



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ**  
**INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS**  
**FACULDADE DE GEOFÍSICA**

MARIA GABRIELA PIMENTEL PANTOJA

**ZONEAMENTO FACIOLÓGICO DE PERFIS DE POÇO**

**Belém – Pará**

**2010**

MARIA GABRIELA PIMENTEL PANTOJA

## **ZONEAMENTO FACIOLÓGICO DE PERFIS DE POÇO**

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: Dr. André José Neves Andrade

**Belém - Pará**

**2010**

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)  
Biblioteca Geólogo Raimundo Montenegro Garcia de Montalvão

---

P198z Pantoja, Maria Gabriela Pimentel

Zoneamento faciológico de perfis de poço / Maria Gabriela Pimentel Pantoja; Orientador: André José Neves Andrade – 2010

49 f. : il.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geofísica) – Faculdade de Geofísica, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, Quarto Período de 2010.

1. Perfilagem geofísica de poços. Interpretação geológica. Algoritmos inteligentes. I. Andrade, Andre José Neves, *orient.* II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 22<sup>o</sup> ed.: 622.15

---

MARIA GABRIELA PIMENTEL PANTOJA

## **ZONEAMENTO FACIOLÓGICO DE PERFIS DE POÇO**

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: \_\_\_\_ / \_\_\_\_ / \_\_\_\_

Conceito:

Banca Examinadora

---

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

---

Prof. José Gouvêa Luiz – Membro  
Doutor em Geofísica  
Universidade Federal do Pará

---

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

*Á Rui e Marisa Pantoja*

## **AGRADECIMENTOS**

À Deus, minha rocha e minha fortaleza.

À ANP/PRH-06 pelo suporte dado através de minha bolsa de iniciação científica.

Aos meus amados pais, Rui e Marisa Pantoja, maiores incentivadores de minha vida.

Ao Diego Barbosa por seu amor, paciência e dedicação.

À minha irmã, por seu apoio incondicional.

À tia Socorro da copa, por sua amizade e seus sempre bem vindos cafezinhos.

Às secretárias Benildes e Ana, por sua gentileza e disposição em ajudar, sempre que necessário.

À Comunidade Vinho Novo, minha família em Cristo.

Aos oito sobreviventes da turma de Geofísica-2007, por cada ano de convivência e amizade nesses quatro anos de curso.

À PETROBRÁS (Rede de Geofísica), pelas oportunidades e suporte ofertado ao curso e a minha pesquisa.

À Ms. Carolina Barros Silva, pela contribuição nesse trabalho.

Ao meu orientador, Prof<sup>o</sup> Dr. André José Neves Andrade, por seu apoio, incentivo e confiança em mim depositada. Muito obrigada.

## RESUMO

O zoneamento faciológico trata da identificação e do posicionamento, em profundidade, das diversas fácies atravessadas por um poço e pode ser considerado como o principal produto geológico da análise de testemunho, em função da sua importância para o modelamento geológico e para a caracterização de reservatórios. O termo fácies agrega um conjunto de características, macro e microscópicas, descritas sobre amostras de rocha coletadas em afloramentos ou retiradas de testemunhos, que podem ser relacionadas às propriedades petrofísicas de toda a camada. Em razão do reduzido número de poços testemunhados, das dificuldades operacionais para a coleta de testemunhos representativos e, em alguns casos, da impossibilidade técnica de testemunhagem, como nos poços horizontais, apresenta-se uma metodologia baseada nos denominados algoritmos inteligentes, aqui representados por um novo modelo de rede neural artificial, a rede competitiva mínimo angular, que, a partir do reconhecimento de padrões angulares presentes nos registros dos perfis de porosidade representados no Gráfico L-K é capaz de integrar os resultados da análise geológica de testemunho à interpretação de perfis, para produzir o zoneamento faciológico de poços não testemunhados. Este método é avaliado com dados sintético e perfis de poços testemunhados do Campo de Namorado, na Bacia de Campos, Brasil.

Palavras-Chave: Perfilagem geofísica de poços. Interpretação geológica. Algoritmos Inteligentes.

## **ABSTRACT**

The facies zoning produces the identification and localization of several layers crossed by a borehole and may be considered as the main geological product from core analysis and can be used to geologic modeling and reservoir characterization. The term facies joins a group of macro and microscopic characteristics described on rock samples collected in outcrops or retreated from cores obtained during the well drilling that can be related with petrophysical properties of a layer. In reason of the reduced number of cored wells, the operational difficulties for collect representatives cores and, in some cases, the impossibility of coring operations, as in horizontal wells, we introduced a methodology based on intelligent algorithms, here represented by a new model of competitive neural network, the minimum angular neural network, which is able to produce the recognition of angular patterns presented in porosity log readings represented in the L-K plot. Thus, it may integrate the geological core analysis to log interpretation to produce the facies zoning for non cored boreholes. This method is evaluated with synthetic data and actual well logs from Namorado's Field, Campos' Basin, Brazil.

Keywords: Wireline logging. Geologic Interpretation. Intelligent algorithm.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Afloramento mostrando um exemplo de litofácies arenito com estratificação cruzada. ....	13
Figura 2 - Exemplo de biofácies em uma rocha carbonática.....	14
Figura 3 – Gráfico L-K.....	22
Figura 4 - Arquitetura de uma Rede Neural Competitiva.....	25
Figura 5 – Arquitetura da rede competitiva angular.....	26
Figura 6 – Função de ativação.....	27
Figura 7 - Perfis a análise de testemunho do poço A. RG é o perfil de raios gama natural. Rhob é o perfil de densidade. Phin é o perfil de porosidade neutrônica e Delt é o perfil sônico.....	32
Figura 8 - Gráfico L-K. Dados sintéticos do poço A. As cruces em vermelho representam os pontos do poço A. Os quadrados em azul representam as três fácies identificadas neste intervalo do poço A.....	33
Figura 9 - Perfis a análise de testemunho do poço B. RG é o perfil de raios gama natural. Rhob é o perfil de densidade. Phin é o perfil de porosidade neutrônica e Delt é o perfil sônico.....	35
Figura 10 - Gráfico L-K interpretado para o poço B. Os triângulos em preto marcam os centros dos agrupamentos.....	36
Figura 11 - Zoneamento do poço B. 11-A Perfil de raio gama. 11-B Zoneamento estimado. 11-C Zoneamento modelado.....	37
Figura 12 - Perfis do poço A e resultado da análise de testemunho com a identificação das fácies de referência.....	40
Figura 13 - Gráfico L-K para o poço A. Os quadrados em azul mostram os pontos representativos das fácies de referência.....	41
Figura 14 - Perfis do poço B e resultado da análise de testemunho.....	42
Figura 15 - Gráfico L-K interpretado para o poço B. Os triângulos em preto mostram os centros dos agrupamentos.....	43
Figura 16 - Zoneamento do poço B. 16-A Perfil de raio gama. 16-B Zoneamento estimado. 16-C Zoneamento do testemunho.....	44
Figura 17 - Perfis do poço C e resultado da análise de testemunho.....	45
Figura 18 - Gráfico L-K para o poço C. Os triângulos em preto mostram os centros dos agrupamentos. O círculo em verde marca a fácies identificada pelo mineral principal (dolomita).....	46
Figura 19 - Zoneamento do poço C. 19-A Perfil de raio gama. 19-B Zoneamento estimado. 19-C Zoneamento do testemunho.....	47

## LISTA DE TABELA

Tabela 1 - Classificação das fácies segundo o ambiente deposicional.....	15
Tabela 2 - Granulometria das rochas clásticas. ....	15
Tabela 3 - Valores de L e K para alguns minerais.....	21
Tabela 4 - Fácies descritas no poço testemunhado. ....	31
Tabela 5 – Fácies descritas no poço não testemunhado. ....	34
Tabela 6 – Fácies descritas no poço A. ....	38
Tabela 7 – Fácies descritas nos poços B e C. ....	38

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>11</b>
<b>2</b>	<b>FÁCIES SEDIMENTARES</b> .....	<b>13</b>
<b>3</b>	<b>GEOFÍSICA DE POÇO</b> .....	<b>16</b>
3.1	PERFIL DE POÇO .....	16
3.1.1	Perfil de Raios Gama Natural .....	16
3.1.2	Perfil de Porosidade Neutrônica .....	17
3.1.3	Perfil Sônico .....	18
3.1.4	Perfil de Densidade .....	18
<b>4</b>	<b>GRÁFICO L-K</b> .....	<b>20</b>
<b>5</b>	<b>ALGORITMOS INTELIGENTES</b> .....	<b>23</b>
5.1	REDES NEURAS ARTIFICIAIS .....	23
5.2	REDE NEURAL COMPETITIVA MÍNIMO ANGULAR .....	24
5.3	SUBTRACTIVE CLUSTERING .....	27
<b>6</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>29</b>
<b>7</b>	<b>RESULTADOS</b> .....	<b>31</b>
7.1	DADOS SINTÉTICOS .....	31
7.2	DADOS REAIS .....	38
<b>8</b>	<b>CONCLUSÕES</b> .....	<b>48</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>49</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O termo fácies envolve um conjunto de características geológicas extraídas de uma amostra de rocha. Para o caso das rochas sedimentares, este termo é referido como fácies sedimentar e descrito em termos como a litologia, a composição mineralógica, a granulometria, a presença de estruturas sedimentares ou de fósseis. Muitas vezes, o termo fácies designa um grupo de rochas com gênese semelhante, enfatizando o ambiente ou o processo deposicional. Na geologia do petróleo, a descrição de fácies pode ser utilizada para a interpretação de sistemas deposicionais, a identificação de camadas guia para a correlação poço a poço e para a possível identificação de armadilhas estratigráficas, com a finalidade de avaliar o contexto geológico para a avaliação de um potencial sistema petrolífero. Apesar da sua grande importância para o modelamento e a caracterização de reservatórios, a aplicabilidade da identificação de fácies sedimentares está limitada pela rarefação de poços testemunhados em um campo petrolífero.

O zoneamento de perfis trata da segmentação de um poço, a partir da correlação entre um conjunto de propriedades físicas mensuradas com a correspondente camada, nos mesmos intervalos de profundidade. O zoneamento pode ser realizado a partir da associação de um padrão particular das curvas a um determinado tipo de camada ou com a utilização de gráficos que enfatizam o efeito da matriz sobre os perfis, em termos do principal mineral presente na composição de cada tipo de rocha atravessado pelo poço. Em que pese a sua potencial utilidade, este tipo de zoneamento é insuficiente para auxiliar no estudo de sistemas petrolíferos em função da ambigüidade presente neste tipo de interpretação.

Na avaliação de formação foram desenvolvidos muitos métodos gráficos e numéricos para a identificação da litologia a partir dos perfis convencionais, como o Gráfico M-N (BURKE et al., 1969), que utiliza os perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica), enfatizando a qualidade do perfil de densidade para a realização da identificação do mineral principal. No entanto, em várias situações práticas como, por exemplo, nos poços de grandes diâmetros ou com desmoronamentos; poços perfurados com lama de alta densidade, ou nos casos de ocorrência de camadas com alta permeabilidade e formação de rebocos com

grande espessura, o perfil de densidade pode necessitar de grandes correções, que induzem dificuldades para a interpretação do Gráfico M-N. Como estes fatos não afetam o perfil sônico, no caso geral, é indicada a utilização do Gráfico L-K, que é um método para a determinação do mineral principal a partir da premissa da melhor qualidade do perfil sônico em relação ao perfil de densidade. Em ambos os casos os valores registrados nos três perfis são convertidos em um par ordenado. Assim, pontos de uma mesma litologia se agrupam nas proximidades do ponto definido pelas propriedades do mineral principal e a relação de distância é utilizada para a identificação litológica. A principal limitação destes métodos é a presença da argila, que afeta a sensibilidade dos perfis de porosidade para a identificação do mineral principal (ELLIS, 1987) alterando a relação de distância nestes gráficos.

O objeto aqui é apresentar uma metodologia baseada em algoritmos inteligentes, que produza o zoneamento faciológico de um poço não testemunhado, ou que realize a identificação e o posicionamento em profundidade das diversas fácies ou camadas atravessadas pelo poço, através do transporte da informação geológica adquirida em poços testemunhados, de modo a auxiliar para uma caracterização mais realista do sistema petrolífero

O conceito de algoritmo inteligente envolve um conjunto de métodos numéricos, como as redes neurais artificiais, a inferência fuzzy e a computação evolutiva. Os algoritmos inteligentes são uma ferramenta computacional bastante promissora, por trazer inovações na ciência e na engenharia, transformando dados em informação e informação em conhecimento (NIKRAVESH, 2004).

Assim, apresentamos um algoritmo inteligente que associa um método de agrupamento dos dados segundo o seu grau de semelhança (subtractive clustering; CHIU, 1997) a um novo modelo de rede neural artificial, denominado como rede mínimo angular, que foi aqui desenvolvido para o reconhecimento de padrões angulares presentes nos dados. Toma-se o Gráfico L-K para codificar a informação geológica em termos das medidas registradas nos perfis de porosidade e explora-se a ocorrência de padrões angulares na distribuição dos pontos no plano L-K.

Esta metodologia é apresentada com dados sintéticos e avaliada com perfis e análise de testemunho de poços do Campo de Namorado, na Bacia de Campos, Brasil.

## 2 FÁCIES SEDIMENTARES

A palavra fácies deriva do termo latino “facies”, que significa aparência ou aspecto. Para o caso geológico, o termo fácies pode ser descrito em função da litologia, da composição mineralógica, da granulometria, da presença de estruturas sedimentares e de fósseis (MENDES, 1984).

Na grande maioria dos casos, o ambiente deposicional coloca a sua própria marca distintiva sobre os sedimentos, resultando em uma fácies quase única. Sua individualidade é uma combinação de todas ou algumas das seguintes características, como as estruturas sedimentares, conteúdo fóssilífero, litologia, geometria e padrão de paleocorrentes (REINECK e SINGH, 1980).

O termo fácies pode ter uma conotação essencialmente estratigráfica, correspondendo à caracterização global de uma unidade estratigráfica, a fácies estratigráfica (WELLER, 1958), ou de parte dela, a fácies sedimentar (MOORE, 1949). As fácies sedimentares dependendo da característica a ser ressaltada ou descrita podem receber diferentes nomes. O termo litofácies é utilizado quando o objetivo é ressaltar os aspectos litológicos através de características como a composição mineralógica (quartzo, carbonatos), a geometria da estratificação (tabular, lenticular, cruzada), a granulometria (areia, argila), as estruturas sedimentares (marcas de ondas). A Figura 1 mostra um exemplo de litofácies, com a apresentação de um arenito com estratificação cruzada



Figura 1 - Afloramento mostrando um exemplo de litofácies arenito com estratificação cruzada.

O termo biofácies é utilizado nos casos em que se pretende apresentar uma datação das camadas em termos de seu conteúdo fóssilífero. A Figura 2 mostra um exemplo de biofácies em uma rocha carbonática.



Figura 2 - Exemplo de biofácies em uma rocha carbonática.

As rochas sedimentares têm suas propriedades primárias (textura, composição, estruturas sedimentares, morfologia e estratigrafia) determinadas, em grande parte, pela fonte dos sedimentos, pelo transporte e pelo ambiente deposicional. A Tabela 1 mostra uma possível classificação das fácies segundo o tipo de ambiente de sedimentação e o agente transportador.

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. Aspectos nos quais descrevemos as fácies como a granulometria, o grau de cimentação, compactação e arredondamento dos grãos afetam diretamente nos valores de porosidade.

A Tabela 2 mostra a variação da granulometria em rochas clásticas. Uma litofácies argilosa é, normalmente, menos permeável que uma litofácies arenítica e o grau de argilosidade em uma litofácies argilosa é maior, que na arenítica. Assim, diferentes fácies resultam em diferentes propriedades petrofísicas.

Tabela 1 - Classificação das fácies segundo o ambiente deposicional.

<b>FÁCIES</b>	<b>AGENTE DE TRANSPORTE</b>	<b>SEDIMENTOS</b>
<b>Ambiente Continental</b>		
Fluvial/Aluvional	Rios	Cascalho, areia, argila
Eólico ou desértico	Vento	Areia, silte
Lacustre	Correntes, ondas	Areia, cascalho, argila
Glacial	Gelo	Areia, argila
<b>Ambiente Costeiro</b>		
Delta	Rios, ondas, marés	Areia, argila
Praia	Ondas, maré	Areia, Cascalho
Planície de maré	Correntes	Areia, argila
<b>Ambiente Marinho</b>		
Plataforma continental	Ondas, maré	Areia, argila
Margem continental	Correntes oceânicas	Argila, areia
Mar profundo	Correntes oceânicas	Argila

Tabela 2 - Granulometria das rochas clásticas.

<b>INTERVALO GRANULOMÉTRICO (MM)</b>	<b>TAMANHO DO GRÃO</b>	<b>ROCHA</b>
> 256 a 2,0	Seixo, calhau, matacão	Conglomerado ou brecha
2,0 a 0,062	Areia	Arenito
0,062 a 0,004	Silte	Siltito
< 0,004	Argila	Argilito



### 3 GEOFÍSICA DE POÇO

É o conjunto das técnicas de aquisição, processamento e interpretação das propriedades físicas mensuradas no interior de um poço, objetivando identificar, quantificar e produzir um modelo geológico de uma acumulação de fluidos em subsuperfície e o seu perfil de produção.

#### 3.1 PERFIL DE POÇO

Perfil de poço é a forma de apresentação das variações das propriedades físicas mensuradas ao longo da profundidade de um poço. Os perfis são obtidos através do deslocamento ascensional e contínuo de um equipamento de perfilagem, conhecido como ferramenta de perfilagem. A construção de um perfil geofísico pode ser realizada em um tempo relativamente curto, com um registro simultâneo de várias propriedades físicas das rochas. Chamamos de perfis de porosidade a apresentação das variações das propriedades físicas obtidas através das ferramentas sensíveis à porosidade. Nesta seção discutiremos os três perfis de porosidade, além do perfil de raio gama natural.

##### 3.1.1 Perfil de Raios Gama Natural

A radioatividade natural é causada pelo decaimento radioativo de isótopos com altos valores de meia-vida, na ordem de grandeza da idade da Terra (4,5 bilhões de anos), como os isótopos do Potássio ( $K^{40}$ ), do Tório ( $T_h^{232}$ ) e do Urânio ( $U^{238}$ ).

O Perfil de Raios Gama Natural é a representação gráfica das variações da radiação gama natural com a profundidade do poço. 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. A principal vantagem desse perfil reside no fato de ser possível a sua realização por dentro de tubulações (poços revestidos), tornando-se muito útil, também, em trabalhos de completação e restauração dos poços. O cintilometro é um detector de radiação gama, que realiza a medida da quantidade e da energia dos raios gama.

### **3.1.2 Perfil de Porosidade Neutrônica**

Os nêutrons são partículas destituídas de carga elétrica e com massa semelhante a do núcleo de hidrogênio. Por serem partículas neutras, elas podem penetrar profundamente na matéria, atingindo os núcleos dos elementos que constituem a rocha interagindo elástica ou inelasticamente. A ferramenta neutrônica possibilita uma estimativa direta da porosidade da formação.

As ferramentas neutrônicas atuais são constituídas por uma fonte de nêutrons e dois ou mais detectores. A fonte emite nêutrons rápidos, os quais penetram nas camadas adjacentes ao poço. Através das sucessivas e múltiplas colisões elásticas, os nêutrons perdem parte da energia com que foram injetados. Esta perda de energia depende da massa relativa ou seção de choque do núcleo com o qual o nêutron colide. A maior quantidade de perda energética ocorre, justamente, quando os nêutrons se chocam com núcleos de massa praticamente igual à sua, portanto, com o núcleo de hidrogênio.

As medidas de porosidade neutrônica baseiam-se no fato que o hidrogênio apresenta uma seção de choque relativamente grande e massa pequena tornando-o bastante eficiente no processo de redução da energia dos nêutrons rápidos. Uma noção do conteúdo de hidrogênio presente na rocha é dado 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.

### 3.1.3 Perfil Sônico

A ferramenta sônica convencional mede o tempo de trânsito das ondas compressoriais, 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. Mede-se, portanto, o tempo gasto pela onda no percurso entre dois receptores. Em outras palavras, mede-se uma diferença de tempo de propagação (tempo de trânsito), que é expressa em microssegundos por pé de formação (*ms / ft*). A medida da porosidade, através do perfil sônico, ocorre a partir da determinação do tempo gasto pela onda compressional para percorrer um determinado espaço de formação. A velocidade da onda varia segundo o meio em que se propagam, sendo mais rápida nos sólidos que nos líquidos e gases. Logo, o tempo gasto por uma onda sonora nos sólidos, para percorrer uma mesma distância fixa, é bem menor que nos líquidos e gases. A maior vantagem do perfil sônico provém da relação direta que existe entre o tempo de trânsito de uma onda sonora em uma rocha e sua porosidade, pois ao considerar duas rochas semelhantes, aquela que tiver maior quantidade de fluidos no seu espaço poroso (maior porosidade), apresentará um tempo de trânsito maior que aquela de menor volume fluido (menor porosidade).

### 3.1.4 Perfil de Densidade

O perfil de densidade é o registro contínuo das variações das densidades das rochas atravessadas por um poço. No caso de rochas porosas, a medição realizada pelo perfil inclui tanto a densidade da matriz da rocha, como a do fluido contido no espaço poroso. Sabe-se que a transmissão de raios gama, através da matéria, pode ser relacionada com a densidade eletrônica se a interação predominante for o Efeito Compton. No ambiente do poço, uma medida do transporte dos raios gama pode ser usada para determinar a densidade da rocha próxima à parede do poço. A fonte de raios gama normalmente utilizada é o Césio ( $Cs^{137}$ ) o qual emite raios gama com uma energia de 662 KeV, bem abaixo do limite

para a ocorrência do efeito de Produção de Par. Este isótopo tem uma meia vida de cerca de trinta anos, o que dá uma estabilidade na intensidade do feixe energético, durante um período de tempo considerável. O poço é bombardeado por um fluxo de raios gama produzido por uma fonte que se encontra no interior da ferramenta. Um cintilometro, montado no mesmo corpo ferramental e protegido da radiação direta da fonte e registra o fluxo de raios gama difundido pela formação. O sinal observado é relacionado com a densidade da formação, uma vez que ele é representativo do número de raios gama que foram desviados de sua trajetória original, no interior da formação. Assim, quanto menor for o fluxo de raios gama detectados, maior é o número de elétrons (densidade eletrônica) responsáveis pela mudança na trajetória dos raios gama pelo Efeito Compton, o que implica em um maior número de átomos por unidade de volume. Infelizmente, a ferramenta de densidade não responde diretamente à densidade da rocha, mas sim ao número de elétrons por unidade de volume da mesma, ou seja, a densidade eletrônica. Então, uma correção é aplicada internamente, calibrando-se a ferramenta para o calcário ( $\rho_{cal} = 2,71 \text{ g/cm}^3$ ) saturado com água doce.

#### 4. GRÁFICO L-K

O Gráfico L-K, assim como o Gráfico M-N (BURKE et al.,1969) é um dos vários métodos desenvolvidos para a identificação de litologias, que buscam enfatizar o efeito do arcabouço sólido (matriz) da rocha sobre as medidas realizadas pelas ferramentas de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica) e assim, possibilitar a extração de informações sobre a litologia, de maneira relativamente independente do efeito do volume de fluidos sobre estas medidas.

O Gráfico M-N apóia-se na qualidade do perfil de densidade. No entanto, em várias situações práticas, o perfil de densidade pode necessitar de grandes correções e perder confiabilidade, como para os poços com grandes diâmetros ou com a ocorrência de grandes trechos de desmoronamentos; poços perfurados com a utilização de lama de perfuração com alta densidade, ou para os casos de camadas espessas e com alta permeabilidade, que são propícias a formação de rebocos com grande espessura. Estes fatos, normalmente, não afetam as medições realizadas pelas ferramentas sônicas e induzem a utilização do Gráfico L-K.

O Gráfico L-K adota uma combinação particular dos registros do perfil sônico com as medidas do perfil de densidade para definir o parâmetro L, como apresentado na equação 1, que para uma matriz particular, pode ser interpretado como a inclinação da reta de porosidade no gráfico sônico-densidade. A mesma interpretação do gráfico sônico-neutrônico leva a definição do parâmetro K, como apresentado na equação 2. A constante multiplicativa em ambas as equações é apenas um fator de escala para tornar os valores de L e K semelhantes aos valores dos parâmetros M e N, calculados com as unidades usuais dos perfis de porosidade.

A substituição dos valores das propriedades físicas mensuradas pelas ferramentas de porosidade nas equações 1 e 2, para alguns minerais resultam nos chamados pontos de referência. O Gráfico L-K com os pontos de referência de alguns dos mais comuns minerais nas rochas sedimentares é mostrado na Figura 3. A Tabela 3 apresenta os valores de L e K para os mesmos minerais.

$$L = \frac{\rho_m - \rho_w}{(\Delta t_w - \Delta t_m)} 100 \quad (1)$$

$$K = \frac{\phi_{Nw} - \phi_{Nm}}{(\Delta t_w - \Delta t_m)} 100 \quad (2)$$

As incógnitas  $\rho_m$ ,  $\rho_w$ ,  $\phi_{Nw}$ ,  $\phi_{Nm}$ ,  $\Delta t_w$  e  $\Delta t_m$  significam, respectivamente, densidade da matriz, densidade da água doce, porosidade neutrônica da água doce, porosidade neutrônica da matriz, tempo de trânsito na água doce e tempo de trânsito na matriz.

A substituição nas equações 1 e 2 dos valores de densidade, porosidade neutrônica e tempo de transito da matriz pelos respectivos valores registrados nos correspondentes perfis produz os pontos a serem classificados no Gráfico L-K para um determinado poço.

Tabela 3 - Valores de L e K para alguns minerais.

Mineral	Densidade	Porosidade neutrônica	Tempo de trânsito	L	K
Quartzo	2,65	-0,05	55,5	0,79	1,23
Calcita	2,71	0,00	47,0	0,71	1,20
Dolomita	2,86	0,05	43,6	0,62	1,28
Ortoclásio	2,55	-0,05	66,5	0,86	1,26
Albita	2,62	-0,04	46,4	0,72	1,14
Anidrita	2,96	0,02	51,8	0,71	1,42
Gesso	2,32	0,06	55,7	0,29	0,99
<b>Argilomineral</b>					
Caulinita	2,42	0,36	103,8	0,75	1,66
Ilita	2,53	0,25	97,2	0,81	1,66
Esmeclita	2,12	0,44	121,8	0,83	1,66

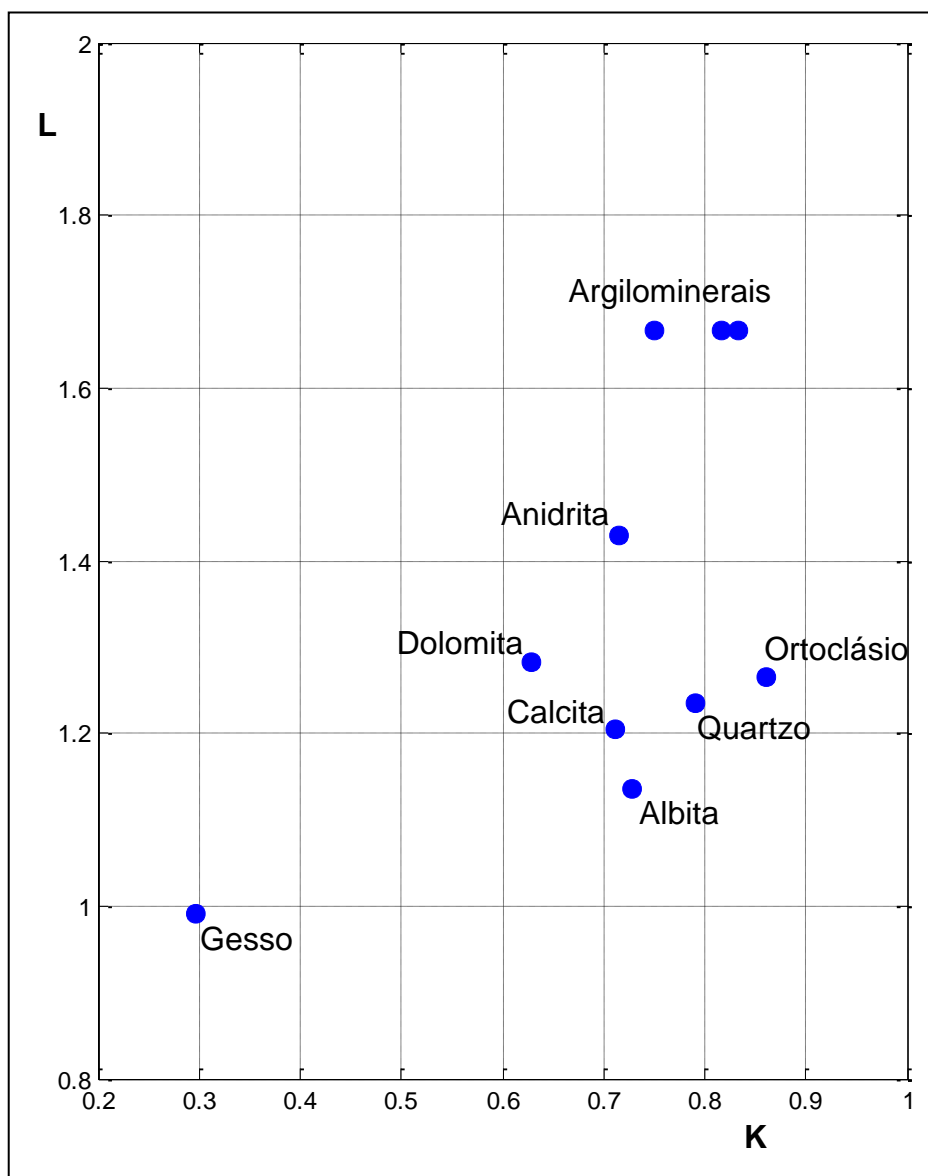


Figura 3 – Gráfico L-K.

## 5 ALGORITMOS INTELIGENTES

Os algoritmos inteligentes formam uma grande classe de técnicas computacionais, como as redes neurais artificiais, a computação evolutiva, e a inferência fuzzy, principalmente utilizados para a realização de análise e interpretação de grandes quantidades de dados. Os algoritmos inteligentes são ferramentas poderosas aplicados a vários campos da ciência e da engenharia, transformando dados em informação e informação em conhecimento (NIKRAVESH, 2004). A principal característica dos algoritmos inteligentes é a sua capacidade de operar e encontrar uma solução aceitável para um dado problema, em condições severas de imprecisão, incerteza e parcialidade da informação, além de apresentar uma grande tolerabilidade a falhas e robustez, mesmo sob as condições mais adversas, principalmente para o caso da solução de problemas de decisão. Em outras palavras, os algoritmos inteligentes apresentam uma oportunidade para a solução de problemas que envolvem a ambigüidade do pensamento e as incertezas da vida real.

### 5.1 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

As Redes Neurais buscam encontrar, inspiradas no funcionamento dos neurônios biológicos, uma solução para os problemas de reconhecimento de padrões e aprendizado por uma máquina ou, no contexto de um algoritmo inteligente, são ferramentas computacionais que aproximam uma solução para problemas que não têm solução numérica. As redes neurais têm capacidade de aprendizado. Uma rede neural é composta por um conjunto de elementos processadores, denominados neurônios artificiais, que são dispostos em um arranjo fixo, ou camada, cujo conjunto é conhecido como arquitetura. A forma como a informação propaga-se através das camadas e a arquitetura da rede define as suas características. Existem duas categorias de aprendizado, o aprendizado supervisionado e o não supervisionado. Quando a aprendizagem das redes neurais é feita através da utilização de um professor, é chamada de supervisionada, trata-se de um processo em que é apresentado a rede neural um conjunto de entradas de exemplo e a saída desejada para cada uma delas. Numa fase seguinte, as entradas passam por um processamento nos neurônios da rede e é obtida uma



saída, que será comparada com aquela desejada para a modificação dos pesos sinápticos. Esse processo é refeito até que o erro médio seja menor que uma tolerância pré-determinada e culmina com uma modificação da rede através de um mapeamento entrada- saída do problema considerado. Na aprendizagem não-supervisionada não há a apresentação para a rede de exemplos rotulados do problema a ser aprendido por ela. O aspecto das redes neurais, aqui abordado, é o da capacidade de reconhecimento de padrões, ou da extração de características comuns e estatisticamente relevantes dos dados de entrada. Uma rede neural com estas características é conhecida como rede neural competitiva.

## 5.2 REDE NEURAL COMPETITIVA MÍNIMO ANGULAR

A rede neural competitiva é um tipo de rede neural especialmente desenvolvida para o reconhecimento de padrões presentes nos dados de entrada da rede. Elas são caracterizadas por um treinamento não supervisionado, onde a partir de um conjunto de critérios pré-estabelecidos, que definem o neurônio vencedor e a forma de atualização dos pesos sinápticos, possibilitam a extração de características relevantes presentes nos dados de entrada. Neste tipo de rede os dados de entrada são trabalhados de forma a explicitar algumas propriedades comuns presentes em seu conjunto. Diferente de outra arquitetura de rede neural artificial, o resultado útil de uma rede competitiva não é o sinal na camada de saída, mas a posição na camada competitiva ou o conjunto de pesos do neurônio vencedor.

A arquitetura básica de uma rede neural competitiva, como mostrado na Figura 4 é composta por dois conjuntos de neurônios artificiais distribuídos em duas camadas. A camada que recebe os dados de entrada é denominada como camada de entrada e é completamente interligada a segunda camada, denominada como camada competitiva, através de conexões sinápticas. Cada neurônio pertencente à camada competitiva, denominado como neurônio competitivo é ligado a todos os outros neurônios da camada competitiva através de ligações conhecidas como ligações laterais.

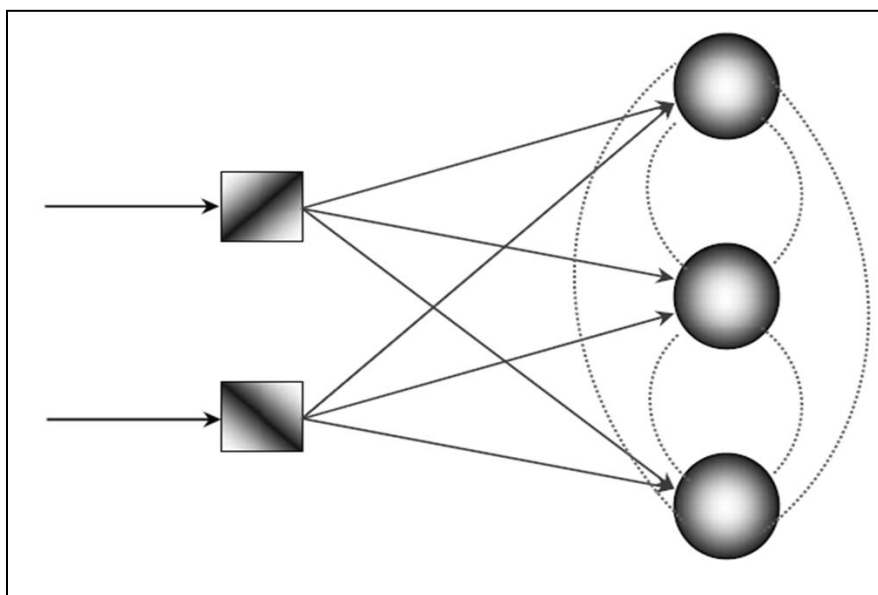


Figura 4 - Arquitetura de uma Rede Neural Competitiva

A rede competitiva angular (BARROS, 2008) é um tipo de rede competitiva, que busca extrair relações angulares presentes nos dados de entrada. No caso do plano, esta rede busca localizar os centros de gravidades das nuvens de pontos por ventura existentes nos dados. Cada ponto está associado a um vetor, representado como um número complexo e a relação angular é ditada pela sua direção.

A rede competitiva mínimo angular é derivada da arquitetura e das estratégias de operação da rede competitiva angular buscando classificar pontos no plano em relação a classes representadas por vetores de referência. Um ponto, representado por seu vetor posição, é classificado em uma classe representada pelo vetor de referência que forma o menor ângulo entre eles. O sinal de saída de um neurônio competitivo é o resultado da avaliação da sua função de ativação para o seu potencial de entrada. A Figura 5 mostra a arquitetura da rede competitiva mínimo angular.

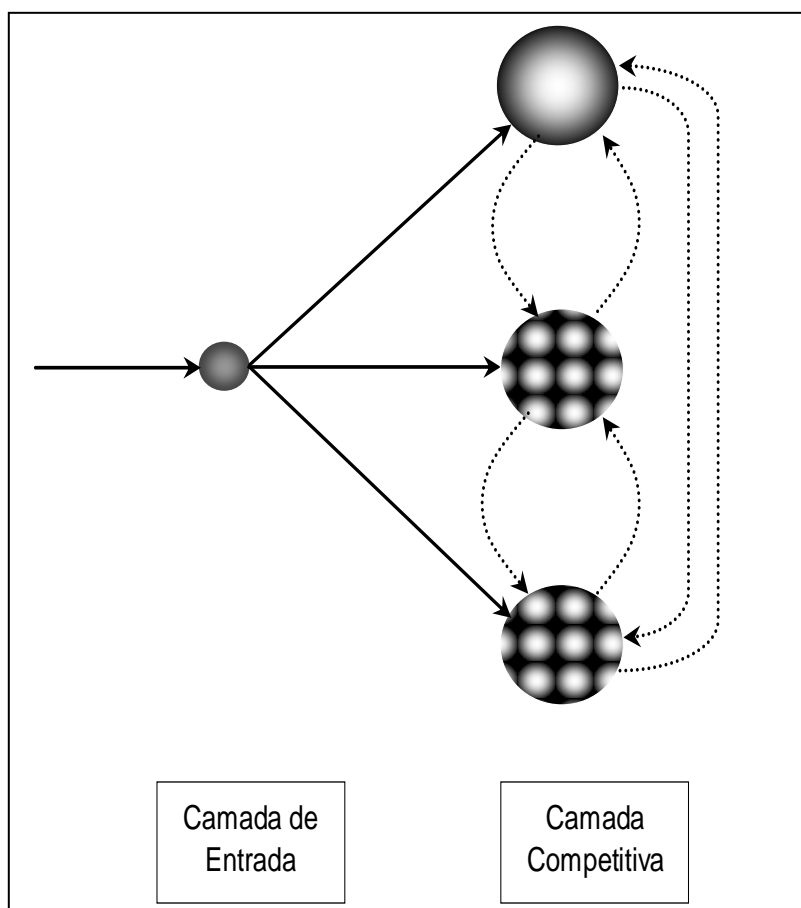


Figura 5 – Arquitetura da rede competitiva angular.

O potencial de entrada ( $u_j$ ) é definido na forma:

$$u_j = \text{real}(x_i \bar{w}_j) = \cos(\theta) \quad (3)$$

Na equação 3, o potencial de entrada é o produto interno de dois vetores, escrito na forma complexa, como a parte real do produto de dois números, resultando no cosseno do ângulo entre eles. O termo ( $x_i$ ) é um elemento do vetor de entrada e o termo ( $\bar{w}_j$ ) é o complexo conjugado de um elemento do vetor de pesos sinápticos.

A cada neurônio competitivo está associada uma função de ativação, correspondente à característica angular particular de interesse. Para o caso de uma relação angular, que busca a proximidade entre pontos no plano, tem-se a função de ativação definida como uma transformação afim do potencial de entrada, como mostrado na Figura 6.

A regra de competição utilizada para a definição do neurônio vencedor é a função que toma o maior valor para o cosseno do ângulo. Assim, vence a competição por um ponto de entrada, o neurônio com o maior valor de saída.

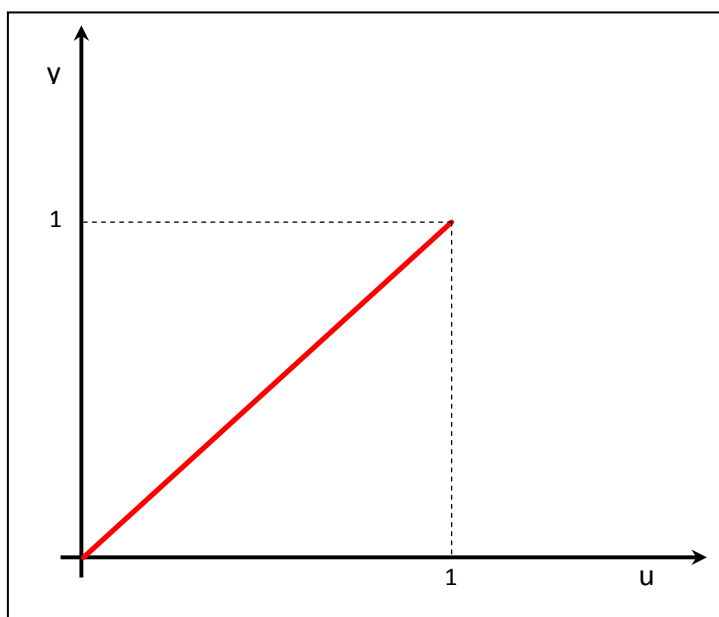


Figura 6 – Função de ativação.

### 5.3 SUBTRACTIVE CLUSTERING

Um método de agrupamento (clustering) tem como objetivo agrupar em classes elementos com características semelhantes, buscando maximizar a similaridade entre elementos de uma mesma classe (intra-classe) e minimizar a similaridade entre elementos de classes distintas (inter-classe), de tal maneira que os grupos obtidos são os mais homogêneos e bem separados possíveis, de acordo com uma métrica pré-determinada. Estes métodos assumem que o comportamento de uma nuvem, ou de um conjunto de dados próximos uns dos outros, possa ser representado pelo comportamento do seu centro. A operação dos métodos de agrupamento requerem alguma informação a priori, como o número de centros e a qualidade da solução, assim como na maioria dos métodos de otimização não linear, é dependente da escolha destes valores iniciais (número de centros ou suas posições iniciais). O método subtractive clustering (CHIU, 1997) é um método de agrupamento que determina o número de centros e a sua posição apenas com a informação sobre o raio de influência de cada centro. Considerando um conjunto de

dados  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  distribuídos no espaço M-dimensional, em que cada dimensão é escalonada para um hipercubo unitário.

Este método assume que cada ponto de dados é um centro na dependência de seu potencial, dado pela equação 4, e calcula uma medida da probabilidade de cada ponto de dados que definem o centro do grupo, com base na densidade em torno de cada ponto. Na equação 4, o expoente é a distancia euclidiana, com o parâmetro  $a$  definido pela equação 5.

$$p_i = \sum_{j=i}^n e^{-a\|x_i-x_j\|^2} \quad (4)$$

$$a = \frac{4}{r_a^2} \quad (5)$$

O potencial de um ponto qualquer representa um centro em função do número de pontos em sua vizinhança, que é definida pelo raio ( $r_a$ ). Pontos fora da vizinhança determinam um novo agrupamento. Após o cálculo do potencial para todos os pontos, os centros são representados pelos pontos de maior potencial. O algoritmo seleciona o ponto com maior potencial para ser o centro do primeiro grupo, remove todos os dados nas proximidades do centro do primeiro grupo, a fim de determinar o próximo conjunto de dados e a localização de seu centro, repete-se este processo até localizar todos os centros de todos os agrupamentos de dados presentes.

## 6 METODOLOGIA

Para a realização do zoneamento faciológico de um poço não testemunhado é fundamental a codificação da informação geológica, ou da descrição das fácies, em termos das medidas registradas nos perfis de porosidade. A proposição é calcular os pontos (L, K) para os intervalos de profundidade testemunhados e lançá-los no Gráfico L-K. Observa-se que os pontos se distribuem no plano L-K, de modo que os pontos provenientes de um mesmo intervalo testemunhado formam um agrupamento e que pontos de intervalos diferentes, se distribuem por agrupamentos diferentes. Toma-se o centro de cada agrupamento como o ponto de referência para cada uma das fácies descritas.

O propósito da metodologia, aqui apresentada, é o de produzir a interpretação do Gráfico L-K, com a adição dos novos pontos de referência correspondentes às fácies previamente descritas. Para tanto, tem-se que oferecer respostas a duas questões. A primeira questão refere-se ao número de camadas ou fácies presentes no intervalo perfilado do novo poço e a segunda, corresponde à classificação destas em termos das fácies descritas no poço testemunhado.

A partir dos perfis de porosidade do poço não testemunhado, com a aplicação das equações 2 e 3 obtêm-se os novos pontos no Gráfico L-K. O método de agrupamento (*subtractive clustering*) é utilizado para a determinação do número de agrupamentos e do par ordenado de localização de cada centro.

A classificação destes centros, em termos das fácies descritas é realizada pela rede competitiva mínimo angular. Considera-se que a distribuição particular dos pontos representativos de uma mesma fácies ou pertencente a um mesmo agrupamento no gráfico L-K, apresenta um padrão angular, onde os pontos alinham-se aproximadamente em uma mesma direção. A rede competitiva mínimo angular é construída com um único neurônio na camada de entrada, que recebe o par (K,L ) calculado para um ponto em profundidade e representado na forma de um número complexo. A camada competitiva é construída com um número de neurônios igual ao número de fácies descritas adicionado ao número de minerais principais presentes no Gráfico L-K, de modo a possibilitar uma indicação da litologia, através do mineral principal, para as camadas não contempladas nas fácies descritas no poço de referência.

O vetor de pesos sinápticos é formado pelos vetores posição de cada um dos pontos de referência no Gráfico L-K. A rede competitiva mínimo angular promove a classificação dos vetores de entrada em termos do menor ângulo em relação aos pontos de referência.

Observa-se, na grande maioria dos casos, que a relação angular promove uma melhor classificação dos pontos no Gráfico L-K, que a relação de distância, pois problemas relacionados às calibrações das ferramentas, às correções das medidas e a ocorrência de ruído, muitas das vezes alteram as relações de distância admitidas nas interpretações dos gráficos de identificação litológica, construídos a partir dos perfis de porosidade.

## 7 RESULTADOS

A metodologia aqui apresentada é avaliada com dados sintético e perfis de poços testemunhados do Campo de Namorado, na Bacia de Campos, Brasil.

### 7.1 DADOS SINTÉTICOS

Considera-se o caso de um trecho de um poço testemunhado, denominado como poço A, no qual foram descritas três fácies, como apresentadas na Tabela 4. Os perfis e a descrição de testemunho do poço A são apresentados na Figura 7.

Tabela 4 - Fácies descritas no poço testemunhado.

<b>FÁCIES</b>	<b>DESCRIÇÃO</b>
<b>A</b>	Arenito, médio, bem graduado
<b>B</b>	Calcário maciço
<b>C</b>	Folhelho

Considera-se um poço não testemunhado, poço B, que atravessa uma sequência de quatro fácies, como apresentado na Tabela 5. Observa-se que a fácies B-1, representando uma dolomita, que não aparece no poço testemunhado.

Na Figura 8 é apresentado o Gráfico L-K com os pontos calculados com os registros dos perfis de porosidade do poço A representados por cruces em vermelho e com os pontos de referência das fácies descritas representados por quadrados azuis.

Os perfis e a descrição de testemunho do poço B são apresentados na Figura 9. A Figura 10 mostra os pontos (L, K) referentes ao poço B representados por cruces.

A aplicação do método de agrupamento resulta na identificação de quatro grupos, que representam as fácies presentes neste poço e estão representados por triângulos invertidos em preto na Figura 10.



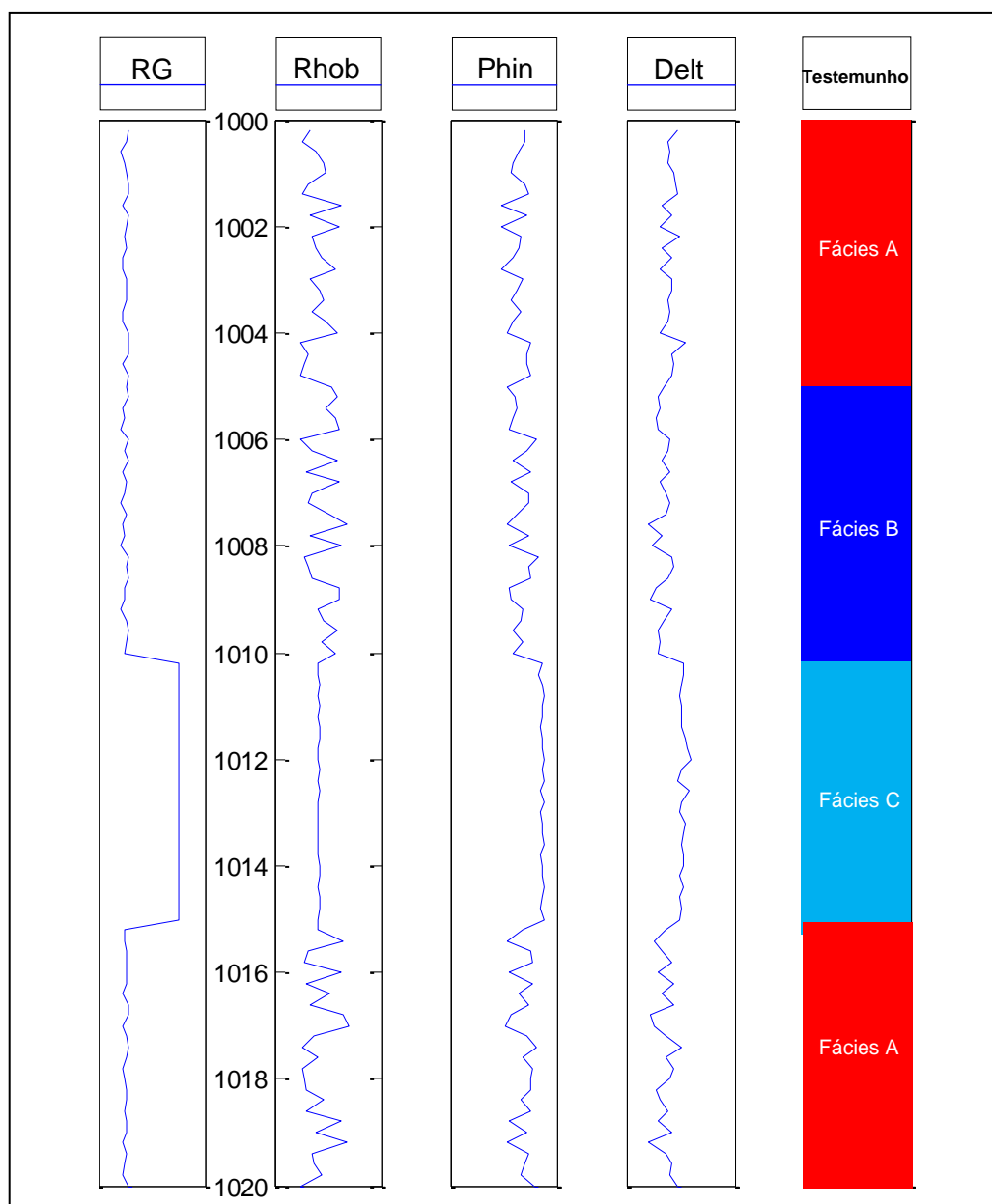


Figura 7 - Perfis a análise de testemunho do poço A. RG é o perfil de raios gama natural. Rhob é o perfil de densidade. Phin é o perfil de porosidade neutrônica e Delt é o perfil sônico.

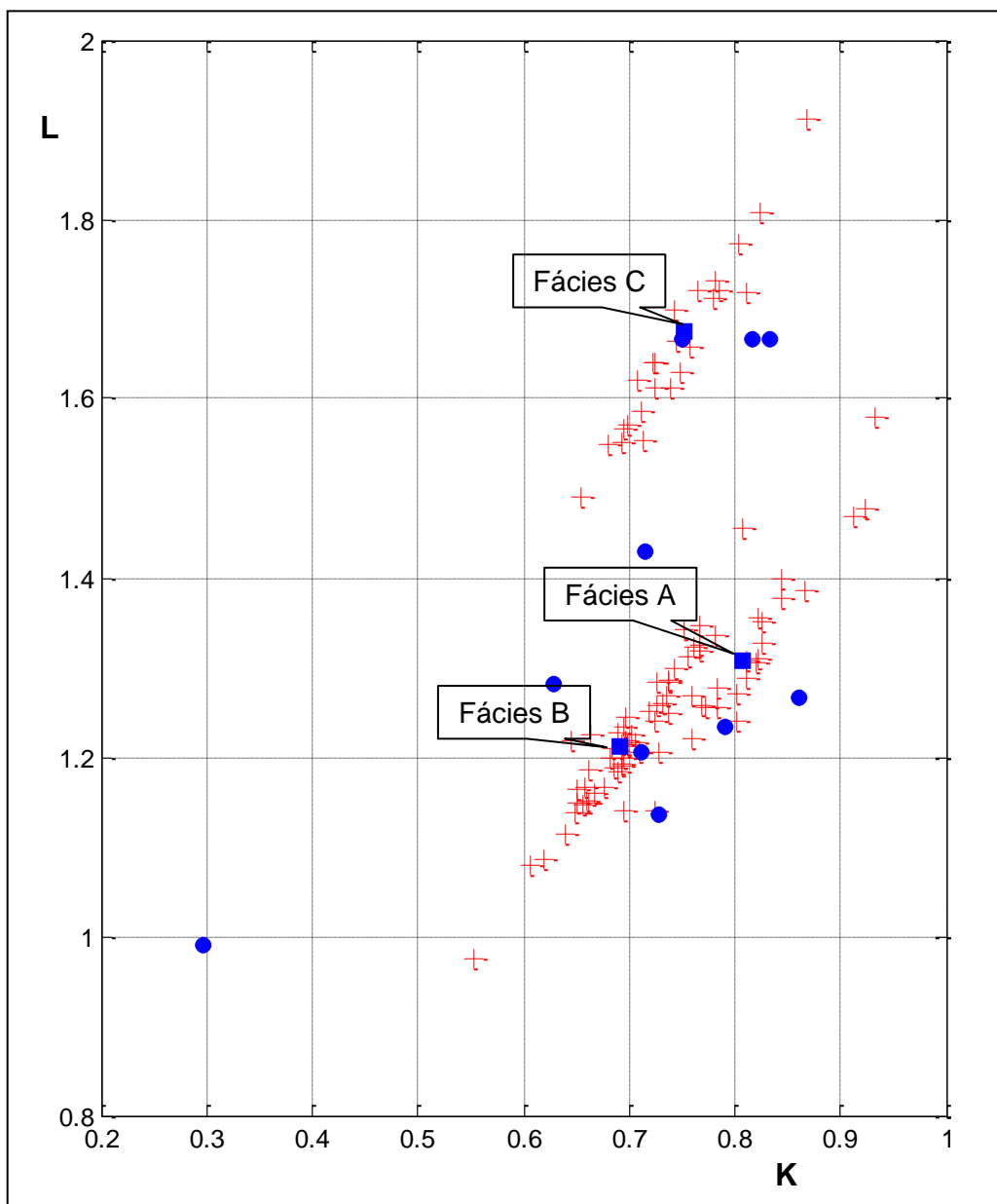


Figura 8 - Gráfico L-K. Dados sintéticos do poço A. As cruzes em vermelho representam os pontos do poço A. Os quadrados em azul representam as três fácies identificadas neste intervalo do poço A.

A interpretação ou classificação das fácies presentes no poço B, em termos das fácies descritas no poço A é realizada pela rede competitiva mínimo angular.

Tabela 5 – Fácies descritas no poço não testemunhado.

<b>FÁCIES</b>	<b>DESCRIÇÃO</b>
<b>A</b>	Arenito, médio, bem graduado
<b>B</b>	Calcário maciço
<b>B-1</b>	Dolomita
<b>C</b>	Folhelho

O número de pontos de referência presentes no Gráfico L-K define o número de neurônios na camada competitiva. Observa-se visualmente na Figura 10, que a relação de distância dos centros aos pontos de referência no Gráfico L-K não produz uma correta classificação das fácies.

No Gráfico L-K interpretado para o poço B, com os resultados da classificação promovida pela rede mínimo angular, a cor das cruzes que representam pontos de uma mesma camada, que foi classificada em função das fácies transportadas do poço de referência ou do mineral principal desta camada.

O resultado da aplicação desta metodologia a dados sintéticos ou o zoneamento faciológico do poço B é mostrado na Figura 11. A Figura 11-A mostra o perfil de raios gama natural no intervalo a ser zoneado. Observa-se a dificuldade da realização do zoneamento pela simples interpretação qualitativa deste perfil. A Figura 11-B mostra o zoneamento do poço B, que foi adotado no modelo. A Figura 11-C mostra o zoneamento do poço B, que foi produzido pelo método apresentado neste trabalho.

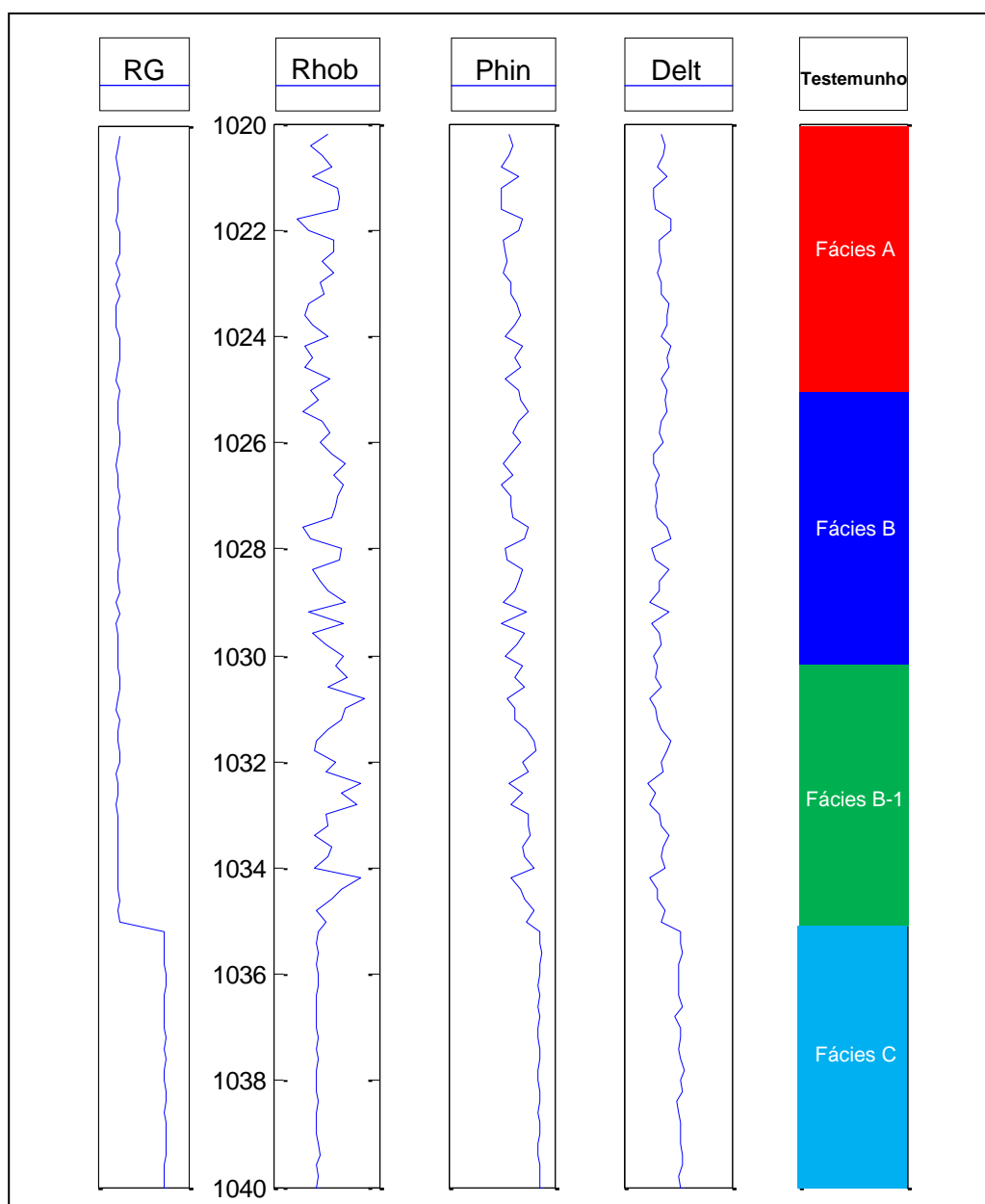


Figura 9 - Perfis a análise de testemunho do poço B. RG é o perfil de raios gama natural. Rhob é o perfil de densidade. Phin é o perfil de porosidade neutrônica e Delt é o perfil sônico.



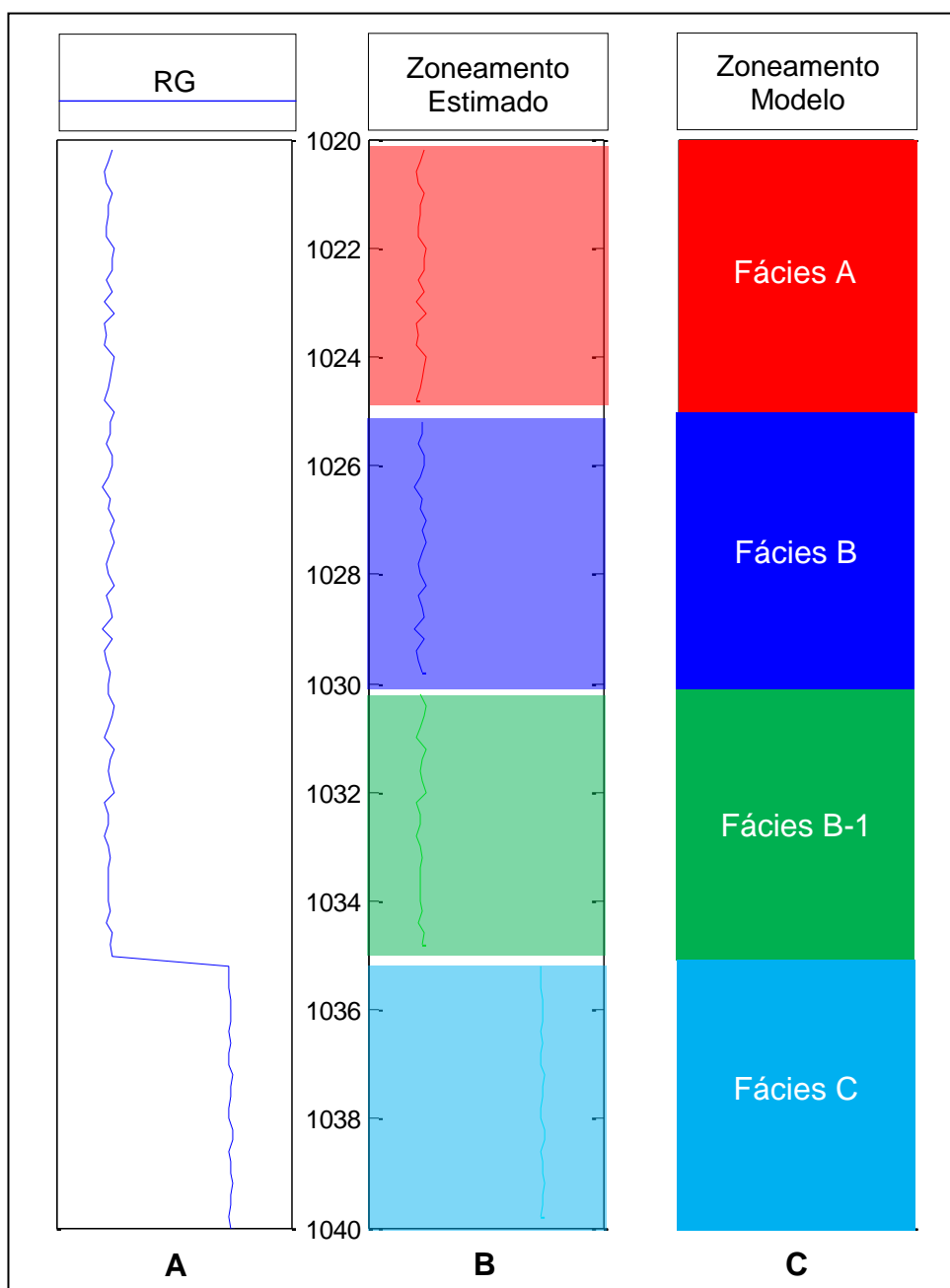


Figura 11 - Zoneamento do poço B. 11-A Perfil de raio gama. 11-B Zoneamento estimado. 11-C Zoneamento modelado.

## 7.2 DADOS REAIS

Para a avaliação desta metodologia com a utilização de perfis reais são tomados três poços testemunhados do Campo de Namorado, na Bacia de Campos.

O poço A é escolhido como poço de referência e dele tomou-se duas camadas como as fácies de referência. A descrição destas fácies é mostrada na Tabela 6 e os perfis obtidos neste poço para o trecho testemunhado são apresentados na Figura 12.

A Figura 13 mostra o Gráfico L-K para o poço A, com os pontos de referência das facies descritas representados por quadrados em preto.

Tabela 6 – Fácies descritas no poço A.

<b>FÁCIES</b>	<b>DESCRIÇÃO</b>
<b>A</b>	Arenito, bem graduado, de granulação média e bem selecionado.
<b>B</b>	Ritmito com finas laminações de calcário e folhelho, intensamente bioturbado.

A descrição dos testemunhos dos dois outros poços tomados para teste esta apresentada na Tabela 7.

Tabela 7 – Fácies descritas nos poços B e C.

<b>POÇO</b>	<b>FÁCIES</b>	<b>DESCRIÇÃO</b>
<b>B</b>	<b>A</b>	Arenito, bem graduado, de granulação média e bem selecionado.
	<b>B</b>	Ritmito com finas laminações de calcário e folhelho, intensamente bioturbado.
<b>C</b>	<b>C</b>	Interlaminado de calcilutito e dolomita
	<b>A</b>	Arenito, bem graduado, de granulação média e bem selecionado.

A Figura 14 mostra os perfis e a descrição dos testemunhos no poço B. A Figura 15 mostra o Gráfico L-K com os pontos (K,L) calculados com os perfis de

porosidade do poço B e a sua interpretação produzida pela metodologia aqui apresentada. Os triângulos em preto marcam os centros determinados pela análise de agrupamento e as cores das cruces marcam a classificação realizada pela rede mínimo angular. Observa-se que neste trecho do poço B ocorre uma inversão na ordem de ocorrência das fácies de referência, que foi convenientemente tratada por esta metodologia.

A Figura 16 mostra o resultado da aplicação desta metodologia com o zoneamento do poço B. A Figura 16-A mostra o perfil de raio gama. Figura 16-B apresenta o zoneamento estimado. A Figura 16-C mostra a descrição litológica do testemunho para efeito de validação.

A Figura 17 mostra os perfis e a descrição dos testemunhos para um intervalo do poço C. A Figura 18 mostra o Gráfico L-K com os pontos (K,L) calculados com os perfis de porosidade do poço C e a sua interpretação produzida pela metodologia aqui apresentada. Os triângulos em preto marcam os centros determinados pela análise de agrupamento e as cores das cruces marcam a classificação realizada pela rede mínimo angular. Observa-se que neste trecho do poço C ocorre uma fácies que não foi descrita no poço de referência. A fácies C é classificada em termos do mineral principal, que neste caso é representado pela dolomita e de acordo com a descrição dos testemunhos do poço C.

A Figura 19 mostra o zoneamento do poço C. A Figura 19-A mostra o perfil de raio gama. Figura 19-B apresenta o zoneamento estimado. A Figura 19-C mostra a descrição do testemunho para efeito de validação.



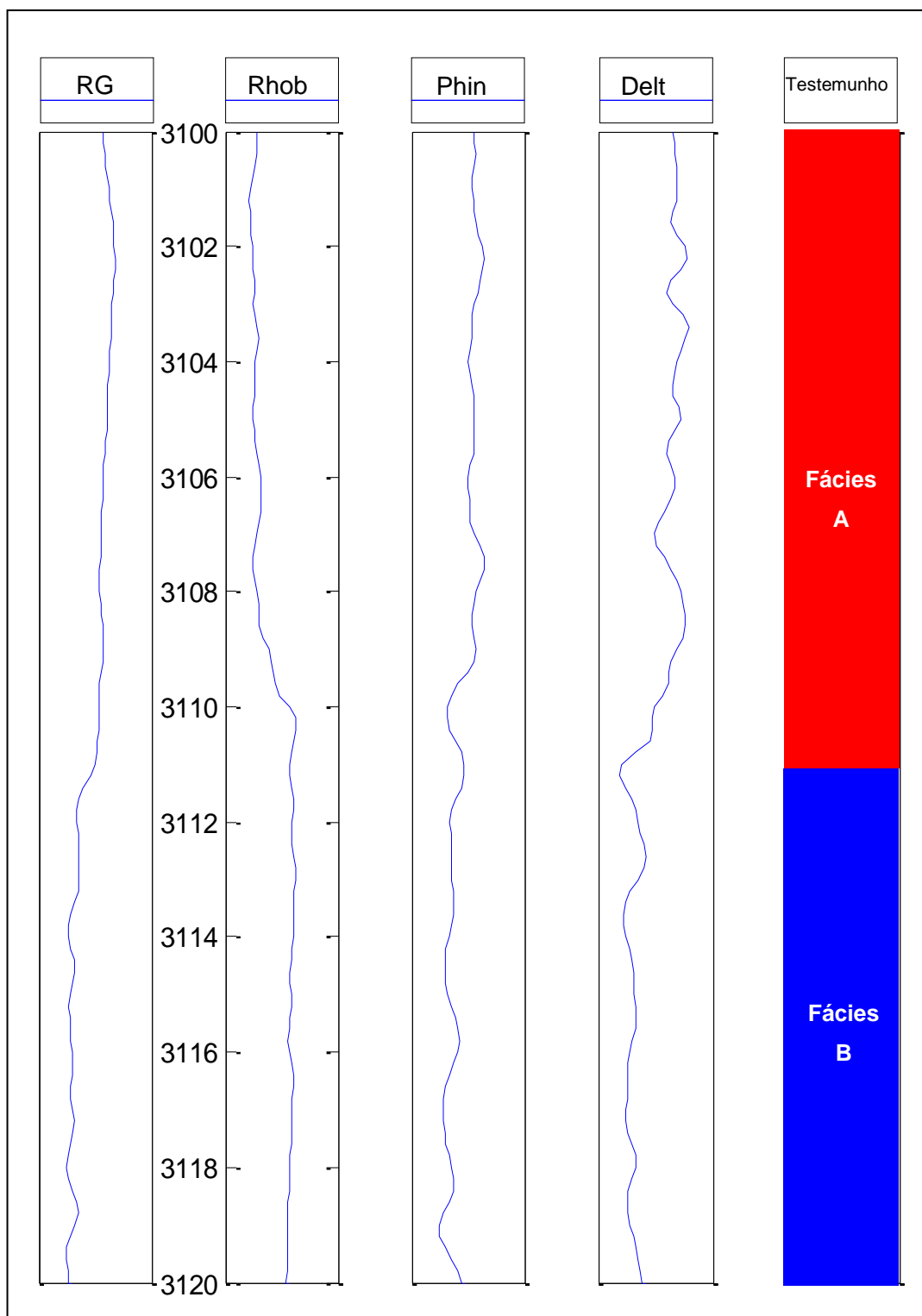


Figura 12 - Perfis do poço A e resultado da análise de testemunho com a identificação das fácies de referência.



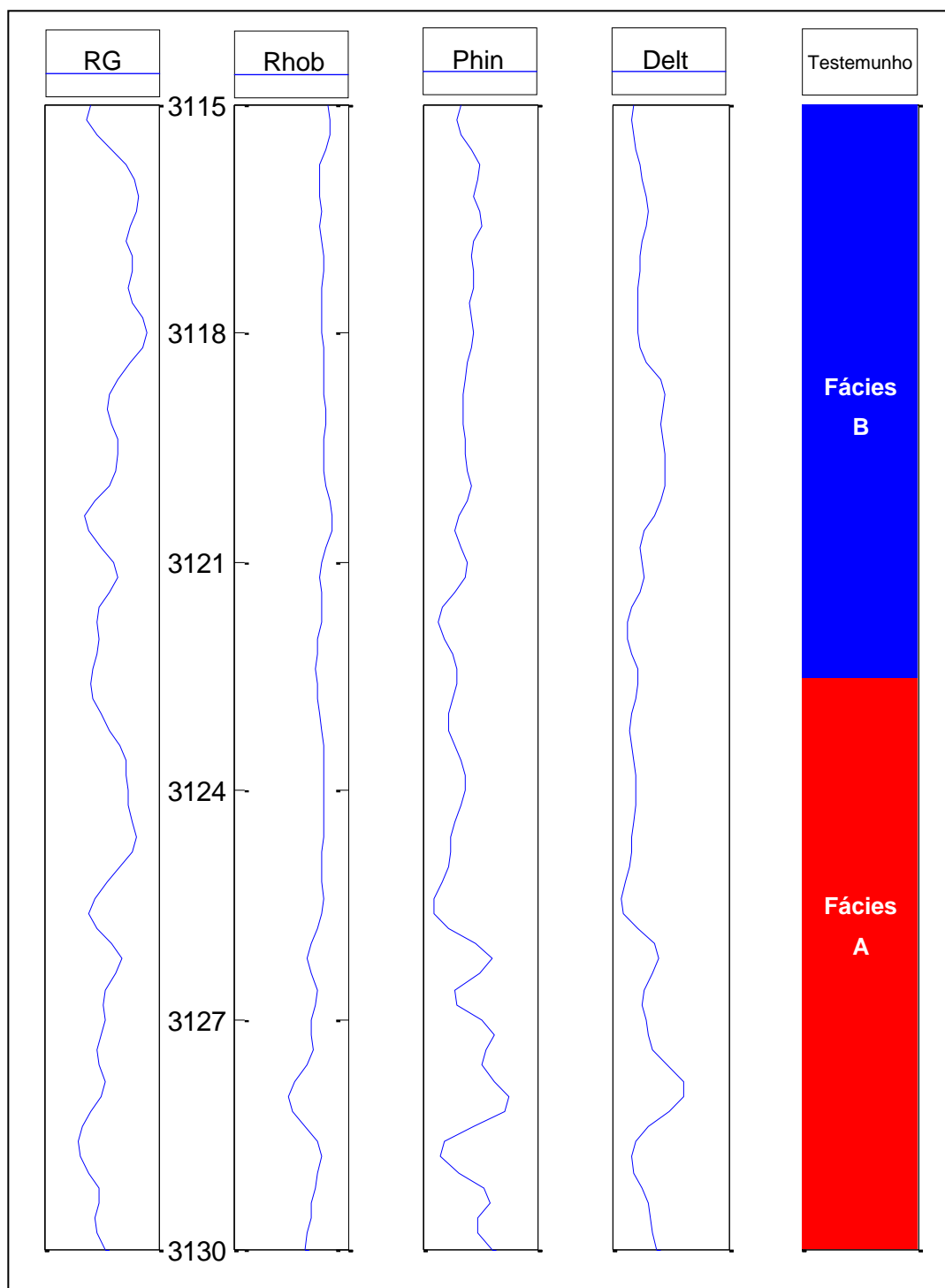


Figura 14 - Perfis do poço B e resultado da análise de testemunho.

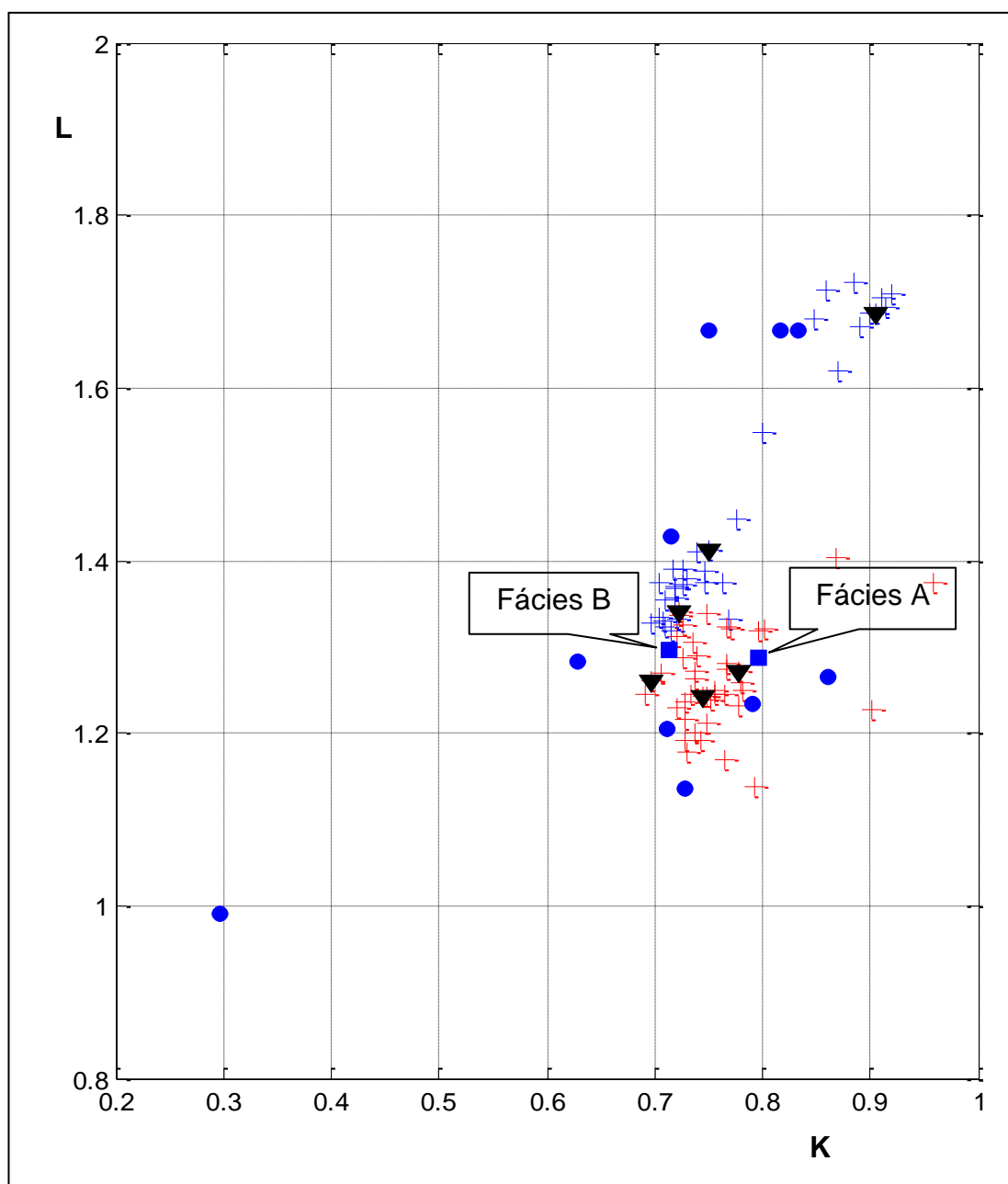


Figura 15 - Gráfico L-K interpretado para o poço B. Os triângulos em preto mostram os centros dos agrupamentos.

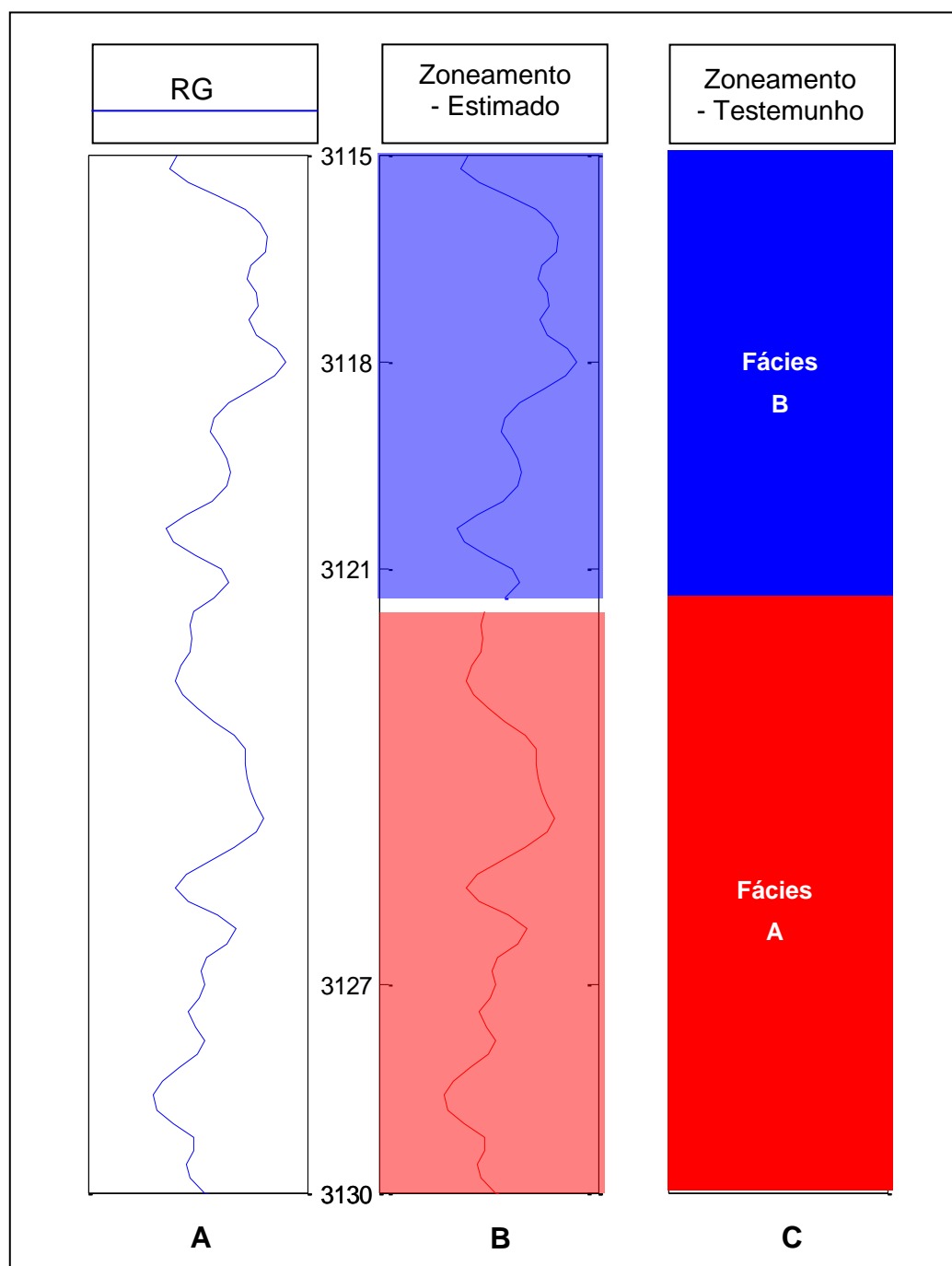


Figura 16 - Zoneamento do poço B. 16-A Perfil de raio gama. 16-B Zoneamento estimado. 16-C Zoneamento do testemunho.

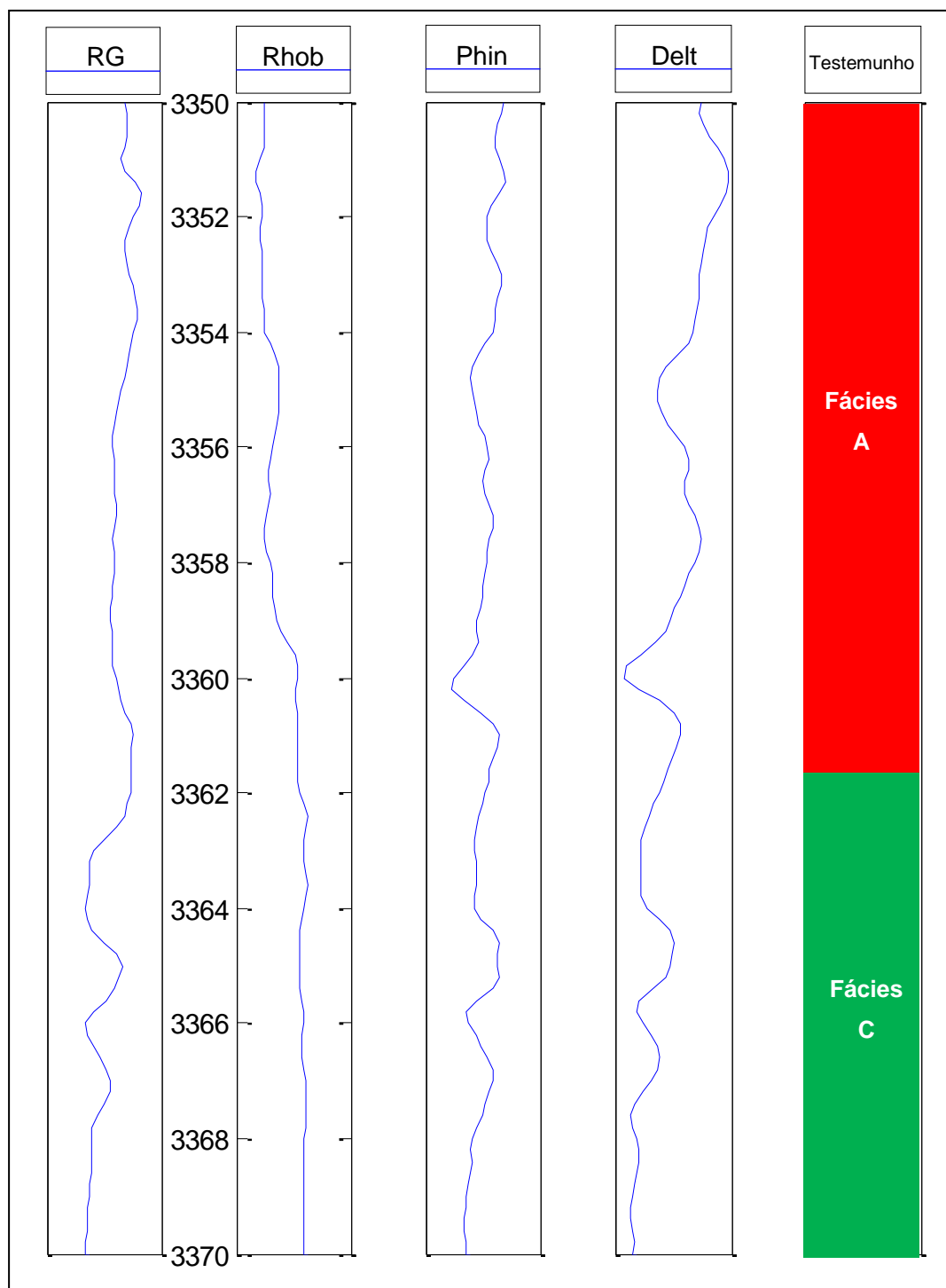


Figura 17 - Perfis do poço C e resultado da análise de testemunho.

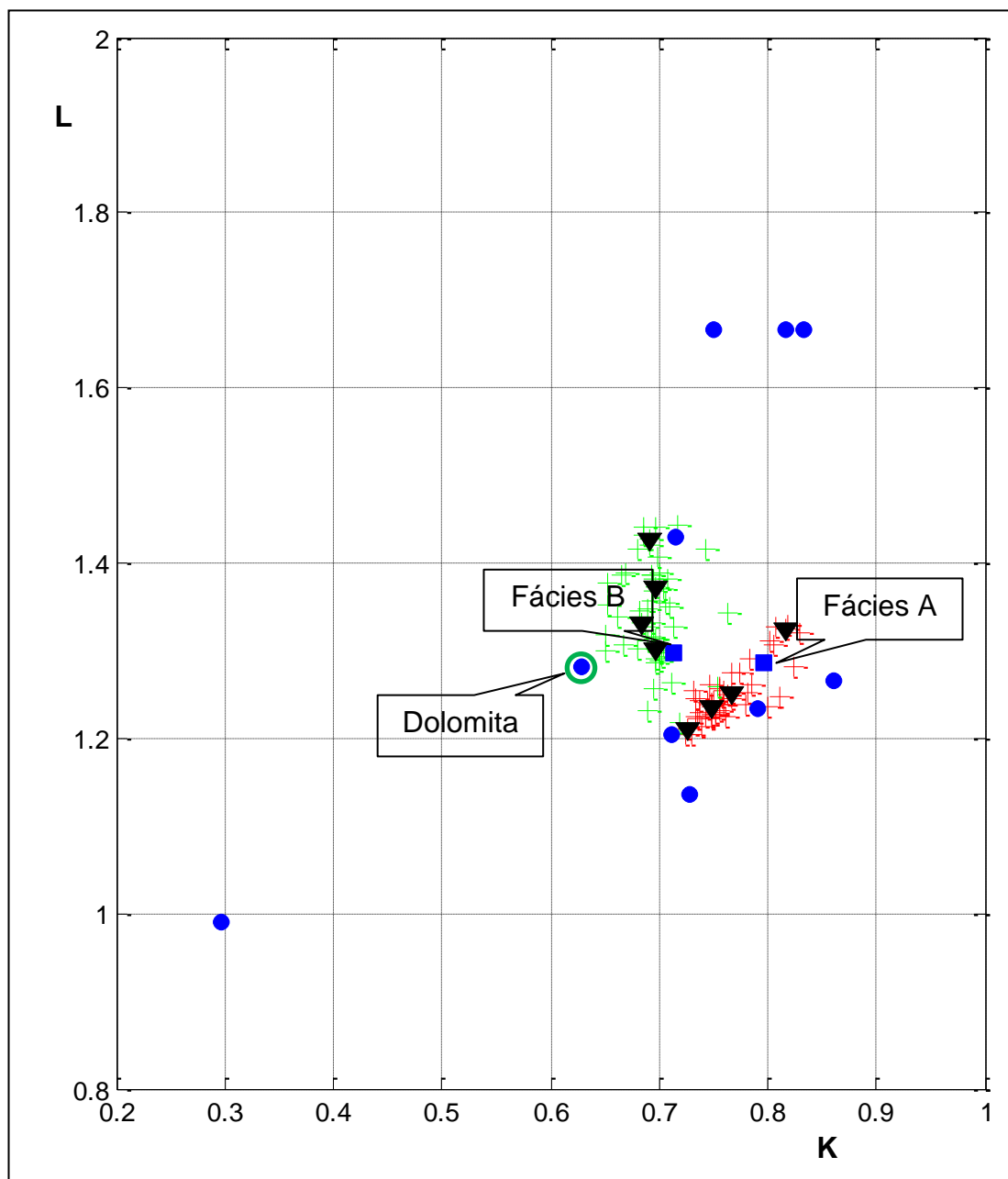


Figura 18 - Gráfico L-K para o poço C. Os triângulos em preto mostram os centros dos agrupamentos. O círculo em verde marca a fácies identificada pelo mineral principal (dolomita).

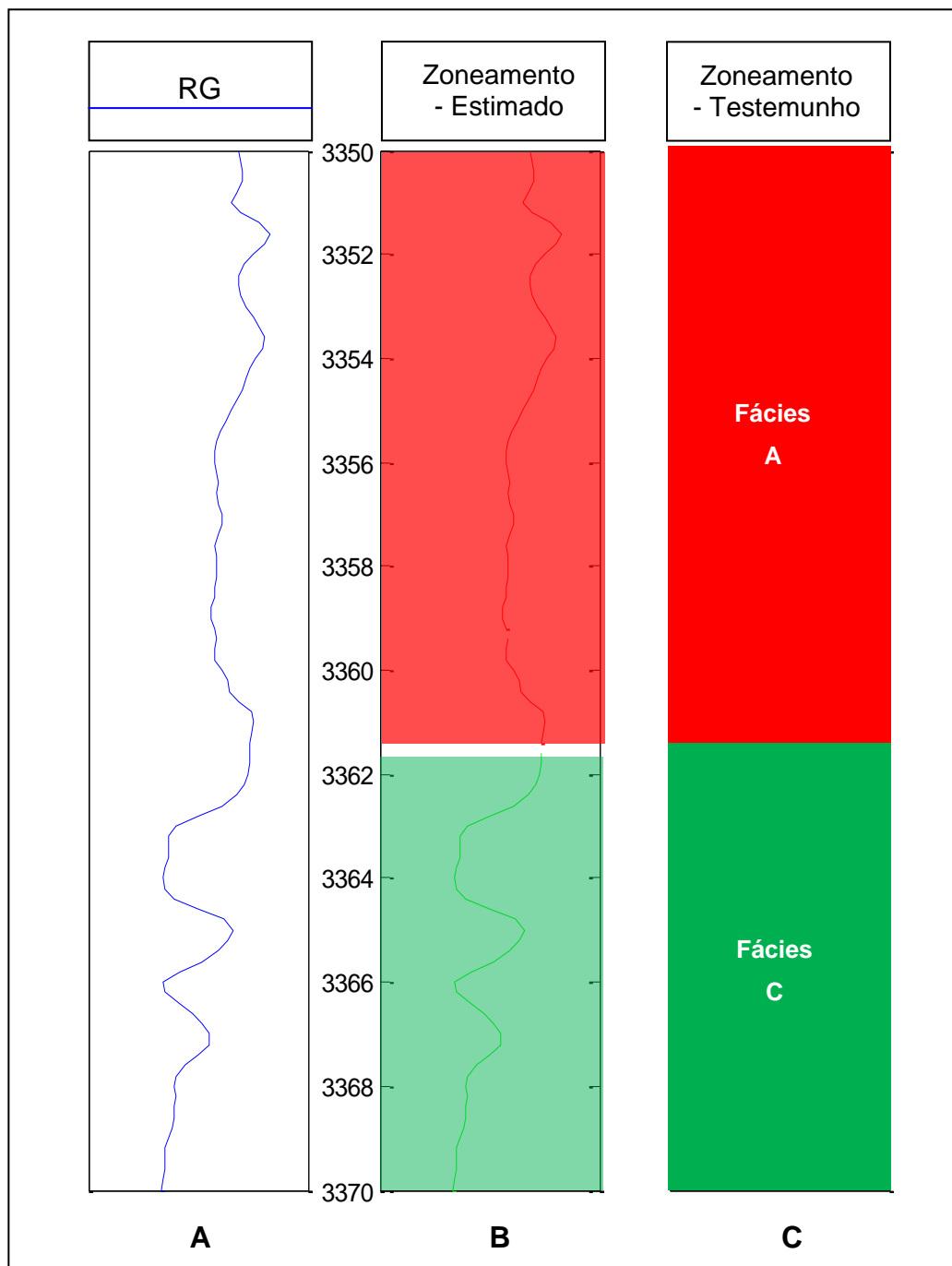


Figura 19 - Zoneamento do poço C. 19-A Perfil de raio gama. 19-B Zoneamento estimado. 19-C Zoneamento do testemunho.



## 8 CONCLUSÕES

O Gráfico L-K mostrou-se eficiente para promover a codificação de uma informação de carácter qualitativo como a descrição de fácies em termos das propriedades físicas mensuradas pelas ferramentas de porosidade e o algoritmo inteligente construído com base na rede competitiva mínimo angular foi capaz de interpretar o Gráfico L-K e promover o transporte desta informação, com a realização do zoneamento dos poços não testemunhados.

A limitação desta metodologia aparece na precisão da determinação dos contatos geológicos, que deverá ser tratada em trabalhos futuros.

## REFERÊNCIAS

BURKE, J.; CAMPBELL, R.; SCHIMIDT, A. The lithoporosity crossplot. In: LOGGING SYMPOSIUM, 10<sup>th</sup>., SPWLA, 1969.

BARROS, C.; ANDRADE, A. Determination of water saturation by intelligent algorithm. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE GEOFÍSICA, 3., 2008, Belém. **Anais...** Belém: SBGf. 2008.

CHIU, S. Identificação do modelo fuzzy com base na estimativa de cluster. **Journal of Fuzzy e Sistemas Inteligentes**, v. 2, n. 3, set. 1997.

ELLIS, D. V. **Well logging for earth scientists**. New York, USA: Elsevier, 1987. 532p.

KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Berlin: Springer-Verlag, 1989. .312 p.

MENDES, J.C. Elementos de estratigrafia. São Paulo: T.A.Queiroz, 1984. v. 12

MOORE, R.C. Meaning of fácies. **Geol. Soc. Am., Mem.**, 39, p. 1-34. 1949.

NIKRAVESH, M. Soft computed based computational intelligent for reservoir characterization. **Expert Systems with Applications**, v. 26, p.19-38. 2004.

REINECK, H.E.; SINGH, I.B. **Depositional sedimentary environments, with reference to terrigenous clastics**, 2. ed. Berlim, Heidelberg; Nova York: Springer-Verlag, 1980. 549p.

WELLER, J.M. Stratigraphic facies differentiation and nomenclature. **Am. Ass. Petrol. Geologists, Bull.**, n. 40, p.17-50. 1958.