UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOFÍSICA

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Identificação de Camada Reservatório com Inferência Fuzzy

MARIO JUNIOR DO ROSÁRIO TEIXEIRA

Belém
2021

MARIO JUNIOR DO ROSÁRIO TEIXEIRA

Identificação de Camada Reservatório com Inferência Fuzzy

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Faculdade de Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará para obtenção do grau de Bacharel em Geofísica

Linha de Pesquisa: Inferência Fuzzy aplicada a Geofísica de Poço

Área de Concentração: Geofísica de Poço

Orientador: Prof. André Andrade

Belém
2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

T266i Teixeira, Mario Junior do Rosário.
Identificação de Camada Reservatório com Inferência Fuzzy / Mario Junior do Rosário Teixeira. — 2021.
54 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. André José Neves Andrade
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Faculdade de Geofísica, Belém, 2021.

1. Geofísica de Poço. 2. Inferência Fuzzy. 3. Poço de Petróleo. I. Título.

CDD 550

MARIO JUNIOR DO ROSÁRIO TEIXEIRA

Identificação de Camada Reservatório com Inferência Fuzzy

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado á Faculdade de Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará para obtenção do grau de Bacharel em Geofísica.
Linha de Pesquisa: Inferência Fuzzy aplicada a Geofísica de Poço
Área de Concentração: Geofísica de Poço

Data de aprovação:

Banca Examinadora:

Prof. André José Neves Andrade (Orientador)
Universidade Federal do Pará

Profa. Nayara Safira da Silva (Membro)
Universidade Federal do Oeste Paraense

Prof. Diogo Maia Lopes (Membro)
Faculdade Ideal

“Até aqui o senhor nos ajudou”

1 Samuel 7:12

AGRADECIMENTOS

Os agradecimentos são partes cruciais no processo, com ele lembramos todos àqueles que fizeram parte desse caminho que nos levou até esse momento. E ao olhar para trás é possível observar o quanto cada pessoa teve sua importância para esse tão esperado dia.

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus por ter me guiado e ter sido minha fortaleza nos momentos difíceis, além de ter me mantido com a serenidade necessária para enfrentar cada dificuldade que se sucedeu e que me levou ao amadurecimento e também ao entendimento de que em tudo é preciso persistência, pois a vida é constituída de fases, e com fé é possível passar por elas de maneira sólida e coerente.

Em segundo lugar gostaria de agradecer meus pais, esses que foram tão importantes ao longo dessa jornada. Na verdade, não teria chegado até aqui se não fossem seus trabalhos diários exaustivos que conseguiram me manter na trilha de meu caminho nos estudos. Tudo isso com muito amor e cuidado deles que sempre me protegeram e me auxiliaram em tudo ao longo da vida. Hoje, meu pai não está aqui para ver tudo isso, ele que ficou careca junto comigo ao entrar nessa universidade, mas sinto que de algum jeito ele esteve comigo ao longo dessa caminhada junto da minha mãe, que chorou a cada aprovação e que sempre esteve presente para me ouvir, auxiliar, aconselhar e me guiar sozinha até o dia de hoje. Eles sempre, independente de onde eu esteja, serão meus exemplos. E que um dia eu possa me tornar apenas um terço daquilo que eles foram. Meu muito obrigado a eles por cada momento que me fizeram entender que de nossos pais temos tudo: o que somos e o que falta. Sinto que este texto de agradecimento não seria suficiente para lhes agradecer por tanto, mas serve para deixar registrado para toda a história o quanto os amo.

Aqui neste parágrafo, gostaria de dedica-lo a um agradecimento muito mais que especial a minha madrinha, ou, minha segunda mãe. Ter uma mãe já seria um presente imensurável, mas ter duas mães ao longo da minha vida foi um privilegio incrível. Ela nos deixou dias antes de terminar este trabalho, e a ela dedico essa vitória, afinal sem ela nada disso teria sido possível, pois até meses atrás não sabia onde escreveria esse texto de conclusão, e aqui estou naquele que foi seu último presente. Onde quer que você esteja, que você esteja orgulhosa mãedrinha.

Deixou meus agradecimentos aos meus irmãos Leonardo e Claúdia, sempre tão presentes na minha vida e que com o calor do amor de verdadeiros irmãos me impulsionaram até aqui. Meu muito obrigado por todas as palavras e ações de incentivo que me mostraram que tudo é possível quando temos ao nosso lado, pessoas que acreditam na gente, e sem dúvidas, vocês foram essas pessoas.

Agradeço também a minha namorada pela parceria e por todo o cuidado que me dedica ao longo de todo esse tempo que estamos juntos, só tenho a agradecer a ela por ter me ajudado e me passado forças nesses dias (e em todos os outros) de tão grande dificuldade que se passou até chegar aqui, e que com seu senso de humor e seu amor, me fizeram fortalecidos para encarar tudo. Entendi com ela que realmente o amor é uma amizade que nunca morre.

Deixo também um agradecimento a todos os parentes que de alguma forma estiveram comigo ao longo dessa jornada e me auxiliaram de alguma forma, todos foram de suma importância para essa conquista.

Agradeço também aos meus amigos de Universidade pelas belas histórias que escrevemos ao longo dessa Graduação, foi fantástico o caminho que trilhamos até chegar aqui e cada momento com certeza levarei comigo em minha memória.

Realizo ainda um agradecimento especial a Universidade Federal do Pará e a Faculdade de Geofísica por todo o aparato e acolhimento recebido ao longo desses anos, a todos os professores de minha graduação que foram de fundamental importância ao longo dessa formação profissional. Em especial, agradeço ao meu orientador nesse trabalho, Professor André Andrade por toda paciência, dedicação e zelo que teve comigo e com este trabalho de conclusão de curso. Sem dúvidas que levarei sempre comigo os seus ensinamentos repassados além da sua grande capacidade de auxiliar de maneira inteligente e didática. Foi uma honra tremenda tê-lo como orientador, com toda certeza.

RESUMO

Aborda-se neste Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) o problema do transporte da informação geológica obtida em poços testemunhados para poços não testemunhados localizados no mesmo campo petrolifero. A metodologia adotada busca verificar a capacidade de uma modificação do sistema de inferência fuzzy do tipo Mamdani, com a introdução de alterações na construção da base de dados e no método de desfuzzificação para produzir a identificação de uma camada reservatório em um poço não testemunhado (a sua localização e extensão ao longo da trajetória do poço). A partir da criação da base de conhecimento produzida pelos perfis registrados em um poço testemunhado, apresentando o perfil de densidade com baixa qualidade. A base de conhecimento é formada pelos perfis sônico (de boa qualidade) e raio gama natural e pelos parametros P e K, que atenuam os efeitos do perfil de densidade e enfatizam o perfil sônico. O metódo de desfuzzificação é alterado de modo a satisfazer a solução de um problema de decisão binário. Esta metodologia é discutida com a utilização de dados sintéticos construidos com base no modelo geral de rocha sedimentar e dados reais de três poços testemunhados e perfurados no campo de Namorado, bacia de Campos.

Palavras-chaves: geofísica de poço; inferência Fuzzy; geologia do petróleo.

ABSTRACT

This work addresses the problem of transporting geological information obtained from witnessed wells to non-witnessed wells located in the same oil field. The adopted methodology seeks to verify the capacity of a modification of the Mamdani-type fuzzy inference system, with the introduction of changes in the construction of the database and in the defuzzification method to produce the identification of a reservoir layer in an unwitnessed well (a its location and extent along the path of the well). From the creation of the knowledge base produced by the logs registered in a witnessed well, presenting the density profile with low quality. The knowledge base is formed by the sonic profiles (of good quality) and natural gamma ray and by the parameters P and K, which attenuate the effects of the density profile and emphasize the sonic profile. The defuzzification method is changed in order to satisfy the solution of a binary decision problem. This methodology is discussed using synthetic data constructed based on the general sedimentary rock model and real data from three witnessed and drilled wells in the Namorado field, Campos basin.

Keywords: geophysics of poço; Fuzzy inference; petroleum geology.

LISTA DE FIGURAS

4.1 Gráfico P-K apresentando os pontos representativos dos minerais mostrados na Tabela 4.2. Fonte: Autor 9

5.2 Gráfico para a função que caracteriza o conjunto clássico adolescente. Fonte: Sandri e Correa (1999). 12

5.3 Gráfico para a função que caracteriza o conjunto *nebuloso* adolescente. Fonte: Sandri e Correa (1999). 13

5.4 Representação dos tipos de funções de pertinência. Fonte: Lopes (2013) 14

5.5 Processo de Inferência Fuzzy. Fonte: Jang et al (1997). 15

5.6 Agregação das funções de pertinência produzidas pelas regras de inferência e defuzzificação. Fonte: Modificado de Jang et al (1997). 17

5.7 Exemplo de deffuzificação pelo metódo do centroide. O valor de saída é produzido pela abscissa do centro de gravidade da função de pertinência resultante da agregação das pertinências produzidas pelas regras de inferência. Fonte: Jang et al (1997). 17

6.8 Ilustração esquemática da modificação do Sistema Mamdani para a solução de um problema de decisão binário. Fonte: Autor. 19

7.9 Intervalo do poço testemunhado, mostrando em azul a camada alvo. Fonte: Autor 22

7.10 Representação Gráfica dos perfis do poço testemunhado. Figura 7.10-A – Gráfico M-N. Figura 7.10-B – Gráfico P-K. As cruzes azuis marcam os pontos dos perfis registrados na camada alvo. Fonte: Autor. 22

7.11 Funções de pertinência construidas no poço testemunhado. Fonte: Autor. 23

7.12 Resultado da aplicação dos dados do poço testemunhado como entrada no sistema de inferência. A Figura 7.12–A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada de referência marcada na cor azul. A Figura 7.12–B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.12–C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor. 24

7.13 Perfis registrados no poço não testemunhado. Fonte: Autor. 25

7.14 Gráficos do poço não testemunhado. Figura 7.14–A Gráfico M-N. Figura 7.14–B Gráfico P-K. As cruzes representam os pontos de medida registrados nos perfis mostrados na Figura 7.13. Fonte: Autor. 26

7.15 Resultados da aplicação do sistema de inferência em um poço não testemunhado. As cruzes azuis marcam os pontos identificados como pertecentes a camada alvo (Arenito). A Figura 7.15–A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada alvo marcada na cor azul. A Figura 7.15–B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.15–C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor. 27

7.16 Mapa estrutural do topo do reservatório do Campo de Namorado. Fonte: Barboza (2005) 28

7.17 Intervalo do poço de referência (Poço A), mostrando em azul a camada alvo. Fonte: Autor. 30

7.18 Representação Gráfica dos perfis do poço A. Figura 7.18-A – Gráfico M-N. 7.18-B – Gráfico P-K. As cruzes azuis marcam os pontos dos perfis registrados na camada alvo. Fonte: Autor. 31

7.19 Funções de pertinência construidas no poço A. Fonte: Autor. 31

7.20 Resultado da aplicação dos dados do poço A como entrada no sistema de inferência. A Figura 7.20 – A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada de referência marcada na cor azul. A Figura 7.20 – B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.20 – C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor. 32

7.21 Dados de entrada e resultados da aplicação do sistema de inferência ao poço B. Fonte: Autor. 33

7.22 Dados de entrada e resultados da aplicação do sistema de inferência ao poço C. Fonte: Autor. 34

LISTA DE TABELAS

2.1 Classificação das litofácies fluviais para depósitos cascalhosos. Fonte: Miall (1978). 3

4.2 Valores dos parâmetros P e K para alguns minerais comuns nas bacias sedimentares. Fonte: Autor. 9

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1

2 FÁCEIS SEDIMENTARES 3

3 GEOFÍSICA DE POÇO 5

3.1 PERFIL DE POÇO..... 5

3.1.1 Perfil de raio gama..... 5

3.1.2 Perfil de densidade..... 6

3.1.3 Perfil sônico..... 7

3.1.4 Perfil de porosidade neutrônica..... 7

4 GRÁFICO P-K 8

5 LÓGICA FUZZY 10

5.1 CONJUNTOS FUZZY..... 11

5.2 FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA..... 14

5.3 INFERÊNCIA FUZZY..... 15

5.3.1 Inferência fuzzy Mamdani..... 16

6 METODOLOGIA 19

7 RESULTADOS 21

7.1 DADOS SINTÉTICOS..... 21

7.2 DADOS REAIS..... 28

7.2.1 Campo de namorado..... 28

7.2.2 Aplicação..... 29

7.2.2.1 Poço b..... 33

7.2.2.2 Poço c..... 34

8 CONCLUSÕES 35

REFERÊNCIAS 36

1 INTRODUÇÃO

O aumento da perfuração de poços de alto ângulo em bacias submersas impede, ou às vezes prejudica a recuperação de testemunhos. Que são fundamentais no desenvolvimento de um campo petrolífero, permitindo a construção da carta estratigráfica.

Neste Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) aborda-se o problema do transporte da informação geológica, aqui tomada como a litologia de uma camada de interesse, obtida em poços testemunhados localizados no mesmo campo e perfurados com o intuito exclusivo de produzir testemunhos ou de poços perfurados em campos análogos para poços não testemunhados. A abordagem adotada busca verificar a capacidade de um sistema de Inferência Fuzzy, construído na forma de uma modificação do Sistema Mamdani de identificar camadas de mesma litologia no poço não testemunhado, determinando as cotas de topo e base das camadas ao longo da trajetória do poço não testemunhado.

Geologicamente, em função da variabilidade composicional das rochas sedimentares é extremamente difícil o estabelecimento de semelhanças pela simples análise numérica dos perfis de poço, contaminados, ainda, pelo ruído ambiental inerente as ferramentas de perfilagem.

Neste TCC adota-se o Sistema de Inferência Fuzzy por permitir uma avaliação de semelhanças relativamente mais “relaxada” que a análise numérica. Assim, para a criação do Sistema Fuzzy interpreta-se o problema de identificação de uma camada reservatório em um poço não testemunhado na forma de um problema de decisão binário. Em princípio, parece uma contradição com o conceito de número fuzzy, que por definição atenua a barreira fixa natural de um problema de decisão binário. De forma a tratar esta aparente contradição é apresentada uma modificação no Sistema Fuzzy tradicional que possibilita a sua utilização num problema de decisão binário.

Uma das principais características de um Sistema Fuzzy é a sua base de conhecimento. Quando a sua aplicação utilizando os dados Geofísicos de Poço esta base de conhecimento é criada em um poço testemunhado e o Sistema Fuzzy opera no sentido de classificar cada ponto de medida no poço não testemunhado como similar ou dispare da litologia ou, mais geral, ao conceito de Fáceis da camada de interesse no poço testemunhado.

Aborda-se ainda uma situação particular, que é a possibilidade de que no poço não testemunhado ocorra o registro de um perfil de Densidade com baixa qualidade. Assim, apresenta-se a criação da base de conhecimento através de uma combinação conveniente dos

perfis de porosidade (Densidade, Sônico e Neutrônico) na forma dos parâmetros P e K, que atenuam o efeito do perfil de Densidade e enfatizam o perfil Sônico, que deve ser de boa qualidade.

A metodologia apresentada nesse TCC é discutida com a utilização de dados sintéticos construídos com base no modelo geral de rocha sedimentar e dados reais de três poços testemunhados e perfurados no Campo de Namorado, Bacia de Campos.

2 FACÉIS SEDIMENTARES

Fácies Sedimentares é o conceito de um corpo rochoso caracterizado por suas propriedades físicas, não se limitando à localização do estrato, mas definido de acordo com padrões descritivos (Walker, 1984). Ou seja, são características que rochas ou sedimentos vêm a ter de acordo com alguns fatores como transporte e sedimentação que são específicos para um determinado ambiente geológico.

De Acordo com Walker (1984), a terminologia "Fáceis" surgiu em Geologia a partir da introdução feita por Nicolaus Steno em 1969, sendo considerada inicialmente como a característica total de uma parte da superfície terrestre. Já o conceito que consideramos hoje em dia foi originado por Gressly em 1830, onde foi descrito como um conjunto de características litológicas e paleontológicas que diferenciam uma unidade estratigráfica.

A individualização e descrição de fácies tiveram por objetivo caracterizar o processo sedimentar, enquanto o agrupamento de fácies em associações cogenéticas e contemporâneas permitiu a identificação de ambientes e sistemas deposicionais. Esses elementos foram representados na forma de blocos diagramas que representam um modelo tridimensional das associações de fácies (Barbosa, 2010).

Tabela 2.1. Classificação das litofácies fluviais para depósitos cascalhosos. Fonte: Miall (1978).

Código da Fácies	Fácies	Estruturas Sedimentares	Interpretação
Gmm	Cascalho maciço matriz – suportado	Gradação Incipiente	Fluxo de detritos plástico, fluxo viscoso, alta coesão
Gmg	Cascalho matriz – suportado	Gradação inversa a normal	Fluxo de detritos pseudoplástico, fluxo viscoso, baixa coesão interna
Gci	Cascalho clasto – suportado	Gradação inversa a normal	Fluxo de detritos, alta concentração de clastos ou fluxo de detritos pseudoplásticos
Gcm	Cascalho maciço clasto – suportado	-	Fluxo de detritos pseudoplásticos (fluxo turbulento)
Gh	Cascalho clasto - suportado, acamamento incipiente	Acamamento horizontal, imbricamento	Formas de leito longitudinais, depósitos residuais (*lags*)
Gt	Cascalho estratificado	Estratificações cruzadas acanaladas	Preenchimento de pequenos canais
Gp	Cascalho estratificado	Estratificações cruzadas planares	Formas de leito transversais, crescimento deltaico a partir de barras remanescentes

O conjunto de características de uma fácies revela condições de formação, assim como a natureza dos meios biológico e geológico de que se constitui um paleo-ambiente. Através de fatores (físicos e biológicos) de coloração, granulometria e textura é possível detalhar as fácies quanto ao teor de matéria orgânica, grau de oxidação e provável interferência climática (Perônico, 2009).

A Importância da caracterização das fácies pode ser observada quando se confrontam dois arenitos como arenitos de fácies fluviais que possuem propriedades petrofísicas distintas dos arenitos de praia, pois o ambiente deposicional, assim como o agente de transporte, interfere nessas propriedades (Pantoja, 2010).

3 GEOFÍSICA DE POÇO

Considera-se como Geofísica de Poço o conjunto de procedimentos que vão desde a aquisição, passando pelo processamento e chegando, por fim, a interpretação das propriedades físicas que temos dentro um poço. Estes fatores são utilizados para que se consiga produzir como resultado um modelo geológico que representem os fluidos presentes em subsuperfície e estimando como se dará a sua produção.

3.1 PERFIS DE POÇO

Os Perfis de poços são formas de representar as variações das propriedades físicas medidas ao longo da profundidade de um poço. Os dados para construção dos perfis são coletados no deslocamento ascensional e contínuo do equipamento que está sendo usado na perfilagem (sonda, por exemplo) (Lopes, 2013).

Entre os exemplos de perfis de poço temos: Raio Gama Natural, Porosidade Neutrônica e Sônica que serão discutidos a seguir.

3.1.1 Perfil de raio gama natural

Neste tipo de perfil temos a medição da radioatividade presente na parede do poço. Considerando que os Raios Gama são compostos por energia eletromagnética e que conseguem interagir diretamente com outras estruturas como as rochas, então estes conseguem determinar a radioatividade presente na constituição dos poços, mostrando a maior ou menor radioatividade na sua estrutura. 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) (Rosa, 2010).

Durante o procedimento de perfilagem, são obtidos alguns valores que mostram a presença de componentes radioativos naquela formação, que nos informam se esta formação é muito ou pouco radioativa, considerando que quanto mais concentrada a radioatividade em uma certa posição, mais radioativa é a rocha que a forma.

. O perfil de raios gama natural é utilizado para classificar as rochas perfuradas em rochas reservatório ou selantes devido às diferentes quantidades de isótopos radioativos associados a cada uma delas. As rochas selantes, como os folhelhos, normalmente emitem uma maior quantidade de radiação gama que as rochas reservatório, como arenito, por exemplo, em razão da presença de feldspatos (potássio) e de matéria orgânica. O perfil de raios gama natural é utilizado como um indicador da quantidade de argila nas rochas. O perfil de raios gama natural é também usado para detecção e avaliação de minerais radioativos, tais como Urânio, Tório, etc (Pantoja, 2010).

3.1.2 Perfil de densidade

Considera-se Perfil de Densidade a medição continua da variação de densidade das rochas que atravessam um poço. 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 (Rosa, 2010).

O Efeito Compton reduz a energia do feixe do raio gama original e o dispersa em todas as direções como consequência da interação com os diferentes elementos que compõem as rochas da formação. O fluxo de raio gama que alcança cada um dos detentores é atenuado pela formação, então o grau de atenuação é dependente da densidade de elétrons na formação; concluindo-se que quando há uma alta densidade eletrônica, a atenuação dos raios gama será mais significativa e por tanto haverá um baixo registro de raios gama nos detectores da ferramenta (Guzman, 2015).

3.1.3 Perfil sônico

A ferramenta sônica convencional mede o tempo de trânsito das ondas compressionais, na rocha vizinha ao poço, por meio de uma sonda composta por um transmissor e dois receptores. O impulso sonoro emitido com uma frequência constante, pelo transmissor, propaga-se nas camadas até vir a ativar sucessivamente dois receptores localizados, a distâncias fixas e pré-determinadas, na sonda de perfilagem (Pantoja, 2010). Logo, o que está sendo medido é o tempo que a onda necessita pra fazer o percurso entre os receptores, em outras palavras, a porosidade então é medida através do tempo que foi gasto pela onda compressional para percorrer o espaço de formação.

Esse perfil possibilita então fazer uma relação entre o tempo de trânsito de uma onda em uma determinada rocha e sua possível porosidade, já que se considerarmos duas rochas separadas a que tiver mais fluido em seus poros, apresentará um maior um grande tempo de trânsito em relação à outra rocha que possuir menos fluido em seus poros.

3.1.4 Perfil de porosidade neutrônica

Para o perfil de porosidade neutrônica considera-se principalmente à quantidade de átomos de hidrogênio na formação de estudo. A ferramenta de neutrônica foi o primeiro dispositivo nuclear que foi usado para obter uma estimação da porosidade de formação, e opera injetando nêutrons com alta energia na formação (Guzman, 2015). Uma noção do conteúdo de hidrogênio presente na rocha é dada através da medida da distribuição espacial dos nêutrons epitermais, resultantes da interação dos nêutrons com a formação. Sabendo que o hidrogênio se faz presente no interior do espaço poroso da rocha, seja em forma de água ou hidrocarboneto, o valor da porosidade encontra-se diretamente relacionado com a medida. Em outras palavras, quanto maior a quantidade de hidrogênio medida mais fluido terá essa rocha e, conseqüentemente, maior será sua porosidade (Pantoja, 2010).

4 GRÁFICO P-K

De acordo com Santos (2014), na avaliação da formação, usando as várias informações de propriedades físicas registradas no perfil do poço, alguns métodos gráficos e numéricos foram desenvolvidos tendo como objetivo uma estimativa realista sobre a litologia das diversas camadas perfiladas do poço (Cain, 1986). E dentro desses métodos está o Gráfico M-N (Burke et al, 1969), que se utilizando dos perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neurônica) age de modo a fazer uma aproximação da litologia através do reconhecimento do principal mineral da rocha.

O Gráfico M-N é utilizado quando o perfil de Densidade é de boa qualidade. No entanto, em alguns casos, como poços de grandes diâmetros ou com desmoronamentos; poços com lama de alta densidade, entre outras ocorrências, podem acarretar na geração de perfis de Densidade de baixa qualidade, que prejudicam a interpretação do Gráfico M-N (Crain, 1986).

Com o perfil sônico de boa qualidade pode-se utilizar o Gráfico P-K, onde o parâmetro P é constituído a partir da associação do perfil de densidade com o perfil sônico e o parâmetro K, a partir da combinação do perfil de porosidade neutrônica com o perfil sônico.

Os parâmetros P e K são definidos, na forma,

$$P = \frac{\rho_{m-}\rho_w}{(\Delta t_w - \Delta t_m)} 100 \qquad (4.1)$$

$$K = \frac{\phi_{N_w-}\phi_{N_m}}{(\Delta t_w - \Delta t_m)} 100 \qquad (4.2)$$

Na equação 1 o termo ρ_m é a densidade do mineral principal, o termo ρ_w é a densidade da água, Δt_m é o tempo de trânsito do mineral principal e Δt_w é o tempo de trânsito da água. Na equação 2 o termo ϕ_m é a porosidade neutrônica do mineral principal e o termo ϕ_w é a porosidade neutrônica da água.

Tabela 4.2 – Valores dos parâmetros P e K para alguns minerais comuns nas bacias sedimentares. Fonte: Autor

Mineral	P	K
Quartzo	1.2222	0.7677
Calcita	1.2085	0.7067
Dolomita	1.2628	0.6309
Ortoclásio	1.2653	0.8604
Albita	1.1360	0.7272
Anidrita	1.4101	0.7302
Gesso	0.9635	0.3796
Argilomineral		
Caolinita	1.6667	0.7500
Ilita	1.6667	0.8170
Esmectita	1.6667	0.8333

Quando substituído os valores das propriedades físicas dos minerais pelos valores registrados nos perfis de porosidade ao longo da extensão do poço, têm-se os chamados pontos litológicos que, no caso ideal se disporão nas proximidades dos pontos dos minerais (Santos, 2014) apresentados na Tabela 4.2 e na Figura 4.1.

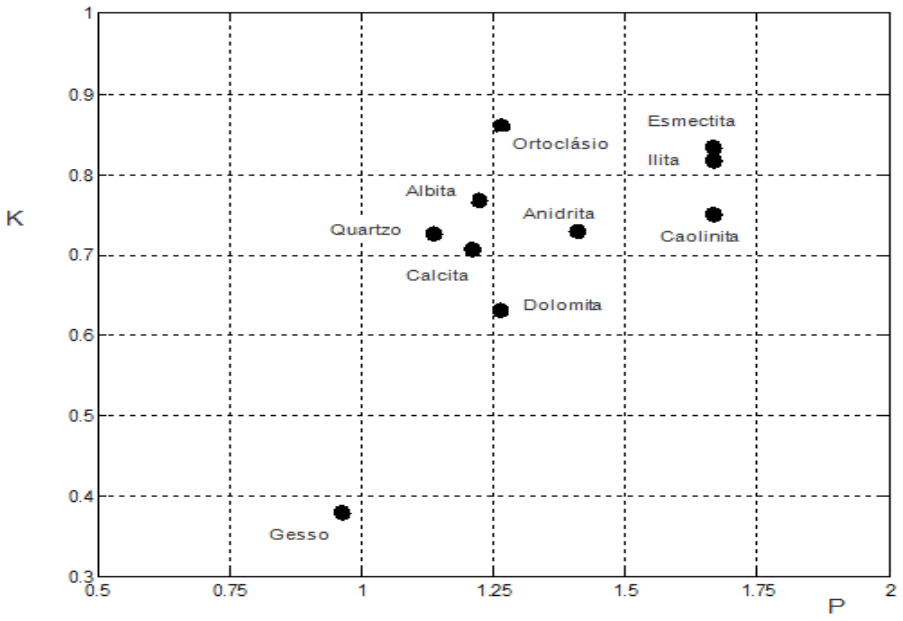

Figura 4.1 – Gráfico P-K apresentando os pontos representativos dos minerais mostrados na Tabela 4.2. Fonte: Autor

5 LÓGICA FUZZY

A Lógica Fuzzy ou Lógica Difusa (Zadeh, 1965) busca oferecer uma forma matemática, que produza uma mimica do modo como os humanos lidam com problemas reais, com possíveis graus de incerteza. Assim, trata-se com os chamados “dados nebulosos” que se diferenciam da resposta binária de verdadeiro ou falso da lógica convencional, introduzindo os graus de verdade para cada situação proposta.

Os recursos computacionais da década de 60 não conseguiam automatizar as atividades de natureza industrial que apresentassem um grau de ambiguidade ou incerteza, com a utilização da lógica Booleana, na forma de que uma proposição lógica possui apenas duas possibilidades, completamente verdadeiro ou completamente falso. Todavia, na Lógica Fuzzy, um argumento varia em certo grau de verdade de 0 a 1, o que determina que este argumento possa ser parcialmente verdadeiro ou parcialmente falso.

A Lógica Fuzzy também permite a obtenção de resultados com valores nem tão completos ou informações pouco assertivas. E por isso, os sistemas Fuzzy são altamente recomendados para esses problemas complexos onde, não existe um modelo físico-matemático associado. Nos processos que seguem um comportamento não linear, uma solução difusa apresenta grandes vantagens, pois a solução difusa exige conhecimento especializado em expressões linguísticas, requisito que normalmente é facilmente disponível (Ruiz Tapia, 2015).

A Teoria dos Conjuntos Fuzzy (Zadeh, 1965) permite o tratamento de aspectos vagos de informação, originando a chamada Teoria da Possibilidade (Zadeh, 1978), que diferente da teoria da probabilidade possibilita a utilização de variáveis linguísticas, como uma representação númerica das tomadas de decisão do ser humano, onde o grau de informação envolve muitos conceitos, que são melhores definidos pelas palavras do que pela sua representação numérica.

Surge então uma técnica que se baseia em Graus de Pertinência ou Graus de Verdade onde apesar de ainda termos os valores 0 e 1 nas extremidades, passamos a incluir vários graus de verdade entre eles, levando a conclusão de que toda informação não necessariamente precisa variar apenas entre verdadeiro ou falso.

Asim, podemos admitir vários graus de verdade como no caso da temperatura em que caracterizamos não apenas que certo ambiente está Frio ou Calor e sim que aquele ambiente possa estar muito frio ou apenas frio e ainda, que ele está quente ou muito quente e essa determinação depende também de vários fatores como as condições climáticas de onde aquela

pessoa residia, a temperatura natural do lugar, entre outros exemplos.

Por isto, a Lógica Fuzzy passou a ser adotada na resolução de diversos problemas de engenharia em sistemas que se baseiam em informações humanas para automatizar os seus procedimentos como sistemas de eletrodomésticos, tomadas de decisão no mercado financeiro e até mesmo em sistemas de casas inteligentes, tudo graças a sua capacidade de trabalhar com grande variedade de informações vagas e incertas que refletem o pensamento humano. E o sucesso da lógica se deu inicialmente graças ao trabalho de Mamdani (Mamdani, 1975), que aplicou inicialmente a Lógica Fuzzy ao controle de processos após inúmeras tentativas frustradas em controlar uma máquina a vapor com tipos distintos de controladores e somente conseguiu fazê-lo através da aplicação do raciocínio fuzzy. Esse sucesso serviu de alavanca para muitas outras aplicações, como em 1980, no controle fuzzy de operação de um forno de cimento (Magalhães, 2004).

Mas para que se tenha sucesso na aplicação é necessário entender a Teoria do Conjunto Fuzzy ou a semântica para a lógica fuzzy que permite especificar quão bem um objeto pode satisfazer uma descrição vaga já que está teoria baseia-se em palavras e não tanto em números, pois os valores considerados como verdade são basicamente expressos linguisticamente com um amplo conjunto de palavras que podem ser quantificadores (Ex: Em torno de, vários, poucos) ou palavras que são modificadores de um certo predicado (Ex: Muito, bastante, pouquíssimo), fazendo com que a lógica consiga modelar tomadas de decisões e até mesmo o senso comum.

Ainda assim, apesar da lógica Fuzzy trabalhar com a linguística, sabe-se que ela apresenta satisfatorias representações numéricas quando comparadas com a solução numérica como em (Sandri e Correa, 1999) que analisou o desempenho de resultados modelados por sistema Fuzzy comparados á solução numérica da Equação de Richards.

5.1 CONJUNTOS FUZZY

Um conjunto Fuzzy A em X é definido como um conjunto de pares ordenados, descritos da seguinte maneira:

$$A = \{(x, u_a(x)), x \in X\} \tag{5.3}$$

Em que $u_a(x)$ é a função de Pertinência e A é o Conjunto Fuzzy.

Entende-se assim que um Conjunto Fuzzy é completamente caracterizado pela sua Função de Pertinência que mapeia os elementos pertencentes à de X para um intervalo [0,1]. Por isso, uma Função de Pertinência que seja associada a um elemento Y que seja pertencente a X um número real que está no Intervalo [0,1], que representará o Grau de Pertinência do Elemento Y ao considerado Conjunto A. Desta maneira, conseguiremos saber ao certo quanto é possível para um determinado elemento Y pertencer ao conjunto A.

Conclui-se assim que os Conjuntos Fuzzy são conjuntos que apresentam limites basicamente imprecisos se considerarmos que trabalhamos com sentenças que não são apenas verdadeiro e falso, e sim, parcialmente verdadeiro e parcialmente falso o que levará a este conjunto, permitir a inserção de diversas variáveis para obtermos um resultado final preciso a partir da complexidade que se apresentará.

Por este motivo, um Conjunto pertencente à teoria dos Conjuntos Clássicos passará a ser considerado como um conjunto Nebuloso de forma especifica que é denominada de clássico onde os Graus de Pertinência passarão a ser do tipo verdadeiro ou falso e sim ou não, deixando de ter vários graus de verdade como no Conjunto Fuzzy. Poderá ser vista diferença mais clara em Sandri e Correa (1999) que faz uma relação de funcionamento dos conjuntos Fuzzy e dos conjuntos clássicos para a determinação do que seria a variável idade para cada um dos conjuntos.

A representação gráfica para cada uma das respostas obtidas para cada tipo de conjunto foi apresentada de forma que se pudesse ver que os Conjuntos Fuzzy possuem uma melhor precisão se considerarmos variáveis mais próximas ao pensamento humano, do que os conjuntos fundamentados na lógica tradicional.

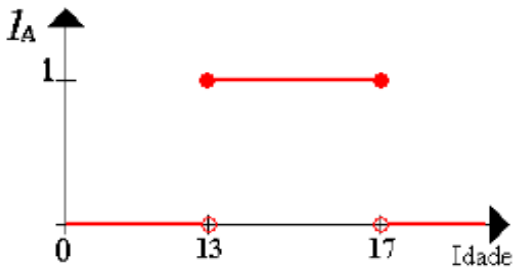

Figura 5.2 – Gráfico para a função que caracteriza o conjunto clássico adolescente.

Fonte: Sandri e Correa (1999)

Neste gráfico podemos observar que para um conjunto clássico pessoas que tem entre 13 e 17 anos são classificadas como adolescentes. O que desconsideraria grupos que estivessem fora do intervalo e que também teriam idade próxima a 13 anos, além de outras características que também poderiam determinar pessoas como adolescentes, tornando o gráfico uma amostra de um caso de conjuntos clássicos que considera apenas respostas como sim ou não.

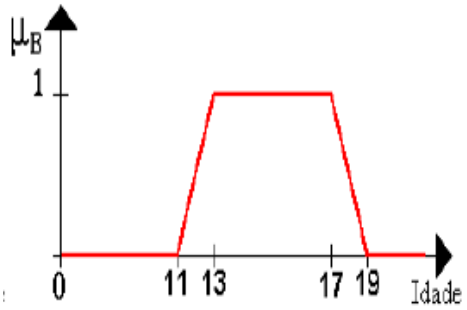

Figura 5.3 – Gráfico para a função que caracteriza o conjunto nebuloso adolescente.
Fonte: Sandri e Correa (1999)

No gráfico para um conjunto nebuloso podemos observar que uma pessoa que esteja na faixa etária entre 13 e 17 anos também será um adolescente sendo que agora, alguém que esteja acima de 19 anos ou estar abaixo dos 11 anos não poderá ser considerado da mesma forma. Desta maneira, pelo Conjunto Fuzzy quanto mais próximo dos 13 anos e dos 17 anos for sua idade, passaremos a ter um certo grau de consideração de que essas pessoas também são adolescentes, mesmo ainda levando em conta o intervalo [11, 13]. Esse caso nos demonstra que neste gráfico foram consideradas outras variáveis, melhorando o resultado final e tornando mais próximo do que seria o raciocínio humano para responder à questão proposta. Mas, ainda que os Conjuntos Fuzzy apresentem uma melhor aproximação, sua base teórica possui grande conexão com as teorias clássicas dos conjuntos tradicionais como, por exemplo, operações conhecidas dos conjuntos clássicos como união, intersecção e complemento.

5.2 FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA

As funções de pertinência podem ser consideradas como a forma em que representamos os conjuntos fuzzy, ou seja, estas são caracterizadas como o quanto temos de informação de que determinado objeto pertence a certo conjunto fuzzy. E estas medidas são medidas subjetivas tendo em vista que a lógica não apresenta ligação com funções probabilísticas que são um cálculo baseado em conhecimentos prévios enquanto a função de pertinência vai mapear elementos que estão dentro de um universo caracterizado por ser parte de um conjunto fuzzy. Estas Funções podem apresentar diversas formas de representação, como a forma Triangular, Trapezoidal, Gaussiana e Duplo Gaussiana, tendo cada uma sua especificidade na resolução de problemas.

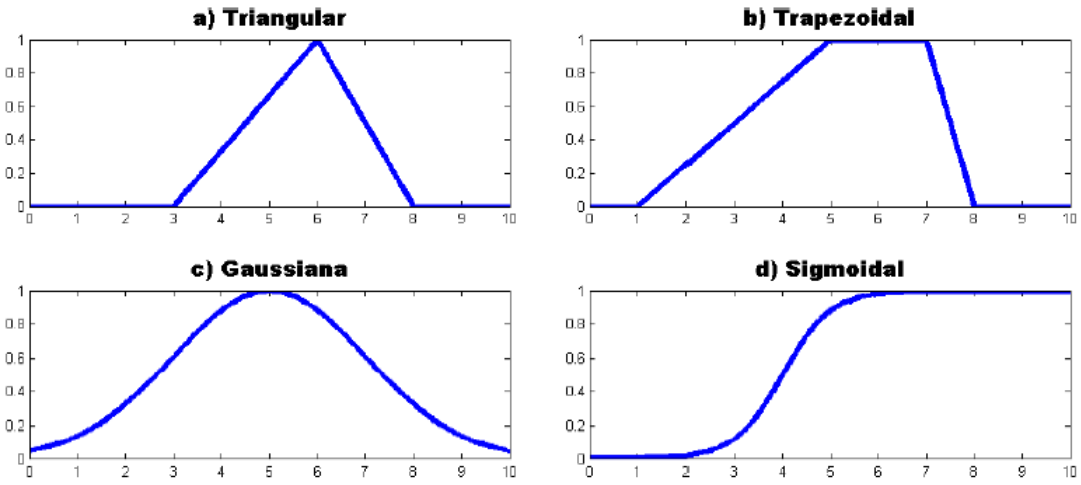

Figura 5.4 – Representação dos tipos de funções de pertinência. Fonte: Lopes (2013)

É necessário lembrar que a quantidade de funções de pertinência a serem introduzidas, dependerá do quanto queremos de precisão para o nosso sistema, ou seja, quanto mais curvas temos em nosso sistema, maior sensibilidade e complexidade teremos. Mas, por outro lado, ao mesmo tempo teremos como resposta, saídas mais contínuas e pouco abruptas. No entanto, nem sempre a escolha de representação das funções de pertinência será fácil já que a precisão pode se tornar dependendo do problema está sendo resolvido, porém, existem sistemas fuzzy cujos parâmetros das funções de pertinência são completamente definidos pelos especialistas. Nestes casos, as escolhas das funções triangulares e trapezoidais são mais comuns, uma vez

que as ideias de regiões de pertinência total, media e nula são mais intuitivas, que a especificação de valor modal e dispersão, associados ao projeto de função Gaussiana (Pimenta, 2010).

5.3 INFERÊNCIA FUZZY

Considera-se como Inferência Fuzzy a operação de obtenção de um certo valor de saída após a inclusão de um determinado valor de entrada nos conjuntos fuzzy, ou seja, são ferramentas computacionais que agregamos conceitos de conjuntos fuzzy, variáveis lingüísticas e raciocínio aproximado, processando dados por meio de mecanismo de inferência (Rosa, 2010).

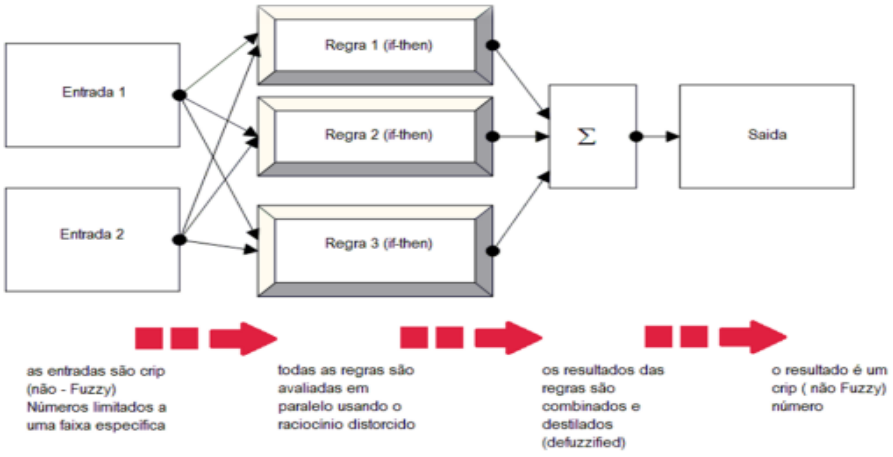

Figura 5.5 - Processo de Inferência Fuzzy. Fonte: Jang et al (1997)

Na inferência é onde teremos realmente ações com conjuntos fuzzy e esse processo envolve basicamente as operações fuzzy com as funções de pertinência, denominadas como regras de inferência (regras IF-THEN). Os conjuntos fuzzy de entrada, relativos aos antecedentes das regras, e o de saída referente ao consequente, podem ser definidos previamente ou, alternativamente, gerados automaticamente a partir dos dados (Lopes, 2013).

Desta forma, pode-se concluir que a inferência fuzzy é um processo importante na construção de um sistema fuzzy que possui dois métodos que são destaques nesse procedimento: Inferência Mamdani e Inferência Sugeno. Um

sistema fuzzy é implementado na prática a partir de um conjunto de etapas, denominadas Fuzzificação, Inferência e Defuzzificação. Esta ultima aplica-se somente ao modelo de Mamdani. Para o modelo Sugeno, é efetuado apenas um cálculo da média entre a função de pertinência de saída com os valores de entrada (Sousa, 2018).

5.3.1 Inferência fuzzy Mamdani

O método de inferência desenvolvido por Mamdani é utilizado com frequência para a resolução de problemas envolvendo quantidades linguísticas (alto, quente, longe). As regras de operação no metódo Mamdani consideram relações fuzzy entre os antecedentes e os correspondentes conseqüentes.

Este modelo apresenta módulos de interface que utilizam as variáveis que são usadas na entrada e as transformam em conjuntos fuzzy correspondentes. Após isso, as variáveis que agora são variáveis pertencentes ao conjunto fuzzy são transformadas em variáveis numéricas equivalentes, que são estabelecidas de acordo com o sistema proposto. As Regras Semânticas utilizadas aqui, se baseiam nas operações de intersecção e união entre conjuntos se utilizando de operadores de máximo e mínimo.

Na arquitetura de Mamdani (1975) os consequentes das regras são representados por termos linguísticos, os quais são definidos durante a modelagem do sistema com base em um conjunto de julgamentos feitos por um ou mais especialistas que possuem conhecimento sobre o domínio do problema (Lima Junior, 2016).

Podemos considerar que os Sistemas de Inferência Fuzzy de Mamdani são constituídos basicamente de alguns fatores principais:

1) Fuzzificação dos valores que entram no sistema
2) Agregação (Operar com todos os números fuzzy de saída)
3) Defuzzificação

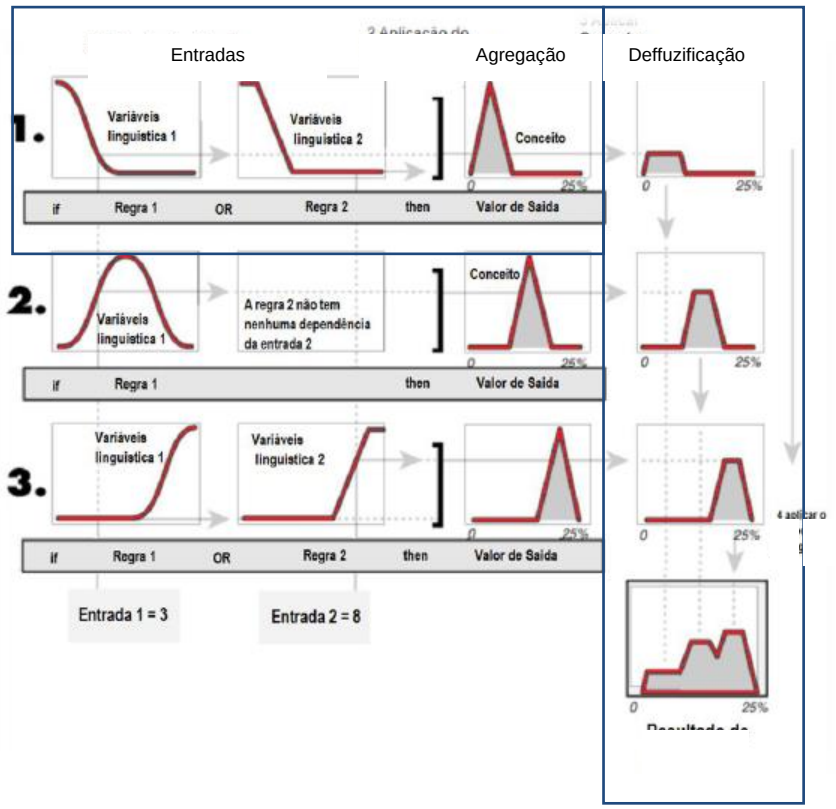

Figura 5.6: Agregação das funções de pertinência produzidas pelas regras de inferência e defuzzificação. Fonte: Modificado de Jang et al (1997)

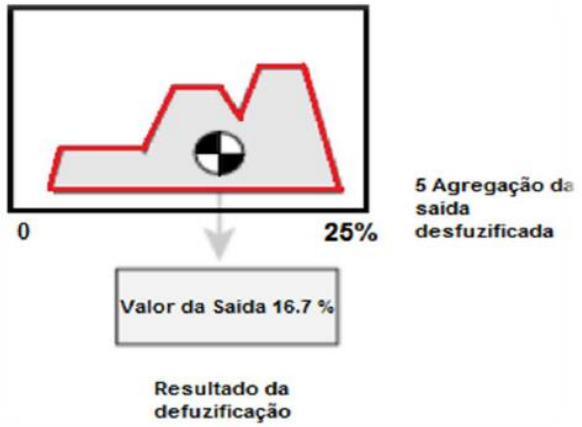

Figura 5.7: Exemplo de deffuzificação pelo metódo do centroide. O valor de saída é produzido pela abscissa do centro de gravidade da função de pertinência resultante da agregação das pertinências produzidas pelas regras de inferência. Fonte: Jang et al (1997)

Após a entrada de valores numéricos no sistema de inferência fuzzy, a fase de

fuzzificação transforma os valores em apenas uma ou em várias partições fuzzy, em alguns casos, essas partições representam variáveis linguísticas como “baixo”, “pouco”, “mais ou menos”. Neste ponto temos além da definição de cada variável, temos também o estabelecimento das funções de pertinência que serão utilizadas no processo, nessa definição podemos ter a geração de vários espaços que podem ser de acordo com a representação que as funções de pertinência possuem: triangular, sigmoidal e outras.

Logo depois da fuzzificação, teremos a inserção dessas variáveis nas regras estabelecidas, que irão determinar o que teremos de conexão entre o antecedente e as regras previamente determinadas. Se o antecedente de uma regra dada tem mais de uma parte, o operador fuzzy é aplicado para obter um número que representa o resultado do antecedente para essa regra. Este número é então aplicado para a função de saída (Ruiz Tapia, 2015). Aquelas regras de inferência que melhor representam os valores de entrada fuzificados serão então ativadas, determinando assim um conjunto de hipóteses sobre o comportamento do problema modelado (Lima Junior, 2016).

O conjunto fuzzy resultante da agregação é convertido em um valor real por meio do uso de um operador de desfuzzificação (Mamdani, 1975).

6 METODOLOGIA

Este TCC aborda o problema da identificação de uma particular camada de interesse em um poço não testemunhado, na forma de um problema de decisão binário. A solução desse problema adota uma modificação do sistema fuzzy do tipo Mamdani, alterando a sua etapa final ou defuzzificação.

O sistema Mamdani opera em três etapas, a fuzzificação, a agregação e a defuzzificação. Esta forma clássica não se adequa a solução de um problema de decisão binário. A Figura 6.8 mostra a alteração do sistema Mamdani.

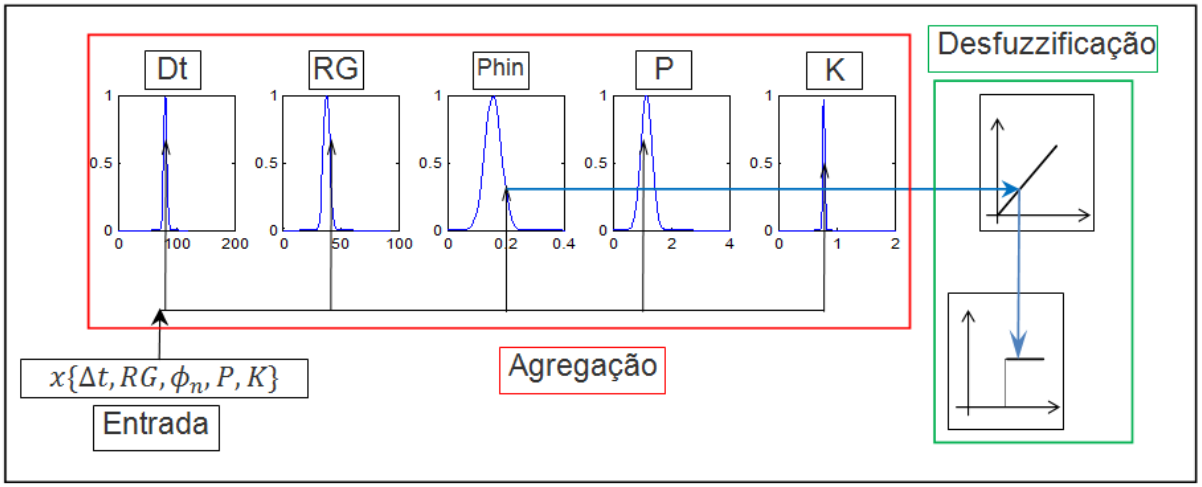

Figura 6.8: Ilustração esquemática da modificação do Sistema Mamdani para a solução de um problema de decisão binário. Fonte: Autor.

O sistema fuzzy adotado pode ser resumido nas suas etapas:

1 – Entrada: Os dados de entrada no sistema fuzzy tomam para cada ponto de medida do poço não testemunhado, um vetor linha em que cada coluna assume os valores registrados nos perfis de tempo de trânsito, raio gama natural e porosidade neutrônica. Os parâmetros P e K formam às duas últimas colunas na ordem apresentada.

2 – Funções de Pertinência: Em muitas situações a definição das funções de pertinência depende do problema e dos dados disponíveis. Neste trabalho adota-

se a hipótese de que os valores registrados nos perfis, bem como os valores calculados para os parâmetros P e K possuem uma distribuição estatística monomodal do tipo Gaussiana. Assim as informações obtidas no poço testemunhado formam a base de conhecimento que será inferida pelo sistema fuzzy com os dados de entrada.

3 – Agregação: Essa etapa trata da relação entre os diversos números fuzzy obtidos na etapa anterior de modo a produzir um único conjunto fuzzy, na forma de uma sentença lógica, como mostrado na equação 6.4.

$$\mu_{\Delta t} \cap \mu_{\mathrm{RG}} \cap \mu_{\phi_n} \cap \mu_{\mathrm{P}} \cap \mu_{\mathrm{K}} = \mu_{\mathrm{x}} \qquad (6.4)$$

4 – Decisão: A operação final do sistema de inferência decide se um ponto de medida qualquer do poço não testemunhado pertence ou não pertence à camada de referência, que gerou a base de conhecimento. Como mostrado na Figura 8, o processo de decisão é formado por duas etapas, na primeira o número fuzzy resultante da agregação (ordenada) passa por uma função afim, tornando-se um valor no eixo das abscissas, que é passado para a função de decisão, adota-se uma função do tipo caixa para representar a codificação da inferência produzida, onde o valor um indica que o ponto pertence à camada de referência e o valor zero, o caso contrário. A particularização do sistema de inferência ao problema aqui tratado encontra-se na definição do valor de descontinuidade da função caixa, aqui adotado como 0,5.

A Aplicação de todos os pontos de medida do poço não testemunhado ao sistema fuzzy gera um vetor binário em que cada ponto de medida é referido como pertencente ou não a camada de referência.

7 RESULTADO

A avaliação do sistema de inferência, como aqui apresentado, para a solução de um problema de decisão associado ao transporte da informação geológica de um poço testemunhado para um poço não testemunhado é realizada com a utilização de dados sintéticos e dados reais. A principal característica do problema aqui tratado é de que os dados registrados no perfil de densidade são de baixa qualidade, isto implicou na utilização da parametrização dos perfis mostrada no gráfico P-K e na não utilização do perfil de densidade na construção das funções de pertinência envolvidas na fase de fuzzificação do sistema de inferência.

7.1 DADOS SINTÉTICOS

Os dados sintéticos utilizados neste TCC são construídos de acordo com o chamado modelo petrofísico, que envolve a Equação de Archie e a Equação de Wyllie, considerando a presença da argila no modelo de rocha.

A Figura 7.9 mostra os perfis registrados em um intervalo do poço testemunhado, que será tomado como poço de referência para a identificação da camada alvo a ser identificada nos poços não testemunhados, perfurados no mesmo campo petrolífero. Nossa camada alvo é o arenito, que aparece marcado na Figura 7.9 pela tarja azul, que estabelece a correspondência dos intervalos dos diversos perfis com o testemunho.

A Figura 7.10 mostra os perfis apresentados acima na forma do Gráfico M-N e do Gráfico P-K. A Figura 7.10 – A mostra o Gráfico M-N que evidencia a baixa qualidade do perfil de densidade. Este fato justifica a utilização do Gráfico P-K, como mostrado na Figura 7.10 – B, como a codificação conveniente dos perfis para a construção da base de conhecimento, com a construção das funções de pertinência envolvidas no sistema de inferência.

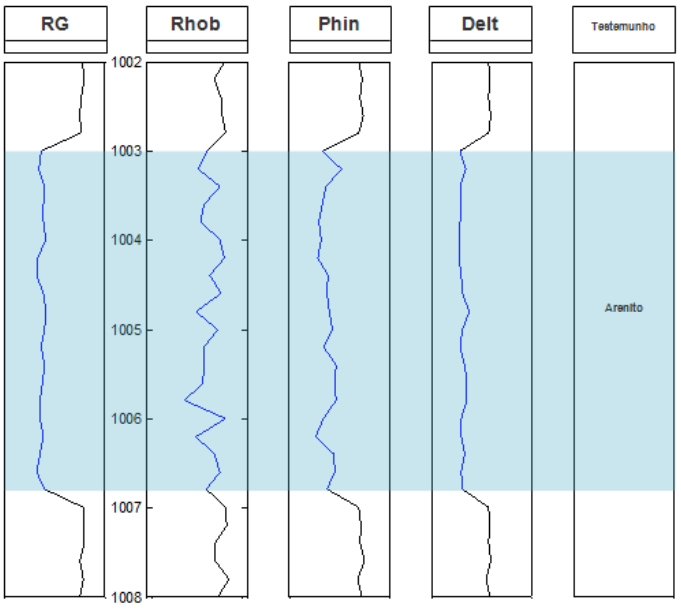

Figura 7.9: Intervalo do poço testemunhado, mostrando em azul a camada alvo.
Fonte: Autor

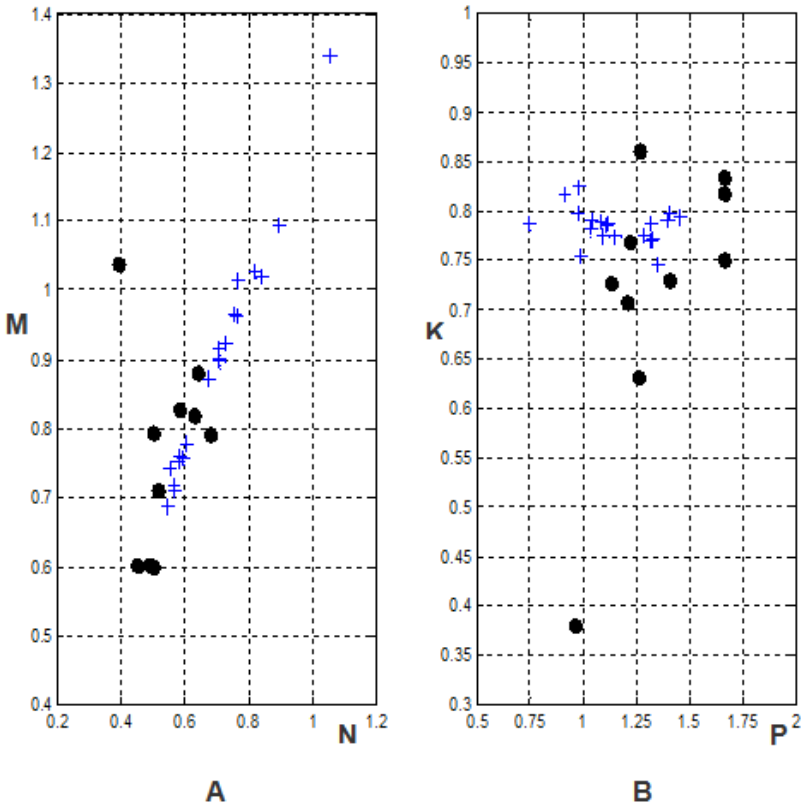

Figura 7.10: Representação Gráfica dos perfis do poço testemunhado. Figura 7.10-A – Gráfico M-N. Figura 7.10-B – Gráfico P-K. As cruzes azuis marcam os

pontos dos perfis registrados na camada alvo. Fonte: Autor.

A Figura 7.11 mostra a base de conhecimento através das funções de pertinência construídas a partir do intervalo testemunhado dos perfis sônico, raio gama natural e porosidade neutrônica. As funções de pertinência derivadas do gráfico P-K são apresentadas com a identificação de cada eixo do gráfico. Todas as funções de pertinência adotam a forma gaussiana com a média e desvio padrão particulares de cada dado de entrada.

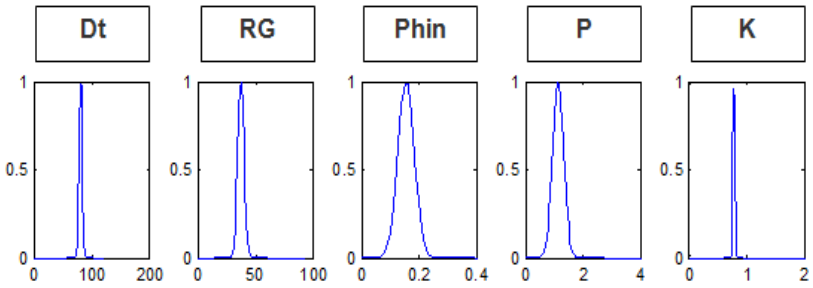

Figura 7.11: Funções de pertinência construidas no poço testemunhado. Fonte: Autor.

A Figura 7.12 mostra o resultado da aplicação do sistema de inferência, aqui apresentado, tendo como dados de entrada o intervalo dos perfis utilizados na construção das funções de pertinência. Esta fase é importante para a definição do parâmetro que define a descontinuidade da função caixa utilizada no processo de decisão (defuzzificação). Neste exemplo foi adotado o valor de 0,5.

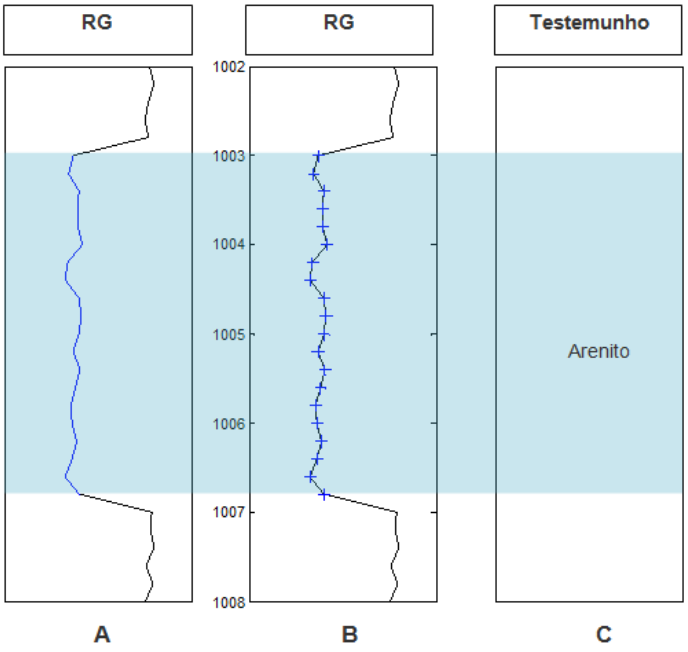

Figura 7.12: Resultado da aplicação dos dados do poço testemunhado como entrada no sistema de inferência. A Figura 7.12–A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada de referência marcada na cor azul. A Figura 7.12–B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.12–C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor.

A Figura 7.12 – B mostra a qualidade e adequação do sistema de inferência, aqui apresentado, para a solução do problema de decisão apresentado, mostrando com as cruzes azuis os resultados com saída do processo de defuzzificação igual a 1. Os pontos dos perfis que não pertencem a camada alvo produziram uma saída nula e não são apresentados na Figura 7.12 – B.

Para a realização de um experimento da aplicação do sistema de inferência aos dados de um poço não testemunhado apresenta-se na Figura 7.13 os perfis registrados em um intervalo que atravessa 4 camadas de Arenito, Calcário e Dolomita representadas respectivamente nas cores azul, vermelho e verde.

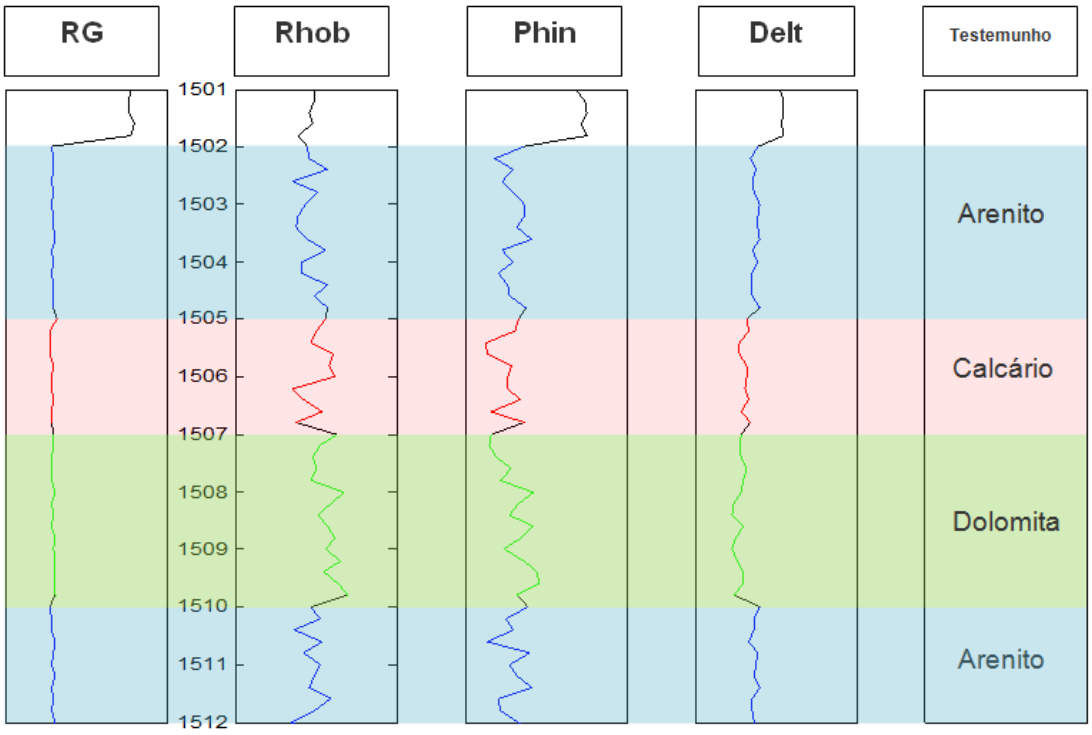

Figura 7.13: Perfis registrados no poço não testemunhado. Fonte: Autor

A Figura 7.14 mostra o Gráfico M-N na Figura 7.14 – A e o Gráfico P-K na Figura 7.14 – B para o poço não testemunhado mostrado na Figura 7.13.

A Figura 7.15 apresenta para o poço não testemunhado os resultados da identificação da camada de Arenito, que foi tomada como referência no poço testemunhado.

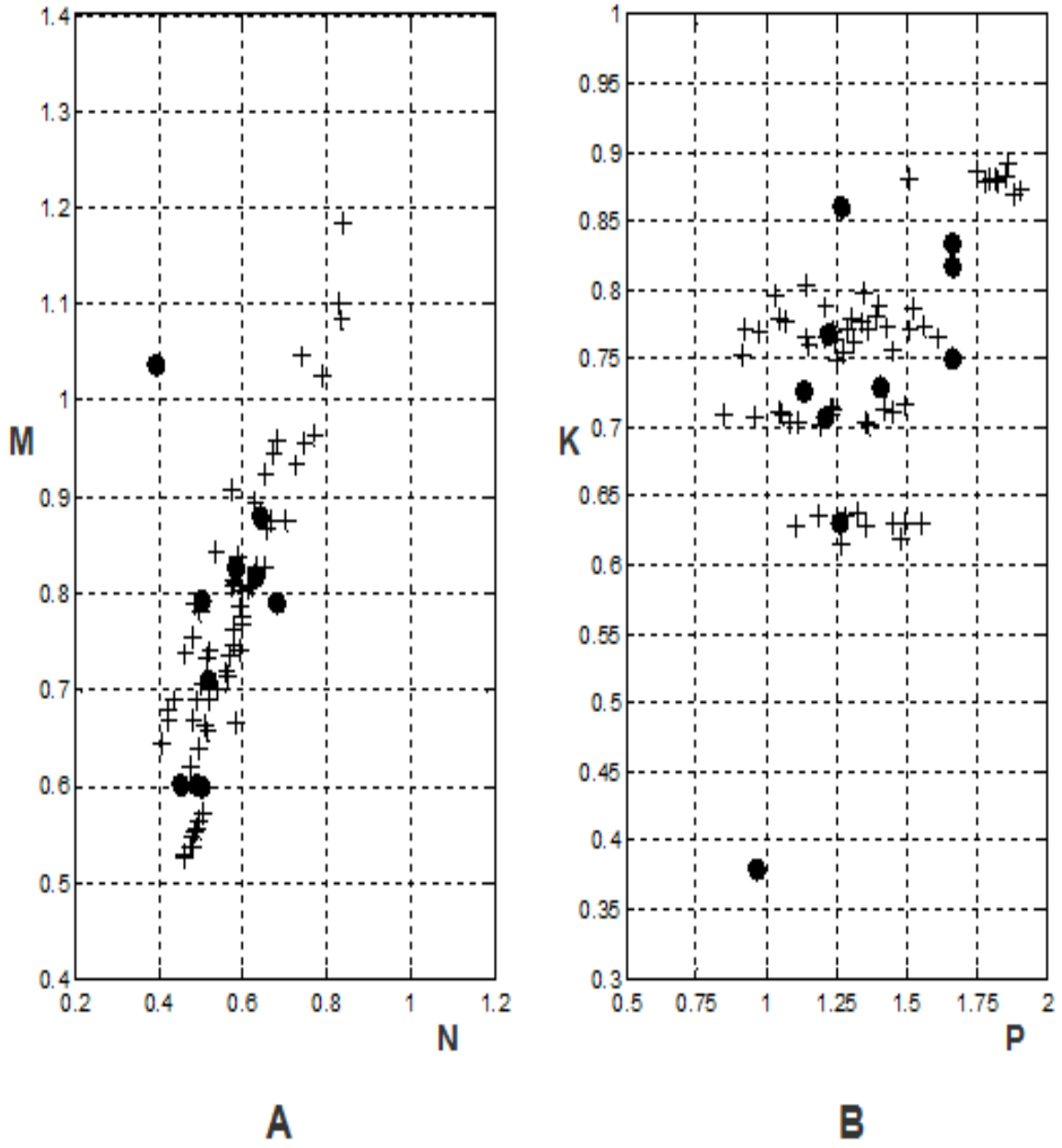

Figura 7.14: Gráficos do poço não testemunhado. Figura 7.14–A Gráfico M-N. Figura 7.14–B Gráfico P-K. As cruzes representam os pontos de medida registrados nos perfis mostrados na Figura 7.13. Fonte: Autor

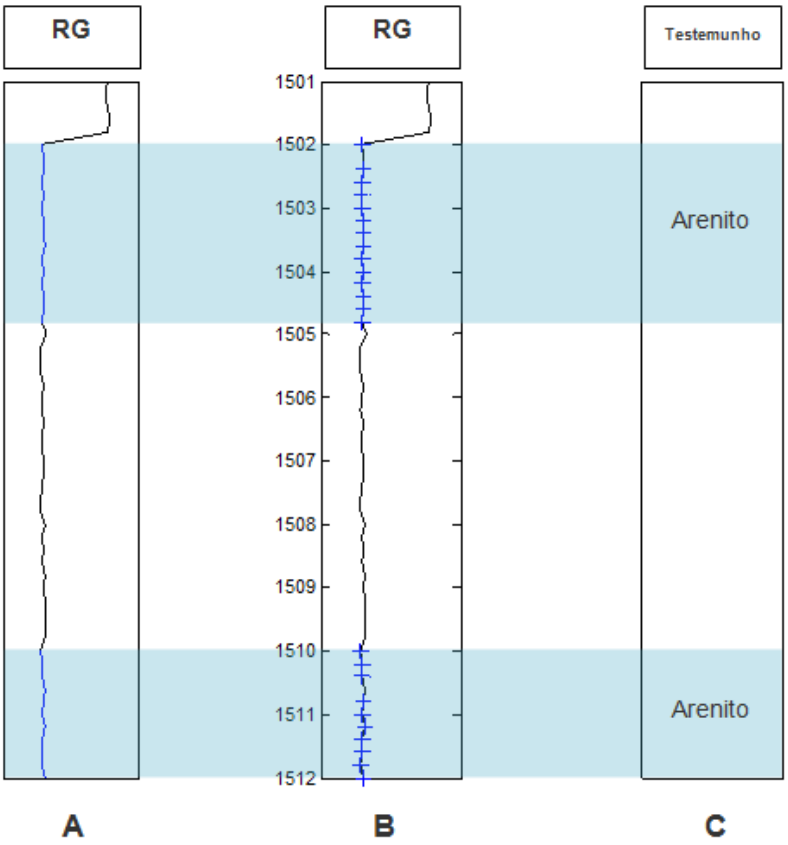

Figura 7.15: Resultados da aplicação do sistema de inferência em um poço não testemunhado. As cruzes azuis marcam os pontos identificados como pertecentes à camada alvo (Arenito). A Figura 7.15–A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada alvo marcada na cor azul. A Figura 7.15–B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.15–C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor.

A inspeção da figura 7.15 mostra a adequação do sistema de inferência fuzzy apresentado para a identificação de uma camada de interesse em um poço não testemunhado. Como observado, a metodologia apresentada é capaz de produzir resultados realistas independente da localização e do número de ocorrências da camada alvo.

Uma observação importante é que a metodologia apresentada busca apenas identificar camadas da mesma litologia da camada de referência. Assim este método, como apresentado, não se presta ao estabelecimento da correlação de perfis poço a poço.

7.2 DADOS REAIS

Os resultados da aplicação da metodologia desenvolvida neste TCC são exemplificados com 3 poços perfurados no Campo de Namorado na Bacia de Campos. Todos os poços utilizados são testemunhados, sendo que o poço denominado como **A** foi tomado como referência seus testemunhos foram utilizados para a criação das funções de pertinência. Nos poços de aplicação, denominados como **B** e **C** os testemunhos foram utilizados na avaliação da identificação da camada alvo realizada pela inferência fuzzy.

7.2.1 Campo de namorado

Descoberto em 1975, o Campo de Namorado localiza-se na porção Central/Norte da Bacia de Campos. Com área de aproximadamente 20 km², esse campo apresenta algumas particularidades como ter sido o primeiro da Bacia de Campos em que se encontrou óleo em Arenitos Turbidíticos, considerado a partir daí como o primeiro campo gigante entre as bacias sedimentares do Brasil.

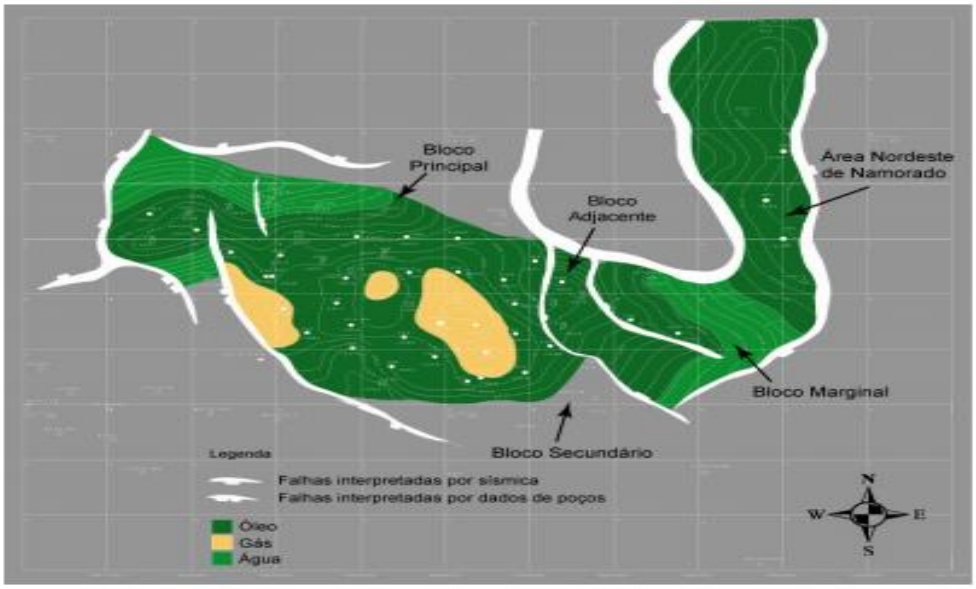

Figura 7.16 – Mapa estrutural do topo do reservatório do Campo de Namorado.
Fonte: Barboza (2005)

A produção de óleo foi iniciada em Junho de 1979. Para a explotação desse campo foram instaladas duas plataformas, PNA-1 e PNA2, ambas ainda em atividade. O desenvolvimento do campo teve início em Dezembro de 1982 com a perfuração do poço 7-NA-7-RJS. O óleo é de 28º API e possui viscosidade próxima a 1 centipoise. A coluna máxima de óleo é de cerca de 160 m e o net-play médio, por poço, é de 60 m. Em média a porosidade é de 26%, a saturação de óleo 75%, a permeabilidade é de 400 mD e o índice de produtividade, normalmente, é maior que 50 $m^3/d/kgf/cm^2$ (Barboza, 2005).

Segundo Barboza (2005), o reservatório é o Arenito Namorado, que é formado por sedimentos de idade referente ao Albiano Superior até o Cenomaniano Médio/Superior, mostrando uma excelente porosidade e permeabilidade. O Arenito Namorado é constituído basicamente de arenitos arcoseanos de origem turbidítica, que é integrante da megassequência marinha transgressiva, presente em toda a extensão da margem leste brasileira. O reservatório foi interpretado como tendo sido formado pela união de canais depositados sobre uma superfície irregular, ele ocorre a profundidades variáveis entre 2900 m e 3400 m, com direção NW-SE (Aragão, 2017).

Seus arenitos possuem geometria lenticular e tabular, apresentando como limite inferior os carbonatos. Sua espessura média é de 60 m, mas podem variar desde 5 até 130 m. Localmente os arenitos do Grupo Macaé podem encontrar-se sem porosidade devido à cimentação carbonática. Em nível de reservatório, o campo encontra-se falhado e dividido em quatro blocos por falhas normais, sendo o bloco central o mais importante e o portador do óleo (Guardado et al, 1989). As acumulações de óleo são controladas a norte pelas próprias fácies turbidíticas e por falhas normais a noroeste, sudoeste e sudeste. Intercalados aos turbiditos encontram-se margas e folhelhos que funcionam como rocha selo nesse sistema (Aurélio, 2012).

7.2.2 Aplicação

Para apresentar uma aplicação dessa metodologia tomaram-se três poços próximos, testemunhados e perfurados no Campo de Namorado.

A Figura 7.17 mostra os perfis registrados em um intervalo do poço testemunhado (Poço **A**) que será tomado como poço de referência. A camada alvo é o arenito arcosiano, que aparece marcado na Figura 7.17 pela tarja azul,

que estabelece a correspondência dos intervalos dos diversos perfis com o testemunho.

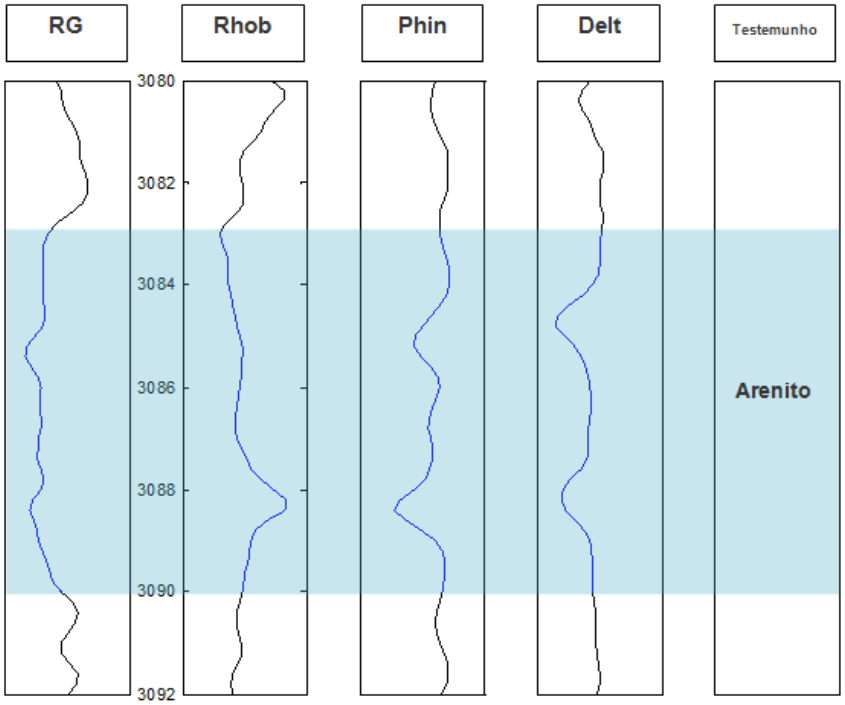

Figura 7.17: Intervalo do poço de referência (Poço **A**), mostrando em azul a camada alvo. Fonte: Autor

A Figura 7.18 mostra os perfis do poço **A** apresentados na forma do Gráfico M-N e do Gráfico P-K. A Figura 7.18 – A mostra o Gráfico M-N que evidencia a baixa qualidade do perfil de densidade. A Figura 7.18 – B mostra o gráfico P-K para o poço **A** utilizado para a construção da base de conhecimento, com a construção das funções de pertinência envolvidas no sistema de inferência.

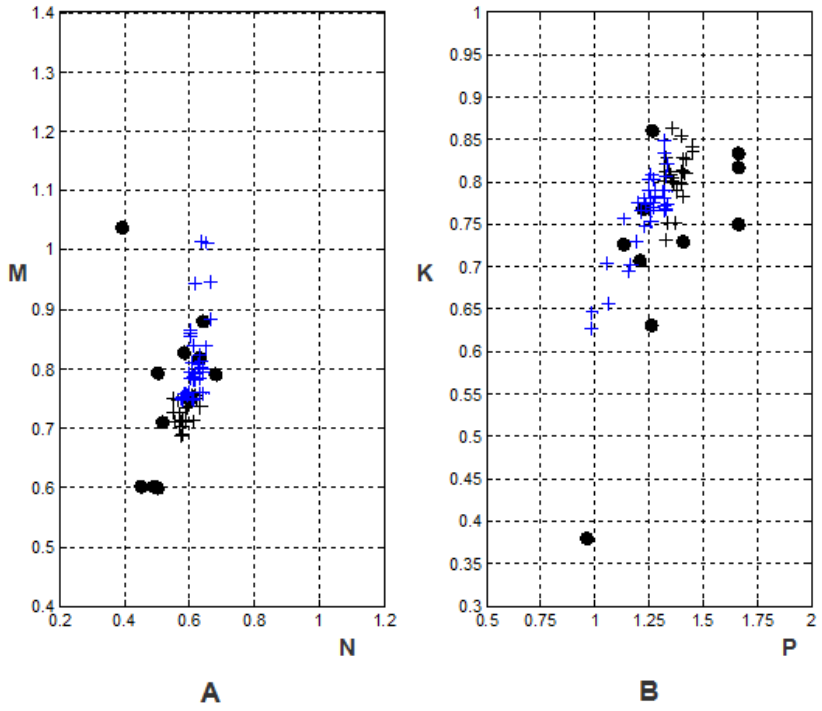

Figura 7.18: Representação Gráfica dos perfis do poço **A**. Figura 7.18-A – Gráfico M-N. Figura 7.18-B – Gráfico P-K. As cruzes azuis marcam os pontos dos perfis registrados na camada alvo. Fonte: Autor

A Figura 7.19 mostra a base de conhecimento através das funções de pertinência construídas a partir do intervalo testemunhado dos perfis sônico, raio gama natural e porosidade neutrônica. As funções de pertinência derivadas do gráfico P-K são apresentadas com a identificação de cada eixo do gráfico. Todas as funções de pertinência adotam a forma gaussiana com a média e desvio padrão particulares de cada dado de entrada.

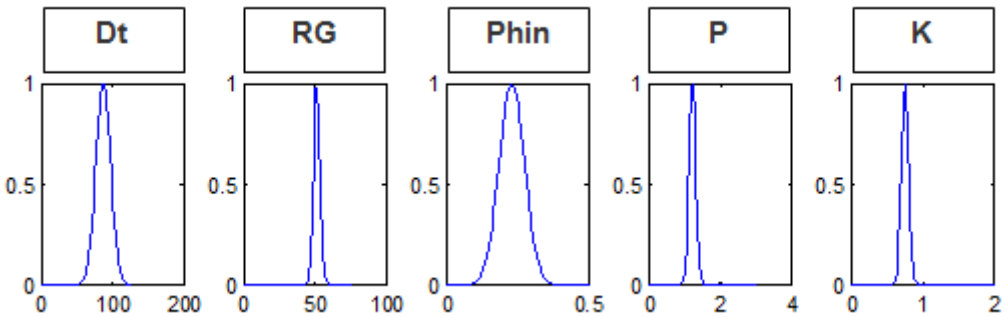

Figura 7.19: Funções de pertinência construidas no poço **A**. Fonte: Autor.

A Figura 7.20 mostra o resultado da aplicação do sistema de inferência tendo como dados de entrada o intervalo dos perfis utilizados na construção das funções de pertinência. Esta fase é importante para a definição do parâmetro que define a descontinuidade da função caixa utilizada no processo de decisão (defuzzificação). Neste caso foi adotado o valor de 0,55 como a abscissa da descontinuidade da função caixa.

A Figura 7.20 mostra o resultado da aplicação da inferência fuzzy tomando os dados do poço **A** como entrada. A Figura 7.20 – B mostra a solução do problema de decisão apresentado, com as cruzes azuis representando os resultados de saída do processo de defuzzificação interpretados como pertencentes á camada alvo. Os pontos dos perfis que não pertencem a camada alvo produziram uma saída nula e não são apresentados na Figura 7.20 – B.

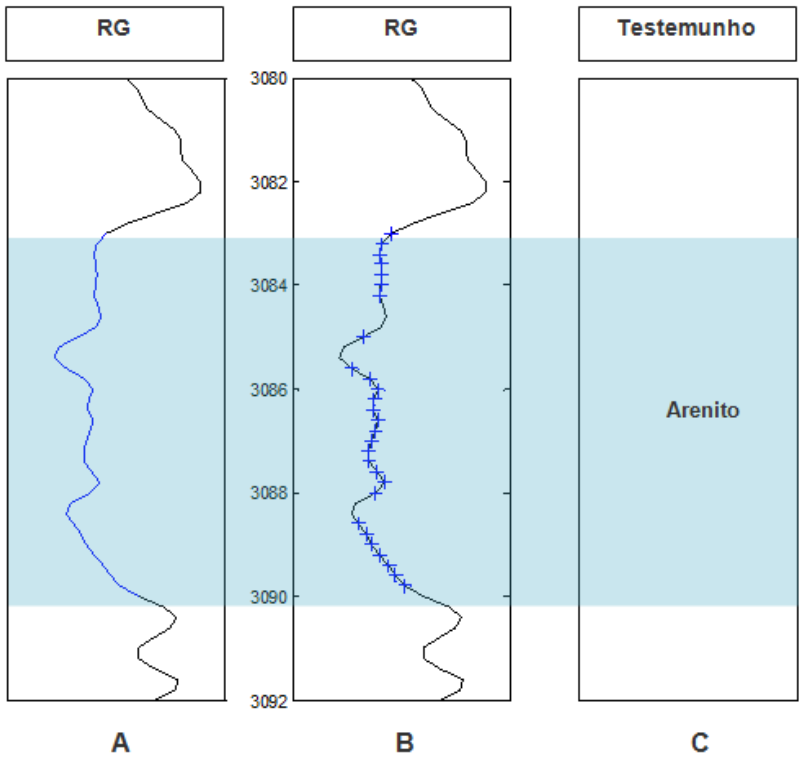

Figura 7.20: Resultado da aplicação dos dados do poço **A** como entrada no sistema de inferência. A Figura 7.20 – A mostra o perfil de Raio Gama natural com a camada de referência marcada na cor azul. A Figura 7.20 – B mostra o resultado do sistema de inferência representado pelas cruzes em azul. A Figura 7.20 – C mostra o testemunho para simples conferência. Fonte: Autor

7.2.2.1 Poço b

A Figura 7.21 mostra a solução do problema de decisão para o poço **B**. A Figura 7.21-A mostra o gráfico P-K para o poço **B** e a Figura 7.21-B mostra o perfil de raio gama natural. As cruzes azuis marcadas sobre o perfil mostram os resultados do sistema de inferência. A Figura 7.21-C mostra o testemunho do poço **B**.

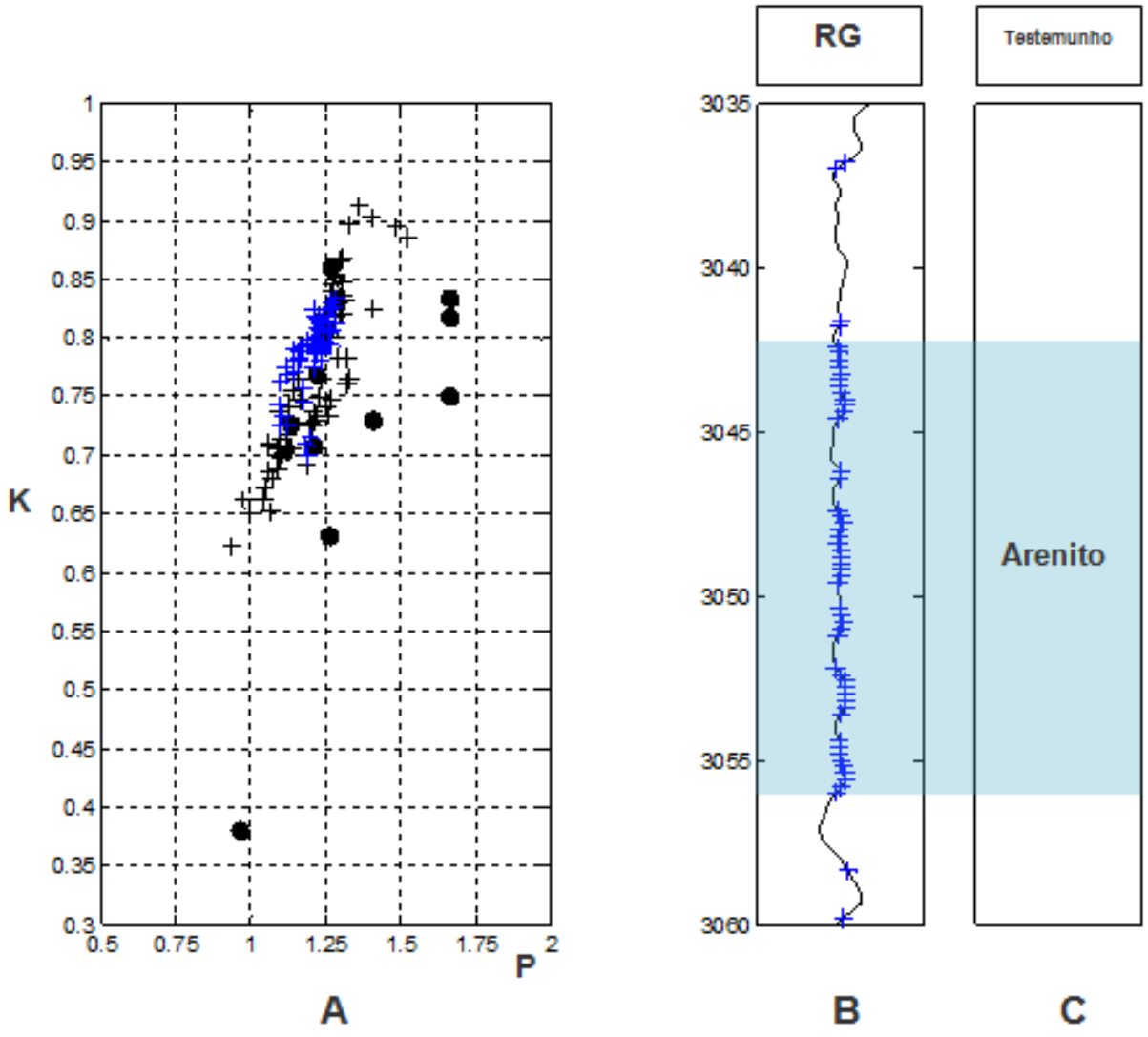

Figura 7.21: Dados de entrada e resultados da aplicação do sistema de inferência ao poço **B.** Fonte: Autor.

7.2.2.2 Poço c

A Figura 7.22 mostra a solução do problema de decisão para o poço **C**. A Figura 7.22-A mostra o gráfico P-K para o poço **C** e a Figura 7.22-B mostra o perfil de raio gama natural. As cruzes azuis marcadas sobre o perfil mostram os resultados do sistema de inferência. A Figura 7.22-C mostra o testemunho do poço **C**.

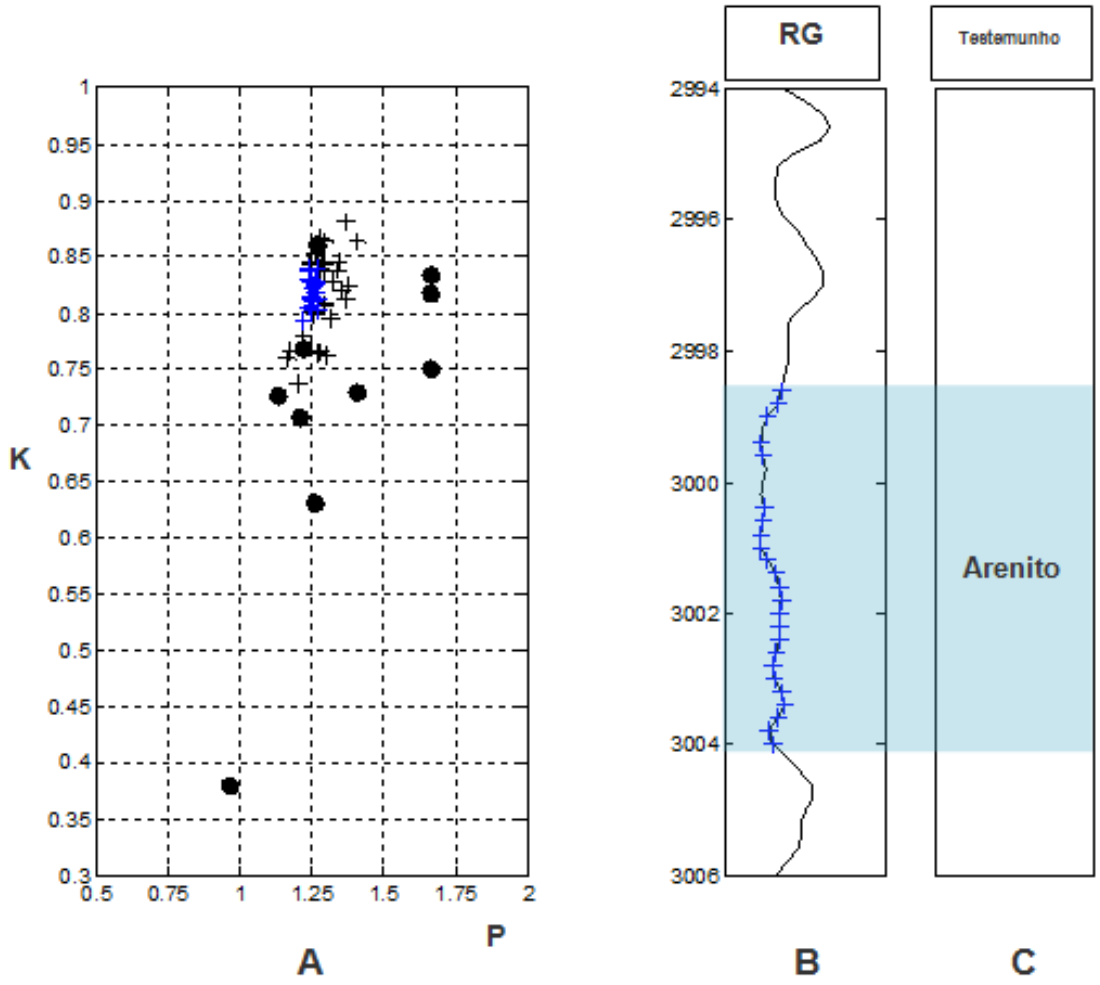

Figura 7.22: Dados de entrada e resultados da aplicação do sistema de inferência ao poço **C**. Fonte: Autor.

8 CONCLUSÃO

Apresentou-se nesse TCC a solução do problema de identificação de uma camada de interesse em um poço não testemunhado, na ocorrência de um perfil de densidade de baixa qualidade. Interpretou-se esse problema na forma de um problema de decisão e apresentou-se uma metodologia de solução, com uma modificação do sistema de inferência Mamdani e com a utilização do gráfico P-K para a construção da base de conhecimento. Os resultados são realistas, mas ainda não se tem uma solução completa para o problema, o que acarreta a proposição de alguns trabalhos posteriores:

1 – Melhoria na construção da base de conhecimento visando reduzir a ambiguidade de pontos do perfil que satisfazem os critérios do sistema de inferência, mas não pertencem a camada alvo, bem como o caso contrário, quando o ponto pertence à camada e não satisfaz os critérios de seleção do sistema.

2 – Modificação da estrutura e da operação do sistema de inferência, de modo a considerar um critério de decisão envolvendo os resultados dos pontos vizinhos para observar o critério da continuidade geológica da camada.

Estas conclusões estão baseadas na avaliação dos resultados obtidos com dados sintéticos e dados reais de poços testemunhados do Campo de Namorado.

REFERÊNCIAS

Aragão, M.M.C.A., 2017, Modelagem de zonas de fluxo no campo de Namorado – Bacia de Campos, RJ. 2017. 112f Dissertação de Mestrado em Exploração Petrolífera e Mineral da Universidade Federal de Campina Grande - UFCG, 2017.

Aurélio, S., 2012, Modelo tectono-estrutural dos campos de petróleo Namorado, Cherne e Albacora. 57 f. Trabalho de conclusão de curso (Geologia) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Instituto de Geociências e Ciências Exatas de Rio Claro, 2012.

Barbosa, R., 2010, Fácies sedimentares da Formação Prosperança, Neoproterozóico do Sul do Escudo das Guianas, estado do Amazonas. Tese de Mestrado Dissertação, Programa de Pós-graduação em Geologia e Geoquímica da Universidade Federal do Pará - UFPA, Belém.

Barboza, E.G., 2005, Análise estratigráfica do Campo de Namorado (Bacia de Campos) com base na interpretação sísmica tridimensional. 2005. 235f. Dissertação Doutorado em Geociências da Universidade Federal do Rio Grande do Sul-UFRGS, 2005.

Burke, J. A., R.L. Campbell Jr, A.W. Schimidt, 1969, 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.

Crain, E. R., 1986. The Log analysis handbook: quantitative log analysis methods, Tulsa: Pennwell Books, 1986.

Guardado, L.R., L.A.P. Gamboa, and C.F. Lucchesi, 1989, Petroleum geology of lhe Campos Basin, Brazil: a model for a producing Atlantic-type basin. In J.D. Edwards and P.A. Santogrossi, eds., Divergent and passive margin basins: AAPG Memoir 48, p.3-79.

Guzman, L.Y.R., 2015, Cálculo de porosidade com a rede neural competitiva. 64 f. Dissertação (Mestrado em Geofísica) - Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2015.

Jang, J.S.R., C.T. Sun, E. Mizutani, 1997, Neuro-fuzzy and soft computing, a computational approach to learning and machine intelligence. Nueva Jersey, USA: Prentice Hall,1997.

Lima Junior, F.R., 2016. Avaliação da adequabilidade de redes neurais artificiais e sistemas neuro-fuzzy no apoio à predição de desempenho de cadeias de suprimento baseada no SCOR. Tese de Doutorado em Processos e Gestão de Operações – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.

Lopes, D.M. R., 2013, Identificação de fácies por inferência fuzzy. 60 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Geofísica) - Faculdade de Geofísica, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2013.

Magalhães, A.C.G.T., 2004. Aplicação do método fuzzy para reconhecimento de padrões em perfis de poços do Campo de Namorado – Bacia de Campos. Monografia (Conclusão de Curso), UFRJ - Rio de Janeiro, 2004.

Mamdani, E.H., 1975, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. International Journal Man – manchine studies,7,p.1-13,1975

Miall A.D., 1978, Facies types and vertical profiles models in braided river deposits: a summary. In: A.D. Miall (ed.) Fluvial sedimentology. Canadian Society of Petroleum Geologists, Memoir 5 597-604p.

Pantoja, M. G. P., 2010, Zoneamento faciológico de perfis de poço. 2010. 49 f. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso) – Ufpa, Belém, 2010.

Perônico, C., 2009, Descrição e correlação de fácies sedimentares de testemunhos recuperados em lagos assoreados na região do médio rio Doce, Minas Gerais, sudeste do Brasil. Natureza on line 7 (1): 19-26. 2009

Pimenta, A.H.d.M., 2010, Geração genética de de classificador fuzzy intervalar do tipo 2. 91 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia, São Carlos : UFSCar, 2010.

Rosa, T. L. S., 2010, "Identificação de litologias em perfis de poço por inferência fuzzy". 38 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Geofísica) – Faculdade de Geofísica, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2010.

Ruiz Tapia, A.J., 2015, Zoneamento de poços através da inferência Fuzzy. 93 f. Dissertação (Mestrado em Geofísica) - Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2015.

Sandri, S., Correa, C., 1999, Lógica Nebulosa. V Escola de Redes Neurais, Promoção: Conselho Nacional de Redes Neuraispp. c073-c090, 19 de julho, 1999 - ITA, São José dos Campos – SP

Santos, R.d.S., 2014, Identificação de fácies em perfis de poço com algoritmo inteligente. 2014. 54 f. Dissertação (Mestrado em Geofísica) - Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2014.

Sousa, A.L.A., 2018, Sistema fuzzy multivariável aplicado ao controle da composição do gás liquefeito de petróleo. 2018. 77f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2018.

Walker, R.G., 1984, General introduction: Facies, Facies Sequences and Facies Model. In: Walker R G Facies Model, 2ª ed. Geological Association of Canada. Department of Geology McMaster, Canada: University Hamilton, pp. 1-13. 1984

Zadeh, L. A., 1965, Fuzzy Sets, Information and Control. 8:338 – 353., 1965.

Zadeh, L. A., 1978, Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility: Fuzzy Sets and Systems. 1:3–28, 1978.