



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

THIAGO LIMA SANTA ROSA

**IDENTIFICAÇÃO DE LITOLOGIAS EM PERFIS DE POÇO POR
INFERÊNCIA *FUZZY***

**Belém - Pará
2010**

THIAGO LIMA SANTA ROSA

**IDENTIFICAÇÃO DE LITOLOGIAS EM PERFIS DE POÇO POR
INFERÊNCIA *FUZZY***

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
2010**

ficha

THIAGO LIMA SANTA ROSA

**IDENTIFICAÇÃO DE LITOLOGIAS EM PERFIS DE POÇO POR
INFERÊNCIA *FUZZY***

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: ____ / ____ / ____

Banca Examinadora:

Prof. André José Neves Andrade – Orientador
Doutor em Geofísica
UFPA

Prof. Cícero Roberto Teixeira Régis – Membro
Doutor em Geofísica
UFPA

Prof. José Geraldo das Virgens Alves – Membro
Mestre em Geofísica
UFPA

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a minha mãe Regina pelo: carinho, dedicação, compreensão, paciência e etc. a mim dedicados ao longo dos anos de minha vida e que sempre será a eterna RAINHA e também ao meu pai Stelio Santa Rosa pela fonte de inspiração, sabedoria, conhecimento e ensinamentos daquele que é um grande mestre.

Agradeço a minha companheira de vida, minha namorada, minha esposa, minha mulher, de nome Taynã Zanderly que, a partir do momento que passou a estar do meu lado, me amou, completou, compreendeu, apoiou e etc. apesar de tudo.

A minha família que sempre está do meu lado apesar dos pesares, dentre eles: Meus irmãos Erick, Bruna, Layla e Stephen, meu padrasto Antonio e minha madrastra Janaina.

Agradeço aos professores do curso de Geofísica, em especial ao meu amigo e professor doutor Cícero e ao meu orientador doutor André.

Atrevo-me a lembrar de meus amigos, que apesar de tudo estão do meu lado, são eles: Meu fiel escudeiro, parceiro da firma e companheiro para qualquer hora Celso, O parceiro da firma e eterno companheiro do dota Vinicius (badrock2049), companheiro das barcas e do dota Dj. Gleydsom (gaycom2049), parceiro da geofísica Elias maluco da nike, meu grande amigo senhor Andrei(meu pai na geofísica), meu grande amigo Paulo Roberto, Alexandre Sodr , Odinei(Odin), Jo o Paulo, Paulo agosto, Edelson, Hamilton, Ivnon, Diego ([gentil]), Wildney , Danilo Alencar, Daniel Alencar, Carla Patricia Pat, Ariadne, Katrinne, Daivison Calado, Herbert Moicano, Ordilei, Brenno , Marcelo Suca, Rodrigo velho, Marcelo Kalango, Marcelo  s tu mano, Roger, dj.Isaac, Richelmy, Siri, entre tantos outros que considero e tenho afeto.

Agradeço a as empresas Cosampa, CELPA, e OI por me fornecer, mesmo que cobrando, todo dia  gua, luz e internet que s o indispens veis para a minha pessoa.

RESUMO

A identificação de litologias é uma tarefa fundamental na caracterização de reservatórios de hidrocarbonetos e, normalmente, é realizada durante a análise de testemunho por geólogos. A técnica de obtenção de testemunhos é realizada em um número restrito de poços em um campo e, conseqüentemente, não permite uma identificação da extensão lateral dos reservatórios. Em alguns casos, o processo de extração do testemunho é simplesmente inviável, como nos poços horizontais. A perfuração de poço, ao contrário do processo de testemunhagem, é feita, normalmente, em todos os poços, fornecendo informações contínuas ao longo da profundidade, que podem ser utilizadas para a identificação litológica. O objetivo deste trabalho é apresentar um algoritmo inteligente baseado na inferência *fuzzy* para o reconhecimento de padrões e a transformação das respostas dos perfis de poço em informações sobre a litologia. Este método utiliza um conjunto convencional de perfis (raio gama natural, sônico, densidade e porosidade neutrônica) e uma calibração *fuzzy* em um poço testemunhado para a identificação litológica de um reservatório siliciclástico. É apresentada uma aplicação utilizando poços do Campo de Namorado, na Bacia de Campos.

Palavras-Chave: Geofísica de Poço. Litologia. Algoritmos inteligentes. Inferência Fuzzy.

ABSTRACT

Lithology identification is a fundamental task in reservoir characterization. Geologists usually perform this task in core analysis, but core acquisition in a oil field is made in a small number of wells and in many instances, it is not feasible, as in horizontal wells. The wireline logging, in contrast with coring process, it is done in all wells, supplying continuous information along the well depth that may be used for lithology identification. The objective of this work is to present an intelligent algorithm based on fuzzy inference for patterns recognition and transformation of log readings in information about lithology. This method uses of a conventional group of logs (gamma ray, sonic, density and neutron porosity) and a fuzzy calibration in a cored well for lithology identification. An application is presented using boreholes from Namorado Oil Field, in Campos' Basin.

Keywords: Wireline logging, lithology, Intelligent algorithm, fuzzy inference.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Esquema da ferramenta compensada, com uma fonte (F) e dois detectores, um perto (DP) e outro longe (DL), pressionada contra as paredes dos poços.....	13
Figura 2: Exemplo de perfil de Densidade	14
Figura 3: Representação de uma ferramenta de porosidade neutrônica com dois detectores.....	15
Figura 4: Exemplo de perfil de porosidade neutrônica	16
Figura 5 Ferramenta sônica padrão, em atividade, no interior de um poço.	17
Figura 6: Exemplo de perfil sônico	18
Figura 7: Exemplo de perfil de raio gama natural.....	21
Figura 8: Função de pertinência utilizando o conjunto booleano para a classe jovem(A) e função de pertinência utilizando o conjunto fuzzy para a classe jovem (B).	22
Figura 9: Tipos de funções de pertinência: Triangular, trapezoidal, gaussiana, gaussiana dupla, sino-2d.	24
Figura 10: Função de pertinência da propriedade: cor, ajustada a partir do histograma dos dados de uma amostragem.	25
Figura 11: Função de pertinência da propriedade: gosto, ajustada a partir do histograma dos dados de uma amostragem.	26
Figura 12: Funções de pertinência para todas as frutas das propriedades: Cor e gosto.	27
Figura 13: Funções de pertinência dos perfis para a camada de arenito.....	30
Figura 14: Função de avaliação.	31
Figura 15: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço A. .	32
Figura 16: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço B. .	33
Figura 17: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço C. .	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço A.....	32
Tabela 2: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço B.....	33
Tabela 3: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço C.....	35

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
2 PERFIS GEOFÍSICOS	11
2.1 PERFIL DE DENSIDADE	12
2.2 PERFIL DE POROSIDADE NEUTRÔNICA	14
2.3 PERFIL SÔNICO.....	16
2.4 PERFIL DE RAIOS GAMA NATURAL	18
3 LÓGICA <i>FUZZY</i>.....	20
3.1 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA.....	21
3.2 INFERÊNCIA <i>FUZZY</i>	22
4 ALGORITMO INTELIGENTE BASEADO NA INFERÊNCIA <i>FUZZY</i>	28
5 RESULTADOS.....	29
6 CONCLUSÕES	36
REFERÊNCIAS	37

1 INTRODUÇÃO

O aumento da produção de hidrocarbonetos em um campo petrolífero é de extrema importância para a indústria do petróleo. A produção de petróleo depende da mais realista avaliação das propriedades petrofísicas dos reservatórios, que variam segundo as diversas fácies geológicas atravessadas pelo poço (SERRA, 1985).

Em um poço é possível a realização da identificação litológica através do acompanhamento geológico de poço, ou análise das amostras de calha, que são procedimentos realizados durante as operações de perfuração, nos quais são recolhidos fragmentos da rocha perfurada. A identificação manual de litologias é um processo intensivo que envolve o gasto de uma quantidade considerável de tempo por parte de um especialista experiente, porém, é impossível a locação em profundidade das diversas camadas das diferentes litologias.

Para uma correta locação em profundidade de uma determinada litologia pode-se proceder à aquisição e análise de testemunhos, ou amostras não deformadas da rocha em subsuperfície. Assim, durante a testemunhagem são tomadas todas as precauções para assegurar que as amostras não sofram alterações físicas ou químicas, no tempo entre a sua colheita e a sua análise no laboratório. Devido à questão dos custos de exploração é inviável a realização das operações de testemunhagem de todos os poços perfurados em um campo, bem como problemas operacionais inviabilizam estas operações para o caso de poços horizontais.

A grande maioria dos poços em alto mar é do tipo horizontal, que é o componente fundamental o conveniente desenvolvimento dos campos marítimos e não permite a realização de operações de testemunhagem. Como, costumeiramente, todos os poços perfurados são perfilados torna-se interessante o desenvolvimento de metodologias para extrair dos próprios perfis de poço as informações sobre a litologia. Este tipo de interpretação geológica dos perfis pode ser feita manualmente, porém, além de estar sujeita a ocorrência do erro humano, a análise dos perfis seria um processo muito lento, pois a quantidade de dados existentes em uma bacia sedimentar é muito grande.

O objetivo deste trabalho é apresentar um método computacional utilizando os denominados algoritmos inteligentes, baseados na inferência fuzzy para o reconhecimento de padrões de correlação entre os testemunhos, extraíndo informações sobre as litologias atravessadas pelo poço e propagar essas informações a outros poços da mesmo campo, com configuração geológica semelhante.

No presente trabalho foram utilizados dados de perfis geofísicos clássicos (raios-gama, densidade, sônico e porosidade neutrônica) e testemunhos obtidos em poços perfurados no Campo de Namorado, na Bacia de Campos.

A Bacia de Campos localiza-se ao longo da costa norte do Estado do Rio de Janeiro, na região Sudeste do Brasil. Trata-se de um ambiente sedimentar que compreende depósitos ocorridos desde o Eo-Cretáceo até o Holoceno. Portanto, trata-se de uma bacia relativamente recente e com um predomínio de materiais pouco consolidados. O arenito está inserido na Formação Macaé superior e corresponde a um depósito turbidítico maduro, produtor de petróleo, associado a um ambiente de transgressão marinha (Tigre e Lucchesi, 1986).

2 PERFIS GEOFÍSICOS

O uso de perfis de poço tornou-se um dos principais aliados na obtenção de informações de forma contínua e de qualidade uniforme para a interpretação geológica, devido a contínuos aperfeiçoamentos, aumento na diversidade de ferramentas de perfilagem, melhor compreensão das medidas físicas da perfilagem e redução de custo de um perfil de poço (Braga, 2005).

Dentre os principais perfis de poço utilizados na determinação de litologias, selecionados quatro para a realização deste trabalho. São eles: Densidade (RHOB), Porosidade Neutrônica (PHIN), Sônica(Dt) e Raios Gama Natural(RG).

2.1 PERFIL DE DENSIDADE

Sabe-se que a transmissão de raios gama através da matéria está relacionada à sua densidade eletrônica, se a interação predominante entre o raio gama e a matéria for o Efeito Compton. No ambiente do poço, a ferramenta de densidade realiza uma medida da atenuação dos raios gama artificialmente injetados na formação para determinar a densidade da rocha nas proximidades da parede do poço. Como o efeito Compton é diretamente proporcional ao número de elétrons por unidade de volume de material (portanto densidade eletrônica) e como o número de elétrons por unidade de volume é proporcional à densidade (massa/volume) das formações, deduz-se que este perfil responde diretamente à densidade da formação e inversamente à sua porosidade.

No caso de rochas porosas, a medida realizada pela ferramenta é sensibilizada tanto pela matriz, como pelo fluido contido no espaço poroso. Se acrescentarmos alguma informação sobre a composição da matriz ou da litologia pode-se então estimar a porosidade com precisão para as zonas saturadas por água.

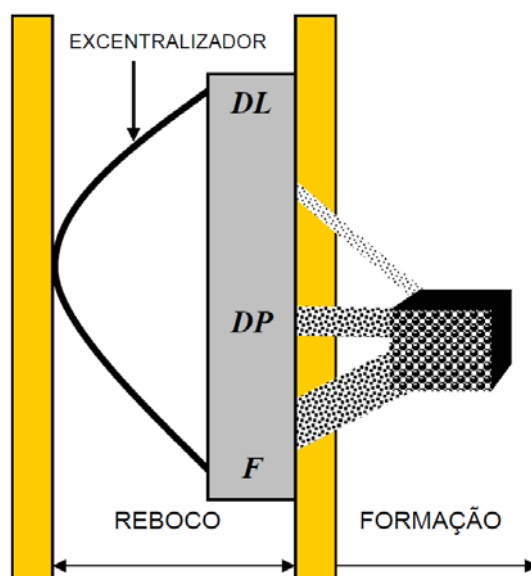


Figura 1: Esquema da ferramenta compensada, com uma fonte (F) e dois detectores, um perto (DP) e outro longe (DL), pressionada contra as paredes dos poços.
Fonte: Girão (2004)

A figura 2 mostra um exemplo de perfil de densidade oriundo do Poço A usado como referência no presente trabalho.

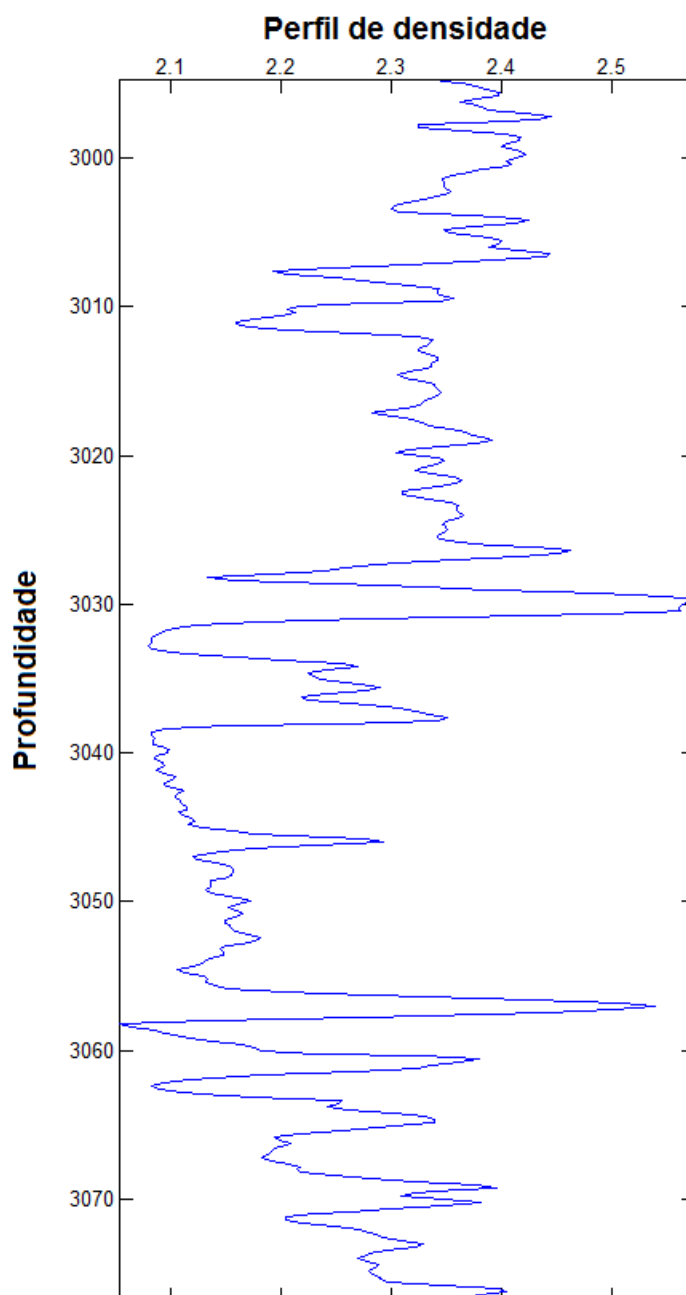


Figura 2: Exemplo de perfil de Densidade

2.2 PERFIL DE POROSIDADE NEUTRÔNICA

A ferramenta de porosidade neutrônica foi a primeira ferramenta projetada para produzir uma estimativa direta da porosidade da formação. Os nêutrons são partículas destituídas de carga elétrica, com massa quase idêntica à do núcleo de hidrogênio. Sendo partículas neutras, eles podem penetrar profundamente na matéria, atingindo os núcleos dos elementos que compõem a rocha, onde interagem

elástica ou inelasticamente com eles. O princípio da medida baseia-se no fato do hidrogênio, predominantemente na forma de água ou hidrocarboneto, apresentar uma grande seção de choque, sendo bastante eficiente no processo de atenuação da energia dos nêutrons rápidos. A medida da distribuição espacial dos nêutrons epitermais, resultantes da interação dos nêutrons rápidos com a formação resulta numa estimativa do conteúdo de hidrogênio, que aliada à informação da litologia produz uma boa aproximação do valor da porosidade.

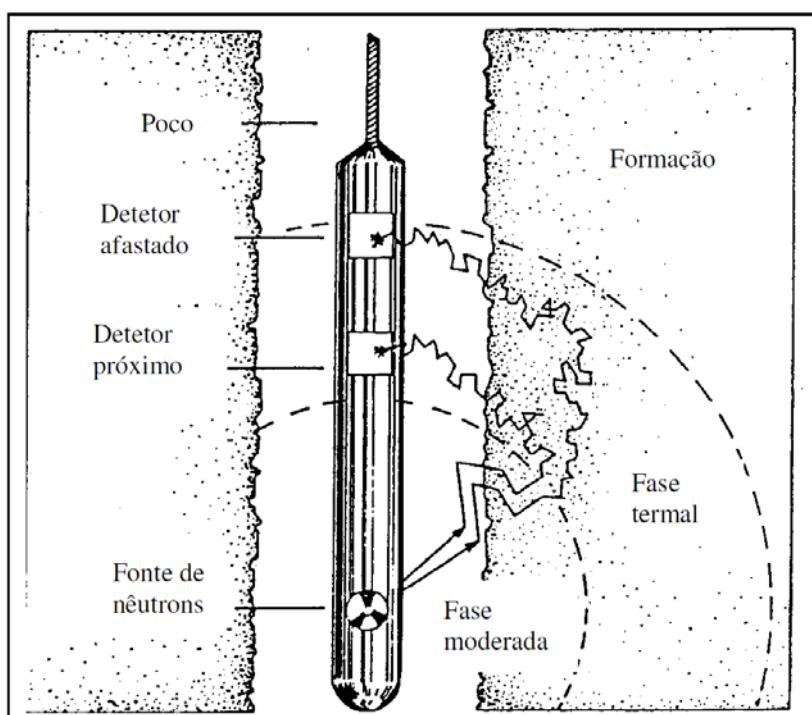


Figura 3: Representação de uma ferramenta de porosidade neutrônica com dois detectores.
Fonte: Ellis (1987).

A figura 4 mostra um exemplo de perfil neutrônico oriundo do Poço A usado como referência no presente trabalho.

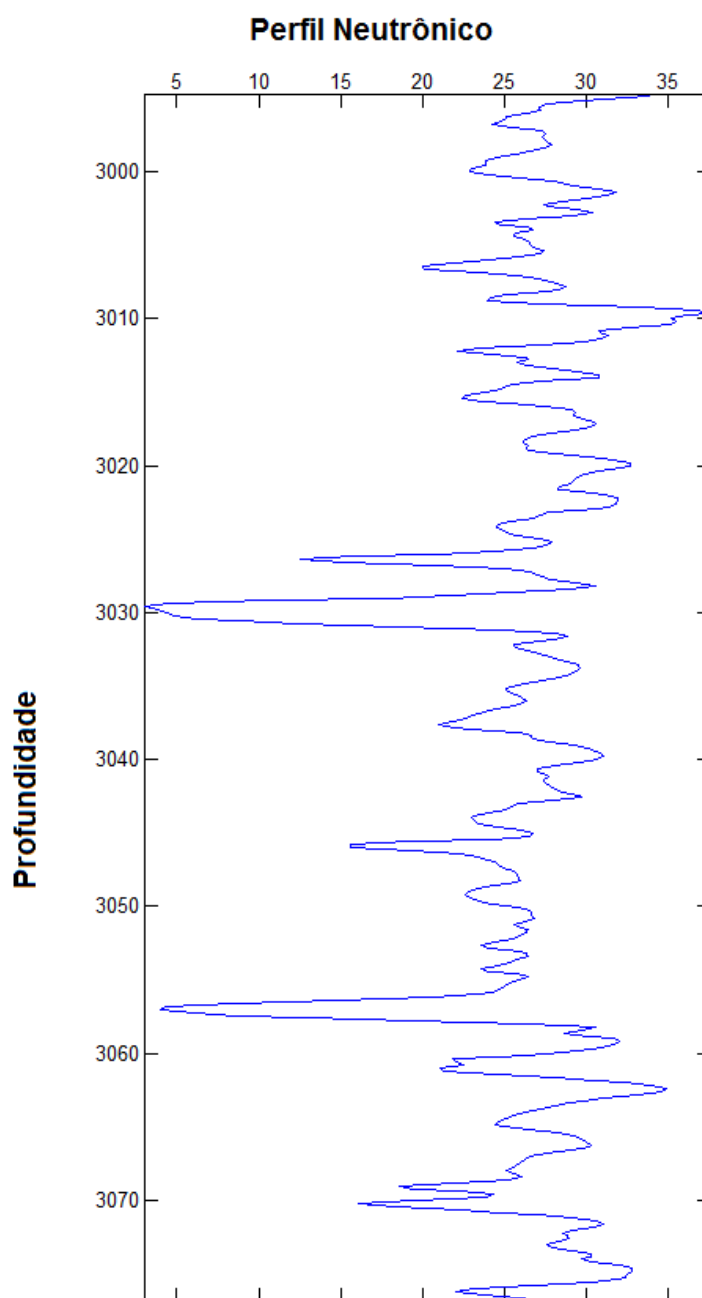


Figura 4: Exemplo de perfil de porosidade neutrônica

2.3 PERFIL SÔNICO

O tempo que uma onda compressional leva para percorrer um determinado espaço de formação é a medida realizada pela ferramenta sônica. Na ferramenta sônica, um impulso sonoro emitido pelo transmissor, propaga-se nas camadas até ativar dois receptores posicionados a distâncias fixas. O equipamento mede a diferença do tempo gasto pelo som (tempo de trânsito) entre os dois receptores. A velocidade do som varia segundo o meio em que suas ondas se propagam. Ela é

mais rápida nos sólidos, que nos líquidos e gases. A maior aplicação do perfil sônico resulta da relação direta que existe entre a medida do tempo de transito da onda sonora em uma rocha e sua litologia para o cálculo da porosidade, pois ao se considerar duas rochas de mesma litologia, aquela com maior quantidade de fluido apresentará um tempo de transito maior.

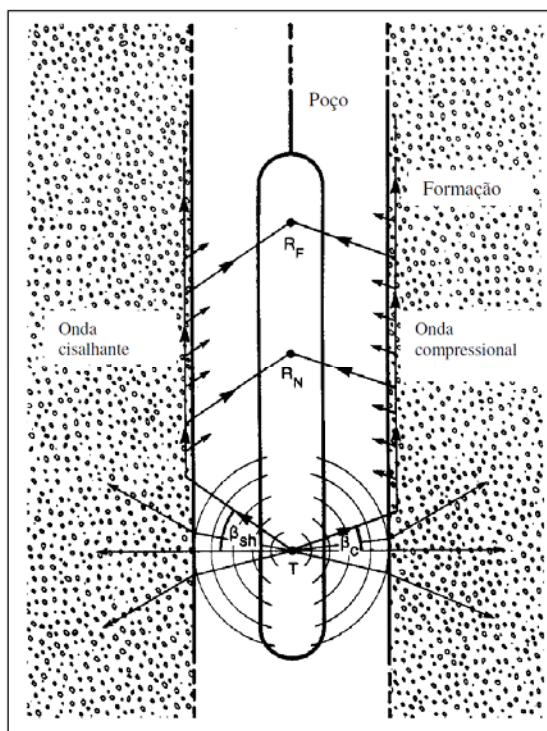


Figura 5 Ferramenta sônica padrão, em atividade, no interior de um poço.
Fonte: Ellis (1987).

A figura 6 mostra um exemplo de perfil sônico oriundo do Poço A usado como referência no presente trabalho.

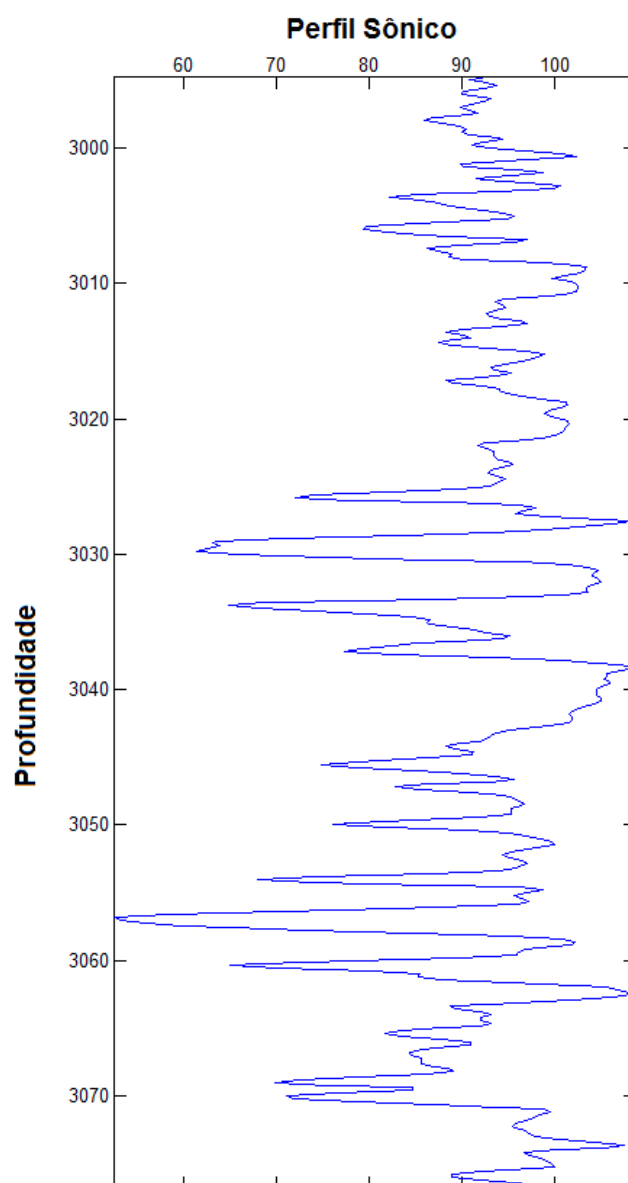


Figura 6: Exemplo de perfil sônico

2.4 PERFIL DE RAIOS GAMA NATURAL

O Perfil Raio Gama representa o mais simples dos métodos radioativos utilizados na perfuração geofísica de poços, consistindo no registro de ocorrências de emissões raios gama natural emitidos pela formação, obtidos a partir de ferramentas de perfuração.

As ferramentas utilizadas na obtenção de perfis de raios gama são detectores de radioatividade, onde o sensor de captação desloca-se através da coluna de perfuração com velocidade constante, caracterizando o registro da

radioatividade em relação à profundidade. As medidas registradas são representadas por Unidade ou Padrão de Raios Gama API (UAPI ou GAPI), ou ainda por CPS (cintilações por segundo).

Os valores obtidos durante a perfilagem, por sua vez, refletem a quantidade de elementos radioativos presentes nas formações, onde quanto maior for a concentração de elementos radioativos, mais radioativa é a rocha. Dentre os tipos de rochas, as sedimentares são as que apresentam maior contagem de raios gama, em relação às areias limpas e rochas carbonáticas. A alta contagem das sequências sedimentares deve-se à concentração de argilas e folhelhos, os quais são os elementos mais naturalmente radioativos existentes, devido à presença de K^{40} e a habilidade de retenção de íons metais, tais como urânio e tório.

De um modo geral, a quantidade de elementos radioativos presentes em cada tipo de rocha está relacionada com sua origem deposicional. Onde, os processos intempéricos e ações biológicas irão intervir de maneira significativa na concentração desses elementos de origem ígnea, através da redistribuição dos fragmentos.

O perfil RG é utilizado como um indicador qualitativo e quantitativo do conteúdo de argilas presentes nas rochas, uma vez que a radioatividade é consequência exclusiva do teor de argilominerais. Baseados nisso, os perfis são empregados na diferenciação entre rochas reservatórios em potencial e folhelhos, na identificação da litologia e minerais radioativos, correlação de poços e cálculo da argilosidade ou volume de argila (Vsh) (Cunha, 2002).

3 LÓGICA FUZZY

A lógica *fuzzy* é uma extensão da lógica booleana convencional, tendo sido introduzida por Lofti Zadeh(1965), onde ao contrario da lógica booleana, em que a tomada de decisões é feita através de duas possibilidades: verdadeiro ou falso (0 ou 1), por exemplo, uma determinada característica está ou não contida em um determinado conjunto, a lógica *fuzzy* pode atribuir a essa característica, qualquer valor dentro do intervalo entre 0 e 1, que representa o grau de pertinência da característica para com o conjunto em questão. Comumente, usamos no cotidiano, frases como: “o clima está quente” ou “Ela é jovem”, em que “quente” e “jovem” são atributos que nos remete a clima e idade, respectivamente. Estes conjuntos descritos são denominados conjuntos *Fuzzy*, cujos limites são imprecisos, em que um objeto pode ser um membro parcial de um ou mais conjuntos fuzzy. A temperatura 40° Celsius, é mais aceita como pertencente ao conjunto “quente” do que uma temperatura 38° Celsius, portanto, o grau de verdade da primeira temperatura é 1, enquanto o grau de verdade da segunda temperatura estima-se em torno de 0.9.

A figura 7 mostra um exemplo de perfil raio gama natural oriundo do Poço A usado como referência no presente trabalho.

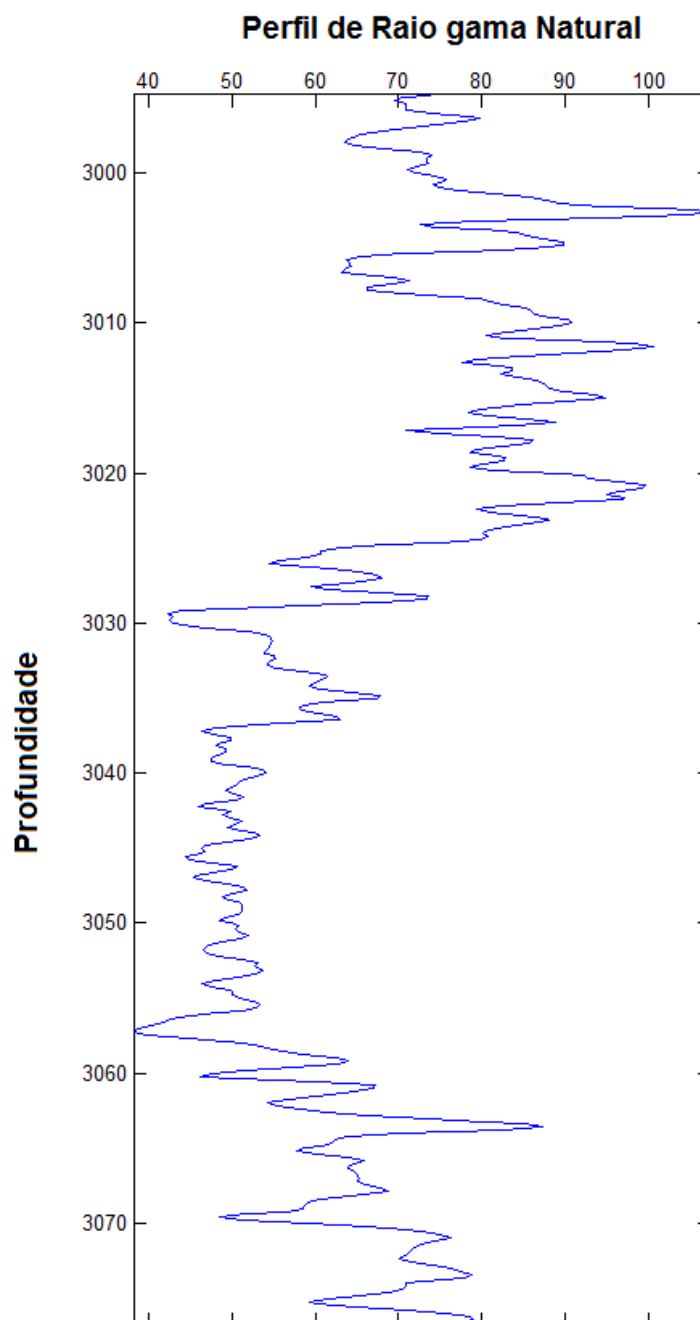


Figura 7: Exemplo de perfil de raio gama natural

3.1 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA

Na lógica booleana, a separação de dois conjuntos é feita de maneira abrupta, por exemplo: Utilizando a idade para separar as pessoas em conjuntos. Na Figura 8A temos, que uma pessoa com 29 anos pertencerá a um conjunto denominado jovem, mas, uma pessoa com 31 anos não pertencerá ao conjunto jovem. No caso da lógica fuzzy, essa separação dos conjuntos é gradual, ou seja, uma pessoa com 29 anos terá um grau de pertinência ao grupo jovem maior que

uma pessoa com 31. A função que determina o quanto é abrupto ou gradual esta separação entre os conjuntos é denominada como função de pertinência, a qual mapeia os valores de uma característica para o intervalo $[0,1]$ e reflete o conhecimento que se tem em relação à intensidade com que a característica define o conjunto fuzzy. O exemplo citado pode ser representado graficamente na Figura 8B.

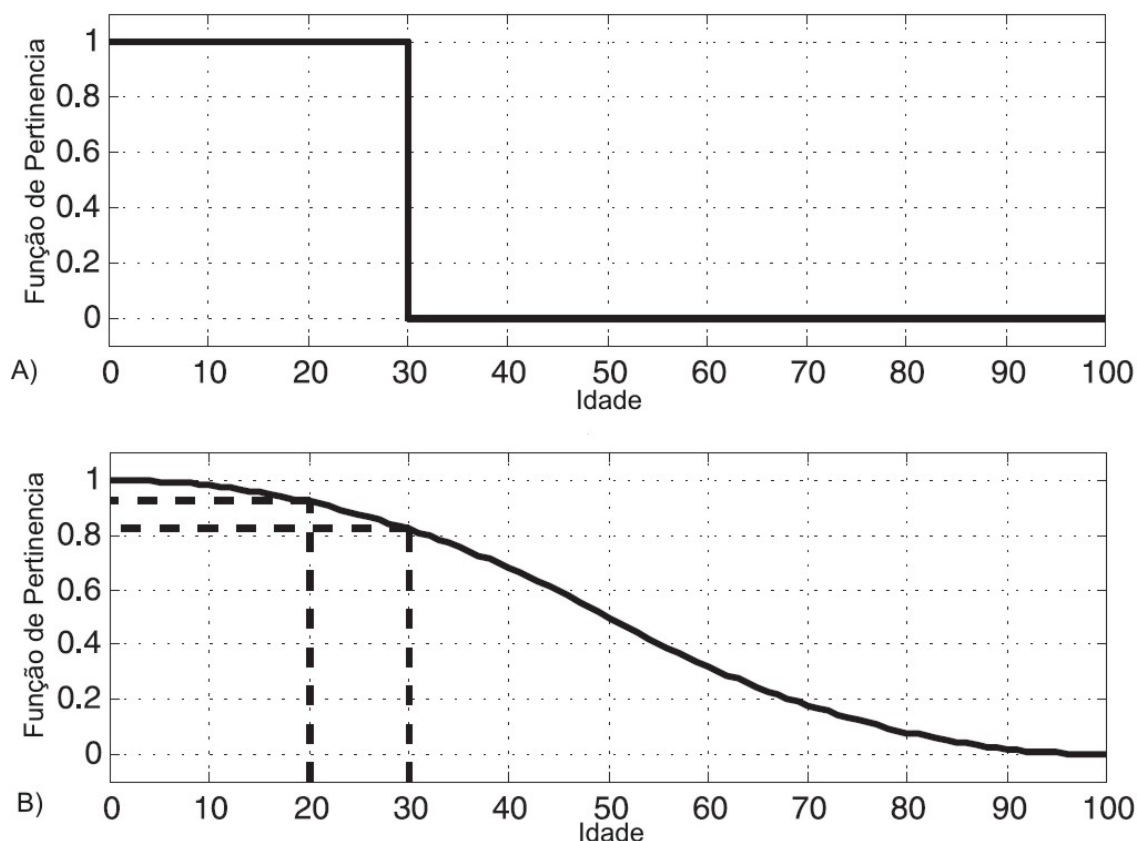


Figura 8: Função de pertinência utilizando o conjunto booleano para a classe jovem(A) e função de pertinência utilizando o conjunto fuzzy para a classe jovem (B).

Fonte: Saggaf e Nebrija (2003)

3.2 INFERÊNCIA FUZZY

Sistemas de inferência fuzzy são ferramentas computacionais que agregam os conceitos de conjuntos fuzzy, variáveis lingüísticas e raciocínio aproximado, processando dados por meio de mecanismo de inferência. A estrutura básica de um sistema de inferência é mostrada na Figura abaixo:

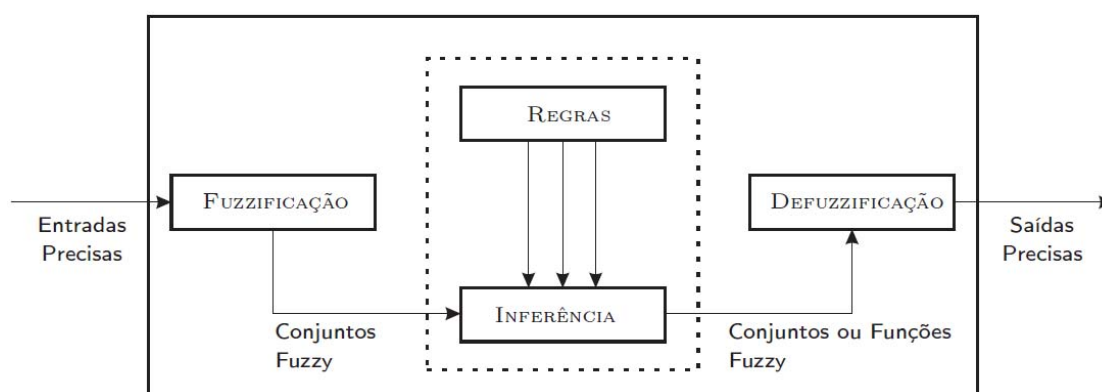


Figura 9: Diagrama esquemático do sistema de inferência.
Fonte: Mozelli (2008).

Sistemas de inferência normalmente, embora não seja obrigatório, recebem como entrada valores precisos. Isto ocorre, pois, na prática, os dados de entrada são obtidos por meio de medições ou observações. É necessário, portanto a etapa chamada fuzzificação, que transforma entradas precisas em conjuntos *fuzzy*.

O estágio de defuzzificação extrai de um conjunto *fuzzy* um valor significativo da informação produzida na etapa de inferência para a análise final.

Vamos supor que queremos diferenciar entre três tipos de frutas (limões, laranjas e maçãs) com base no conhecimento da cor e do sabor. Uma maneira intuitiva de classificação das diferentes frutas é empregar o conjunto de regras comuns:

Por exemplo, para classificar o objeto “fruta” nas classes “maça”, “laranja” ou “limão”, podem-se utilizar as características “gosto” e “cor” seguindo as regras:

- Se a cor é vermelha e o gosto é doce então a fruta é maçã.
- Se a cor é laranja e o gosto é um ácido então a fruta é laranja.
- Se a cor é verde e o gosto é muito ácido então a fruta é limão.

Neste caso, pode-se inferir a partir da cor e do gosto a fruta que estamos avaliando. Se avaliarmos uma fruta de cor: “vermelha” e de gosto: “doce”, por

inferência, pode-se falar que a fruta trata-se de uma maçã. Assim uma laranja pouco madura ou uma maçã verde não serão erroneamente identificadas.

Para expandir o sistema para usar a lógica fuzzy, mantém-se o mesmo conjunto de regras, mas as características: cor e gosto passam a ser expressas através de funções de pertinência. Para obter essas funções de pertinência é necessário examinar uma amostragem de frutas e construir um histograma que descreva o número de exemplares para cada tipo de frutas de determinados gostos e cor. Cada histograma é normalizado para o valor um e é ajustada uma função de pertinência que melhor descreva os valores obtidos, sendo que podem ser dos tipos: Triangular, trapezoidal, gaussiana, gaussiana dupla, sino-2d exemplificados na Figura 10, entre outros. Na Figuras 11 e Figura 12 são mostrados os exemplos das funções de pertinência para os casos das propriedades: cor e gosto, utilizando a forma triangular para ajustar o histograma dos valores, onde o eixo x representa o universo de discurso das funções de pertinências fuzzy, que neste caso representa o número de amostras do objeto fruta.

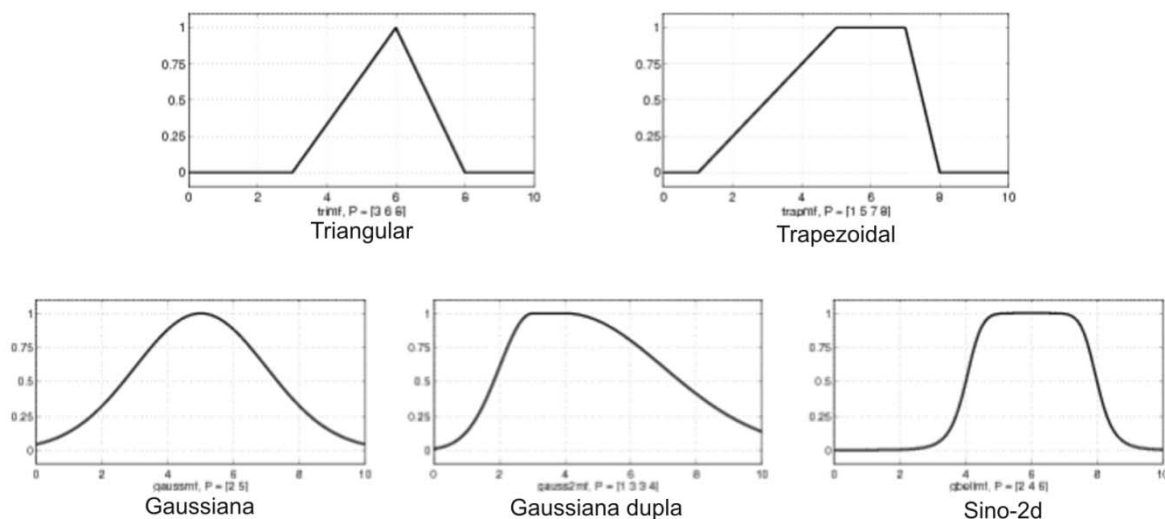


Figura 10: Tipos de funções de pertinência: Triangular, trapezoidal, gaussiana, gaussiana dupla, sino-2d.

Fonte: Saggaf e Nebrija (2003)

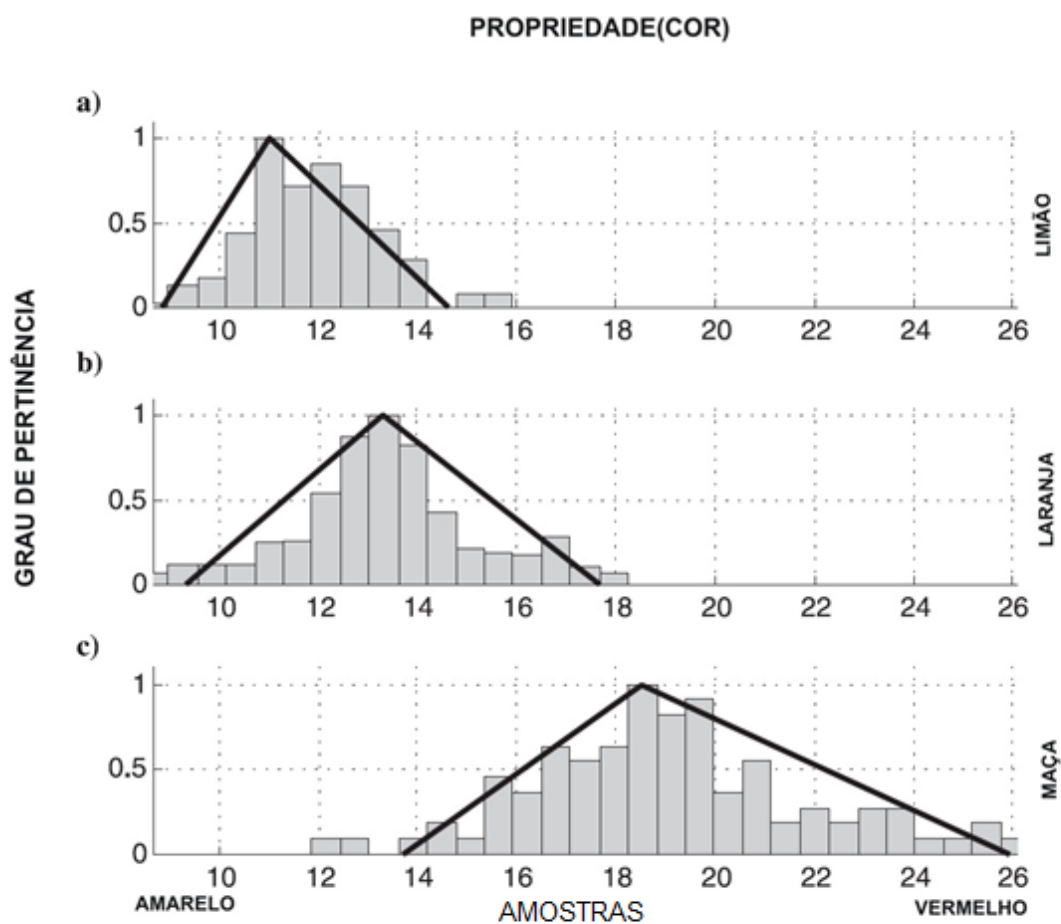


Figura 11: Função de pertinência da propriedade: cor, ajustada a partir do histograma dos dados de uma amostragem.
 Fonte: Saggaf e Nebrija (2003)

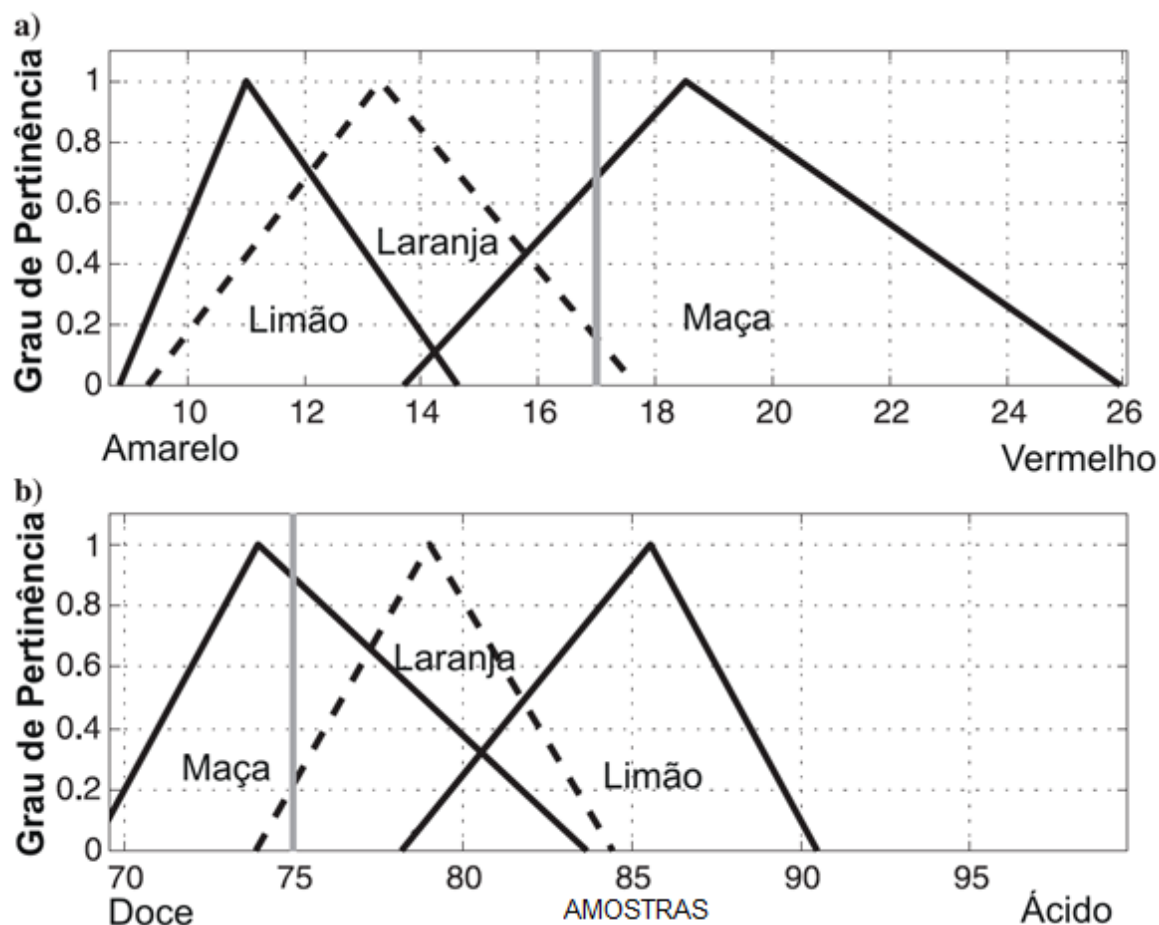


Figura 13: Funções de pertinência para todas as frutas das propriedades: Cor e gosto.
Fonte: Saggaf e Nebrija (2003)

Na Figura 13, as linhas verticais de cor cinza mostram a propriedade observada da fruta analisada. De acordo com a cor, a fruta analisada tem grande possibilidade de ser uma maçã (0.65 versus 0 e 0.2 para limões e laranjas respectivamente) e de acordo com o gosto, a fruta analisada tem grande possibilidade de ser uma maçã também (0.9 versus 0 e 0.2 para limões e laranjas respectivamente). Para a agregação das condições podemos utilizar duas regras: A regra do “ou”, cujo considera como dentro do conjunto o objeto que satisfaz qualquer uma das condições e a regra do “e”, cujo considera como dentro do conjunto o objeto que satisfaz as duas condições. Sendo assim, a condição que melhor representa o problema das frutas é a regra do “e”, e de acordo com tal regra a fruta é identificada como maçã, tendo em vista que as duas propriedades analisadas tem um alto grau de pertinência dentro das funções de pertinência equivalente a maçã.

4 ALGORITMO INTELIGENTE BASEADO NA INFERÊNCIA FUZZY

Neste capítulo será apresentada uma solução para o problema de identificação de uma litologia em um poço não testemunhado a partir dos perfis geofísicos extraídos de um poço do mesmo campo, características geológicas semelhantes, através do algoritmo inteligente construído utilizando o sistema de inferência fuzzy.

Primeiramente, é feita a análise do testemunho poço A (Poço de teste) para a locação em profundidade das camadas de arenito existentes. A partir da profundidade das camadas, é feita a leitura dos dados dos perfis medidos sobre a camada de arenito para a criação do histograma dos valores medidos para cada perfil. Para a criação das funções de pertinência, é tirada a média e o desvio padrão dos valores do histograma de cada perfil para a aproximação dos valores a uma função de pertinência do tipo Gaussiana simples por representar bem os valores encontrados no histograma dos perfis.

Para teste, os valores de cada perfil do poço A, são avaliados de acordo com as funções de pertinências criadas, adquirindo vetores de cada perfil com o grau de pertinência de cada ponto medido a respectiva função de pertinência do perfil avaliado. É feita, então, a agregação dos valores dos vários perfis, utilizando a regra “e” fuzzy, resultando em um vetor único e posteriormente a avaliação e filtragem deste vetor, que consiste no mapeamento dos valores de acordo com uma segunda função de pertinência, chamada de função de avaliação, atribuindo o valor um, que significa que ele pertence à camada de arenito, para o ponto que tiver grau de pertinência maior que 0,5 e atribuindo zero, que significa que ele não pertence a camada de arenito, para o ponto que tiver o grau de pertinência menor que zero, obtendo o resultado final do grau de pertinência dos valores do perfil a camada de arenito.

Para realizar o processo de inferência nos poços B e C, utilizam-se as funções de pertinências do poço A, supondo que a camada de arenito que passa nos poços B e C assemelha-se a camada de arenito do poço A, automatizando o processo de identificação da litologia arenito.

5 RESULTADOS

A aplicação do algoritmo aqui apresentada ocorreu com a utilização de quatro perfis de poço, das ferramentas: Raio gama natural (RG), Sônica (dt), Ferramenta de densidade (RHOb) e a Ferramenta de porosidade neutrônica (PHIN), registrados em três poços. Os poços escolhidos apresentam o estudo testemunho para a conferência da validade do algoritmo. O poço A é tomado como poço de referência para o teste do algoritmo, assim então, informando ao algoritmo a profundidade onde está localizado o arenito, para então serem criadas as funções de pertinências que avaliarão os perfis. Criadas as funções de pertinência, o próprio poço A, será avaliado pelo algoritmo, obtendo uma imagem com a camada inferida e posteriormente serão avaliados os poços B e C a partir das funções de pertinência adquiridas no poço A.

A Figura 14 mostra a função de pertinência que representa a camada arenito para os perfis: Densidade (RHOB), Porosidade Neutrônica (PHIN), Sônica(Dt) e Raio Gama (RG), em que o eixo x representa o universo de discurso das funções de pertinência fuzzy, construído a partir dos valores do histograma dos perfis, o vetor com os dados do perfil de densidade teve que ser multiplicado por um número escalar para que os valores se aproximassem dos demais perfis, para assim couber no mesmo universo de discurso.

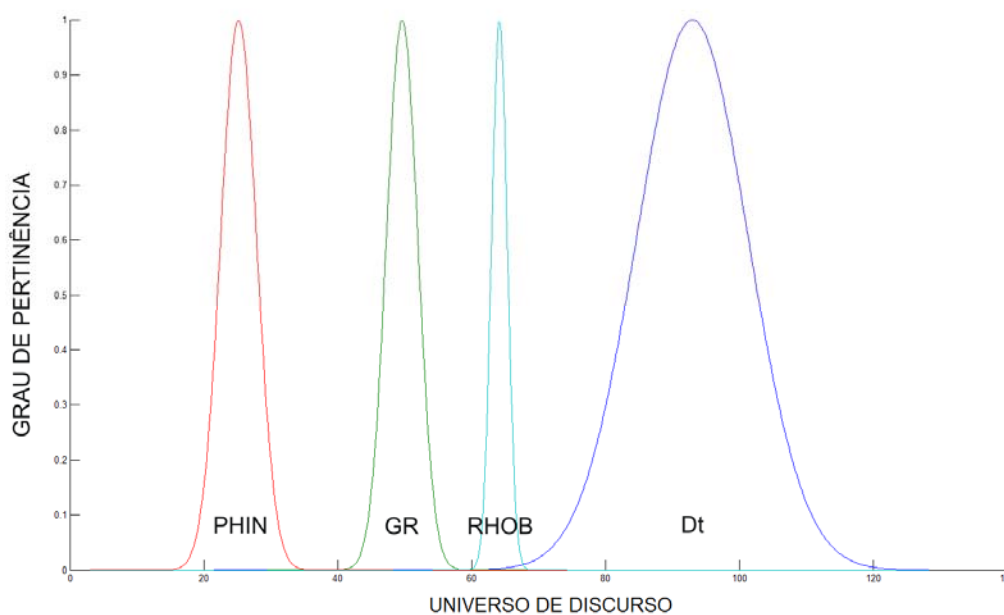


Figura 14: Funções de pertinência dos perfis para a camada de arenito.

A Figura 15 mostra a função de pertinência utilizada no processo de avaliação dos valores agregados, onde, os pontos que ficarem com a pertinência dos perfis menor que 0,5 adquirem o valor zero, por não pertencerem a camada de arenito, já os pontos que ficarem com o grau de pertinência maior que 0,5 adquirem o valor um, por provavelmente pertencerem a camada de arenito.

Obtendo como resultado final os valores mapeados com o grau de pertinência igual a um os valores pertencentes à camada de arenito.

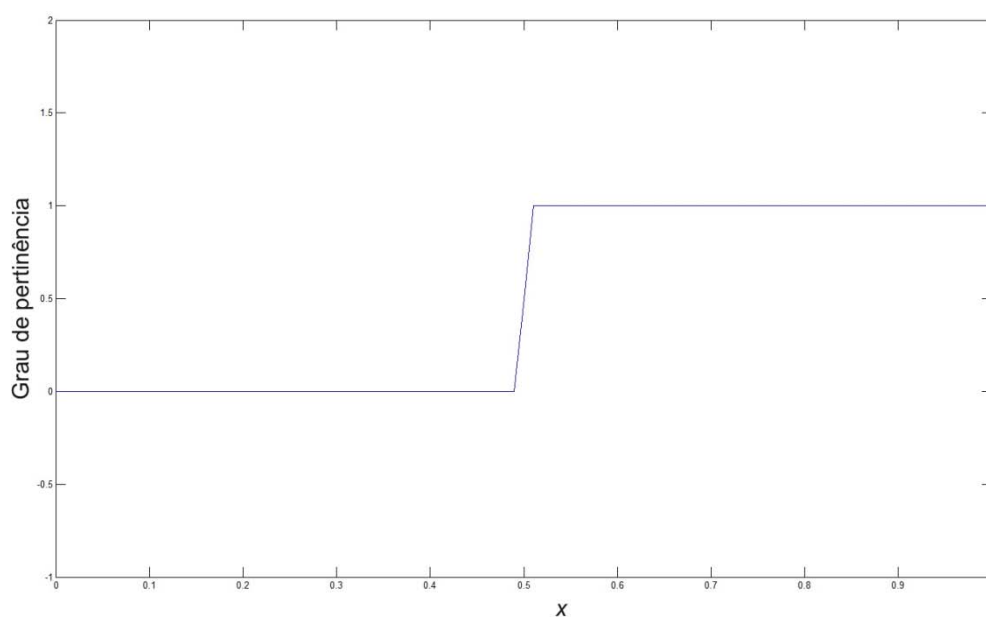


Figura 15: Função de avaliação.

A Figura 16 mostra: o perfil de raio gama natural, o testemunho e a camada inferida pelo algoritmo do poço A. De acordo com o testemunho, o arenito está localizado no intervalo de profundidade: 3041 m a 3054 e, comparando com a camada inferida, que está localizada a 3040m a 3058, nota-se que o algoritmo identificou a camada de arenito com uma margem de erro de um metro para a parte superior e quatro metros para a parte inferior, assim então, conclui-se que o algoritmo utilizado, identificou a camada de arenito no poço de referência A.

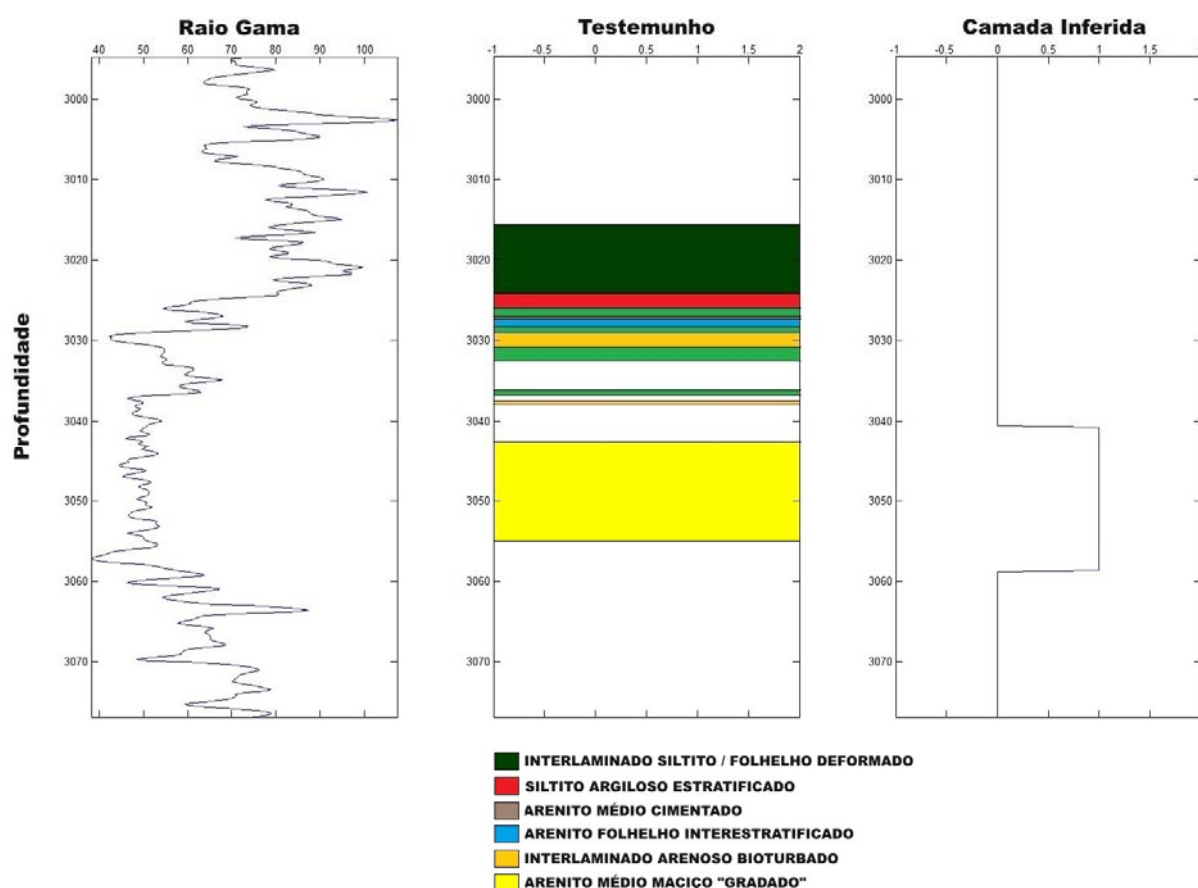


Figura 16: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço A.

Tabela 1: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço A.

	Testemunho	Inferida
Profundidade inicial do arenito	3041 m	3040 m
Profundidade final do arenito	3054 m	3058 m

A Figura 17 mostra: o perfil de raio gama natural, o testemunho e a camada inferida pelo algoritmo do poço B. De acordo com o testemunho, o arenito está localizado nos intervalos de profundidade: 3030 m a 3040 e entre 3048 m e 3053 está intercalado com uma camada de siltito argiloso, e comparando com o perfil inferido, que mostra camadas de arenito localizadas no intervalo de profundidade: 3030 m a 3038m e 3042m e 3050m. No primeiro intervalo da camada de arenito, a margem de erro em sua inferência foi de um metro para a profundidade inicial da camada e dois metros para a parte inferior e a segunda camada de arenito

atravessada pelo poço teve uma margem de erro no processo de inferência de seis metros para a parte superior e três metros para a parte inferior. Conclui-se que o algoritmo utilizado, foi utilizado com êxito para inferir as duas camadas de arenito no poço B.

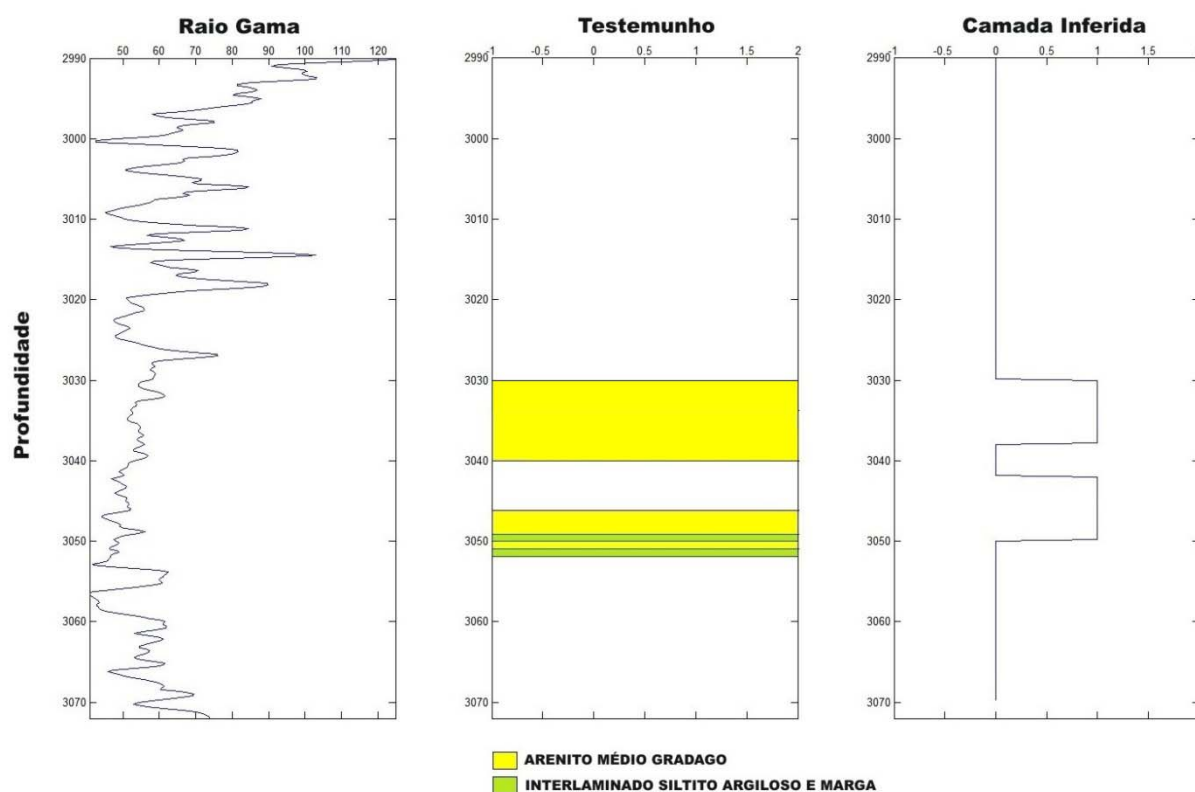


Figura 17: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço B.

Tabela 2: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço B.

	Testemunho	Inferida
Profundidade inicial do arenito no primeiro intervalo	3030 m	3030 m
Profundidade final do arenito no primeiro intervalo	3040 m	3038 m
Profundidade inicial do arenito no segundo intervalo	3048 m	3042 m
Profundidade final do arenito no segundo intervalo	3053 m	3050 m

A Figura 18 mostra: o perfil de raio gama natural, o testemunho e a camada inferida pelo algoritmo do poço C. De acordo com o testemunho, o arenito está

localizado nos intervalos de profundidade: 2990 m a 3015, com uma pequena camada de diamacito com um metro de altura na profundidade 3005m, 3006m a 3012m e 3018 m a 3022m, e comparando com o perfil inferido, que mostra camadas de arenito localizadas no intervalo de profundidade: 2988 m a 3012m e 3016m e 3021m. Neste caso, o algoritmo não identificou a camada de um metro de diamacito na profundidade de 3005 metros, inferindo apenas uma camada para os dois primeiros intervalos checados no testemunho, assim, a primeira camada obteve um erro na parte inicial de dois metros e terminando exatamente sobre o final da segunda camada do testemunho e no segundo intervalo inferido obteve um erro de um metro para cima e para baixo em relação a terceira camada observada no testemunho.

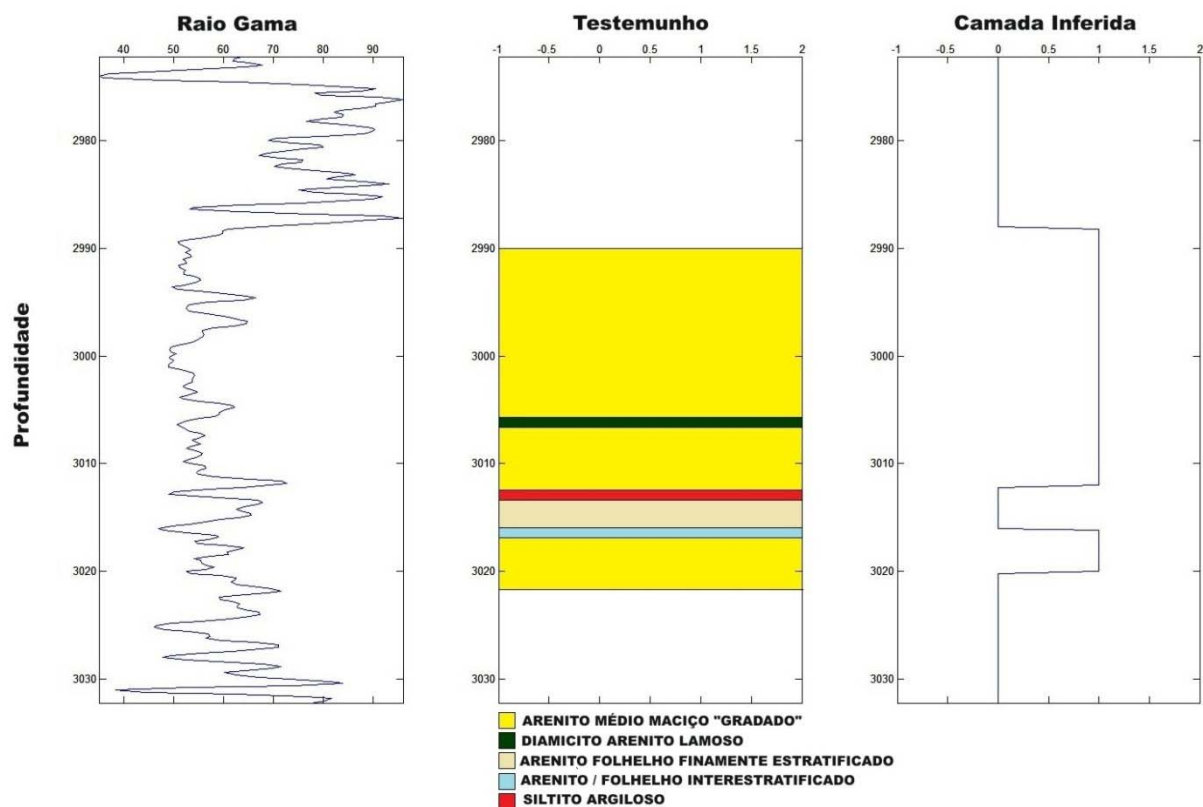


Figura 18: Perfil de raio Gama natural, testemunho e Camada inferida do Poço C.

Tabela 3: Localização do arenito em profundidade no testemunho e no perfil inferido para o poço C.

	Testemunho	Inferida
Profundidade inicial do arenito no primeiro intervalo	2990 m	2988 m
Profundidade final do arenito no primeiro intervalo	3005 m	3012 m
Profundidade inicial do arenito no segundo intervalo	3006 m	
Profundidade final do arenito no segundo intervalo	3012 m	
Profundidade inicial do arenito no terceiro intervalo	3018 m	3016 m
Profundidade final do arenito no terceiro intervalo	3022 m	3021 m

6 CONCLUSÕES

O método apresentado neste trabalho obteve êxito em seu objetivo de inferir camadas de arenito em poços não testemunhados, a partir de informação a priori de poços testemunhados do mesmo campo. Observando os resultados, podemos constatar que existe uma margem de erro de alguns metros para a parte superior e para parte inferior, inerente as informações dos perfis. Em alguns casos específicos, pode ocorrer que o algoritmo não identifique uma determinada litologia devido a pequena espessura da mesma, como caso da litologia diamcито encontrada na profundidade 3005 metros entre duas camadas de arenito espessas no poço C, que devido a resolução do algoritmo, não foi encontrada. Devido à rapidez da varredura dos dados, a facilidade de identificação da litologia alvo e a pequena margem de erro, concluímos que o algoritmo é uma solução viável financeiramente, operacionalmente e tecnicamente para a indústria do petróleo na identificação litológica, proporcionando a automatização do processo de identificação litológica consequentemente, aumentando a produção de hidrocarbonetos.

REFERÊNCIAS

- BRAGA, I. L. S. **Identificação E Classificação de litofácies com o uso da teoria bayesiana de reconhecimento de padrões**. 2005. 126f. Dissertação (mestrado) – LENEP, Macaé.
- CUNHA, E. S. da. **Identificação de litofácies de poços de petróleo utilizando um método baseado em Redes Neurais Artificiais**. 2002. 117f. Dissertação (mestrado) Campina Grande, Paraíba, 2002.
- ELLIS, D. V. **Well logging for earth scientists**. USA: Elsevier, 1987.
- GIRÃO, G. N. **[Notações de sala de aula]**. 2004. Disponível em: <<http://geraldogirao.com/index.htm>>. Acesso em junho de 2009. (Apostilas)
- MOZELLI, L. A. **Controle fuzzy para sistemas Takagi-Sugeno: condições aprimoradas e aplicações**, 2008. 98f. Dissertação (mestrado) - UFMG, 2008.
- SAGGAF, M.M.; NEBRIJA, E. L. A fuzzy logic approach for the estimation of facies from wire-line logs. **AAPG Bulletin**. v. 87; no. 7; p. 1223-1240. 2003
- SAGGAF, M.M.; NEBRIJA, E. L. Estimation of Missing Logs by Regularized Neural Networks. **APPG Bulletin**, vol. 87, no. 8, p. 1377–1389, 2003.
- SERRA, O. **Sedimentary environments from Wireline logs**. [S.l.]: Schlumberger. 1985.
- TIGRE, C. A.; LUCCHESI, C. F. **Estado atual do desenvolvimento da Bacia de Campos e perspectivas. Seminário de Geologia de Desenvolvimento e Reservatório**, DEPEXPETROBRAS, Rio de Janeiro, 1986. p. 1-12.
- ZADEH, L. A. Fuzzy sets, **Information and Control**, v. 8, p. 338– 353. 1965.