



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOFÍSICA
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

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

Belém - Pará

2013

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

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

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Faculdade de Geofísica
do Instituto de Geociências da
Universidade Federal do Pará - UFPA,
em cumprimento às exigências para
obtenção de Bacharel em Geofísica.

Orientador: André José Neves Andrade

Belém - Pará

2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFPA

Costa, Jéssica Lia Santos da

Reconhecimentos de fácies em perfil com rede neural competitiva / Jéssica Lia Santos da Costa; Orientador: André José Neves Andrade – 2013

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação em geofísica) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Faculdade de Geofísica, Belém, 2013.

1. Geofísica. 2. Geofísica de Poço. 3. Interpretação geológica. 4. Algoritmos Inteligentes. I. Andrade, André José Neves, *orient.* II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 22^a ed.: 550

JÉSSICA LIA SANTOS DA COSTA

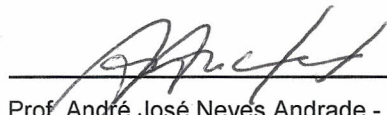
**RECONHECIMENTOS DE FÁCIES EM PERFIL COM REDE NEURAL
COMPETITIVA**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Faculdade de Geofísica do
Instituto de Geociências da Universidade
Federal do Pará-UFPA, em cumprimento
às exigências para obtenção de Bacharel
em Geofísica.

Data de Aprovação: 08 / 03 / 2013

Conceito: EXCELENTE

Banca Examinadora



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



Prof.ª Carolina Barros da Silva – Membro
Doutora em Geofísica
Universidade Federal do Pará



Prof. José Geraldo das Virgens Alves – Membro
Mestre em Geofísica
Universidade Federal do Oeste do Pará

À Luiz e Argemira Costa

AGRADECIMENTOS

À Deus, meu Tudo. Meu mentor.

À PETROBRÁS (Rede de Geofísica), pela oportunidade e suporte oferecido a minha pesquisa, ao Curso de Graduação em Geofísica e ao Laboratório de Geofísica de Poço (Prolog).

Aos meus Pais, Luiz e M^a Argemira Costa, que estiveram sempre ao meu lado e são meu porto seguro.

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

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

Aos meus Tios e Primos que me apoiaram.

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

Ao querido Adriano Barreto, pela amizade, apoio incondicional e pelos bons momentos.

À Caroline Sena, Jorlivan Correa e ao Fabrício da Silva (Dudu), pessoas que Deus colocou para me ajudar nesse caminho e se tornaram especiais para mim.

À turma de 2007, Diogo, Raíza, Gabriela, Wilber, Boris e Raphael pelas palavras de apoio.

À turma de 2008, turma que adotou em especial ao Rizimar (Padrinho), Cezar (Pai postiço), Jonatha (Mui amigo), Ísis (Especial).

À turma de 2010 A todos, pois por eles cultivo afeto.

À turma de 2011 especialmente ao David, ao Caio e a Aline.

Enfim, agradeço turma de 2009, Minha Turma, principalmente aqueles a quem levarei para resto da vida: Celina Monteiro (Minha Celi), Érico (Tenório), Bruce (Fabinho), Diogo Maia (Pseudo Filho), Ingrid (Rocha, minha Dupla), Augusto (Panda).

Amigos da Pós, Renata Santos, Marcelo Mendes, Girlan, Andrei, Karina, Alexandre Sodré, Alexandre Costa, Jonathas, Gildenilson, Marcio, Lelis e Jerry por todo incentivo.

Ao Querido Prof^o André Andrade por ter confiado em mim, guiado minha pesquisa e me apoiado.

Ao Coordenado Prof^o Cristiano Mendel, pelas palavras de apoio.

A Prof^a Ellen Gomes pela preocupação constante comigo e com meu trabalho.

Ao Prof^o Geraldo Alves, por sempre acreditar em mim.

A Prof^a Carolina Barros pelo apoio.

As queridas Benildes, Lucibela, Socorro e Elaine por todo suporte possível e pela amizade.

Aqueles que não poderia esquecer Jedielson, Jefferson, Elna, Jaime, Wylismar, Jaqueline, Denise Maia, Misael Silva, Andrei Baptista, Henrique, Kennedy, Alexandre (In Memoria), Derick, Antonio Marcos, Jacynei, Elren; Cristiane, Michele e Raquel Lima; Adriely, Thais Priscila, Lucia Raquel. Pessoas indispensáveis na minha história.

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 descobri em mim mesmo desejos os quais nada nesta Terra pode satisfazer.
A única explicação lógica é que eu fui feito para outro mundo."*

(C.S. Lewis)

RESUMO

O reconhecimento das fácies sedimentares de um sistema deposicional é fundamental na geofísica de poço para realizar a caracterização do sistema petrolífero. Na ausência da descrição de fácies em afloramento ou testemunhos, apresenta-se uma metodologia baseada em algoritmos inteligentes para a identificação destas fácies diretamente sobre os perfis geofísicos registrados em poço não testemunhados. Nesta metodologia utiliza-se a rede neural competitiva para extrair a informação geológica a partir das propriedades físicas do mineral principal, que influenciam os perfis de porosidade codificados no Gráfico M-N. Em um poço testemunhado definem-se os parâmetros N e M representativos da facie de interesse, de modo que a operação do algoritmo inteligente consiga identificá-la em qualquer outro poço não testemunhado. A finalidade desta metodologia é codificar e transportar a informação geológica obtida em poços testemunhados para poços não testemunhados. Esta metodologia foi avaliada em dados sintéticos e com perfis de poços testemunhados do Campo de Namorado, Bacia de Campos, Brasil.

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

ABSTRACT

The recognition of sedimentary facies in a depositional system has a key role in formation evaluation to perform the characterization of an oil system. In the absence of these facies description by cores or outcrop, we present a methodology based on intelligent algorithm able to identify one 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 has been previously identified in a cored borehole, in other non cored boreholes in an 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 one layer in an oil field. This methodology has been evaluated using synthetic data and actual wireline logs from two 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– Mapa de localização do Campo de Namorado, com Limitação norte e sul da Bacia de Campos representada pelas setas.	19
Figura 4 – Gráfico Φ - ρ (neutrônico - densidade).....	22
Figura 5 – Gráfico Δt - ρ (sônico – densidade).....	22
Figura 6– Gráfico M-N.....	24
Figura 7– Representação esquemática de um neurônio a artificial.....	26
Figura 8– Neurônios Competitivos	27
Figura 9– Arquitetura geral da rede neural competitiva.....	27
Figura 10 – Modelo de competição dos neurônios.....	28
Figura 11 – Representação do problema de classificação.....	29
Figura 12–Representação da arquitetura para o problema de classificação.....	30
Figura 13 – Representação visual da solução do problema realizado pela	30
Figura 14 – Arquitetura desenvolvida neste trabalho.	33
Quadro 1 – Descrição das fácies do Poço I	34
Figura 15 - Poço I (Testemunhado) – Dados Sintético.....	35
Figura 16 - Poço I - Gráfico M-N.	36
Figura 17 - Poço I - Gráfico M-N.	36
Quadro 2 – Descrição das Fácies do Poço II	37
Figura 18 - Poço II – Poço de prova - Dado Sintético.	38
Figura 19 - Poço II - Gráfico M-N.	38
Figura 20 - Poço II - Gráfico M-N.	39
Figura 21 - Poço II - Representação em profundidade da camada de interesse identificada.	40
Figura 22 - Poço A (Testemunhado)	41

Quadro 3 – Descrição das Fácies do Poço A.....	41
Figura 23 - Poço A - Gráfico M-N	42
Quadro 4 – Descrição das Fácies do Poço B.....	42
Figura 24 - Poço B (Poço de teste)	43
Figura 25 - Poço B - Gráfico M-N	44
Figura 26 - Poço B - Gráfico M-N	45
Figura 27 - Poço B - Representação em profundidade da camada de interesse identificada	45

LISTA DE TABELA

Tabela 1 - Propriedades físicas da matriz.	23
Tabela 2 - Parâmetros M e N.	24

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
2 FÁCIES SEDIMENTARES	14
3 BACIA DE CAMPOS- CAMPO DE NAMORADO	18
4 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO	20
4.1 PERFIL DE DENSIDADE	20
4.2 PERFIL DE POROSIDADE NEUTRÔNICA	20
4.3 PERFIL SONICO.....	21
4.4 GRÁFICO M-N	21
5 ALGORITMOS INTELIGENTES	25
5.1 REDE NEURAL COMPETITIVA.....	25
5.2 NEURÔNIO COMPETITIVO	28
6 PROBLEMA DE CLASSIFICAÇÃO	29
7 METODOLOGIA	31
8 RESULTADOS.....	34
8.1 DADOS SINTÉTICOS	34
8.2 DADOS REAIS.....	40
9 CONCLUSÕES	46
REFERÊNCIAS	47

1. INTRODUÇÃO

Um sistema petrolífero é caracterizado por um conjunto de atributos geológicos, que determinam as condições de exploração do hidrocarboneto. Um dos mais importantes atributos é a descrição das fácies sedimentares, que representadas na forma de uma coluna estratigráfica mostram a associação, os agrupamentos e a sequência deposicional das diversas camadas, que qualificam o sistema petrolífero.

O termo fácies pode ser 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, 1970).

A testemunhagem é a coleta de amostras de rocha com alteração mínima. A análise do testemunho permite a determinação das características geológicas de uma determinada camada ou a identificação da fácies sedimentar.

O reconhecimento de fácies sedimentares através de amostras se torna inviável no caso de bacias sedimentares submersas ou na construção de poços horizontais. Nas bacias submersas não é possível a descrição das fácies devido à ausência de afloramento. No caso dos poços horizontais a testemunhagem é tecnicamente inviável.

Devido à necessidade do conhecimento das fácies e da sua continuidade lateral para a qualificação do sistema petrolífero, na ausência da descrição direta das fácies, apresenta-se um método para o reconhecimento das fácies nos perfis geofísicos convencionais. Esta metodologia propõe a codificação da informação geológica de uma fácies em termos dos parâmetros físicos M e N derivados dos perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica). Na maioria dos casos a interpretação visual desses parâmetros apresenta muitas dificuldades. Assim, este trabalho apresenta uma alternativa para a interpretação computacional utilizando um algoritmo inteligente baseado na rede neural competitiva.

A aplicação desta metodologia é realizada utilizando dados sintéticos e os perfis convencionais registrados em dois poços testemunhados do Campo de Namorado, na Bacia de Campos, Brasil.

2. FÁCIES SEDIMENTARES

As rochas sedimentares são formadas nas bacias sedimentares, onde os sedimentos depositados são mantidos estáticos por um tempo suficiente para que ocorram os processos de compactação e cimentação, característicos da diagênese, ou a sua transformação em rocha. As características da origem sedimentos, dos processos sedimentares de deposição e diagênese resultam na criação de rochas sedimentares dispostas na forma de camadas ou estratos.

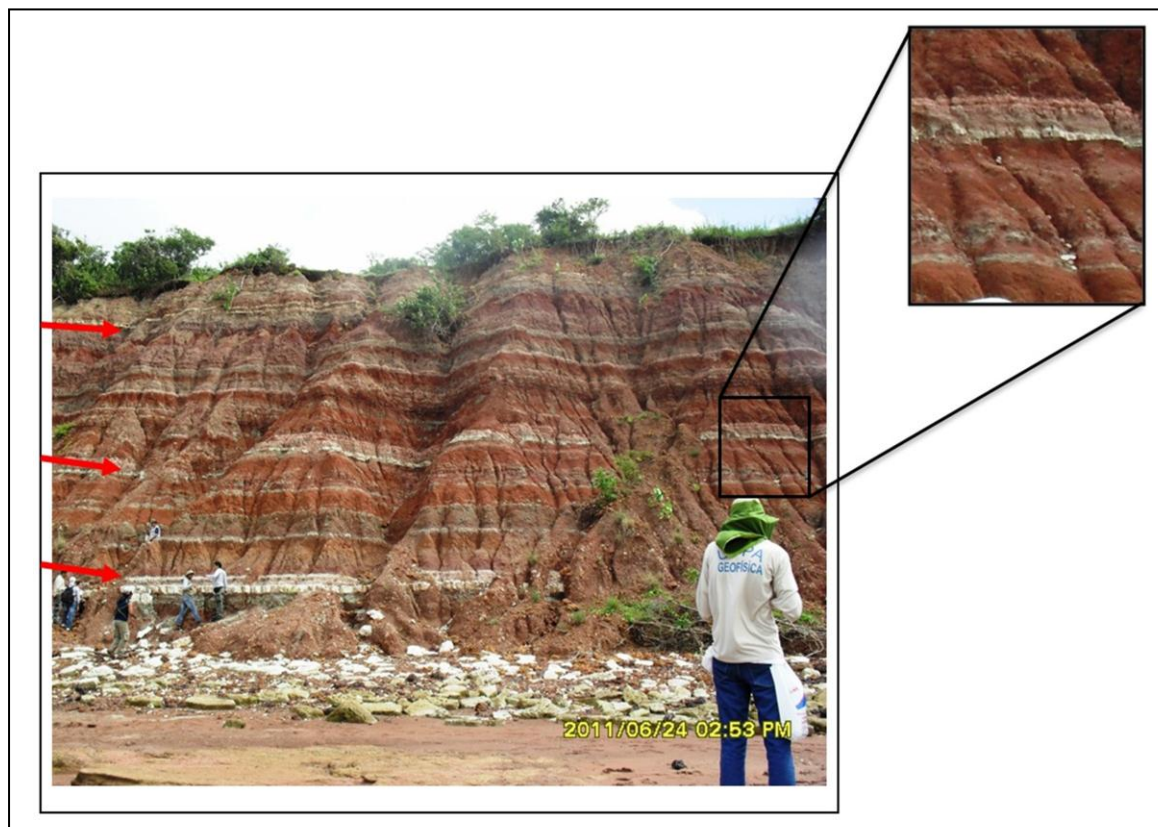
O termo fácies foi introduzido em 1838 pelo Geólogo Suíço Amantz Gressly (DELLA FÁVERA, 2001) e foi uma de suas contribuições para a estratigrafia moderna e pode ser conceituado, para uma camada de sedimentos ou rocha sedimentar, como o conjunto de suas características resultantes do seu particular processo sedimentar (geometria, litologia, estruturas sedimentares, padrão de paleocorrentes, conteúdo fossilífero e etc.), que a individualiza em relação às demais (SELLEY, 1970).

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 partir da descrição e identificação das fácies em um campo petrolífero é possível fazer a identificação do ambiente deposicional, que traduz as qualidades do sistema petrolífero: Quantidade de matéria orgânica presente na rocha geradora, tipo e qualidade das rochas selantes, e principalmente, as características da rocha reservatório, como a porosidade e a saturação de hidrocarboneto.

A Figura 1 mostra um exemplo de um afloramento com a fácies descrita por fases 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 paligossita (mineral esbranquiçado rico em magnésio). A alternância entre as camadas de pelitos e arenito fino caracteriza ambiente lagunar, com baixa energia de deposição.

Figura 1– Praia da Baronesa, Alcântara-MA.



Fonte: Da autora

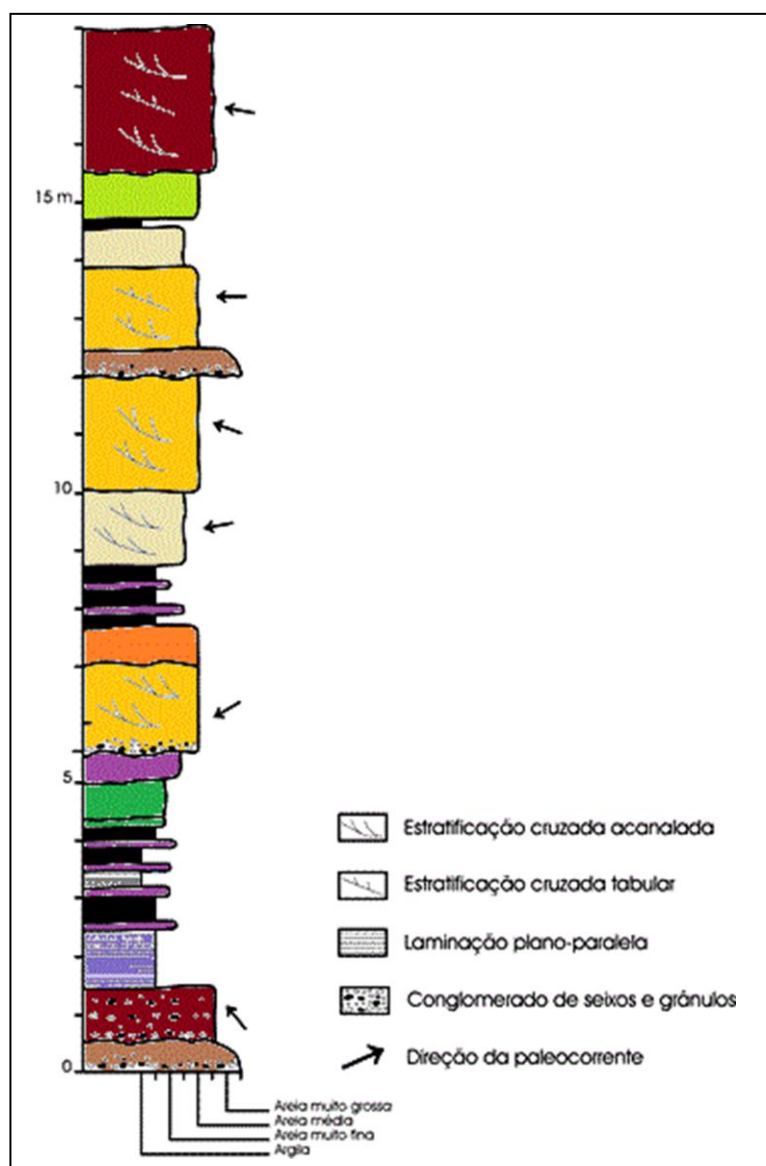
Pode-se fazer a associação de fácies, agrupá-las e relacioná-las a um determinado sistema deposicional. Para fazer a representação de uma sucessão vertical de fácies presentes em uma determinada bacia, pode ser usado o perfil estratigráfico como exemplificado na Figura 2, que é uma escala de profundidade com uma representação adequada e padronizada das características geológicas de cada camada.

Para fazer o perfil estratigráfico que representa o afloramento, usamos o que chamamos de amostras. No poço a coleta dessas amostras é chamada de testemunhagem. Nela é feita coleta com alteração mínima da rocha. A análise do testemunho ajuda a fazer a determinação das características de uma determinada fácies sedimentar e assim fazer a identificação das litofácies na subsuperfície.

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.

Figura 2 - Exemplo de perfil estratigráfico.



Fonte: Da autora

Na ausência de testemunho, a amostra de calha não determina a profundidade. Então quando se faz o perfil litológico ou faciológico, consegue-se ver uma sucessão de camadas, mas 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.

O uso das fácies sedimentares é importante, uma vez que nos traz base conceitual e metodologias que definem elementos fundamentais para a exploração de riquezas como petróleo, jazidas minerais e água. Isso torna o seu uso importante economicamente.

Da forma como as fácies são descritas, somente com a o uso da geologia, não é possível fazer relação direta com o perfil geofísico de poço, visto que as características descritas não são mensuráveis através de propriedades físicas, por exemplo, o conteúdo fossilífero presente na rocha não está relacionado a nenhuma propriedade física.

3 BACIA DE CAMPOS- CAMPO DE NAMORADO

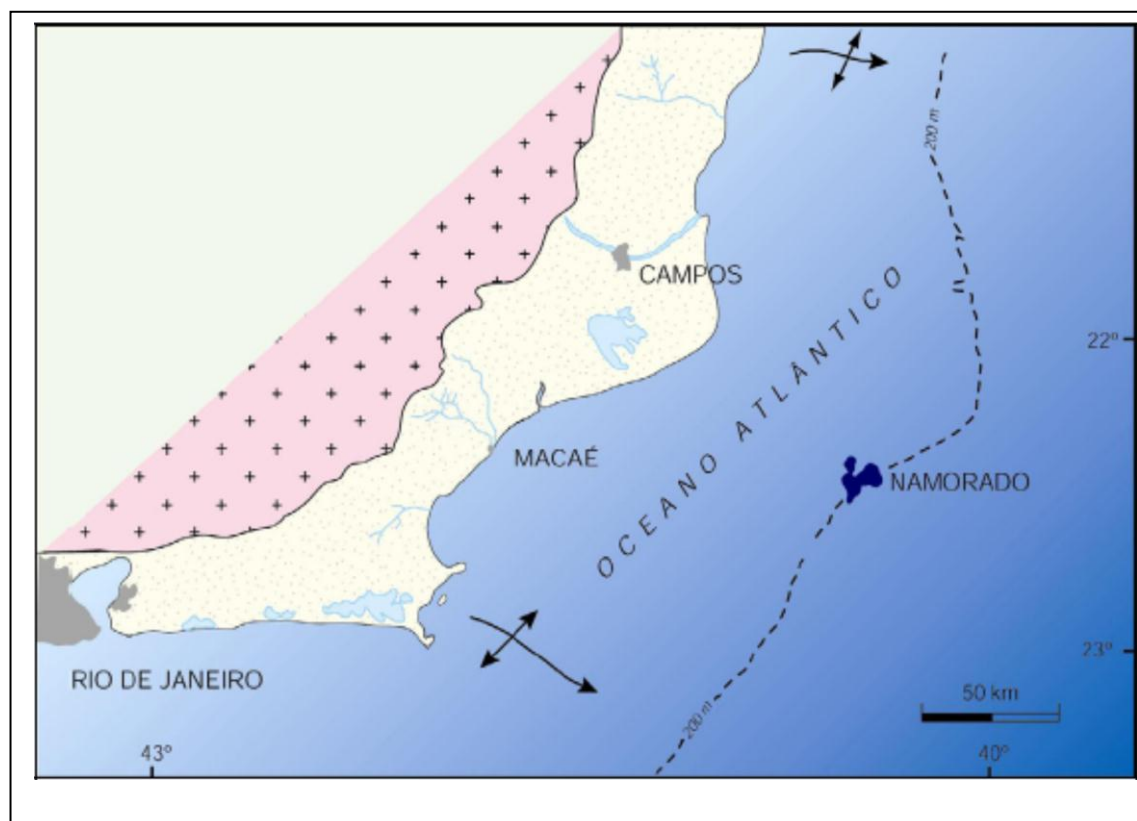
A bacia de Campos esta localizada no litoral norte do estado do Rio de Janeiro e a sul do estado do Espírito Santo, limitada ao sul pelo Arco de cabo Frio e ao norte pelo Arco de Vitória (Figura 3). Possui mais de 1.600 poços perfurados em uma área aproximada de 100.000 km², ao longo de mais de três décadas de exploração petrolífera. É a bacia mais prolífica e aloja mais de 90% das reservas petrolíferas atuais.

O Campo de Namorado corresponde a Sequencia K70 que esta inserida na Supersequência Drift da Bacia de Campos. Esta Supersequência é composta pelos sedimentos marinhos depositados sob um regime de subsidência térmica associada a tectonismo adiastrófico.

O Campo de Namorado foi descoberto em 1975 e localiza-se na porção Centro Norte na zona onde se acumula 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). A rocha reservatório foi depositada em um complexo de canais, junto à frente deltaica denominado de arenitos turbidíticos de namorado de idade albiana-cenomaniana com excelentes características petrofísicas.

O sistema turbidítico de Namorado, 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 caracterizados 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 última 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 3– Mapa de localização do Campo de Namorado, com Limitação norte e sul da Bacia de Campos representada pelas setas.



Fonte: Modificado de Bacocoliet al. (1980).

4 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO

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

4.1 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 à 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.

4.2 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.

4.3 PERFIL SONICO

O perfil sónico é usado na determinação da porosidade intergranular das rochas. Uma sonda composta por um transmissor e dois receptores mede o tempo de transito das ondas compressionais 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 transito 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 transito 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.

4.4 GRÁFICO M-N

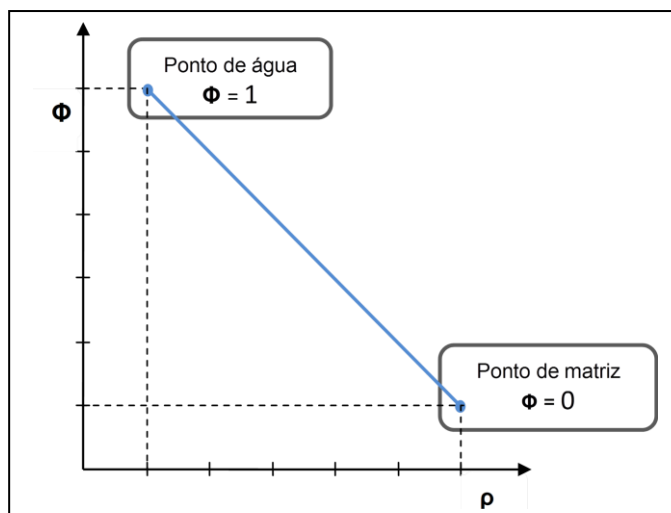
O Gráfico M-N (BURKE, 1969) produz informação litológica a partir de três ferramentas de porosidade, ferramentas que geram os perfis de densidade, neutrônico e sônico. A informação litológica é extraída a partir da propriedade física do mineral principal.

Cada rocha considerada, constituída por apenas um mineral é representada no Gráfico M-N de forma, praticamente, independente da sua porosidade. Essa representação no gráfico M-N é feita por pontos definidos pelas coordenadas ou parâmetros M e N. Esses parâmetros são definidos nos gráficos de porosidade, que relacionam os perfis sônico e densidade para definir o parâmetro M e os perfis de porosidade neutrônica e densidade para calcular o parâmetro N. Em cada gráfico estes parâmetros são tomados como a inclinação da reta que relaciona os dois perfis envolvidos.

O parâmetro N é por definição igual à inclinação da reta definida em um gráfico formado pelos perfis neutrônico e de densidade.

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

Figura 4 – Gráfico Φ - ρ (neutrônico - densidade).

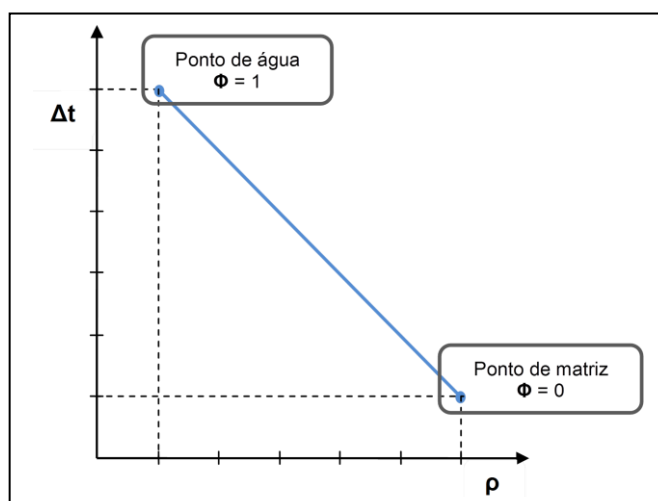


Fonte: Da autora.

O parâmetro M é por definição igual à inclinação da reta definida em um gráfico formado pelos perfis sônico e de densidade.

$$M = \frac{\Delta t_w - \Delta t_m}{\rho_m - \rho_w} 0.01 \quad (2)$$

Figura 5 – Gráfico Δt - ρ (sônico - densidade)



Fonte: Da autora

Tabela 1 - Propriedades físicas da matriz.

<u>Matriz (mineral Principal)</u>	$\rho(\text{g/cm}^3)$ – Densidade	$\Phi(\%)$ – Perfil neutrônico	Δt – Perfil Sônico
Quartzo	2.65	-0.35	55.5
Calcita	2.71	0.0	47.6
Dolomita	2.86	0.05	43.5
Anidrita	2.98	0.0	50.0
Gipsita	2.35	0.49	52.0
Ortoclásio	2.55	-0.05	66,5
Gesso	2.32	0.06	55.7
Albita	2.62	-0.04	46.4
Sal	2.05	0.04	67.0

Nas equações 1 e 2, ϕ_w e ϕ_m representam a porosidade neutrônica da água e do mineral principal; ρ_m e ρ_w representa a densidade do mineral principal e a da água; Δt_w e Δt_m representam o tempo de transito da água e do mineral principal.

ϕ_{Nw}

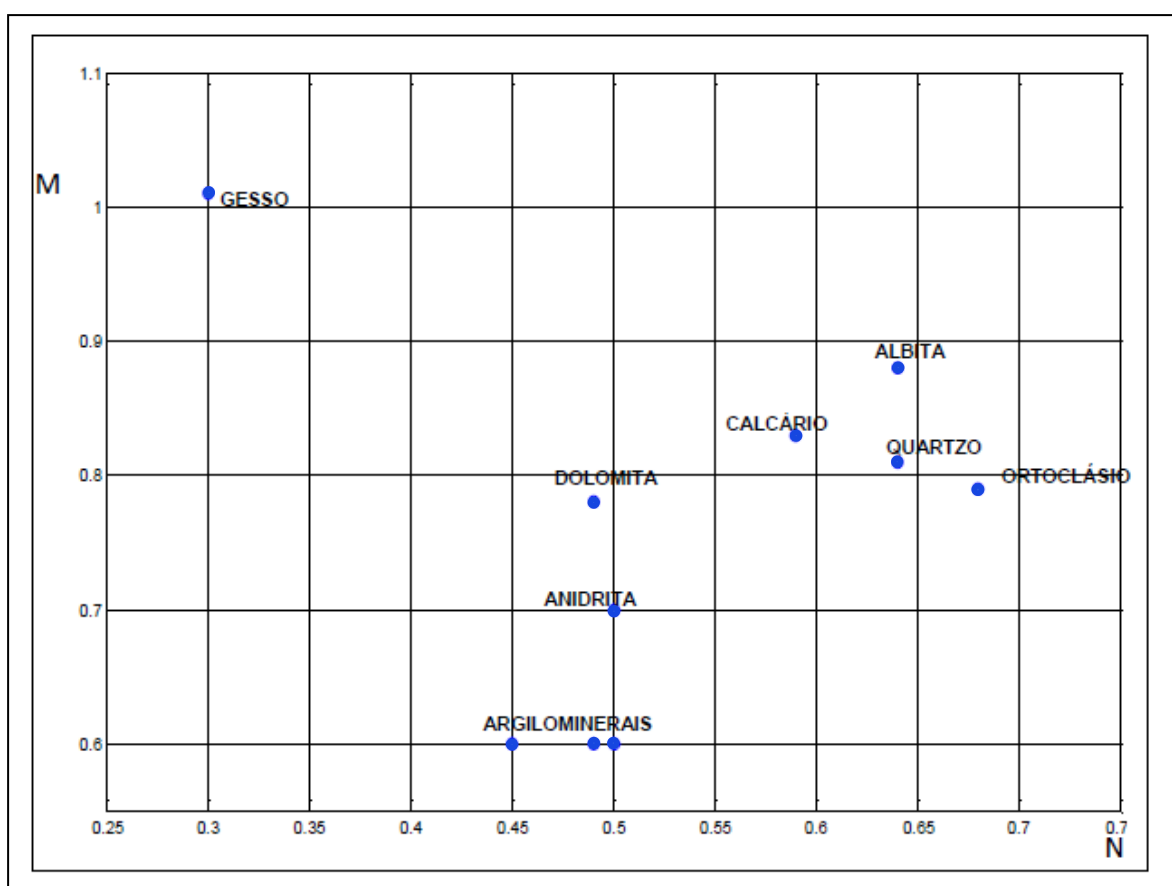
Com a aquisição dos parâmetros M e N, constrói-se o gráfico M-N a partir dos pares ordenados dos dois parâmetros.

Quando substituídos nas equações de M e N os valores das propriedades físicas da matriz extraídos dos perfis de porosidade, eles geram pontos característicos do mineral principal de determinada rocha. Desta forma, podemos caracterizar a litologia de um determinado trecho do poço. Esses pontos são representados no Gráfico M-N.

Tabela 2 - Parâmetros M e N.

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

Figura 6– Gráfico M-N.



Fonte: Da autora

5 ALGORITMOS INTELIGENTES

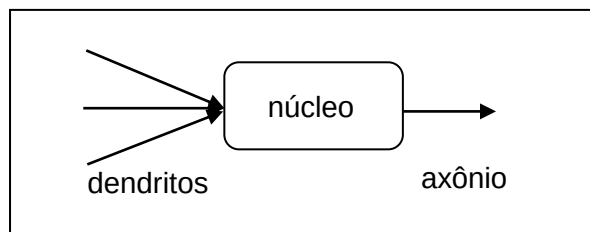
Algoritmos inteligentes formam um grupo de técnicas computacionais, como as redes neurais artificiais, os sistemas de inferência fuzzy e os algoritmos genéticos, utilizados para a realização da análise e interpretação de uma grande quantidade de dados, inserindo flexibilidade e capacidade de processamento 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).

5.1 REDE NEURAL COMPETITIVA

Uma rede neural artificial é sutilmente inspirada na morfologia do cérebro dos mamíferos, com a presença de elementos processadores (neurônios) arranjados na forma de camadas conectadas entre si (sinapses) (HAYKIN, 2001). Assim, a arquitetura de rede neural é basicamente caracterizada pelo número de camadas e pela forma como elas se conectam. O arranjo fixo dos neurônios artificiais em camadas é chamado de arquitetura. A arquitetura da rede neural é um conjunto de neurônios associados em camadas e a forma em que essas camadas se conectam entre si.

O neurônio artificial é um elemento processador, que possui uma única saída e várias entradas. Fazendo referência ao cérebro, o axônio é representado pelo sinal de saída e os dendritos são representados pelos sinais de entrada. As sinapses que realizam a ligação entre axônio e dendritos de neurônios diferentes são representadas por um conjunto de valores específicos (pesos sinápticos).

Figura 7– Representação esquemática de um neurônio artificial.



Fonte: Da autora

A principal característica de uma rede neural artificial é a sua capacidade de aprender a partir da percepção do ambiente no qual ela está inserida. 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.

A rede neural competitiva 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.

Esta característica da rede competitiva determina a sua arquitetura com apenas duas camadas. A camada de entrada que recebe a informação do ambiente e a camada competitiva na qual se processa a competição entre os neurônios competitivos

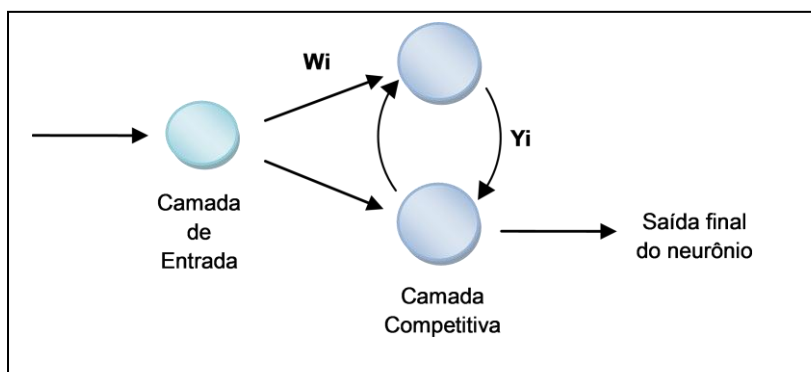
A operação da rede competitiva é mostrada na Figura 8, onde um dado de entrada é apresentado a um neurônio da camada de entrada, que apenas o transmite à camada competitiva. Após a competição na camada competitiva um único neurônio estará ativo e produzirá o sinal de saída da rede.

A camada de entrada recebe a informação de fora do sistema. A camada de saída é onde acontece a competição entre os neurônios.

No cérebro humano as ligações são espaciais com interações de quatro dimensões já 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.

Figura 8– Neurônios Competitivos

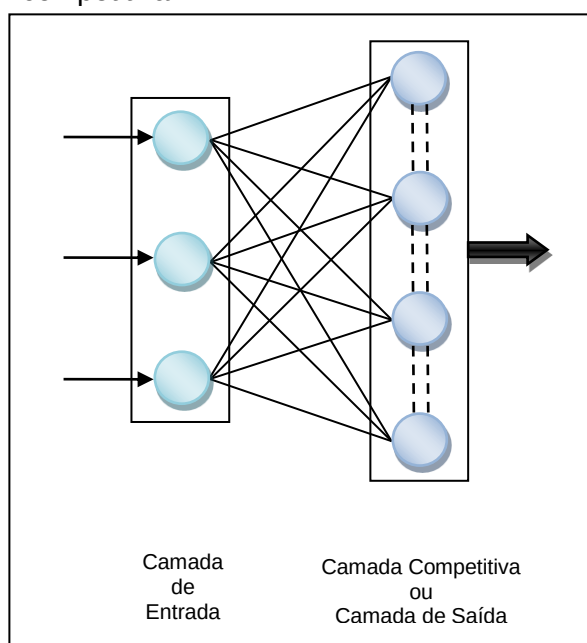


Fonte: Da autora

Existem vários modelos de rede neural competitiva, cada um é empregado de acordo com a necessidade. O modelo aqui utilizado é o modelo de Kohonen (KOHONEN, 1989), nele o neurônio competitivo que mais assemelha ao dado de entrada vence a competição.

A Figura 9 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 que conectam a camada de entrada a camada competitiva.

Figura 9– Arquitetura geral da rede neural competitiva.



Fonte: Da autora

5.2 NEURÔNIO COMPETITIVO

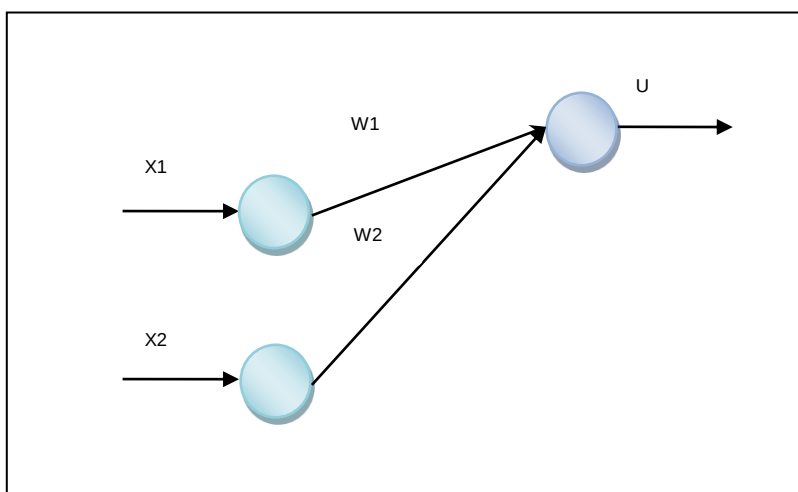
O neurônio competitivo opera de maneira completamente semelhante ao neurônio artificial dos outros modelos de rede neural (KOHONEN, 1989). O seu funcionamento pode ser descrito pela operação que produz o seu sinal de saída.

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,

$$u_i = -dist\{w_i, x\} \quad (3)$$

Na equação 3, 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.

Figura 10 – Modelo de competição dos neurônios



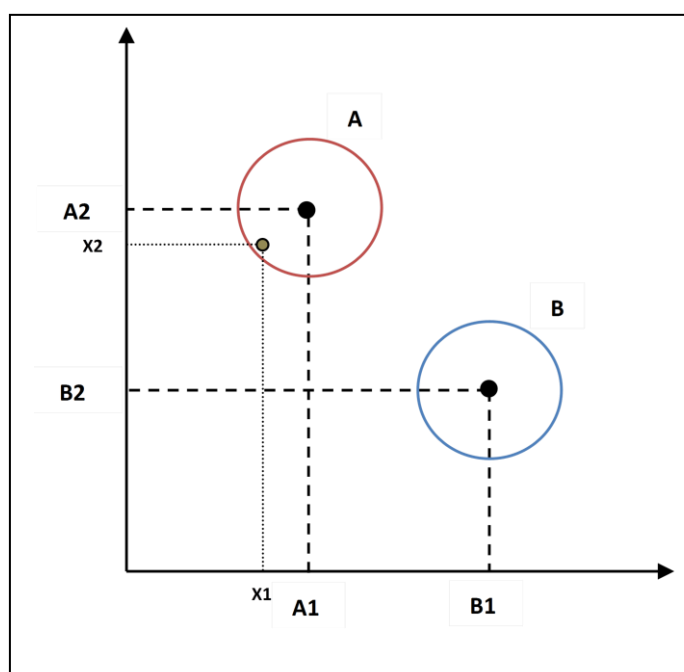
Fonte: Da autora

6 PROBLEMA DE CLASSIFICAÇÃO

Um problema de classificação de grupos de objetos representados por pontos no plano, como mostrado na Figura 11 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.

Figura 11 – Representação do problema de classificação.

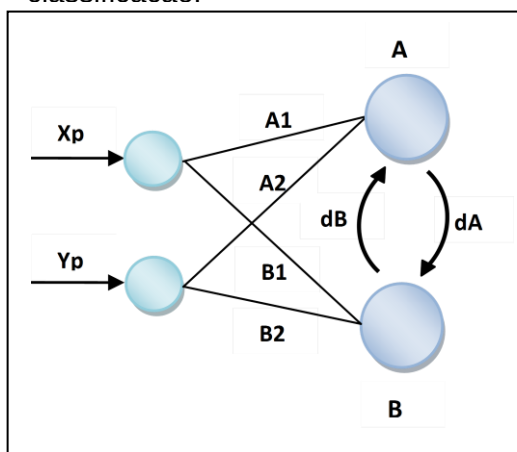


Fonte: Da autora

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

- Na camada de entrada o número de neurônio é igual à dimensão do vetor de entrada que por sua vez é igual ao número de classes, ou seja, 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.

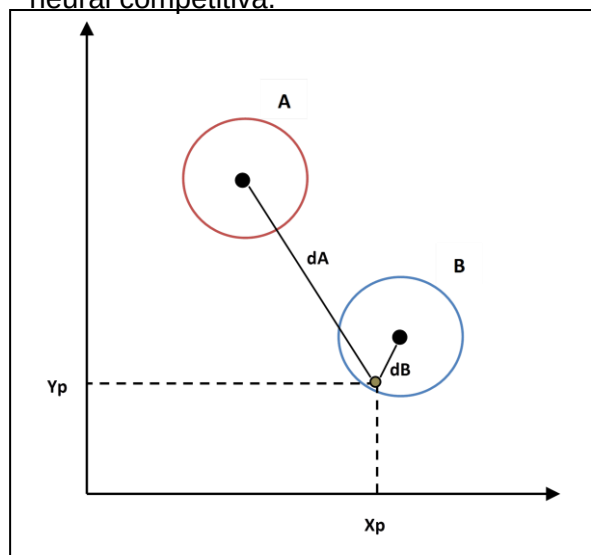
Figura 12 – Representação da arquitetura para o problema de classificação.



Fonte: Da autora

Segundo a regra de competição o neurônio com o maior valor de saída é o vencedor. A Figura 13 mostra a representação visual da solução do problema realizado pela rede neural competitiva. Na Figura 13, dA é distância do centro da nuvem A ao Ponto (X_p, Y_p) e dB 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 distancia ao ponto.

Figura 13 – Representação visual da solução do problema realizado pela rede neural competitiva.



Fonte: Da autora

7 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 laminae que individualiza uma fácies, em razão da relevância dessas características para a caracterização do sistema deposicional ou do sistema petrolífero.

Considerando que na grande maioria dos casos as características usadas na descrição da 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 uma semelhança que as 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.

Uma forma conveniente de se demonstrar a associação entre um conjunto de propriedades físicas e um conjunto de informação geológica é o gráfico M-N (BURKE, 1969). A utilização convencional, que motivou a sua criação, foi a de produzir a identificação do mineral principal na constituição de uma camada e assim, produzir uma estimativa da litologia. Neste trabalho apresenta-se uma reinterpretação do Gráfico M-N.

Neste trabalho, assume-se que os parâmetros M e N calculados ao longo de uma camada formem um agrupamento no gráfico. Deste modo, interpreta-se que este conjunto de propriedades físicas represente esta camada em termos de suas características geológicas. De tal modo que, como na 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 o centro de gravidade (geométrico) de um conjunto de pontos (N, M) calculados para uma camada, que possui a descrição de um conjunto de características geológicas seja o representante desta fácies no Gráfico M-N.

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 razão do ruído presente nos dados (perfis de densidade, sônico e porosidade neutrônica) e principalmente pela limitação da ausência da

argilosidade, pontos vizinhos de uma mesma camada podem ser classificados em diferentes camadas.

Neste trabalho se resgata a utilização 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.

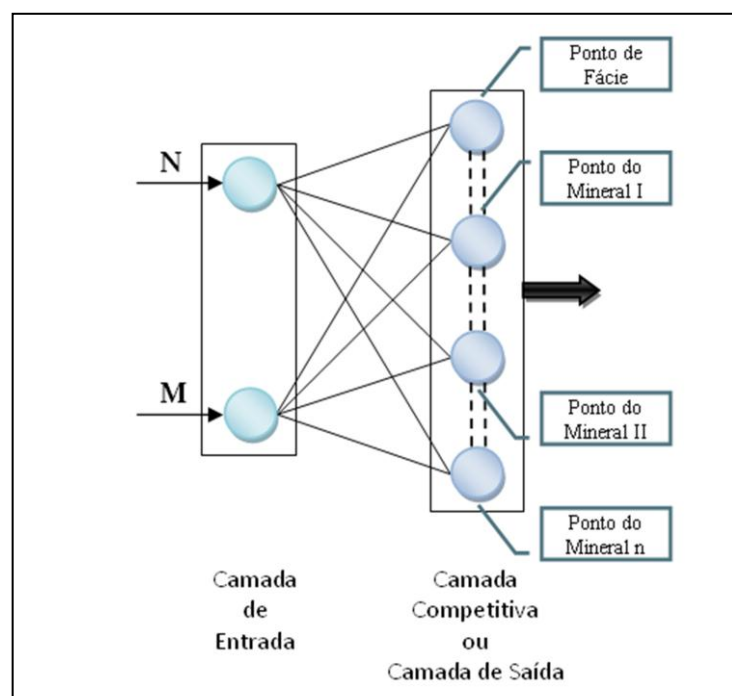
A metodologia apresentada neste trabalho foi dividida em duas etapas. Na primeira é feita a Codificação da informação geológica e na segunda faz-se a Identificação de fácies em um poço não testemunhado.

Na primeira etapa é realizada a codificação da informação geológica, que é feita no Gráfico M-N a partir dos perfis geofísicos (porosidade neurônica, sônico e densidade) registrados em um poço testemunhado e com a fácies de interesse identificada. Nesta etapa é feita a representação do intervalo de profundidade correspondente à camada testemunhada com a fácies identificada nos correspondentes pares (N, M). Isto se traduz com o cálculo do centro de gravidade geométrico. O par (N, M) do centro de gravidade da fácies de interesse se junta aos pontos (N, M) dos minerais já existentes no Gráfico M-N. Os pares ordenados deste conjunto de pontos são tomados como os pesos sinápticos que realizam a ligação entre a camada de entrada e a camada competitiva da rede.

Na segunda etapa realiza-se a operação da rede neural 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 distância entre um ponto de entrada e um ponto representado pelos pesos sinápticos define o neurônio vencedor. Somente são retidos os pontos para os quais o neurônio representativo da fácies de interesse é o vencedor. Os pontos que são vencidos pelos outros neurônios da camada competitiva, não representam a fácies de interesse e são descartados.

Como a informação de profundidade não é preservada no Gráfico M-N, adota-se um filtro de correção que realiza a continuidade em profundidade da camada de interesse.

Figura 14 – Arquitetura desenvolvida neste trabalho.



Fonte: Da autora

8 RESULTADOS

A metodologia apresentada neste trabalho é apresentada em dois casos: dados sintéticos e dados reais. No caso dos dados sintéticos é apresentada formalmente a metodologia aqui desenvolvida, enquanto no caso dos dados reais é realizado um teste de validação com dois poços perfilados e testemunhados do Campo de namorado, Bacia de Campos, Brasil.

8.1 DADOS SINTÉTICOS

Considera-se aqui um intervalo de um poço testemunhado que atravessa três camadas com fácies distintas, com duas rochas reservatório que apresentam baixa argilosidade de modo a satisfazer as premissas teóricas de construção do Gráfico M-N.

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

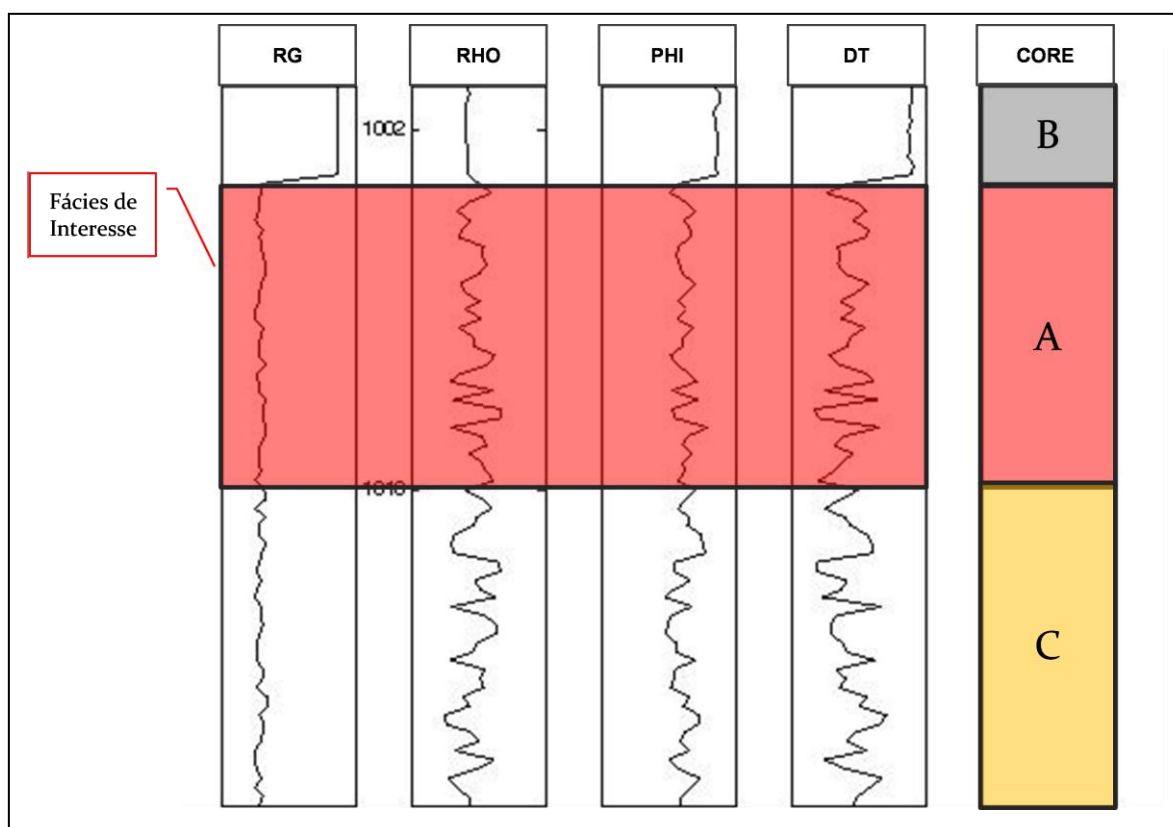
Quadro 1 – Descrição das fácies do Poço I

Fácies	Descrição
A	Calcoarenito (60% quartzo+ 40% calcário), alta porosidade, ocorrência de HC.
B	Folhelho
C	Calcário (100% calcita), média porosidade e ausência de HC.

A Figura 14 mostra os perfis registrados no Poço I. Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência do intervalo testemunhado. Nas trilhas 2 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade. Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço. De acordo com o Quadro 1, a fácies de interesse é a fácies A, marcada pela tarja em vermelho.

A Figura 15 mostra o Gráfico M-N com todos os pontos do Poço I representados por cruzes pretas. Os pontos fixos do Gráfico M-N são representados pelos círculos azuis. Observa-se a dificuldade para a interpretação visual da Figura 15 com a impossibilidade de identificação da camada de interesse.

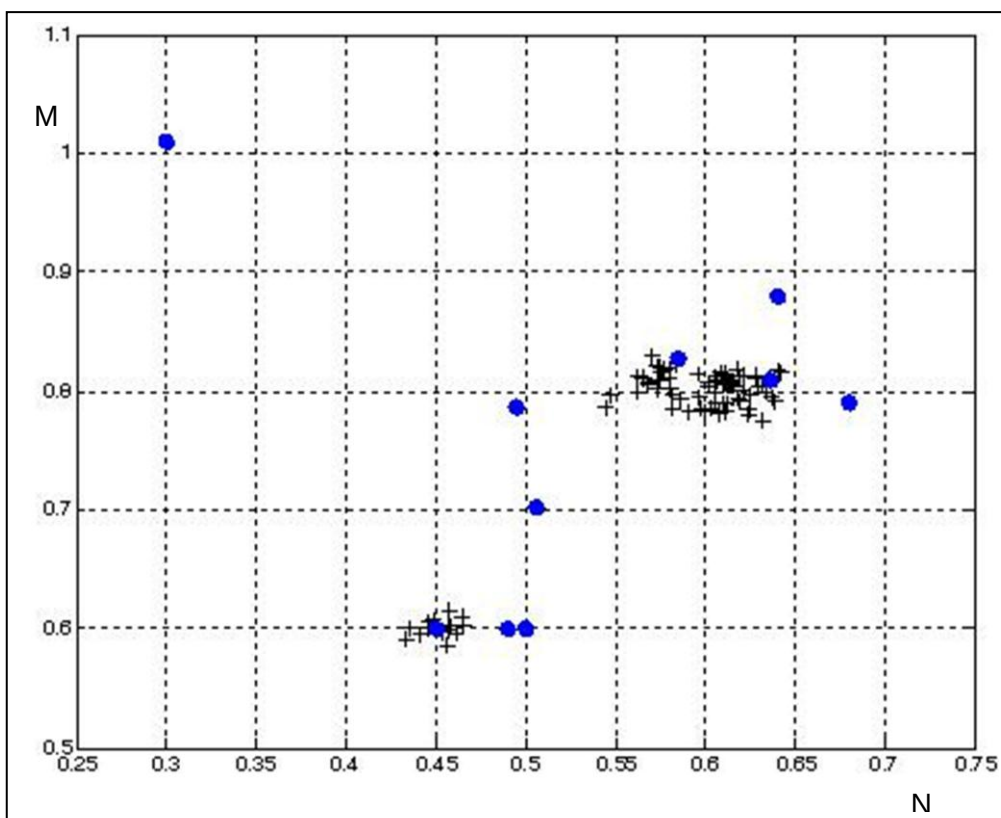
Figura 15 - Poço I (Testemunhado) – Dados Sintético



Fonte: Da autora

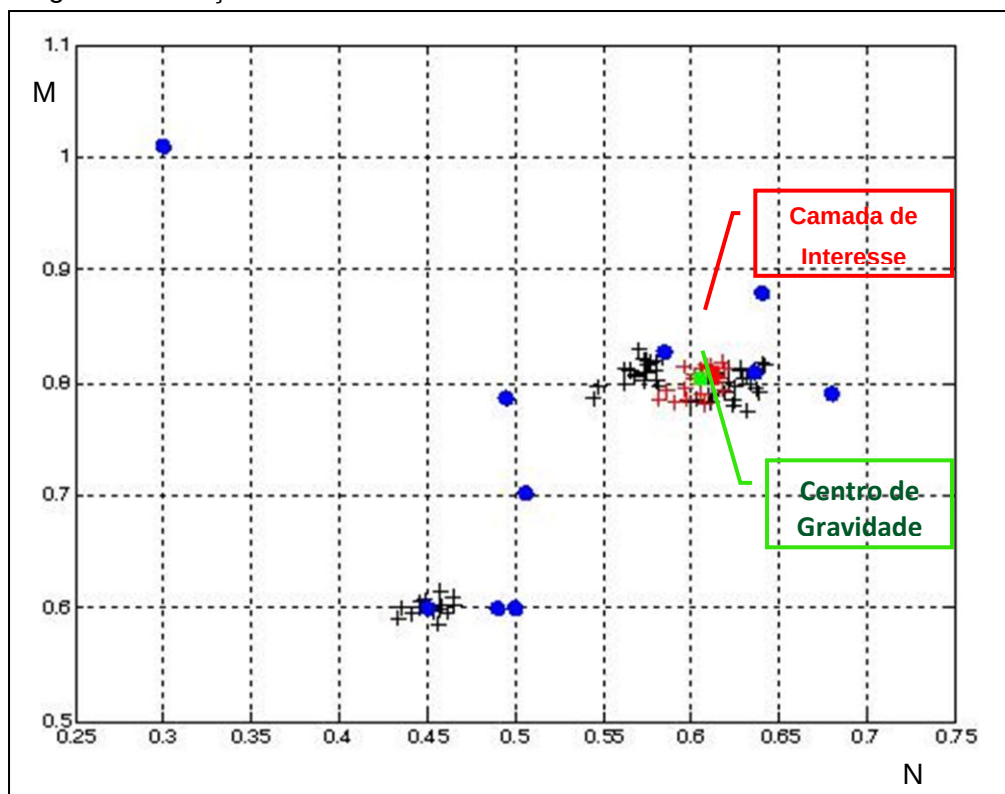
A Figura 16 mostra a identificação da fácies de interesse possibilitada pela disponibilidade da informação do testemunho. Os pontos M e N calculados no intervalo de profundidades definido pelo testemunho para a fácies de interesse estão representados pelas cruzes vermelhas. Observa-se que para os dados sintéticos que satisfazem as premissas de construção do Gráfico M-N, os pontos de interesse formam um agrupamento que não possui interseção com os agrupamentos das outras camadas neste trecho do poço. Uma vez identificada o agrupamento de pontos representativo da fácies de interesse pode se calcular o seu centro de gravidade, representado pelo quadrado cor verde na Figura 16. As coordenadas deste ponto formam os pesos sinápticos de ligação do neurônio competitivo representativo da fácies de interesse na rede neural.

Figura 16 - Poço I - Gráfico M-N.



Fonte: Da autora

Figura 17 - Poço I - Gráfico M-N.



Fonte: Da autora

Para verificar a habilidade da operação do algoritmo inteligente construiu-se um conjunto de perfis para um segundo poço, poço de teste ou Poço II. Para o modelamento dispõe-se da informação das fácies, 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.

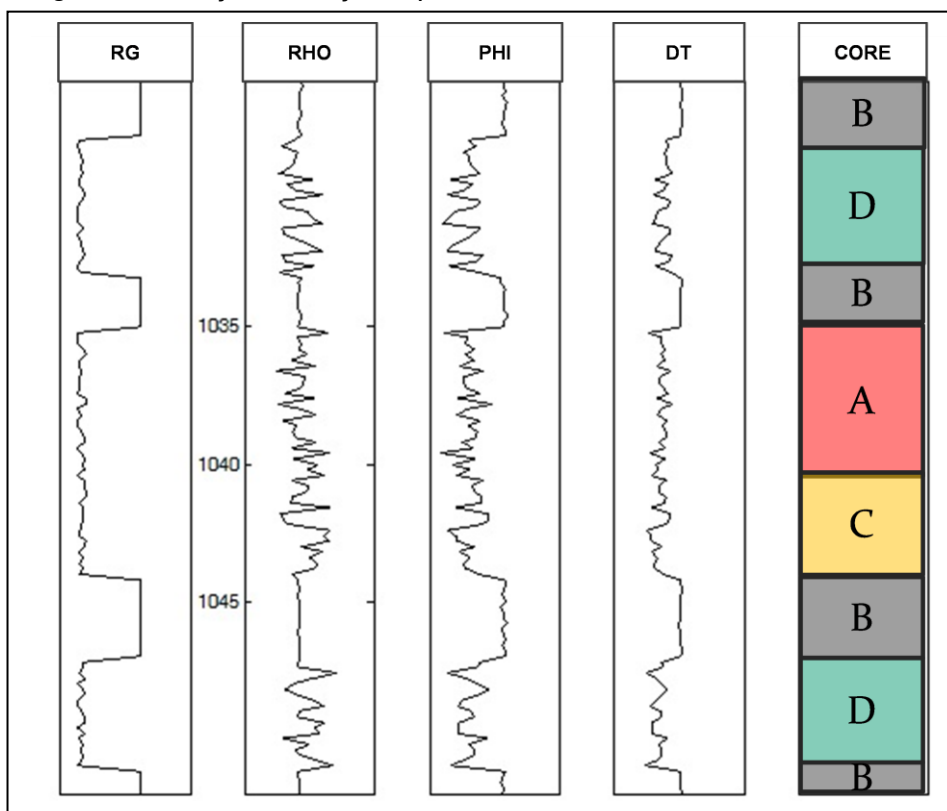
Quadro 2 – Descrição das Fácies do Poço II

Fácies	Descrição
A	Calcoarenito (60% quartzo+ 40% calcário), alta porosidade, ocorrência de HC.
B	Folhelho
C	Calcário (100% calcita), média porosidade e ausência de HC.
D	Arenito (100% quartzo), baixa porosidade e ausência de HC.

A Figura 18 mostra os perfis registrados no Poço II. Na primeira trilha é apresentado o perfil de raio gama natural que será tomado como referência do intervalo testemunhado. Nas trilhas 2 3 e 4, são apresentados os perfis de porosidade. Na trilha 5 é apresentada a descrição do testemunho deste intervalo do poço de acordo com o Quadro 2.

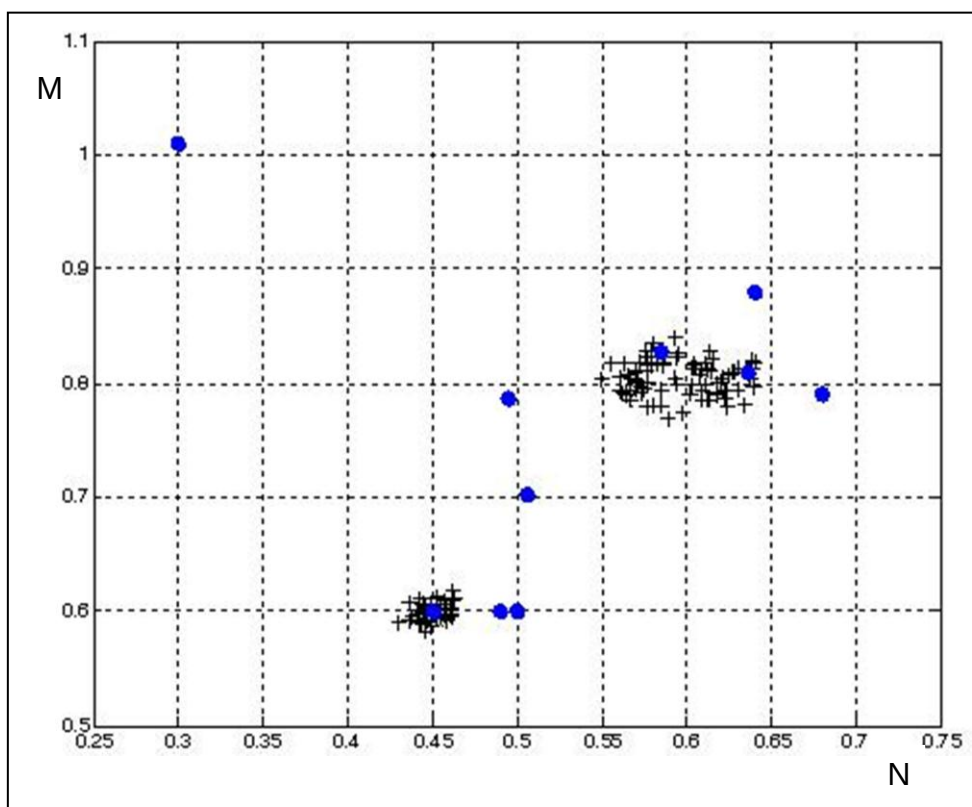
A Figura 19 mostra o Gráfico M-N com todos os pontos do Poço II representados por cruzes pretas. Os pontos fixos do Gráfico M-N são representados pelos círculos azuis. Observa-se a dificuldade para a interpretação visual da Figura 19 com a impossibilidade de identificação da camada de interesse.

Figura 18 - Poço II – Poço de prova - Dado Sintético.



Fonte: Da autora

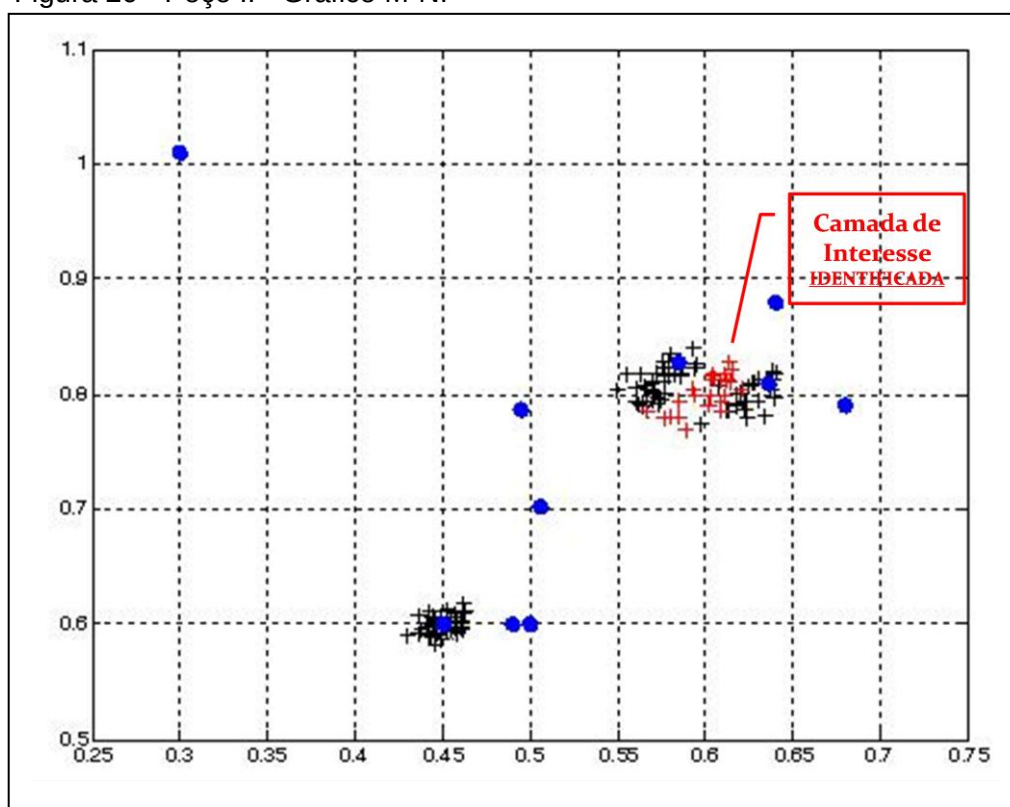
Figura19 - Poço II - Gráfico M-N.



Fonte: Da autora

A Figura 20 mostra o resultado do processamento da rede neural competitiva com a identificação da fácies de interesse no Poço II, representados pelas cruzes vermelhas. Observa-se que para os dados sintéticos, que satisfazem as premissas de construção do Gráfico M-N, os pontos de interesse formam um agrupamento que não possui interseção com dos agrupamentos das outras camadas neste trecho do poço.

Figura 20 - Poço II - Gráfico M-N.

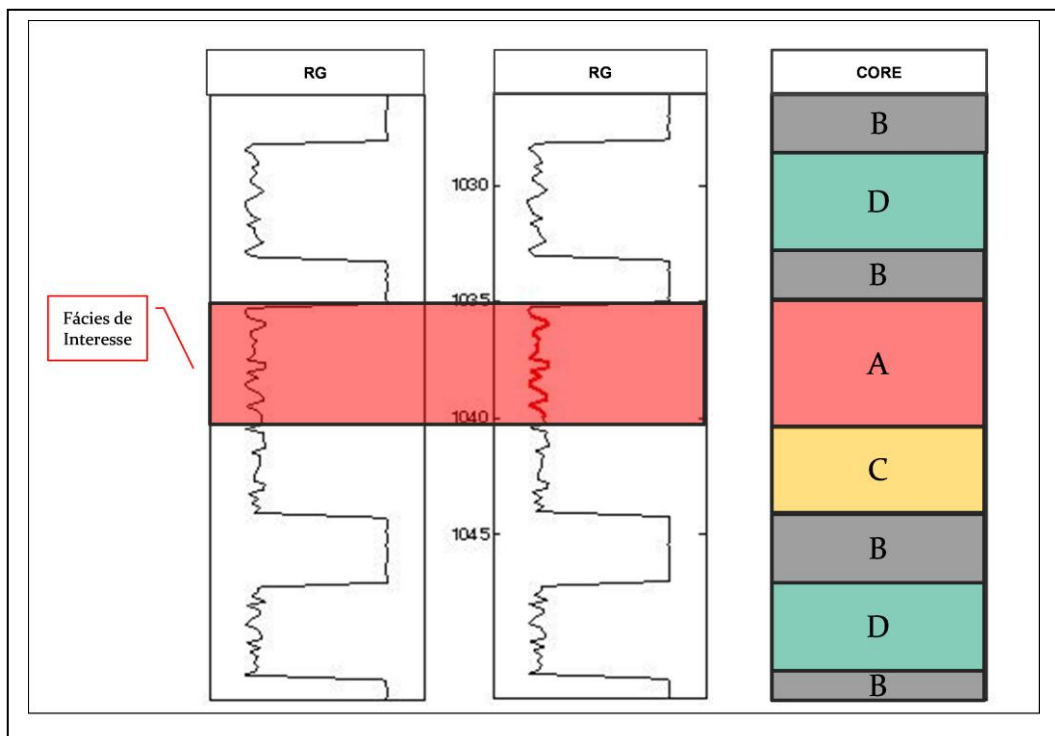


Fonte: Da autora

N

Neste caso não há necessidade da utilização do filtro de coerência em profundidade, como apresentado na Figura 21 que mostra na 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, na cor vermelha ao perfil de raio gama natural apresenta-se o intervalo de profundidade identificado pela rede neural como a fácies de interesse. Observa-se a correção da identificação da fácies de interesse realizada e a descrição de testemunho a partir da correta locação das profundidades de topo e base da camada de interesse no Poço II.

Figura 21 - Poço II - Representação em profundidade da camada de interesse identificada.



Fonte: Da autora

8.2 DADOS REAIS

Para uma aplicação da metodologia desenvolvida neste trabalho com dados reais de poços, selecionaram-se dois poços do Campo de Namorado, na Bacia de Campos. Estes poços atravessam uma camada de arenito, denominada aqui como fácies A, como descrita no Quadro 3. Estes poços são testemunhados e adotou-se o poço denominado como Poço A como aquele que atuara como poço de referência para a identificação das profundidades de topo e base da camada A.

A Figura 22 mostra um intervalo do poço A onde aparece a camada A e uma segunda camada (camada B), com sua fácies descrita no Quadro 3.

No intervalo de profundidade de profundidades mostrado em destaque na Figura 22 calcularam-se os pares M e N que definem os pontos da camada de referência, representados por cruzes vermelhas, no Gráfico M-N apresentado na Figura 23. As cruzes pretas mostram o espalhamento dos pontos correspondentes ao intervalo de profundidades ocupado pela camada B. Observa-se que no poço de

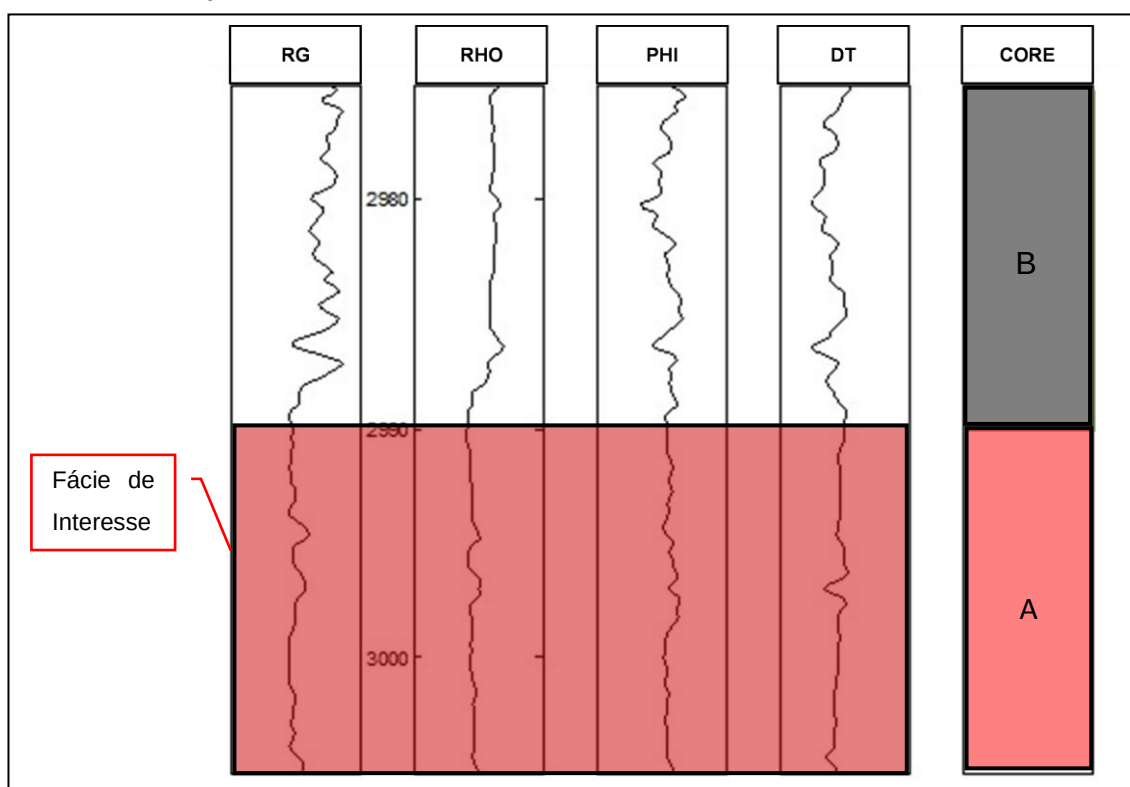
referência a inclusão de pontos não pertencentes à camada de interesse não apresentam nenhuma utilidade para operação da rede neural competitiva.

O centro de gravidade dos pontos pertencentes à camada de interesse e que formam os pesos sinápticos do neurônio competitivo, representativo dessa camada, na rede neural esta marcado pelo quadrado verde mostrado na Figura 23.

Quadro 3 – Descrição das Fácies do Poço A

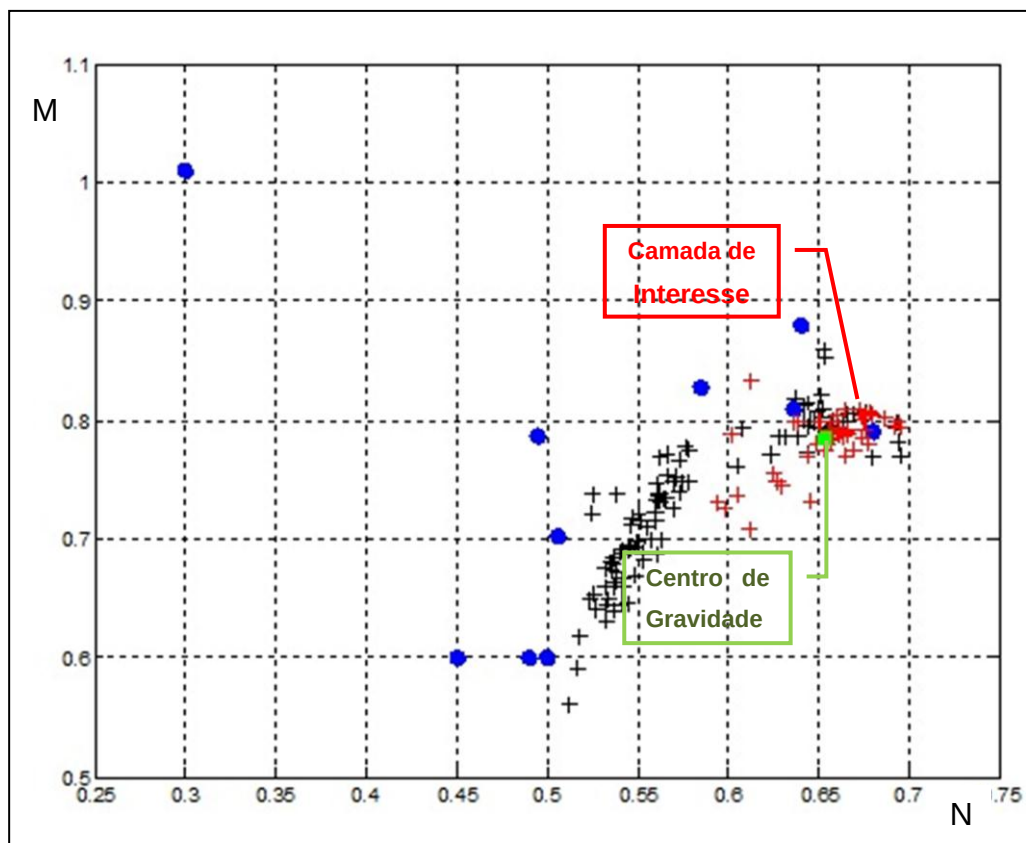
Fácies	Descrição
A	Arenito médio maciço bem graduado
B	Interlaminado silte e folhelho bioturbado

Figura 22 - Poço A (Testemunhado)



Fonte: Da autora

Figura 23 - Poço A - Gráfico M-N



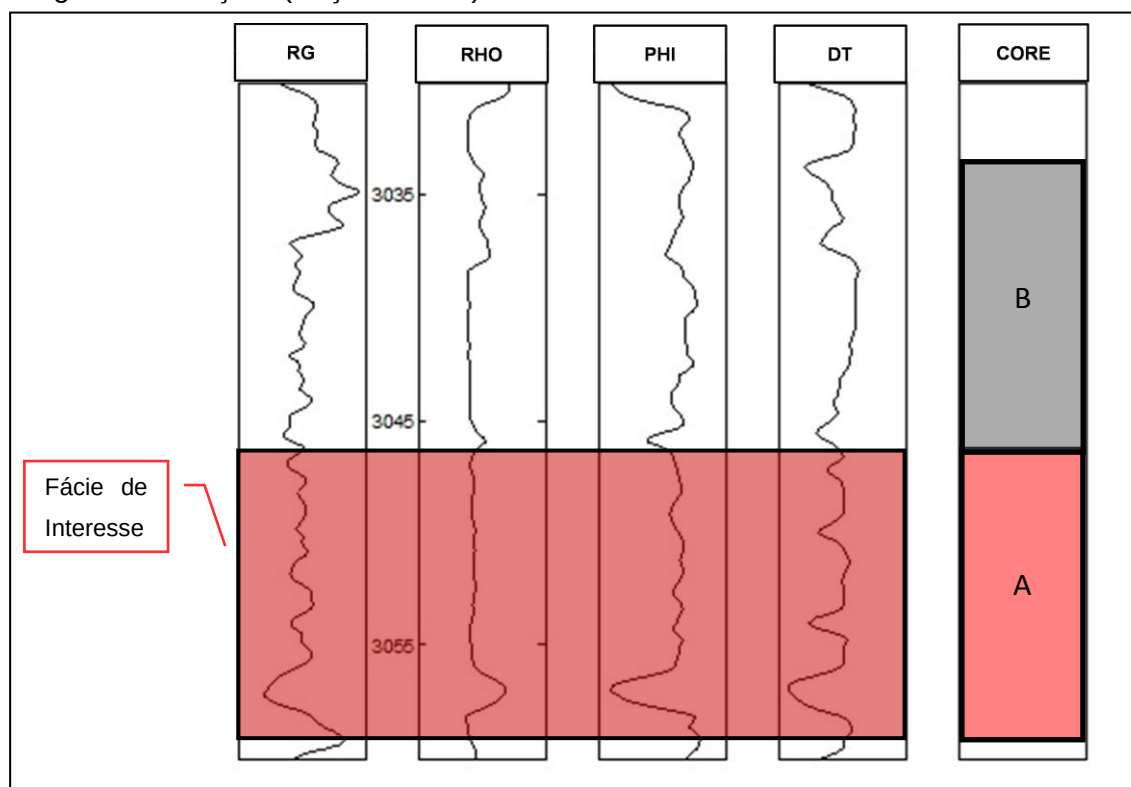
Fonte: Da autora

A Figura 24 mostra os perfis e a descrição de testemunho do segundo poço, que será tomado como poço de teste (Poço B). Foi selecionado um intervalo com duas camadas com composição mineralógica semelhante para mostrar a capacidade da metodologia aqui apresentada na identificação da fácies de interesse mesmo num caso complexo como apresentado na Figura 25.

Quadro 4 – Descrição das Fácies do Poço B

Fácies	Descrição
A	Arenito médio maciço bem graduado
B	Arenito/ Folhelho Interestratificados - Intercalações de até 1m de arenito médio gradacional a arenito fino com ripples e folhelho (Sequência Bouma completa)

Figura 24 - Poço B (Poço de teste)

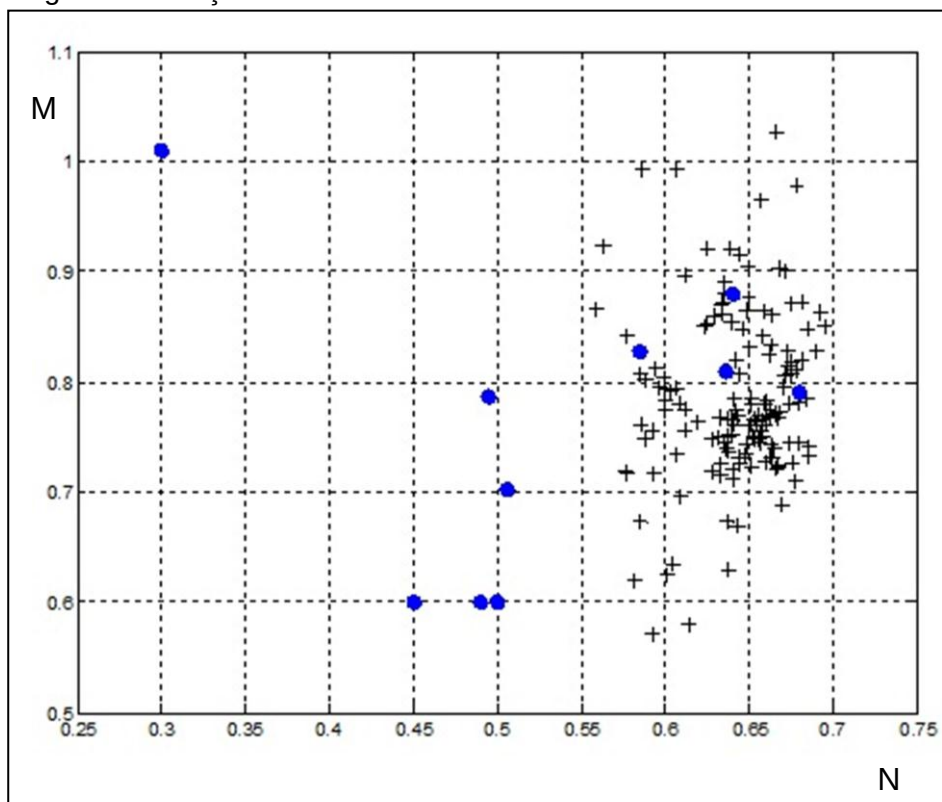


Fonte: Da autora

O Quadro 4 apresenta a descrição das fácies no Poço B mostrando a semelhança litológica destas duas camadas.

A Figura 25 mostra o Gráfico M-N para o Poço B com todos os pontos do intervalo de profundidades mostrado na Figura 24 marcados com cruzes pretas. 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 25 - Poço B - Gráfico M-N



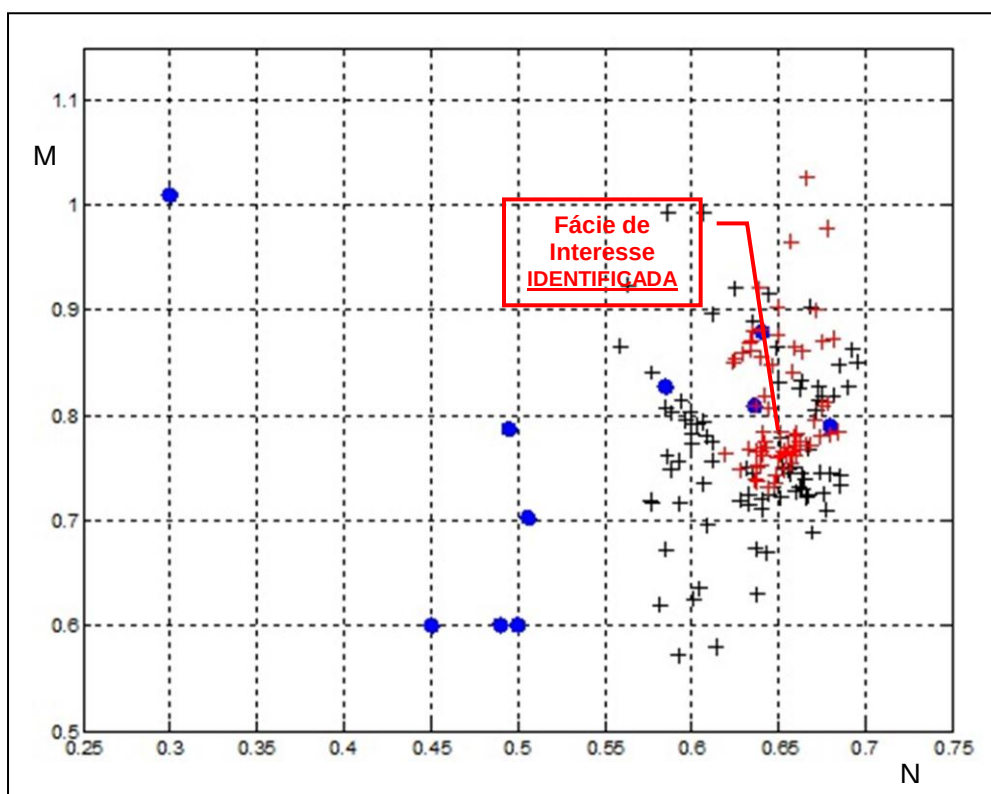
Fonte: Da autora

A Figura 26 apresenta o Gráfico M-N do Poço B com o resultado da aplicação do algoritmo inteligente desenvolvido neste trabalho. As cruzes vermelhas mostram os pontos identificados como pertencentes à camada A pela interpretação realizada pelo algoritmo inteligente.

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 25.

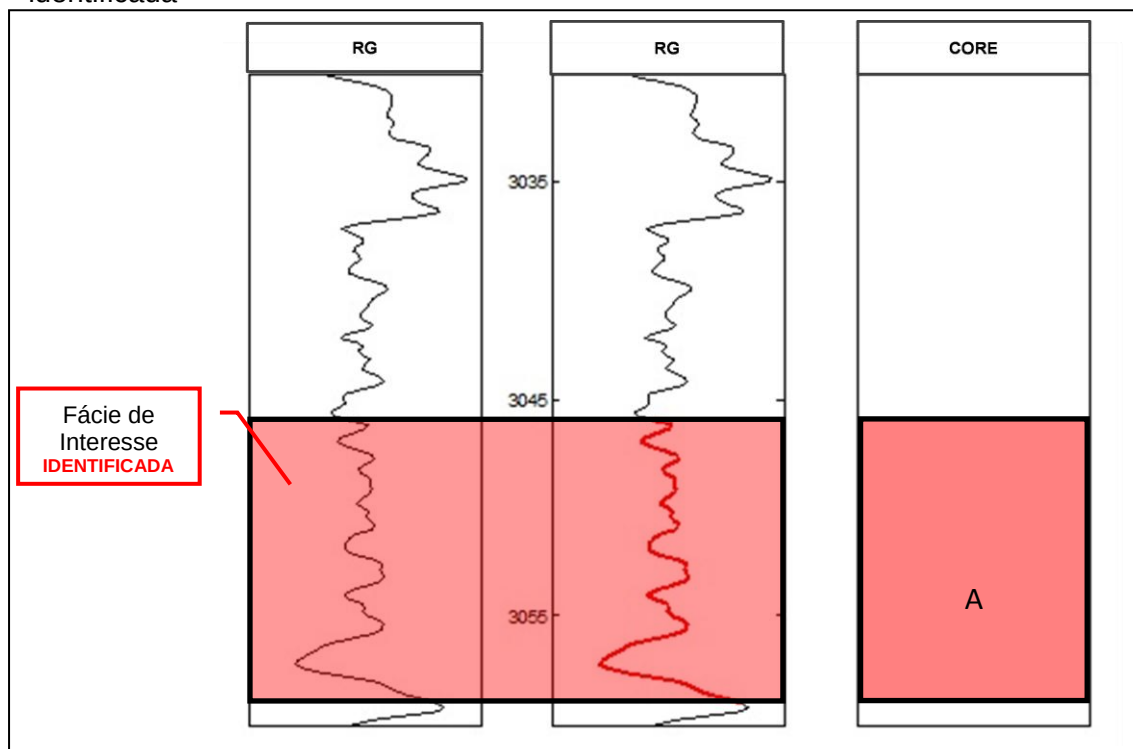
A Figura 27 mostra o resultado da aplicação desta metodologia para a situação de interesse prático, ou seja, em função da profundidade. Na primeira trilha mostra-se o perfil de raio gama natural para o intervalo do Poço B em análise. Na segunda trilha mostra-se através da linha vermelha em sobreposição ao perfil de raio gama natural a interpretação da localização em profundidade da camada de interesse. No destaque sombreado mostra-se a adequação da interpretação da camada de interesse em comparação com a descrição de testemunho do Poço B.

Figura 26 - Poço B - Gráfico M-N



Fonte: Da autora

Figura 27 - Poço B - Representação em profundidade da camada de interesse identificada



Fonte: Da autora

9 CONCLUSÕES

A descrição das fácies é uma das fases fundamentais na exploração de petróleo e envolve a associação de várias áreas do conhecimento, como a geologia e a geofísica de poço. Neste caso, realizou-se a 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.

A metodologia aqui apresentada tratou da construção de um algoritmo inteligente baseado na rede neural competitiva. A aplicação da rede neural competitiva associada ao filtro de coerência de profundidade foi validada de forma satisfatória, apresentando a possibilidade de codificar e transportar a informação geológica de poços testemunhados para poços não testemunhados. A efetivação da integração de informações de natureza completamente diferentes, em termos de um único evento geológico, que é 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. Assim, apresentou-se uma nova ferramenta para auxiliar na caracterização de sistemas petrolíferos.

No entanto, esta metodologia apresenta a limitação de identificar apenas uma camada ou fácies, quando no caso prático, se faz necessária a identificação de mais de uma fácies. Contornar esta limitação é o projeto para trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

- 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).
- 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.
- ELLIS, D.V; SINGER, J.M. **Singer well logging for earth scientists**. 2.ed. New York, USA: Springer, 2008. p. 644 – 648
- FÁVERA, J.G.D. **Fundamentos de estratigrafia moderna**. 1. ed. Rio de Janeiro: Eduerj, 2001.p.121 - 146.
- FERREIRA JÚNIOR, P.D.; CASTRO, P.T.A. Associação vertical de fácies e análise de elementos arquiteturais: concepções concorrentes e complementares na caracterização de ambientes aluviais. **Revista Electrónica de Ciências da Terra, Geosciences On-line Journal**, GEOTIC – Sociedade Geológica de Portugal. v.1, n.1, p.01-35. 2001.
- GIRÃO, G. N. **Notações de sala de aula**. 2004. Disponível em: <<http://geraldogirao.com/index.htm>>. Acesso em outubro de 2012.
- HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. São Paulo: Bookman, 2001.
- KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Berlin: Springer-Verlag, 1989. 312 p.
- MENDES, J.C. **Elementos de estratigrafia**, Rio De Janeiro: T.a. Queiroz Editor, 1984. v. 12
- NIKRAVESH, M. Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization. **Expert Systems with Applications**, v.26 p. 19-38. 2004.
- SELLEY, R.C. **An introduction to sedimentology**. Londres: Academic Press. 1976.
- SUGUIO, K. **Rochas sedimentares: propriedades, gênese e Importância econômica**. São Paulo, SP: Edgard Bucher, EDUSP. 1980.