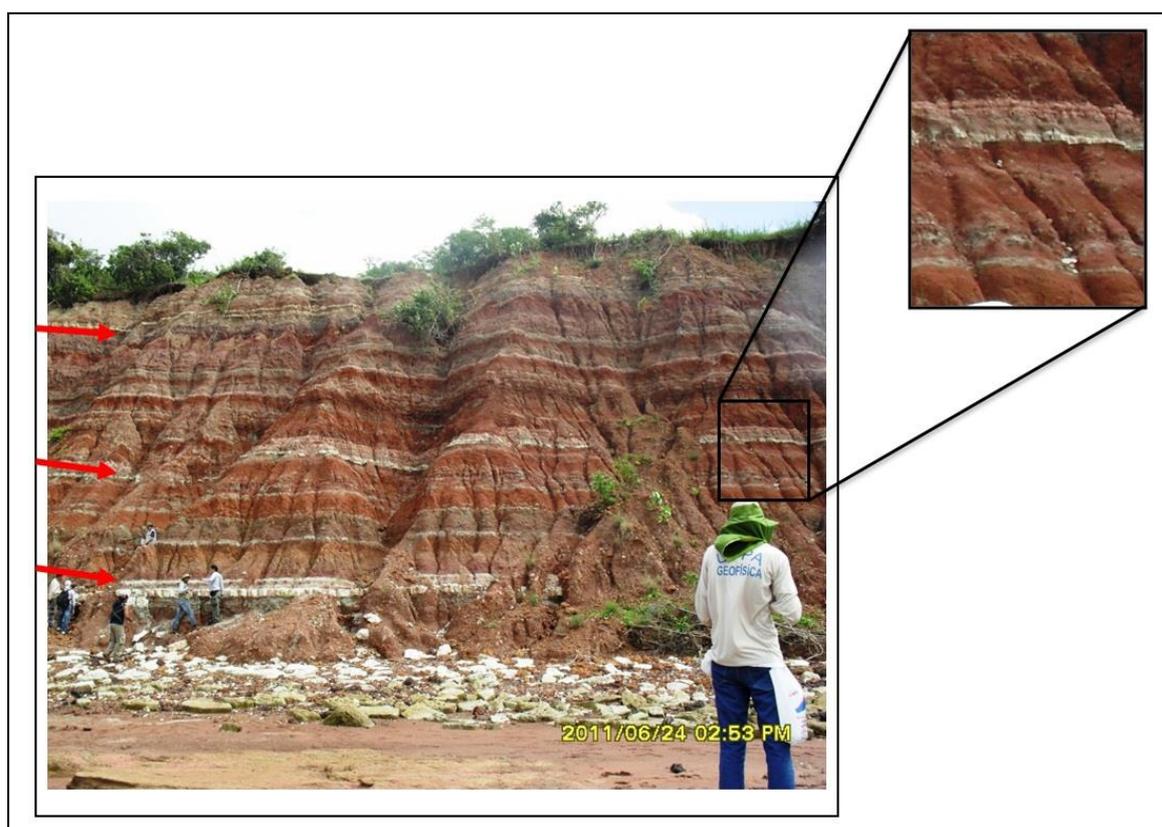
A fácies descrita de forma individualizada é o principal objeto de estudo da caracterização do processo sedimentar e o agrupamento delas em associações cogenéticas e contemporâneas se torna o objeto de estudo para a identificação de ambientes e sistemas deposicionais. Em suma, através da descrição, identificação e interpretação genética de um conjunto de fácies é possível a interpretação paleoambiental, ou dos sistemas deposicionais presentes na formação estudada.

O uso do conceito de fácies sedimentar é importante, uma vez que nos traz base conceitual e metodologias que definem elementos fundamentais para a exploração do petróleo, jazidas minerais e água subterrânea.

No estudo de um campo petrolífero isso se torna fundamental, uma vez que, com a identificação do ambiente deposicional, pode ser realizada uma estimativa das qualidades do sistema petrolífero: Quantidade de matéria orgânica presente na rocha geradora, tipo e qualidade das rochas selantes, e principalmente, as características das rochas reservatório.

A Figura 1 mostra um exemplo de um afloramento onde a fácies pode ser descrita pelas seguintes características: Ocorrência cíclica de lâminas de dolomita em sua extensão vertical. Entre estes eventos ocorre a alternância de camadas de pelitos com crosta de intemperismo (avermelhada), e pelitos ricos em paligorsquita (mineral esbranquiçado rico em magnésio) e arenitos. A alternância entre as camadas de pelitos e arenito fino caracteriza um ambiente lagunar, com baixa energia de deposição.

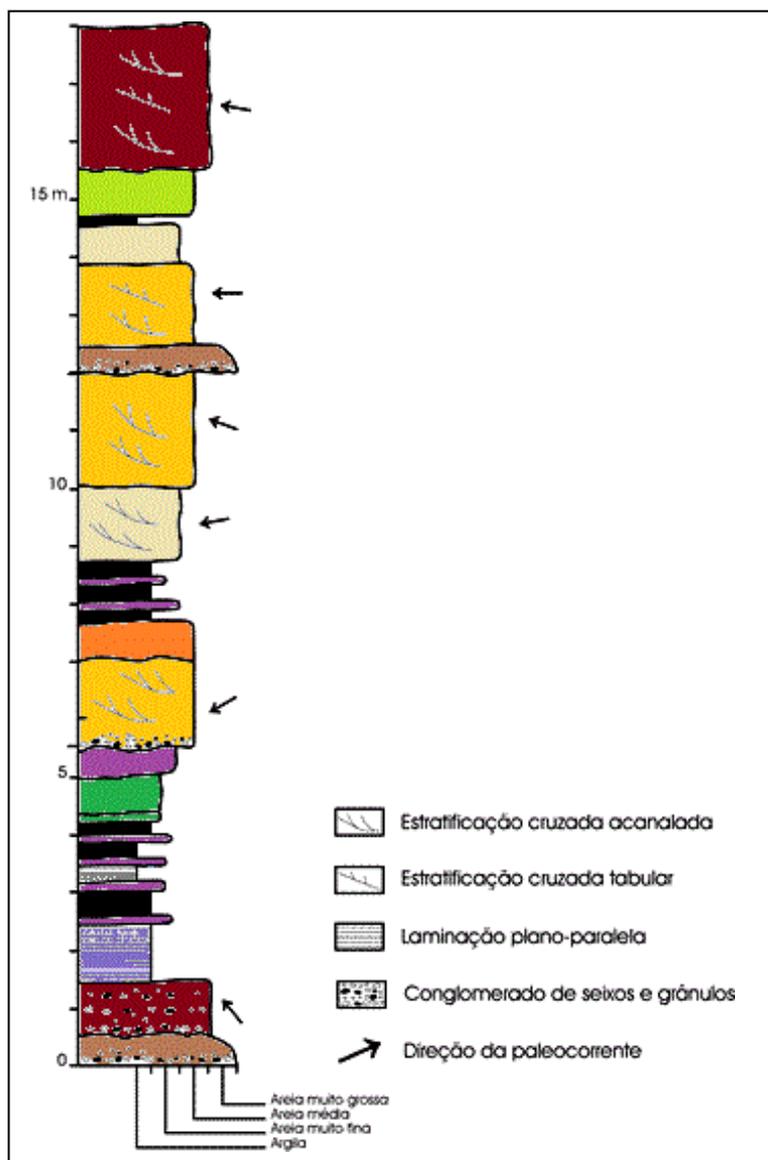
Figura 1– Praia da Baronesa, Alcântara - MA.



Fonte: Da autora

Para fazer a representação de uma sucessão vertical de fácies presentes em uma determinada bacia, pode ser usado o perfil estratigráfico como exemplificado na Figura 2, que é uma escala de profundidade com uma representação adequada e padronizada das características geológicas de cada camada. Essas características tornam o perfil estratigráfico essencial na representação de afloramentos.

Figura 2 - Exemplo de perfil estratigráfico.



Fonte: Modificado de Ferreira Júnior (2001).

Um sistema petrolífero é caracterizado pelo sistema deposicional. A caracterização de fácies é fundamental para a definição do sistema petrolífero e

definição dos processos de exploração do campo. No entanto em poços, isso algumas vezes se torna inviável devido às localizações e condições dos mesmos, como por exemplo, em poços em mar profundo.

Quando se faz o perfil litológico ou faciológico, identifica-se uma sucessão de camadas, entretanto não se consegue saber a escala de profundidade, o que é necessário para fazer a representação através do Perfil Estratigráfico, porquanto a espessura das camadas também é uma característica das fácies e é uma característica genética. Então se pode observar que na ausência de testemunho, mesmo com a amostra de calha, não é possível determinar a profundidade.

Para fazer a identificação e associação de fácies, assim como o perfil estratigráfico que representa o afloramento, usamos o que chamamos de amostras. No poço a coleta dessas amostras é chamada de testemunhagem.

## 2.1 ELETROFÁCIES

O termo 'eletrofácies' é usado para indicar a associação de fácies litológicas à leitura de perfis geofísicos de poços (SERRA, 1986). Desta forma as eletrofácies exibem um determinado padrão nos perfis geofísicos de poços para cada uma das fácies sedimentares e um dado intervalo de profundidade.

As eletrofácies são determinadas a partir das diferentes propriedades físicas das rochas registradas nos perfis geofísicos. O grupo de informações usadas para identificar as eletrofácies deve ser analisado em profundidade e em conjunto com os dados de testemunho e geológicos regionais.

### 3 TESTEMUNHO

Amostra de rocha é uma porção da rocha coletada para fins de estudo do ambiente de formação da rocha a ser identificada. As amostras são de extrema importância quando se trata de caracterização do ambiente sedimentar. Com ela é possível determinar ambientes de sedimentação. Existem basicamente dois tipos de amostras, as amostras de mão e os testemunhos. As amostras de mão são aquelas coletadas na superfície, são amostras que estão sujeitas a ação do intemperismo. Os testemunhos, por sua vez, são amostras coletadas em subsuperfície, durante a perfuração de poços.

Em suma, testemunho é uma amostra de rocha retirada da sua localização original em subsuperfície (Figura 3), podendo, muitas vezes, representar uma unidade litológica de um determinado intervalo de interesse.

Figura 3 – Testemunhos acondicionados em caixas duplas de 1 m de comprimento.



Fonte: Penha (2005).

A partir das descrições dos testemunhos é possível fazer a correção do intervalo testemunhado com o intervalo perfilado e assim fazer confirmação das rochas identificadas na interpretação pela perfilagem. Obtêm-se também

informações importantes para a geofísica de poço como porosidade, permeabilidade, saturação de óleo, etc..

A descrição de testemunhos apresenta algumas limitações quando se trata do índice de recuperação da rocha. Quando a rocha é retirada do seu local de formação, apesar dos esforços aplicados para isso não ocorrer, não é possível preservar totalmente os fluidos originais contidos na rocha. Outra problemática apontada é a contaminação da amostra pela lama que é usada para a perfuração do poço.

As operações convencionais para a retirada deste tipo de amostra são realizadas de modo a produzir um mínimo de alteração das suas características naturais.

### 3.1 OPERAÇÃO DE TESTEMUNHAGEM

A testemunhagem é realizada através de um equipamento chamado Barrilete testemunhador. O equipamento mede de 9 a 27 metros e consiste em uma broca vazada chamada coroa de testemunhagem, apanhador barrilete interno e barrilete externo. A operação acontece com a descida do equipamento com o auxílio da coluna de perfuração, então a coroa de testemunhagem corta um pedaço de rocha em forma cilíndrica, que é retirado pelo apanhador que retém o testemunho cortado dentro do barrilete interno que está localizado no interior do barrilete externo. No caso de testemunhagem convencional ao final do corte de testemunho é necessário trazer a coluna até a superfície. Existe também a testemunhagem a cabo que consiste na retirada do barrilete interno até a superfície sem a necessidade da retirada da coluna. Outro tipo de testemunhagem é aquele onde a formação já está perfurada, é a testemunhagem lateral, em que cilindros ocos e presos por cabos de aço a um canhão, são arremessados contra a parede da formação para a retirada de amostras da rocha.

### 3.2 DESCRIÇÃO DE TESTEMUNHO

Após a realização da operação de testemunhagem, com os testemunhos na superfície, começa a fase chamada de descrição de testemunhos. Nessa fase as características das rochas contidas no testemunhador são descritas em termos das

suas características geológicas macroscópicas, no local do poço e de suas características microscópicas, nos laboratórios de petrofísica ou de sedimentologia. Nas raras ocasiões em que ocorre um alto fator de recuperação e unidades estratigráficas podem ser reconhecidas como uma sequência deposicional, a caracterização do paleoambiente pode ser realizada.

A descrição do testemunho pode ser dividida em duas etapas: Aspectos visuais e aspectos não visuais.

A primeira fase da descrição de testemunho, no caso os aspectos visuais, é a identificação, quando possível, das camadas amostradas de diferentes litologias. Assim, a caracterização geológica do testemunho é similar à descrição de uma amostra de mão obtida em um afloramento. Nesta fase as características descritas são basicamente cor, textura, granulometria, cor, porosidade aparente, coesão, descontinuidades, etc.

Em outra etapa da descrição, etapa esta onde são escritos aspectos não visuais é feita a constatação ou não da presença de cimentos na amostra a partir da reação com ácidos e nessa fase são feitas também, lâminas das amostras para análises químicas.

Após essas descrições é possível agrupar as unidades em uma sequência e desta forma fazer a caracterização do ambiente em que essas unidades foram depositadas, ou seja, fazer a interpretação do paleoambiente.

#### 4 BACIA DE CAMPOS

A Bacia de Campos é classificada, segundo a Teoria da tectônica de Placas, como uma bacia de margem continental passiva ou uma bacia de margem divergente, tipo V (KLEMME, 1980), assim como inúmeras bacias sedimentares brasileiras (Figura 4). O surgimento da bacia tem sua origem relacionada ao rompimento do supercontinente Gondwana a partir do final do Jurássico, então separação das placas Sul Americana e Africana, e surgimento do Oceano Atlântico a partir do Cretáceo Inferior.

Figura 4 – Bacias Sedimentares Brasileiras.

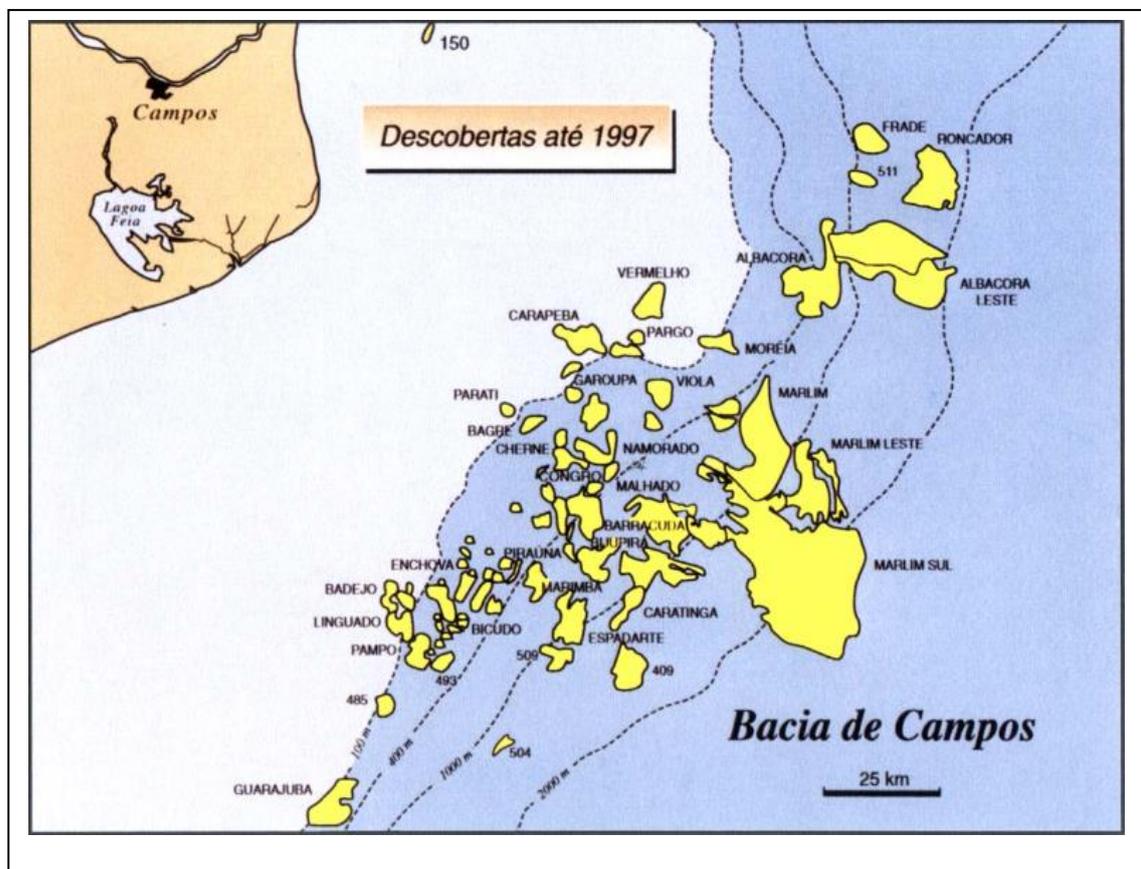


Fonte: Lucchesi (1998).

A bacia de Campos está localizada no litoral norte do estado do Rio de Janeiro e a sul do estado do Espírito Santo, limitada ao sul pelo Arco de Cabo Frio e ao norte pelo Arco de Vitória (Figura 5). Possui mais de 1.600 poços perfurados em

uma área aproximada de 100.000 km<sup>2</sup>, ao longo de mais de três décadas de exploração petrolífera. É a bacia mais prolífica e aloja mais de 90% das reservas petrolíferas atuais.

Figura 5 – Mapa de localização da Bacia de Campos.



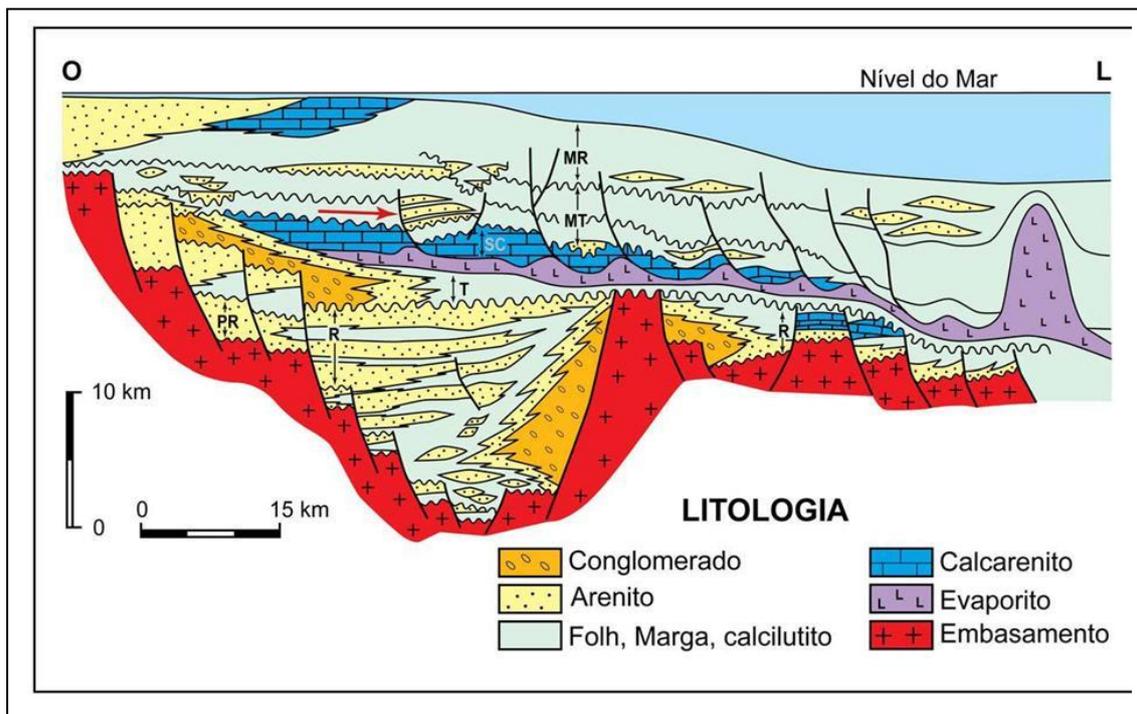
Fonte: Lucchesi (1998).

#### 4.1 EVOLUÇÃO TECTONO-SEDIMENTAR, ESTRUTURA E ESTRATIGRAFIA.

De acordo com Gabaglia *et al.*, (1991), pode-se individualizar três grandes unidades com características tectono-sedimentares distintas: Sequência Continental, englobando os basaltos da Formação Cabiúnas e parte dos sedimentos continentais da Formação Lagoa Feia, afetados pela tectônica rifte a partir do Eocretáceo; Sequência Transicional, no intervalo Aptiano-Eoalbio, caracterizado pelos evaporitos e relativa quiescência tectônica; e Sequência Marinha, do Albiano até o Holoceno (Fase *Drift*) caracterizada pela deposição marinha franca (carbonática no início e predominantemente siliciclástica

posteriormente), Compreendendo a Formação Macaé e o Grupo Campos e afetada por intensa tectônica adiastrófica (figura 6).

Figura 6 – Seção geológica esquemática da bacia de Campos, com representação das principais unidades litoestratigráficas e respectivos depósitos associados, assim como a evolução da bacia. PR- Megassequência continental pré-rifte; R – Megassequência continental rifte; T- Megassequência transicional evaporítica; SC – Megassequência plataforma carbonática rasa; MT – Megassequência marinho transgressiva; MR- Megassequência marinho regressiva.



Fonte: Modificado de Bruhn (1993).

A Bacia de Campos, como mostrada na Figura 7, é embasada por rochas do Pré-Cambriano de natureza gnáissica, similar aos afloramentos no Estado do rio de Janeiro, recobertas por derrames basálticos eocretáceos e camadas vulcanoclásticas eocretáceas da Formação Cabiúnas, datada entre 120 Ma e 130 Ma (DIAS *et al.*, 1990), que constituem o assoalho de todo o preenchimento sedimentar da bacia.

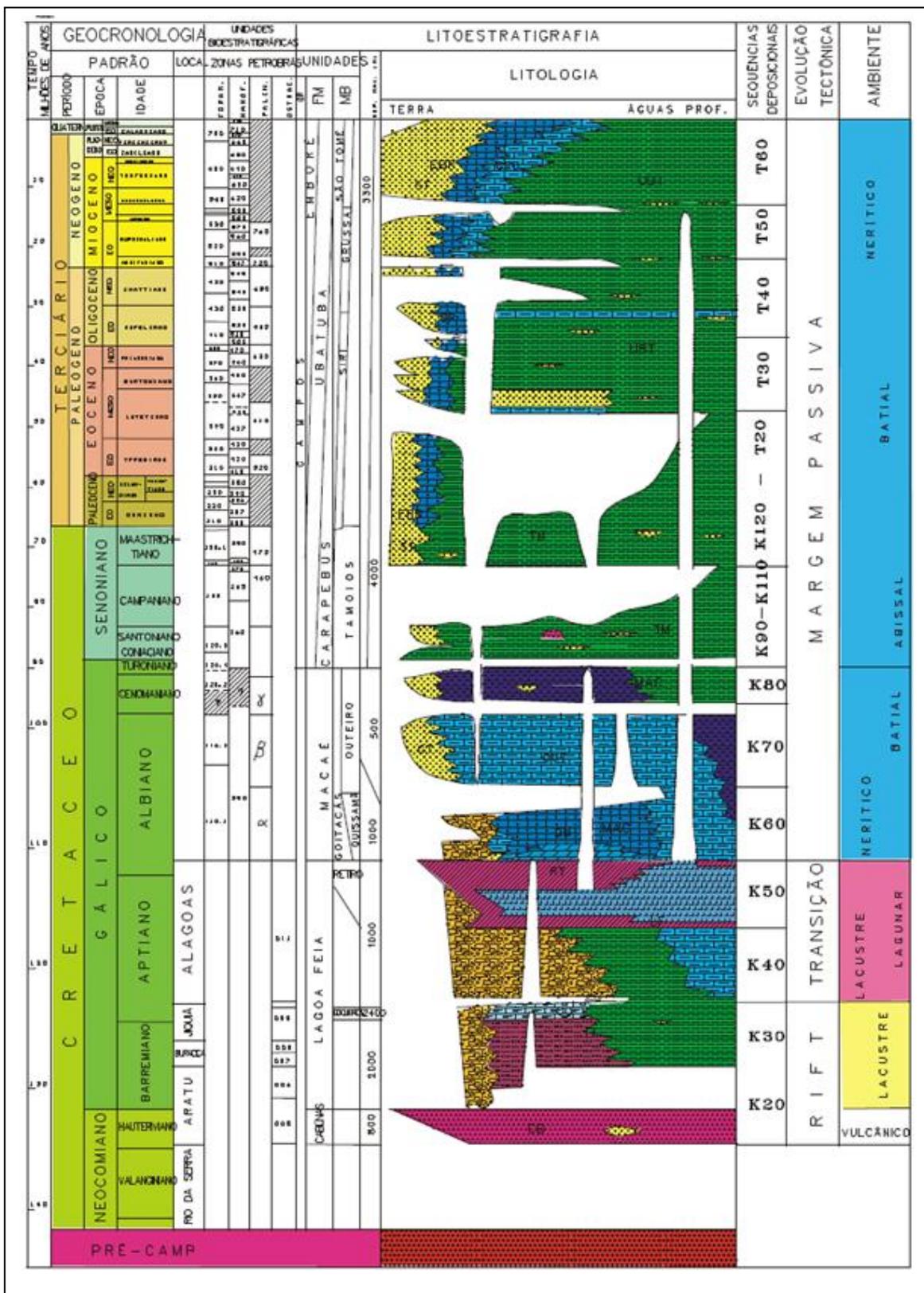
Após os derrames basálticos, depositou-se o pacote rifte da porção inferior da Formação Lagoa Feia, que foi elevada a categoria de Grupo (Winter *et al.*, 2007), no intervalo do Neocomiano Superior-Barremiano, a qual inclui conglomerados com abundantes clastos de basalto, além de arenitos, folhelhos ricos em matéria orgânica e coquinhos, da Formação Coqueiros, definindo um

contexto de sedimentação lacustre. A parte superior da Formação Lagoa Feia, por sua vez, é representada por uma sequência de conglomerados e folhelhos avermelhados de idade aptiana recobertos por uma seção de evaporitos do Neaptiano, da Formação Retiro (MILANI *et al.*, 2000). Os folhelhos escuros dessa sequência são considerados como as principais rochas geradoras da bacia. Segundo Estrella *et al.* (1984) e Figueiredo *et al.* (1994) essa fase é a mais importante na geração de hidrocarboneto na Bacia de Campos.

Durante o Albiano-Cenomaniano, predominaram as condições marinhas na bacia, quando são depositadas concordantemente com a Formação Lagoa Feia as rochas do Grupo Macaé, que consiste em carbonatos clásticos e oolíticos, da Formação Quissamã, em sua porção inferior. Já a parte superior inclui calcilutitos, margas e folhelhos, da Formação Outeiro, além de arenitos turbidíticos, da Formação Arenito Namorado. Finalmente, conglomerado e arenito pobremente selecionados, da Formação Goitacás, constituem suas porções mais proximais (MILANI *et al.*, 2000).

O Grupo Campos recobre de forma discordante a Formação Macaé e representa o preenchimento da bacia durante a fase final de subsidência térmica, e basculamento do substrato para leste. Este pacote é representado por sedimentos proximais areno-conglomerático-carbonáticos (Formação Emborê) que gradam para folhelhos e margas nas porções distais (Formação Ubatuba). A Formação Ubatuba compreende também folhelho e margas com intercalações de arenitos turbidíticos (Formação Carapebus) (MILANI *et al.*, 2000), resultantes da atuação de correntes de turbidez em ambientes de talude e bacia, do Turoniano ao Holoceno (RANGEL *et al.*, 1994).

Figura 7– Carta estratigráfica da Bacia de Campos



Fonte: Modificado de H.D. RANGEL, 1994.

## 4.2 CAMPO DE NAMORADO

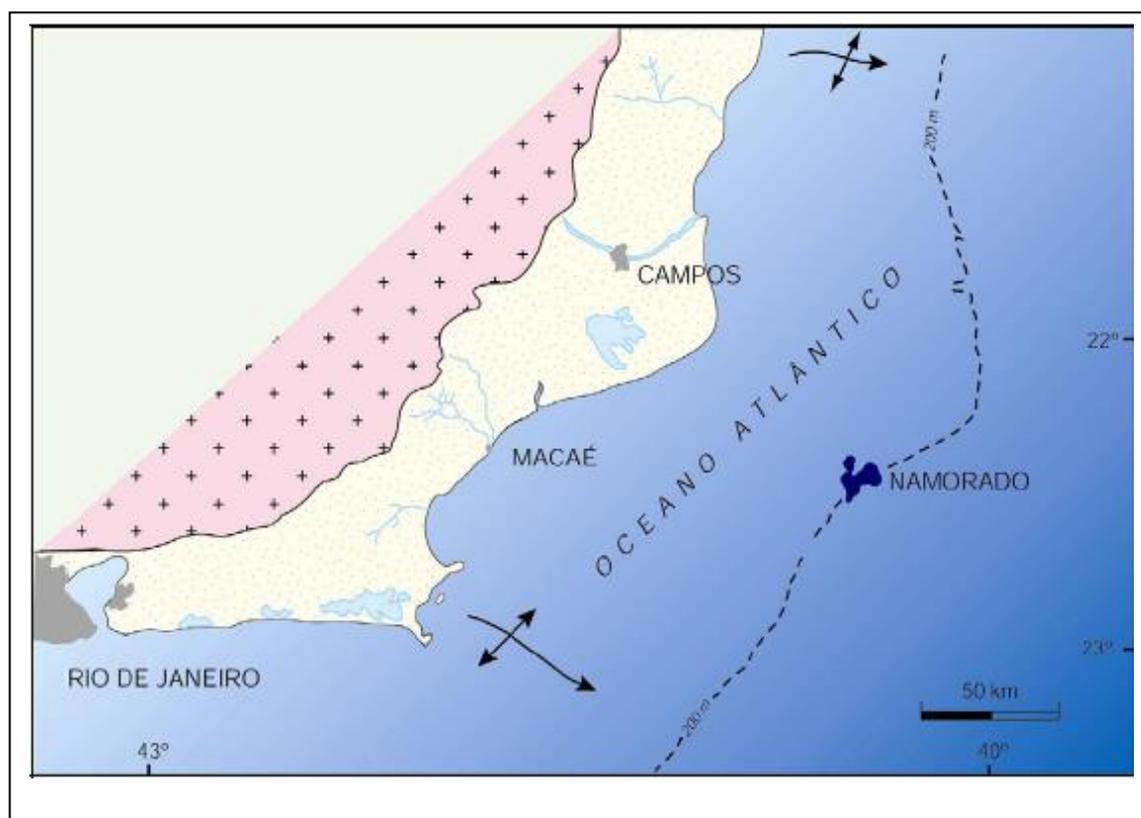
O Campo de Namorado (Figura 8) foi descoberto em 1975 e localiza-se na porção Centro Norte na zona onde se acumulam os hidrocarbonetos da Bacia de Campos, a cerca de 80 km do litoral e sob uma lâmina de água de 110 a 250 m (Souza Junior, 1997). É um dos reservatórios da Bacia de Campos mais bem estudado e 11 anos após sua descoberta já contava com cerca de 120 km<sup>2</sup> de dados sísmicos 3D processados. Apresenta uma excelente produção de óleo acumulado, atingindo cerca de 45,3 milhões de barris/dia em dezembro de 2000 (CRUZ, 2003).

O Campo de Namorado corresponde a Sequência K70 que está inserida na Supersequência Drift da Bacia de Campos (Figura 8). Esta Supersequência é composta pelos sedimentos marinhos depositados sob um regime de subsidência térmica associada a tectonismo adiastrófico.

A rocha reservatório foi depositada em um complexo de canais, junto à frente deltaica denominado de arenitos turbidíticos de namorado de idade albianacenomaniense com excelentes características petrofísicas, como cita Silva *et al.* (2003), ele diz que o Arenito Namorado são espessos corpos arenosos de composição arcoseana, apresentando extensiva cimentação carbonática e boas porosidades efetivas.

O sistema turbidítico de Namorado é o primeiro evento deposicional importante que se sucede à implantação da megassequência marinha transgressiva da Bacia de Campos (BACOCOLI *et al.*, 1980). Segundo Souza Junior. (op.cit.), é caracterizado pela formação de três sistemas de deposição, representando as diferentes fases do reabastecimento do canal turbidítico. A primeira fase corresponde aos depósitos grossos ligados às correntes turbidíticas de alta densidade, que formam os ciclos granodecrescentes distintos pela associação vertical dos microconglomerados e pelas areias grossas a médias maciças. A segunda fase é representada pelos depósitos de corrente de turbidez de baixa densidade. A terceira fase de reabastecimento do canal turbidítico corresponde ao sistema de deposição de mar alto, constituindo-se por uma associação de fácies pelíticas, argilas, margas e calcilutitos, representando a sedimentação hemipelágica da bacia.

Figura 8– Mapa de localização do Campo de Namorado, com Limitação norte e sul da Bacia de Campos representada pelas setas.



Fonte: Modificado de Bacoccoli et al. (1980).

## **5 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO**

Avaliação de formação pode ser definida como um conjunto de atividades que objetivam qualificar e quantificar o potencial de uma reserva petrolífera.

Aqui são apresentadas as técnicas de interpretação das medidas das propriedades físicas das rochas encontradas ao redor do poço. Medidas essas usadas no desenvolvimento dos modelos interpretativos para qualificação de reservatórios e quantificação de HC em subsuperfície.

### **5.1 PERFIS DE POÇOS**

As variações das propriedades físicas medidas ao longo da profundidade de um poço podem ser representadas nas formas de perfis. A seguir são apresentados os perfis que foram utilizados na metodologia deste trabalho.

#### **5.1.1 Perfil de Densidade**

O perfil de densidade é um registro contínuo das variações das densidades das formações rochosas que são atravessadas por um poço. A medida realizada leva em consideração a densidade da matriz da rocha e a do fluido contido no espaço poroso, no caso a densidade eletrônica. Raios gamas são emitidos de uma fonte, que interagem com os elétrons dos átomos da formação (ELLIS, 2008). A interação considerada é o Efeito Compton, que é diretamente proporcional ao número de elétrons por unidade de volume de material e este por sua vez são proporcionais à densidade das formações, logo o perfil responde de forma direta à densidade da formação e inversamente a sua porosidade. Como resultado da interação os raios gamas se dispersam, há uma diminuição da intensidade do feixe emitido, é essa diminuição que é medida pelos detectores localizados nas proximidades da parede do poço.

#### **5.1.2 Perfil de Porosidade Neutrônica**

Os nêutrons são partículas que não possuem carga elétrica e com massa similar ao núcleo de hidrogênio. Dessa forma penetram na matéria profundamente,

chegando a atingir os núcleos dos elementos que constituem a rocha. Os nêutrons, através de sucessivas colisões elásticas com os átomos da formação, perdem parte da sua energia. Os detectores da ferramenta neutrônica são sensíveis a nêutrons de baixa energia e a maior perda de energia ocorre quando os nêutrons se chocam com os núcleos do hidrogênio, pois eles têm uma alta seção de choque e, como já foi dito, massa igual ao nêutron (ELLIS, 2008). O valor da porosidade na rocha encontra-se diretamente relacionado com a presença do hidrogênio na rocha, em forma de água ou HC. Logo, quanto maior a quantidade de hidrogênio medida no interior da rocha maior a sua porosidade.

### **5.1.3 Perfil Sônico**

O perfil sônico é usado na determinação da porosidade intergranular das rochas. Uma sonda composta por um transmissor e dois receptores mede o tempo de trânsito das ondas compressoriais na rocha vizinha ao poço. O impulso sonoro emitido propaga-se nas camadas ativando os dois receptores localizados a distancias fixas na sonda de perfilagem (ELLIS, 2008). É medida a diferença do tempo de trânsito entre os dois receptores, ou seja, o inverso da velocidade de propagação do som entre os dois receptores. Há uma relação direta entre o tempo de trânsito de uma onda sonora em uma rocha e sua porosidade. Quando comparadas, a rocha que tiver maior quantidade de fluidos em seu interior, logo maior porosidade, terá um tempo de trânsito maior que aquela de menor volume de fluido, portanto menor porosidade.

### **5.1.4 Perfil Raio Gama**

No perfil de raio gama é registrada a radioatividade natural presente em um raio de alguns centímetros na parede do poço. Os raios gama são energias eletromagnéticas que reagem com a matéria, no caso a rocha, de maneiras distintas, indicando quando a rocha é mais ou menos radioativa.

Os folhelhos são os tipos de rocha mais naturalmente radioativos conhecidos, entre as rochas sedimentares, em particular pela presença de  $^{40}K$  (Potássio) que ocorrem em micas, feldspatos alcalinos e minerais de argila, e devido a sua capacidade em reter íons metálicos como  $^{238}U$  (Urânio) e

$^{232}\text{Th}$ (Tório). Após os folhelhos, as rochas sedimentares com os maiores valores radioativos são os evaporitos potássicos. Pode haver a presença de elementos radioativos em outras rochas sedimentares, o que dependerá de sua origem deposicional.

A partir da análise do perfil de raio gama (RG) é possível distinguir os folhelhos de outros tipos de litologia, uma vez sabendo que o folhelho registra valores altos de RG.

## 5.2 GRÁFICO M-N

O Gráfico M-N (BURKE, 1969) é um dos métodos desenvolvidos na Avaliação de Formação para a identificação de litologias. Ele produz a informação litológica, a partir de uma interpretação da representação de um par ordenado obtido de combinação dois a dois das medidas registradas nos três perfis clássicos de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico).

Como o mineral principal, ou o que ocorre em maior volume na constituição de uma rocha sedimentar define a sua litologia, admite-se que a informação litológica possa ser estimada a partir das suas propriedades físicas representadas no Gráfico M-N por pontos definidos pelos pares ordenados, com coordenadas definidas pelos parâmetros M e N.

### 5.2.1 Parâmetro N

Para a obtenção do parâmetro N são relacionados os perfis de porosidade neutrônica e de densidade e então se define o parâmetro N, como mostra a equação 1,

$$N = \frac{\phi_w - \phi_m}{\rho_m - \rho_w} \quad (1)$$

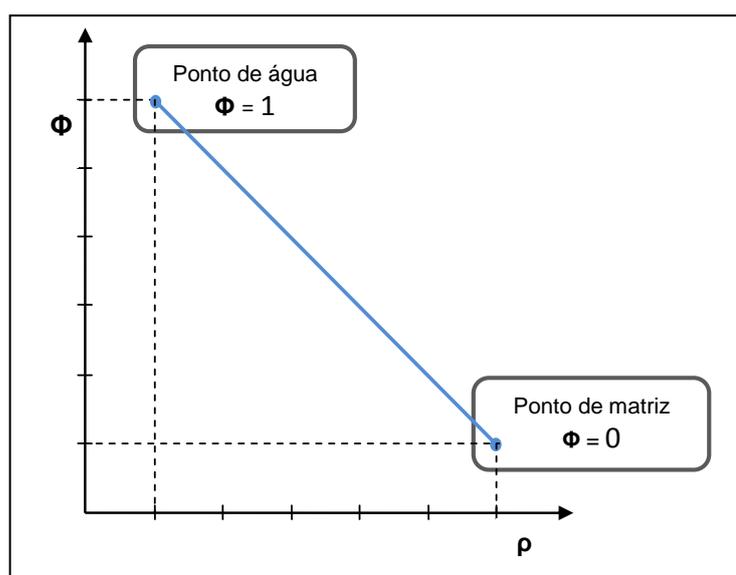
onde  $\rho_w$  e  $\phi_w$  são a densidade e a porosidade neutrônica da água e  $\rho_m$  e  $\phi_m$  são a densidade e a porosidade neutrônica do mineral principal.

A equação 1 representa a inclinação de uma reta de porosidade para uma determinada matriz, a partir do comportamento dos perfis de densidade e porosidade neutrônica. Para cada matriz, a reta de porosidade é determinada por dois pontos, o ponto da água e o ponto da matriz. Considerando um modelo de

rocha constituído por apenas água e matriz, o ponto da água, ou o ponto de porosidade unitária ( $\phi = 1$ ) corresponde à rocha constituída exclusivamente pela água e definido pelo par ordenado formado pelas propriedades físicas da água ( $\rho_w, \phi_w$ ). O ponto de matriz ou o ponto de porosidade nula é definido pelo par ordenado formado pelas propriedades físicas do mineral principal ( $\rho_m, \phi_m$ ).

A Figura 9 mostra o Gráfico densidade-neutrônico adotado para a definição do parâmetro N, com a representação da reta de porosidade para uma matriz qualquer.

Figura 9 – Gráfico  $\Phi$ - $\rho$  (neutrônico - densidade).



Fonte: Da autora.

### 5.2.2 Parâmetro M

O parâmetro M é definido pela associação do perfil sônico ao perfil de densidade na forma da inclinação da reta de porosidade para uma matriz particular, como mostra a equação 2.

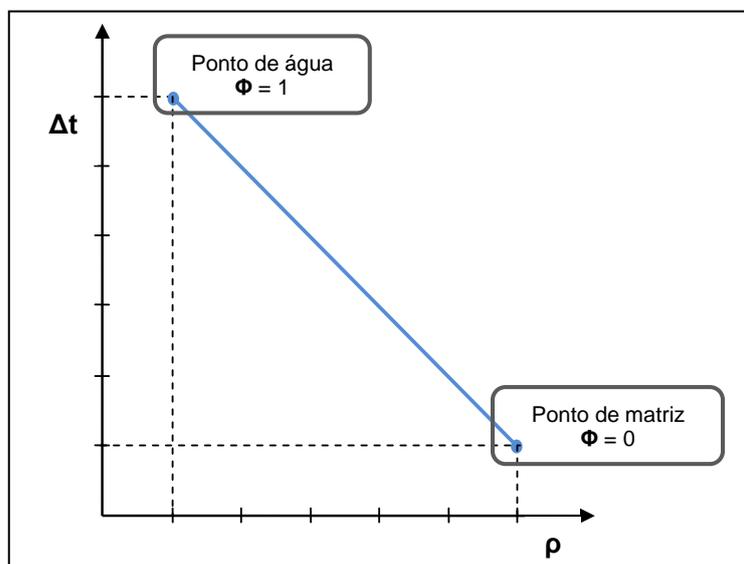
$$M = \frac{\Delta t_w - \Delta t_m}{\rho_m - \rho_w} 0,01 \quad (2)$$

Na equação (2),  $\Delta t_w$  e  $\Delta t_m$  representam respectivamente, o tempo de trânsito da água e do mineral principal;  $\rho_m$  e  $\rho_w$  representam a densidade do mineral principal e a da água. O termo multiplicativo (0,01) é apenas um fator de escala.

A equação 2 representa a inclinação de uma reta de porosidade para uma determinada matriz, a partir do comportamento da associação dos perfis de densidade e sônico. Para cada matriz, a reta de porosidade é determinada por dois pontos, o ponto da água e o ponto da matriz. Considerando um modelo de rocha constituído por apenas água e matriz, o ponto da água, ou o ponto de porosidade unitária ( $\phi = 1$ ) corresponde à rocha constituída exclusivamente pela água e definido pelo par ordenado formado pelas propriedades físicas da água ( $\rho_w, \Delta t_w$ ). O ponto de matriz é definido pelo par ordenado formado pelas propriedades físicas do mineral principal ( $\rho_m, \Delta t_m$ ).

A Figura 10 mostra o Gráfico densidade-sônico adotado para a definição do parâmetro M, com a representação da reta de porosidade para uma matriz qualquer.

Figura 10 – Gráfico  $\Delta t$ - $\rho$  (sônico – densidade)



Fonte: Da autora

### 5.2.3 Representação Gráfica

O Gráfico M-N é construído por pontos representativos dos minerais principais (matrizes) mais comuns das rochas sedimentares, a partir dos pares ordenados formados pelos parâmetros M e N.

A Tabela 1 mostra os valores das propriedades físicas registradas nos perfis de porosidade para os principais minerais presentes na constituição das rochas sedimentares.

A substituição dos valores apresentados na Tabela 1 nas equações 1 e 2, de definição dos parâmetros N e M considerando o fluido intersticial como a água doce permite a construção da Tabela 2, que apresenta as coordenadas dos pontos representativos dos minerais principais no Gráfico M-N.

Tabela 1 - Propriedades físicas da matriz.

<b>Matriz (mineral Principal)</b>	<b>Densidade (g/cm<sup>3</sup>)</b>	<b>Neutrônico (%)</b>	<b>Sônico (<math>\mu s/ft</math>)</b>
<b>Quartzo</b>	2.65	-0.35	55.5
<b>Calcita</b>	2.71	0.0	47.6
<b>Dolomita</b>	2.86	0.05	43.5
<b>Anidrita</b>	2.98	0.0	50.0
<b>Gipsita</b>	2.35	0.49	52.0
<b>Ortoclásio</b>	2.55	-0.05	66,5
<b>Gesso</b>	2.32	0.06	55.7
<b>Albita</b>	2.62	-0.04	46.4
<b>Sal</b>	2.05	0.04	67.0

Autor: LUTHI (2001).

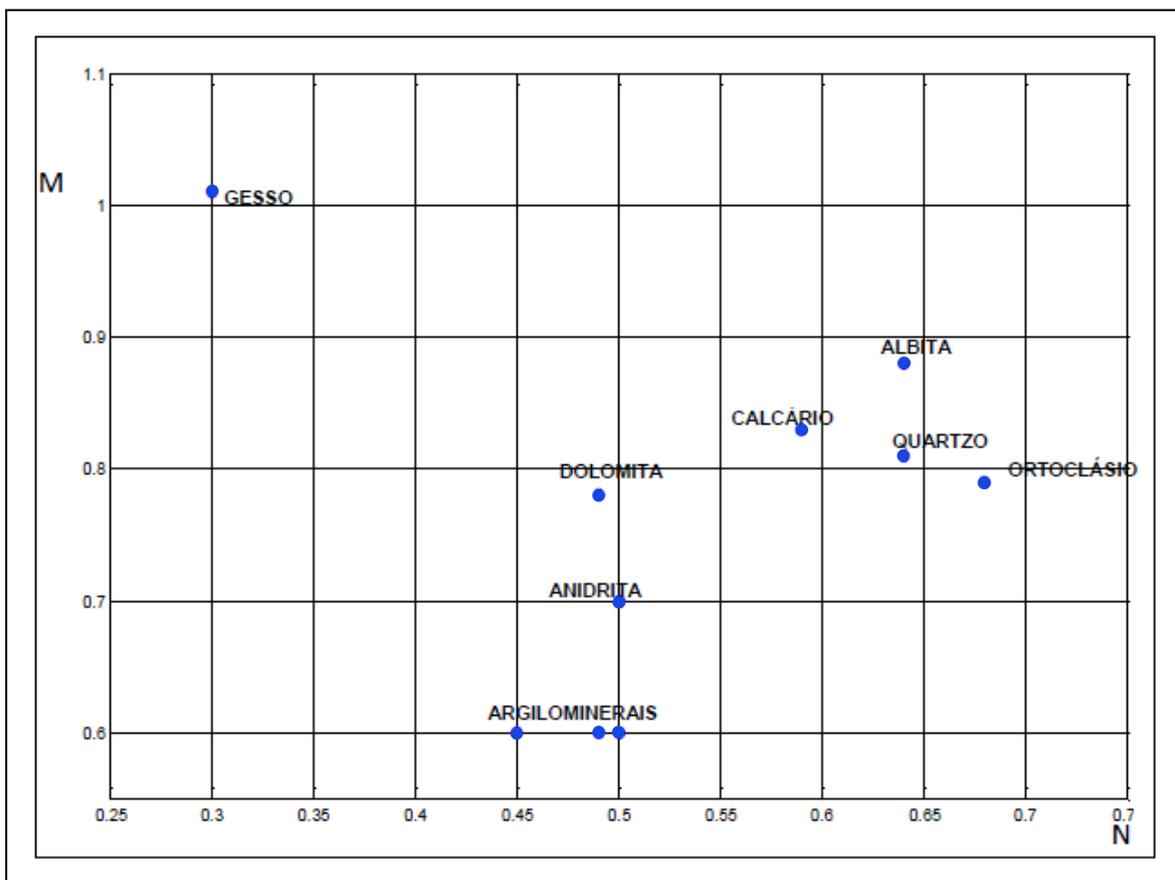
Tabela 2 - Parâmetros M e N.

<b>Matriz</b>	<b>M</b>	<b>N</b>
<b>Quartzo</b>	0.81	0.64
<b>Calcita</b>	0.83	0.59
<b>Dolomita</b>	0.78	0.49
<b>Anidrita</b>	0.70	0.50
<b>Gesso</b>	1.01	0.30
<b>Argilominerais</b>		
<b>Ilita</b>	0.6	0.49
<b>Caolita</b>	0.6	0.45
<b>Smectita</b>	0.6	0.50

Autor: LUTHI (2001).

A Figura 11 mostra o Gráfico M-N, com a representação dos pontos fixos ou dos principais minerais principais ou matrizes das rochas sedimentares mostradas na Tabela 2 e representadas pelos pontos em azul.

Figura 11 – Gráfico M-N.



Fonte: Da autora

#### 5.2.4 Interpretação

Com a aquisição dos parâmetros M e N de cada mineral como indicado na tabela 2, constrói-se o gráfico M-N a partir dos pares ordenados de ambos os parâmetros, como mostrado na Figura 11.

Com os parâmetros M e N calculados a partir das propriedades físicas de cada mineral, determina-se os pontos fixos no gráfico M-N. São os pontos relacionados às matrizes de interesse e independem dos valores medidos nos perfis de porosidade de um poço qualquer. Os pontos fixos são as bases de interpretação sobre a classificação das litologias das camadas atravessadas pelo poço.

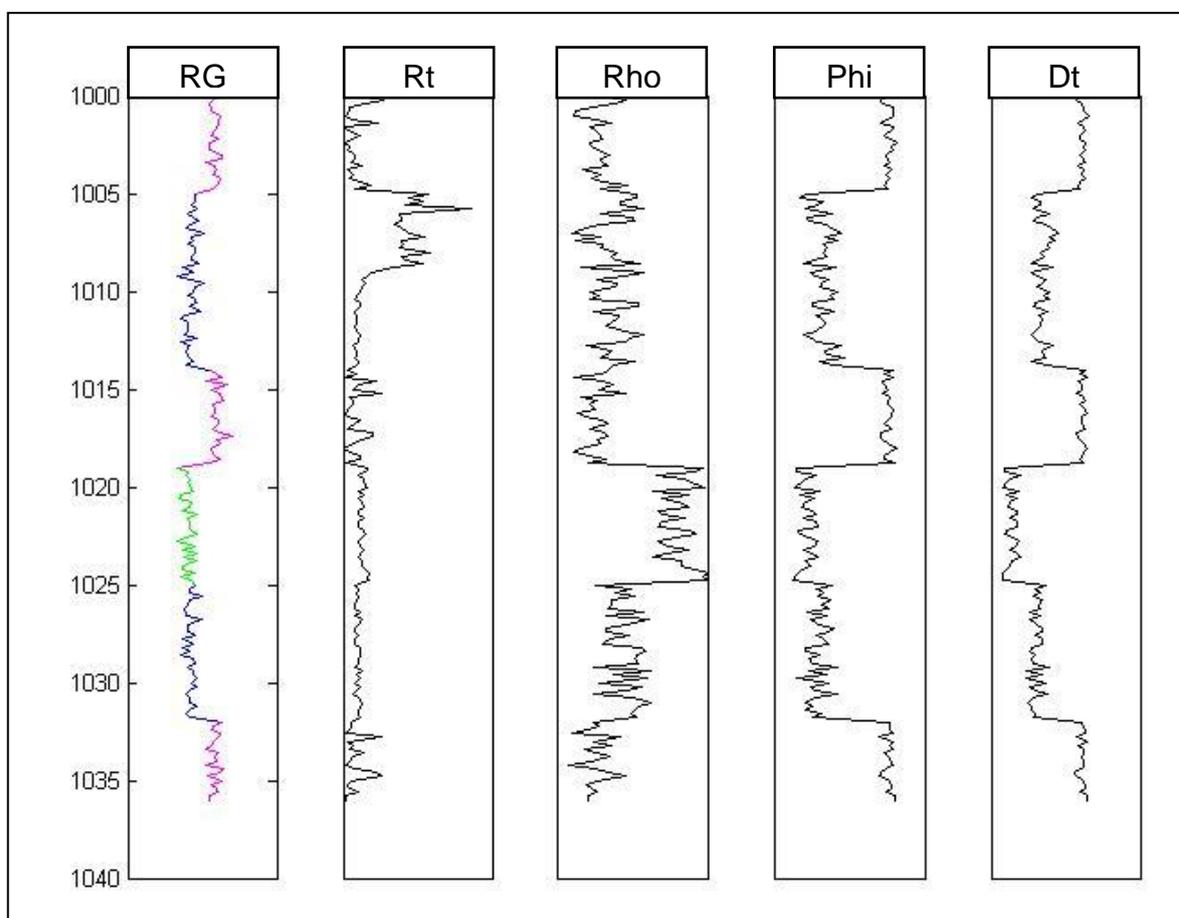
Quando substituídos os valores das propriedades físicas dos minerais principais nas equações 1 e 2, pelos correspondentes valores das propriedades físicas registradas nos perfis de porosidade nas equações de definição dos

parâmetros M e N, é obtido um conjunto de pontos com informações a respeito do mineral principal de uma determinada rocha. Logo, entende-se que os pontos relacionados a uma determinada litologia estarão no entorno do ponto fixo do gráfico M-N que faz referência ao mineral principal daquela camada. Desta forma, podemos caracterizar a litologia de um determinado trecho do poço tomando como parâmetro os já existentes pontos fixos do gráfico.

Entretanto deve ser levada em consideração a presença ou não de argila e a ocorrência ou não de gás, que geram um deslocamento dos pontos gerados pelos valores dos perfis, podendo levar a interpretações equivocadas.

Os perfis sintéticos apresentados na figura 12 apresentam camadas de argila, quartzo e calcita. As camadas de argila estão destacadas em lilás, as de quartzo em azul e a de calcita em verde.

Figura 12– Perfis sintéticos.

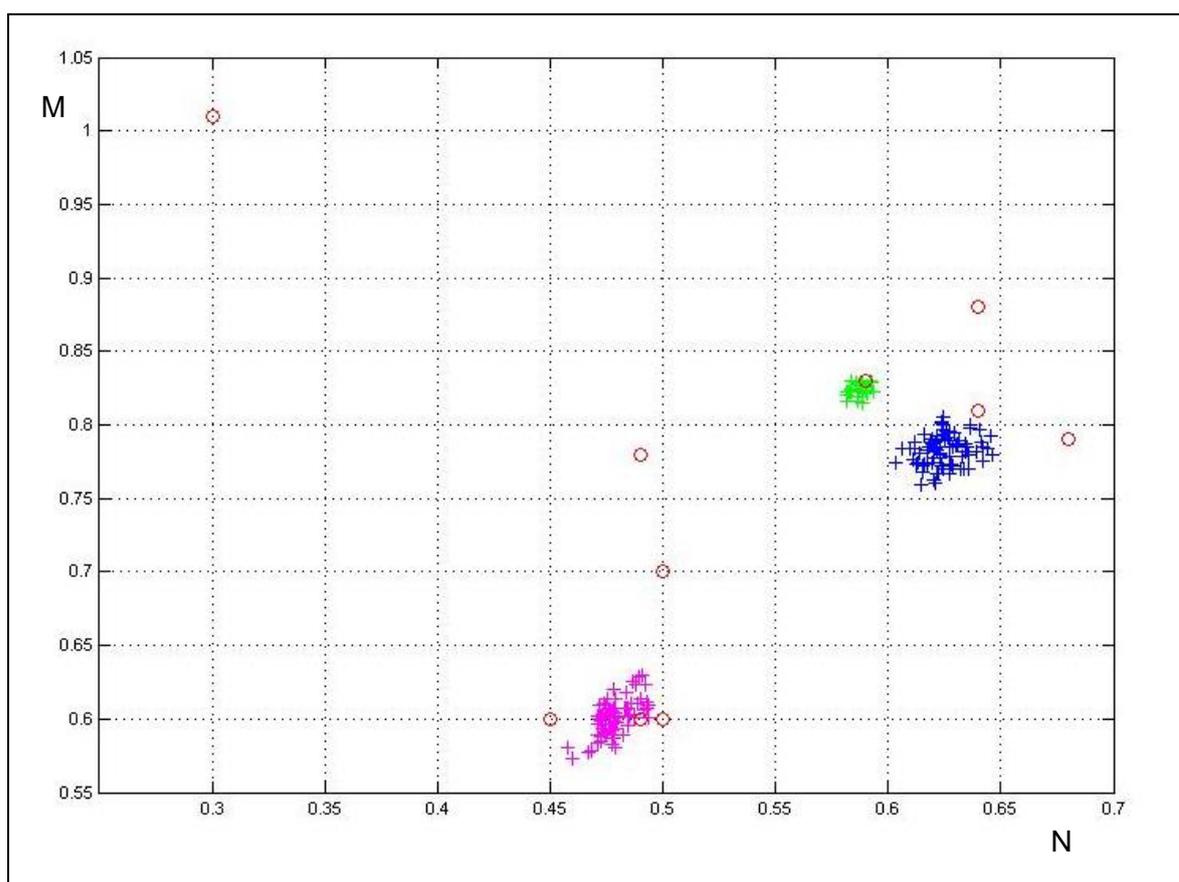


Fonte: Da autora

Para o modelo petrofísico adotado neste perfil sintético, o folhelho é constituído apenas de argilominerais enquanto que o folhelho real é composto por frações de outros minerais de tal modo que a camada de folhelho aparece nos dados reais mais próximos dos pontos fixos do quartzo da dolomita e da calcita.

A figura 13 mostra o Gráfico M-N para o perfil sintético apresentado e assim como nos perfis as camadas argila, quartzo e calcita estão representadas respectivamente pelas cores lilás, azul e verde.

Figura 13– Gráfico M- dos perfis sintéticos.



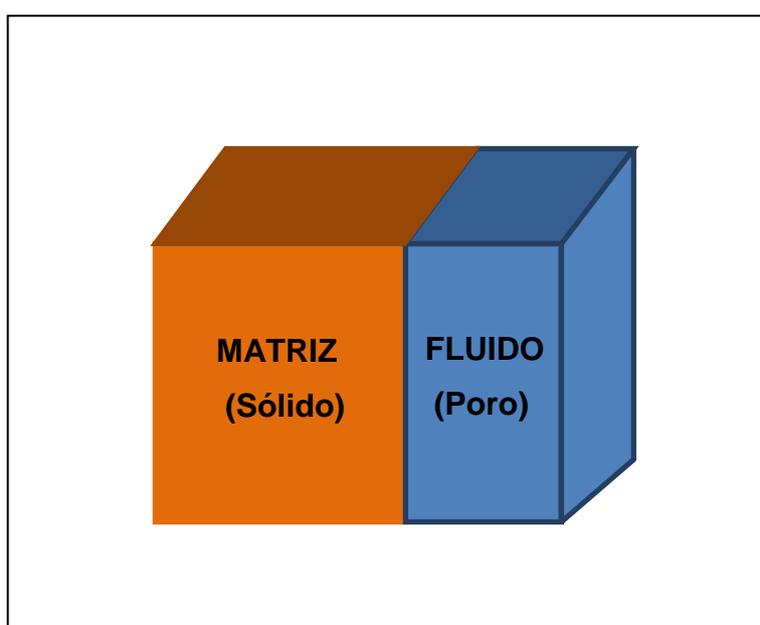
Fonte: Da autora

## 6 MODELO PETROFÍSICO

No modelo petrofísico a rocha sedimentar é constituída mineralogicamente de Arcabouço, matriz e Cimento, onde o arcabouço é a fração da rocha que lhe dá sustentação, a matriz é a fração fina que é transportada em suspensão, e o cimento é o constituinte precipitado quimicamente nos poros das rochas.

No entanto, quando se trata de perfilagem, essa conceituação petrofísica descrita acima é modificada, uma vez que os sensores utilizados são incapazes de distinguir esses três parâmetros. Desta forma o modelo adotado para o estudo de perfis apresenta-se modificado, como mostra figura 14, considerando apenas matriz e Poros. Onde matriz será todo o material sólido dentro de uma rocha, isto inclui os grãos, o cimento e a matriz, e o Poro que é qualquer espaço na rocha que pode ser preenchido por fluídos, o que engloba misturas de água e hidrocarbonetos (GIRÃO, 2004).

Figura 14 – Modelo de Rocha adotado para o estudo petrofísico.



Fonte: Da autora

Sobre este modelo de rocha é definido o modelo de estudo petrofísico. E para este modelo são definidas e equacionadas propriedades, algumas delas são: Argilosidade, Porosidade e Saturação.

## 6.1 EQUAÇÃO DA ARGILOSIDADE

O termo argila pode ter dois significados, granulométrico e mineralógico. Quanto à granulometria é todo material existente associado ao solo, sedimentos e rochas sedimentares, menor que 0,004mm. E mineralógico, representa uma de minerais filosilicatos, de baixa cristalinidade também com menos que 0,004mm.

Argilosidade é a propriedade que define a quantidade de argila que está presente na constituição da rocha. A ocorrência da argilosidade pode causar diminuição do espaço poroso de rochas reservatórios além de causar interpretações errôneas em perfis geofísicos. Por esses fatos é de necessário o calculo mais exato possível do volume de argilosidade na rocha, desta forma as interpretações e correções podem ser feitas de forma adequada.

O volume de argila,  $V_{sh}$ , pode ser calculado a partir do perfil gerado pela ferramenta de raios gama natural, considerando a linearidade entre o volume de argila e a radiação gama na forma.

$$V_{sh} = \frac{GR_{log} - GR_{min}}{GR_{max} - GR_{min}} ; \quad (3)$$

onde,

$GR_{log}$ : valor do perfil raio gama lido no ponto de interesse;

$GR_{min}$ : menor valor obtido no perfil raio gama;

$GR_{max}$ : maior valor obtido no perfil raio gama.

## 6.2 EQUAÇÃO DA POROSIDADE

Porosidade é a forma utilizada para descrever os espaços vazios que podem ser encontrados na rocha. É como se caracteriza a forma como os grãos que constituem uma determinada rocha podem ou não estar determinados entre si. O volume poroso determina a capacidade que a rocha tem de guardar fluidos.

Existem dois tipos de porosidade: Primária e Secundária. A primária é a porosidade que ocorre durante a gênese da rocha, ou seja, durante a sua deposição e formação. Enquanto que a porosidade secundária é resultado de processos subsequentes à formação da rocha, como dissolução de minerais.

A porosidade ( $\emptyset$ ) é uma grandeza adimensional expressa em porcentagem ou da forma decimal e é definida como a razão entre o volume de espaços vazios  $V_p$  em relação ao volume total da rocha  $V$ , sendo assim:

$$\emptyset = \frac{V_p}{V} = 1 - \frac{V_m}{V}. \quad (4)$$

Onde  $V_m$  é o volume da matriz.

A porosidade é uma das principais características quando a finalidade do estudo é caracterizar a qualidade do reservatório. Ela pode ser determinada com dados do perfil de densidade, neutrônico e sônico. De um modo geral o modelo de rocha aqui apresentado permite escrever a equação geral de um perfil qualquer ( $p$ ) na forma:

$$p = \emptyset p_w + V_{sh} p_{sh} + (1 - V_{sh} - \emptyset) p_m; \quad (5)$$

onde,

$\emptyset$ : porosidade corrigida pela argilosidade;

$p_w$ : propriedade física da água mensurada na mesma unidade do perfil;

$V_{sh}$ : argilosidade;

$p_{sh}$ : propriedade física da argila;

$p_m$ : propriedade física da matriz (minerais) mensurada na mesma unidade do perfil.

### 6.3 EQUAÇÃO DE ARCHIE

Experimentos feitos em 1942 por Archie possibilitaram o desenvolvimento de uma lei que permite o cálculo da saturação de água em uma rocha reservatório, com a condição de que esta esteja isenta de minerais condutivos, conhecendo também o conhecimento da resistividade da rocha, a resistividade da água de formação e da porosidade.

Archie imaginou uma rocha como sendo uma caixa d'água salgada (portanto condutiva), de resistividade e com 100% de porosidade, ou seja,  $\emptyset = 1$ . Ao se colocar grãos de sílica (isolantes), na caixa, constata-se que a nova resistividade

( $R_o$ ) varia com o inverso da porosidade, uma vez que com o acréscimo dos grãos os espaços vazios vão sendo ocupados. Desta forma obtêm-se as seguintes relações:

$$R_w \propto R_o \propto \frac{1}{\phi}. \quad (6)$$

Com estas constatações, Archie define o parâmetro fator de formação ( $F$ ):

$$F = \frac{R_o}{R_w} \propto \frac{1}{\phi}. \quad (7)$$

Archie estabeleceu uma relação entre o fator de formação ( $F$ ) e a porosidade de forma empírica. Introduziu duas constantes: o coeficiente litológico ( $a$ ), que avalia as diferenças litológicas entre as rochas reservatórios e o coeficiente de cimentação ( $m$ ), que leva em conta a tortuosidade ou a complexidade da rede formada pelos poros interconectados, corresponde ao expoente de cimentação. Por uma aproximação linear em escala logarítmica entre  $F$  e  $\phi$ , temos:

$$\log F = \log a - m \log \phi. \quad (8)$$

Reescrevendo a expressão temos:

$$F = \frac{R_o}{R_w} = \frac{a}{\phi^m}. \quad (9)$$

Quando se estima a aproximação da relação entre duas grandezas com bases em medidas, a caracterização das constantes é realizada em função das características das amostras do material utilizado.

Nos experimentos realizados por Archie é possível verificar que o coeficiente linear da reta que aproxima a relação entre a porosidade e o fator de formação varia para os diferentes tipos de rocha reservatório, mesmo tendo-se rochas saturadas com água de mesmo  $R_w$  e rochas de mesma porosidade. Verifica-se

então a dependência desta constante com o tipo de rocha, ou litologia. Isso responsabiliza essa dependência pela denominação da constante ( $a$ ) como coeficiente litológico.

Archie observou, considerando que a condução elétrica nas rochas sedimentares é exclusivamente eletrolítica, que rochas com litologias iguais, mesma porosidade e saturadas com água de mesma resistividade produziam valores diferentes para o fator de formação. Desta forma, foi conceituada a propriedade denominada como tortuosidade ( $m$ ), a qual corresponde à dificuldade que a rocha oferece ao deslocamento dos íons ao longo das ligações dos poros interconectados.

Para determinação da resistividade de uma rocha com saturação igual a 100%, a partir da equação 9 temos:

$$R_o = \frac{R_w a}{\phi^m}. \quad (10)$$

Chama-se de saturação de água ( $S_w$ ), a fração do volume de poros ocupados com a água. Os poros de uma rocha permoporosa saturam-se com 100% de fluidos. Somente com a presença de água,  $S_w = 1$ , ou de uma mistura de água e hidrocarbonetos,  $S_w = 1 - S_{hc}$ , onde  $S_{hc}$  é a saturação de hidrocarboneto.

Quando uma rocha contém gás e óleo e/ou água misturados em seus poros, a resistividade tende a aumentar em relação ao fato de a fração hidrocarboneto ter a capacidade de atuar como um isolante. Desta forma a resistividade da rocha ( $R_t$ ) será inversamente proporcional à saturação da água.

Ao buscar uma aproximação entre a razão da resistividade da rocha com/sem hidrocarboneto, com a saturação de água, Archie observou que a relação linear em escala logarítmica destas grandezas se mantém constantes e independentes de:  $R_w$ ,  $\phi$ ,  $R_o$  e  $R_{hc}$ . Assim, Archie denominou a constante como Constante de Saturação, definindo seu valor como sendo 2, com bases nos resultados dos experimentos. A lei obtida de forma empírica por Archie pode ser expressa na forma:

$$R_t = \frac{R_o}{S_w^2}. \quad (11)$$

Por fim, combinando as equações 10 e 11 temos a forma final da Lei de Archie:

$$R_t = \frac{a \cdot R_w}{\phi^m \cdot S_w^2}. \quad (12)$$

Com a Lei de Archie é possível determinar a resistividade da formação a partir do conhecimento da porosidade, resistividade da água de formação e dos expoentes de Archie.

## 7 ALGORITMOS INTELIGENTES

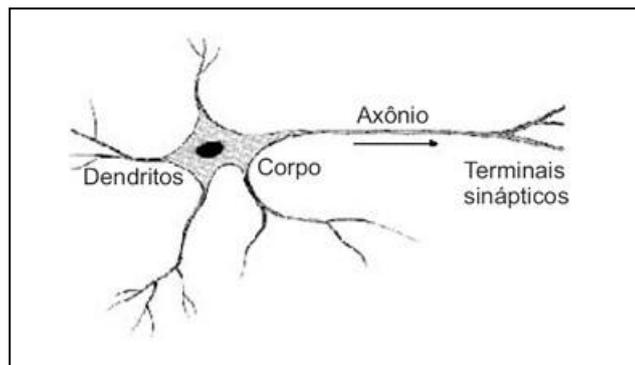
Algoritmos inteligentes formam um grupo de técnicas computacionais, como as redes neurais artificiais, os sistemas de inferência fuzzy e os algoritmos genéticos, utilizados para a realização da análise e interpretação de uma grande quantidade de dados, inserindo flexibilidade e capacidade de processamento da informação para solução de problemas da vida real. A principal característica dos algoritmos inteligentes é a sua capacidade de operar e encontrar uma solução aceitável para um dado problema, em condições severas de imprecisão, incerteza e parcialidade da informação, além de apresentar uma grande tolerabilidade a falhas e robustez, mesmo sob as condições mais adversas, principalmente para o caso da solução de problemas de decisão. Em outras palavras, os algoritmos inteligentes apresentam uma oportunidade para a solução de problemas que envolvem a ambiguidade do pensamento e as incertezas da vida real (NIKRAVESH, 2004).

### 7.1 REDE NEURAL

Uma rede neural artificial é sutilmente inspirada em modelos biológicos do cérebro dos mamíferos. Uma das características entre o modelo biológico e a rede artificial é a capacidade de reconhecimento de padrões. A rede artificial tem a presença de elementos processadores arranjados na forma de camadas e conectados entre si.

No neurônio biológico (Figura 15) o sinal é recebido pela sinapse. A sinapse é basicamente o ponto de ligação entre dois neurônios. O neurônio que recebe sinal pela sinapse pode disparar ou não enviando um único sinal pelo seu axônio, que está ligado a outros axônios.

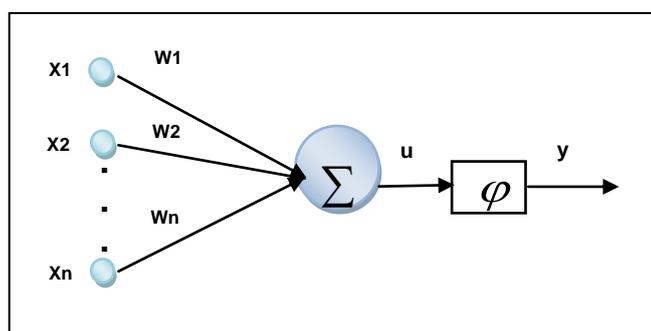
Figura 15– Representação simplificada de um neurônio.



Fonte: Ferneda, 2006.

O neurônio artificial é um elemento processador, que possui uma única saída e várias entradas. Como mostra a Figura 16, os sinais de entradas são as representações dos dendritos e o sinal de saída é a representação do axônio. Os estímulos captados pelas entradas são processados pela função de soma e o disparo de dados pela função de ativação. As sinapses que realizam a ligação entre axônio e dendritos de neurônios diferentes são representadas por um conjunto de valores específicos (pesos sinápticos), que simulam as sinapses.

Figura 16– Representação esquemática de um neurônio artificial.



Fonte: Da autora

- Os sinais de entrada são representados por  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .
- Os pesos sinápticos são representados por  $w_1, w_2, \dots, w_n$ .
- A função soma ( $\Sigma$ ) acumula os sinais de entrada.
- O potencial de ativação  $u$  determinado pela função soma.
- Função de ativação ( $\varphi$ ) que tem por finalidade limitar a um valor fixo o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída ( $y$ ).

## 7.2 APRENDIZAGEM E ARQUITETURA

Outra característica, considerada a mais importante de uma rede neural artificial, é a sua capacidade de aprender a partir da percepção do ambiente no qual ela está inserida. A aprendizagem é o processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um mecanismo de apresentação de estímulos fornecidos pelo ambiente no qual a rede está inserida (Haykin, 1999). A aprendizagem de uma rede neural é definida pela determinação do valor dos pesos sinápticos, que realizam as ligações entre os neurônios de diferentes camadas. Existem dois tipos de aprendizagem: A forma não supervisionada e a forma supervisionada. Na forma supervisionada sabe-se a resposta ou parte da resposta para um determinado dado de entrada. Na forma não supervisionada não é conhecida a resposta para o dado de entrada.

Outro ponto a ser observado no desenvolvimento da rede neural artificial é a sua arquitetura. O arranjo fixo dos neurônios artificiais em camadas é chamado de arquitetura. A arquitetura da rede neural é basicamente um conjunto de neurônios associados em camadas e a forma em que essas camadas se conectam entre si. Esse parâmetro é importante, pois nele é definido o tipo de problema que pode ser tratado pela rede.

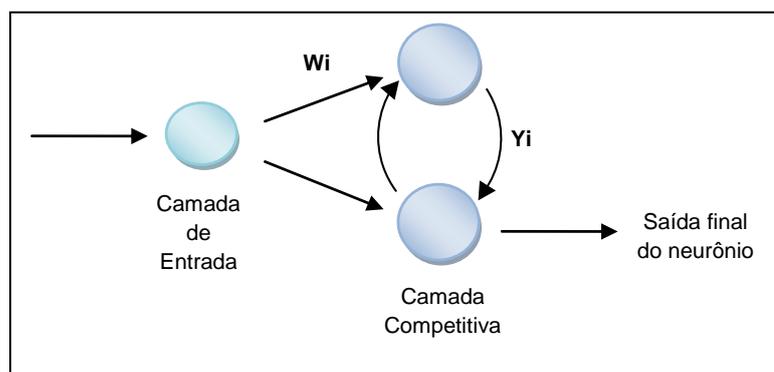
## 7.3 REDE NEURAL COMPETITIVA

A rede neural competitiva trata-se de um caso particular de aprendizado não-supervisionado e compartilha algumas das características gerais das redes neurais artificiais, no entanto possuem características próprias. O sinal de saída da rede é a posição do neurônio vencedor da competição entre os neurônios processadores por um dado de entrada. Somente uma unidade de saída pode estar ativa.

A característica competitiva da rede determina a sua arquitetura com apenas duas camadas. A camada de entrada que recebe a informação do ambiente, fora do sistema e a camada competitiva na qual se processa a competição entre os neurônios competitivos, e que também é a camada de saída. Havendo no final apenas uma unidade de saída ativa, ou seja, um neurônio vencedor. Por este atributo este método é conhecido como "*winner takes all*".

A operação da rede competitiva é mostrada na Figura 17, onde um dado de entrada é apresentado a um neurônio da camada de entrada, que apenas transmite à camada competitiva. Os neurônios de entrada ( $x_i$ ) da rede conectam-se a todos os neurônios de saída ( $y_j$ ) através dos pesos  $W_{i,j}$ , sendo  $j = 1, 2, \dots, n$ . Após a competição na camada competitiva um único neurônio estará ativo e produzirá o sinal de saída da rede.

Figura 17– Neurônios Competitivos



Fonte: Da autora

No cérebro humano as ligações são espaciais com interações de quatro dimensões já a estrutura da rede neural usada é um plano. Outra característica é que a solução de um problema não depende da rede e sim de um conjunto de neurônios e de uma série de parâmetros da rede neurais.

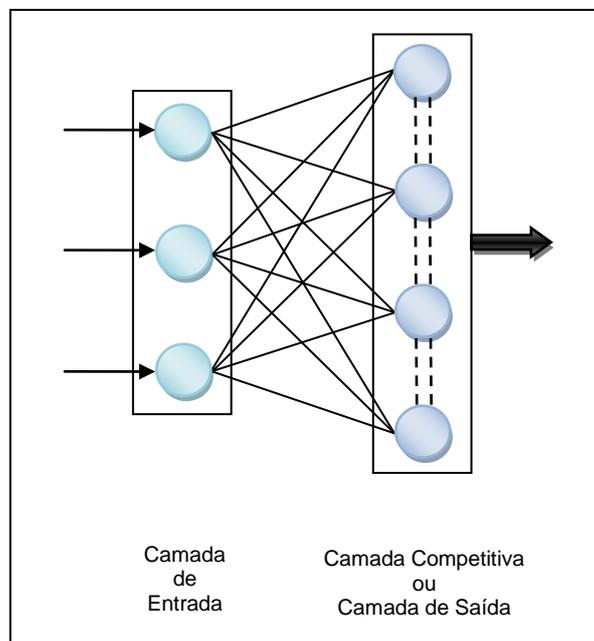
### 7.3.1 Modelo de Kohonen

Existem vários modelos de rede neural competitiva, cada um é empregado de acordo com a necessidade. O modelo aqui tomado como base é o modelo de Kohonen (KOHONEN, 1989), nele os neurônios recebem os padrões de entrada ao longo do processo de aprendizagem competitivo. É considerado o neurônio vencedor aquele que mais se assemelha ao dado de entrada. As medidas de comparação utilizadas neste modelo é a distância euclidiana.

A Figura 18 mostra a arquitetura geral de uma rede neural competitiva. A adequação de uma rede competitiva para a solução de um particular problema, segundo o modelo de Kohonen é realizada a partir da determinação dos valores dos pesos sinápticos. Neste modelo a camada de entrada (primeira camada) e

seus neurônios estão totalmente interconectados completamente aos neurônios da segunda camada que é a camada.

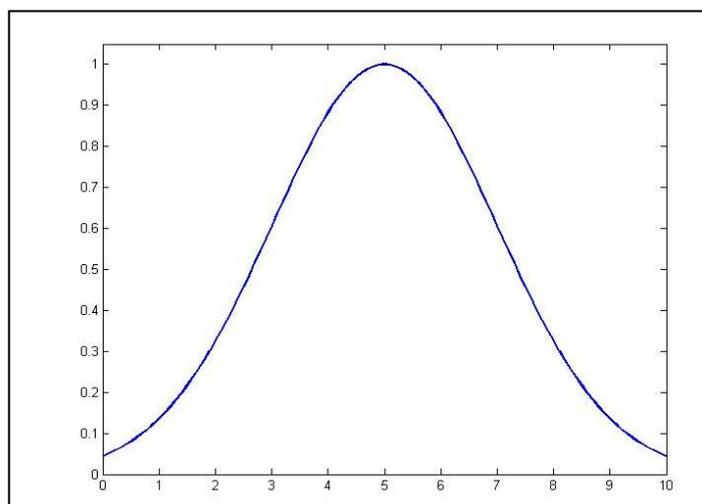
Figura 18– Arquitetura geral da rede neural competitiva.



Fonte: Da autora

No modelo de Kohonen os pesos são dados de acordo com a distância obedecendo à função Gaussiana (Figura 19). Quando o valor do peso for máximo o neurônio é ativado e em outros valores o neurônio é inibido.

Figura 19– Função Gaussiana



Fonte: Da autora

### 7.3.2 Neurônio Competitivo

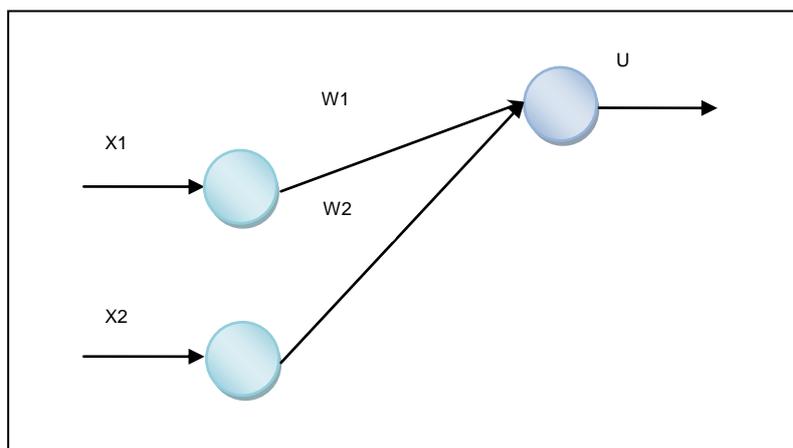
O neurônio competitivo opera de maneira completamente semelhante ao neurônio artificial dos outros modelos de rede neural (KOHONEN, 1989). O seu funcionamento pode ser descrito pela operação que produz o seu sinal de saída.

O sinal de saída de um neurônio competitivo resulta da interação entre os dados de entrada e os seus pesos sinápticos e traduzido pela seguinte expressão,

$$u_i = -dist\{w_i, x\} \quad (13)$$

Na equação 13,  $u_i$  é o sinal de saída no  $i$ -ésimo neurônio da camada competitiva.  $dist\{\}$  representa a distância euclidiana.  $w_i$  é o vetor de pesos sinápticos que realiza a ligação entre a camada de entrada e o  $i$ -ésimo neurônio da camada competitiva.  $x$  é o vetor de entradas na rede neural competitiva, conforme representado na Figura 20.

Figura 20 – Modelo de competição dos neurônios



Fonte: Da autora

Para um determinado neurônio  $k$  ser o vencedor, seu campo total induzido  $u_k$  deve ser maior que todos os outros neurônios, em relação ao padrão de entrada vetor  $x$ .

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{se } u_k > u_j \quad \forall_{j,j \neq k} \\ 0 & \text{em todos os outros casos} \end{cases} \quad (14)$$

O sinal de saída do neurônio vencedor é sinalizado com o valor 1 e o sinal de saída dos outros neurônios é sinalizado com o valor 0, conforme a equação 14.

Uma regra simples de aprendizagem pode ser descrita da seguinte forma:

$$w_{k,j}(n+1) = w_{k,j}(n) + \Delta w_{k,j}(n) \quad (15)$$

$$\Delta w_{k,j} = \begin{cases} n(x_j - w_{k,j}) & \text{se } k \text{ vencer a competição} \\ 0 & \text{se } k \text{ perder a competição} \end{cases} \quad (16)$$

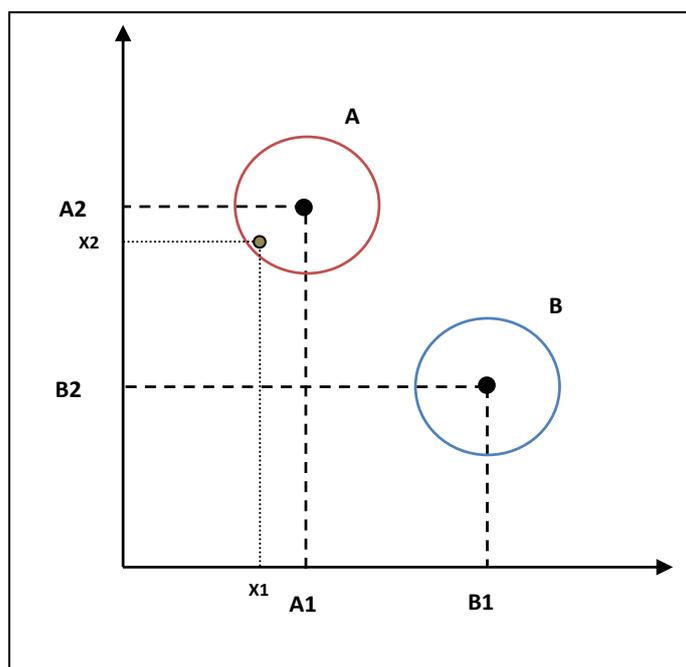
O neurônio vencedor tem uma atualização ( $\Delta w_{k,j}$ ) no vetor peso ( $w_{k,j}$ ) e os demais neurônios não tem seu vetor peso modificado, ou seja, não é feita aprendizagem alguma.  $n$  é a taxa de aprendizagem. Desta forma é possível mover o vetor peso do neurônio vencedor na direção do vetor de padrão de entrada. Quando a taxa de aprendizagem ( $n$ ) é zero, a rede para de aprender.

## 8 PROBLEMA DE CLASSIFICAÇÃO

A problemática onde se aplica a metodologia usada neste trabalho é a do problema de classificação. Um problema de classificação de grupos de objetos representados por pontos no plano, como mostrado na Figura 21 pode ser apresentado na seguinte forma:

1. Objetos semelhantes são representados por pontos próximos no plano;
2. Cada grupo de objetos pode ser representado por um ponto de referência, que possui as características médias do agrupamento, como os pontos A (A1, A2) e B (B1, B2).

Figura 21 – Representação do problema de classificação.



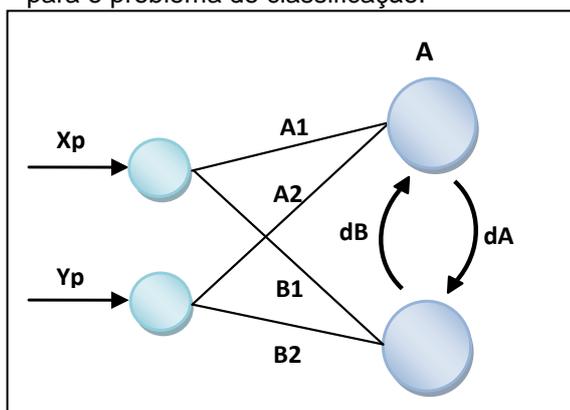
Fonte: Da autora

Apresentado o problema, a arquitetura da rede competitiva para a resolução do problema, como na Figura 22, fica da seguinte forma:

- Na camada de entrada o número de neurônios é igual à dimensão do vetor de entrada, que por sua vez é igual ao número de parâmetros tomados como base para a identificação, assim, cada neurônio recebe uma coordenada do vetor de entrada.

- Na camada competitiva o número de neurônios competitivos é igual ao número de classes, logo, cada neurônio competitivo representa uma única classe.
- Os pesos sinápticos vão ser as coordenadas dos pontos de referência de cada classe.

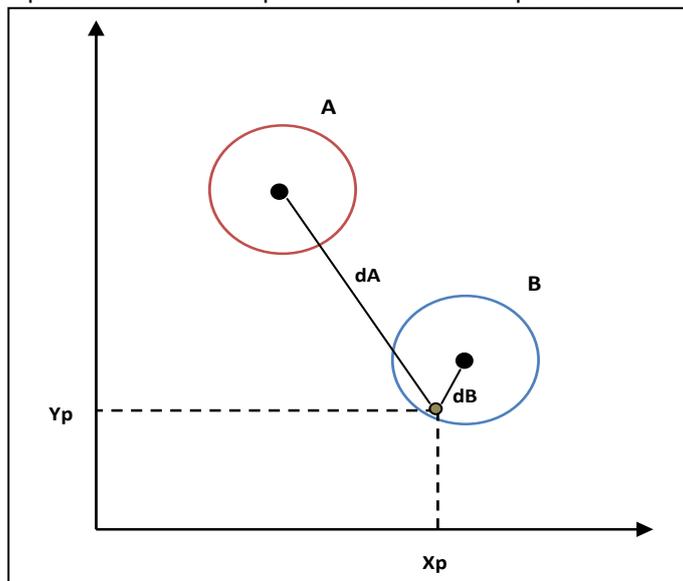
Figura 22 – Representação da arquitetura para o problema de classificação.



Fonte: Da autora

Segundo a regra de competição o neurônio com o maior valor de saída é o vencedor. A Figura 23 mostra a representação visual da solução do problema realizado pela rede neural competitiva. Na Figura 22,  $d_A$  é distância do centro da nuvem A ao Ponto  $(X_p, Y_p)$  e  $d_B$  é a distancia do centro da nuvem B ao Ponto  $(X_p, Y_p)$ . Considerando a classificação do vetor de entrada definido pelas coordenadas  $(X_p, Y_p)$ , a rede neural competitiva com os pesos sinápticos A igual às coordenadas do ponto A e B, coordenadas do ponto B. O neurônio vencedor seria o neurônio B, que apresenta a menor distância ao ponto.

Figura 23 – Representação visual da solução do problema realizado pela rede neural competitiva.



Fonte: Da autora

## 9 METODOLOGIA

A descrição ou a identificação de fácies nos testemunhos requer um alto nível de atenção e experiência do geólogo em termos de elencar as características geológicas mais relevantes de cada camada ou conjunto de lâminas, que individualiza uma fácies, em razão da importância da caracterização realista das fácies ter caráter decisivo na interpretação do sistema deposicional ou do sistema petrolífero.

Na forma convencional de aquisição de dados geofísicos de poço, na grande maioria dos casos as características geológicas usadas para a descrição das fácies não correspondem às variações das propriedades físicas registradas nos perfis. Assim, assume-se que a variação de um conjunto de propriedades físicas medidas ao longo da espessura de uma camada possui alguma semelhança que a individualize em relação ao conjunto destas mesmas propriedades mensuradas em outras camadas. Nesses termos, se estabelece a relação entre a informação geológica e as medidas físicas, de modo a possibilitar o estabelecimento de uma relação entre variáveis geológicas e propriedades físicas.

Uma forma bastante utilizada na avaliação de formação para estabelecer uma relação entre um conjunto de propriedades físicas e um conjunto de informações geológicas é o gráfico M-N (BURKE, 1969). A motivação inicial da sua criação foi a de produzir a identificação do mineral principal presente na constituição de uma camada rochosa e assim, produzir uma estimativa da litologia.

A interpretação convencional do Gráfico M-N, os pontos (N, M) de uma camada se agrupam na vizinhança de um ponto fixo representativo do seu mineral principal. Neste trabalho, assume-se que os parâmetros M e N calculados ao longo de uma camada formem um particular agrupamento de pontos no Gráfico M-N. Deste modo, interpreta-se que o agrupamento de pontos formado a partir de um conjunto de propriedades físicas represente uma particular camada em termos de suas características geológicas. Aqui se assume que o centro de gravidade (geométrico) de um agrupamento de pontos (N, M), calculados para uma camada descrita por um conjunto de características geológicas, seja o ponto fixo do Gráfico M-N representante desta particular fácies.

A interpretação visual do Gráfico M-N, na grande maioria das situações práticas da avaliação de formação é de difícil realização, ambígua e sem contexto

geométrico, em termos do tipo de rocha e da sua profundidade de ocorrência. Basicamente, em função da presença de ruído nos dados (perfis de densidade, sônico e porosidade neutrônica) e principalmente pela ocorrência da argilosidade e diferentes tipos de fluídos. Lembrando que o Gráfico M-N considera para efeito de interpretação apenas rochas limpas e saturadas por água. Assim pontos de uma camada (mesma litologia) e vizinhos em profundidade podem ser erroneamente classificados em diferentes litologias.

As limitações inerentes ao Gráfico M-N para a interpretação de ambientes geologicamente complexos levaram a quase o seu abandono pela avaliação de formação. Neste trabalho apresenta-se um resgate do Gráfico M-N, apresentando-se um algoritmo inteligente, baseado em uma rede neural competitiva construída para a interpretação computacional do Gráfico M-N, como mostrado na Figura 14. Este algoritmo inteligente incorpora a informação geológica produzida em um poço testemunhado para através do Gráfico M-N produzir a identificação das fácies de interesse em poços não testemunhados.

A metodologia apresentada neste trabalho foi dividida em três etapas. Na primeira etapa é feita a codificação da informação geológica adquirida no poço testemunhado, na segunda procede-se a Identificação das fácies de interesse em um poço não testemunhado e na terceira etapa é usado um filtro determinístico para reclassificar pontos que possam ter sido classificados erroneamente.

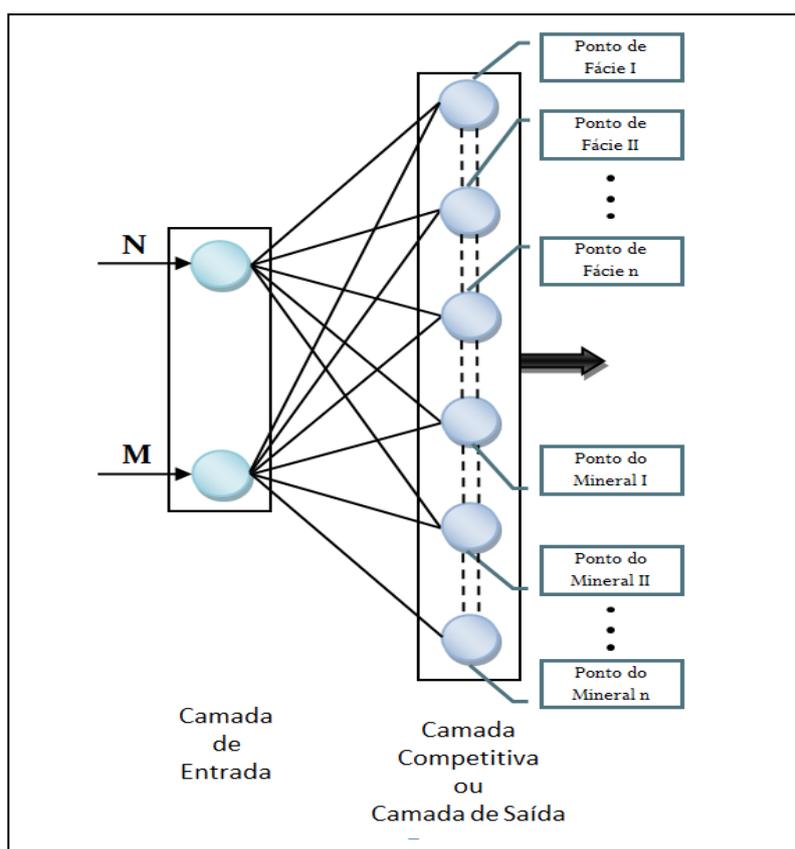
Na primeira etapa é realizada a codificação da informação geológica produzida pela análise de testemunho, que se traduz pela identificação das fácies de interesse em termos litológicos e dos limites de profundidade de sua ocorrência. A análise dos testemunhos se incorpora ao conhecimento geológico do campo de modo a produzir a informação sobre os tipos litológicos (minerais principais) das rochas que ocorrem neste campo. Nesta etapa é feita a representação dos intervalos de profundidade correspondentes às camadas testemunhadas associadas às fácies de interesse, em termos dos correspondentes pares (N, M). Isto se traduz com o cálculo do centro de gravidade (geométrico). Cada um destes pontos (centros) se incorpora ao Gráfico M-N como pontos fixos e representativos das fácies de interesse para o particular campo petrolífero em análise. Diferente do Gráfico M-N onde os minerais principais são elencados segundo a sua ocorrência nas rochas sedimentares, neste trabalho construímos um particular Gráfico M-N

representativo do campo petrolífero em análise ou de um conjunto de poços vizinhos que compartilham um mesmo cenário geológico, de tal modo que não se busca estabelecer correlação das camadas poço a poço, mas simplesmente identificar a ocorrência de camadas litologicamente semelhantes.

Em resumo, na primeira etapa constrói-se o particular Gráfico M-N contendo os pontos fixos representativo das fácies de interesse e os pontos fixos dos minerais principais de possível ocorrência no particular cenário geológico.

A segunda etapa é aquela em que se realiza a interpretação computacional do Gráfico M-N com a utilização da rede neural competitiva. Esta fase pode ser subdividida em três passos. O primeiro trata da definição da arquitetura da rede neural competitiva. Adota-se a arquitetura padrão com duas camadas, camada de entrada e camada competitiva, conforme mostra a figura 24. A camada de entrada é composta por dois neurônios, que recebem os pares ordenados (M, N). A segunda camada é composta por um número de neurônios correspondentes a soma do número de fácies de interesse e de minerais principais com probabilidade geológica de ocorrência no campo.

Figura 24– Arquitetura desenvolvida neste trabalho.



Fonte: Da autora

O segundo passo, aborda a construção da matriz de pesos sinápticos associados à ligação entre a camada de entrada e a camada competitiva. Neste trabalho adota-se uma matriz de pesos determinística isto é não se utiliza nenhum processamento adicional de treinamento da rede. A matriz de pesos sinápticos é construída pelos pares (M, N) determinados para os pontos fixos do particular Gráfico M-N, ou seja, pontos fixos representativos das fácies de interesse e dos minerais principais passíveis de ocorrer no campo em análise. Assim para cada campo ou conjunto de poços perfurados em um mesmo cenário geológico são construídos, um particular Gráfico M-N e uma particular rede competitiva para produzir a identificação das fácies de interesse ao longo da profundidade dos poços não testemunhados.

O último passo é a operação da rede competitiva. Em um intervalo de profundidade de um poço não testemunhado nas vizinhanças do poço de referência calculam-se os pares (N, M), que serão as entradas da rede neural. A operação do algoritmo inteligente é promover a competição entre os neurônios competitivos por cada um dos pontos de entrada. Segundo a regra de competição em que o maior valor negativo da distancia entre um ponto de entrada e um ponto representado pelos pesos sinápticos define o neurônio vencedor.

A principal característica deste trabalho é incorporar a informação geológica ao processo de interpretação computacional do Gráfico M-N de modo a contornar as suas limitações quando aplicado a cenários geológicos complexos. Assim, na terceira etapa, busca-se efetuar uma correção fundamental para a manutenção da realidade geológica presente na identificação das fácies de interesse realizada pela rede neural competitiva quando da interpretação da disposição relativa das nuvens de pontos do perfil em relação aos pontos fixos adotados como referência e tomados como neurônios competitivos. Trata-se especificamente de considerar a disposição relativa dos pontos do perfil em função da profundidade (trajetória do poço), uma vez que esta informação não é considerada na interpretação do Gráfico M-N. Neste trabalho, apresenta-se um filtro de correção, do tipo janela móvel, que produz a correção da classificação das fácies em função da continuidade litológica em profundidade das camadas de interesse. O filtro de correção em profundidade adota uma janela móvel que percorre toda a extensão do perfil, tal que pontos erroneamente classificados em termos da litologia, em função da presença de ruído

ou ocorrência de argilosidade que são os principais fatores limitantes do Gráfico M-N possam ser reclassificados em função da litologia dos seus pontos vizinhos no interior da janela móvel.

## 10 RESULTADOS

Para apresentação do comportamento operacional da metodologia desenvolvida neste trabalho, são apresentados dois possíveis casos, o primeiro assume dados sintéticos que satisfazem as premissas interpretativas do Gráfico M-N e por fim são apresentados os dados reais a partir de dois poços perfilados e testemunhados do Campo de Namorado, Bacia de Campos, Brasil.

### 10.1 DADOS SINTÉTICOS

Os perfis sintéticos são construídos a partir do modelo petrofísico e consideram um poço vertical que atravessa um conjunto distinto de camadas ou fácies. São construídos dois conjuntos de perfis, o primeiro representa o poço de referência onde, a informação geológica é coletada para as construções do Gráfico M-N e da rede competitiva. O segundo conjunto de perfis representam o segundo poço onde se realiza a operação da rede para a identificação das fácies de interesse.

Para o poço de referência considera-se um intervalo testemunhado que atravessa cinco camadas com fácies distintas e descritas no Quadro 1, apresentando um possível cenário geológico com a ocorrência de rochas selantes e reservatório.

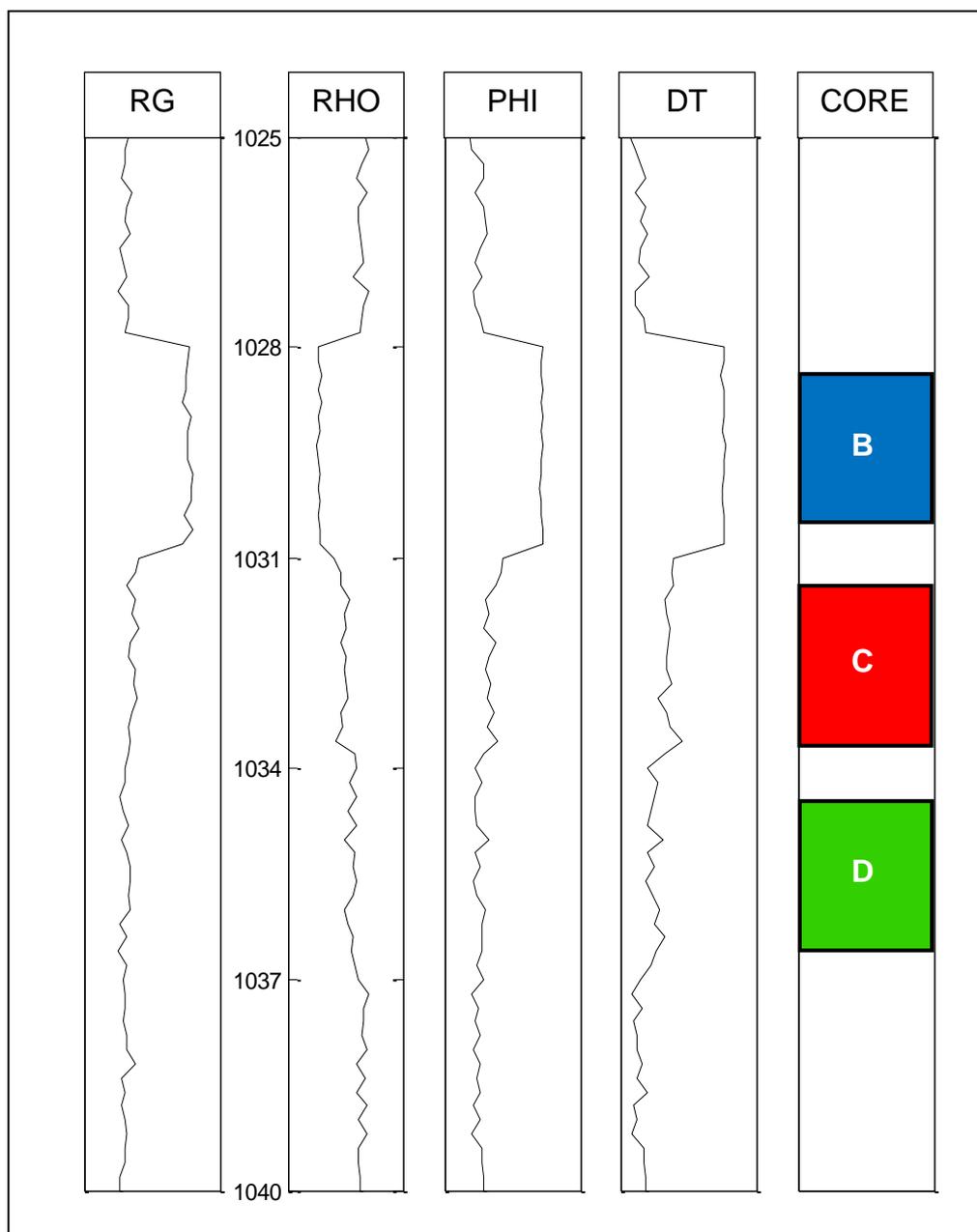
O conjunto de informações geológicas utilizado para a descrição das fácies é formado pela litologia, porosidade e presença de hidrocarboneto. O poço de referência é denominado como Poço I e as fácies descritas estão apresentadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Descrição das fácies do Poço I

<b>Fácies</b>	<b>Descrição</b>
<b>B</b>	Folhelho.
<b>C</b>	Arenito, média porosidade, presença de HC e alta argilosidade.
<b>D</b>	Arenito, média porosidade, sem presença de HC e baixa argilosidade.

A Figura 25 mostra os perfis registrados no Poço I. Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência das fácies de interesse. Nas trilhas 2, 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico). Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço.

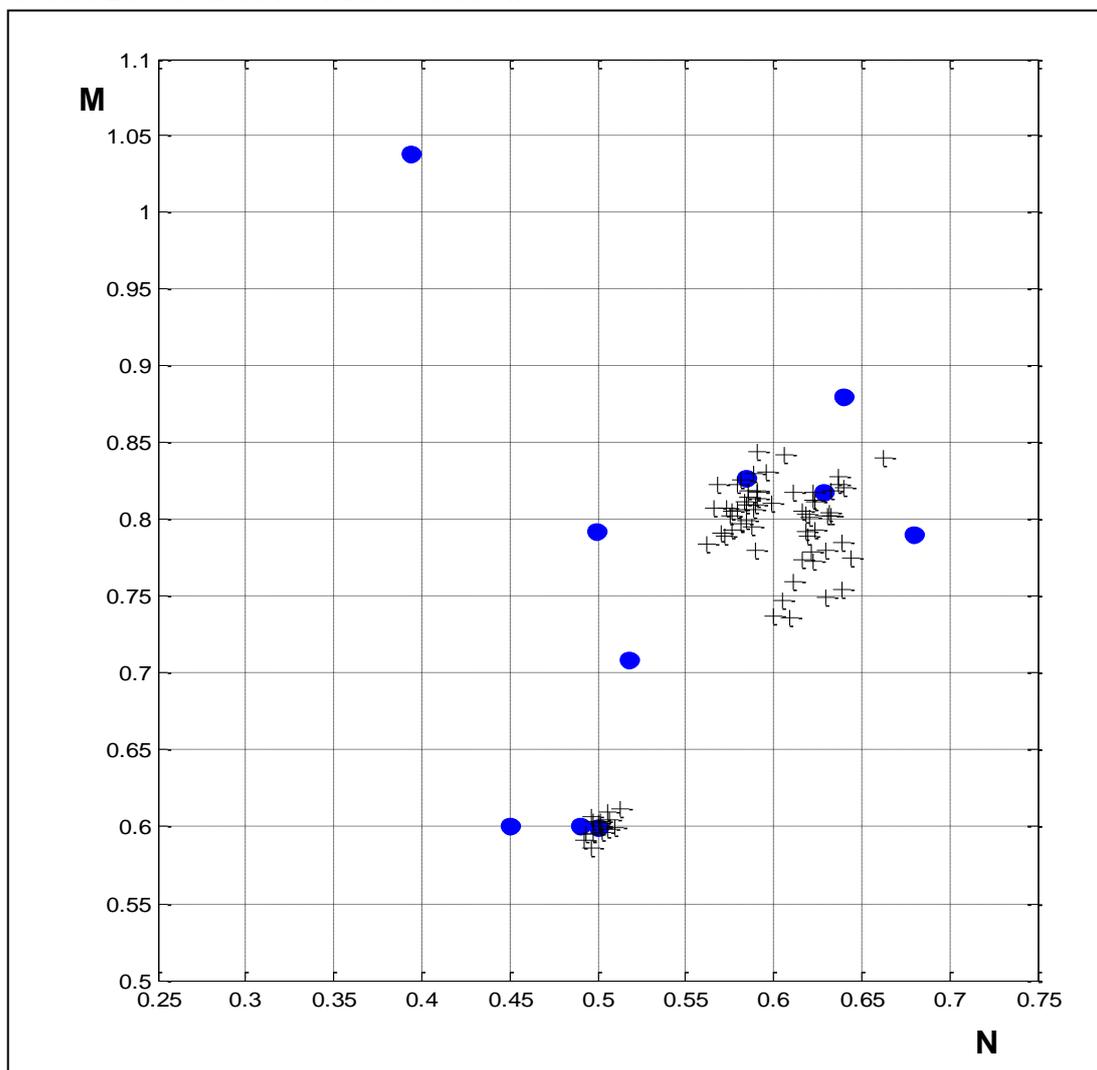
Figura 25 - Poço I (Testemunhado) – Dados Sintéticos



Fonte: Da autora

Na Figura 26 é apresentado o Gráfico M-N para o Poço I, considerando a forma convencional de apresentação do Gráfico M-N contendo os dez pontos fixos de minerais, mostrados como círculos azuis. Na Figura 2 as cruces em preto representam os pares M e N do Poço I.

Figura 26 – Gráfico M-N para o POCO I.



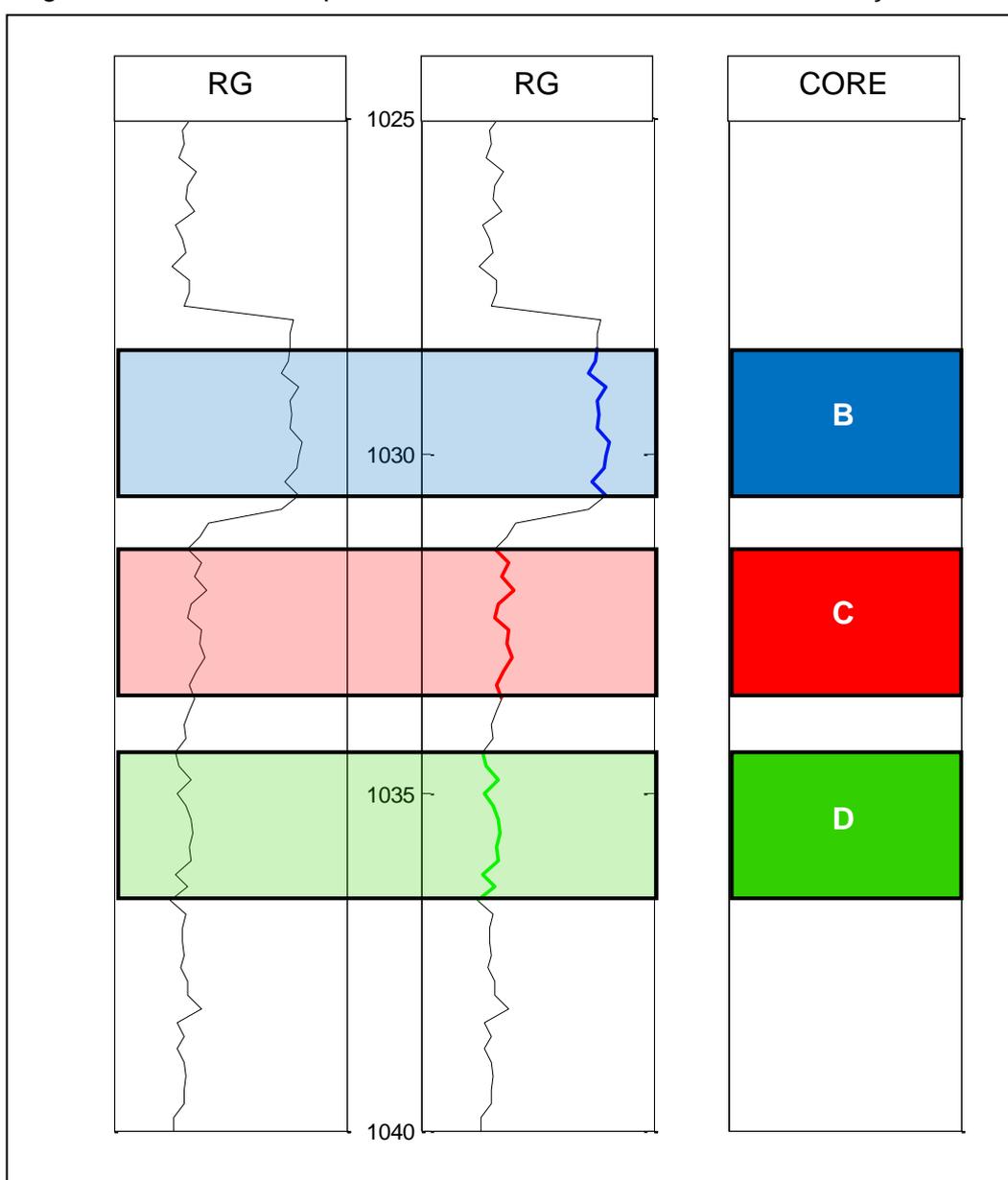
Fonte: Da autora

Neste trabalho tomam-se três camadas para representar as fácies de interesse, que são apresentadas na Figura 27 e de acordo com o Quadro I, tem-se a Fácies B, marcada pela tarja em azul, a Fácies C marcada pela tarja em vermelho e a Fácies D marcada tarja em verde.

Neste teste busca-se separar duas rochas de mesma litologia (arenito) em que as diferenças em termos geológicos são a ocorrência de HC e a argilosidade,

que são as Fácies C e D. O objetivo de buscar o mapeamento dessas fácies requer a inclusão da fácies representativa da camada selante (B), de modo a representar uma sequência deposicional com grandes probabilidades de ocorrência ao longo da extensão territorial do campo petrolífero. É importante esse tipo de escolha, pois nos casos de cenários deposicionais complexos, camadas particulares podem não ter extensão lateral e consequentemente não serem identificadas nos poços vizinhos.

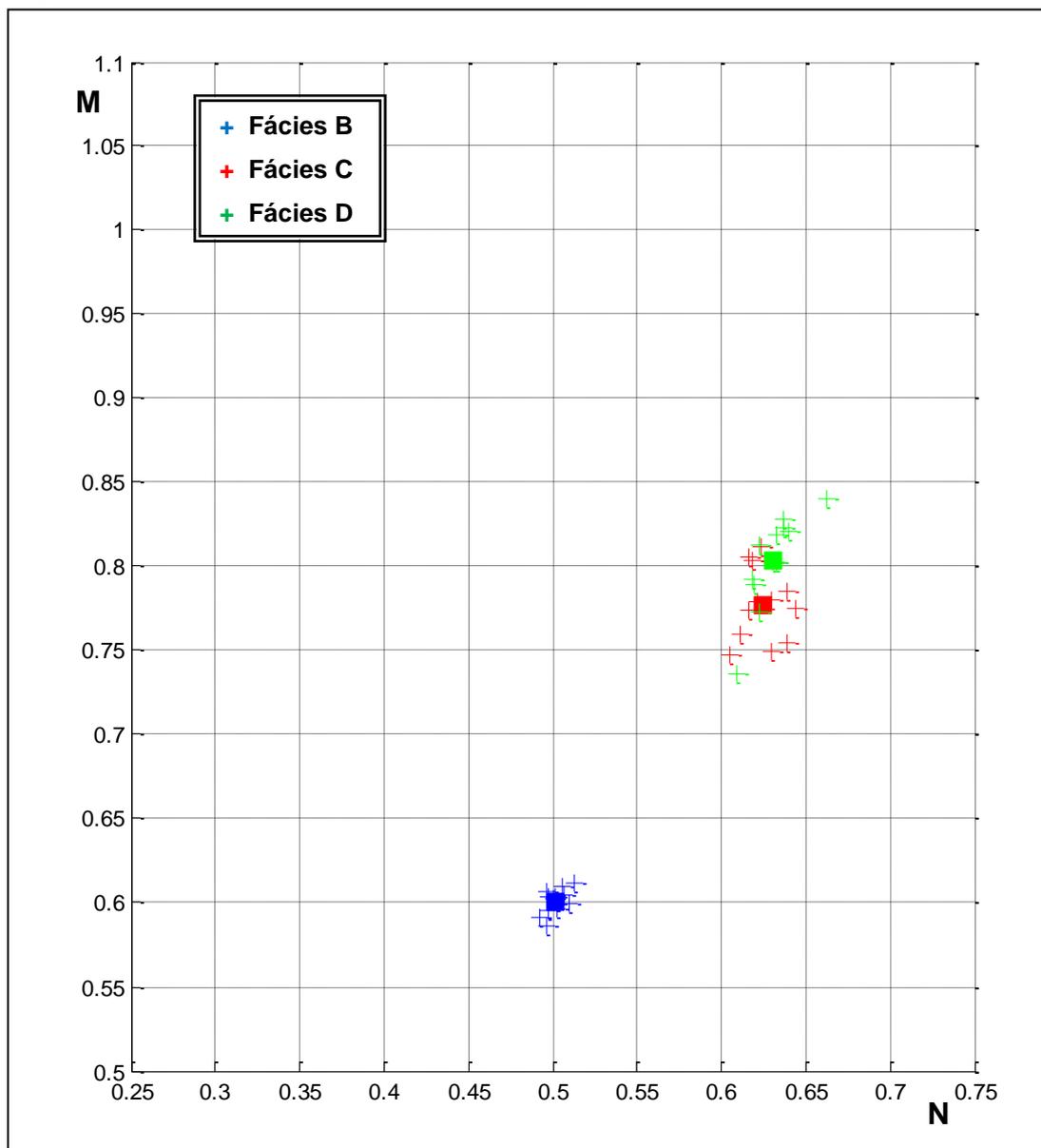
Figura 27 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço I.



Fonte: Da autora

A Figura 28 mostra o Gráfico M-N modificado segundo a metodologia apresentada neste trabalho. O quadrado em azul representa o centro de gravidade dos pontos do gráfico correspondentes à fácies B; o quadrado em vermelho representa o centro de gravidade dos pontos do gráfico correspondentes a Fácies C; e o quadrado em verde representa o centro de gravidade dos pontos do gráfico correspondentes a Fácies D.

Figura 28 – Gráfico M-N modificado para o Poço I.



Fonte: Da autora

Segundo a metodologia aqui apresentada as coordenadas dos pontos representados pelos quadrados correspondem aos pesos sinápticos associados aos neurônios competitivos, que representam cada uma das fácies de interesse.

Para verificar a capacidade operacional do algoritmo inteligente apresentado neste trabalho construiu-se um segundo conjunto de perfis, a partir do modelo petrofísico, para representar um novo poço (poço teste), denominado como Poço II. Para o modelamento dispõe-se da informação sobre as fácies, a partir da descrição do testemunho e que não será utilizada no processamento da rede neural.

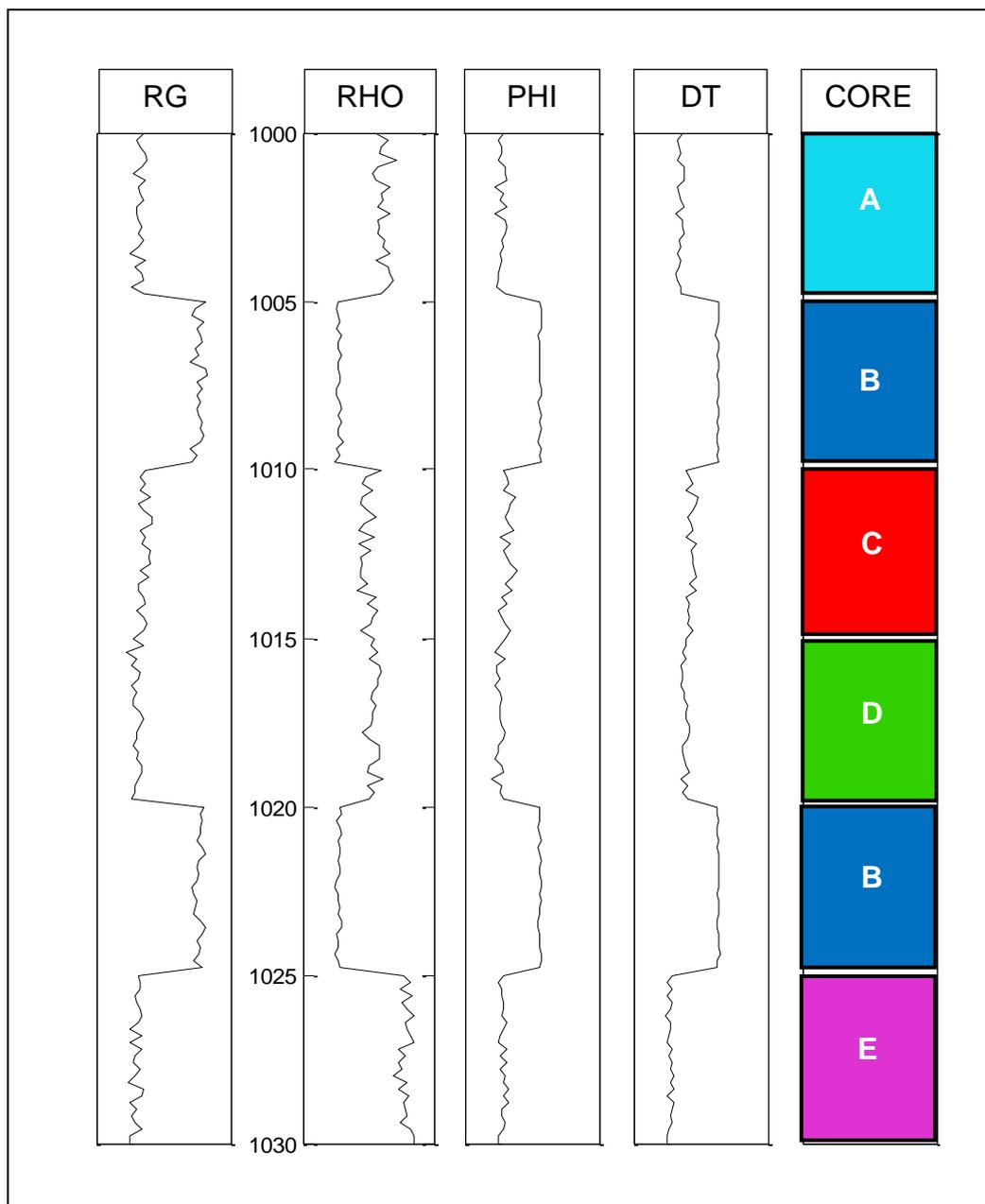
O Quadro 2 apresenta a descrição das fácies presentes no intervalo perfilado do Poço II. Observa-se a presença da fácies de interesse (Fácies A), em uma camada com espessura e posição diferentes da sua ocorrência no Poço I.

Quadro 2 – Descrição das Fácies do Poço II

<b>Fácies</b>	<b>Descrição</b>
<b>A</b>	Calcário, média porosidade, sem ocorrência de HC e alta argilosidade.
<b>B</b>	Folhelho
<b>C</b>	Arenito, média porosidade, presença de HC e alta argilosidade.
<b>D</b>	Arenito, média porosidade, sem presença de HC e baixa argilosidade.
<b>E</b>	Dolomita, média porosidade, sem ocorrência de HC e média argilosidade.

A Figura 29 mostra os perfis registrados no Poço II. Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência das fácies de interesse. Nas trilhas 2, 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico). Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço.

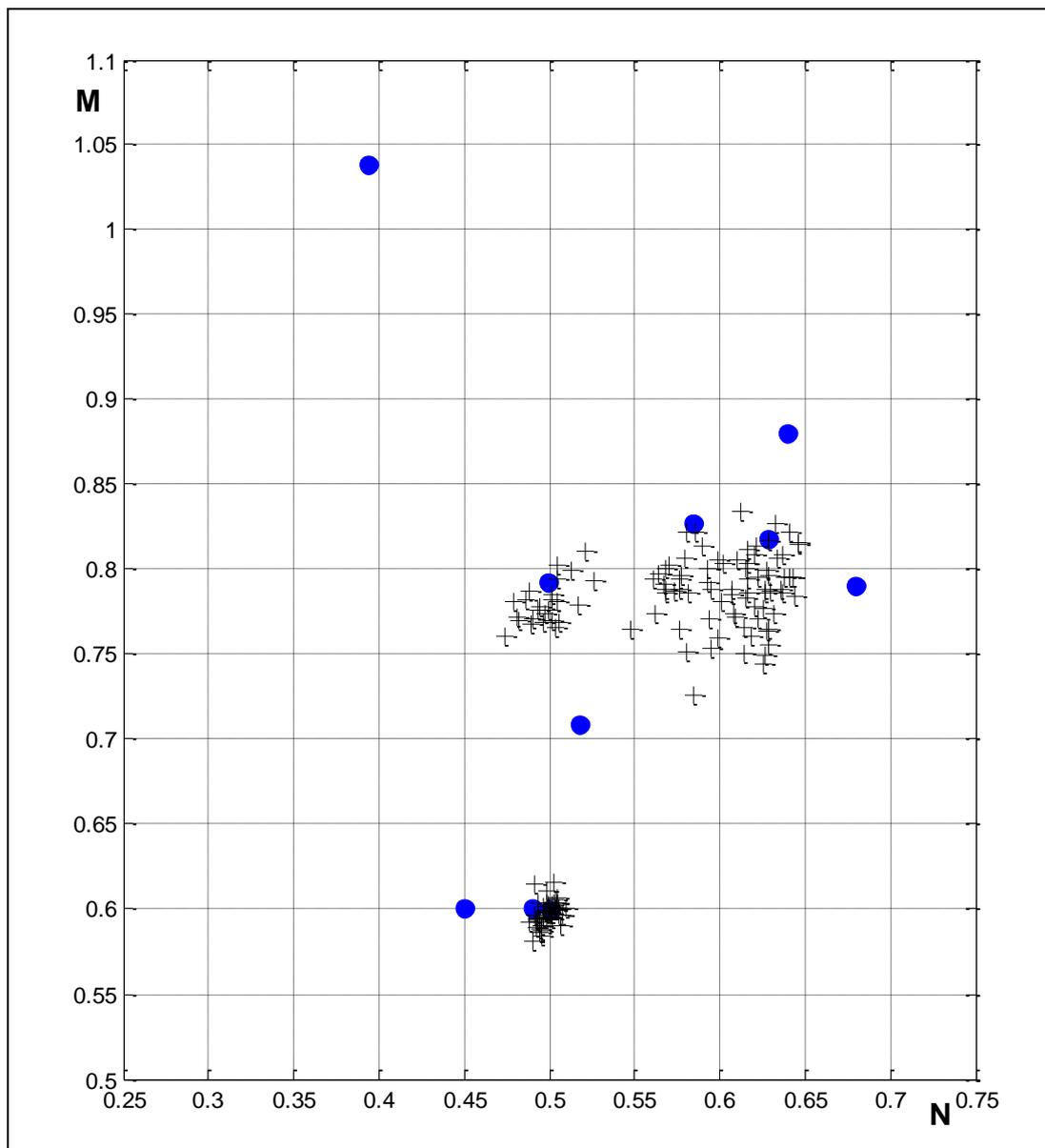
Figura 29 - Poço II (Poço de teste) – Dados Sintético



Fonte: Da autora

A Figura 30 mostra o Gráfico M-N com todos os pontos do Poço II representados por cruzeiros pretos. Os pontos fixos do Gráfico M-N padrão são representados pelos círculos azuis. Observa-se a dificuldade para a interpretação visual da Figura 30 com a impossibilidade de identificação da camada de interesse.

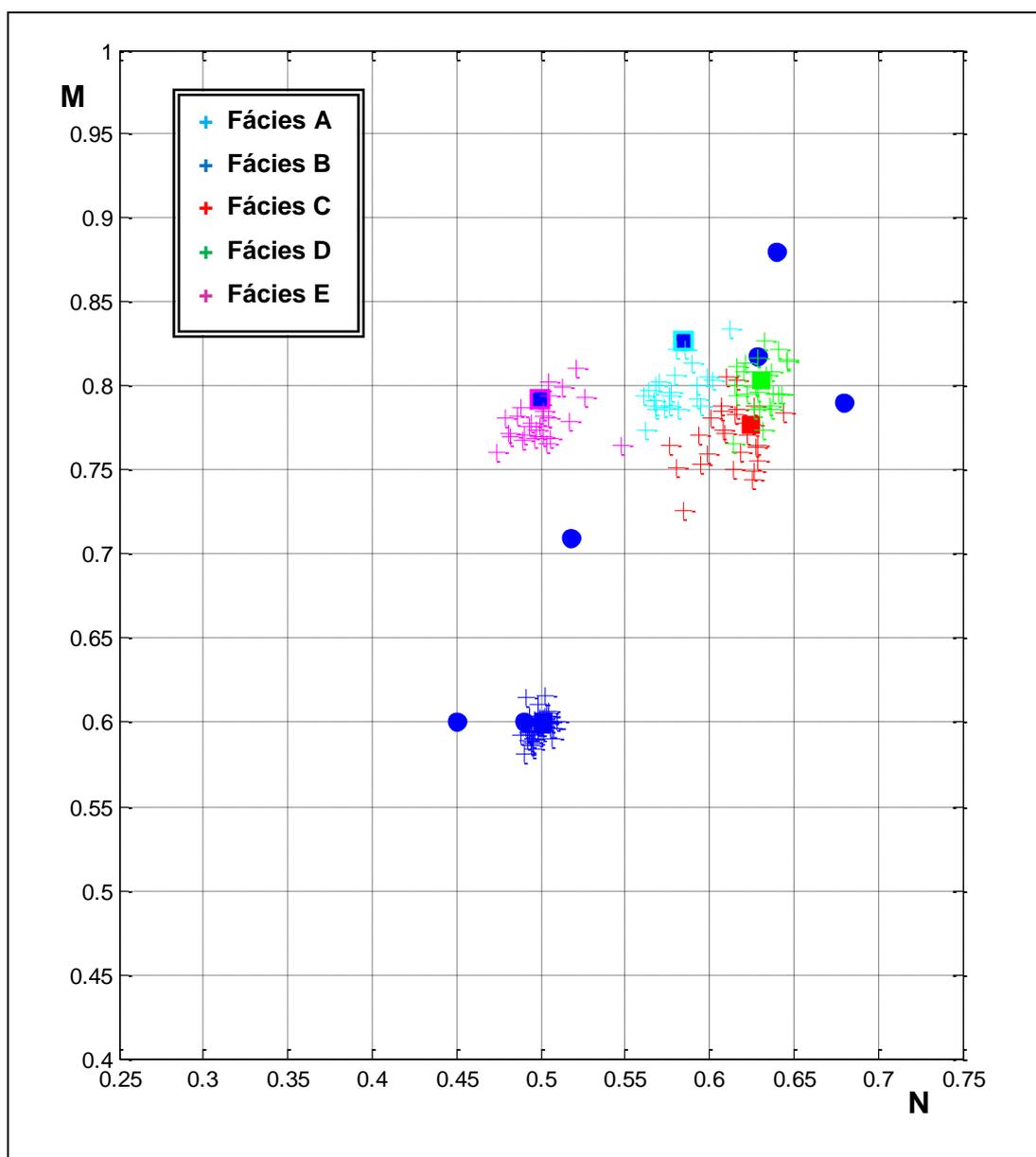
Figura 30 – Gráfico M-N modificado para o Poço II.



Fonte: Da autora

A Figura 31 mostra o resultado do processamento da rede neural competitiva com a identificação das fácies de interesse no Poço II, representados pelas coloridas segundo a legenda mostrada na Figura 31.

Figura 31 – Gráfico M-N com a aplicação da metodologia e as fácies de interesse identificadas no Poço II.

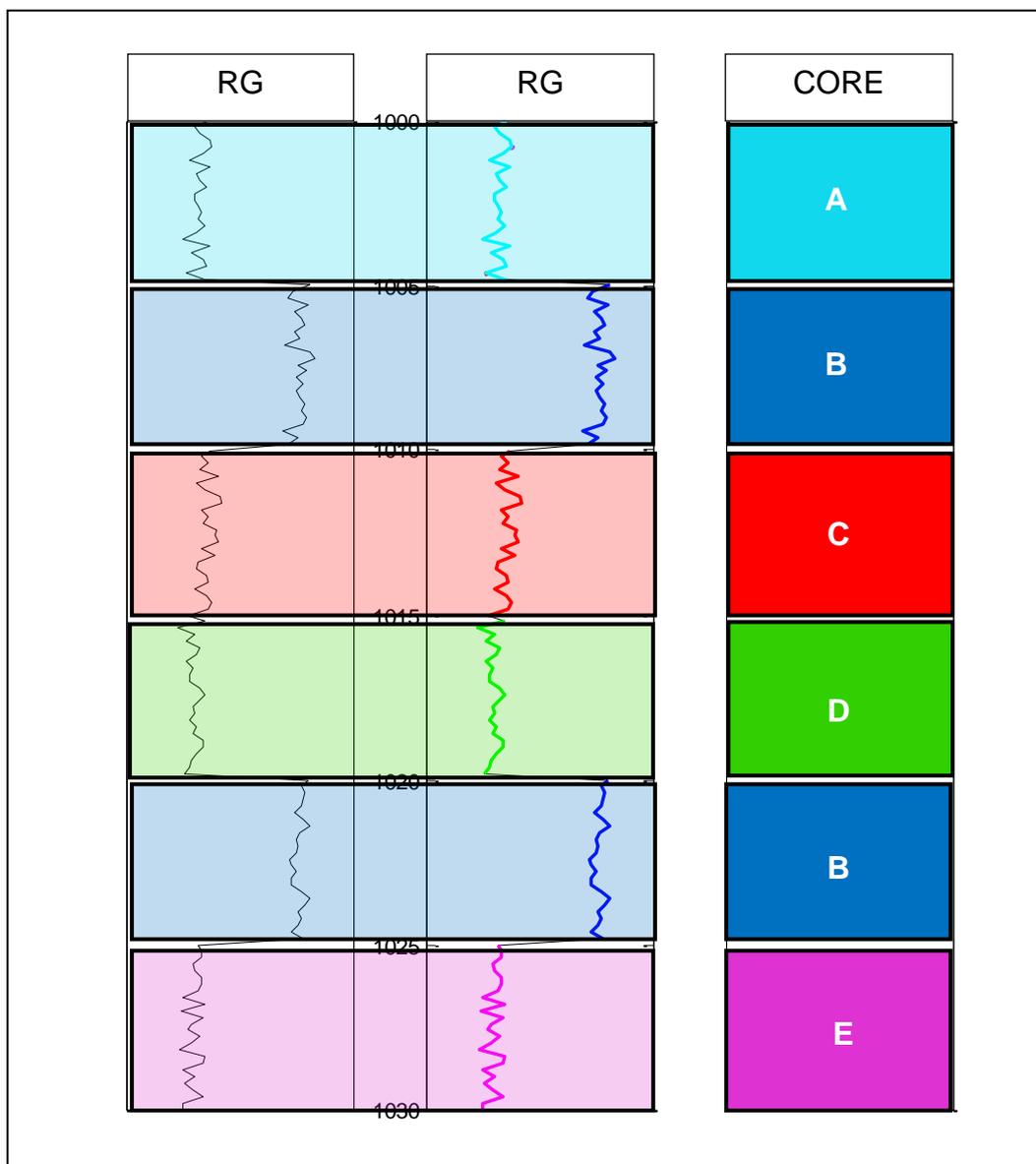


Fonte: Da autora

A Figura 32 mostra o zoneamento do Poço II produzido pela operação do algoritmo inteligente apresentado neste trabalho. As fácies de interesse no Poço II são identificadas, a partir dos seus respectivos pontos fixos, mostrados na Figura 4. As demais camadas presentes no trecho perfilado somente poderão ser identificadas se estiverem associadas a um ponto fixo mineral do Gráfico M-N padrão. Caso isto não ocorra, estas camadas não serão identificadas e consequentemente o poço não será zoneado. Observe que o objetivo deste

trabalho é o de identificar as camadas de interesse em poços não testemunhados e não produzir o zoneamento desses poços.

Figura 32 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço II.



Fonte: Da autora

Na Figura 32, a primeira trilha o perfil de raio gama do Poço II, como referência. Na segunda trilha são apresentados os resultados do algoritmo inteligente em profundidade. Em sobreposição são apresentadas as camadas coloridas segundo a legenda apresentada na figura anterior e utilizada na terceira trilha que apresenta a descrição de testemunho. O zoneamento deste intervalo do

Poço II somente foi possível em função das camadas não elencadas com fácies de interesse estarem associadas a pontos fixos do Gráfico M-N padrão.

## 10.2 DADOS REAIS

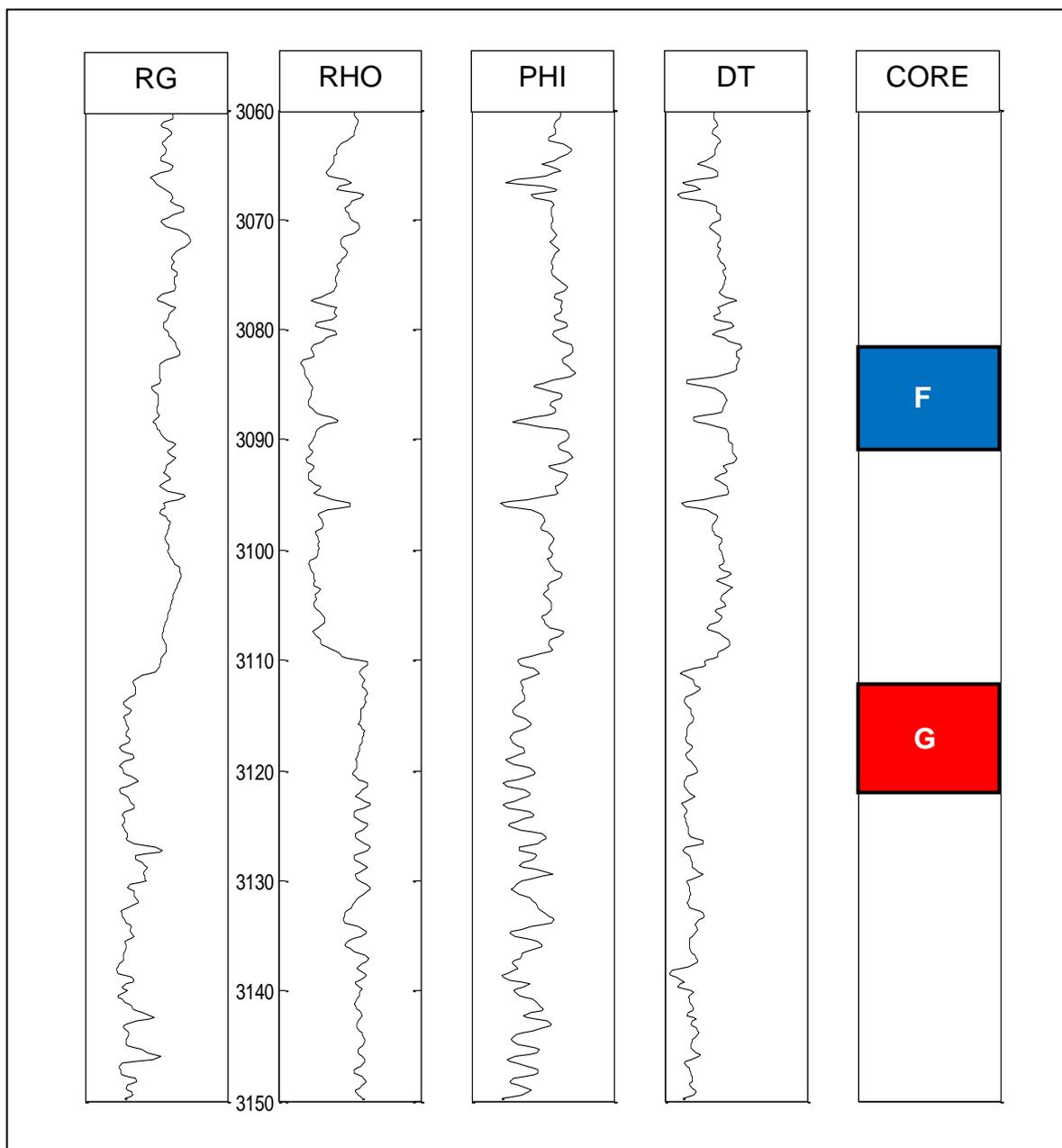
Para uma aplicação da metodologia desenvolvida neste trabalho com dados reais, selecionaram-se dois poços testemunhados do Campo de Namorado, na Bacia de Campos. Estes poços atravessam uma camada de arenito, denominada aqui como Fácies F e uma camada de interlaminado e/ou ritmo como Fácies G, como descrita no Quadro 3. Adotou-se o poço denominado como Poço III como aquele que atuara como poço de referência para a identificação das Fácies F e G.

Quadro 3 – Descrição das fácies do Poço III

Fácies	Descrição
F	<p style="text-align: center;">ARENITO MÉDIO GRADADO</p> <p>(Composição arcoseana bem selecionado, aspecto maciço, gradação às vezes incipiente ou do tipo cauda grossa).</p>
G	<p style="text-align: center;">INTERLAMINADO LAMOSO DEFORMADO/ RÍTMITO</p> <p>(Camadas de até um metro com intercalações de calcilito, marga e folhelho. Feições de deformação (escorregamento) / Intercalações rítmicas de calcilito, marga e folhelho em camadas de até 1m de espessura, ricas em planctônicos).</p>

A Figura 33 mostra os perfis registrados no Poço III. Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência das fácies de interesse. Nas trilhas 2, 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico). Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço.

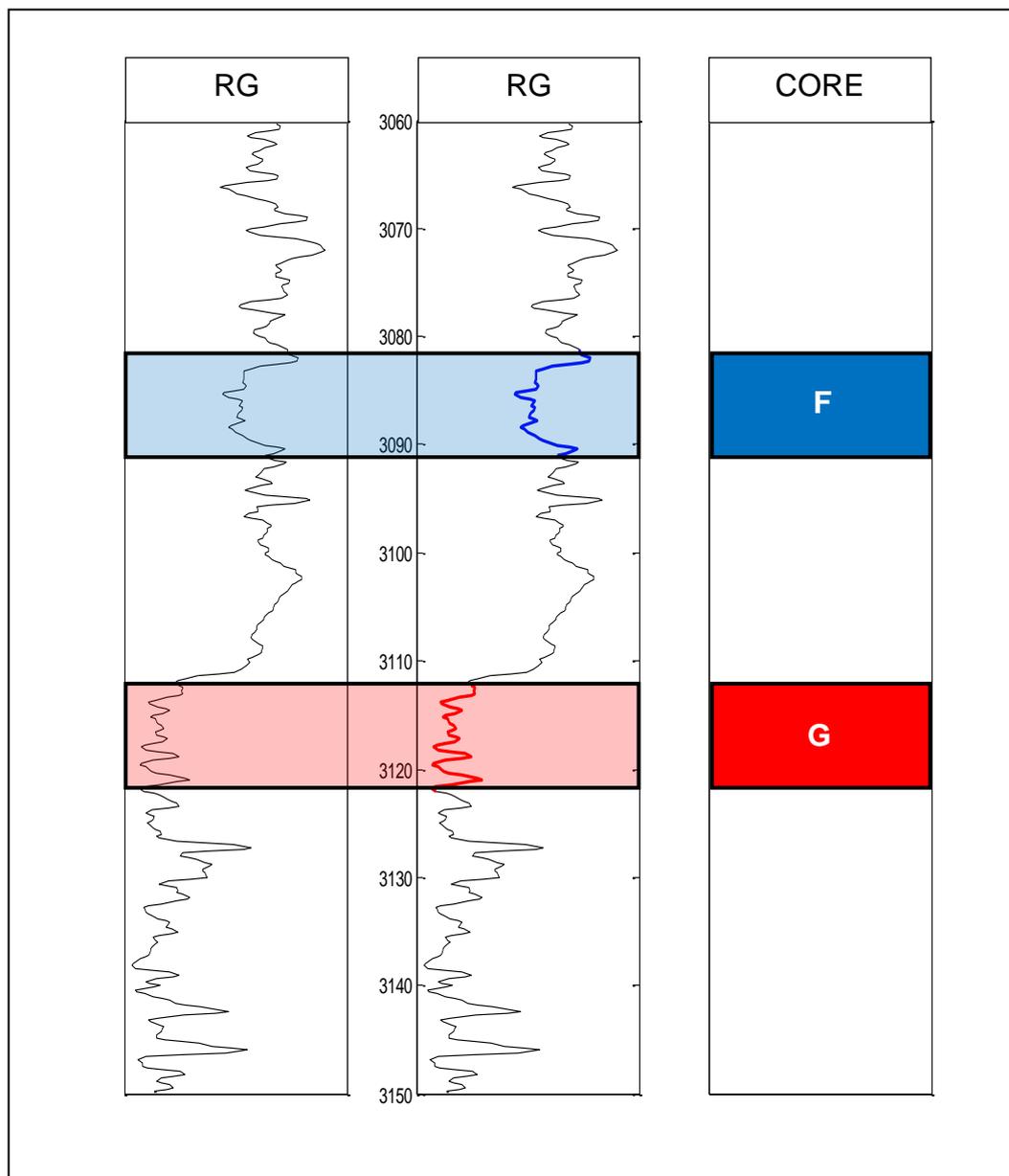
Figura 33 - Poço III (Testemunhado) – Dados Reais



Fonte: Da autora

A Figura 34 mostra o perfil de raio gama do Poço III, onde aparecem as Fácies F e G. Nos intervalos de profundidades mostrados nas cores azuis (Fácies F) e na cor vermelha (Fácies G), a partir dos quais foram calculados os pares M e N que definiram os pontos de referência das fácies de interesse, que estão representados por cruces azuis (Fácies F) e cruces vermelhas (Fácies G), apresentados na Figura 35.

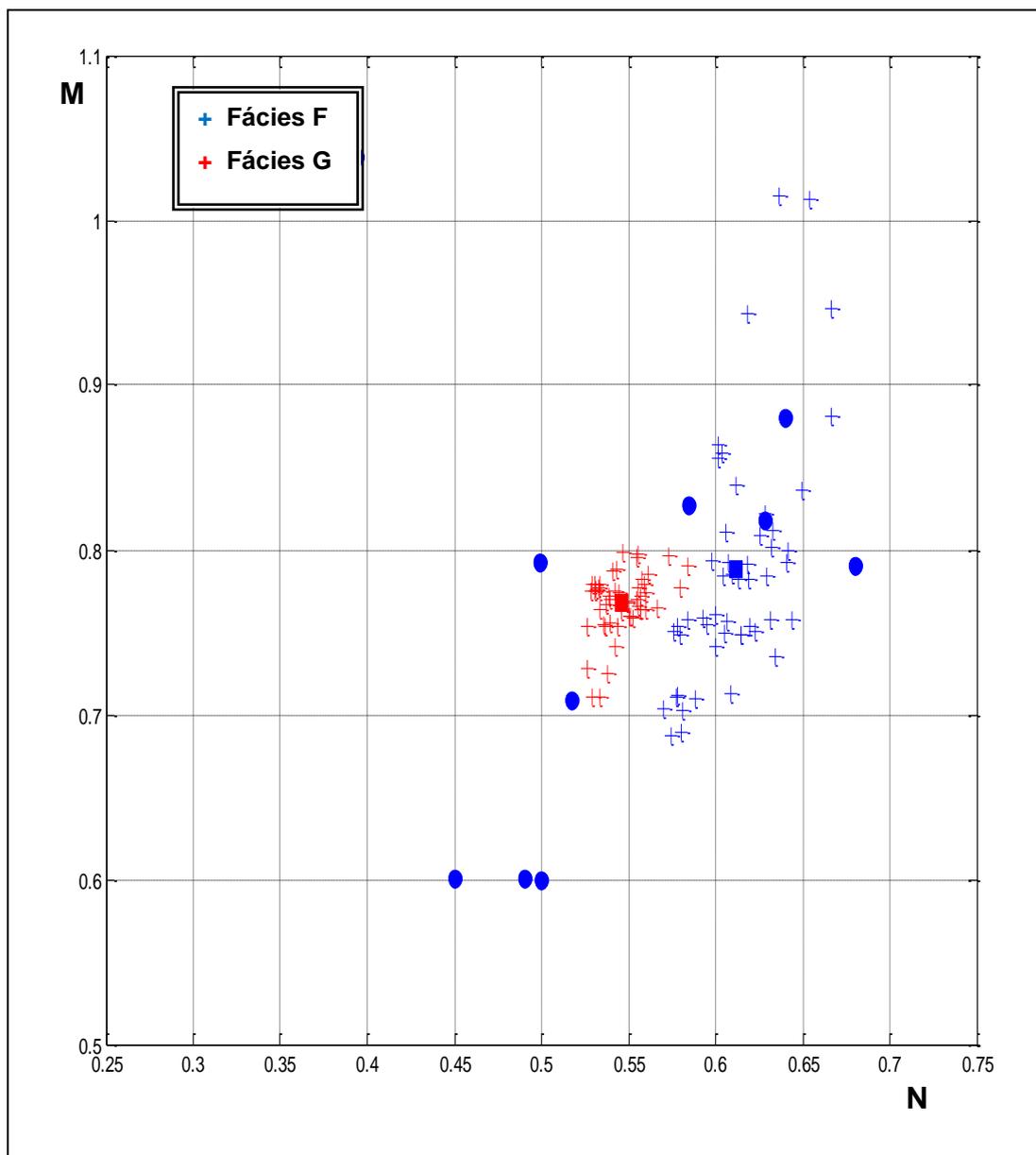
Figura 34 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço III.



Fonte: Da autora.

A Figura 35 mostra o Gráfico M-N modificado apresentando os pontos fixos das fácies de interesse representados por quadrados. Na cor azul estão representados os pontos do gráfico e o ponto fixo correspondente a Fácies F e na cor vermelha os pontos do gráfico e o ponto fixo correspondente a Fácies G.

Figura 35 – Gráfico M-N modificado para o Poço III, com representação das fácies de interesse.

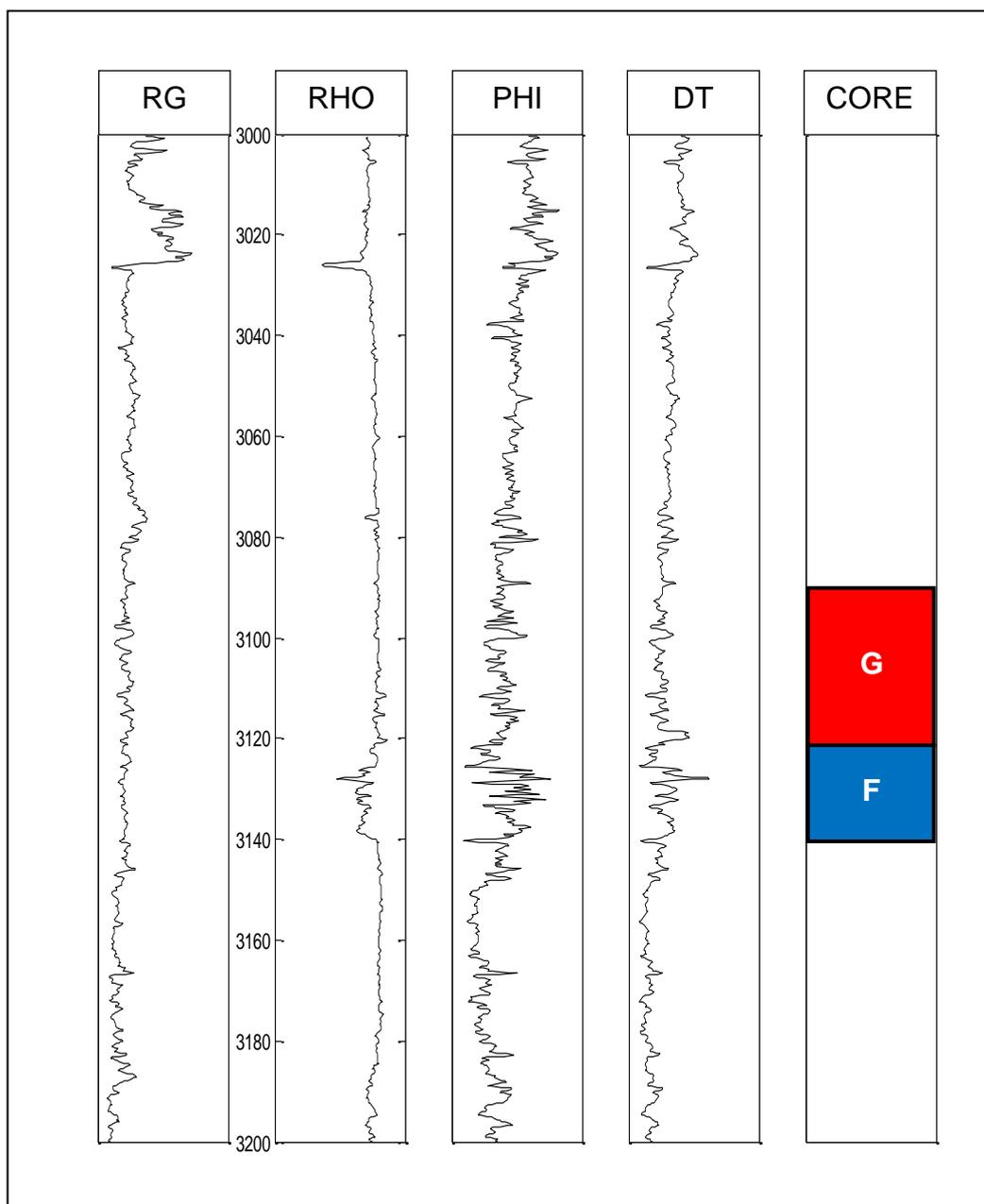


Fonte: Da autora

A Figura 36 mostra os perfis e a descrição de testemunho do segundo poço, que será tomado como poço de teste (Poço IV). Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência das fácies de interesse. Nas trilhas 2, 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico). Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço. Foi selecionado um intervalo onde figuram as duas fácies de interesse como observado na trilha 5 onde aparecem apenas os

intervalos de ocorrência destas fácies. A descrição das outras fácies atravessadas pelo Poço IV foi omitida.

Figura 36 - Poço IV (Poço de teste) – Dados Reais

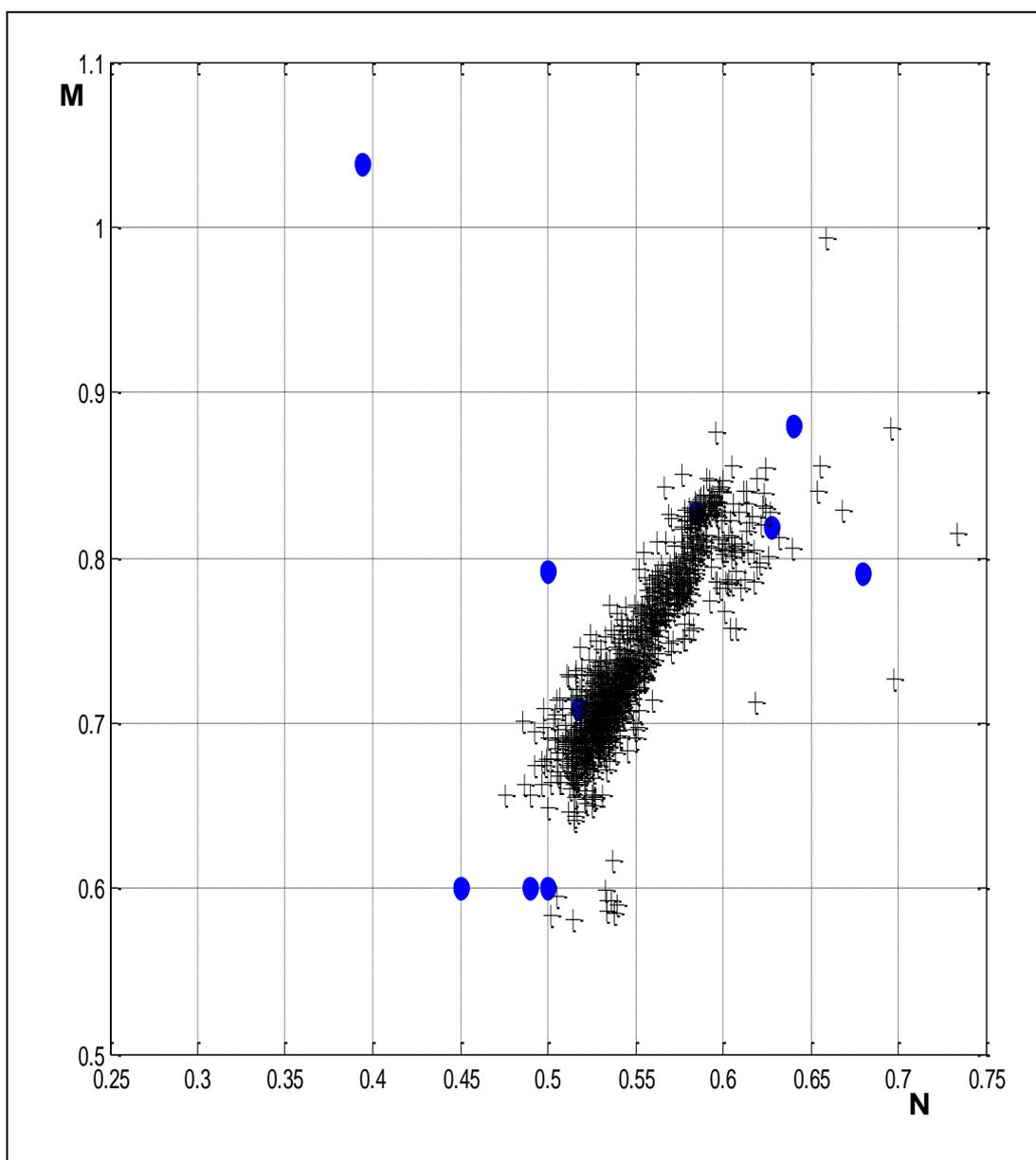


Fonte: Da autora

A Figura 37 mostra o Gráfico M-N para o Poço IV com todos os pontos do intervalo de profundidades mostrado na Figura 12 marcados com cruzeiros pretos. A semelhança litológica determinada pela presença de quartzo nas duas camadas, o ruído das medidas e a presença da argila são responsáveis pela grande dispersão

dos pontos, no Gráfico M-N, nas proximidades do ponto de quartzo. Esta distribuição complexa dos pontos torna difícil a interpretação visual do gráfico M-N ou a identificação visual da camada de interesse.

Figura 37 – Gráfico M-N modificado para o Poço IV,

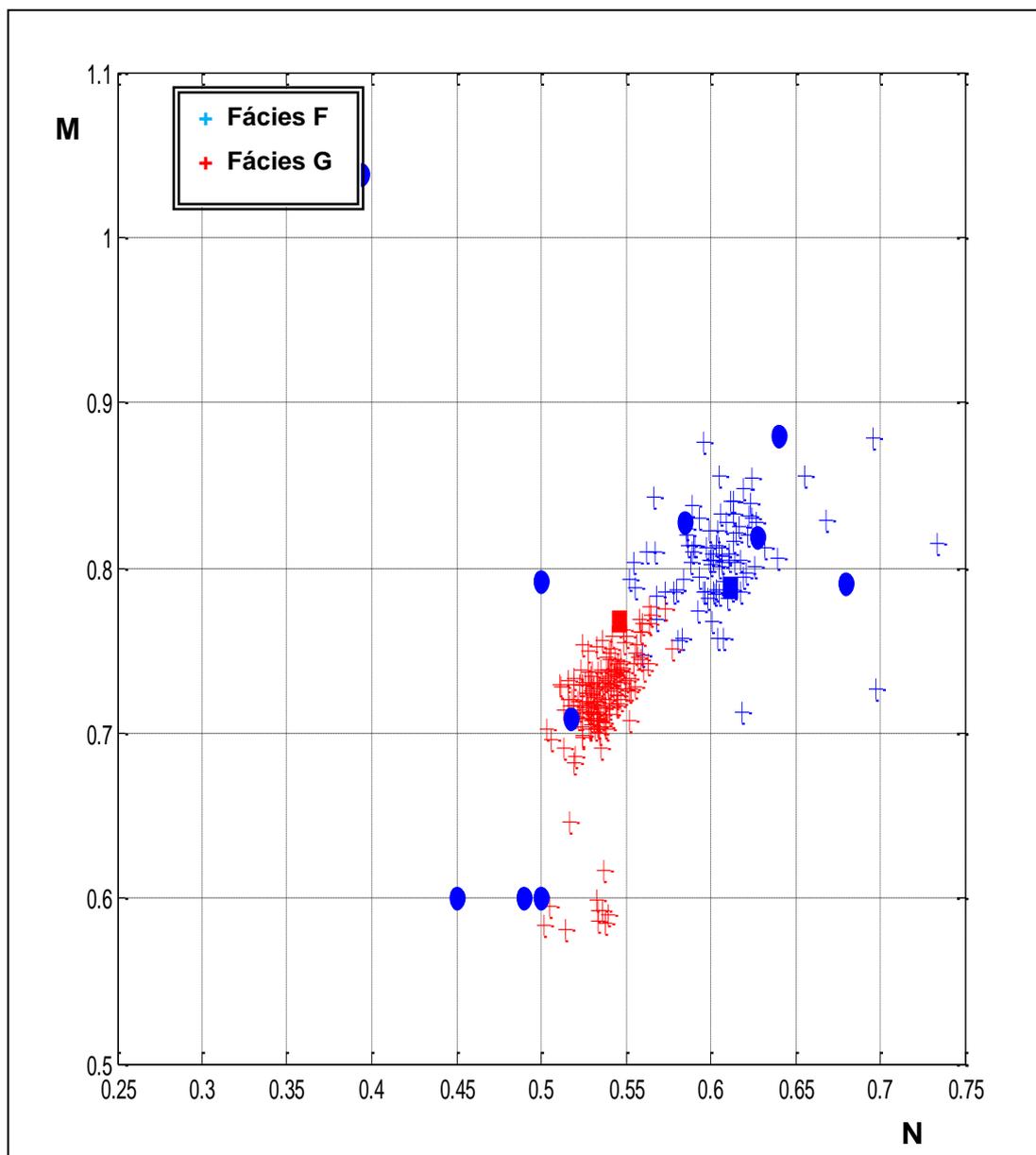


Fonte: Da autora

A Figura 38 apresenta o Gráfico M-N modificado para o Poço IV com o resultado da aplicação do algoritmo inteligente desenvolvido neste trabalho. As cruzes azuis mostram os pontos identificados como pertencentes à camada F e as

cruzes vermelhas mostram os pontos identificados como pertencentes à camada G, pela interpretação realizada pelo algoritmo inteligente.

Figura 38 – Gráfico M-N com a aplicação da metodologia e as fácies de interesse identificadas no Poço IV.



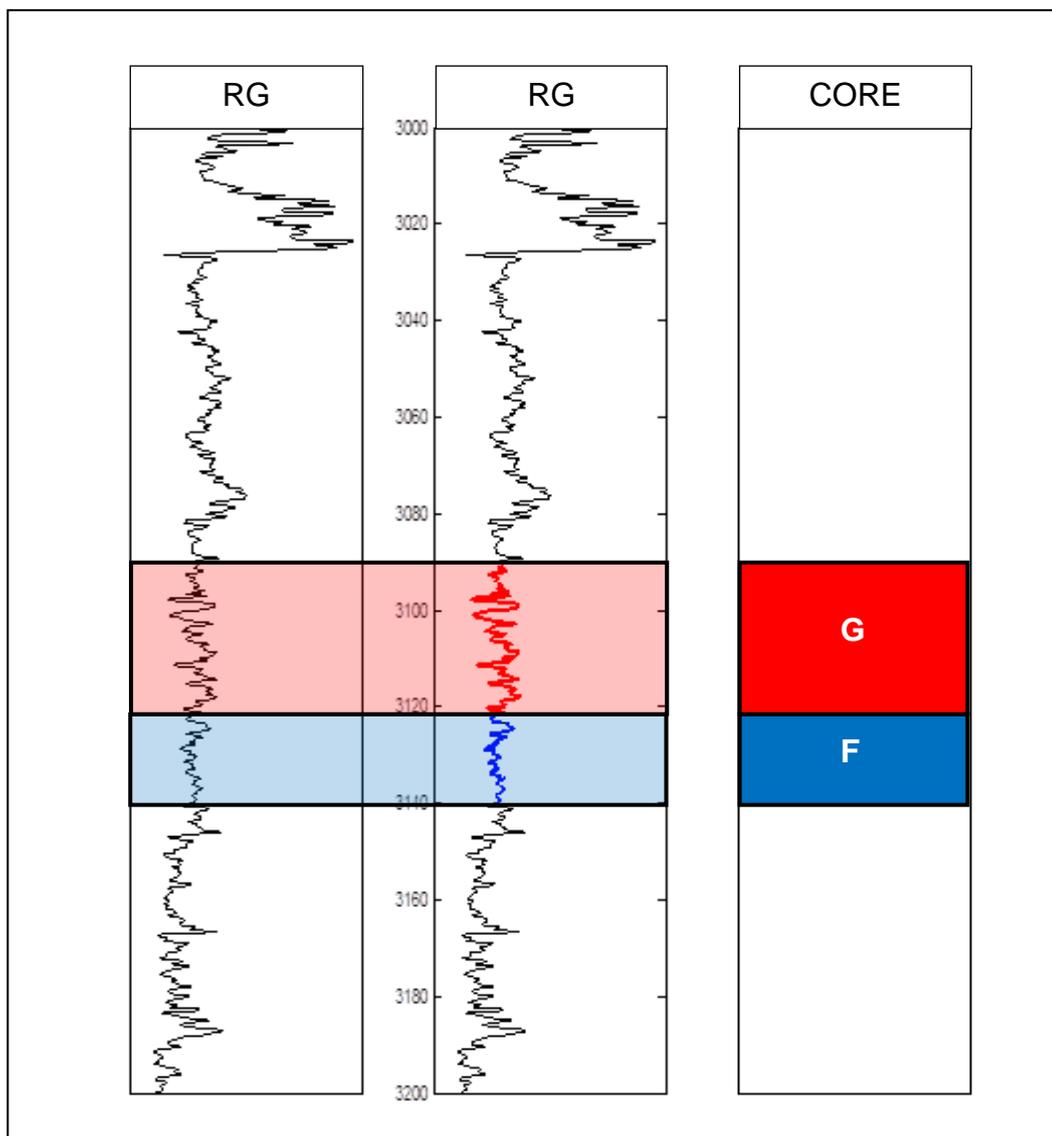
Fonte: Da autora

No processamento com os dados reais pode se avaliar a qualidade da interpretação produzida a partir da associação da rede neural competitiva com o filtro de profundidade na identificação dos pontos pertencentes à camada de

interesse mesmo nas situações de grande complexidade de interpretação visual como a apresentada na Figura 37.

A Figura 39 mostra o resultado da aplicação desta metodologia para a situação de interesse prático, ou seja, em função da profundidade. Na primeira trilha mostra-se o perfil de raio gama natural para o Poço IV em análise. Na segunda trilha mostra-se através da linha azul (Fácies A) e da linha vermelha (fácies B) em sobreposição ao perfil de raio gama natural à interpretação da localização em profundidade das camadas de interesse. No destaque sombreado mostra-se a adequação da interpretação das camadas de interesse em comparação com a descrição de testemunho do Poço IV.

Figura 39 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço IV.



Fonte: Da autora.

## 11 CONCLUSÕES

De um modo geral na indústria do petróleo e nos estudos de sedimentologia a descrição das fácies é uma das fases fundamentais envolvendo a associação de várias áreas do conhecimento, como a geologia e a geofísica de poço. Neste trabalho, produziu-se o transporte da informação geológica disponível apenas em alguns poucos poços testemunhados para todos os poços de um campo petrolífero ou perfurados em semelhantes cenários geológicos a partir da associação entre a geologia e os perfis geofísicos de poço.

A metodologia aqui apresentada tratou o problema da identificação de fácies em perfis geofísicos produzindo uma reinterpretação do Gráfico M-N com a introdução dos chamados pontos fixos das fácies e tratou da construção de um algoritmo inteligente baseado na rede neural competitiva. A aplicação da rede neural competitiva associada ao pós-processamento através do filtro de coerência em profundidade foi validada de forma satisfatória em dados sintéticos e dados reais mostrando a viabilidade da codificação e transporte da informação geológica adquirida em poços testemunhados para outros poços não testemunhados.

A efetivação da integração de informações de natureza completamente diferentes, em termos de um único evento geológico, que é a existência de uma camada, somente foi possível com o desenvolvimento de um algoritmo inteligente, que realizou a extração da informação geológica contida no Gráfico M-N modificado e assim, apresenta-se uma nova ferramenta computacional que pode auxiliar na caracterização dos sistemas petrolíferos.

## REFERÊNCIAS

- ANDRADE, A. **Aplicação de redes neuronais artificiais ao tratamento e interpretação de perfis geofísicos de poço aberto**. 1997. 145f. Tese (Doutorado em Geofísica) – Centro de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 1997.
- ARCHIE, G.E. The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics. **Trans. Am. Inst. Min. Metal. Pet. Eng. Inc.**, v.146, p. 54-62, 1942.
- BACOCOLI, G., MORAIES, R.G., CAMPOS, O.A.J. The Namorado oil field: a Major Oil Discovery in the Campos Basin, Brazil. In: GIANT oil and gas fields of the decade: 1968-1978. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 1980. p. 329-338. (AAPG Memoir, 30).
- BRUHN, C.H.L. **High-resolution stratigraphy, reservoir geometry, and facies characterization of Cretaceous and tertiary turbidites from Brazilian passive margin basins**. 1993. 433p. Thesis (Ph.D.) - McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada, 1993.
- BURKE, J.A.; CAMPBELL JR, R.L.; SCHIMIDT, A.W. The Litho-porosity cross plot a method of determining rock characteristics for computation of log data. In: SPE ILLINOIS BASIN REGIONAL MEETING, 1969, Evansville, Indiana. **Illinois Basin**. Evansville, Indiana: Society of Petroleum Engineers, 1969. p. 187- 198.
- CRUZ, M. M. **Aplicação de Perfilagem Geofísica e Sísmica na Caracterização da Faciologia do Reservatório de Namorado**. 2003. 107f. Tese (Mestrado) - Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, 2003.
- DIAS, J. L., SCARTON, J. C., ESTEVES, F. R., CARMINATTI, M., GUARDADO, L. R., “Aspectos da Evolução Tectono-Sedimentar e a Ocorrência de Hidrocarbonetos na Bacia de Campos”. In: COLETÂNEA “*Origem e Evolução de Bacias Sedimentares*”. [S.l.: s.n.], 1990.
- ELLIS, D.V; SINGER, J.M. **Singer well logging for earth scientists**. 2.ed. New York, USA: Springer, 2008. p. 644 – 648
- ESTRELLA, G.; MELLO, M.R; GAGLIANONE. PC.; AZEVEDO, R.L.M.; TSUBONE, K., ROSSETTI, E.; CONCHA, J.; BRUNING, I.M.R.A. The Espírito Santo Basin (Brazil Soucer Rock Characterization and Petroleum Habitat). In: DEMAISI, G.; Murriss, R.J. (Ed.). **Petroleum Geochemistry and basin evaluation**. [S.l.]: The American Association of Petroleum Geologist, 1984. p. 253-271. (AAPG Memoir, 35).
- FÁVERA, J.G.D. **Fundamentos de estratigrafia moderna**. 1. ed. Rio de Janeiro: Eduerj, 2001.p.121 - 146.
- FERNEDA, E. Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. **Ci. Inf.**, Brasília, v. 35, n. 1, p. 25-30, jan./abr. 2006

FERREIRA JÚNIOR, P.D.; CASTRO, P.T.A. Associação vertical de fácies e análise de elementos arquitecturais: concepções concorrentes e complementares na caracterização de ambientes aluviais. **Revista Electrónica de Ciências da Terra, Geosciences On-line Journal**, GEOTIC – Sociedade Geológica de Portugal. v.1, n.1, p.01-35. 2001.

FIGUEIREDO, A.M.F.; BRAGA, J.A.E.; ZABALAGA, J.C; OLIVEIRA. J.J.; AGUIAR, G.A.; SILVA, O.B.; MATO, L.F.; DANIEL, L.M.F. MAGNATIVA, L.P. & BRUHN, C.H.L. 1994. Recôncavo Basin, Brazil: a prolific Intracontinental Rift basin. **The American Association of Petroleum Geologist Memoir**, 59, p. 157-203.

GABAGLIA, G. P. R.; MILANI, E. J. (1991) - *Origem e Evolução de Bacias Sedimentares*. 2ª edição, Petróleo brasileiro S.A., Rio de Janeiro, 415 p.

GIRÃO, G. N. **Notações de sala de aula**. 2004. Disponível em: <<http://geraldogirao.com/index.htm>>. Acesso em: 20 dez. 2013.

HAYKIN, S. (1999). *Neural networks: a comprehensive foundation*. (2 nd ed.) Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. São Paulo: Bookman, 2001.

Klemme H.D. 1980. Petroleum basins – classification and characteristics. *J. Petrol. Geol.*, 3: 187-207.

KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Berlin: Springer-Verlag, 1989. 312 p.

LUCCHESI, Celso Fernando. Petróleo. **Estudos Avançados**, v. 12, n. 33, p. 17-40, 1998.

LUTHI, S. M. **Geological Well Logs – their use in reservoir modeling**. Springer. 2001. 340 p.

MENDES, J.C. **Elementos de estratigrafia**, Rio De Janeiro: T.a. Queiroz Editor, 1984. v. 12

MILANI, E.J.; THOMAZ FILHO, A. Sedimentary basins of South America. In: CORDANI, U.G.; MILANI, E.J.; THOMAZ FILHO, A.; CAMPOS, D.A. (Ed.). **Tectonic evolution of South America**. Rio de Janeiro: [s.n.], 2000. 31st International Geological Congress, p. 389-452.

NERY, G. G. (2000) Per\_lagem geofísica aplicada à água subterrânea, In: CPRM, ed., *Hidrogeologia Conceitos e Aplicações*, vol. 1, cap. 4, pp. 227-240, Serviço Geológico do Brasil - CPRM, Rio de Janeiro, Brasil.

NIKRAVESH, M. Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization. **Expert Systems with Applications**, v.26 p. 19-38. 2004.

PENHA, L. L. **Correlação Rocha – Perfil em Testemunho Contínuo da Bacia de Taubaté**. 2005. 49f. Monografia (Graduação) - Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2005.

RANGEL, H. D., MARTINS, F. A. L., ESTEVES, F. R., FEIJO, F. J., “Bacia de Campos”. *Boletim de Geociências da PETROBRAS*, v.8, n. 1, pp. 203-217, 1994.

SELLEY, R.C. **An introduction to sedimentology**. Londres: Academic Press. 1976.

SERRA, O. 1986. *Fundamentals of Well-Log Interpretation – 2. The Interpretation of Logging Data, Developments in Petroleum Science (15B)*, Elsevier Science Publishers B.V., 684p.

SILVA, A., PROTÁZIO, J.M.B. & REMACRE, A.Z. Análise wavelet aplicada na mudança de escala em perfis geofísicos do Campo de Namorado. *Revista Brasileira de Geociências* vol.33, n.2(Suplemento), p.121-126. 2003

SOUZA JR., O. G., *Stratigraphie Séquentielle et Modélisation Probabiliste des Réservoirs Tubidíques*. Tese de D.Sc., Universidade Paris VI, França, 1997.

SUGUIO, K. **Rochas sedimentares: propriedades, gênese e Importância econômica**. São Paulo, SP: Edgard Bucher, EDUSP. 1980.

WINTER, W. R., JAHNERT, R. J., FRANÇA, A. B. *Boletim de Geociências Petrobras*. Rio de Janeiro, v. 15, n. 2, p. 511-529, maio/nov, 2007.