



Cálculo da Porosidade com Algoritmo Inteligente

Carolina Tavares; Cesar Carneiro; Carolina Barros & André Andrade – IG/UFPA

Copyright 2011, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation during the 12th International Congress of the Brazilian Geophysical Society held in Rio de Janeiro, Brazil, August 15-18, 2011.

Contents of this paper were reviewed by the Technical Committee of the 12th 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

Porosity is the fraction of rock volume filled by fluid. Realistic porosity values improve oil reserves evaluation, but are deeply dependent of the correct evaluation of matrix physical properties or matrix porosity parameters that can be defined as the measures accomplished by porosity tools (density and neutron porosity) in a null porosity rock. Porosity parameters are obtained by an intelligent algorithm controlling the operations of an artificial neural network, the angular minimum competitive neural network, in the interpretation of RHO_b-PHIn plot. This method is able to produce the log zonation and the porosity calculated without shale correction. The presentation of this methodology is accomplished with synthetic data and evaluated using porosity logs from boreholes of Namorado Oil Field, in Campos Basin, Brazil.

Introdução

A porosidade é a propriedade petrofísica que expressa a capacidade de armazenamento de fluido de uma rocha reservatório, sendo definida pela razão entre o volume de fluido e o volume. A qualidade do cálculo da porosidade impacta diretamente sobre o cálculo da saturação de óleo e, conseqüentemente, sobre a quantificação das reservas de hidrocarboneto, que é determinante para o estabelecimento apropriado das estratégias de exploração de um poço.

A maioria dos métodos desenvolvidos para o cálculo da porosidade com a utilização dos perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica) se baseia na hipótese de Wyllie (Wyllie et al, 1956) ou, que a medida registrada em um perfil de porosidade é representada por uma combinação linear entre as propriedades físicas dos constituintes da rocha (matriz, fluido e argila) e os seus respectivos volumes. Assim, o cálculo de valores realistas da porosidade requer informações confiáveis sobre as propriedades físicas mensuradas pelos perfis de porosidade para a matriz, o fluido e a argila (Luthi, 2001), que, se não convenientemente consideradas, induzem a obtenção de valores otimistas para a porosidade.

A matriz é o constituinte sólido ou o conjunto de minerais formadores do arcabouço da rocha reservatório. Para o cálculo da porosidade, a propriedade física da matriz (parâmetro de porosidade) é tomada como uma combinação linear da propriedade física mensurada por uma ferramenta de porosidade em cada mineral constituinte e o seu respectivo volume. Normalmente, a constituição mineralógica de uma rocha sedimentar é imprevisível, para o caso das siliciclásticas dependentes da rocha fonte e dos processos pós-deposicionais, para as rochas carbonáticas, a constituição mineralógica varia em função da atividade química das soluções percolantes ao longo do tempo geológico. Na análise convencional de testemunho, em alguns casos, pode estabelecer a densidade do grão, enquanto que medidas do tempo de trânsito e da porosidade neutrônica são extremamente raras. Na avaliação de formação, é comum a adoção das propriedades do mineral principal para a caracterização da matriz. Na maioria das situações práticas, a variabilidade lateral e em profundidade da constituição mineralógica e do efeito dos minerais acessórios sobre as medidas das ferramentas de porosidade impede uma utilização realista destas aproximações.

Para a argila, a variabilidade da sua composição química resulta em uma grande variação das suas propriedades físicas, de tal modo, que é raro o estabelecimento de valores constantes, a partir do seu principal componente. Normalmente, são raros os testemunhos nas camadas de folhelho e não é prática comum, a separação da fração argila das rochas reservatório na análise de testemunho. Para o cálculo da porosidade, é comumente assumido o conjunto de valores dos perfis, medidos nas camadas de folhelho adjacentes às camadas reservatório, para o estabelecimento das propriedades físicas da argila. Neste caso, prevalece a premissa de que a argila no folhelho é geologicamente semelhante à argila presente na constituição da rocha reservatório, que na grande maioria dos casos não possui justificativa geológica.

A caracterização física do fluido no poro, em termos de medidas diretas é bastante complexa, em função da ausência de amostra não contaminada e pelo desconhecimento, a priori, da sua composição, tanto química, quanto em termos dos volumes relativos de água de formação e de hidrocarboneto. Para o cálculo da porosidade é prática comum, a adoção das propriedades físicas da água doce, para a caracterização do fluido na constituição da rocha reservatório.

Apresenta-se um algoritmo inteligente, que se responsabiliza pelo controle de uma rede neural artificial, denominada como rede competitiva mínimo angular (Carneiro et al, 2010) para a obtenção de valores realistas para a porosidade, a partir da identificação de padrões angulares no Gráfico densidade-neutrônico.

O método densidade-neutrônico (Schlumberger, 1987) é um dos mais difundidos métodos para o cálculo da porosidade, tomando a associação dos perfis de densidade e porosidade neutrônica, para produzir uma primeira estimativa para a porosidade corrigida pelo efeito da argilosidade sobre estes perfis. A apresentação no Gráfico densidade-neutrônico, dos pontos formados pelos valores do par de perfis, para cada profundidade de uma mesma litologia forma um agrupamento, que pode ser caracterizado como um padrão angular. Um conjunto de pontos no plano apresenta um padrão angular, quando estão dispostos, aproximadamente, próximos à direção de um único vetor.

Os algoritmos inteligentes formam uma grande classe de técnicas computacionais, como as redes neurais artificiais, a computação evolutiva, e a inferência *fuzzy*, principalmente utilizados para a realização de análise e interpretação de grandes massas de dados. Os algoritmos inteligentes são ferramentas poderosas aplicados a vários campos da ciência e da engenharia, transformando dados em informação e informação em conhecimento (Nikravesh, 2004).

O método proposto adota um modelo de rocha reservatório, no qual a argila é constituinte da matriz, que associado a interpretação do Gráfico densidade-neutrônico realizado pela rede competitiva mínimo angular, realiza o zoneamento do poço e estabelece os valores da densidade e da porosidade neutrônica da matriz, de modo a produzir uma estimativa da porosidade sem a adoção do valor constante do mineral principal para representar o parâmetro de porosidade da matriz e da correção da argilosidade

A apresentação desta metodologia é realizada através de dados sintéticos que satisfazem a equação geral dos perfis de porosidade e na sua avaliação são utilizados perfis de porosidade convencionais registrados em poços do Campo de Namorado, na Bacia de Campos, Brasil.

Metodologia

O cálculo da porosidade com o método densidade-neutrônico envolve a solução de um sistema linear, com duas equações, baseadas nas equações dos perfis de densidade e porosidade neutrônica, com duas incógnitas, a porosidade e a argilosidade. O impedimento para uma simples solução numérica é o desconhecimento das constantes, que representam as propriedades físicas da matriz e da argila, nas duas equações. Assim, na prática tem-se um sistema subdeterminado, com duas equações e seis incógnitas, quatro propriedades físicas, densidade e porosidade neutrônica da matriz e da argila, a argilosidade e a porosidade. A sua solução deste sistema ocorre na forma gráfica, com a necessidade de informação a priori sobre a litologia.

O objetivo desta metodologia é produzir estimativas para as densidades e porosidades neutrônicas da matriz e da argila, independente da existência de quaisquer

informações a priori, como ocorre na maioria dos casos de avaliação de formação de poços não testemunhados.

Método Densidade-Neutrônico

O método densidade-neutrônico (Schlumberger, 1987) é um dos mais difundidos métodos, que utilizam a associação dos perfis de densidade e porosidade neutrônica para o cálculo simultâneo da porosidade (ϕ) e da argilosidade (V_{sh}).

Tomando-se a equação geral dos perfis de porosidade, escrita para cada perfil, na forma de um sistema de equações lineares,

$$\begin{cases} \rho_b = \phi \rho_w + V_{sh} \rho_{sh} + (1 - \phi - V_{sh}) \rho_m \\ \phi_n = \phi \phi_w + V_{sh} \phi_{sh} + (1 - \phi - V_{sh}) \phi_m \end{cases} \quad (1)$$

Na equação 1, ρ_b é o valor registrado no perfil de densidade; ϕ_n é o valor registrado no perfil de porosidade neutrônica; ϕ é a porosidade, corrigida pelo efeito da argilosidade (V_{sh}). Os termos, ρ_m , ρ_{sh} e ρ_w representam as densidades da matriz, da argila e da água respectivamente. Os termos, ϕ_m , ϕ_{sh} e ϕ_w representam respectivamente as porosidades neutrônicas da matriz, da argila e da água.

A Figura 1 mostra a forma de solução gráfica do sistema linear apresentado na equação 1, através do Gráfico densidade-neutrônico.

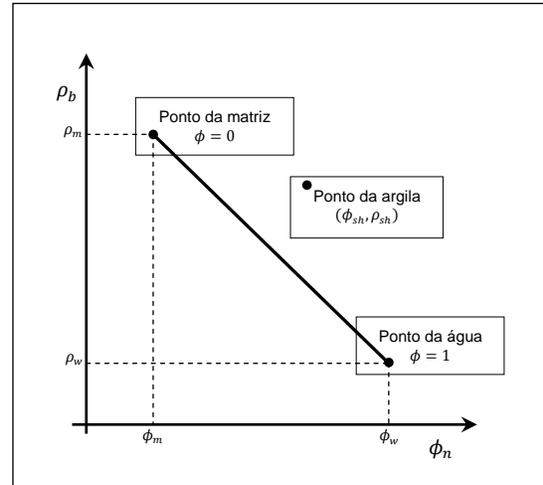


Figura 1 – Gráfico densidade-neutrônico.

Considerando a água doce como fluido intersticial, podem-se traçar retas de porosidade unindo o ponto da água ao ponto de matriz para cada mineral principal na constituição as rochas reservatório. O ponto da argila é determinado pelos pares ordenados formados pelos perfis de densidade e porosidade neutrônica registrados frentes aos folhelhos adjacentes às camadas reservatório. Pontos de litologia monomineral alinham-se nas proximidades da reta construída a partir do seu mineral constituinte, distribuindo-se de acordo com a sua porosidade. Pontos de litologia suja são deslocados na direção do ponto da argila.

O Gráfico densidade-neutrônico é construído considerando apenas três matrizes de rocha reservatório, com os minerais principais: quartzo para o arenito, calcita para o calcário e dolomita.

Redes Neurais Artificiais

Sob a denominação geral de algoritmos inteligentes encontra-se um grande grupo de métodos computacionais, como os sistemas especialistas, a inferência fuzzy, as redes neurais artificiais e os algoritmos evolutivos, que inserem 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 grade tolerabilidade a falhas e robustez, 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 ambigüidade do pensamento e as incertezas da vida real, (Nikravesh, 2004).

As redes neurais artificiais são técnicas computacionais cujas propriedades são inspiradas em um modelo simplificado do funcionamento do cérebro dos mamíferos, cuja principal característica é a aquisição de conhecimento através da experiência. Assim, as redes neurais artificiais podem extrair, armazenar e utilizar a informação experimental (Haykin, 2001), o que as difere completamente de um algoritmo seqüencial, uma vez que a informação em uma rede neural não é armazenada em um local predefinido, mas sim distribuída por toda a sua arquitetura.

Uma rede neural é composta por um conjunto de elementos processadores não lineares, denominados neurônios, que são dispostos em um arranjo fixo, ou camada. As diversas camadas são interligadas por um conjunto de pesos sinápticos. Toda esta estrutura é conhecida como arquitetura. A forma como a informação propaga-se através das camadas e a arquitetura define as características da rede neural.

O aspecto das redes neurais, aqui explorado é o da capacidade de reconhecimento de padrões, ou de extração de características comuns e estatisticamente relevantes presentes nos dados de entrada. Uma rede neural com estas características é conhecida como rede neural competitiva. A sua arquitetura mais comum é composta por duas camadas: a camada de entrada e a camada competitiva. Os neurônios competitivos são forçados a competir entre si, de modo que apenas um neurônio (neurônio vencedor) esteja ativo ou produza um sinal de saída não-nulo a cada apresentação de um dado de entrada.

Uma rede neural competitiva é caracterizada por um treinamento não supervisionado, onde a partir de um conjunto de critérios é estabelecida a forma de atualização dos pesos sinápticos, que determina a existência de um único neurônio vencedor na camada

competitiva. Esta característica busca possibilitar a extração de características estatisticamente relevantes presentes nos dados de entrada. Neste tipo de rede os dados de entrada são tratados de forma a explicitar propriedades comuns presentes em seu conjunto. Diferente de outra arquitetura de rede neural artificial, o resultado útil de uma rede competitiva pode ser a posição na camada competitiva ou o conjunto de pesos do neurônio de vencedor.

Rede Competitiva Mínimo Angular

A rede competitiva mínimo angular é derivada da arquitetura e das estratégias de treinamento e operação apresentados pela Rede Competitiva Angular (Barros & Andrade, 2008). A rede competitiva angular é um particular tipo de rede competitiva desenvolvida para realizar a extração de possíveis relações angulares porventura existentes nos dados de entrada. O caso típico de relação angular é denominado como padrão angular, definido como uma particular disposição apresentada pelos dados de entrada, quando formam agrupamentos, aproximadamente, próximos à direção de um vetor. A identificação destes particulares vetores possibilita a classificação dos agrupamentos.

No caso bidimensional, cada dado de entrada é um ponto do plano ao qual está associado um vetor posição, transformado para o seu vetor unitário, que é representado na forma de um número complexo. Assim, as operações vetoriais são substituídas pelas operações aritméticas dos números complexos.

A rede competitiva mínimo angular utiliza a estratégia de operação da rede competitiva angular buscando classificar pontos no plano em relação as classes representadas por vetores de referência. Um ponto, representado por seu vetor posição, é classificado em uma classe representada pelo vetor de referência (vetor posição) que forma o menor ângulo entre eles.

Cada neurônio competitivo produz como sinal de saída, o resultado da avaliação da sua função de ativação para potencial de entrada de cada elemento do vetor de entrada.

O potencial de entrada (u_j) é definido na forma,

$$u_j = \text{real}(x_i \bar{w}_j) = \cos(\theta) \quad (2)$$

Na equação 2, o potencial de entrada é o produto interno de dois vetores ou o cosseno do ângulo entre eles, escrito na forma complexa. O termo x_i é um elemento do vetor de entrada, escrito como um número complexo. Neste caso, o plano cartesiano é interpretado como o plano complexo. O termo \bar{w}_j é o conjugado complexo de um elemento do vetor de pesos sinápticos. O vetor de pesos sinápticos é formado pelos vetores de referência, escritos na forma complexa, que representam as possíveis classes existentes nos dados.

A arquitetura da rede competitiva mínimo angular é mostrada na Figura 2.

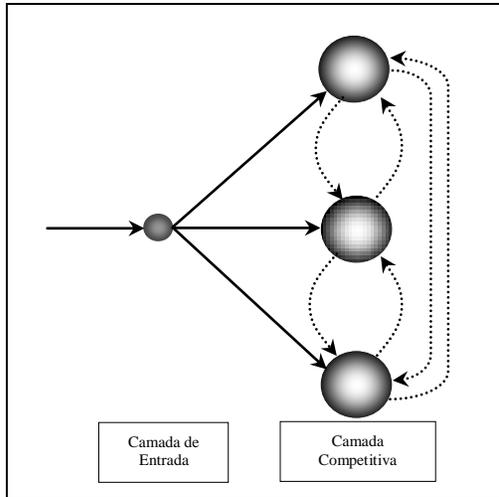


Figura 2 – Arquitetura da rede competitiva mínimo angular.

A função de ativação de cada neurônio competitivo determina o seu sinal de saída (y_j). Para efeito de classificação, a função de ativação é tomada como uma função afim do potencial de entrada, como mostrado na Figura 3.

A competição entre os neurônios é governada pelas regras de competição. Para a realização de uma classificação com base na proximidade entre pontos, a regra de competição estabelece como neurônio vencedor, aquele com o maior valor de sinal de saída.

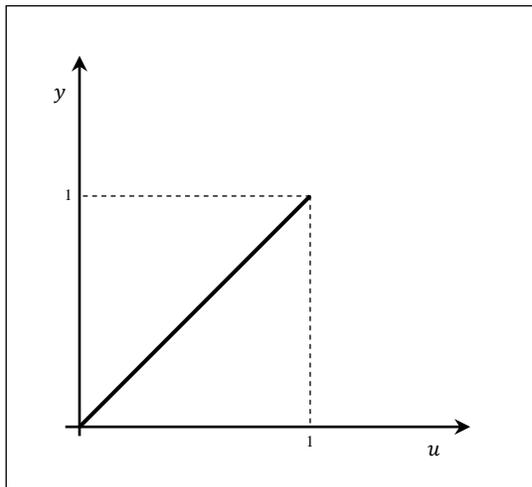


Figura 3 – Função de ativação.

Algoritmo Inteligente

Um ponto do perfil, no Gráfico densidade-neutrônico, é representado pelo par ordenado (ϕ_n, ρ_b) formado pelos valores dos perfis de porosidade neutrônica e densidade para uma mesma profundidade. A partir dos pontos do perfil é construído o vetor complexo de entrada, que é formado pelos vetores unitários da subtração do vetor posição de um ponto do perfil pelo vetor posição do ponto da água.

Uma rede competitiva mínimo angular é construída com um neurônio na camada de entrada. A camada competitiva é construída com um número de neurônios arbitrário tomados do vetor de entrada. O vetor complexo de pesos sinápticos é formado pelas coordenadas de cada vetor selecionado. A operação da rede ocorre com a apresentação deste vetor à camada de entrada. Previne-se que um neurônio competitivo nunca vença quando da sua apresentação. Ao final da operação, são conservados apenas os neurônios vencedores. Na maioria das vezes, estes neurônios representam as diferentes classes presentes nos dados de entrada. As inclinações dos vetores associados aos neurônios vencedores determinam as inclinações das retas de referencia no Gráfico densidade-neutrônico.

Uma segunda rede competitiva mínimo angular é construída com a camada competitiva formada apenas pelos neurônios selecionados anteriormente. A sua operação ocorre com a apresentação de todo o vetor complexo de entrada. Esta rede realiza a classificação dos dados de entrada, produzindo o zoneamento do poço.

Cálculo da Porosidade

Admite-se um modelo de rocha, no qual a argila integra a matriz. Assim, a equação geral de um perfil de porosidade pode ser expressa como

$$p = \phi p_w + (1 - \phi) p'_m \quad (3)$$

Na equação 3, o termo p'_m representa o parâmetro de porosidade da matriz e a porosidade pode ser calculada como,

$$\phi = \frac{p - p'_m}{p - p_w} \quad (4)$$

A determinação dos parâmetros de porosidade da matriz (ϕ_m, ρ_m) no Gráfico densidade-neutrônico resulta da solução do sistema de equações,

$$\phi_m \begin{cases} \phi_m \rho_m - \phi_m \rho_w - \phi_w \rho_m + \phi_w \rho_{cal} = 0 \\ \rho_w - \rho_m - a \phi_w + a \phi_m = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Na equação 5, a primeira equação é a equação de calibração da ferramenta de porosidade neutrônica para a litologia calcário, ρ_{cal} é a densidade do calcário ($2,71 \text{ g/cm}^3$). A segunda equação é a equação de uma reta de porosidade no Gráfico densidade-neutrônico e a é a inclinação de um vetor de referência determinado acima.

Exemplo

Considera-se um exemplo com dados sintético de um intervalo de um poço testemunhado, que atravessa uma seqüência de três camadas, folhelho, no topo e

seguida por uma camada de arenito e uma camada de uma mistura de calcário e arenito, na base. A Figura 4 mostra os perfis de raios gama natural, o perfil de densidade, o perfil de porosidade neutônica, o perfil de densidade, o perfil de porosidade neutônica. Para efeito de avaliação do algoritmo inteligente, a Figura 4 mostra o zoneamento do poço e o perfil de porosidade adotado para o modelamento dos perfis sintéticos.

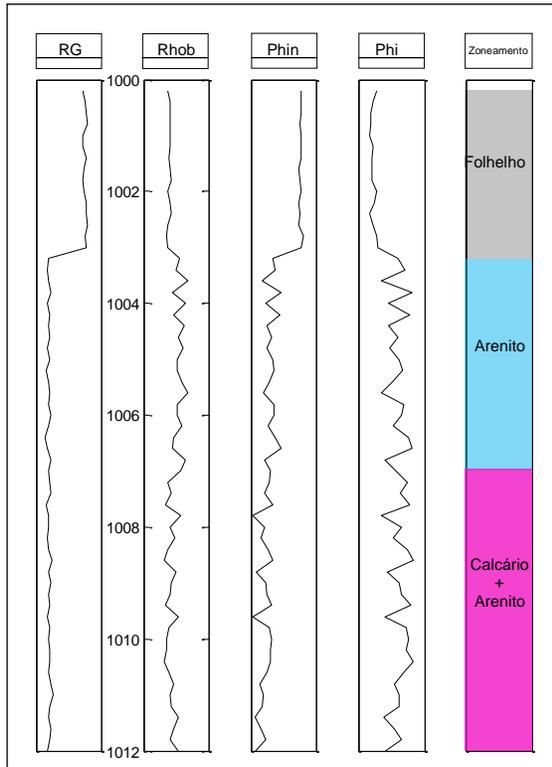


Figura 4 – Dados sintéticos.

A Figura 5 mostra os resultados da aplicação do algoritmo inteligente apresentado, com a classificação das diferentes litologias e a determinação das retas de porosidade para cada uma das camadas de rocha reservatório.

A Figura 6 mostra o cálculo da porosidade. A Figura 6-A mostra o perfil de raios gama natural com o zoneamento produzido. A Figura 6-B mostra em azul, o perfil de porosidades adotado no modelamento, em vermelho a porosidade calculada pelo método apresentado utilizando o perfil de densidade e em verde o perfil de porosidades calculado pelo método densidade-neutrônico adotando-se a litologia do intervalo de rocha reservatório como calcário apenas para possibilitar a melhor visualização do erro entre a porosidade do modelo e do método apresentado.

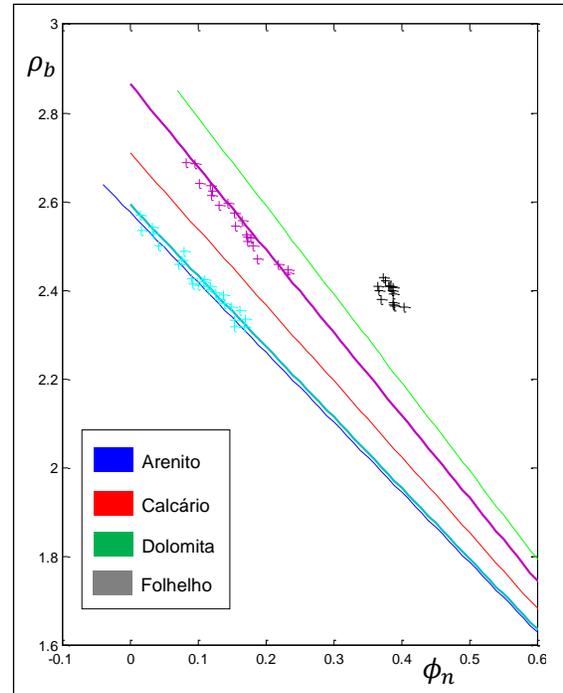


Figura 5 – Dados sintéticos. Gráfico densidade-neutrônico interpretado pelo algoritmo inteligente.

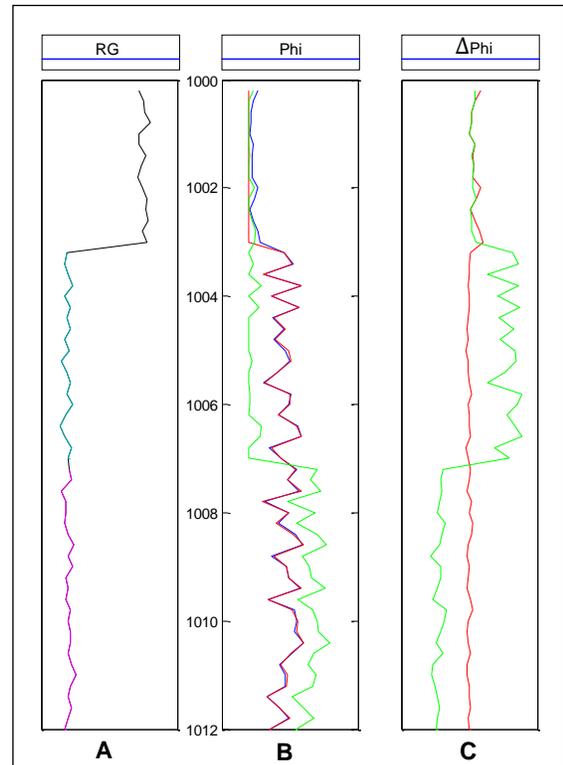


Figura 6 – Dados sintéticos. 6-A – Perfil de raios gama natural e zoneamento do poço. 6-B – Perfis de porosidade. 6-C – Diferença entre as porosidades calculadas e a porosidade do modelo.

Resultados

Para a apresentação do método aqui desenvolvido, tomou-se um trecho de um poço testemunhado do Campo de Namorado. A análise de testemunho indica a litologia como arenito limpo, predominantemente quartzoso e fração de feldspato não especificado.

A Tabela 1 apresenta os valores dos parâmetros de porosidade da matriz (densidade e porosidade neutrônica) e a inclinação da reta de porosidade no Gráfico densidade-neutrônico (a) para o arenito com matriz formada por quartzo puro e para o arenito no trecho utilizado.

Tabela 1 – Parâmetros de porosidade da matriz.

Litologia	a	Densidade	Porosidade Neutrônica
Quartzo	-1,577	2,65	-0,040
Determinada	-1,573	2,64	0,043

A Figura 7 mostra o Gráfico densidade-neutrônico para o intervalo de poço adotado interpretado pelo método apresentado. Mostra ainda a curva de calibração do perfil de porosidade neutrônica para o calcário. Os parâmetros de porosidade, mostrados na Tabela 1, são determinados pela interseção da curva de calibração e a reta de porosidade.

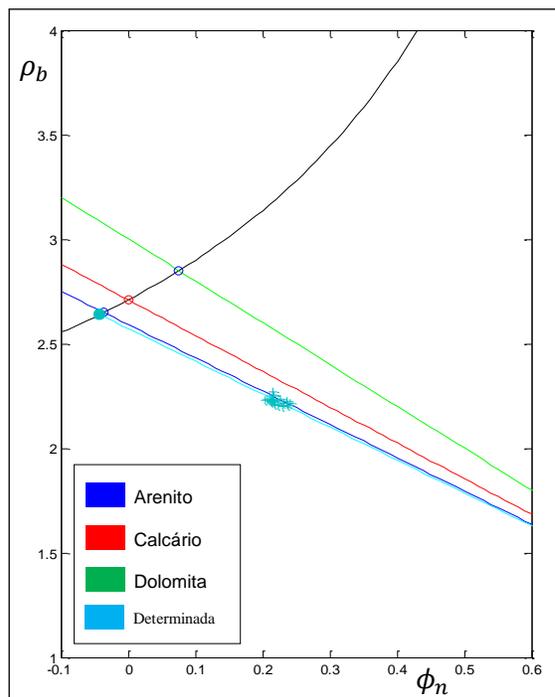


Figura 7 – Dados Reais. Gráfico densidade-neutrônico interpretado pelo algoritmo inteligente.

Conclusões

O método apresentado possibilita a realização automática do zoneamento do poço e a determinação dos parâmetros de porosidade da matriz (densidade e porosidade neutrônica), produzindo uma estimativa da porosidade sem a adoção do mineral principal para representar a matriz e da aplicação da correção da argilosidade, sob a premissa de que a argila presente na rocha reservatório seja igual aos folhelhos adjacentes.

Agradecimentos

Os autores agradecem pelo apoio a este trabalho a PETROBRAS (Rede de Geofísica) e ao Convenio MCT/UFPA/ANP/PRH-06.

Referências

Barros, C. & Andrade, A., 2008. Determination of Water Saturation by Intelligent Algorithm. III SimBGf.

Carneiro, C., Barros, C., Andrade, A. 2010, Determinação da Porosidade com Algoritmo Inteligente. IV Simpósio Brasileiro de Geofísica. SBGf. Brasília. Brasil.

Haykin, S., 2001. Redes Neurais: Princípios e Práticas. Bookman, SP, Brasil.

Luthi, S. M., 2001. Geological Well Logs – their use in reservoir modeling. Springer-Verlag. Berlin. German.

Nikraves, M., 2004. Soft computed based computational intelligent for reservoir characterization, Expert Systems with Applications. V: 26, 19-38.

Schlumberger Ltda - Log Interpretation Principles/Applications. 1987

Wyllie, M.R.J., Gregory, A.R., and Gardner, L.W., 1956, Elastic wave velocities in heterogeneous and porous media: Geophysics, 21, 41-70.