



Copyright 2004, Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás - IBP

Este Trabalho Técnico Científico foi preparado para apresentação no 3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, a ser realizado no período de 2 a 5 de outubro de 2005, em Salvador. Este Trabalho Técnico Científico foi selecionado e/ou revisado pela Comissão Científica, para apresentação no Evento. O conteúdo do Trabalho, como apresentado, não foi revisado pelo IBP. Os organizadores não irão traduzir ou corrigir os textos recebidos. O material conforme, apresentado, não necessariamente reflete as opiniões do Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, Sócios e Representantes. É de conhecimento e aprovação do(s) autor(es) que este Trabalho será publicado nos Anais do 3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás

MODELAGEM DE ELETROFÁCIES APLICADA À INDÚSTRIA PETROLÍFERA – UM EXEMPLO NO CAMPO DE NAMORADO

Camila Faria de Albuquerque¹, José Agnelo Soares¹, Claudio Bettini¹

¹PRH-ANP-18/DEGEO/IGEO/UFRJ; Av. Brigadeiro Trompowski s/n, CCMN, J0-09,
Cidade Universitária, Rio de Janeiro; albuquerquecf@yahoo.com.br

Resumo – Uma das principais etapas para o desenvolvimento de jazidas petrolíferas é modelagem de reservatórios realizada de diversas maneiras. Neste trabalho, optou-se pela modelagem baseada em perfis geofísicos, já que a indústria petrolífera conta com grande disponibilidade dos mesmos. Os dados dos poços foram trabalhados no *software* Enterprise Guide® 2.0, com a ajuda de aplicativos especialmente desenvolvidos para esse tipo de estudo no âmbito do “Projeto Perfil” (CTPETRO/FINEP/PETROBRAS/UFRJ). A modelagem inclui as etapas de calibração, validação e aplicação de uma função discriminante, linear ou quadrática. Para tal, são aplicadas, nos dados previamente tratados, técnicas estatísticas multivariadas de análise discriminante e de agrupamento. Neste estudo, aplica-se a modelagem de eletrofácies ao Campo de Namorado, Bacia de Campos, detalhando-se as etapas da construção do modelo e os resultados obtidos em dois poços desse campo.

Palavras-Chave: Modelagem de Eletrofácies; Análise Discriminante; Análise de Agrupamento; Campo de Namorado.

Abstract – One of the most important stages for oilfield development is the reservoir modeling, which can be performed in many ways. In this study, we decided to use facies modeling based on well logs, owing to their availability in the petroleum industry. We have used the statistical software Enterprise Guide® 2.0, with a specific tool developed for logfacies modeling. The logfacies modeling used here includes a sequence of stages: calibration, validation and application of a discriminant function, which can be linear or quadratic. The data were previously treated with discriminant and cluster analyzes. This study describes an example of the application of this technique to the Namorado Field, Campos Basin, Brazil, showing the modeling stages and the results for two wells.

Keywords: Logfacies Modeling; Discriminant Analysis; Clustering Analysis; Namorado Field.

1. Introdução

A modelagem de reservatórios de petróleo se constitui numa etapa fundamental para diversos estágios no desenvolvimento de campos petrolíferos, incluindo a localização e a função de novos poços a serem perfurados e completados. O modelo geológico pode ser concebido de diversas maneiras. Um componente que diferencia cada uma dessas formas são os dados de entrada usados na construção do modelo afetando suas respostas, em termos de incerteza e resolução.

Desse modo, um modelo gerado a partir da descrição dos testemunhos, por exemplo, apresenta características desejáveis, tais como: confiabilidade e resolução. No entanto, a operação de testemunhagem de poços é cara e nem sempre consegue a recuperação de todo o intervalo desejado. Assim, a disponibilidade de testemunhos de poços é geralmente limitada.

Por outro lado, as áreas de exploração de petróleo têm, em geral, grande disponibilidade de dados geofísicos, que são obtidos de modo indireto, apresentando graus de incerteza e resolução variáveis. Os dados sísmicos, por exemplo, têm uma resolução que normalmente, é suficiente apenas para delimitar o topo e a base dos reservatórios, mas não para a discriminação de suas unidades estratigráficas. Já os perfis geofísicos têm uma resolução muito mais alta que a sísmica, podendo ser utilizados na geração de modelos estratigráficos. Essa utilização de perfis elétricos é amplamente conhecida como modelagem de eletrofácies.

O termo litofácies corresponde à observação direta da rocha em testemunhos, afloramentos e amostras de calha, sendo possível analisar sua litologia, cimentação, granulometria, presença de fluidos, entre outros; enquanto eletrofácies consiste no reconhecimento indireto das rochas através de perfis geofísicos, sendo distinguidas umas das outras através do comportamento dessas curvas, tais como: resistividade, radioatividade, propriedades elásticas, etc.

O presente trabalho visou aplicar a estratégia de modelagem de eletrofácies descrita por Soares (2005) no Campo de Namorado, Bacia de Campos, RJ.

2. Dados

Foi utilizado neste trabalho o pacote de dados públicos do Campo de Namorado, Bacia de Campos, cedido pela Agência Nacional do Petróleo (ANP) através da política de cessão gratuita de dados públicos para finalidades acadêmicas. Desse pacote foram utilizadas as descrições de testemunhos dos poços (ANASETE) e seus perfis geofísicos.

O pacote disponibilizado é composto por 56 poços no total, contendo, para cada poço, um conjunto de cinco curvas em formato LAS: Raios Gama (GR), Densidade (RHOB), Nêutron (NPHI), Sônico (DT) e Resistividade (ILD). Contudo, somente 19 poços possuem a curva DT.

Dentre esses 56 poços, apenas 19 possuem a imagem do ANASETE em formato GIF. Portanto, houve a necessidade de digitalizar suas informações dentro do programa ANASETE desenvolvido pela PETROBRAS em parceria com a PUC-Rio, versão 4.305, disponível no Laboratório de Geologia de Petróleo do Departamento de Geologia da UFRJ.

A interseção entre os poços que contêm a curva do Sônico (DT) e o ANASETE é igual a treze poços.

3. As Técnicas Estatísticas Aplicadas Neste Trabalho

Segundo Souza Jr. (1992), as principais técnicas estatísticas usadas para a determinação de eletrofácies a partir de testemunhos e perfis são: análise de componentes principais, análise de agrupamento, análise discriminante e análise de regressão. Além dessas, existem técnicas numéricas tais como: redes neurais e lógica fuzzy. Neste trabalho, como método de determinação de eletrofácies, adotaram-se as análises de agrupamento e discriminante.

Bucheb & Evans (1992) consideram que o estudo de técnicas estatísticas multivariadas tem tido grande aceitação entre os intérpretes de perfil desde o trabalho pioneiro de Serra e Abbott, em 1980. Aqueles autores citam diversos trabalhos de emprego das técnicas estatísticas na indústria petrolífera, seja usando perfis geofísicos e testemunhos, seja usando dados bioestratigráficos e geoquímicos.

3.1. Análise de Agrupamentos

A análise de agrupamentos é uma técnica estatística multivariada que usa a similaridade entre indivíduos para classificá-los hierarquicamente em grupos, mais ou menos heterogêneos, considerando-se simultaneamente todas as variáveis para cada indivíduo (Moura, 1985).

As medidas do grau de similaridade normalmente usadas são a distância euclidiana e o coeficiente de correlação de Pearson, sendo o primeiro mais utilizado quando se deseja estabelecer o grau de similaridade entre objetos, também conhecido como modo **Q** na análise de agrupamentos, enquanto o segundo é mais útil para medir grau de similaridade entre as variáveis, conhecido como modo **R**.

Para Silva & Silva (1990) a classificação de amostras por critérios de semelhança permite definir agrupamentos de características homogêneas. A origem e a localização geográfica de amostras, por exemplo, podem

então ser analisadas e cotejadas por agrupamento, permitindo detectar afinidades e causalidades que, de outra maneira, passariam despercebidas.

Souza Jr. (1992) explica que a análise de agrupamentos pode ser usada na determinação de eletrofácies, reunindo num mesmo grupo aquelas litofácies, de preferência com alguma associação genética, que se comportem de modo semelhante, frente às curvas dos perfis geofísicos. De forma similar, esta técnica pode ser usada na determinação de litofácies, onde as variáveis poderão ser, entre outras, a textura e as estruturas sedimentares.

A análise de agrupamento (*cluster*) é utilizada na classificação “não-supervisionada”, onde não se tem a descrição de testemunhos. Portanto, a classificação das amostras é realizada em termos de propriedades de perfil, tais como “Fácies Alta Radioatividade”, “Fácies Baixa Resistividade”, entre outras.

3.2. Análise Discriminante

A análise discriminante é uma técnica multivariada que permite distinguir estatisticamente dois ou mais grupos de casos entre si definidos previamente por uma situação particular de pesquisa, combinando-se linearmente as variáveis discriminatórias, de modo a maximizar as diferenças entre os conjuntos (Moura, 1985; Bucheb & Evans, 1992). Para verificar a distinção entre os grupos, deve ser selecionada uma coleção de variáveis discriminantes que meçam as características dos mesmos.

Segundo Moura (1985), a análise discriminante tenta pesar e combinar linearmente as variáveis discriminatórias de modo a maximizar as diferenças estatísticas entre os diversos grupos de casos ou populações. As funções que discriminam os grupos entre si, denominadas “funções discriminantes”, são matematicamente definidas conforme a Equação 1, onde D_i é o escore discriminante da i -ésima função, d_{ik} são os pesos dos coeficientes das funções discriminantes, Z_k são os valores padronizados das variáveis e p é o número de variáveis discriminatórias usadas na análise.

$$D_i = \sum_{k=1}^p d_{ik} \cdot Z_k \quad (1)$$

Uma vez derivadas essas funções, é possível alcançar os dois objetivos dessa técnica: a classificação e a análise. A classificação permite enquadrar casos desconhecidos dentro de um agrupamento previamente estabelecido. A análise fornece diversas ferramentas para a interpretação dos dados, tais como: (a) os testes estatísticos para medir a importância de uma variável discriminante quando combinada na função; e (b) a interpretação dos pesos dos coeficientes, o que ajuda a identificar as variáveis que mais contribuem para diferir os grupos ao longo de uma determinada função (dimensão).

Conforme Bucheb & Evans (1992), numa seção de poço representativa de uma área em estudo, as fácies são identificadas, *a priori*, nos testemunhos, ou por meio de métodos automáticos de classificação (tais como análise de agrupamentos), para a obtenção dos coeficientes a serem aplicados em outros poços não-testemunhados. Se a função discriminante distinguir efetivamente os grupos considerados, será viável o reconhecimento das fácies, com base nas respostas dos perfis, em toda a área investigada.

Na análise discriminante, é possível determinar uma função linear que discrimine os grupos (definidos *a priori*, por meio da análise de agrupamentos ou não), de maneira que a probabilidade de classificação errônea de um elemento em qualquer um dos grupos seja minimizada. Esse objetivo é atingido usando-se uma combinação linear das variáveis discriminantes que maximiza a diferença entre os grupos e minimiza a variabilidade interna de cada grupo (Souza, 1992).

Realizada nos poços que se dispõe da descrição de testemunhos, a análise discriminante é aplicada para gerar a função que relaciona as propriedades físicas medidas pelos perfis com o tipo de litofácies. É usada na classificação das fácies em poços onde não se dispõe de testemunhos, esperando encontrar nesses poços as mesmas litologias dos poços testemunhados.

4. Método

Para a modelagem de eletrofácies realizada nesse estudo foram usadas as técnicas estatísticas de análise discriminante e de agrupamentos descritas acima. Essas técnicas estão inseridas em ferramentas implantadas no *software* Enterprise Guide® 2.0, que foram desenvolvidas dentro do “Projeto Perfil” (CTPETRO/PETROBRAS/FINEP) com a finalidade de realizar modelagem de eletrofácies.

Na opção de análise de agrupamentos foram incluídos nessas ferramentas alguns métodos de análise dos dados, descritos a seguir:

1. *Average Linkage*: onde a distância média é calculada entre cada amostra num grupo e todas as amostras em outro grupo. Os grupos com menor distância são amalgamados num novo grupo.
2. Método Centróide: a distância entre os dois grupos é definida como a distância euclidiana entre dois centróides ou médias. Esse método é mais robusto à presença de *outliers*.
3. Algoritmo *K-means*: usado quando se conhece o número K de grupos que se deseja criar. Primeiro, criam-se K grupos formados aleatoriamente. Então, esse método reorganiza as amostras que compõem cada grupo de modo a minimizar a variabilidade interna de cada grupo e maximizar a variabilidade entre grupos.

4. Variância Mínima de Ward: esse método tende a juntar grupos com um pequeno número de amostras. Possui forte tendência a produzir grupos com aproximadamente o mesmo número de amostras, sendo sensível à presença de *outliers*.

Na opção de análise discriminante foram inseridos os seguintes métodos:

1. Regra Discriminante Linear: gera uma função linear entre cada fácies e os perfis geofísicos.
2. Regra Discriminante Quadrática: gera uma função do 2º grau entre cada fácies e os perfis.
3. Teste de Igualdade das Matrizes de Covariância: decide automaticamente qual das regras acima se deve usar com base no teste de homogeneidade das matrizes de covariância.
4. KNN (*K nearest neighbor*): atribui a uma dada amostra o rótulo que aparece mais vezes entre os rótulos dos seus *K* vizinhos mais próximos, segundo a métrica adotada.
5. Canônica: obtém uma variável Y_1 , através da combinação linear das variáveis originais, que maximiza o poder de discriminação entre as fácies. Então, obtém-se uma nova variável Y_2 , também por combinação linear das variáveis originais, não correlacionada com Y_1 . A partir de um dado momento, as novas variáveis Y_n não apresentam uma contribuição significativa para a discriminação entre as fácies.
6. Linear Passo a Passo: que seleciona entre os vários perfis, aqueles que mais contribuem para discriminar entre as fácies pretendidas e exclui do modelo os demais perfis, segundo um critério de aceitação baseado no *Lambda* de Wilks.

5. A Modelagem de Eletrofácies no Campo de Namorado, Bacia de Campos

A modelagem de eletrofácies consiste em três etapas: calibração, validação e aplicação da regra discriminante.

Dos 56 poços iniciais disponibilizados para este estudo, a princípio, foram selecionados 14, todos verticais, contendo a suite prévia de curvas (GR, ILD, DT, RHOB, NPHI) e apenas três não possuíam a descrição dos testemunhos. Desses 14 poços, foram selecionados seis para serem usados na etapa de calibração, outros cinco para a etapa de validação e os três restantes – sem ANASETE – para a etapa de aplicação (Tabela 1).

Tabela 1. Poços do Campo de Namorado usados para a modelagem de eletrofácies.

Poço	Etapas	Poço	Etapas
NA-1A	Calibração da regra discriminante	NA-5	Validação da regra discriminante
NA-4	Calibração da regra discriminante	NA-11A	Validação da regra discriminante
NA-7	Calibração da regra discriminante	NA-21B	Validação da regra discriminante
NA-12	Calibração da regra discriminante	RJS-42	Validação da regra discriminante
RJS-19	Calibração da regra discriminante	NA-13A	Aplicação da regra discriminante
RJS-234	Calibração da regra discriminante	NA-17A	Aplicação da regra discriminante
NA-2	Validação da regra discriminante	RJS-214	Aplicação da regra discriminante

Segundo Soares (2005), o perfil de resistividade elétrica varia os valores registrados muito rapidamente, o que normalmente exige uma escala logarítmica para sua apresentação. Nesses casos, o autor recomenda aplicar alguma função de transformação para essas variáveis, de modo que o resultado tenha um comportamento linear. Neste trabalho, para os perfis de resistividade aplicou-se a Equação 2, onde Ω é o valor original do perfil resistividade e Ω' , o valor transformado.

$$\Omega' = \log_{10}(\Omega) \quad (2)$$

A fim de minimizar a incerteza dos dados, optou-se pela padronização das curvas de todos os poços trabalhados nesse estudo, já que os levantamentos dos dados podem ter sido realizados por empresas diferentes. Consequentemente, as ferramentas poderiam estar calibradas de maneiras diferentes, assim como os fluidos utilizados poderiam não ser da mesma qualidade, o que interfere diretamente na leitura das propriedades das rochas. A padronização também permite que parâmetros diferentes possam ser relacionados entre si. A padronização baseou-se na Equação 3, onde x_i é o valor da *i*-ésima amostra do perfil, $\bar{x}$ é o valor médio do perfil e *s* é o desvio-padrão do perfil.

$$x_i' = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (3)$$

Para selecionar dentre os perfis PAD GR (Raios Gama Padronizado), PAD LOG ILD (Logaritmo da Resistividade Padronizado), PAD NPHI (Nêutron Padronizado), PAD RHOB (Densidade Padronizado) e PAD DT (Sônico Padronizado), quais seriam usados na modelagem de eletrofácies, usou-se o método linear passo-a-passo, aplicando os perfis como variáveis de análise e como variável de classificação a descrição dos testemunhos ANASETE.

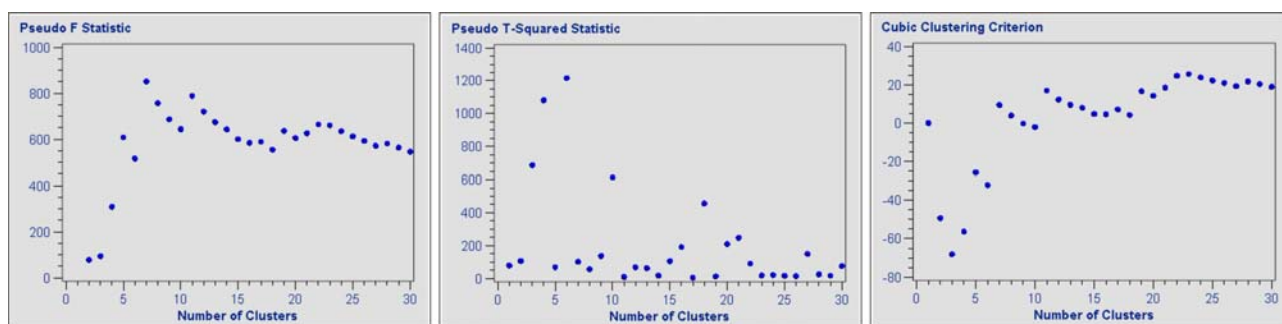
As curvas são analisadas segundo seus valores de R^2 e do *Lambda* de Wilks, de modo a verificar o poder de discriminação do perfil analisado. Como resultado, tem-se a seguinte ordem de poder de discriminação dos poços, em ordem decrescente: PAD RHOB > PAD GR > PAD NPHI > PAD LOG ILD > PAD DT (Tabela 2).

Tabela 2. Resposta do Método Linear Passo a Passo.

Passo	Entrada	R ² Parcial	Lambda de Wilks
1	PAD RHOB	0,5931	0,4069
2	PAD GR	0,4335	0,2305
3	PAD NPHI	0,3616	0,1471
4	PAD LOG ILD	0,1859	0,1198
5	PAD DT	0,1409	0,0647

Com essa resposta, observa-se que o PAD DT não tem um bom poder de discriminação, sendo portanto descartado, o que possibilitou a inclusão de mais um poço no estudo (NA-22), o qual dispondo dos dados do ANASETE, foi incluído na etapa de validação da regra discriminante.

Sabendo-se quais os perfis a serem utilizados, e considerando a diversidade de fácies originais, 30 no total, decidiu-se adotar um número menor de grupos para facilitar sua identificação nos poços. Essa escolha foi fundamentada na Análise de Agrupamento, usando a técnica *Average Linkage*. Como resultado foram obtidos os gráficos abaixo (Figura 1), indicando que o número ideal estaria entre 4 e 5. Para saber qual seria a melhor opção, foram realizados testes com os dois números de grupos, e os resultados indicaram que quatro seria o número ideal.

Figura 1. Resultado do Método *Average Linkage*.

Conhecido o número ideal de *clusters*, a próxima etapa é aplicá-lo ao Algoritmo *K-means* para a geração das fácies compostas. A Tabela 3 mostra o resultado dessa etapa e a classificação desses grupos conforme a interpretação das médias dos agrupamentos.

Tabela 3. Resposta do Algoritmo *K-means*.

Cluster	PAD GR	PAD NPHI	PAD RHOB	PAD LOG ILD	Desvio- Padrão PAD GR	Desvio- Padrão P. LOG ILD	Desvio- Padrão PAD NPHI	Desvio- Padrão PAD RHOB
1	- 0,9571	- 0,9353	0,9261	0,2091	0,7424	0,4787	0,4382	0,8211
2	0,8344	0,9368	- 0,8448	- 0,0325	0,7256	0,3911	0,5886	0,5374
3	0,6518	0,1524	0,2416	- 0,5220	0,5801	0,5617	0,4260	0,5004
4	0,3280	0,7338	-1,6132	2,1252	0,2348	0,5252	0,4148	1,1843

Da interpretação das propriedades médias de perfil da Tabela 3, pode-se inferir que o **Cluster 1** refere-se a um **Reservatório de Terceira Classe**, o **Cluster 2**, a um **Não-Reservatório**, o **Cluster 3**, a **Reservatório de Segunda Classe**, e o **Cluster 4**, a um **Reservatório de Primeira Classe**.

Para geração da regra discriminante a ser aplicada ao modelo, utiliza-se uma função linear ou quadrática. Para avaliar qual é a melhor função, optou-se por utilizar o Teste de Igualdade das Matrizes de Covariância, que indicou que a função quadrática responderia melhor nesse caso. A Tabela 4 mostra a probabilidade de acerto dessa regra, a estimativa de erro e a probabilidade *a priori* estimada de cada grupo.

Tabela 4. Probabilidade de acerto da Regra Discriminante Quadrática gerada através do Teste de Igualdade das Matrizes de Covariância.

Cluster	1	2	3	4	Total	Estimativa de Erro
1	100%	0,00%	0,00%	0,00%	100%	0,00%
2	0,00%	86,01%	4,45%	9,54%	100%	13,99%
3	3,68%	3,90%	91,53%	0,89%	100%	8,47%
4	0,00%	1,02%	0,00%	98,98%	100%	1,02%
Total	22,60%	31,11%	30,50%	15,80%	100%	0,59%
Prioridade	25%	25%	25%	25%		

A etapa de validação consiste na aplicação da regra gerada pelo *software* Enterprise Guide – através dos aplicativos desenvolvidas dentro do Projeto Perfil – aos intervalos dos poços com a suíte de curvas completa e com a descrição dos poços. Assim, aplica-se a regra ao poço e compara-se a resposta com a descrição existente nos arquivos ANASETE, como, por exemplo, o poço RJS-42 (Figura 2A). Se os resultados forem satisfatórios, considera-se a regra validada e então se aplica a mesma aos poços que não possuem o ANASETE, como, por exemplo, no poço NA-17A (Figura 2B).

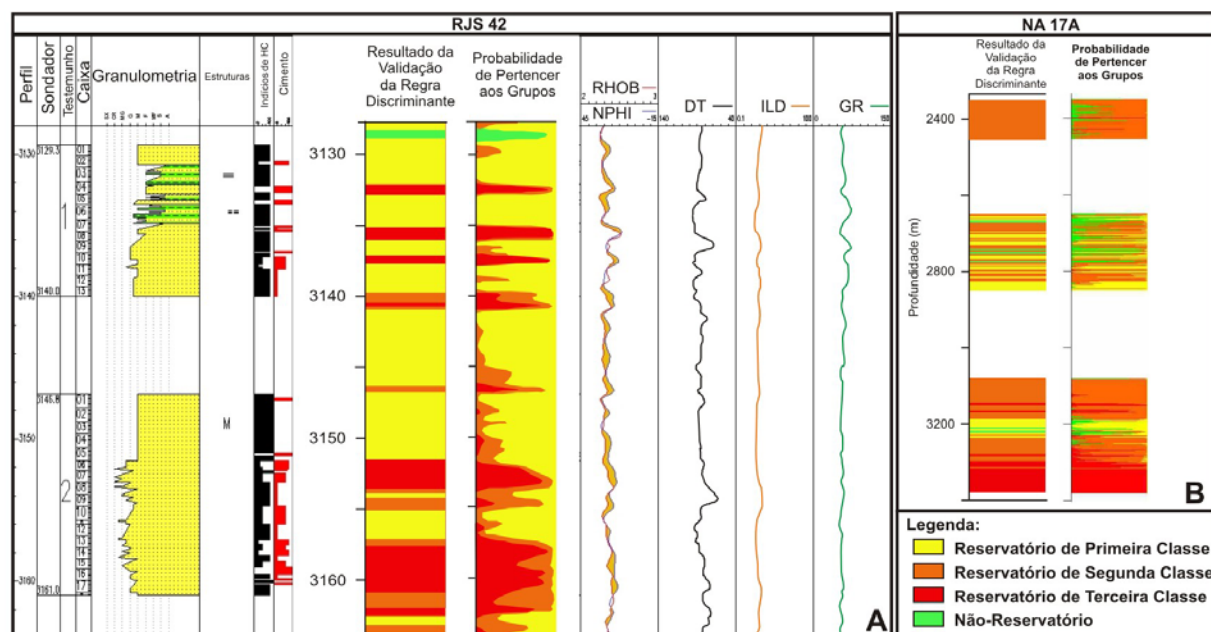


Figura 2. Exemplos das duas etapas finais da Modelagem de Eletrofácies. Em (A) tem-se o poço RJS-42 usado na etapa de validação da regra discriminante; em (B), o poço NA-17A usado na etapa de aplicação.

6. Conclusão

Os resultados obtidos mostram que é possível alcançar uma rotina ideal para a modelagem de eletrofácies a partir dos perfis geofísicos de poços. As fácies reconhecidas, segundo a rotina adaptada, corresponde a um pequeno número de fácies compostas, o que difere, em geral, do grande número de litofácies oriundo da descrição litológica dos testemunhos, mas ideal para a simulação de reservatórios. A aplicação da rotina de modelagem de eletrofácies no Campo de Namorado apresentou resultados satisfatórios, os quais serão utilizados em breve, na modelagem geológica tridimensional daquele campo.

7. Agradecimentos

Ao Programa de Capacitação de Recursos Humanos em Geologia do Petróleo da UFRJ (Conv. PRH-ANP/MCT No. 18) e à Superintendência de Dados Técnicos da ANP (SDT-ANP) pela cessão dos dados.

8. Referências

- BUCHER, J. A.; EVANS, H. B. Aplicação da Análise de Componentes Principais em Dados de Perfis. *Boletim de Geociências da Petrobras*, v. 6, n. 1/2, p. 5-16, 1992.
- MOURA, C. A. V. Aplicação de Tratamento Estatístico Multivariante em Dados Geoquímicos de Solo no Mapeamento Geológico na Província de Carajás (Alvo 2 – Corpo 4). *Revista Brasileira de Geociências*, v. 15, n. 3, p. 241-248, 1985.
- SILVA, Z. C. G.; SILVA, M. A. G. Subsídio Estatístico à Interpretação de Dados do Complexo Gabro-Anortositico de Angola. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 20, n. 1-4, p. 122-132, 1990.
- SOARES, J. A. Um Fluxo de Trabalho para Modelagem de Eletrofácies com Entrelaçamento de Técnicas de Classificação Supervisionada e Não-Supervisionada. *Anais do IX Congresso Internacional da Sociedade Brasileira de Geofísica*. Salvador, BA. 2005.
- SOUZA JR., O. G. Análise de Dados Multivariados: Uma Eficiente Ferramenta para Descrição e Caracterização de Reservatórios. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 6, n. 3/4, p. 149-154, 1992.