



Reconhecimentos de Fácies em Perfis Geofísicos de Poços com Rede Neural Competitiva

Jéssica Lia Santos da Costa CPGF/UFPA, and André Andrade CPGF/UFPA

Copyright 2015, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation during the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society held in Rio de Janeiro, Brazil, August 3-6, 2015.

Contents of this paper were reviewed by the Technical Committee of the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society and do not necessarily represent any position of the SBGf, its officers or members. Electronic reproduction or storage of any part of this paper for commercial purposes without the written consent of the Brazilian Geophysical Society is prohibited.

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 actual wireline logs from two cored boreholes drilled in the Namorado oil field, Campos Basin, Brazil.

Introduction

Um conjunto de propriedades geológicas caracteriza um sistema petrolífero, que 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.

Method

a - Gráfico M-N

O Gráfico M-N (BURKE, 1969) é um dos métodos desenvolvidos para a identificação de litologias através dos perfis de poço. Ele interpreta graficamente a representação de um par ordenado obtido pela combinação dois a dois dos três perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico).

O mineral principal, aquele que ocorre em maior volume na constituição de uma rocha sedimentar define a sua litologia e admite-se que ele determine as propriedades físicas, que são representadas por pontos (M,N) no Gráfico M-N.

O parâmetro N é definido pela equação 1.

$$N = \frac{\Phi_w - \Phi_m}{\rho_m - \rho_w} \quad (1)$$

onde ρ_w e Φ_w são a densidade e a porosidade neutrônica da água e ρ_m e Φ_m são a densidade e a porosidade neutrônica da matriz do mineral principal.

O parâmetro M é definido através da equação 2.

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

Na equação (2), Δt_w e Δt_m representam respectivamente, o tempo de trânsito da água e do mineral principal; ρ_m e ρ_w representam a densidade do mineral principal e a da água. O termo multiplicativo (0,01) é apenas um fator de escala.

Os pontos do Gráfico M-N definidos pelas propriedades físicas da matriz são denominados como pontos fixos e são utilizados para a identificação da litologia dos denominados pontos do perfil, que são formados por pares (N, M) calculados pelas equações 1 e 2 substituindo-se as propriedades da matriz pelos valores registrados nos perfis de porosidade.

A Tabela 1 apresenta as coordenadas dos pontos fixos ou pontos representativos dos minerais principais no Gráfico M-N.

Tabela 1 - Parâmetros M e N.

Matriz	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
Argilominerais		
Ilita	0.6	0.49
Caolita	0.6	0.45
Smectita	0.6	0.50

A Figura 1 mostra o Gráfico M-N padrão, com a representação de dez pontos fixos ou matrizes das rochas sedimentares.

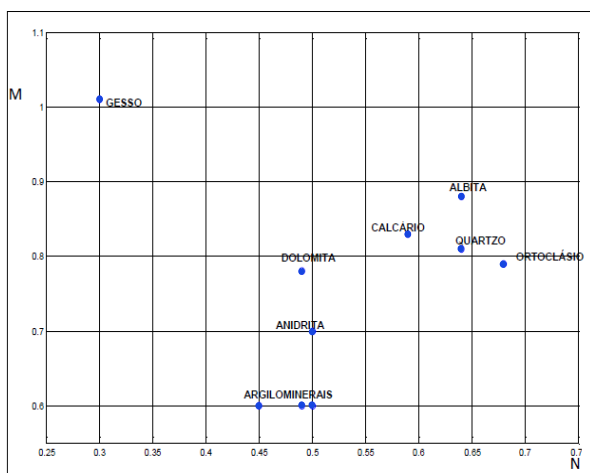


Figura 1 – Gráfico M-N

b- 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 possui 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.

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 2, onde um dado de entrada é apresentado a um neurônio da camada de entrada, que apenas o 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_{ij} , 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.

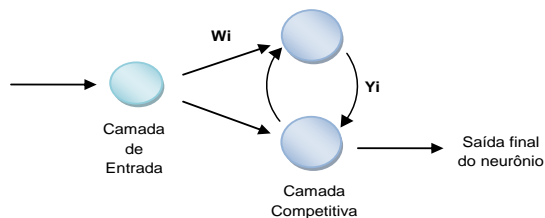


Figura 2– Neurônios Competitivos

Existem vários modelos de rede neural competitiva, cada um é empregado de acordo com o problema a ser tratado. O modelo aqui adotado tem como base o modelo de Kohonen (KOHONEN, 1989), nele o neurônio competitivo que mais se assemelha (distância euclidiana) ao dado de entrada vence a competição.

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.

c – 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 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 um dos pontos fixos do Gráfico M-N e represente essa 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 composto pela associação entre uma rede neural competitiva e um filtro do tipo janela móvel, que foi construído para possibilitar a interpretação computacional do Gráfico M-N. 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 do tipo janela móvel 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 do algoritmo inteligente. 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 3. 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.

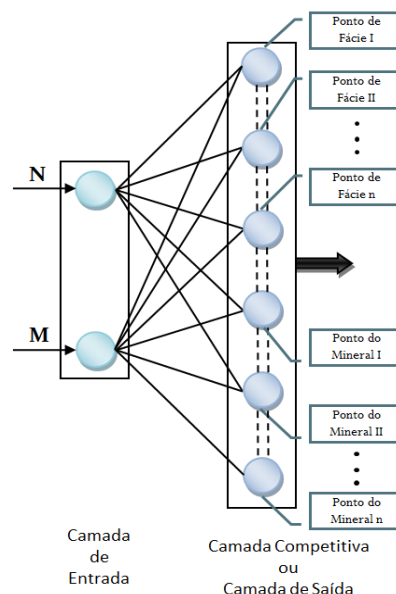


Figura 3— Arquitetura desenvolvida neste trabalho.

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.

Na terceira e última etapa, uma vez que, a informação de profundidade não é preservada no Gráfico M-N, adota-se um filtro de correção, que produz correção litologia em função da continuidade em profundidade das camadas de interesse. O filtro de profundidade opera na forma de uma janela móvel, 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.

Results

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.

a - 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 ritmito como Fácies G, como descrita no Tabela II. Adotou-se o poço denominado como Poço III como aquele que atuara como poço de referência para a identificação das Fácies F e G.

Tabela II– Descrição das fácies do Poço III

Fácies	Descrição
F	Arenito Médio Gradado Arcoseana, bem selecionado, aspecto maciço, gradação às vezes incipiente ou do tipo cauda grossa.
G	Interlaminado Lamoso/ Rítmito Camadas de até um metro com intercalações de calcilito, margá e folhelho. Feições de deformação (escorregamento) / Intercalações rítmicas de calcilito, margá e folhelho em camadas de até 1m de espessura, ricas em planctônicos.

A Figura 4 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.

A Figura 5 mostra o perfil de raio gama do Poço I, 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 cruzes azuis (Fácies F) e cruzes vermelhas (Fácies G), apresentados na Figura 5.

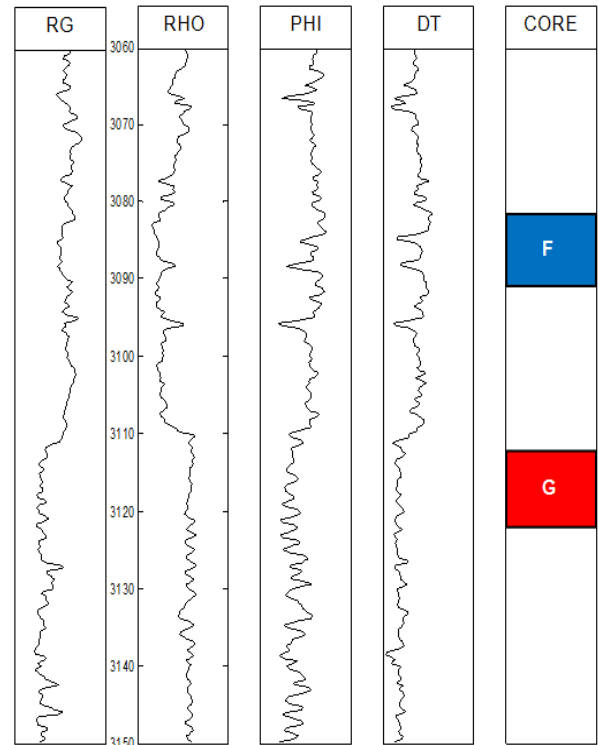


Figura 4 - Poço I (Testemunhado) – Dados Reais

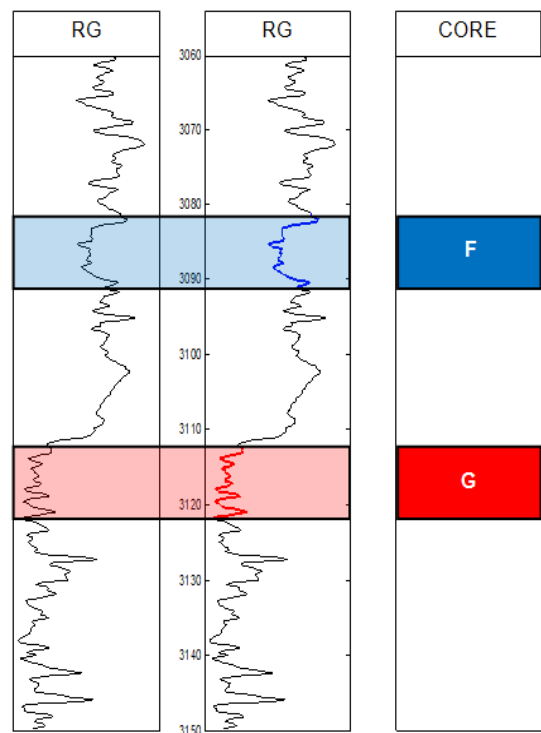


Figura 5 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço I.

A Figura 6 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.

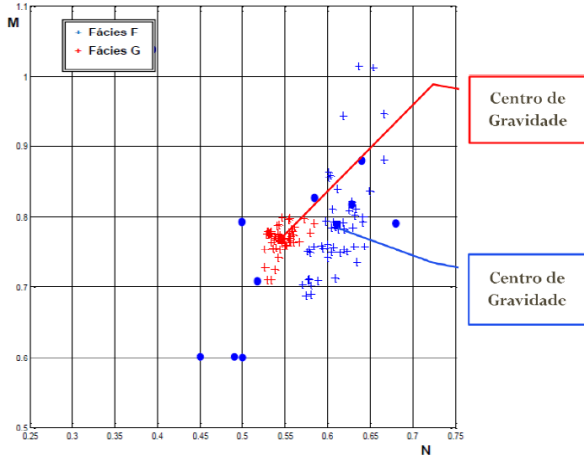


Figura 6– Gráfico M-N modificado para o Poço I, com representação das fácies de interesse.

A Figura 7 mostra os perfis e a descrição de testemunho do segundo poço, que será tomado como poço de teste (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. 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 II foi omitida.

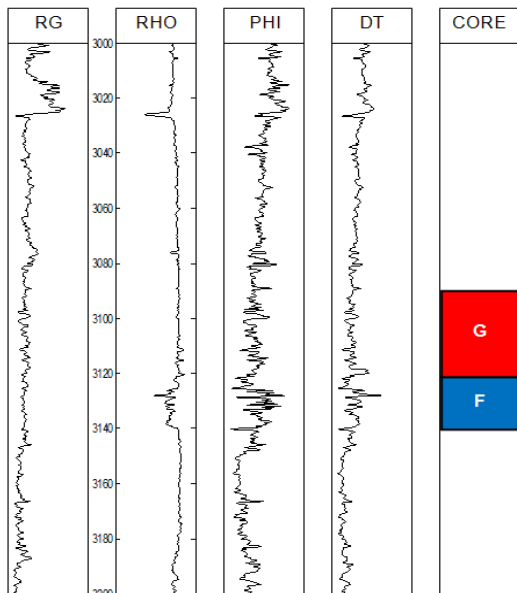


Figura 7- Poço IV (Poço de teste) – Dados Reais.

A Figura 8 mostra o Gráfico M-N para o Poço IV com todos os pontos do intervalo de profundidades mostrado na Figura 12 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.

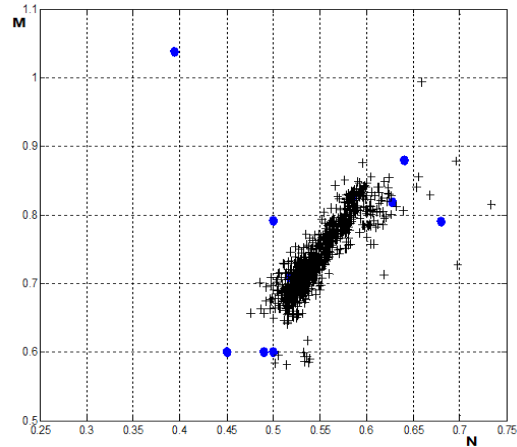


Figura 8 – Gráfico M-N modificado para o Poço II

A Figura 9 apresenta o Gráfico M-N modificado para o Poço II 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.

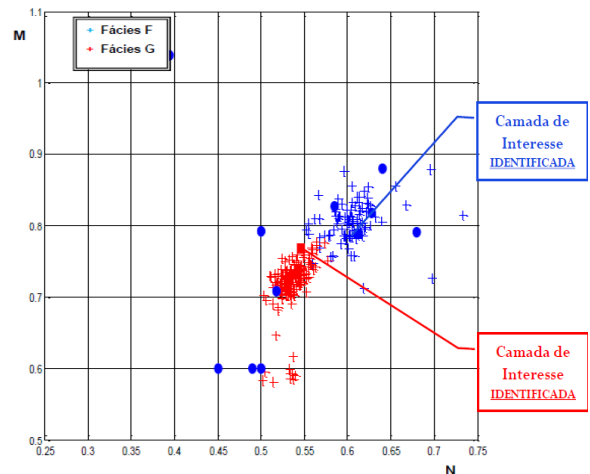


Figura 9 – Gráfico M-N com a aplicação da metodologia e as fácies de interesse identificadas no Poço II.

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 8.

A Figura 10 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 II 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 II.

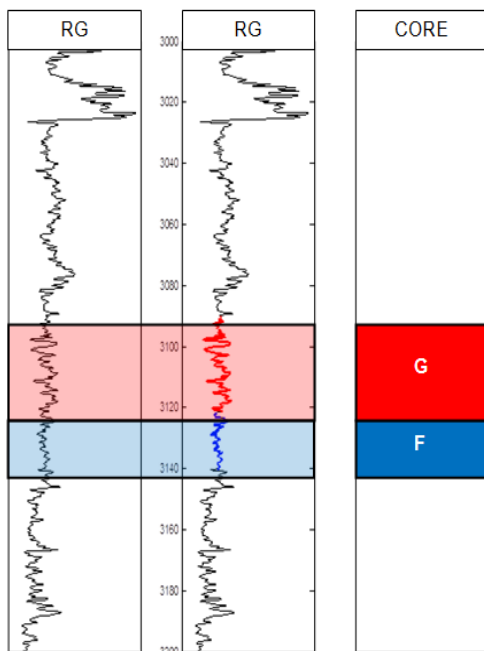


Figura 10 – Camadas representativas das fácies de interesse do Poço II.

Conclusions

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.

Acknowledgments

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

References

- 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.
- KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Berlin: Springer- Verlag, 1989. 312 p.
- LUTHI, S. M. **Geological Well Logs – their use in reservoir modeling**. Springer. 2001. 340 p.