

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
CENTRO DE GEOCIÊNCIAS  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOFÍSICA

CONSTRUÇÃO DE BANCO DE DADOS PETROFÍSICOS  
PARA DETERMINAÇÃO AUTOMÁTICA DE LITOLOGIAS

TESE APRESENTADA POR  
NUNO ANDRÉ POMAR COUTO

COMO REQUISITO PARCIAL À OBTENÇÃO DE GRAU DE  
MESTRE EM CIÊNCIAS NA ÁREA DE GEOFÍSICA

Data de Aprovação : 14/04/1994

COMITÊ DE TESE:

*S. Lüthi*

Dr. Stefan Moritz Lüthi (Orientador)

*M. A. Lovell*

Dr. Michael Anthony Lovell

*D. Dirceu*

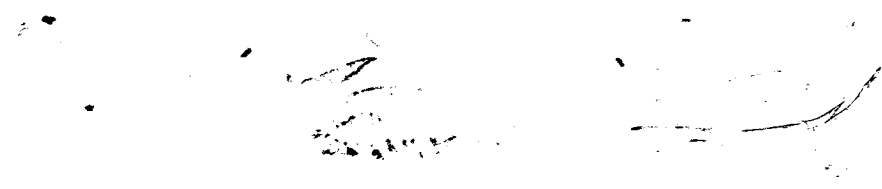
Dr. Dirceu Abrahão

BELÉM

1993

**COUTO, Nuno André Pomar. Construção de banco de dados petrofísicos para determinação automática de litologias. Belém, Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências, 1993. 113 p. il.**  
**Tese (Mestrado em Geofísica) - Curso de Pós-Graduação em Geofísica, Centro de Geociências, UFPA., 1993.**

**1. BANCO DE DADOS PETROFÍSICOS. 2. LITOFÁCIES. 3. ELETROFÁCIES. I. Título.**



Às minhas três Tianas  
por tudo que tiveram que suportar  
nestes três anos  
para que eu pudesse cometer este  
desatino.

Ao meu pai (in memorium) e à  
minha mãe, que sempre me  
incentivaram ao estudo.

## AGRADECIMENTOS

Ao NPGP/UFPa e a todo corpo docente, técnico e administrativo por terem propiciado os meios para realização deste trabalho, notadamente ao Gerente do Sistema Paulo Buarque de Macedo Guimarães pelo apoio no desenvolvimento de algumas rotinas.

À PETROBRÁS pelo suporte financeiro, liberação das minhas funções durante a duração do presente trabalho e pelo fornecimento de todo o acervo de informações necessários ao bom andamento deste.

Ao Dr. Stefan Luthi pela orientação fornecida durante a condução deste trabalho. Ao Dr. Michael Lovell pela co-orientação. E ao Dr. Dirceu Abrahão e Dr. João Batista Corrêa da Silva pelo importante auxílio na correção da tese.

A todos os colegas de curso que sempre contribuíram com opiniões e críticas sempre necessárias para o desenvolvimento do trabalho e da formação pessoal.

Particularmente aos colegas, Antonio Abel González Carrasquilla pela constante boa vontade em sanar as dúvidas quanto ao uso do editor LATEX e ao colega Ajay Chaba pelas freqüentes e proveitosas discussões envolvendo assuntos matemáticos e de formatação visual da tese.

Ao colega de trabalho Fernando da Silva Rodrigues pelo freqüente e constante apoio na solução dos problemas relativos ao uso do pacote estatístico SAS.

Ao colega José Alberto Bucheb por todo o auxílio prestado, desde o fornecimento de bibliografias até o apoio fornecido para confecção das figuras de correlação entre poços.

A todos os colegas do CENPES pelo auxílio na reunião do acervo necessário para a elaboração deste trabalho.

Aos representantes da PETROBRÁS junto ao convênio, Geraldo Girão Nery e Rui Gomes por toda a ajuda fornecida durante a execução deste trabalho.

# SUMÁRIO

	p.
<b>AGRADECIMENTOS</b> .....	ii
<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES</b> .....	viii
<b>RESUMO</b> .....	1
<b>ABSTRACT</b> .....	2
<b>1 - O PROBLEMA DA DETERMINAÇÃO DE LITOLOGIAS</b> .....	3
1.1 INTRODUÇÃO. ....	3
1.2 ÁREA DE ESTUDO. ....	4
1.3 TRABALHOS ANTERIORES. ....	6
<b>2 - IDENTIFICAÇÃO DE ELETROFÁCIES</b> .....	9
2.1 ANÁLISE DISCRIMINANTE. ....	9
2.1.1 Determinação da Matriz de Covariâncias Combinadas. ....	9
2.1.2 Aplicação do Pacote Estatístico SAS. ....	12
2.1.3 Estimativa da Taxa de Erro de Classificação. ....	14
2.1.4 Cálculo da Estimativa da taxa de Erro baseada na Probabilidade a Posteriori. ....	15
2.2 ANÁLISE DE AGRUPAMENTO. ....	18
2.3 PREPARAÇÃO DOS DADOS. ....	19
<b>3 - CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS</b> .....	23
3.1 MÉTODO DE CONSTRUÇÃO. ....	23
3.2 IMPLEMENTAÇÃO E RESULTADOS. ....	32
3.3 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS. ....	42
3.3.1 Avaliação da Análise de Agrupamento. ....	45
<b>4 - APLICAÇÃO DE UM BANCO DE DADOS EM UM CAMPO DE PETRÓLEO</b> .....	49
4.1 DISCRIMINAÇÃO DE UM NOVO POÇO. ....	49

4.2	RESULTADOS DA APLICAÇÃO DOS BANCOS DE DADOS NOS DIFERENTES POÇOS ESTUDADOS. . . . .	49
4.3	CORRELAÇÃO POÇO A POÇO. . . . .	54
4.3.1	Aplicação do Algoritmo de Correlação nos Poços A, B e C. . . . .	57
5	CONCLUSÃO . . . . .	63
5.1	RESUMO DAS ETAPAS DO TRABALHO EFETUADO. . . . .	63
5.2	DESEMPENHO DO MÉTODO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE PARA A DETERMINAÇÃO DE LITOLOGIAS. . . . .	64
5.3	DESEMPENHO DO MÉTODO DE CORRELAÇÃO AUTOMÁTICA. . . . .	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS . . . . .	66
ANEXO I	EXEMPLO DE UM ARQUIVO COMPLETO DE DADOS TIPO ASCII. . . . .	68
ANEXO II	EXEMPLO DE UM ARQUIVO INCOMPLETO DE DADOS TIPO ASCII. . . . .	69
ANEXO III	EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 1. . . . .	70
ANEXO IV	EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 2. . . . .	71
ANEXO V	EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 3. . . . .	72
ANEXO VI	EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 4. . . . .	73
ANEXO VII	EXEMPLO DA ROTINA DISCRIM DO PACOTE SAS QUE FAZ A CALIBRAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE UTILIZANDO UM BANCO DE DADOS E POSTERIORMENTE CLASSIFICA TODO O POÇO. . . . .	74
ANEXO VIII	CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A. . . . .	75

<b>ANEXO IX</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A. . . . .</b>	<b>76</b>
<b>ANEXO X</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A. . . . .</b>	<b>77</b>
<b>ANEXO XI</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A. . . . .</b>	<b>78</b>
<b>ANEXO XII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B. . . . .</b>	<b>79</b>
<b>ANEXO XIII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B. . . . .</b>	<b>80</b>
<b>ANEXO XIV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B. . . . .</b>	<b>81</b>
<b>ANEXO XV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C. . . . .</b>	<b>82</b>
<b>ANEXO XVI</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C. . . . .</b>	<b>83</b>
<b>ANEXO XVII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C. . . . .</b>	<b>84</b>
<b>ANEXO XVIII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A. . . . .</b>	<b>85</b>
<b>ANEXO XIX</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A. . . . .</b>	<b>86</b>
<b>ANEXO XX</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO a. . . . .</b>	<b>87</b>

<b>ANEXO XXI</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	A. ....	88
<b>ANEXO XXII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	B. ....	89
<b>ANEXO XXIII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	B. ....	90
<b>ANEXO XXIV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	B. ....	91
<b>ANEXO XXV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	C. ....	92
<b>ANEXO XXVI</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	C. ....	93
<b>ANEXO XXVII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	C. ....	94
<b>ANEXO XXVIII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	D. ....	95
<b>ANEXO XXIX</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	D. ....	96
<b>ANEXO XXX</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO</b>	
	D. ....	97



<b>ANEXO XXXI</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLAS- SIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO D. ....</b>	<b>98</b>
<b>ANEXO XXXII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLAS- SIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO E. ....</b>	<b>99</b>
<b>ANEXO XXXIII</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLAS- SIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO E. ....</b>	<b>100</b>
<b>ANEXO XXXIV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLAS- SIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO F. ....</b>	<b>101</b>
<b>ANEXO XXXV</b>	<b>CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLAS- SIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO G. ....</b>	<b>102</b>
<b>ANEXO XXXVI</b>	<b>ARQUIVO DE ENTRADA DO POCO A PARA COR- RELAÇÃO. ....</b>	<b>103</b>
<b>ANEXO XXXVII</b>	<b>ARQUIVO DE ENTRADA DO POCO B PARA COR- RELAÇÃO. ....</b>	<b>104</b>
<b>ANEXO XXXVIII</b>	<b>ARQUIVO DE ENTRADA DO POCO C PARA COR- RELAÇÃO. ....</b>	<b>106</b>
<b>ANEXO XXXIX</b>	<b>RESULTADO DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO C E O POÇO B. ....</b>	<b>108</b>
<b>ANEXO XL</b>	<b>RESULTADO DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO A E O POÇO B. ....</b>	<b>110</b>
<b>ANEXO XLI</b>	<b>RESULTADO DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO C E O POÇO A. ....</b>	<b>112</b>

# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

## FIGURAS

Figura 1.1	Localização da área de estudo . . . . .	5
Figura 1.2	Coluna estratigráfica da Bacia de Campos . . . . .	6
Figura 2.1	Gráfico de duas distribuições bivariadas . . . . .	10
Figura 2.2	Conjunto completo de curvas de perfis . . . . .	21
Figura 3.1	Gráfico RHOB*TNPB representando a distribuição de todas as litofácies do Banco 1 . . . . .	33
Figura 3.2	Gráfico RHOB*TNPB representando a distribuição da litofácies 1 do Banco 1 . . . . .	34
Figura 3.3	Gráfico RHOB*TNPB representando a distribuição da litofácies 2 do Banco 1 . . . . .	35
Figura 3.4	Gráfico RHOB*TNPB representando a distribuição da litofácies 3 do Banco 1 . . . . .	36
Figura 3.5	Gráfico RHOB*TNPB representando a distribuição da litofácies 4 do Banco 1 . . . . .	37
Figura 4.1	Comparação entre as litologias determinadas através de descrição de testemunho e análise discriminante . . . . .	55
Figura 4.2	Comparação entre as litologias determinadas através de descrição de perfil composto e análise discriminante . . . . .	56
Figura 4.3	Correlação entre os poços C e A . . . . .	60
Figura 4.4	Correlação entre os poços B e C . . . . .	61
Figura 4.5	Correlação entre os poços A e B . . . . .	62

## TABELAS

Tabela 3.1	Exemplo de classificação efetuado pela rotina DISCRIM . . . . .	25
Tabela 3.2	Estatística das 6 Litofácies descritas em testemunhos . . . . .	27
Tabela 3.3	Discriminação de 7 Litofácies do Poço A, utilizando todo o poço como calibração . . . . .	29

Tabela 3.4	Discriminação de 4 Litofácies do Poço A, utilizando todo o poço como calibração . . . . .	30
Tabela 3.5	Estatística das 4 Litofácies finais do conjunto completo de perfis . . . . .	31
Tabela 3.6	Relação entre os trechos testemunhados e perfilados dos poços em estudo	39
Tabela 3.7	Resultado mostrando os $\lambda$ 's encontrados para cada variável do Banco 1	40
Tabela 3.8	Resultado mostrando os $\lambda$ 's encontrados para cada variável do Banco 2	40
Tabela 3.9	Resultado mostrando os $\lambda$ 's encontrados para cada variável do Banco 3	40
Tabela 3.10	Resultado mostrando os $\lambda$ 's encontrados para cada variável do Banco 4	41
Tabela 3.11	Calibração do Banco 1 e classificação do intervalo testemunhado do poço A . . . . .	43
Tabela 3.12	Resultado da aplicação do método de análise de agrupamento no Banco 1	47
Tabela 3.13	Resultado da aplicação do método de análise de agrupamento no intervalo perfilado do poço A . . . . .	48
Tabela 4.1	Percentagens de discriminação total dos poços A, B e C . . . . .	50
Tabela 4.2	Percentagens de discriminação atingida pelos arenitos para os poços A, B e C . . . . .	50
Tabela 4.3	Percentagens de discriminação total para os trechos testemunhados dos poços A, B, C, D, E, F e G . . . . .	51
Tabela 4.4	Percentagens de discriminação dos arenitos encontrados nos trechos testemunhados dos poços A, B, C, D, E, F e G . . . . .	51

## RESUMO

Neste trabalho desenvolveu-se uma solução para o clássico problema da determinação automática de litologias. Construiu-se um banco de dados utilizando-se a técnica de análise discriminante aplicada sobre trechos testemunhados de poços perfilados de um campo situado em lâmina d'água profunda localizado na bacia de Campos. A técnica de análise de agrupamento, utilizada por um grande número de pesquisadores, foi testada para o mesmo conjunto de dados porém não forneceu resultados satisfatórios em comparação com os obtidos com a análise discriminante.

Os dados de perfis, após sofrerem correções ambientais, são colocados em profundidade com os dados de testemunhagem e determina-se uma função discriminante que classifica as respostas dos perfis de acordo com as litofácies descritas nos testemunhos. Dessa forma obtém-se um banco de dados, a partir do qual se faz a discriminação de litologias em poços, testemunhados ou não, da mesma área. O banco de dados assim construído permite sua atualização através da incorporação de trechos testemunhados de novos poços.

Mostra-se a necessidade de agrupar as litologias em quatro litofácies principais para este campo de maneira a padronizar os resultados, diminuir as indeterminações e melhorar a apresentação final. Como produto final obtém-se uma curva discriminada de eletrofácies que reproduz, com algum grau de certeza, as litofácies que reproduzem as litologias esperadas em subsuperfície.

Como exemplo de aplicação deste método, utilizou-se as curvas discriminadas para correlacionar três poços, utilizando para isto um algoritmo de correlação automática.

## ABSTRACT

In this work we develop a solution for the classic problem of automatic lithology determination from wireline logs. A data bank generated using the discriminant analysis technique, applied over cored intervals of logged wells from a deep water field situated in the Campos basin. The clustering technique, although preferred by many workers in this field, was found to give inferior results compared to discriminant analysis.

The log data, after going through environmental corrections, were placed on depth with the cored data, and a discriminant function was computed. This function classifies the log response according to the facies described from the cores. Thus we obtain a data bank, which allow us to perform lithologic discrimination on cored or uncored wells, in the same area.

We show that the litology has to be clustered into four facies in order to get optimum results. The final product is a discrete(discriminated) curve which reproduces, reasonably well the subsurface litology.

As an aplication of this method, we use the discrete(discriminated) curves to correlate three wells using an automatic correlation algorithm.

# 1 - O PROBLEMA DA DETERMINAÇÃO DE LITOLOGIAS

## 1.1 INTRODUÇÃO.

Os geocientistas, especialmente aqueles que trabalham com petróleo, ressentem-se da falta de dados mais confiáveis e abundantes sobre as rochas em sub-superfície. A testemunhagem aparece como a única fonte capaz de fornecer dados de boa qualidade e em tamanho adequado para análises petrofísicas em laboratório. Outras fontes de dados são:

- amostras de calha; as quais são coletadas durante a perfuração do poço, apresentando confiabilidade limitada devido ao tipo de amostragem além de não possuírem tamanho que possibilitem sua análise petrofísica,
- testemunhagem a cabo; também conhecida como amostragem lateral, a qual por ser pontual e, por ter um volume de recuperação muito pequeno, tem limitada aplicação,
- perfilagem de poço; que corresponde às medidas petrofísicas efetuadas ao longo do poço através de um cabo e registradas na superfície. Trata-se ao contrário dos anteriores de um método indireto de determinação de litologias, visto não envolver a visualização da rocha em si. É porém, o método que propicia o maior volume de dados.

Um dos processos para se determinar corretamente as litologias que ocorrem em um poço a partir de dados de perfilagem, é utilizar os trechos testemunhados do poço para calibrar os perfis, obtendo-se assim um padrão, que permite a inferência das litologias nos trechos não testemunhados. Em uma situação ideal, ter-se-ia um poço se não totalmente, pelo menos com todas as suas diferentes litologias testemunhadas. Infelizmente, existem razões que impedem que isto ocorra:

- Quando um intervalo da formação já tiver sido perfurado, este não pode mais ser testemunhado de maneira convencional. Uma custosa e trabalhosa operação chamada de *side-track* poderia ser tentada, porém somente se conseguiria amostrar uma zona próxima àquela, mas nunca a atravessada originalmente. Outra possibilidade seria a amostragem lateral *sidewall coring*, que é um método relativamente barato e preciso, porém as amostras retiradas possuem diâmetro muito pequeno para os testes desejados.

- Condições de segurança em certas sondas (navios-sonda ou plataformas sêmi-submersíveis) ou ainda problemas mecânicos em poços, muitas vezes frustram um programa de testemunhagem.
- A razão mais importante diz respeito à economia. Qualquer operação de testemunhagem, em geral, aumenta consideravelmente o tempo gasto pela sonda e conseqüentemente o custo total do poço. Por essa razão, existem limitações quanto à utilização da testemunhagem, mesmo em poços exploratórios.

Os dados de testemunhagem, amostras de calha e perfilagem de poços, são utilizados entre outros para se inferir a coluna litológica atravessada por um poço, tarefa esta muitas vezes cansativa, frustrante e subjetiva. É cansativa pela grande quantidade de informações a serem analisadas em geral por um único intérprete. É frustrante porque após o trabalho concluído, quando se compara esta coluna com a de poços vizinhos, nota-se uma certa inconsistência entre as interpretações efetuadas por diferentes técnicos, daí a subjetividade. Esta inconsistência dificulta a tarefa de correlação entre poços.

Neste contexto o presente trabalho tem os seguintes objetivos:

- *a determinação automática de litologias* a partir de perfis geofísicos, diminuindo a subjetividade atualmente existente nas colunas litológicas e fazendo com que a atual visão qualitativa passe a ter um enfoque quantitativo,
- *reduzir o trabalho dos intérpretes* que atualmente despendem tempo e energia excessivos em um trabalho que pode ser automatizado. Estes técnicos permaneceriam com o necessário trabalho de supervisão para solução dos casos em que ocorram erros de classificação ou indeterminação de litologias,
- *possibilitar a utilização da coluna geológica diretamente na correlação entre poços*, se possível de maneira automática, visto que as fácies serão padronizadas.

## 1.2 ÁREA DE ESTUDO.

A área de estudo, um campo petrolífero situado em águas profundas em início de desenvolvimento, foi selecionada por possuir muitos poços testemunhados, uma coluna litológica relativamente simples e com muitas locações aprovadas. Este Campo, situa-se na parte imersa da Bacia de Campos com lâmina de água variando entre 200 m e 2000 m, localizada no litoral Sudeste do Brasil. (Figura 1.1).

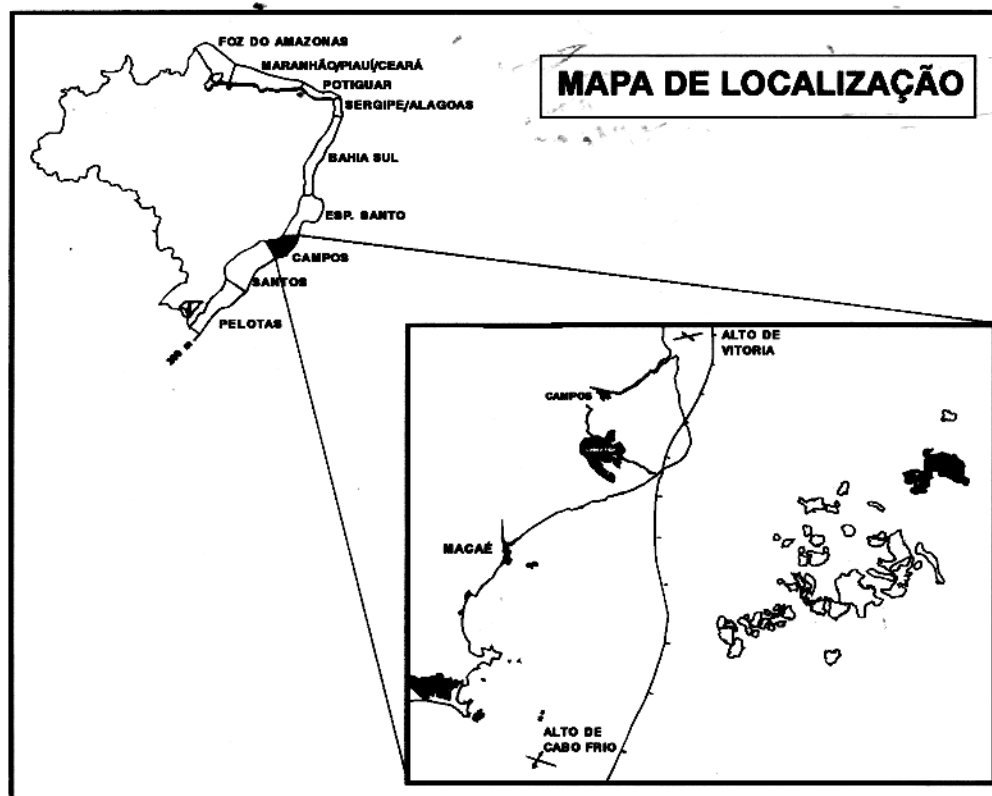


Figura 1.1 - Localização da área de estudo.

Similarmente à evolução tectônica da margem leste brasileira, a Bacia de Campos apresenta 5 megassequências, vide Figura 1.2, que representam os principais eventos geológicos formadores e modificadores da bacia. (FIGUEIREDO & MARTINS, 1990) As megassequências são as seguintes:

- Continental, fazendo parte da Formação Lagoa Feia, composta por folhelhos ricos em matéria orgânica e por coquinas de pelecípodes e ostracodes. A deposição ocorreu em um sistema de *rift-valley* que se estabeleceu no Neocomiano/Barremiano.
- Transicional, ainda incluída na Formação Lagoa Feia, composta por espessa seção de evaporitos formada após uma peneplanização da bacia, que gerou uma discordância regional no Barremiano/Aptiano.
- Plataforma rasa carbonática, fazendo parte da Formação Macaé, composta de bancos de calcarenitos e demais fácies de plataforma. Esta deposição ocorreu no Albiano.
- Transgressiva marinha, com a deposição da Formação Campos, composta de folhelhos,



margas e arenitos. A bacia permaneceu sob estas condições até o fim do Cretáceo ou início do Paleoceno.

- Regressiva marinha, com a deposição das formações Campos e Emboré, compostas de folhelhos, carbonatos e arenitos.

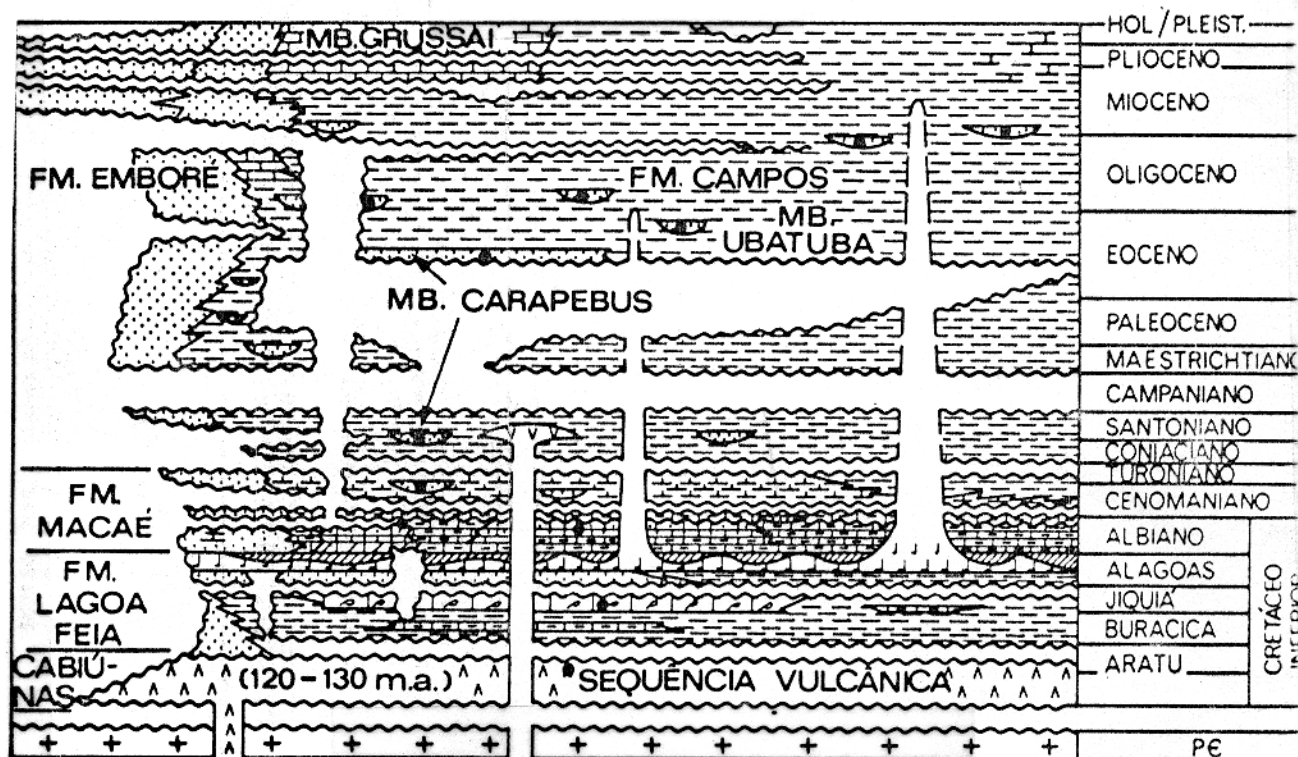


Figura 1.2 - Coluna estratigráfica da Bacia de Campos.  
Modificado de (MEISTER et al, 1983).

### 1.3 TRABALHOS ANTERIORES.

Basicamente, este trabalho constituir-se-á na tentativa de determinação das litologias em alguns dos poços perfurados neste campo. Vários autores já se preocuparam no passado com

este tema e cada um tem sua abordagem própria e conseqüente solução que melhor se adapta às condições da região estudada.

O método de análise discriminante foi aplicado com sucesso para prever o potencial exploratório na região de Nipisi em Alberta, Canadá (HESELDIN, 1976).

O termo eletrofácies foi definido como sendo “ o conjunto de respostas de perfis que caracteriza uma camada e permite distingui-la das demais ” no mesmo trabalho pioneiro que propôs uma abordagem quantitativa, efetuada através de tratamento estatístico de dados de perfis para a interpretação de litologias (SERRA & ABBOT, 1980).

Uma importante contribuição foi alcançada quando se conseguiu a implementação de um pacote comercial, que utiliza técnicas de análise de componentes principais para reduzir o número de variáveis e análise de agrupamento para a determinação de litologias através de perfis de poços (WOLFF & PELISSIER-COMBESCURE, 1982).

A aplicação do pacote citado no parágrafo anterior no Campo de Hertzog Draw, situado na bacia de Powder River, Wyoming, EUA, foi escolhida para enfrentar a difícil tarefa de interpretar a enorme quantidade de dados existentes neste campo (WIDDICOMBE et al., 1984).

Na mesma época, foi construído um banco de dados petrográficos, associados às respectivas respostas de perfis para implementar a identificação automática de fácies, utilizando-se de métodos estatísticos multivariados (DELFINER et al., 1984).

A utilização de análise discriminante foi o método escolhido para ser aplicado nos trechos testemunhados de poços da Formação Shublik situada na bacia de Prudhoe em North Slope, Alaska, para prever a litologia em trechos não testemunhados (BUSCH et al., 1985).

Os métodos estatísticos multivariados são utilizados como importantes ferramentas na determinação de litofácies a partir de dados de perfis que apresentam uma considerável componente aleatória, são multivariados e espacialmente dependentes (MOHN et al., 1987).

As técnicas de análise composicional, de agrupamento e discriminante, foram utilizadas para comparar os resultados da determinação automática de fácies no Campo de Camorim, Sergipe (BUCHEB, 1988).

O Campo de Rio Preto situado na Bacia do Espírito Santo, foi escolhido para a aplicação de vários métodos estatísticos multivariados com o intuito de se estabelecer correlações rocha-perfil. A revisão bibliográfica deste trabalho é extensa propiciando ao leitor uma boa visão do “estado da arte” (SARZENSKY & TOLEDO, 1990).

Várias técnicas de análise estatística multivariada foram aplicadas em poços da Bacia de Sergipe-Alagoas, discutindo-se como melhorar a interpretação através da combinação de dois

ou mais métodos (BUCHEB, 1991).

No campo das técnicas mais modernas, ~~mostrá-se~~ que com a utilização de uma rede neuronal simples, é possível obter-se resultados ligeiramente melhores que os obtidos pela análise discriminante. No caso da rede neuronal, o prévio conhecimento sobre as fácies é necessário para controlar o processo de aprendizagem do método, enquanto que para a análise discriminante este conhecimento é obrigatório (RODRIGUES & QUEIROZ NETO, 1991).

A classificação de fácies obtida no Campo de Corvina, situado na Bacia de Campos, Brasil, foi melhorada com uma modificação da rotina FASTCLUS pertencente ao pacote estatístico SAS (CASTRO, 1991).

Com respeito à correlação de dados litológicos discretos de poço a poço, mencionamos a correlação estratigráfica entre poços, situados em San Juan County, New Mexico, mostra a necessidade de se construir um algoritmo de correlação, que tenha a possibilidade de trabalhar com a falta de pacotes sedimentares e que a ligação de um único pacote com vários outros também esteja prevista (HOWELL, 1982).

No caso do campo em estudo, a metodologia aplicada para se tentar resolver o problema de determinação de litologias, passará pela construção de um banco de dados a partir de testemunhos. Este banco de dados correlacionará os dados de litofácies com os perfis registrados. Desta forma se obterão as eletrofácies, semelhantes às definidas em trabalhos anteriores (SERRA & ABBOT, 1980).

Na construção do banco de dados será utilizada a técnica estatística de análise discriminante. Outros autores ao contrário optaram pela utilização da análise de agrupamento para esta função (SERRA & ABBOT, 1980).

## 2 - IDENTIFICAÇÃO DE ELÉTROFÁCIES

### 2.1 ANÁLISE DISCRIMINANTE.

Um dos métodos mais largamente utilizados em geociências para a determinação de litologias na ausência de amostras de rochas é o da utilização da função discriminante. Duas razões contribuem para isto: o fato de ser uma poderosa ferramenta estatística e o fato da discriminação poder ser encarada como um problema univariado relacionado com regressão múltipla, ou como um problema multivariado relacionado com testes estatísticos. Dessa forma as funções discriminantes possibilitam uma ligação adicional entre as estatísticas univariadas e multivariadas (DAVIS, 1986).

Uma função discriminante linear transforma um conjunto de medidas originais efetuadas numa amostra num único índice discriminante. Este índice, ou variável transformada, representa a posição da amostra ao longo da reta definida pela função discriminante linear. Dessa forma, pode-se pensar na função discriminante como uma maneira de reduzir um problema originalmente multivariado, para um problema que envolva apenas uma variável (DAVIS, 1986).

Tome-se como exemplo dois conjuntos que consistem de dois agrupamentos de pontos em um espaço multivariado. Deseja-se procurar por uma orientação ao longo da qual os dois agrupamentos possuam a maior separação entre si, enquanto simultaneamente cada agrupamento tenha o menor espalhamento. Este exemplo pode ser visualizado na Figura 2.1.

#### 2.1.1 Determinação da Matriz de Covariâncias Combinadas.

Um dos métodos possíveis para se encontrar a função discriminante é resolver, em notação matricial, a equação da forma<sup>1</sup>:

$$[S_p^2] \cdot [\lambda] = [D], \quad (2.1)$$

em que  $[S_p^2]$  é uma matriz  $m \times m$  de variâncias e covariâncias combinadas de  $m$  variáveis. Os coeficientes da equação discriminante são representados por um vetor coluna de  $\lambda$ 's desconhecidos.

---

<sup>1</sup>Extraído de (DAVIS, 1986).

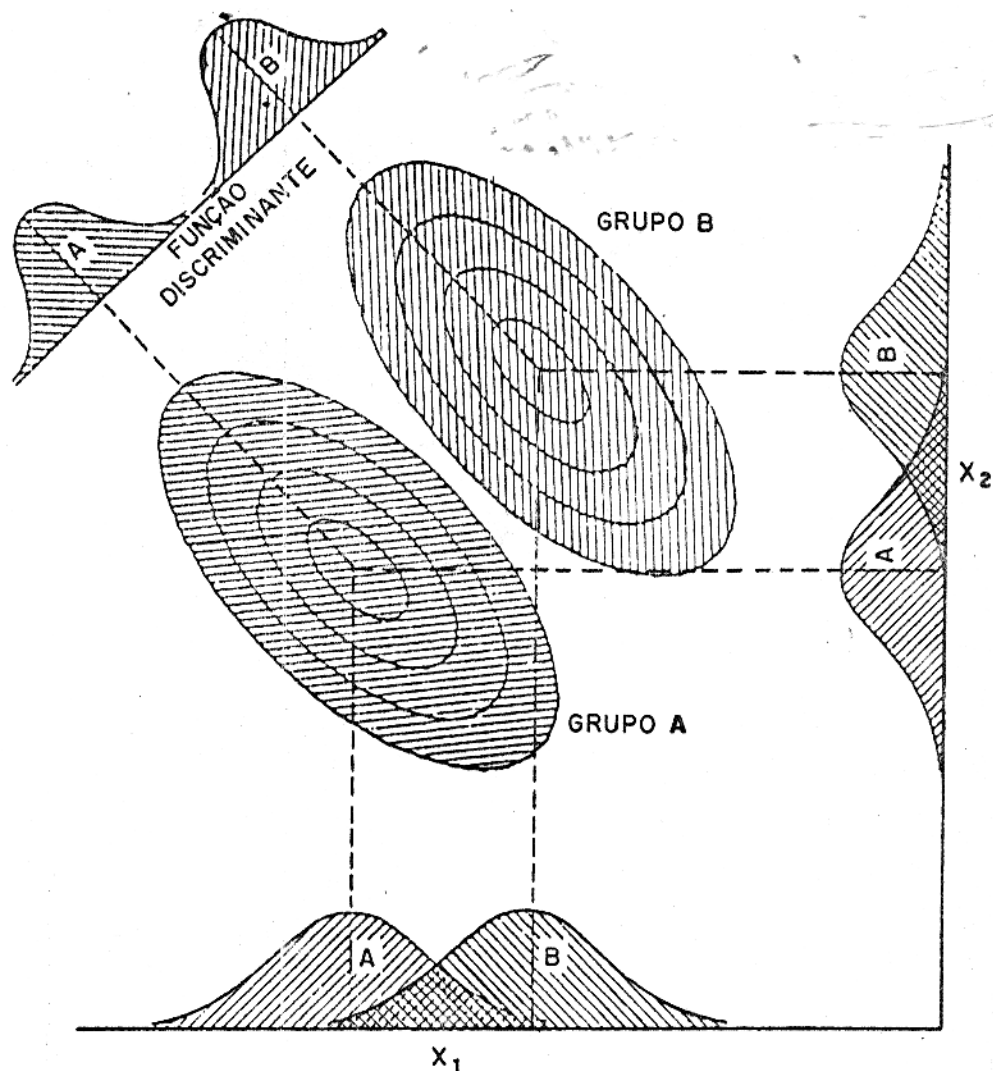


Figura 2.1 - Gráfico de duas distribuições bivariadas, mostrando superposição entre os grupos A e B ao longo de ambos os eixos  $X_1$  e  $X_2$ . Os grupos podem ser separados pela projeção dos membros dos dois grupos sobre a reta da função discriminante. Segundo (DAVIS, 1986).

O lado direito da equação consiste de um vetor coluna de  $m$  diferenças entre as médias dos dois grupos. Tal equação pode ser resolvida da seguinte forma:

$$[\lambda] = [S_p^2]^{-1} \cdot [D] \quad (2.2)$$

Para computar a função discriminante, devem-se determinar os diversos termos da equação matricial. As diferenças das médias são encontradas simplesmente por:

$$D_j = \bar{A}_j - \bar{B}_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_a} A_{ij}}{n_a} - \frac{\sum_{i=1}^{n_b} B_{ij}}{n_b}, \quad (2.3)$$

em que  $A_{ij}$  é a  $i$ -ésima observação da  $j$ -ésima variável do grupo  $A$ , e  $\bar{A}_j$  é a média da variável  $j$  no grupo  $A$ , isto é, a média de  $n_a$  observações. As mesmas convenções se aplicam ao grupo  $B$ . As médias multivariadas dos grupos  $A$  e  $B$  podem ser encaradas como elementos de dois vetores. Portanto, a diferença entre estas médias multivariadas é também o elemento de um vetor:

$$[D_j] = [\bar{A}_j] - [\bar{B}_j]. \quad (2.4)$$

Para construir a matriz de variâncias e covariâncias combinadas, deve-se calcular a matriz das somas dos quadrados e dos produtos cruzados de todas as variáveis do grupo  $A$ , denominada de ( $SPA$ ). Depois, repete-se o mesmo cálculo para o grupo  $B$ . Para o grupo  $A$  tem-se:

$$SPA_{jk} = \sum_{i=1}^{n_a} (A_{ij} A_{ik}) - \frac{\sum_{i=1}^{n_a} A_{ij} \sum_{i=1}^{n_a} A_{ik}}{n_a}, \quad (2.5)$$

e analogamente para o grupo  $B$ :

$$SPB_{jk} = \sum_{i=1}^{n_b} (B_{ij} B_{ik}) - \frac{\sum_{i=1}^{n_b} B_{ij} \sum_{i=1}^{n_b} B_{ik}}{n_b}. \quad (2.6)$$

Denotando as somas dos produtos das matrizes dos grupos  $A$  e  $B$  por  $[SPA]$  e  $[SPB]$ , respectivamente, tem-se que a matriz de variância combinada pode ser determinada como:

$$[S_p^2] = \frac{[SPA] + [SPB]}{n_a + n_b - 2}. \quad (2.7)$$

De posse da matriz de variâncias e covariâncias combinadas, pode-se retornar à equação (2.1) e calcular os  $\lambda$ 's que são as entradas na equação da função discriminante, a qual possui a seguinte forma:

$$R = \lambda_1 \Psi_1 + \lambda_2 \Psi_2 + \dots + \lambda_m \Psi_m. \quad (2.8)$$

Esta equação é uma função linear, onde todos os termos são somados para produzir um simples número, o índice discriminante. No caso de um exemplo bidimensional, pode-se plotar a função discriminante como uma reta no gráfico que mostra a distribuição das duas variáveis originais. Um exemplo pode ser visto na Figura 2.1.

A reta possui um coeficiente angular  $\alpha$  que é dado por:

$$\alpha = \frac{\lambda_2}{\lambda_1}. \quad (2.9)$$

O cálculo de  $\Psi_j$  é feito da seguinte forma:

$$\Psi_j = \frac{\bar{A}_j + \bar{B}_j}{2}. \quad (2.10)$$

A substituição de  $\Psi_j$  (ponto médio entre duas médias de grupo) na equação da função discriminante linear produzirá o índice discriminante  $R_0$ .

### 2.1.2 Aplicação do Pacote Estatístico SAS.

Dentre os vários pacotes de programas estatísticos existentes no mercado que fazem análise discriminante, optou-se por razões logísticas, pelo uso do SAS<sup>2</sup> para micro-computadores.

Para prosseguir, se utilizará a seguinte notação<sup>3</sup>:

- $\mathbf{x}$ , um vetor p-dimensional contendo as variáveis de uma observação.
- $\mathbf{S}$ , a matriz de covariância combinada.
- $t$  o subscrito para distinguir os grupos.
- $n_t$ , o número do conjunto das observações de treinamento no grupo  $t$ .
- $\mathbf{m}_t$ , o vetor p-dimensional contendo as médias das variáveis do grupo  $t$ .
- $\mathbf{S}_t$ , a matriz de covariância dentro do grupo  $t$ .
- $|\mathbf{S}_t|$ , o determinante de  $\mathbf{S}_t$ .
- $q_t$ , a probabilidade a priori de pertinência ao grupo  $t$ .
- $p(t | \mathbf{x})$ , a probabilidade a posteriori de uma observação  $\mathbf{x}$  pertencer ao grupo  $t$ .

<sup>2</sup>Sigla de "Statistical Analysis System".

<sup>3</sup>Extraída de SAS/STAT<sup>TM</sup>, 1988.

Presumindo que as probabilidades a priori de pertinência a cada grupo sejam conhecidas e que a densidade condicional de  $\mathbf{x}$ , dado o grupo  $t$ ,  $f_t(\mathbf{x})$  pode ser estimada, o programa DISCRIM<sup>4</sup> computa  $p(t | \mathbf{x})$ , a probabilidade de  $\mathbf{x}$  pertencer ao grupo  $t$ , aplicando o Teorema de Bayes:

$$p(t | \mathbf{x}) = q_t f_t(\mathbf{x}) / f(\mathbf{x}), \quad (2.11)$$

em que:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_t q_t f_t(\mathbf{x}), \quad (2.12)$$

é a estimativa da densidade marginal de  $\mathbf{x}$ . O programa DISCRIM divide ou particiona o espaço vetorial  $p$ -dimensional em regiões  $R_t$ , em que a região  $R_t$  é o subespaço que contém aqueles vetores  $p$ -dimensionais  $\mathbf{y}$  que produzem valores máximos de  $p(t | \mathbf{y})$  dentre todos os grupos possíveis. Uma observação é classificada como pertencente ao grupo  $t$  se ela se localiza na região  $R_t$ .

Presumindo que cada grupo possui uma distribuição normal multivariada, o programa DISCRIM desenvolve uma função discriminante, ou critério de classificação, utilizando a medida da distância quadrada generalizada. O critério de classificação é baseado ou nas matrizes de covariâncias individuais de cada grupo, ou na matriz de covariância combinada, sempre tomando-se em conta as probabilidades a priori das classes<sup>5</sup>.

Cada observação é colocada na classe na qual ela apresenta a menor distância quadrada generalizada. O programa também calcula a probabilidade a posteriori de uma observação pertencer a cada classe.

A distância quadrada a partir de  $\mathbf{x}$  para o grupo  $t$  é:

$$d_t^2(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{m}_t)' \mathbf{V}_t^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_t), \quad (2.13)$$

em que  $\mathbf{V}_t = \mathbf{S}_t$  se a covariância dentro do grupo for utilizada, ou  $\mathbf{V}_t = \mathbf{S}$  se a matriz de covariância combinada for usada.

A estimativa da densidade condicional de  $\mathbf{x}$  dado o grupo  $t$  é então dada por:

$$c_t^2(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-p/2} |\mathbf{V}_t|^{-1/2} \exp(-0.5d_t^2(\mathbf{x})). \quad (2.14)$$

A distância quadrada generalizada de  $\mathbf{x}$  ao grupo  $t$  é definida como:

$$D_t^2(\mathbf{x}) = d_t^2(\mathbf{x}) + g_1(t) + g_2(t), \quad (2.15)$$

em que:

<sup>4</sup>Rotina do pacote estatístico SAS que calcula a função discriminante.

<sup>5</sup>Classe é a variável classificatória que deve ser fornecida inicialmente pelo intérprete.



$g_1(t) = \ln |S_t|$  se as matrizes de covariância dentro do grupo forem utilizadas, ou

$g_1(t) = 0$  se a matriz de covariância combinada for usada; e ainda:

$g_2(t) = -2\ln(q_t)$  se as probabilidades a priori  $q_t$  não forem todas iguais, ou

$g_2(t) = 0$  se elas forem todas iguais.

A probabilidade a posteriori de  $\mathbf{x}$  pertencer ao grupo  $t$  é então igual a:

$$p(t | \mathbf{x}) = \frac{\exp(-0.5D_t^2(\mathbf{x}))}{\sum_u \exp(-0.5D_u^2(\mathbf{x}))} \quad (2.16)$$

Uma observação é classificada no grupo  $u$ , se ao forçar a condição  $t = u$ , for produzido o maior valor de  $p(t | \mathbf{x})$  ou o menor valor de  $D_t^2(\mathbf{x})$ . Porém se esta maior probabilidade posterior for menor que o limiar especificado,  $\mathbf{x}$  é classificado dentro de um grupo específico denominado "OTHER".

### 2.1.3 Estimativa da Taxa de Erro de Classificação.

O critério de classificação pode ser avaliado pelo seu desempenho na classificação de futuras observações. A rotina DISCRIM utiliza dois tipos de estimativas de taxa de erro para avaliar os critérios de classificação derivados, baseada em parâmetros estimados através da amostra utilizada para treinamento:

- estimativa da contagem de erro e
- estimativa da taxa de erro baseada na probabilidade a posteriori.

A estimativa da contagem de erro é calculada pela aplicação do critério de classificação derivado a partir da amostra de treinamento, em um conjunto de teste. Neste conjunto então são contadas as observações mal classificadas. A estimativa da contagem de erro específica de grupo é a proporção das observações mal classificadas no grupo. Quando o conjunto a ser testado é independente da amostra de treinamento, a estimativa não é viciada. No entanto este conjunto pode ter uma variância grande, especialmente se o conjunto a ser testado for pequeno.

Uma maneira de reduzir vícios é através de "crossvalidation" (Lachenbruch & Mickey, 1968 apud SAS/STAT<sup>TM</sup>, 1988). A "crossvalidation" utiliza um conjunto de  $n - 1$  elementos extraído das  $n$  observações de treinamento, como um conjunto de treinamento. Dessa

forma determina as funções discriminantes baseado nessas  $n - 1$  observações e as aplica para classificar a única observação deixada de fora no início do processo. Este procedimento é efetuado para cada uma das  $n$  observações de treinamento. A taxa de classificações erradas para cada grupo é dada pela proporção das amostras em cada grupo que são mal classificadas. Este método proporciona uma estimativa quase sem vícios, porém com uma variância relativamente grande.

Para reduzir a variância na estimativa de contagem de erro, é sugerida a suavização da estimativa da taxa de erro (Glick, 1978 apud *SAS/STAT<sup>TM</sup>*, 1988). Ao invés de somar termos que são zero ou um, como no estimador da contagem de erro, o estimador suavizado utiliza valores contínuos entre zero e um para os termos que são somados. O estimador resultante possui uma variância menor que o estimador de contagem de erro.

As estimativas da taxa de erro baseadas na probabilidade a posteriori são estimativas suavizadas da taxa de erro. As estimativas da probabilidade a posteriori de cada grupo são baseadas nas probabilidades a posteriori das observações classificadas no mesmo grupo. A estimativa da probabilidade a posteriori proporciona boas estimativas da taxa de erro quando as probabilidades a posteriori possuem grande precisão. Quando um critério paramétrico de classificação (caso da função discriminante linear) é derivado de uma população de distribuição não-normal, os estimadores da taxa de erro baseada na probabilidade a posteriori resultantes, podem não ser apropriados.

A taxa de erro global é estimada através da média ponderada das estimativas da taxa de erro específicas de cada grupo individualizado, em que as probabilidades a priori são utilizadas como pesos.

Para reduzir o vício e a variância do estimador, calcula-se a estimativa da probabilidade a posteriori baseada na "crossvalidation" (Hora & Wilcox, 1982 apud *SAS/STAT<sup>TM</sup>*, 1988). A estimativa resultante pretende ter ao mesmo tempo variância pequena pelo uso da estimativa da probabilidade a posteriori e um vício também pequeno através da "crossvalidation".

#### 2.1.4 Cálculo da Estimativa da taxa de Erro baseada na Probabilidade a Posteriori.

A estimativa da taxa de erro baseada na probabilidade a posteriori para cada grupo é baseada na probabilidade a posteriori das observações serem classificadas no mesmo grupo (Fukunaga & Kessel, 1973; Glick, 1978; Hora & Wilcox, 1982 apud *SAS/STAT<sup>TM</sup>*, 1988).

Será utilizada a notação abaixo para descrever a taxa de erro baseada na probabilidade

a posteriori:

- $\mathbf{x}$ , vetor que contém as variáveis de uma observação,
- $t$ , subscrito para distinguir os grupos,
- $f_t$ , função densidade de probabilidade no grupo  $t$ ,
- $q_t$ , probabilidade a priori para o grupo  $t$ ,
- $p(t | \mathbf{x})$ , probabilidade a posteriori de  $\mathbf{x}$  para o grupo  $t$ ,
- $e_t$ , taxa de erros de classificação para o grupo  $t$ .

Uma amostra das observações com resultados de classificação pode ser utilizada para estimar a taxa de erro a posteriori. Para descrever as amostras será seguida a notação abaixo:

- $S$ , conjunto de observações na amostra (de treinamento),
- $n$ , número de observações de  $S$ ,
- $n_t$ , número de observações de  $S$  no grupo  $t$ ,
- $R_t$ , conjunto de observações tal que a probabilidade a posteriori de pertinência ao grupo  $t$  é a maior,
- $R_{ut}$ , conjunto de observações do grupo  $u$  tal que a probabilidade a posteriori de pertinência ao grupo  $t$  é a maior.

A taxa de erros de classificação para o grupo  $t$  é definida como:

$$e_t = 1 - \int_{R_t} f_t(\mathbf{x}) d\mathbf{x}. \quad (2.17)$$

A probabilidade a posteriori de  $\mathbf{x}$  para o grupo  $t$  pode ser escrita como:

$$p(t | \mathbf{x}) = \frac{q_t f_t(\mathbf{x})}{f(\mathbf{x})}, \quad (2.18)$$

em que,  $f(\mathbf{x}) = \sum_u q_u f_u(\mathbf{x})$  é a densidade marginal de  $\mathbf{x}$ . Assim, pela substituição de  $f_t(\mathbf{x})$  por  $p(t | \mathbf{x})f(\mathbf{x})/q_t$ , a taxa de erro será:

$$e_t = 1 - \frac{1}{q_t} \int_{R_t} p(t | \mathbf{x}) f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}. \quad (2.19)$$

Um estimador de  $e_t$ , não subdividido sobre os grupos dos quais provêm as observações, é dado por:

$$\hat{e}_t(\text{n\~ao subdividido}) = 1 - \frac{1}{nq_t} \sum_{R_t} p(t | \mathbf{x}), \quad (2.20)$$

em que  $p(t | \mathbf{x})$  é estimado a partir do critério de classificação e o somatório é sobre todas as amostras de  $S$  classificadas no grupo  $t$ . A verdadeira pertinência ao grupo de cada observação não é requerida na estimativa. Além disso, substituindo  $f(\mathbf{x})$  por  $\sum_u q_u f_u(\mathbf{x})$ , a taxa de erro pode ser escrita como:

$$e_t = 1 - \frac{1}{q_t} \sum_u q_u \int_{R_{ut}} p(t | \mathbf{x}) f_u(\mathbf{x}) dx, \quad (2.21)$$

e um estimador subdividido sobre o grupo do qual as observações provêm é dado por:

$$\hat{e}_t(\text{subdividido}) = 1 - \frac{1}{q_t} \sum_u q_u \frac{1}{n_u} \left( \sum_{R_{ut}} p(t | \mathbf{x}) \right). \quad (2.22)$$

O somatório mais interno é sobre todas as amostras de  $S$  provenientes do grupo  $u$  e classificadas no grupo  $t$ . A estimativa subdividida utiliza-se somente das observações com conhecimento de pertinência ao grupo. Quando as probabilidades a priori de pertinência ao grupo são proporcionais ao tamanho do grupo, a estimativa subdividida é a mesma do estimador não subdividido.

As taxas de erro de grupo específico estimadas podem ser menores que zero, comumente devido à grande discrepância entre as probabilidades a priori de pertinência ao grupo e o tamanho do grupo. Para obter uma estimativa confiável das estimativas da taxa de erro específicas de grupo, os tamanhos dos grupos devem ser ao menos aproximadamente proporcionais às probabilidades a priori de pertinência ao grupo.

A taxa de erro total é definida como a média ponderada das taxas de erro dos grupos individuais, tal como:

$$e = \sum_t q_t e_t, \quad (2.23)$$

e pode ser estimada a partir de:

$$\hat{e}(\text{n\~ao subdividida}) = \sum_t q_t \hat{e}_t(\text{n\~ao subdividida}), \quad (2.24)$$

ou

$$\hat{e}(\text{subdividida}) = \sum_t q_t \hat{e}_t(\text{subdividida}). \quad (2.25)$$

A estimativa da taxa de erro total não subdividida pode também ser escrita como:

$$\hat{e}(\text{n\~ao subdividida}) = 1 - \frac{1}{n} \sum_t \sum_{R_t} p(t | \mathbf{x}), \quad (2.26)$$

o qual é igual a um menos o valor médio das probabilidades a posteriori máximas para cada observação da amostra. As probabilidades a priori de pertinência ao grupo não aparecem explicitamente nesta estimativa geral.

## 2.2 ANÁLISE DE AGRUPAMENTO.

Um outro procedimento estatístico de classificação de objetos com a sua colocação em grupos mais ou menos homogêneos, de maneira que as relações entre os grupos sejam reveladas é a análise de agrupamento, que é o nome dado à enorme reunião de técnicas utilizadas para realizar a classificação através da colocação em grupos, tal que cada grupo é mais ou menos homogêneo e distinto dos outros grupos. Não existe solução analítica para o problema o que é comum em todas as áreas de classificação e não só na área de taxonomia numérica onde primeiramente foi utilizada (DAVIS, 1986).

Quando se tem  $n$  objetos com  $m$  características medidas, o conjunto de dados toma a forma de uma matriz  $n \times m$ . Pode-se a partir dessa matriz, calcular alguma medida de semelhança ou similaridade entre cada par de objetos. Vários desses coeficientes tem sido utilizados, entre eles a já padronizada distância euclideana no espaço  $m$  dimensional ( $d_{ij}$ )(DAVIS, 1986). O coeficiente de distância é calculado por:

$$d_{ij} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^m (X_{ik} - X_{jk})^2}{m}}, \quad (2.27)$$

em que  $X_{ik}$  significa a  $k$ -ésima variável medida no objeto  $i$  e  $X_{jk}$  é a  $k$ -ésima variável medida no objeto  $j$ . Ao todo,  $m$  variáveis são medidas em cada objeto e  $d_{ij}$  é a distância entre o objeto  $i$  e o objeto  $j$ . É de se esperar que uma distância pequena entre dois objetos indique que eles são similares ou quase iguais, enquanto que uma distância grande indica não similaridade entre os objetos.

O cálculo da medida de similaridade entre todos os possíveis pares de objetos irá resultar em uma matriz simétrica  $n \times n$ . Qualquer coeficiente  $c_{ij}$  desta matriz, fornece a semelhança entre os objetos  $i$  e  $j$ .

A rotina FASTCLUS<sup>6</sup>, combina um efetivo método para encontrar agrupamentos iniciais com um algoritmo iterativo padrão para minimizar a soma das distâncias quadradas a partir das médias dos agrupamentos.

A rotina FASTCLUS, utiliza o método chamado ordenamento pelo centróide mais próximo

---

<sup>6</sup>Rotina do pacote SAS que proporciona análise de agrupamento disjunta.

(Anderberg, 1973 apud *SAS/STAT<sup>TM</sup>*, 1988). Um conjunto de pontos chamados de sementes de agrupamento são selecionados como primeira tentativa de ser a média dos agrupamentos. Cada observação é atribuída à semente mais próxima de maneira a formar agrupamentos temporários. As sementes então são substituídas pelas médias dos agrupamentos temporários, o processo se repete até que não ocorram mais mudanças nos agrupamentos.

### 2.3 PREPARAÇÃO DOS DADOS.

Em qualquer coleta de dados, seja de que tipo for, nunca se conseguirá uma total eliminação dos ruídos. O que se tenta fazer é assegurar-se de que a relação entre o sinal e o ruído permaneça em um nível alto para não afetar a informação.

Basicamente foram utilizados dois tipos de dados neste trabalho, perfilagem de poço e testemunhagem. A seguir descrevem-se os tratamentos necessários para que os dados possam ser devidamente utilizados.

Os dados de perfilagem, da forma como são registrados, carregam juntamente com a informação desejada, uma certa quantidade de ruídos que induzem a erros quando se interpretam estes dados do ponto de vista quantitativo.

A primeira providência tomada foi a edição dos perfis para a eliminação de ruídos grosseiros (saltos de ciclo no perfil sônico por exemplo), além da imprescindível colocação dos perfis em profundidade uns com os outros.

O passo seguinte foi fazer a correção dos chamados ruídos ambientais, que são retirados por um procedimento computacional denominado PRE<sup>7</sup>. Este procedimento, retira dos perfis as variações indesejadas das leituras devidas a efeitos causados pelo ambiente de perfilagem, que são:

- temperatura do poço,
- diâmetro do poço,
- espessura do reboco<sup>8</sup> da lama,
- salinidade da lama de perfuração,

---

<sup>7</sup>Pacote de correção ambiental, baseado na aplicação de algoritmos cujas representações gráficas são apresentadas no "chart book" editado por (SCHLUMBERGER EDUCATIONAL SERVICES, 1988).

<sup>8</sup>Causado pela deposição dos sólidos existentes na lama de perfuração na parede do poço em frente às litologias permeáveis devido ao diferencial de pressão necessário para manter o poço estabilizado.

- densidade da lama de perfuração,
- salinidade da água de formação<sup>9</sup>,
- pressão exercida pelo peso da lama,
- afastamento do sensor da ferramenta em relação à parede do poço.

Dependendo dos perfis utilizados, as correções necessárias são selecionadas dentre as descritas acima, de modo a maximizar a relação sinal/ruído.

O programa PRE é aplicado a todas as perfilagens de cada poço. Com este procedimento os perfis de diferentes poços estão em condições de serem comparados e submetidos a uma análise estatística menos sujeita a erros.

O campo estudado possui o seguinte conjunto de curvas (Figura 2.2), as quais são medidas indiretas dos seguintes parâmetros:

- RHOB, dá indicação da densidade total da rocha ( $g/cm^3$ ),
- TNPH, dá indicação da porosidade da rocha relacionada a uma matriz de carbonato (p.u.), obtida através do perfil de densidade neutrônica,
- DT, dá indicação do tempo de trânsito sônico na rocha ( $\mu s/ft$ ),
- GR, dá indicação do feixe de raios gama emitido pela rocha (API units),
- RT, dá indicação da resistividade da zona virgem<sup>10</sup> (ohm.m),
- SFLU, dá indicação da resistividade da formação dentro da zona invadida<sup>11</sup> (ohm.m),
- SP, dá indicação do potencial espontâneo entre a superfície e o poço (mV),
- PEF, dá indicação da seção fotoelétrica dos minerais da rocha (barn/electron).

Além destas curvas registradas no poço, foram utilizadas também a curva de RHGX que dá indicação da densidade da matriz da rocha ( $g/cm^3$ ) e a curva de DCAL que dá indicação das diferenças entre o diâmetro medido do poço e o diâmetro nominal da broca de perfuração em polegadas. Estas curvas são computadas pelo programa PRE.

<sup>9</sup>Água existente nos poros da rocha anteriormente à perfuração da mesma.

<sup>10</sup>Região onde os fluidos originais da rocha não foram deslocados pelo filtrado da lama de perfuração que penetra nas rochas devido à pressão diferencial entre a formação e o poço.

<sup>11</sup>Região onde houve um deslocamento parcial dos fluidos originais da rocha pelo filtrado da lama de perfuração.

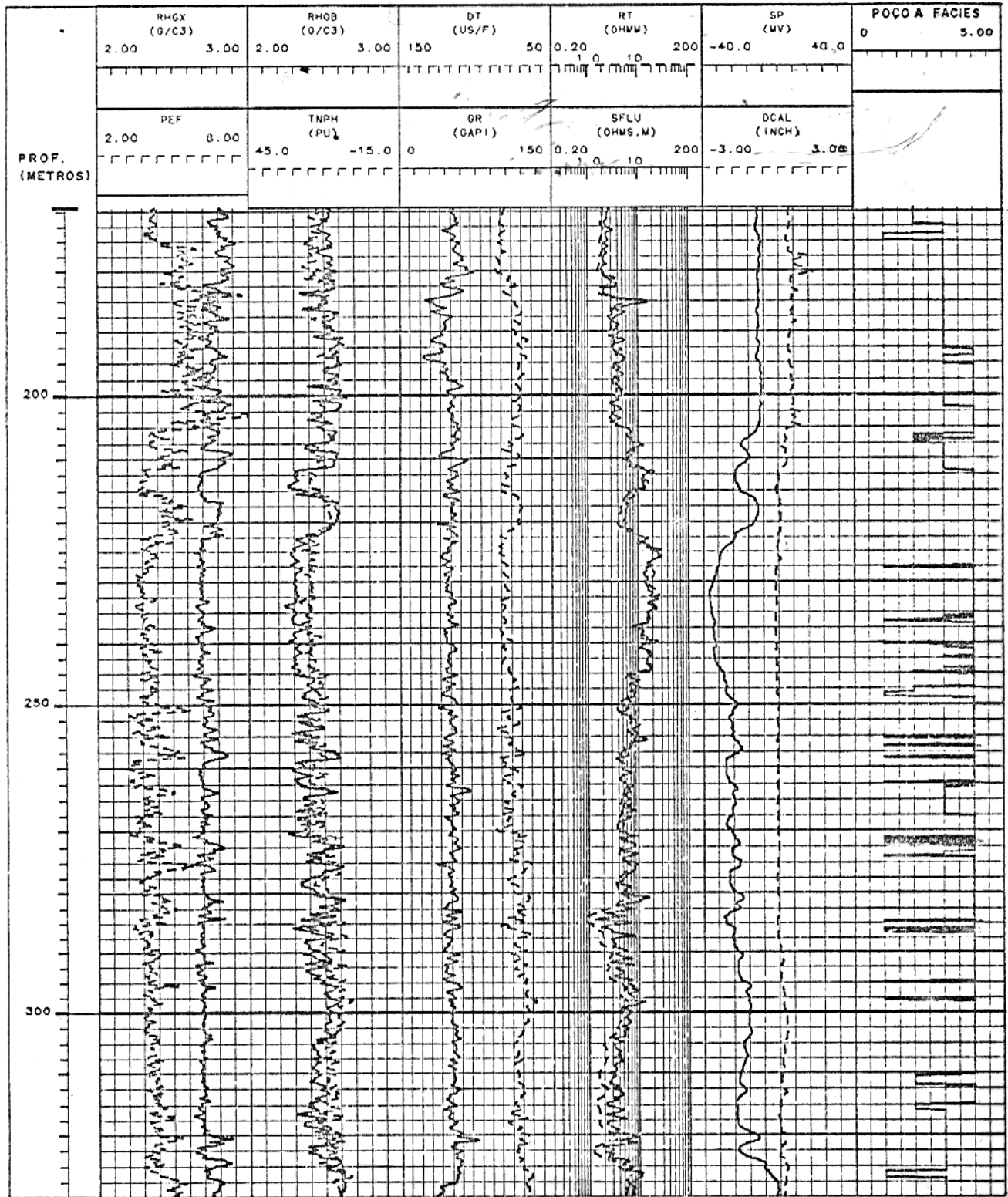


Figura 2.2 - Conjunto completo de curvas de perfis.



Os testemunhos, após descrição em laboratório, tiveram a sua profundidade ajustada com a dos perfis, mediante a correlação entre a curva de raios gama registrada no poço, contra outra curva de raios gama registrada em laboratório com o uso do equipamento *core-gamma*. Este procedimento é imprescindível para a correta localização do testemunho no poço.

Com os dados de testemunhos e perfis corrigidos, pode-se passar para a fase de elaboração do banco de dados de litofácies e eletrofácies, que será o objeto do capítulo seguinte.

## 3 - CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS

### 3.1 MÉTODO DE CONSTRUÇÃO.

A elaboração de um banco de dados, exige uma definição inicial do objetivo a que este se destina. No escopo deste trabalho, as necessidades básicas são:

- proporcionar a correta correlação entre as litologias e as suas correspondentes respostas nos perfis (litofácies<sup>12</sup> versus eletrofácies<sup>13</sup>),
- possibilitar que novas litologias e trechos testemunhados de novos poços possam ser incluídos no banco de dados, permitindo que este tenha um constante aprimoramento a partir do aporte de novas informações.

Os dados apresentados neste estudo foram obtidos com ferramentas de: Lito-densidade, Porosidade Neutrônica, Sônico, Raios-Gama e Resistividade. Quando este conjunto completo é registrado em um poço, constrói-se um arquivo, reunindo os trechos testemunhados de vários poços. É um arquivo do tipo ASCII que contém os seguintes dados (definidos no capítulo anterior):

- DEPTH índice de profundidade, é o indexador de todas as outras curvas,
- RHOB, TNPH, DT, GR, RT, SFLU, SP, PEF, curvas dos parâmetros petrofísicos medidos pelos perfis,
- RHGX, DCAL, curvas computadas no programa de correção ambiental,
- FÁCIES, curva de litofácies, extraída do conhecimento prévio dos testemunhos<sup>13</sup>.

Quando não forem registrados todos os perfis em um poço, o conjunto estará incompleto e neste caso constrói-se outro arquivo de dados do tipo ASCII com um número menor de

---

<sup>12</sup>Fácies extraídas das descrições de testemunhos.

<sup>13</sup>Fácies extraídas das análises de agrupamento e discriminante

<sup>13</sup>Esta curva, ao contrário de todas as anteriores que mostram valores contínuos com variações normalmente suaves, apresenta-se quadratizada com patamares distantes de uma unidade entre eles. Isto advém do tipo de contato assumido em sub-superfície como sendo um contato brusco entre as diferentes litologias.

curvas, sendo que a única curva que não pode estar ausente para que se possa efetuar a análise de discriminante é a de fácies. A forma como se apresentam estes arquivos pode ser vista nos Anexos I e II.

Os arquivos assim construídos, são utilizados como dados de entrada de uma rotina do pacote estatístico SAS chamado de DISCRIM cuja teoria foi explicada no capítulo anterior. Cada linha de um arquivo de dados contendo o conjunto completo (ou não) de curvas anteriormente relacionadas, constitui uma observação. Esta rotina utiliza a análise discriminante para encontrar uma função. A curva de fácies é assinalada como a classe, contra a qual todas as demais variáveis serão relacionadas, sendo portanto o critério de classificação.

O objetivo é de se reunir as respostas similares de todas as curvas em uma mesma classe, dessa forma estará sendo obtida uma classificação das observações. Idealmente, cada classe reunirá somente respostas de perfis diferentes das demais classes.

A rotina DISCRIM calcula a probabilidade das observações pertencerem a cada uma das classes. A classe (1, 2, 3 ou 4) que tiver o maior valor de probabilidade será a escolhida e seu valor armazenado na variável `_INTO_`<sup>14</sup>, desde que o limiar de confiança estipulado pelo intérprete seja atingido. Em caso contrário a variável `INTO` armazena o valor "OTHER" como resultado, indicando que a observação não pode ser classificada em nenhuma das classes para não desrespeitar o limiar determinado a priori pelo intérprete. Um exemplo pode ser visto na Tabela 3.1.

As classes mencionadas acima são litologias determinadas pelo intérprete, baseado no conhecimento extraído dos testemunhos e de uma análise estatística das respostas das ferramentas nestes trechos. Baseando-se somente em dados de testemunhagem e perfil composto<sup>15</sup> obtém-se 7 litologias com os números de litofácies respectivos que as caracterizam:

---

<sup>14</sup>Nome da variável resultante do processo de discriminação gerado pela rotina DISCRIM, representa o valor da eletrofácies.

<sup>15</sup>Este é um perfil interpretado de litologias obtido a partir de dados de amostras de calha, tempo de penetração da broca de perfuração, dados de testemunhagem e dados de perfilagem.

Tabela 3.1 - Exemplo de classificação efetuado pela rotina DISCRIM. O limiar estabelecido para ser utilizado pela rotina foi 0.40.

PROFUNDIDADE	LITOFACIES	1	2	3	4	INTO
5.5	2	0.00827	0.85018	0.14138	0.00017	2
5.7	2	0.00759	0.87805	0.11403	0.00034	2
5.8	2	0.00749	0.78664	0.20578	0.00009	2
6.0	2	0.30560	0.30700	0.38738	0.00002	OTHER
6.1	3	0.00500	0.73954	0.25539	0.00007	2
6.3	3	0.00468	0.86275	0.13239	0.00019	2
6.4	3	0.00592	0.83929	0.15475	0.00004	2
6.6	3	0.00612	0.76264	0.23123	0.00002	2
6.7	3	0.00512	0.74819	0.24667	0.00002	2
6.9	3	0.00400	0.56349	0.43250	0.00001	2
7.0	3	0.00187	0.27376	0.72437	0.00000	3
7.2	3	0.00055	0.13476	0.86469	0.00000	3
7.3	3	0.00025	0.20820	0.79150	0.00005	3
7.5	3	0.00015	0.19570	0.80380	0.00035	3
7.7	3	0.00014	0.27831	0.72056	0.00099	3
7.8	3	0.00032	0.33031	0.66913	0.00024	3
8.0	3	0.00351	0.65880	0.33733	0.00036	2
8.1	1	0.03228	0.90454	0.05997	0.00321	2
8.3	1	0.21707	0.76433	0.01337	0.00523	2
8.4	1	0.64140	0.35555	0.00156	0.00149	1

- litofácies 1 folhelho,
- litofácies 2 marga,
- litofácies 3 diamictito,
- litofácies 4 arenito,
- litofácies 5 conglomerado,
- litofácies 6 calcilutito,
- litofácies 7 calcissiltito<sup>16</sup>.

Após uma cuidadosa avaliação das médias e desvios-padrão de todas as curvas dos perfis reunidos por litofácies, observou-se que certas litologias tinham respostas muito próximas a outras, dificultando a correta discriminação. As estatísticas iniciais dos parâmetros envolvidos no processo de discriminação são apresentadas na Tabela 3.2.

Observa-se nesta Tabela que as médias das litofácies 3 e 1 (respectivamente diamictitos e folhelhos) apresentam valores próximos e como a litofácies 3 possui poucas amostras. Decidiu-se pela união de ambas em uma única litofácies que manterá a numeração 1. Decidiu-se também que a fusão das litofácies 5 e 4 (conglomerados e arenitos) seria melhor sob o aspecto interpretativo, visto tratar-se de litologias afins, em que a maior variação esperada seria a da granulometria das litofácies e também porque em todos os poços estudados sempre que ocorria o conglomerado, este estava envolvido por pacotes de arenito. Quanto à litofácies 6 (englobando as litologias calcilutito e calcissiltito, indistintas entre si com a suite de perfis utilizada) será renomeada para 3 com o intuito de manter uma sequência coerente de numeração.

Outra possibilidade, que corrobora a escolha feita anteriormente, de se escolher o número de litofácies mais adequado para este campo em particular, foi obtida aplicando-se a análise discriminante em todo o poço A e analisando-se os resultados. A Tabela 3.3 mostra o que se pode denominar de matriz de confusão, nesta matriz pode-se observar que:

<sup>16</sup>Esta litofácies foi descrita apenas nos perfis compostos, dessa forma não aparece nos resultados apresentados na Tabela 3.2, sua estatística é muito semelhante ao da fácies 6.

Tabela 3.2 - Estatística das 6 Litofácies descritas em testemunhos, para um conjunto completo de dados, utilizadas 1186 amostras de dois poços.

Litofácies = 1						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
199	RHGX	199	2.5986	2.9402	2.7677412	0.0806198
	RHOB	199	1.8623	2.6178	2.3034271	0.1324746
	TNPH	199	8.1500	47.5360	27.5008543	8.2499010
	DT	199	65.7200	103.5300	89.2785427	7.7674603
	GR	199	45.5500	142.0100	88.8611055	23.9870532
	RT	199	0.8000	12.2000	2.7793970	1.6622449
	SFLU	199	1.0180	15.9680	3.5619146	2.2763227
	DCAL	199	-0.5034	3.2249	1.2274312	0.9033222
	SP	199	-33.8480	-11.2250	-16.5319698	3.9784505
PEF	199	3.4570	7.6500	4.7849698	0.7378314	
Litofácies = 2						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
78	RHGX	78	2.6682	2.9464	2.8031269	0.0894996
	RHOB	78	1.9858	2.5763	2.3808115	0.1448221
	TNPH	78	11.7320	55.3210	25.5468462	7.6477861
	DT	78	72.2100	106.7100	89.4942306	9.0717470
	GR	78	42.2200	105.4500	61.3385897	14.3317805
	RT	78	0.4000	8.3000	2.7910256	1.9852826
	SFLU	78	0.7150	8.6930	3.5520641	2.2324755
	DCAL	78	-0.4849	2.7073	0.5050705	0.8416143
	SP	78	-32.5630	-11.4300	-20.3238718	4.8860544
PEF	78	2.9480	6.9400	4.6857051	0.7290564	
Litofácies = 3						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
20	RHGX	20	2.7078	2.9264	2.7919300	0.0659964
	RHOB	20	2.1757	2.5958	2.4443350	0.0992858
	TNPH	20	15.3230	39.5160	21.0686500	5.7719159
	DT	20	67.2900	97.5500	79.2665000	7.5494024
	GR	20	40.3500	118.6600	88.1185000	27.3233078
	RT	20	1.9000	5.0000	2.9600000	1.0238159
	SFLU	20	2.2290	6.4190	3.8911500	1.2671760
	DCAL	20	-0.0420	1.9824	1.1586600	0.7327034
	SP	20	-24.2290	-15.7640	-18.2938000	2.6274101
PEF	20	3.5970	5.9560	4.3640000	0.5906427	
Litofácies = 4						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
802	RHGX	802	2.5847	2.9326	2.6953308	0.0394993
	RHOB	802	1.9094	2.6320	2.3231145	0.1279512
	TNPH	802	2.3980	47.2880	20.1679776	6.9451679
	DT	802	61.1700	110.5200	84.8712095	12.4936756
	GR	802	37.5200	133.8600	54.3274938	11.6454075
	RT	802	0.3000	26.3000	5.9892768	5.4658408
	SFLU	802	0.7660	53.1430	6.6886808	5.1343466
	DCAL	802	-0.6245	1.9272	-0.0575733	0.2445343
	SP	802	-39.1560	-11.2810	-25.6682406	6.9555966
PEF	802	2.7490	7.8420	3.9766771	0.7470137	
Litofácies = 5						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
9	RHGX	9	2.7102	2.7897	2.7583000	0.0264037
	RHOB	9	2.5325	2.6166	2.5738667	0.0344914
	TNPH	9	8.3020	14.1990	10.8844444	1.6108454
	DT	9	57.5600	68.2800	62.1455556	3.8424182
	GR	9	58.3200	64.9900	61.6222222	2.2684068
	RT	9	2.6000	4.5000	3.7888889	0.6660414
	SFLU	9	3.5210	34.1370	11.9948889	11.3801843
	DCAL	9	-0.0684	0.2129	0.0811556	0.0920420
	SP	9	-20.4950	-18.5620	-19.1066667	0.6791451
PEF	9	4.1040	5.2360	4.4772222	0.3737518	
Litofácies = 6						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
72	RHGX	72	2.6340	2.8305	2.7509014	0.0548282
	RHOB	72	2.3090	2.6148	2.5106264	0.0886956
	TNPH	72	8.1410	24.4410	13.6289306	3.1210681
	DT	72	63.7700	81.9200	72.3097222	3.8673283
	GR	72	35.7800	58.3100	50.5379167	4.7840156
	RT	72	1.9000	10.2000	4.8194444	1.2140769
	SFLU	72	3.8120	13.1790	6.6494028	1.7863608
	DCAL	72	-0.0811	0.1313	0.0106681	0.0634438
	SP	72	-30.1200	-10.6130	-19.2721111	6.1109793
PEF	72	3.2840	6.0330	4.6627083	0.5933988	

- a litofácies 1 (folhelho) está bem discriminada obtendo mais de 82 % de concordância, sendo confundida com a litofácies 2 em pouco mais de 10 % dos casos,
- a litofácies 2 (marga) obteve uma razoável discriminação com mais de 57 % de concordância sendo confundida com a fácies 1 em 31 % dos casos.
- já no caso da litofácies 3 (diamictito), apenas 2 % das amostras estão corretamente classificadas, a classificação do restante das amostras apresenta-se pulverizado por todas as outras litologias, sendo que aquela onde a concentração é maior é a litofácies 1 com mais de 42 % do total das amostras da litofácies 3.
- a litofácies 4 (arenito) possui muito boa discriminação com mais de 87 % de concordância e as amostras que estão mal classificadas apresentam-se pulverizadas pelas outras litologias.
- a litofácies 5 (conglomerado), possui somente 33 % das suas amostras bem classificadas, entre as amostras mal classificadas desta litofácies 55 % delas concentram-se na litofácies 4.
- a litofácies 6 (calclutito) esta muito bem discriminada com mais do 90 % de concordância e as amostras mal classificadas não se concentram em nenhuma outra litofácies em especial.
- a litofácies 7 (calcissiltito), que foi descrita apenas em perfil composto, teve 100 % das suas amostras classificadas na litofácies 6 como já era esperado.

A estimativa da taxa de erro encontrada para estas 7 litofácies, foi de 28.84 %.

A Tabela 3.4 mostra a discriminação do mesmo poço já com as 7 litofácies agrupadas. Observa-se que neste caso, com exceção da litofácies 2 que em 31 % dos casos continua sendo confundida pelo programa com a litofácies 1, não existem mais graves indeterminações entre as litofácies e que a estimativa da taxa de erro encontrada para estas 4 litofácies diminuiu para 26.40 %.

Dessa forma, a partir do conhecimento da geologia do campo, dos resultados estatísticos e de um teste com a análise de discriminante aplicada ao poço todo, determinou-se para fins de interpretação um total de 4 litofácies que englobam as 7 litologias anteriores. Como se pode ver nas estatísticas mostradas na Tabela 3.5 estas litofácies englobam as seguintes litologias:

Tabela 3.3 - Discriminação de 7 Litofácies do Poço A, utilizando todo o poço como calibração.

Número de observações e percentagens classificados nas Eletrofácies:								
Das Litofácies	1	2	3	4	5	6	Total	
1	1018 82.70	131 10.64	7 0.57	62 5.04	1 0.08	12 0.97	1231 100.00	
2	686 31.03	1274 57.62	3 0.14	197 8.91	0 0.00	51 2.31	2211 100.00	
3	130 42.35	90 29.32	7 2.28	15 4.89	7 2.28	58 18.89	307 100.00	
4	63 5.92	31 2.91	0 0.00	933 87.69	1 0.09	36 3.38	1064 100.00	
5	0 0.00	0 0.00	0 0.00	5 55.56	3 33.33	1 11.11	9 100.00	
6	0 0.00	23 2.54	0 0.00	65 7.18	0 0.00	817 90.28	905 100.00	
7	0 0.00	0 0.00	0 0.00	0 0.00	0 0.00	79 100.00	79 100.00	
Total	1897	1549	17	1277	12	1054	5806	
Percentagem	32.67	26.68	0.29	21.99	0.21	18.15	100.00	
Prob. a priori	0.2120	0.3808	0.0529	0.1832	0.0015	0.1558		
Estimativa da taxa de erro para as Litofácies:								
	1	2	3	4	5	6	7	Total
Taxa de erro	0.1730	0.4238	0.9772	0.1231	0.6667	0.0972	0.2884	
Prob. a priori	0.2120	0.3808	0.0529	0.1832	0.0015	0.1558	0.0000	



Tabela 3.4 - Discriminação de 4 Litofácies do Poço A, utilizando todo o poço como calibração.

Número de observações e percentagens classificados nas Eletrofácies:					
Das Litofácies	1	2	3	4	Total
1	1174 76.33	211 13.72	73 4.75	80 5.20	1538 100.00
2	699 31.61	1260 56.99	56 2.53	196 8.86	2211 100.00
3	0 0.00	24 2.44	896 91.06	64 6.50	984 100.00
4	64 5.96	30 2.80	36 3.36	943 87.88	1073 100.00
Total	1937	1525	1061	1283	5806
Percentagem	33.36	26.27	18.27	22.10	100.00
Prob. a priori	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	
Estimativa da taxa de erro para as Litofácies:					
	1	2	3	4	Total
Taxa de erro	0.2367	0.4301	0.0894	0.1212	0.2640
Prob. a priori	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

- Litofácies 1. Folhelho/Diamictito.
- Litofácies 2. Marga.
- Litofácies 3. Calcilutito/Calcissiltito.
- Litofácies 4. Arenito/Conglomerado.

Observando-se ainda a Tabela 3.5, nota-se a existência de uma grande diferença entre o número de amostras relativas à litofácies 4 em comparação com todas as outras. Também fica evidente que as diferenças entre as estatísticas das três primeiras litofácies não são pronunciadas. Sob este prisma pode-se prever que o processo de discriminação terá dificuldades para obter as respostas corretas, principalmente entre as litofácies não-reservatório.

Tabela 3.5 - Estatística das 4 Litofácies finais do conjunto completo de perfis.  
Utilizando-se as mesmas 1180 amostras da Tabela 3.2.

Litofácies = 1						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
219	RHGX	219	2.5986	2.9402	2.7699502	0.0795717
	RHOB	219	1.8623	2.6178	2.3162954	0.1358449
	TNPH	219	8.1500	47.5360	26.9134384	8.2564776
	DT	219	65.7200	103.5300	88.3642009	8.2536143
	GR	219	40.3500	142.0100	88.7932877	24.2426295
	RT	219	0.8000	12.2000	2.7958904	1.6135696
	SFLU	219	1.0180	15.9680	3.5919817	2.2034633
	DCAL	219	-0.5030	3.2249	1.2211507	0.8878703
	SP	219	-33.8480	-11.2250	-16.6928676	3.9033809
PEF	219	3.4570	7.6500	4.7465251	0.7345946	
Litofácies = 2						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
78	RHGX	78	2.6682	2.94640	2.8031269	0.0894996
	RHOB	78	1.9858	2.57630	2.3808115	0.1448221
	TNPH	78	11.7320	55.3210	25.5468462	7.6477861
	DT	78	72.2100	106.7100	89.4942308	9.0717470
	GR	78	42.2200	105.4500	61.3385897	14.3317805
	RT	78	0.4000	8.3000	2.7910256	1.9852826
	SFLU	78	0.7150	8.6930	3.5520641	2.2324755
	DCAL	78	-0.4849	2.7073	0.5050705	0.8416143
	SP	78	-32.5630	-11.4300	-20.3238718	4.8860544
PEF	78	2.9480	6.94000	4.6857051	0.7290564	
Litofácies = 3						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
72	RHGX	72	2.6340	2.8305	2.7509014	0.0548282
	RHOB	72	2.3090	2.6148	2.5106264	0.0869656
	TNPH	72	8.1410	24.4410	13.6289306	3.1210681
	DT	72	63.7700	81.9200	72.3097222	3.8673283
	GR	72	35.7800	58.3100	50.5379167	4.7640156
	RT	72	1.9000	10.2000	4.8194444	1.2140769
	SFLU	72	3.8120	13.1790	6.6494028	1.7863608
	DCAL	72	-0.0811	0.1313	0.0106681	0.0634438
	SP	72	-30.1200	-10.6130	-19.2721111	6.1109793
PEF	72	3.2840	6.0330	4.6627083	0.5933988	
Litofácies = 4						
N Obs	Variable	N	Minimum	Maximum	Mean	Std Dev
811	RHGX	811	2.5847	2.9326	2.6960296	0.0399163
	RHOB	811	1.9094	2.6320	2.3258972	0.1299701
	TNPH	811	2.3980	47.2880	20.0649544	6.9765328
	DT	811	57.5600	110.5200	84.6190136	12.6561489
	GR	811	37.5200	133.8600	54.4084464	11.6079367
	RT	811	0.3000	26.3000	5.9648582	5.4406845
	SFLU	811	0.7660	53.1430	6.7475660	5.2589996
	DCAL	811	-0.6245	1.9272	-0.0560338	0.2437781
	SP	811	-39.1560	-11.2810	-25.5954242	6.9512871
PEF	811	2.7490	7.8420	3.9822318	0.7456284	

O fato de se estar trabalhando em um espaço multidimensional impede que se construam gráficos mostrando a real separação entre todas as variáveis envolvidas no processo de discriminação, É possível, entretanto, utilizar gráficos de duas dimensões que são mais fáceis de serem visualizados e abstrair para um problema multidimensional.

Um exemplo de gráfico que mostra o agrupamento das quatro litofácies em duas dimensões é conseguido através da Figura 3.1. Nota-se nessa Figura, que a litofácies 4 possui um alinhamento bem acentuado e um espalhamento relativamente pequeno se for considerado o número de observações desta litofácies que aparecem no gráfico. Já as litofácies 1, 2 e 3 aparecem entremeadas uma com as outras e com um número pequeno de amostras, o que não permite uma fácil visualização das tendências de cada uma. A disposição de cada uma destas litofácies em separado pode ilustrar melhor o porque dos problemas de discriminação. A Figura 3.2 mostra a grande dispersão da litofácies 1; a litofácies 2 não sugere nenhum alinhamento das amostras como pode ser visto na Figura 3.3 e tem uma grande parte das amostras superpondo-se à litofácies 1. No caso da litofácies 3, cujo gráfico pode ser visto na Figura 3.4, existe um agrupamento significativo das poucas amostras existentes, entretanto verifica-se que a localização desta litofácies é coincidente no gráfico com a parte da população mais densa e de menor porosidade da litofácies 4. A Figura 3.5 reproduzindo o que ocorreu na Figura 3.1, apresenta um alinhamento bem demarcado e uma baixa dispersão das amostras referentes à litofácies 4, condições estas que irão gerar uma discriminação muito mais eficiente que no caso das três outras litologias.

O que foi descrito acima constitui-se de uma interpretação sobre um gráfico com duas dimensões, que se não espelha a real separação das variáveis envolvidas em um espaço n-dimensional, pelo menos permite prever uma situação problemática que ao longo do trabalho foi confirmada.

Tendo-se as classes definidas e o arquivo de dados preparado para ser analisado pela rotina DISCRIM, passa-se à seção seguinte onde os resultados serão apresentados.

### 3.2 IMPLEMENTAÇÃO E RESULTADOS.

Ao se utilizar qualquer ferramenta estatística para se obter resultados quantitativos, é importante que o volume de dados da amostra, escolhida para exemplo, seja significativo em relação ao universo de observações amostrado, do contrário poderão ocorrer vícios de amostragem.

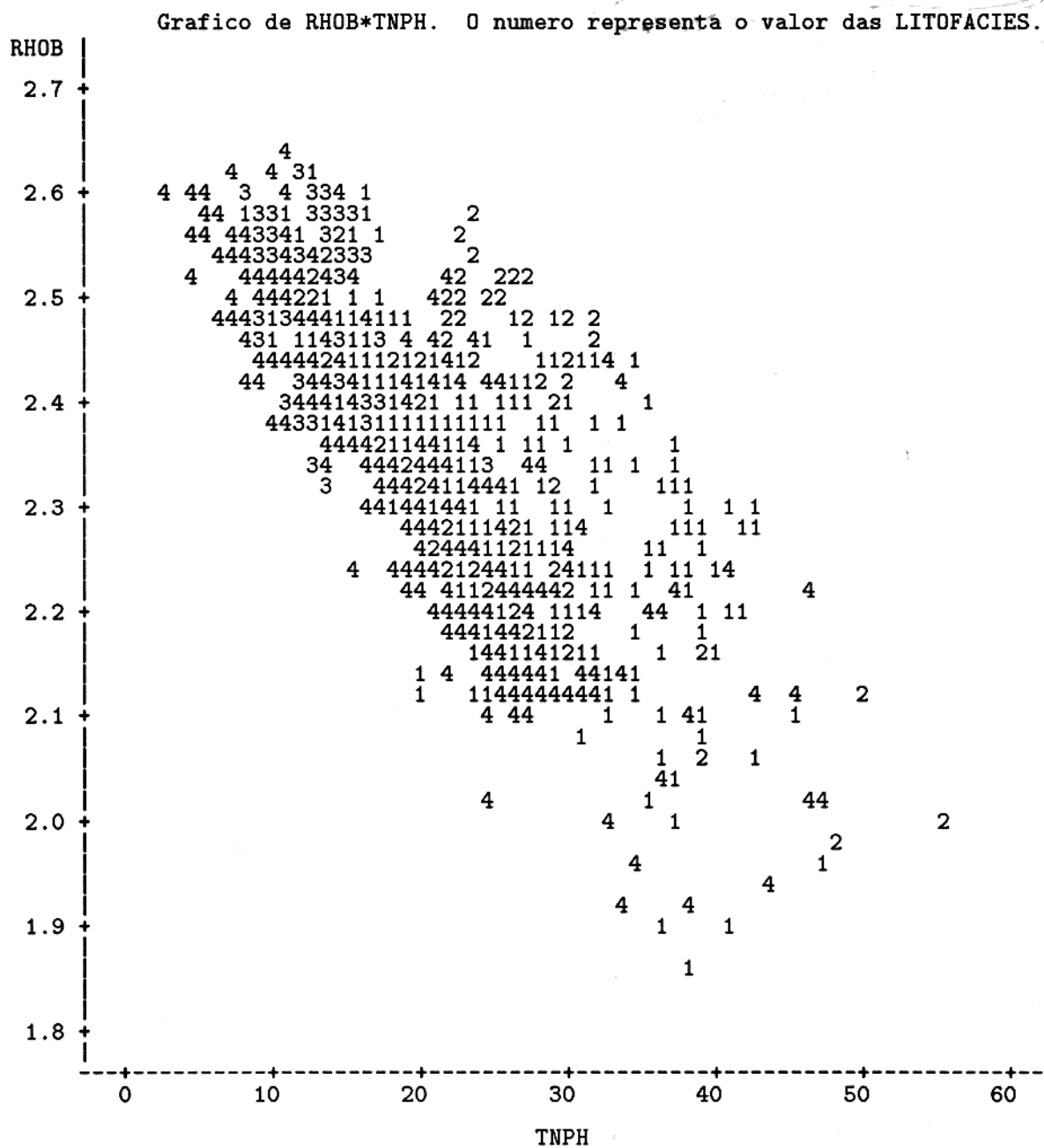


Figura 3.1 - Gráfico RHOB\*TNPH representando a distribuição de todas as litofácies do Banco 1.

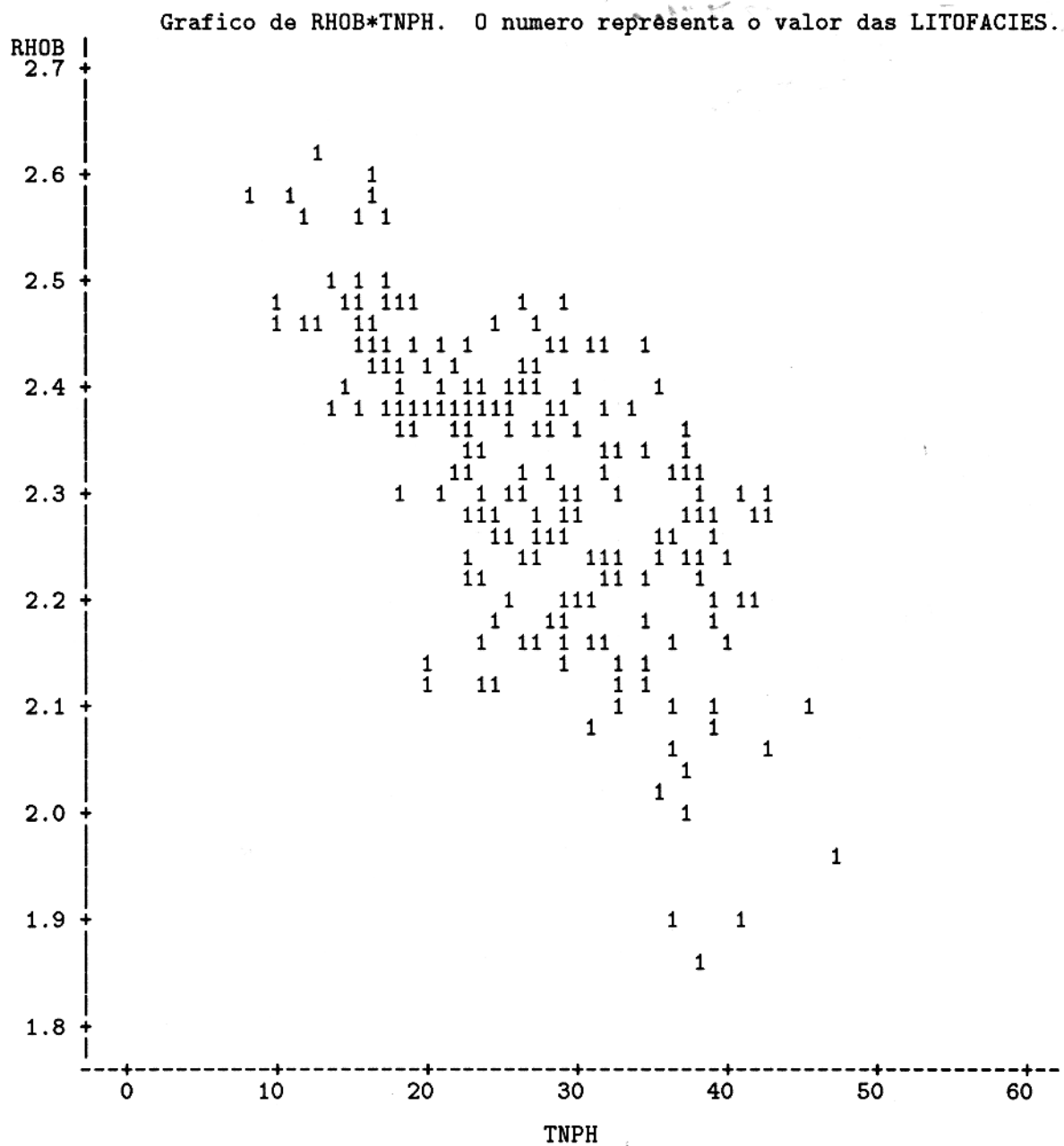


Figura 3.2 - Gráfico RHOB\*TNPH representando a distribuição da litofácies 1 do Banco 1.

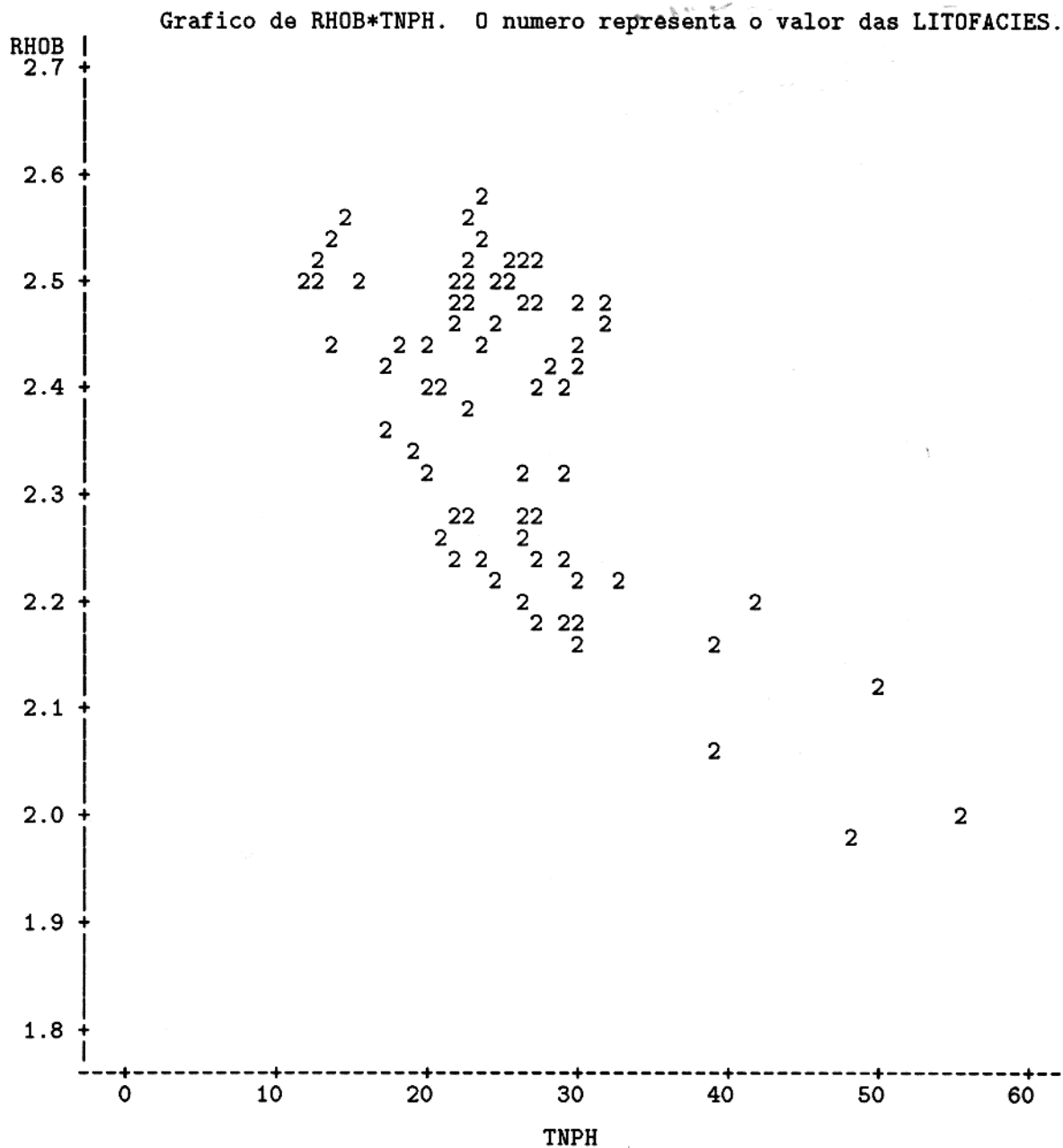


Figura 3.3 - Gráfico RHOB\*TNPH representando a distribuição da litofácies 2 do Banco 1.

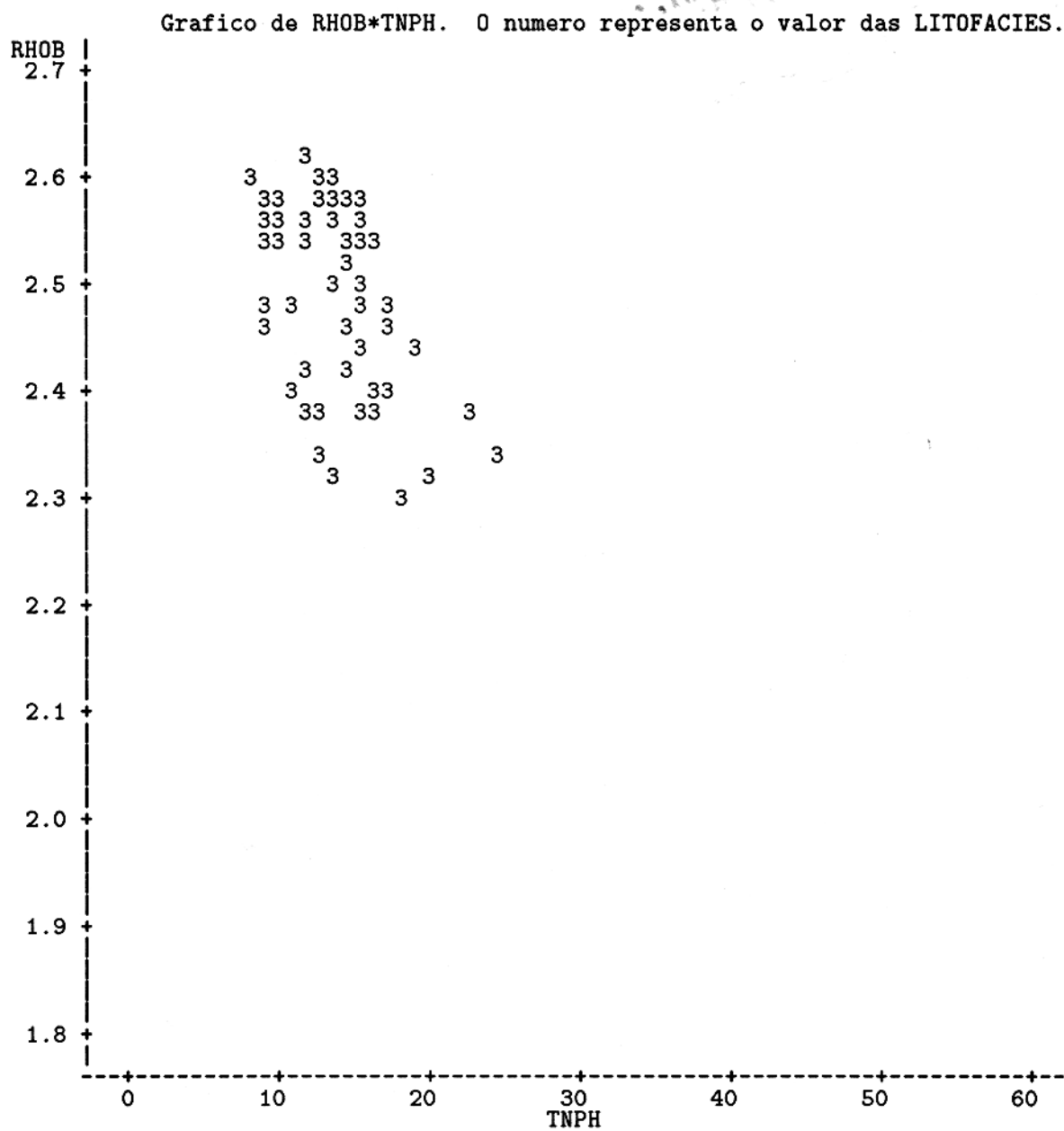


Figura 3.4 - Gráfico RHOB\*TNPH representando a distribuição da litofácies 3 do Banco 1.

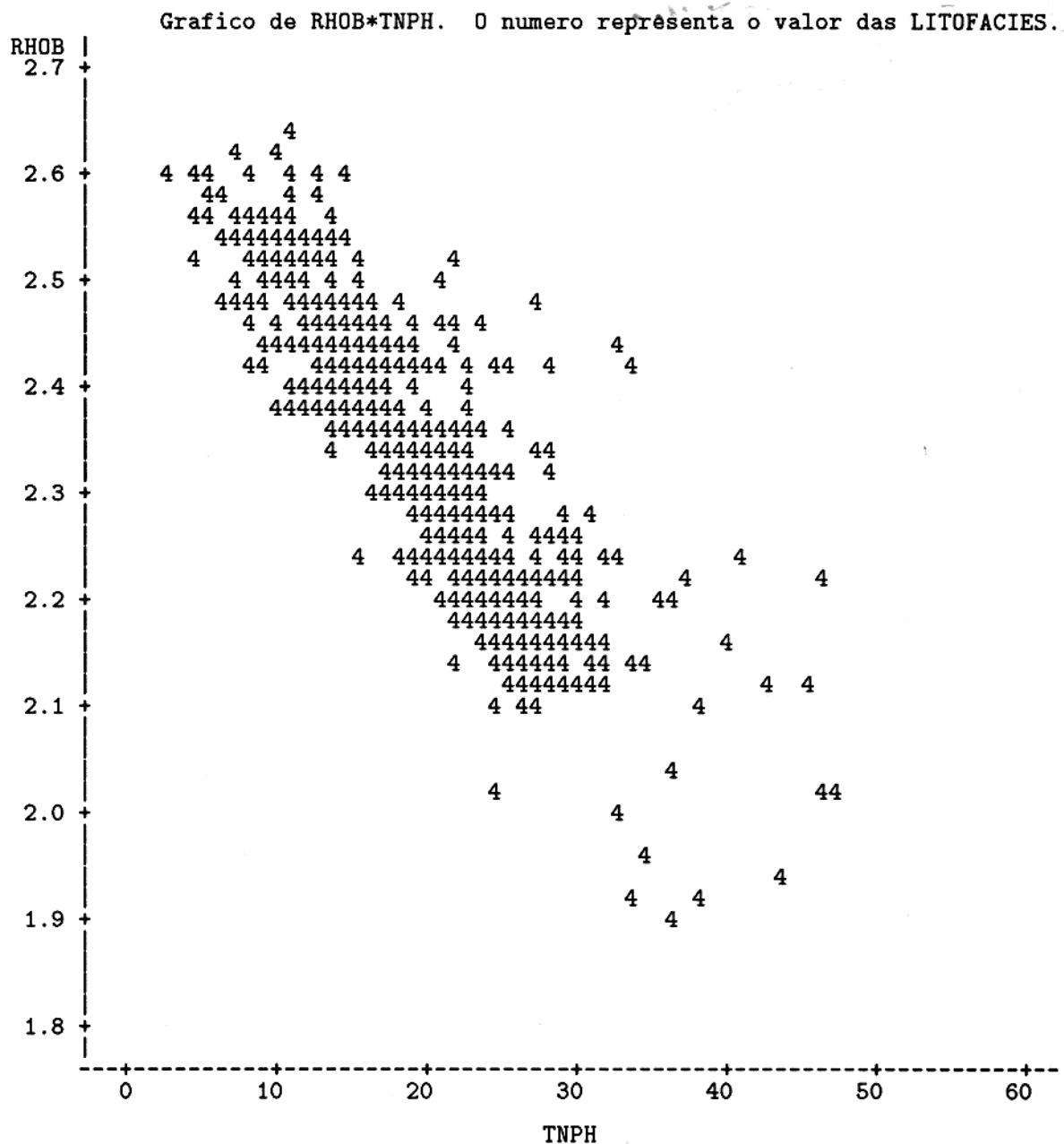


Figura 3.5 - Gráfico RHOB\*TNPH representando a distribuição da litofácies 4 do Banco 1.



No caso deste estudo, a quantidade de intervalos testemunhados em vários poços é satisfatória em relação ao trecho total perfilado; o mesmo não acontecendo, com a variedade das litologias recuperadas. Em todos os poços o número de amostras em arenitos supera muito o de qualquer outra litologia.

A existência de diferentes conjuntos de ferramentas medindo diferentes variáveis impede que se construa apenas um banco de dados que funcione para todo o campo. Devido a isso foram preparados quatro arquivos que formam 4 diferentes bancos de dados:

- Banco 1 com 1180 obs. conjunto completo de 10 curvas,
- Banco 2 com 2308 obs. conjunto de 9 curvas (falta a curva de PEF),
- Banco 3 com 2631 obs. conjunto de 8 curvas (faltam as curvas de PEF e SP),
- Banco 4 com 2863 obs. conjunto de 7 curvas (faltam as curvas de PEF, SP e RHGX).

O banco de dados com todas as curvas (Banco 1), foi obtido com a reunião de arquivos de 2 poços contendo apenas os trechos testemunhados dos mesmos. Este arquivo totaliza 180 metros de testemunhos, representando 13 % do comprimento total perfilado nestes dois poços.

O segundo banco de dados (Banco 2), reuniu 2 poços que não dispunham da variável PEF registrada, anexados aos 2 primeiros após a eliminação desta variável. Dessa forma, o Banco 2 contém dados de 351 metros de testemunhos representando 17.4 % do trecho total perfilado destes 4 poços.

Procedimento idêntico foi seguido para a construção do terceiro banco de dados (Banco 3), com a inclusão de um trecho testemunhado de mais um poço, que além da variável PEF, também não dispunha da variável SP, este Banco 3 contém 400 metros de testemunhos equivalendo a 15.5 % dos 5 poços perfilados.

O quarto e último banco de dados (Banco 4), foi gerado com a inclusão dos trechos testemunhados de mais dois poços possuidores de um conjunto de curvas que também não dispunha da variável RHGX<sup>17</sup>. Este Banco 4 contém 430 metros de testemunhos representando 15.5 % dos 7 poços perfilados. Um melhor entendimento do que foi exposto acima pode ser obtido consultando-se a Tabela 3.6.

---

<sup>17</sup>Esta curva não pode ser calculada pelo programa PRE (pertencente à uma companhia de perfilagem), devido a uma incompatibilidade criada pelo fato dos dois poços terem sido registrados por outra companhia de perfilagem.

Tabela 3.6 - Relação entre os trechos testemunhados e perfilados dos poços que deram origem aos quatro diferentes bancos de dados:

Banco	Metros Testemunhados	Metros Perfilados	Percentual Testemunhado
1	180	1385	13.0 %
2	351	2017	17.4 %
3	400	2581	15.5 %
4	430	2774	15.5 %

Estes arquivos foram submetidos separadamente à rotina DISCRIM, originando uma função discriminante para cada banco de dados. Cada uma dessas funções é capaz de classificar um outro conjunto de dados que possua a mesma suite de perfis.

Quando se processa a rotina de análise discriminante, é gerado um arquivo de nome CALIBR14, o qual armazena uma matriz de números que após convenientemente processados fornecem os  $\lambda$ 's que são as incógnitas da equação 2.2. Os índices discriminantes são obtidos com a substituição destes  $\lambda$ 's na equação 2.8.

Os Anexos III, IV, V e VI, mostram as equações das funções discriminantes encontradas pela rotina DISCRIM para os bancos de dados 1, 2, 3 e 4 respectivamente. São apresentados todos os  $\lambda$ 's relativos às variáveis envolvidas (são os números que aparecem multiplicando as variáveis). Os índices discriminantes entre as classes são designados por  $R(ij)$ . De posse desses índices, obtém-se as condições de discriminação entre as classes. Para melhor visualizar os  $\lambda$ 's<sup>18</sup> e os índices discriminantes de cada uma das funções relativas aos quatro bancos de dados, foram construídas quatro tabelas, a Tabela 3.7 representando o Banco 1, a Tabela 3.8 representando o Banco 2, a Tabela 3.9 representando o Banco 3 e a Tabela 3.10 representando o Banco 4.

<sup>18</sup>Os  $\lambda$ 's reproduzidos nestas tabelas, estão arredondados para a segunda casa decimal. Nos Anexos correspondentes, podem ser encontrados os mesmos  $\lambda$ 's com até 10 casas decimais.

Tabela 3.7 - Resultado mostrando os  $\lambda$ 's da função discriminante encontrados para cada variável presente no Banco 1.

ÍNDICES	$\lambda$ 's relativos às variáveis.									
	RHGX	RHOB	TNPH	DT	GR	RT	SFLU	DCAL	SP	PEF
R(12)	-48.639	9.514	0.275	-0.123	0.167	0.013	0.051	1.923	0.018	-0.589
R(13)	-43.659	18.564	0.466	0.012	0.138	-0.084	0.107	4.014	-0.017	-0.795
R(14)	40.839	-23.376	-0.410	0.010	0.095	0.006	0.016	4.215	0.064	0.180
R(23)	4.980	9.050	0.190	0.134	-0.028	-0.097	0.056	2.091	-0.035	-0.206
R(24)	89.478	-32.890	-0.686	0.133	-0.072	-0.007	-0.035	2.292	0.045	0.769
R(34)	84.498	-41.940	-0.876	-0.001	-0.044	0.090	-0.092	0.201	0.081	0.975

Tabela 3.8 - Resultado mostrando os  $\lambda$ 's da função discriminante encontrados para cada variável presente no Banco 2.

ÍNDICES	$\lambda$ 's relativos às variáveis.								
	RHGX	RHOB	TNPH	DT	GR	RT	SFLU	DCAL	SP
R(12)	-51.693	18.667	0.347	-0.066	0.133	0.139	-0.036	1.401	0.068
R(13)	-32.007	16.620	0.384	-0.029	0.110	-0.041	-0.059	2.369	-0.091
R(14)	79.450	-37.833	-0.700	0.042	0.056	0.156	-0.060	4.059	0.171
R(23)	19.686	-2.047	0.037	0.037	-0.023	-0.180	-0.023	0.968	-0.159
R(24)	131.144	-56.500	-1.047	0.109	-0.077	0.017	-0.024	2.658	0.103
R(34)	111.457	-54.453	-1.084	0.072	-0.054	0.197	-0.001	1.691	0.262

Tabela 3.9 - Resultado mostrando os  $\lambda$ 's da função discriminante encontrados para cada variável presente no Banco 3.

ÍNDICES	$\lambda$ 's relativos às variáveis.							
	RHGX	RHOB	TNPH	DT	GR	RT	SFLU	DCAL
R(12)	-84.306	39.517	0.774	-0.101	0.102	0.046	-0.008	1.080
R(13)	-33.782	13.016	0.372	-0.018	0.094	-0.008	-0.036	2.248
R(14)	64.667	-29.886	-0.492	-0.052	0.046	0.051	-0.089	3.503
R(23)	50.524	-26.501	-0.401	0.083	-0.008	-0.054	-0.029	1.168
R(24)	148.973	-69.402	-1.266	0.049	-0.562	0.005	-0.081	2.423
R(34)	98.449	-42.902	-0.864	-0.034	-0.048	0.059	-0.052	1.255

Tabela 3.10 - Resultado mostrando os  $\lambda$ 's da função discriminante encontrados para cada variável presente no Banco 4.

ÍNDICES	$\lambda$ 's relativos às variáveis.						
	RHOB	TNPH	DT	GR	RT	SFLU	DCAL
R(12)	-10.129	0.020	-0.119	0.082	-0.032	0.083	0.653
R(13)	-6.677	0.048	-0.012	0.091	-0.055	0.008	2.128
R(14)	10.863	0.117	-0.004	0.056	0.040	-0.087	3.219
R(23)	3.452	0.027	0.107	0.008	-0.022	-0.075	1.475
R(24)	20.992	0.096	0.115	-0.026	0.072	-0.170	2.566
R(34)	17.540	0.069	0.008	-0.035	-0.095	-0.095	1.092

Um exemplo da aplicação do Banco 1 no trecho testemunhado do poço A é visualizado na Tabela 3.11 que mostra a saída da rotina DISCRIM formatada e vertida para o português.

A Tabela 3.11 é dividida em 4 partes, onde a parte superior (3.11.1) da tabela mostra os resultados do processo de classificação descrito no capítulo anterior. As linhas numeradas de 1 a 4 são compostas de dois valores, o número de observações e a sua percentagem em relação à coluna *Total* que é o somatório de todas as linhas.

As linhas e colunas numeradas de 1 a 4 formam uma matriz. Quando ocorre a concordância entre a litofácies fornecida pelo intérprete (linha) e a eletrofácies determinada pela rotina (coluna), a observação é acumulada na diagonal principal da matriz, resultando numa correta discriminação. Caso contrário, a discriminação é incorreta e a observação é colocada fora da referida diagonal.

A coluna "*OTHER*" representa as observações que não puderam ser classificadas em nenhuma das eletrofácies anteriores.

A linha denominada *Total* apresenta a soma do número de observações de cada coluna e a linha *Percentagem* representa a divisão deste número pelo número total de observações encontrado na intersecção da linha *Total* com a coluna *Total* multiplicado por 100, também conhecida como a probabilidade marginal. A linha *Prob. a priori* (probabilidade a priori) mostra o cálculo feito a partir da soma do número de observações de cada linha dividido pelo número total de observações encontrado na intersecção da linha *Total* com a coluna *Total*. A probabilidade a priori representa portanto a percentagem obtida a partir da soma do número de observações (eletrofácies) correta ou incorretamente associados a uma determinada litofácies, dividido pelo número total de observações utilizados.

Utilizando-se dos dados da primeira parte, passa-se para a segunda parte da Tabela 3.11 (3.11.2), em que são calculadas as taxas de erro, obtidas a partir das diferenças entre as percentagens de acertos encontrados na diagonal principal da matriz de litofácies X eletrofácies descrita acima e o acerto total que seriam 100 %, após isto faz-se a redução do número encontrado para a unidade dividindo-se o resultado por 100. Estas diferenças recebem o nome de probabilidades a posteriori de erro e são apresentadas na linha *Taxa de erro*. A linha *Prob. a priori* é repetida. Calcula-se então a partir destas linhas a probabilidade total de erro através da média ponderada entre estas duas linhas. Esta probabilidade total de erro é apresentada na coluna *Total*.

O que foi descrito na primeira e segunda partes desta tabela, corresponde ao processo de calibração efetuado pela rotina DISCRIM. A terceira parte da Tabela 3.11, (3.11.3) é o resultado da aplicação da função discriminante definida pela calibração anterior no intervalo testemunhado do poço A. Neste caso a única coluna que não aparece é a "OTHER", porque a discriminação forçará sempre cada amostra a pertencer a uma das litofácies existentes. As explicações sobre esta terceira parte da tabela são idênticas às apresentadas para a primeira parte. Dessa forma a diagonal principal acumulará as observações corretamente classificadas pela rotina.

As explicações sobre a quarta parte da Tabela 3.11 (3.11.4) são idênticas às apresentadas para a segunda parte da tabela. Ou seja a estimativa da contagem de erros será armazenada na coluna *Total*, após ter sido calculada a partir da média ponderada das linhas *Prob. a priori* e *Taxa de erro*.

Uma rápida verificação nas diagonais principais da tabela acima, nos indica que a litofácies 2 apresenta uma enorme diferença da parte 3.11.1 para a 3.11.3. Esta variação de 45,39 % para 5,26 % é devido ao fato de que no intervalo testemunhado do poço A as eletrofácies existentes não apresentavam características que permitissem a sua classificação naquela litofácies. Isto provavelmente ocorreu devido ao fato de que neste poço não foi testemunhado nenhum intervalo com a litofácies 2 (marga).

### 3.3 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS.

Como em todo trabalho em que se utilizam dados reais, algumas concessões e ajustes tiveram que ser feitos para se chegar a um resultado satisfatório.

Inicialmente a idéia era trabalhar com todo o campo, porém após o tratamento estatístico dos dados de perfis e a análise dos testemunhos, notou-se que os poços de uma área restrita a uma certa região de menor lâmina de água possuíam uma melhor correspondência entre as

Tabela 3.11 - Calibração do Banco 1 e sua aplicação para classificar o intervalo testemunhado do poço A.

3.11.1 Número de observações e percentagens classificados nas Eletrofácies:

Das Fácies	1	2	3	4	OTHER	Total
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	0 0.00	219 100.00
2	12 15.38	34 43.59	2 2.56	30 38.46	0 0.00	78 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	0 0.00	72 100.00
4	13 1.60	9 1.11	5 0.62	782 96.42	2 0.25	811 100.00
Total	182	50	46	900	2	1180
Percentagem	15.42	4.24	3.90	76.27	0.17	100.00
Prob. a priori	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873		

3.11.2 Estimativa da contagem de erros para as Fácies:

	1	2	3	4	Total
Taxa de erro	0.2831	0.5641	0.5417	0.0358	0.1475
Prob. a priori	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873	

3.11.3 Número de observações e percentagens classificados nas Eletrofácies:

From FACIES	1	2	3	4	Total
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	219 100.00
2	12 31.58	2 5.26	2 5.26	22 57.89	38 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	72 100.00
4	13 2.03	5 0.78	6 0.94	616 96.25	640 100.00
Total	182	14	47	726	969
Percentagem	18.78	1.44	4.85	74.92	100.00
Prob. a priori	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

3.11.4 Estimativa da contagem de erros para as Fácies:

	1	2	3	4	Total
Taxa de erro	0.2831	0.9474	0.5417	0.0375	0.1661
Prob. a priori	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

curvas. Escolheu-se então trabalhar com esta área e deixar a integração com todo o campo como uma tarefa futura.

Outro compromisso fechado, foi com relação ao número de litofácies descritas em testemunho e perfil composto e o número escolhido como o mais prático para utilização neste campo. A redução de 7 para 4 litofácies, permitiu uma discriminação mais eficiente e uma melhor visualização dos resultados. A comparação dos resultados pode ser vista nas Tabela 3.3 e Tabela 3.4.

As litologias folhelho, carbonato e marga não foram suficientemente testemunhadas, fazendo com que as estatísticas destas litofácies devido ao pequeno número de amostras sofram muita interferência de qualquer leitura afetada por ruídos. Isto acarretou uma menor correlação destas litologias com a curva de litofácies extraída dos perfis compostos. Já os arenitos, por serem bem testemunhados, tiveram sempre uma boa correlação com a curva de litofácies.

As más classificações quando ocorrem são normalmente entre:

- folhelhos e margas. Isto é devido ao acompanhamento inadequado de descrição de amostras de calha, onde a falta de uma rotina sistemática de análise calciométrica permitiu que uma litologia fosse confundida com a outra, uma vez que a percentagem de carbonato na rocha é o fator preponderante para a sua correta classificação, não obstante ser normal a ocorrência de gradações entre as duas litologias,
- arenitos e camadas delgadas de todas as litologias não reservatório. A impossibilidade da rotina de discriminação detectar camadas delgadas deve-se basicamente à falta de resolução vertical das ferramentas de perfilagem, sendo tão mais sério o problema quanto maior for a frequência de ocorrência das camadas delgadas. Nestes casos as ferramentas registram leituras que representam médias ponderadas entre os volumes investigados em duas ou mais litologias, mascarando a ocorrência das camadas que tiverem menor espessura.

É importante ressaltar, ao se trabalhar com dados tão diferentes como perfis e testemunhos, os seguintes pontos:

- os testemunhos são amostras de rochas coletados de forma descontínua ao longo de cada poço, que proporcionam informação contínua no trecho testemunhado,
- os perfis propiciam uma informação quase contínua, obtida através de grande número de amostragens pontuais ao longo do poço (a cada intervalo de 1/2 pé ou 0.1524 m). A apresentação dos dados é feita de forma contínua após interpolação dos pontos amostrados,

- os testemunhos possibilitam em laboratório a extração de informações pontuais de porosidade e permeabilidade com grande precisão,
- os perfis possibilitam o cálculo de porosidades e permeabilidades para a totalidade do intervalo perfurado, porém no caso da permeabilidade, os dados são inferidos e a precisão é menor que a obtida das medidas dos testemunhos efetuadas em laboratório.

Percebe-se que estas informações são complementares uma em relação a outra e dessa forma devem ser encaradas para evitar erros de interpretação. A maior precisão local obtida pelos testemunhos deve ser utilizada para calibrar os perfis, enquanto estes devem ser utilizados para fornecer uma interpretação geológica contínua da sub-superfície.

No capítulo 4 serão apresentados os resultados da aplicação dos quatro bancos de dados em alguns poços utilizados neste trabalho.

### 3.3.1 Avaliação da Análise de Agrupamento.

Um outro método utilizado largamente na literatura para determinação de litologias é o da análise de agrupamento, cuja teoria (bastante complexa), foi mencionada no segundo capítulo.

Uma diferença básica entre os métodos de análise discriminante e análise de agrupamento é que para utilizar-se o primeiro torna-se necessário o conhecimento prévio das litofácies para se calibrar o processo, enquanto que o segundo não requer nenhum conhecimento anterior sobre os dados, sendo estes classificados segundo a similaridade existente entre os mesmos.

No início deste trabalho, tentou-se utilizar a análise de agrupamento para a construção do banco de dados, porém os resultados alcançados não foram considerados satisfatórios. A rotina utilizada foi a FASTCLUS<sup>19</sup>, que possibilita (caso se deseje) a determinação a priori do número de agrupamentos desejados. Dessa forma pode-se comparar as respostas das duas rotinas para um mesmo número de litofácies. A Tabela 3.12 e a Tabela 3.13 apresentam os resultados da aplicação da análise de agrupamento no Banco 1 e no trecho perfurado do poço A respectivamente.

Para cada litofácies, as tabelas apresentam 4 linhas de dados que são:

- “frequência” é o número de observações classificadas em determinada litofácies,

---

<sup>19</sup>Rotina do pacote SAS que computa agrupamentos disjuntos ou seja não hierárquicos.



- “percentagem” é a razão entre o número de observações classificadas em determinada litofácies e o número total de amostras a serem classificadas,
- “% linha” é obtido pelo número de observações classificadas em determinada posição litofácies/agrupamento, dividido pelo número total de observações existentes na linha definida pela litofácies. Significa o percentual que a referida posição representa para o conjunto dos quatro agrupamentos possíveis que estão dispostos como colunas nas tabelas,
- “% coluna” é obtido pelo número de observações classificadas em determinada posição litofácies/agrupamento, dividido pelo número total de observações existentes na coluna definida pelo agrupamento. Significa o percentual que a referida posição representa para o conjunto das quatro litofácies possíveis que estão dispostas como linhas nas tabelas.

A comparação entre os resultados obtidos pelas duas rotinas não é de fácil visualização devido às diferentes saídas dos programas.

Enquanto a saída rotina de discriminação faz a comparação entre a curva de litofácies e a curva discriminada, colocando as observações concordantes como se fosse a diagonal principal de uma matriz, a saída da rotina de agrupamento faz a classificação das amostras segundo a maior similaridade encontrada entre todas as observações, não importando qual o número do agrupamento que as observações possam vir a ter.

Como pode ser visto nas Tabelas 3.12 e 3.13, a classificação obtida pelo agrupamento não conseguiu uma separação satisfatória das litologias. Por exemplo na Tabela 3.12, o agrupamento 3 não consegue discriminar as fácies 1 (81.28 %) e 2 (58.97 %), na Tabela 3.13, o agrupamento 3 não consegue discriminar entre as fácies 1 (15.02 %), 2 (50.75 %), 3 (99.80 %) e 4 (47.25 %). A classificação de um grande número de observações pertencentes a diferentes fácies num mesmo agrupamento foi o fator determinante para o abandono do método..

Por isso a partir da seção seguinte, todos os resultados apresentados serão derivados da análise discriminante.

Tabela 3.12 - Resultado da aplicação do método de análise de agrupamento no Banco 1.

Tabela de litofácies versus agrupamentos					
LITOFACIES Frequência Percentagem % linha % coluna	Eletrofácies Agrupamento				Total
	1	2	3	4	
1	0	14	178	27	219
	0.00	1.19	15.08	2.29	18.56
	0.00	6.39	81.28	12.33	
	0.00	3.25	61.59	5.93	
2	0	15	46	17	78
	0.00	1.27	3.90	1.44	6.61
	0.00	19.23	58.97	21.79	
	0.00	3.48	15.92	3.74	
3	0	3	0	69	72
	0.00	0.25	0.00	5.85	6.10
	0.00	4.17	0.00	95.83	
	0.00	0.70	0.00	15.16	
4	5	399	65	342	811
	0.42	33.81	5.51	28.98	68.73
	0.62	49.20	8.01	42.17	
	100.00	92.58	22.49	75.16	
Total	5	431	289	455	1180
	0.42	36.53	24.49	38.56	100.00

Tabela 3.13 - Resultado da aplicação do método de análise de agrupamento no intervalo perfilado do poço A.

Tabela de litofácies versus agrupamentos					
LITOFACIES Frequência Porcentagem % linha % coluna	Eletrofácies Agrupamento				Total
	1	2	3	4	
1	948	351	231	8	1538
	16.33	6.05	3.98	0.14	26.49
	61.64	22.82	15.02	0.52	
	64.84	27.32	8.13	3.69	
2	461	628	1122	0	2211
	7.94	10.82	19.32	0.00	38.08
	20.85	28.40	50.75	0.00	
	31.53	48.87	39.48	0.00	
3	0	0	982	2	984
	0.00	0.00	16.91	0.03	16.95
	0.00	0.00	99.80	0.20	
	0.00	0.00	34.55	0.92	
4	53	306	507	207	1073
	0.91	5.27	8.73	3.57	18.48
	4.94	28.52	47.25	19.29	
	3.63	23.81	17.84	95.39	
Total	1462	1285	2842	217	5806
	25.18	22.13	48.95	3.74	100.00
Frequências perdidas = 60					

## 4 - APLICAÇÃO DE UM BANCO DE DADOS EM UM CAMPO DE PETRÓLEO.

### 4.1 DISCRIMINAÇÃO DE UM NOVO POÇO.

Entre as aplicações desejadas de um Banco de Dados está a possibilidade de determinar entre as litologias já conhecidas quais as que aparecem em um novo poço perfurado próximo à zona em que o Banco de Dados foi construído.

Uma das opções quando utiliza-se a rotina DISCRIM para calcular uma função discriminante linear permite que se obtenha uma calibração do banco de dados desenvolvida pelo programa. Esta calibração pode ser salva em um arquivo de dados do tipo SAS<sup>18</sup>. O programa cria então um conjunto de dados tipo SAS especialmente estruturado que conterà as informações de calibração. Basicamente este arquivo armazena um conjunto de números que fornecem os  $\lambda$ 's. Estes  $\lambda$ 's, são os coeficientes desejados da função discriminante calculada durante o processo de calibração. Quando se quiser utilizar estas informações de calibração para classificar um novo conjunto de dados, basta colocar o nome do arquivo a ser classificado como uma opção na entrada dos dados e submeter este arquivo novamente à rotina DISCRIM, como pode ser visto no Anexo VII.

### 4.2 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DOS BANCOS DE DADOS NOS DIFERENTES POÇOS ESTUDADOS.

Os resultados da aplicação dos quatro bancos de dados aos três poços utilizados para validação dos resultados serão mostrados nesta seção através da Tabela 4.1, enquanto as saídas do programa (tabelas similares à Tabela 3.11 vista no capítulo anterior, porém no formato original de saída da rotina DISCRIM) serão apresentadas nos Anexos de VIII ao XVII.

A Tabela 4.1, mostra que o resultado da classificação dos intervalos perfilados dos três poços após a calibração de cada um dos quatro bancos de dados, se mantiveram ao redor de 70 % com uma diminuição de precisão que é, em geral proporcional à diminuição do número

---

<sup>18</sup>Arquivo em formato Binário.

Tabela 4.1 - Percentagens de discriminação total, resultado da classificação de todo o trecho perfurado de cada poço após a calibração com o correspondente banco de dados utilizando-se a rotina DISCRIM do pacote SAS.

Poços	Banco 1	Banco 2	Banco 3	Banco 4
A	73.60	71.74	69.78	66.19
B	-X-	68.93	74.08	72.09
C	-X-	73.92	71.23	68.06

Tabela 4.2 - Percentagens de discriminação atingida para os arenitos, resultado da classificação de todo o trecho perfurado de cada poço após a calibração com o correspondente banco de dados utilizando-se a rotina DISCRIM do pacote SAS.

Poços	Banco 1	Banco 2	Banco 3	Banco 4
A	87.60	88.07	89.10	92.08
B	-X-	89.76	93.11	94.09
C	-X-	89.96	92.47	93.85

de variáveis.

Através da Tabela 4.2 podemos verificar como a rotina se comporta na discriminação apenas dos arenitos. A correta determinação dos arenitos é muito importante, pois por serem estes os únicos reservatórios, os mesmos representam a litologia mais importante a ser discriminada pela rotina.

A Tabela 4.2 mostra a percentagem de classificação atingida pelos arenitos que se mantém em uma média de 90 % com um aumento de precisão inversamente proporcional à diminuição do número de variáveis.

Tabelas semelhantes foram preparadas para se ter uma melhor visualização da discriminação alcançada frente aos *trechos testemunhados dos poços*. Estes trechos representam as melhores amarrações entre os dados de testemunhos e os de perfis, sendo transformados nos quatro bancos de dados de que trata este estudo. A Tabela 4.3, apresenta as discriminações de todas as litologias nestes trechos, enquanto a Tabela 4.4, mostra as percentagens de discriminação alcançadas pelos arenitos. As saídas da rotina DISCRIM que geraram estas tabelas podem ser encontradas no seu formato original nos Anexos de XVIII ao XXXV.

A Tabela 4.3 mostra que a discriminação total para os intervalos testemunhados em sete poços esta em média ao redor de 80 %, com um mínimo de 61.77 % e um máximo de 94.79 %.

Tabela 4.3 - Percentagens de discriminação total para os trechos testemunhados dos poços A, B, C, D, E, F e G.

Poços	Banco 1	Banco 2	Banco 3	Banco 4
A	83.39	83.18	82.98	81.53
D	94.31	94.31	94.31	94.79
B	-X-	76.68	77.47	70.36
C	-X-	83.77	81.03	80.34
E	-X-	-X-	77.40	75.55
F	-X-	-X-	-X-	67.78
G	-X-	-X-	-X-	61.77

Tabela 4.4 - Percentagens de discriminação dos arenitos encontrados nos trechos testemunhados dos poços A, B, C, D, E, F e G.

Poços	Banco 1	Banco 2	Banco 3	Banco 4
A	96.25	96.25	96.41	97.66
D	97.66	97.66	97.66	98.25
B	-X-	97.19	97.75	98.31
C	-X-	97.36	97.36	98.28
E	-X-	-X-	42.86	42.86
F	-X-	-X-	-X-	82.76
G	-X-	-X-	-X-	100.00

Já a Tabela 4.4 apresenta para os mesmos poços os resultados da discriminação apenas dos arenitos. Estes alcançam uma média de discriminação ao redor de 97 % com exceção apenas do poço E que obteve uma discriminação de apenas 42.86 %, o que era esperado devido à forma de ocorrência dos arenitos neste poço, que se apresentam como seqüências de camadas finas intercaladas com intervalos mais espessos de folhelhos e margas, ao contrário dos outros poços em que havia inversão dessa ordem. Dessa maneira devido aos problemas de resolução vertical das ferramentas de perfilagem, a discriminação dos arenitos ficou prejudicada.

De acordo com as Tabelas de 4.1 e 4.3, pode-se comprovar que a quantidade de variáveis é o fator preponderante para a correta classificação das amostras pela função discriminante, muito embora o aumento do número de amostras também influencie na melhoria da discriminação.

Nota-se nas Tabelas 4.1 e 4.3, que a percentagem de discriminação sofre uma pequena diminuição conforme se retiram variáveis dos bancos de dados. Já no caso dos arenitos,

conforme pode ser visualizado nas Tabelas 4.2 e 4.4, ocorre o inverso, com a diminuição do número de variáveis melhora a discriminação dos arenitos.

A aparente contradição pode ser melhor entendida, se for lembrado que as litofácies não reservatório têm muito pouca diferença entre suas médias e desvios-padrão. Dessa forma, quando aumentamos a diversidade das variáveis envolvidas no processo de discriminação, a tendência é melhorar um pouco a classificação. No caso dos arenitos, estes apresentam estatísticas um pouco diferentes das litologias não reservatório. Neste caso o aumento do número de variáveis também deveria melhorar a discriminação, porém com o aumento do número de variáveis aumentam também os ruídos que as acompanham prejudicando a ótima classificação dos arenitos.

Resumindo o que foi dito acima, pode-se dizer que quando uma ou mais litologias têm problemas para serem discriminadas, o aumento do número de variáveis pode melhorar um pouco a correta discriminação, por outro lado quando uma litologia já é bem discriminada por algumas variáveis, o aumento do seu número pode prejudicar mais do que ajudar no processo de discriminação.

As variáveis PEF, SP e RHGX, por diferentes razões ao serem suprimidas da análise discriminante melhoram a classificação dos arenitos:

- PEF : Os arenitos presentes na área do campo estudado são arcossianos e, por causa dos feldspatos presentes, a seção fotoelétrica é muito mais alta do que qualquer arenito limpo. Por isso o PEF apresenta valores próximos aos encontrados normalmente em folhelhos e margas,
- SP : por ter a menor resolução vertical dentre todas as variáveis, quando o SP é eliminado da análise discriminante ocorre que, em alguns casos uma melhor discriminação é alcançada, devido à melhoria da resolução vertical do conjunto restante de ferramentas. Isto ocorre mesmo com o valor médio do SP para os arenitos teoricamente diferir consideravelmente daqueles encontrados para as outras litologias, o que faria esperar que esta curva sempre melhoraria a discriminação. Vale a pena lembrar que mesmo nestes casos ocorrem valores comuns a todos.
- RHGX : Nos casos em que ocorrem arenitos com cimentação calcífera, o que aumenta a densidade de matriz aparente dos arenitos, podem ocorrer más classificações devido à confusão entre os arenitos e qualquer uma das outras litologias que possuem altos valores de densidade de matriz, como os folhelhos as margas ou os carbonatos.

Dessa forma, para os poços estudados, mostra-se que com um incremento no número de

variáveis mais facilidade a rotina de discriminação terá para determinar corretamente uma maior percentagem do conjunto de litofácies de um trecho perfilado de um poço. Quando o número de variáveis for menor, a discriminação do conjunto de litofácies ficará algo prejudicada, porém haverá uma melhora na classificação dos arenitos.

Conforme havia sido previsto no final da seção 3.1. A classificação dos arenitos foi bem melhor do que qualquer das outras litologias. Isto deveu-se às seguintes condições:

- a quantidade de amostras de arenitos é muito maior do que as litologias não reservatório,
- as estatísticas dos arenitos possuem características que permitem à rotina DISCRIM diferencia-los das litofácies não reservatório. O mesmo não ocorre com a discriminação destas litofácies entre si, devido à pouca diferença existente entre as suas estatísticas,
- existe indeterminação entre as margas e os folhelhos nos perfis compostos dos poços utilizados. Isto ocorre devido ao sistema de descrição de amostras de calha utilizado durante a perfuração não incluir a análise calciométrica como um procedimento sistemático,
- aos problemas originados pela pequena resolução vertical das ferramentas de perfilação em comparação com a espessura das camadas pesquisadas. Ao contrário do que ocorre em outras áreas, a indeterminação neste caso penaliza as camadas de rochas não reservatório (com exceção do poço E), devido ao fato de serem estas as menos espessas e quase sempre envolvidas por um pacote maior de arenitos. Dessa forma muitas amostras de rochas não reservatório são classificadas erroneamente como arenitos,
- um outro fator que contribui para a incorreção de alguns resultados é gerado pela metodologia de descrição dos testemunhos em laboratório. Quando um trecho do testemunho apresenta intercalações de duas ou mais litologias, a descrição é apresentada desta mesma maneira (arenito fino a muito fino, com intercalações decimétricas de margas e folhelhos) sem que sejam individualizadas as diferentes litologias nas profundidades em que as mesmas ocorrem. Este método de descrição pode ser bastante eficiente para outros tipos de trabalho, porém para um estudo que pretende separar as diferentes fácies, a união de arenitos com folhelhos e margas em uma descrição de testemunho é no mínimo inadequada.

Tomando como exemplo o que ocorre em um trecho testemunhado do poço A, podemos verificar na Figura 4.1, que a curva de litofácies, definida pelo intérprete, tem uma melhor resolução vertical devido ao fato da visualização direta do testemunho permitir descrições



centimétricas e até milimétricas, o que definitivamente não é praticável na curva derivada da análise discriminante. Esta, por tratar dados oriundos de ferramentas de perfilagens convencionais, permite uma resolução de aproximadamente um metro.

É de se esperar portanto que a curva de litofácies tenha sempre componentes de frequência mais alta nos trechos testemunhados do que a curva discriminada. Isto de fato ocorreu somente em três lugares: o primeiro aos 248 metros onde uma intercalação de menos de 2 metros de calcilutito/marga é detectada entre os arenitos. As outras duas concordâncias, com cerca de 1 metro cada, ocorrem respectivamente a 263 e 266 metros com a litologia calcilutito. Neste caso a descrição de testemunho apontou um pacote de calcilutito bem mais espesso de cerca de 5 metros englobando ambas as ocorrências. Em 23 outros casos a curva de litofácies foi a única a apresentar variações.

Se for levado em consideração a questão da discrepância entre a resolução vertical inerente às ferramentas de perfilagem e a obtida através da descrição de testemunhos em laboratório, pode-se concluir que a correlação entre as duas curvas é muito boa.

Já nos trechos não testemunhados ocorre o contrário, a curva discriminada apresenta via de regra frequências mais altas do que a curva original de litofácies extraída do perfil composto. A explicação é simples: Na confecção do perfil composto o técnico utiliza-se de poucas curvas para interpretar as litologias em sub-superfície, além disso as limitações visuais e computacionais (mínimo de aproximadamente 2 metros para arquivamento no AGP, além da subjetividade inerente ao processo de interpretação visual), influem na escolha de pacotes maiores ainda que menos homogêneos, que nem sempre retratam a mesma realidade capturada originalmente em sub-superfície pelos perfis.

A Figura 4.2 ilustra o que foi descrito acima, somente em 1 caso aos 124 metros ocorreu concordância de uma camada fina de folhelho de pouco mais de 1 metro de espessura descrita em perfil composto e a curva discriminada. Ao longo de todo o restante do intervalo apresentado a curva de litofácies extraída do perfil composto apresentou-se como um pacote homogêneo de margas. Neste mesmo intervalo, a curva discriminada apresentou 40 variações de litologias, neste trecho cerca de 40 % da curva discriminada está de acordo com a curva de litofácies, o restante não se correlaciona. Analisando-se ainda este trecho, verifica-se que a curva discriminada mostrou intercalações de todas as litologias.

#### 4.3 CORRELAÇÃO POÇO A POÇO.

Uma das características desejáveis em um reservatório de petróleo é a sua continuidade lateral, que quanto maior, permitirá uma maior apropriação de reservas com conseqüente

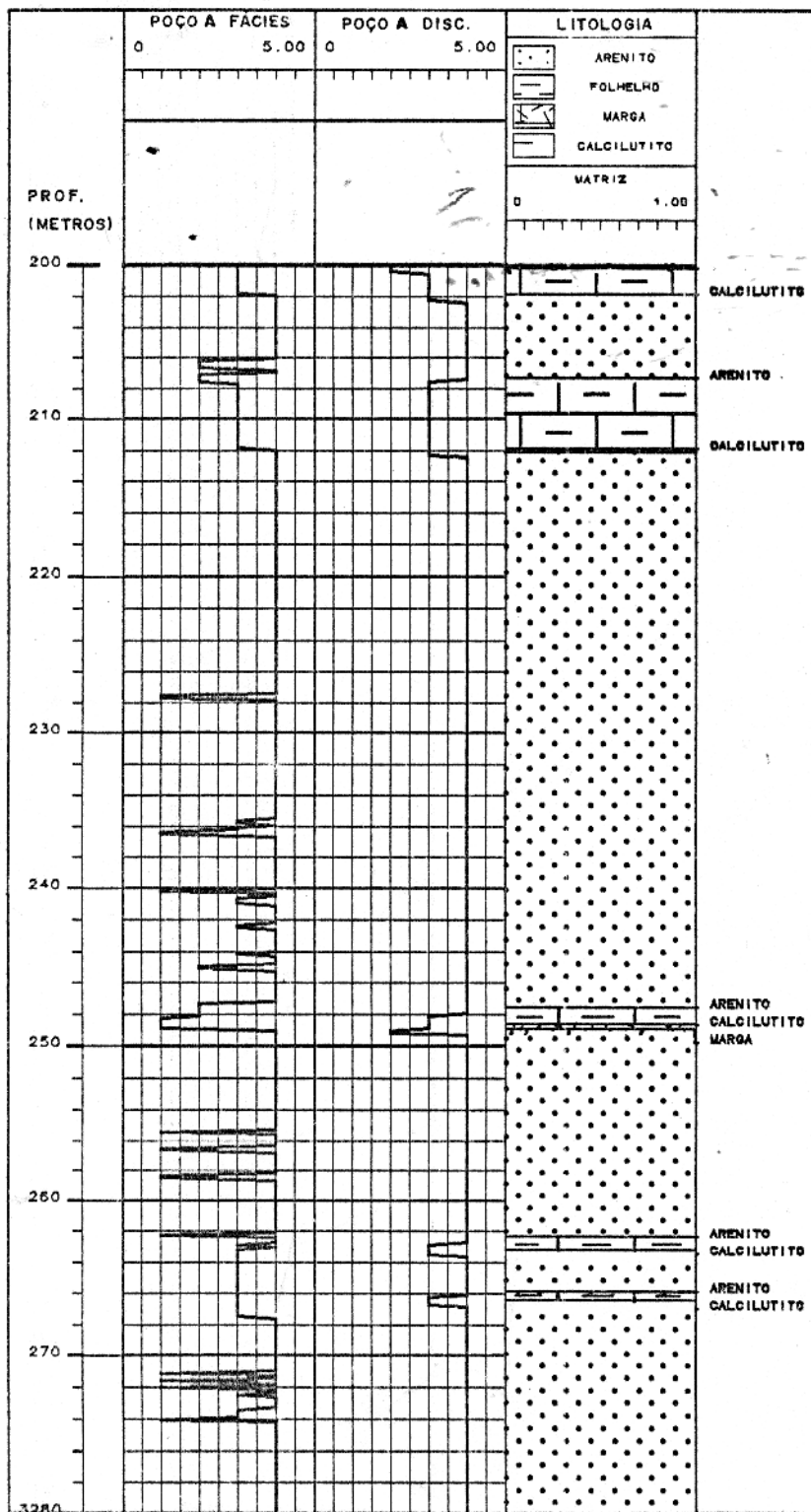


Figura 4.1 - Comparação entre as litologias determinadas através de descrição de testemunho e as determinadas através de análise discriminante no poço A.

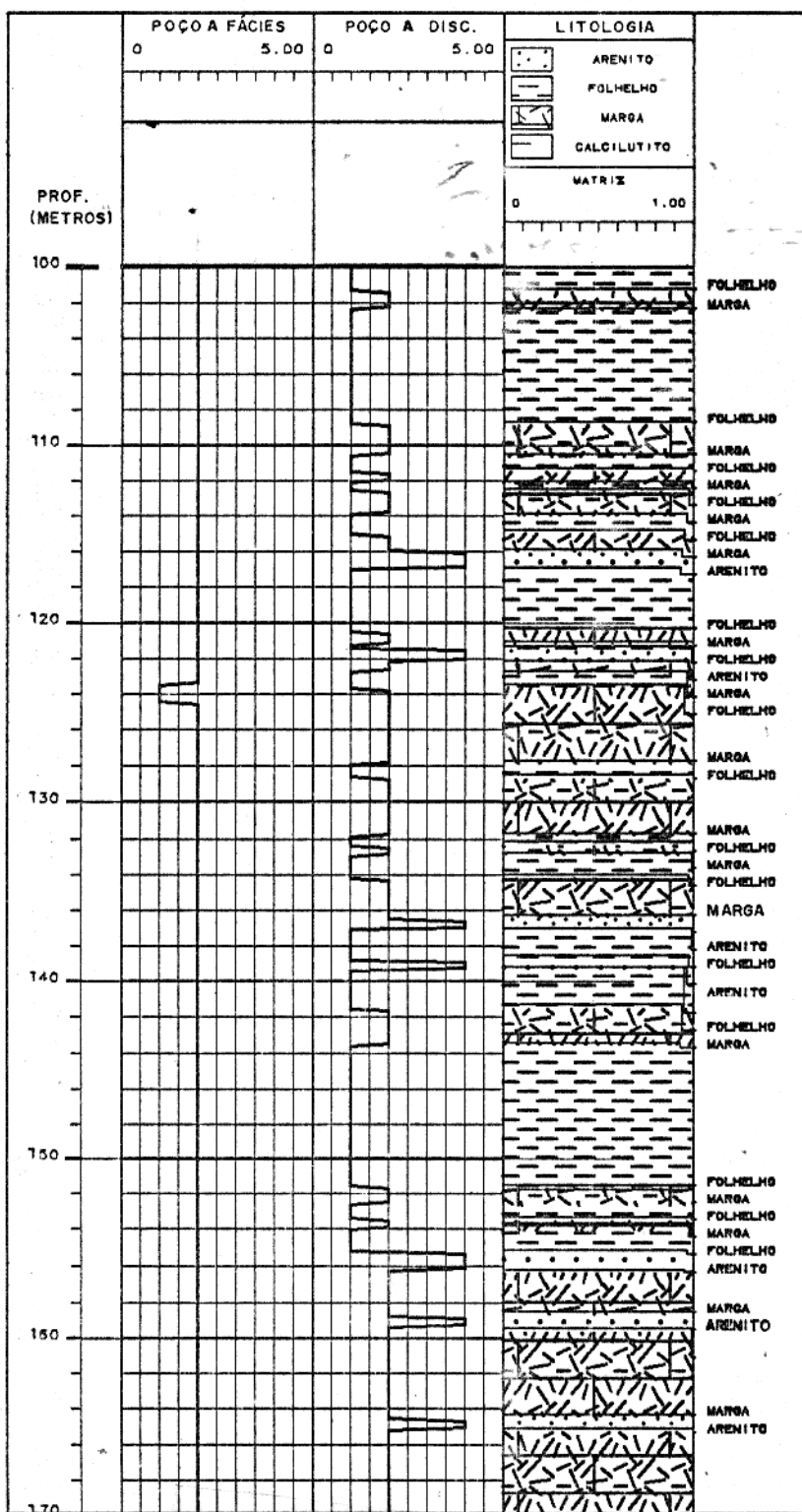


Figura 4.2 - Comparação entre as litologias determinadas através de descrição de perfil composto e as determinadas através de análise discriminante no poço A.

economia de poços adjacentes.

A construção de colunas estratigráficas e sua posterior utilização para confecção de seções geológicas são trabalhos do dia a dia dos profissionais envolvidos com a exploração e desenvolvimento de campos petrolíferos. Normalmente os dados necessários são extraídos dos perfis compostos e no caso dos reservatórios pode ser efetuado um zoneamento de produção conforme a necessidade.

Ocorre que ao se trabalhar com todo um campo de petróleo, os intérpretes preferem utilizar como curvas de correlação o GR e o par de curvas RHOB/TNPH além da curva de RT deixando de utilizar as informações das ferramentas restantes, que servem apenas para dirimir as dúvidas que porventura apareçam.

Um dos intuitos deste estudo é o de oferecer uma alternativa para que se possa efetuar o referido trabalho de correlação de uma maneira automática e ao mesmo tempo utilizar todas as curvas registradas nos poços como informações úteis de forma a maximizar o aproveitamento de todos os perfis.

Todo o trabalho mostrado até a seção anterior tem se caracterizado pela tentativa de transformar um grande conjunto de variáveis em apenas uma variável discreta, que descreva de maneira confiável a litologia existente em um poço. É esta variável que será utilizada na tentativa de correlacionar poços vizinhos.

O problema básico em correlação litológica ou estratigráfica é obter o melhor alinhamento ou correlação possível entre duas sequências litológicas, que são obtidas pelo maior número de ligações perfeitas entre os estratos.

Existem na literatura vários algoritmos de correlação que poderiam ser utilizados. Neste trabalho foi escolhida uma modificação da técnica de (Smith & Waterman, 1980 apud HOWELL, 1982), que contempla a existência de hiatos na seção estratigráfica e a ligação simultânea de um pacote com vários outros. O método obtém a melhor ligação entre duas sequências através da minimização da distância matemática ou diferença entre elas. Dessa forma a função distância é a mais apropriada para este algoritmo.

#### 4.3.1 Aplicação do Algoritmo de Correlação nos Poços A, B e C.

De posse das curvas discriminadas dos três poços designados por A, B e C, foram preparados três arquivos que podem ser visualizados nos Anexos XXXVI, XXXVII e XXXVIII em que aparecem os seguintes dados:

- o número da camada, ou seja o ordenamento seqüencial das camadas que ocorrem em cada poço,
- a litologia principal ou seja, o resultado da classificação efetuada pela função discriminante, representando a classe com a maior probabilidade de ocorrência, respeitando o limiar fornecido pelo intérprete,
- a litologia secundária, representando a classe que apresenta a segunda maior probabilidade de ocorrência, que sempre será menor que o limiar fornecido pelo intérprete,
- o topo da camada, determinando onde começa cada camada individualizada<sup>19</sup>,
- a base da camada, determinando onde termina cada camada individualizada.

A diferença entre a base e o topo definidos acima, fornece a espessura da camada.

Estes arquivos servem como dados de entrada para o programa escrito em Fortran 77 modificado por HOWELL, 1982. Os Anexos XXXIX, XL e XLI, mostram a saída contendo os resultados do programa.

Nestes Anexos a primeira coluna indica a litologia principal definida pela análise discriminante, a segunda coluna mostra a litologia secundária e a terceira coluna o número de observações com estas características. As linhas tracejadas separam os dois poços que estão sendo correlacionados indicando também os tipos de ligações encontradas pelo programa entre as diferentes camadas.

Quando uma camada é ligada pela linha tracejada a um espaço em branco, isto significa que não existe correlação possível e o espaço em branco deve ser encarado como um hiato, que pode ser devido a não deposição ou erosão da camada correlacionada no primeiro poço.

Quando a linha tracejada ligar uma camada ao caracter, &, isto representa que a camada que vier após um ou mais &'s está ligada a mais de uma camada do outro poço (ligações múltiplas), contemplando possíveis variações faciológicas ou variações na espessura dos pacotes correlacionados.

O resultado do programa pode ser apenas uma ou várias destas saídas, com diferentes ligações entre as camadas correlacionadas dos dois poços. No caso de haver apenas uma resposta possível, cabe ao intérprete a crítica sobre as ligações entre as camadas para verificar se estão corretas. No caso de ocorrerem várias possibilidades, o intérprete deverá decidir qual das saídas melhor reproduz a realidade da área estudada.

---

<sup>19</sup>A escolha de um número adimensional permite que se possa trabalhar sem problemas de escala e de números fracionários.

O intérprete do campo pode ter uma maior facilidade de visualização através das Figuras<sup>20</sup> 4.3 a 4.5 contendo as colunas litológicas com o resultado da interpretação da análise discriminante e mostrando as ligações efetuadas pelo algoritmo de correlação automática.

A Figura 4.3 reproduz graficamente uma das 4 correlações possíveis entre o poço C e o poço A, a Figura 4.4 mostra uma das 2 correlações possíveis entre os poços B e C, enquanto a Figura 4.5 apresenta uma das 2 possíveis correlações entre os poços A e B.

As diferentes respostas obtidas pelo programa de correlação devem-se sobretudo às indeterminações que ocorrem entre as camadas mais finas dos poços correlacionados. Onde os pacotes são mais espessos, a interpretação se mantém estável.

---

<sup>20</sup>Estas Figuras foram geradas no computador IBM da PETROBRÁS, através de um programa ainda em fase de implementação e testes, gentilmente cedido pelo colega José Alberto Bucheb.

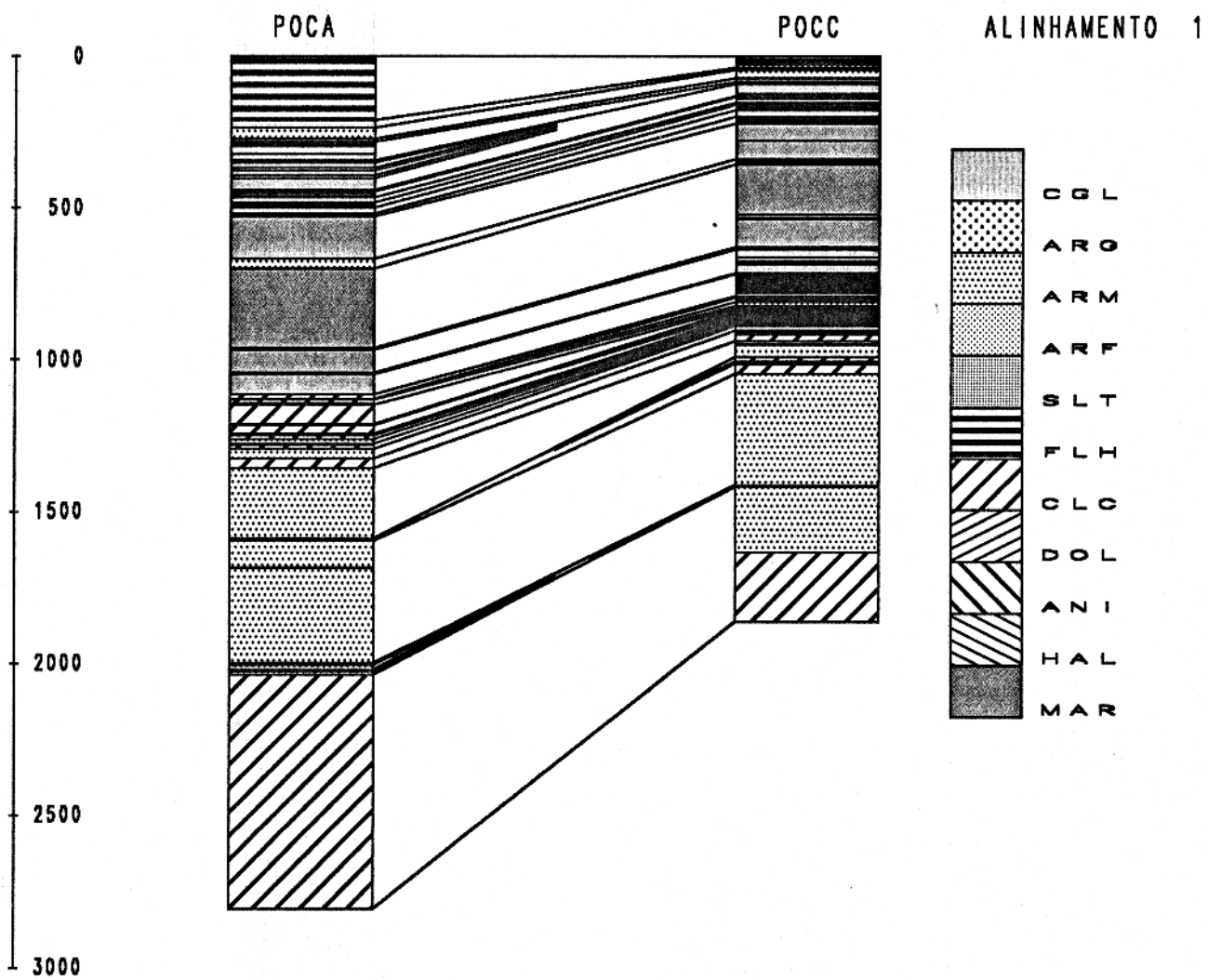


Figura 4.3 - Correlação entre os poços C e A.





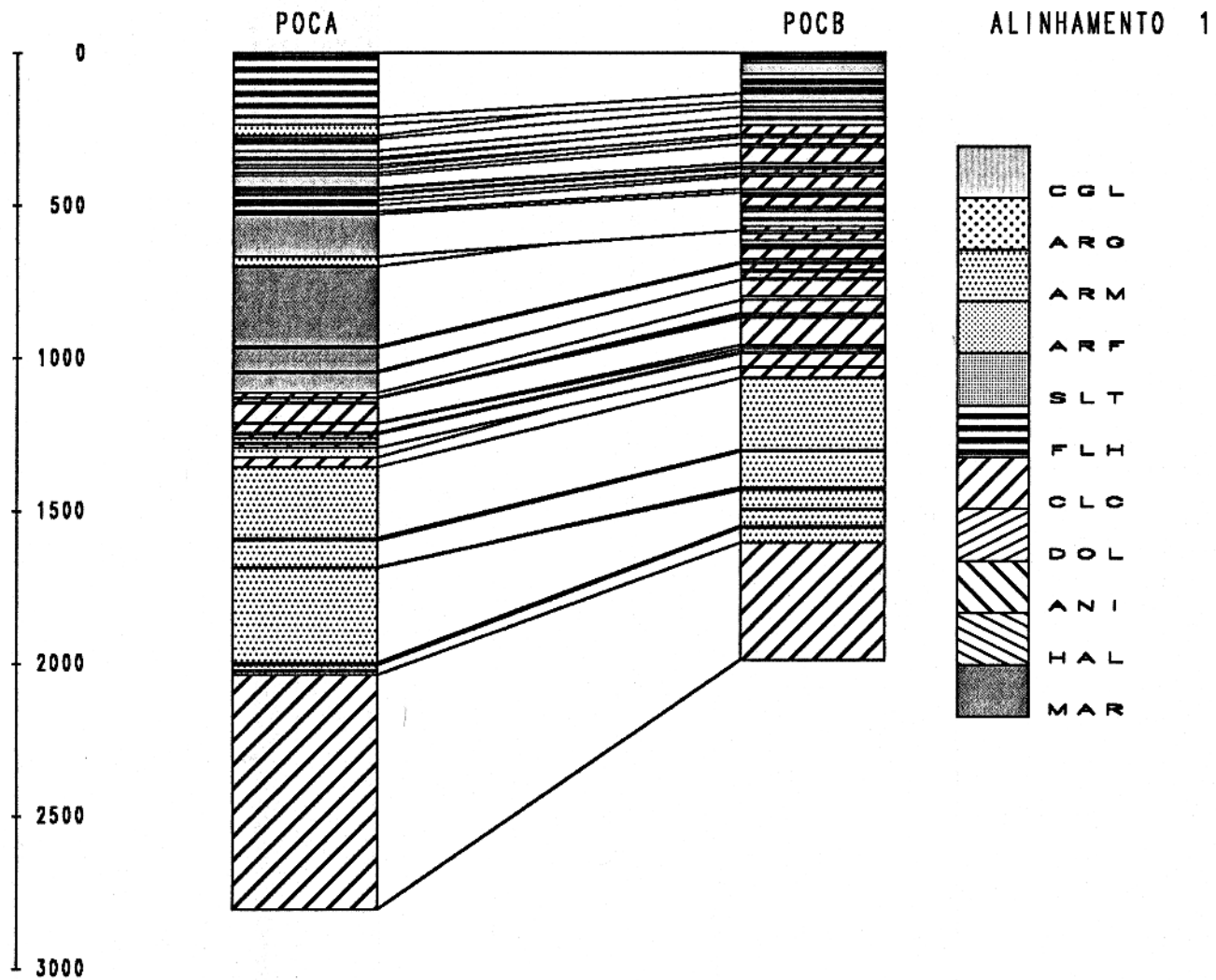


Figura 4.5 - Correlação entre os poços A e B.

## 5 - CONCLUSÃO

### 5.1 RESUMO DAS ETAPAS DO TRABALHO EFETUADO.

Nos capítulos anteriores foi descrita a análise discriminante como método para geração de bancos de dados com o objetivo de se determinar litologias em poços perfurados no campo escolhido para o estudo.

Foram apresentados os resultados e discutidos os problemas que ocorreram entre as curvas de fácies geradas pelos intérpretes (curvas com caráter qualitativo) e o resultado obtido pela função discriminante (curvas com caráter quantitativo).

Foi utilizado um algoritmo de correlação automática para testar a curva oriunda da discriminação dos poços, com o propósito de verificar a possibilidade de utilizar esta curva (que carrega informação de todos os perfis registrados nos poços) como substituta dos perfis isolados utilizados rotineiramente como GR, RHOB/TNPH e RT.

Um dos enfoques deste estudo foi o de diminuir a tarefa dos técnicos envolvidos diretamente com a geração das colunas geológicas de poços petrolíferos, substituindo o trabalho braçal pelo do computador, permanecendo o referido técnico com a tarefa mais gratificante de supervisão e correção dos resultados. Desta forma além da diminuição do trabalho ocorre também a redução do tempo necessário para a produção de resultados, devido à velocidade do computador ser imensamente maior que a de qualquer técnico.

Outro fator importante que justifica este estudo é a possibilidade de padronização e quantificação dos resultados, de maneira que haja facilidade posteriormente de se correlacionar poços vizinhos a partir da curva discriminada, a qual é gerada pela análise discriminante.

Um subproduto não menos importante advém da conseqüente diminuição de custos, fato normal quando se substitui o trabalho humano pelo do computador para efetuar tarefas repetitivas e enfadonhas.

## 5.2 DESEMPENHO DO MÉTODO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE PARA A DETERMINAÇÃO DE LITOLOGIAS.

A construção de bancos de dados petrofísicos através do método de análise discriminante aplicada sobre trechos testemunhados de poços provou ser uma técnica eficiente para a determinação de litologias. Notou-se entretanto que a eficiência pode ser aumentada se algumas atitudes forem tomadas desde a coleta dos testemunhos até a sua descrição final em laboratório, são eles:

- quando do projeto de testemunhagem de um poço, deve-se sempre que possível prever também a amostragem das litologias que não sejam reservatórios sotopostas a estes, desde que possa ser aproveitado o mesmo barrilhete, de forma a não aumentar muito os custos já altos de uma testemunhagem. Estas litologias são necessárias para a confecção de um banco de dados cada vez mais confiável,
- deve-se ajustar devidamente os trechos testemunhados com os intervalos perfilados através da curva de *core-gamma*,
- deve-se sempre que existir necessidade de se efetuar amostragem lateral e houver disponibilidade de balas, amostrar os folhelhos e margas que servirão para a calibração de análises geoquímica, paleontológica e do banco de dados,
- deve-se obter junto aos técnicos do laboratório de descrição de testemunhos um maior detalhamento quanto às intercalações, imprescindível neste tipo de trabalho,
- deve-se sempre que possível e necessário (em trechos onde reconhecidamente ocorrem problemas de camadas finas) utilizar ferramentas de perfilagem de alta resolução vertical. Isto permitiria uma maior precisão na confecção do banco de dados.

Com a implementação destes cinco itens, já pode-se prever uma melhoria na discriminação das litologias.

Paralelamente às atitudes tomadas com os testemunhos e perfis, seria também muito útil a implementação de uma rotina sistemática de análise calciométrica para determinar com precisão, já durante a perfuração, qual das duas litologias (marga ou folhelho) está sendo perfurada, visto que ao longo de todo o trabalho as maiores indeterminações ocorreram entre estas duas litologias.

### 5.3 DESEMPENHO DO MÉTODO DE CORRELAÇÃO AUTOMÁTICA.

O uso da curva discriminada para se correlacionar dois ou mais poços mostrou-se viável, permitindo que o intérprete especialista na área estudada decida entre as respostas fornecidas pelo programa qual a que se adapta melhor à área estudada. Este método de correlação automática não deve ser encarado como solução única possível e sim como um exemplo de uma aplicação possível para o uso da curva discriminada, com este objetivo o método de correlação automática mostrou-se eficiente.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BUCHÉB, J. A. 1988. Determinação automática de fácies para o Campo de Camorim. In: SEM. TÉC. OPER. GEOL., 2. Salvador, 1988. *Anais. Salvador, Petrobrás.* v.2, p.323-335.
- BUCHÉB, José Alberto. 1991. **Aplicação de tratamento estatístico multivariante em dados de perfis de poços da Bacia de Sergipe-Alagoas.** Belém Universidade Federal do Pará, Centro de Geociências. 136p. Tese (Mestrado em Geofísica) - Curso de Pós-Graduação em Geofísica, Centro de Geociências, UFPA, 1991.
- BUSCH, J. M.; FORTNEY, W. G.; BERRY, L.N. 1985. **Determination of lithology from well logs by statistical analysis.** Las Vegas. (SPE 14301)
- CASTRO, W. B. M. 1991. Um algoritmo para reconhecimento semi-automático de eletrofácies em perfis de poços. In: SEM. TÉC. OPER. GEOL. 3, Cabo Frio, 1991. *Anais. Cabo Frio, Petrobrás.* v.1, p. 183-190.
- DAVIS, J. C. 1986. **Statistics and data analysis in geology.** 2 ed. New York, Willey. 645 p.
- DELFINER, P. C.; PEYRET, O.; SERRA, O. 1984. **Automatic determination of lithology from well logs.** Houston. (SPE 13290)
- DOVETON, J. H. 1986. **Log analysis of subsurface geology.** New York, Willey. 273 p.
- FIGUEIREDO, A. M. F. & MARTINS, C. C. 1990. 20 Anos de exploração da Bacia de Campos e o sucesso nas águas profundas. *Boletim de Geociências. PETROBRÁS.* Rio de Janeiro, 4(1) : 105-123
- HESELDIN, G. M. 1976. Discriminant analysis in petrophysics. In: ANN. LOG. SYMP. 17, Denver, 1976. **Proceedings.** Denver. SPWLA.
- HOWELL, J. A. 1982. A Fortran 77 program for automatic stratigraphic correlation. *Computers & Geosciences*, 9:311-327.
- MEISTER, E. M., GUARDADO, L. R., BELTRAMI, C. V. 1983 **Carta estratigráfica da Bacia de Campos.** Rio de Janeiro, PETROBRÁS/DEPEX. 3p.

- MOHN, E.; BERTEIG, V.; HELGELAND, J. 1987. A review of statistical approaches to lithofacies determination from well data. In: **North Sea Oil and Gas Reservoirs**. The Norwegian Institute of Technology. p. 301-309.
- RODRIGUES, F. S. & QUEIROZ NETO, I. A. 1991. Aplicação de inteligência artificial na identificação de eletrofácies: Redes Neurais X Discriminante Estatístico. In: SEM. TÉCN. OPER. GEOL. 3. Cabo Frio, 1991. **Anais**. Cabo Frio, Petrobrás. v.1, p.131-142.
- SARZENSKY, D. J. & TOLEDO J. B. 1990. **Correlação rocha-perfil : conceitos e aplicação em reservatórios heterogêneos**. Rio de Janeiro, PETROBÁS. DEPEX. 394p.
- SAS Institute Inc. *SAS/STAT<sup>TM</sup>*. 1988. **User's Guide, Release 6.03 Edition**. Cary, SAS Institute Inc. 1028p.
- SERRA, O. & ABBOT, H. T. 1980. **The contribution of logging data to sedimentology and stratigraphy**. Dallas. (SPE 9270)
- SCHLUMBERGER. 1988. **Log Interpretation Charts**. Houston (TX-USA), Schlumberger Educational Services. 151p.
- WIDDICOMBE, R. E.; NOON, P.; BEST, D. L. 1984. Multiwell faciolog evaluation, Hartzog Draw Field Powder River Basin, Wyoming. In: ANN. LOGG. SYMP. 25, New Orleans, 1984. **Transactions**. New Orleans, SPWLA. Paper BBB.
- WOLFF, M. & PELISSIER-COMBESCURE, J. 1982. Faciolog automatic eletrofácies determination. In: ANN. LOGG. SYMP. 23, Corpus Cristi, 1982. **Transactions**. Corpus Cristi, SPWLA. Paper FF.

## ANEXO I - EXEMPLO DE UM ARQUIVO COMPLETO DE DADOS TIPO ASCII.

DEPTH (LIN)	RHGX (LIN)	RHOB (LIN)	TNPH (LIN)	DT (LIN)	GR (LIN)	RT (LIN)	SFLU (LIN)	DCAL (LIN)	SP (LIN)	PEF (LIN)	FACIES
50.1	2.70	2.14	31.72	89.97	97.60	1.7	2.53	2.57	-16.80	5.03	1
50.3	2.70	2.08	35.61	92.80	96.77	1.7	2.63	2.81	-16.91	5.40	1
50.4	2.70	2.03	38.65	95.68	98.68	1.6	2.41	3.27	-16.79	5.58	1
50.6	2.73	2.02	41.88	96.11	102.94	1.5	2.03	3.41	-16.54	5.70	1
50.7	2.79	2.04	45.52	95.10	107.14	1.5	1.72	3.31	-16.37	5.68	1
50.9	2.83	2.08	47.09	93.33	111.28	1.4	1.56	3.08	-16.28	5.69	1
51.0	2.80	2.11	42.16	91.47	114.21	1.4	1.50	2.95	-16.21	5.67	1
51.2	2.77	2.12	38.95	89.56	115.55	1.4	1.50	2.99	-16.21	5.15	1
51.3	2.74	2.13	35.59	87.52	115.48	1.4	1.52	3.16	-16.26	5.00	1
51.5	2.83	2.13	43.84	86.82	112.97	1.5	1.62	3.09	-16.29	5.04	1
51.6	2.90	2.09	52.95	87.38	108.39	1.5	1.85	2.54	-16.37	5.65	1
51.8	2.81	2.04	47.92	88.05	102.69	1.5	2.21	1.77	-16.53	5.85	1
51.9	2.77	2.02	45.25	88.70	98.75	1.6	2.57	1.51	-16.63	6.02	1
52.1	2.75	2.05	41.90	88.81	100.18	1.6	2.57	1.58	-16.57	5.68	1
52.2	2.86	2.09	48.95	89.12	104.60	1.7	2.18	1.93	-16.49	5.68	1
52.4	2.86	2.11	47.44	89.31	109.05	1.7	1.82	2.49	-16.30	5.76	1
52.5	2.85	2.11	46.33	88.91	112.21	1.6	1.66	2.92	-16.27	5.66	1
52.7	2.87	2.13	47.67	89.07	111.66	1.5	1.63	3.03	-16.72	5.66	1
52.9	2.85	2.16	44.23	89.37	107.45	1.4	1.68	3.06	-17.22	5.49	1
53.0	2.92	2.19	48.95	89.47	104.01	1.4	1.74	3.13	-17.26	5.62	1

## ANEXO II - EXEMPLO DE UM ARQUIVO INCOMPLETO DE DADOS TIPO ASCII.

DEPTH (LIN)	RHGX (LIN)	RHOB (LIN)	TNPH (LIN)	DT (LIN)	GR (LIN)	RT (LIN)	SFLU (LIN)	DCAL (LIN)	FACIES
85.7	2.71	2.37	19.14	54.43	83.75	2.15	3.17	0.00	4
85.9	2.74	2.40	19.23	56.41	82.42	2.02	3.94	0.03	4
86.0	2.77	2.41	21.12	58.25	81.92	1.90	4.07	0.04	4
86.2	2.77	2.39	22.54	60.51	83.17	1.84	3.34	0.05	4
86.3	2.76	2.36	22.95	62.64	84.37	1.85	2.63	0.05	4
86.5	2.77	2.33	25.51	63.03	85.73	1.88	2.25	0.03	4
86.6	2.75	2.31	25.79	61.58	86.73	1.92	2.06	-0.00	4
86.8	2.72	2.31	23.89	59.54	85.12	1.98	2.15	-0.03	4
86.9	2.68	2.34	17.73	56.95	81.11	2.08	2.68	-0.03	4
87.1	2.69	2.41	14.13	53.62	75.17	2.22	4.09	-0.00	4
87.2	2.70	2.47	12.38	51.17	70.14	2.44	5.96	0.02	4
87.4	2.72	2.49	13.53	51.36	68.96	2.76	7.15	0.04	4
87.5	2.72	2.47	14.45	53.65	70.34	3.19	7.04	0.05	4
87.7	2.70	2.44	14.48	55.54	72.06	3.62	5.82	0.05	3
87.8	2.70	2.43	14.46	54.82	73.17	3.87	4.61	0.07	3
88.0	2.71	2.44	15.19	51.84	73.96	4.00	4.38	0.07	4
88.1	2.71	2.47	13.91	48.86	73.32	4.11	4.92	0.07	4
88.3	2.71	2.49	12.13	47.08	71.48	4.12	5.51	0.05	4
88.4	2.70	2.51	10.66	46.01	70.00	4.15	5.84	0.04	3
88.6	2.72	2.54	10.31	45.20	68.43	4.35	6.34	0.04	3



## ANEXO III - EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 1.

R\_12= - 48.63887495 \*rhgx + 9.5138322631 \*rhob + 0.2753077822 \*tnph  
- 0.122689228 \*dt + 0.1669689111 \*gr + 0.0130622027 \*rt + 0.050839836 \*sflu  
+ 1.9232089627 \*dcal + 0.0182097694 \*sp - 0.588889188 \*pef

R\_13= - 43.65859119 \*rhgx + 18.563653887 \*rhob + 0.4658594285 \*tnph  
+ 0.0118299611 \*dt + 0.1384561777 \*gr - 0.084422117 \*rt + 0.1073102582  
\*sflu + 4.0141573811 \*dcal - 0.017035055 \*sp - 0.794760449 \*pef

R\_14= 40.839583648 \*rhgx - 23.3764393 \*rhob - 0.410317644 \*tnph  
+ 0.0102814618 \*dt + 0.0948784198 \*gr + 0.0057686966 \*rt + 0.0155895581  
\*sflu + 4.21488925 \*dcal + 0.0637125402 \*sp + 0.1800807217 \*pef

R\_23= 4.9802837597 \*rhgx + 9.0498216242 \*rhob + 0.1905516463 \*tnph  
+ 0.1345191892 \*dt - 0.028512733 \*gr - 0.09748432 \*rt + 0.0564704222  
\*sflu + 2.0909484184 \*dcal - 0.035244825 \*sp - 0.205871261 \*pef

R\_24= 89.478458595 \*rhgx - 32.89027157 \*rhob - 0.685625427 \*tnph  
+ 0.1329706898 \*dt - 0.072090491 \*gr - 0.007293506 \*rt - 0.035250278  
\*sflu + 2.2916802872 \*dcal + 0.0455027708 \*sp + 0.7689699098 \*pef

R\_34= 84.498174836 \*rhgx - 41.94009319 \*rhob - 0.876177073 \*tnph  
- 0.001548499 \*dt - 0.043577758 \*gr + 0.0901908139 \*rt - 0.0917207  
\*sflu + 0.2007318688 \*dcal + 0.0807475955 \*sp + 0.9748411704 \*pef

if R\_12 gt -106.6146073 and R\_13 ge -57.51881793 and R\_14 ge 58.709081256  
then classe =1  
if R\_12 le -106.6146073 and R\_23 ge 49.09578941 and R\_24 ge 165.32368859  
then classe =2  
if R\_13 lt -57.51881793 and R\_23 lt 49.09578941 and R\_34 ge 116.22789918  
then classe =3  
if R\_14 lt 58.709081256 and R\_24 lt 165.32368859 and R\_34 lt 116.22789918  
then classe =4

## ANEXO IV - EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 2.

R\_12= - 51.69388539 \*rhgx + 18.666762838 \*rhob + 0.3470185925 \*tnph  
- 0.066434769 \*dt + 0.1331444579 \*gr + 0.1388156663 \*rt -0.036268435 \*sflu  
+ 1.4010358095 \*dcal + 0.0677204489 \*sp

R\_13= - 32.00743557 \*rhgx + 16.619718959 \*rhob + 0.3842616656 \*tnph  
- 0.029343417 \*dt + 0.1102843819 \*gr - 0.041386934 \*rt - 0.05908523 \*sflu  
+ 2.3688643291 \*dcal - 0.090898171 \*sp

R\_14= 79.450081935 \*rhgx - 37.83330054 \*rhob - 0.700084344 \*tnph  
+ 0.0422895107 \*dt + 0.05573989 \*gr + 0.1561524599 \*rt - 0.060407778 \*sflu  
+ 4.0594483876 \*dcal + 0.1709189185 \*sp

R\_23= 19.686449814 \*rhgx - 2.047043879 \*rhob + 0.0372430731 \*tnph  
+ 0.037091352 \*dt - 0.022860076 \*gr - 0.1802026 \*rt - 0.022816795 \*sflu  
+ 0.9678285196 \*dcal - 0.158618619 \*sp

R\_24= 131.14396732 \*rhgx - 56.50006338 \*rhob - 1.047102936 \*tnph  
+ 0.1087242799 \*dt - 0.077404568 \*gr + 0.0173367936 \*rt - 0.024139343 \*sflu  
+ 2.6584125781 \*dcal + 0.1031984697 \*sp

R\_34= 111.45751751 \*rhgx - 54.4530195 \*rhob - 1.084346009 \*tnph  
+ 0.0716329278 \*dt - 0.054544492 \*gr + 0.1975393934 \*rt - 0.001322548 \*sflu  
+ 1.6905840585 \*dcal + 0.2618170891 \*sp

if R\_12 gt -88.63427627 and R\_13 ge -34.92224606 and R\_14 ge 120.45678189  
then classe =1  
if R\_12 le -88.63427627 and R\_23 ge 53.712030204 and R\_24 ge 209.09105816  
then classe =2  
if R\_13 lt -34.92224606 and R\_23 lt 53.712030204 and R\_34 ge 155.37902796  
then classe =3  
if R\_14 lt 120.45678189 and R\_24 lt 209.09105816 and R\_34 lt 155.37902796  
then classe =4

## ANEXO V - EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 3.

R\_12= - 84.30592283 \*rhgx + 39.516700498 \*rhob + 0.7736200111 \*tnph  
- 0.101145183 \*dt + 0.1021679567 \*gr + 0.0459716687 \*rt - 0.007717894 \*sflu  
+ 1.0798445556 \*dcal

R\_13= - 33.78206419 \*rhgx + 13.015828999 \*rhob + 0.3722060409 \*tnph  
- 0.017906088 \*dt + 0.093673319 \*gr - 0.007783211 \*rt - 0.036435373 \*sflu  
+ 2.2480304276 \*dcal

R\_14= 64.667071669 \*rhgx - 29.88588295 \*rhob - 0.492265197 \*tnph  
- 0.051743412 \*dt + 0.0459131483 \*gr + 0.0514050894 \*rt - 0.088585325 \*sflu  
+ 3.5028773126 \*dcal

R\_23= 50.523858631 \*rhgx - 26.5008715 \*rhob - 0.40141397 \*tnph  
+ 0.0832390952 \*dt - 0.008494638 \*gr - 0.053754879 \*rt - 0.028717479 \*sflu  
+ 1.168185872 \*dcal

R\_24= 148.97299449 \*rhgx - 69.40258345 \*rhob - 1.265885208 \*tnph  
+ 0.0494017705 \*dt - 0.056254808 \*gr + 0.0054334207 \*rt - 0.080867432 \*sflu  
+ 2.423032757 \*dcal

R\_34= 98.449135863 \*rhgx - 42.90171195 \*rhob - 0.864471238 \*tnph  
- 0.033837325 \*dt - 0.047760171 \*gr + 0.0591883001 \*rt - 0.052149953 \*sflu  
+ 1.2548468849 \*dcal

if R\_12 gt -123.4635848 and R\_13 ge -49.60562399 and R\_14 ge 97.740591394  
then classe =1  
if R\_12 le -123.4635848 and R\_23 ge 73.857960792 and R\_24 ge 221.20417618  
then classe =2  
if R\_13 lt -49.60562399 and R\_23 lt 73.857960792 and R\_34 ge 147.34621538  
then classe =3  
if R\_14 lt 97.740591394 and R\_24 lt 221.20417618 and R\_34 lt 147.34621538  
then classe =4

## ANEXO VI - EQUAÇÃO DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE PARA O BANCO 4.

R\_12= - 10.12939776 \*rhob + 0.0204084655 \*tnph - 0.118983128 \*dt  
+ 0.0821030389 \*gr - 0.032479088 \*rt + 0.0834913414 \*sflu  
+ 0.6530298054 \*dcal

R\_13= - 6.677197725 \*rhob + 0.0478944874 \*tnph - 0.012037686 \*dt  
+ 0.0905716716 \*gr - 0.055029284 \*rt + 0.0079734841 \*sflu  
+ 2.1278025606 \*dcal

R\_14= 10.862722956 \*rhob + 0.1169649111 \*tnph - 0.003828599 \*dt  
+ 0.0559487721 \*gr + 0.0400806564 \*rt - 0.086705288 \*sflu  
+ 3.2195827869 \*dcal

R\_23= 3.4522000331 \*rhob + 0.0274860219 \*tnph + 0.1069454425 \*dt  
+ 0.0084686327 \*gr - 0.022550195 \*rt - 0.075517857 \*sflu  
+ 1.4747727552 \*dcal

R\_24= 20.992120715 \*rhob + 0.0965564456 \*tnph + 0.1151545298 \*dt  
- 0.026154267 \*gr + 0.0725597448 \*rt - 0.170196629 \*sflu  
+ 2.5665529815 \*dcal

R\_34= 17.539920682 \*rhob + 0.0690704238 \*tnph + 0.0082090873 \*dt  
- 0.034622899 \*gr + 0.0951099402 \*rt - 0.094678772 \*sflu  
+ 1.0917802263 \*dcal

if R\_12 gt -28.15513292 and R\_13 ge -10.2251133 and R\_14 ge 34.767271249  
then classe =1  
if R\_12 le -28.15513292 and R\_23 ge 17.930019614 and R\_24 ge 62.922404165  
then classe =2  
if R\_13 lt -10.2251133 and R\_23 lt 17.930019614 and R\_34 ge 44.992384551  
then classe =3  
if R\_14 lt 34.767271249 and R\_24 lt 62.922404165 and R\_34 lt 44.992384551  
then classe =4

**ANEXO VII - EXEMPLO DA ROTINA DISCRIM DO  
PACOTE SAS QUE FAZ A CALIBRAÇÃO DA  
FUNÇÃO DISCRIMINANTE UTILIZANDO UM  
BANCO DE DADOS E POSTERIORMENTE  
CLASSIFICA TODO O POÇO.**

```
LIBNAME NUNO 'C:\SAS';
OPTIONS NOCENTER NODATE PAGESIZE=500 LINESIZE=132;
DATA NUNO.BANCO1;
INFILE 'C:\SAS\BANCO14.DAT';
INPUT DEPTH RHGX RHOB TNPH DT GR RT SFLU DCAL SP PEF FACIES;
RUN;
PROC DISCRIM DATA=NUNO.BANCO1 OUTSTAT=NUNO.CALIBR_14 OUT=NUNO.OUTTST14
METHOD=NORMAL POOL=YES THRESHOLD=.40;
VAR RHGX RHOB TNPH GR DT RT SFLU DCAL SP PEF;
CLASS FACIES;
PRIORS PROPORTIONAL;
RUN;
DATA NUNO.TEMP1;
INFILE 'C:\SAS\POCOA.DAT';
INPUT DEPTH RHGX RHOB TNPH DT GR RT SFLU DCAL SP PEF FACIES;
RUN;
PROC DISCRIM DATA=NUNO.CALIBR_14 TESTDATA=NUNO.TEMP1;
CLASS FACIES;
RUN;
```

## ANEXO VIII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	0 0.00	219 100.00
2	12 15.38	34 43.59	2 2.56	30 38.46	0 0.00	78 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	0 0.00	72 100.00
4	13 1.60	9 1.11	5 0.62	782 96.42	2 0.25	811 100.00
Total	182	50	46	900	2	1180
Percent	15.42	4.24	3.90	76.27	0.17	100.00
Priors	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2831	0.5641	0.5417	0.0358	0.1475
Priors	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				
	1	2	3	4	Total
1	1174 76.33	211 13.72	73 4.75	80 5.20	1538 100.00
2	699 31.61	1260 56.99	56 2.53	196 8.86	2211 100.00
3	0 0.00	24 2.44	896 91.06	64 6.50	984 100.00
4	64 5.96	30 2.80	36 3.36	943 87.88	1073 100.00
Total	1937	1525	1061	1283	5806
Percent	33.36	26.27	18.27	22.10	100.00
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2367	0.4301	0.0894	0.1212	0.2640
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

## ANEXO IX - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	1259 81.86	146 9.49	45 2.93	88 5.72	1538 100.00
2	941 42.56	1100 49.75	58 2.62	112 5.07	2211 100.00
3	1 0.10	43 4.37	861 87.50	79 8.03	984 100.00
4	89 8.29	26 2.42	13 1.21	945 88.07	1073 100.00
Total	2290	1315	977	1224	5806
Percent	39.44	22.65	16.83	21.08	100.00
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.1814	0.5025	0.1250	0.1193	0.2826
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

\par

## ANEXO X - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	1135 73.80	222 14.43	21 1.37	160 10.40	1538 100.00
2	730 33.02	1186 53.64	21 0.95	274 12.39	2211 100.00
3	0 0.00	79 8.03	774 78.66	131 13.31	984 100.00
4	69 6.43	23 2.14	25 2.33	956 89.10	1073 100.00
Total	1934	1510	841	1521	5806
Percent	33.31	26.01	14.49	26.20	100.00
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2620	0.4636	0.2134	0.1090	0.3022
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	



# ANEXO XI - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent Priors	16.54 0.1920	6.55 0.1119	5.07 0.0744	71.06 0.6217	0.78	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	1216 79.06	111 7.22	32 2.08	179 11.64	1538 100.00
2	796 36.00	834 37.72	20 0.90	561 25.37	2211 100.00
3	0 0.00	21 2.13	805 81.81	158 16.06	984 100.00
4	74 6.90	2 0.19	9 0.84	988 92.08	1073 100.00
Total	2086	968	866	1886	5806
Percent Priors	35.93 0.2649	16.67 0.3808	14.92 0.1695	32.48 0.1848	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2094	0.6228	0.1819	0.0792	0.3381
Priors	0.2649	0.3808	0.1695	0.1848	

## ANEXO XII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	3 9.09	28 84.85	2 6.06	33 100.00
2	102 15.22	271 40.45	276 41.19	21 3.13	670 100.00
3	32 3.77	80 9.42	693 81.63	44 5.18	849 100.00
4	22 4.33	6 1.18	24 4.72	456 89.76	508 100.00
Total	156	360	1021	523	2060
Percent	7.57	17.48	49.56	25.39	100.00
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.5955	0.1837	0.1024	0.3107
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

## ANEXO XIII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	0 0.00	16 48.48	12 36.36	5 15.15	33 100.00
2	48 7.16	562 83.88	30 4.48	30 4.48	670 100.00
3	14 1.65	199 23.44	491 57.83	145 17.08	849 100.00
4	17 3.35	9 1.77	9 1.77	473 93.11	508 100.00
Total	79	786	542	653	2060
Percent	3.83	38.16	26.31	31.70	100.00
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.1612	0.4217	0.0689	0.2592
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

# ANEXO XIV - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO B.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	5 15.15	7 21.21	21 63.64	33 100.00
2	62 9.25	520 77.61	20 2.99	68 10.15	670 100.00
3	9 1.06	207 24.38	487 57.36	146 17.20	849 100.00
4	14 2.76	10 1.97	6 1.18	478 94.09	508 100.00
Total	85	742	520	713	2060
Percent	4.13	36.02	25.24	34.61	100.00
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.2239	0.4264	0.0591	0.2791
Priors	0.0160	0.3253	0.4121	0.2466	

# ANEXO XV - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent Priors	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate Priors	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	
Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	5 6.67	41 54.67	29 38.67	75 100.00
2	178 21.07	528 62.49	32 3.79	107 12.66	845 100.00
3	20 6.06	8 2.42	268 81.21	34 10.30	330 100.00
4	35 4.39	23 2.89	22 2.76	717 89.96	797 100.00
Total	233	564	363	887	2047
Percent Priors	11.38	27.55	17.73	43.33	100.00
	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate Priors	1.0000	0.3751	0.1879	0.1004	0.2608
	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

## ANEXO XVI - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent Priors	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	0 0.00	5 6.67	36 48.00	34 45.33	75 100.00
2	72 8.52	513 60.71	35 4.14	225 26.63	845 100.00
3	8 2.42	12 3.64	208 63.03	102 30.91	330 100.00
4	14 1.76	20 2.51	26 3.26	737 92.47	797 100.00
Total	94	550	305	1098	2047
Percent Priors	4.59	26.87	14.90	53.64	100.00
	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.3929	0.3697	0.0753	0.2877
Priors	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

## ANEXO XVII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO POÇO C.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	3 4.00	27 36.00	45 60.00	75 100.00
2	69 8.17	442 52.31	21 2.49	313 37.04	845 100.00
3	6 1.82	15 4.55	203 61.52	106 32.12	330 100.00
4	13 1.63	19 2.38	17 2.13	748 93.85	797 100.00
Total	88	479	268	1212	2047
Percent	4.30	23.40	13.09	59.21	100.00
Priors	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.4769	0.3848	0.0615	0.3194
Priors	0.0366	0.4128	0.1612	0.3894	

# ANEXO XVIII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	0 0.00	219 100.00
2	12 15.38	34 43.59	2 2.56	30 38.46	0 0.00	78 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	0 0.00	72 100.00
4	13 1.60	9 1.11	5 0.62	782 96.42	2 0.25	811 100.00
Total	182	50	46	900	2	1180
Percent Priors	15.42 0.1856	4.24 0.0661	3.90 0.0610	76.27 0.6873	0.17	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2831	0.5641	0.5417	0.0358	0.1475
Priors	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	219 100.00
2	12 31.58	2 5.26	2 5.26	22 57.89	38 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	72 100.00
4	13 2.03	5 0.78	6 0.94	616 96.25	640 100.00
Total	182	14	47	726	969
Percent Priors	18.78 0.2260	1.44 0.0392	4.85 0.0743	74.92 0.6605	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2831	0.9474	0.5417	0.0375	0.1661
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	



# ANEXO XIX - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	165 75.34	7 3.20	0 0.00	47 21.46	219 100.00
2	13 34.21	1 2.63	1 2.63	23 60.53	38 100.00
3	0 0.00	3 4.17	24 33.33	45 62.50	72 100.00
4	16 2.50	7 1.09	1 0.16	616 96.25	640 100.00
Total	194	18	26	731	969
Percent	20.02	1.86	2.68	75.44	100.00
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2466	0.9737	0.6667	0.0375	0.1682
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

# ANEXO XX - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A. A

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	156 71.23	3 1.37	5 2.28	55 25.11	219 100.00
2	12 31.58	2 5.26	1 2.63	23 60.53	38 100.00
3	0 0.00	0 0.00	29 40.28	43 59.72	72 100.00
4	11 1.72	7 1.09	5 0.78	617 96.41	640 100.00
Total	179	12	40	738	969
Percent	18.47	1.24	4.13	76.16	100.00
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2877	0.9474	0.5972	0.0359	0.1702
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

# ANEXO XXI - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO A.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

	Error Count Estimates for FACIES:				Total
	1	2	3	4	
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	155 70.78	0 0.00	4 1.83	60 27.40	219 100.00
2	14 36.84	0 0.00	0 0.00	24 63.16	38 100.00
3	0 0.00	0 0.00	10 13.89	62 86.11	72 100.00
4	11 1.72	2 0.31	2 0.31	625 97.66	640 100.00
Total	180	2	16	771	969
Percent	18.58	0.21	1.65	79.57	100.00
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

	Error Count Estimates for FACIES:				Total
	1	2	3	4	
Rate	0.2922	1.0000	0.8611	0.0234	0.1847
Priors	0.2260	0.0392	0.0743	0.6605	

## ANEXO XXII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO B.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	3 9.09	28 84.85	2 6.06	33 100.00
2	0 0.00	10 33.33	18 60.00	2 6.67	30 100.00
3	0 0.00	1 8.33	11 91.67	0 0.00	12 100.00
4	0 0.00	1 0.56	4 2.25	173 97.19	178 100.00
Total	0	15	61	177	253
Percent	0.00	5.93	24.11	69.96	100.00
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.6667	0.0833	0.0281	0.2332
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

# ANEXO XXIII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO B.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	16 48.48	12 36.36	5 15.15	33 100.00
2	0 0.00	11 36.67	13 43.33	6 20.00	30 100.00
3	0 0.00	1 8.33	11 91.67	0 0.00	12 100.00
4	0 0.00	0 0.00	4 2.25	174 97.75	178 100.00
Total	0	28	40	185	253
Percent	0.00	11.07	15.81	73.12	100.00
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.6333	0.0833	0.0225	0.2253
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

# ANEXO XXIV - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO B.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	5 15.15	7 21.21	21 63.64	33 100.00
2	0 0.00	2 6.67	8 26.67	20 66.67	30 100.00
3	0 0.00	0 0.00	1 8.33	11 91.67	12 100.00
4	0 0.00	0 0.00	3 1.69	175 98.31	178 100.00
Total	0	7	19	227	253
Percent	0.00	2.77	7.51	89.72	100.00
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	0.9333	0.9167	0.0169	0.2964
Priors	0.1304	0.1186	0.0474	0.7036	

# ANEXO XXV - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO C.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	5 6.67	41 54.67	29 38.67	75 100.00
2	1 3.33	0 0.00	11 36.67	18 60.00	30 100.00
3	6 4.76	1 0.79	106 84.13	13 10.32	126 100.00
4	2 0.31	1 0.16	14 2.17	627 97.36	644 100.00
Total	9	7	172	687	875
Percent	1.03	0.80	19.66	78.51	100.00
Priors	0.0857	0.0343	0.1440	0.7360	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	1.0000	0.1587	0.0264	0.1623
Priors	0.0857	0.0343	0.1440	0.7360	

# ANEXO XXVI - CALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO C.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	0 0.00	5 6.67	36 48.00	34 45.33	75 100.00
2	1 3.33	0 0.00	11 36.67	18 60.00	30 100.00
3	5 3.97	0 0.00	82 65.08	39 30.95	126 100.00
4	0 0.00	2 0.31	15 2.33	627 97.36	644 100.00
Total	6	7	144	718	875
Percent	0.69	0.80	16.46	82.06	100.00
Priors	0.0857	0.0343	0.1440	0.7360	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	1.0000	0.3492	0.0264	0.1897
Priors	0.0857	0.0343	0.1440	0.7360	



# ANEXO XXVII - CALIBRAÇÃO DO BÂNCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO C.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent Priors	16.54 0.1920	6.55 0.1119	5.07 0.0744	71.06 0.6217	0.78	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	0 0.00	3 4.00	27 36.00	45 60.00	75 100.00
2	1 3.33	0 0.00	10 33.33	19 63.33	30 100.00
3	4 3.17	0 0.00	70 55.56	52 41.27	126 100.00
4	1 0.16	1 0.16	9 1.40	633 98.29	644 100.00
Total	6	4	116	749	875
Percent Priors	0.69 0.0857	0.46 0.0343	13.26 0.1440	85.60 0.7360	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	1.0000	1.0000	0.4444	0.0171	0.1966
Priors	0.0857	0.0343	0.1440	0.7360	

**ANEXO XXVIII - CALIBRAÇÃO DO BANCO 1 E  
POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO  
TESTEMUNHADO DO POÇO D.**

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	157 71.69	7 3.20	6 2.74	49 22.37	0 0.00	219 100.00
2	12 15.38	34 43.59	2 2.56	30 38.46	0 0.00	78 100.00
3	0 0.00	0 0.00	33 45.83	39 54.17	0 0.00	72 100.00
4	13 1.60	9 1.11	5 0.62	782 96.42	2 0.25	811 100.00
Total	182	50	46	900	2	1180
Percent	15.42	4.24	3.90	76.27	0.17	100.00
Priors	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873		

**Error Count Estimates for FACIES:**

	1	2	3	4	Total
Rate	0.2831	0.5641	0.5417	0.0358	0.1475
Priors	0.1856	0.0661	0.0610	0.6873	

**Number of Observations and Percent Classified into FACIES:**

From FACIES	1	2	3	4	Total
2	0 0.00	32 80.00	0 0.00	8 20.00	40 100.00
4	0 0.00	4 2.34	0 0.00	167 97.66	171 100.00
Total	0	36	0	175	211
Percent	0.00	17.06	0.00	82.94	100.00
Priors	0.0000	0.1896	0.0000	0.8104	

**Error Count Estimates for FACIES:**

	2	4	Total
Rate	0.2000	0.0234	0.0569
Priors	0.1896	0.8104	

# ANEXO XXIX - CALIBRAÇÃO DO BANCO 2 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO D.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	165 50.46	15 4.59	69 21.10	78 23.85	0 0.00	327 100.00
2	14 10.14	42 30.43	30 21.74	51 36.96	1 0.72	138 100.00
3	6 2.86	4 1.90	139 66.19	58 27.62	3 1.43	210 100.00
4	18 1.10	13 0.80	19 1.16	1583 96.94	0 0.00	1633 100.00
Total	203	74	257	1770	4	2308
Percent	8.80	3.21	11.14	76.69	0.17	100.00
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075		

Error Count Estimates for FACIES:					
	1	2	3	4	Total
Rate	0.4954	0.6957	0.3381	0.0306	0.1642
Priors	0.1417	0.0598	0.0910	0.7075	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
2	0 0.00	32 80.00	0 0.00	8 20.00	40 100.00
4	0 0.00	4 2.34	0 0.00	167 97.66	171 100.00
Total	0	36	0	175	211
Percent	0.00	17.06	0.00	82.94	100.00
Priors	0.0000	0.1896	0.0000	0.8104	

Error Count Estimates for FACIES:			
	2	4	Total
Rate	0.2000	0.0234	0.0569
Priors	0.1896	0.8104	

# ANEXO XXX - ÇALIBRAÇÃO DO BANCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO D.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					OTHER	Total
	1	2	3	4			
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09		1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40		1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57		3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93		2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840		7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94		0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446			

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
2	0 0.00	32 80.00	0 0.00	8 20.00	40 100.00
4	0 0.00	4 2.34	0 0.00	167 97.66	171 100.00
Total	0	36	0	175	211
Percent	0.00	17.06	0.00	82.94	100.00
Priors	0.0000	0.1896	0.0000	0.8104	

### Error Count Estimates for FACIES:

	2	4	Total
Rate	0.2000	0.0234	0.0569
Priors	0.1896	0.8104	

# ANEXO XXXI - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO D.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
2	0 0.00	32 80.00	0 0.00	8 20.00	40 100.00
4	0 0.00	3 1.75	0 0.00	168 98.25	171 100.00
Total	0	35	0	176	211
Percent	0.00	16.59	0.00	83.41	100.00
Priors	0.0000	0.1896	0.0000	0.8104	

### Error Count Estimates for FACIES:

	2	4	Total
Rate	0.2000	0.0175	0.0521
Priors	0.1896	0.8104	

# ANEXO XXXII - CALIBRAÇÃO DO BÂNCO 3 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO E.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	296 63.25	24 5.13	53 11.32	94 20.09	1 0.21	468 100.00
2	49 19.07	128 49.81	24 9.34	55 21.40	1 0.39	257 100.00
3	3 1.43	1 0.48	122 58.10	81 38.57	3 1.43	210 100.00
4	27 1.59	33 1.95	24 1.42	1610 94.93	2 0.12	1696 100.00
Total	375	186	223	1840	7	2631
Percent	14.25	7.07	8.48	69.94	0.27	100.00
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3675	0.5019	0.4190	0.0507	0.1805
Priors	0.1779	0.0977	0.0798	0.6446	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	140 99.29	1 0.71	0 0.00	0 0.00	141 100.00
2	36 30.25	83 69.75	0 0.00	0 0.00	119 100.00
4	16 25.40	20 31.75	0 0.00	27 42.86	63 100.00
Total	192	104	0	27	323
Percent	59.44	32.20	0.00	8.36	100.00
Priors	0.4365	0.3684	0.0000	0.1950	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	4	Total
Rate	0.0071	0.3025	0.5714	0.2260
Priors	0.4365	0.3684	0.1950	

# ANEXO XXXIII - CALIBRAÇÃO DO BÂNCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO E.

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:						
From FACIES	1	2	3	4	OTHER	Total
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					
From FACIES	1	2	3	4	Total
1	136 96.45	5 3.55	0 0.00	0 0.00	141 100.00
2	38 31.93	81 68.07	0 0.00	0 0.00	119 100.00
4	15 23.81	21 33.33	0 0.00	27 42.86	63 100.00
Total	189	107	0	27	323
Percent	58.51	33.13	0.00	8.36	100.00
Priors	0.4365	0.3684	0.0000	0.1950	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	4	Total
Rate	0.0355	0.3193	0.5714	0.2445
Priors	0.4365	0.3684	0.1950	

# ANEXO XXXIV - CALIBRAÇÃO DO BANCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO F.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent	16.54	6.55	5.07	71.06	0.78	100.00
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217		

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	56 91.80	0 0.00	0 0.00	5 8.20	61 100.00
4	5 17.24	0 0.00	0 0.00	24 82.76	29 100.00
Total	61	0	0	29	90
Percent	67.78	0.00	0.00	32.22	100.00
Priors	0.6778	0.0000	0.0000	0.3222	

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	4	Total
Rate	0.0820	0.1724	0.1111
Priors	0.6778	0.3222	



# ANEXO XXXV - CALIBRAÇÃO DO BÂNCO 4 E POSTERIOR CLASSIFICAÇÃO DO TRECHO TESTEMUNHADO DO POÇO G.

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:					Total
	1	2	3	4	OTHER	
1	352 64.94	16 2.95	32 5.90	127 23.43	15 2.77	542 100.00
2	80 25.32	143 45.25	17 5.38	74 23.42	2 0.63	316 100.00
3	3 1.43	0 0.00	81 38.57	123 58.57	3 1.43	210 100.00
4	32 1.82	26 1.48	13 0.74	1682 95.84	2 0.11	1755 100.00
Total	467	185	143	2006	22	2823
Percent Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	0.78	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	3	4	Total
Rate	0.3506	0.5475	0.6143	0.0416	0.2001
Priors	0.1920	0.1119	0.0744	0.6217	

From FACIES	Number of Observations and Percent Classified into FACIES:				Total
	1	2	3	4	
1	5 38.46	6 46.15	0 0.00	2 15.38	13 100.00
2	27 45.76	28 47.46	0 0.00	4 6.78	59 100.00
4	0 0.00	0 0.00	0 0.00	30 100.00	30 100.00
Total	32	34	0	36	102
Percent Priors	0.1274	0.5784	0.0000	0.2941	100.00

### Error Count Estimates for FACIES:

	1	2	4	Total
Rate	0.6154	0.5254	0.0000	0.3823
Priors	0.1274	0.5784	0.2941	

## ANEXO XXXVI - ARQUIVO DE ENTRADA DO POÇO A PARA CORRELAÇÃO.

POÇO A			
1	FLH	FLH	1 210
2	MAR	MAR	211 236
3	ARM	ARM	237 275
4	MAR	MAR	276 286
5	FLH	FLH	287 326
6	MAR	MAR	327 349
7	ARM	MAR	350 357
8	MAR	ARM	358 375
9	ARM	MAR	376 385
10	MAR	ARM	386 402
11	ARM	MAR	403 412
12	MAR	MAR	413 452
13	ARM	MAR	453 458
14	FLH	MAR	459 463
15	MAR	FLH	460 470
16	FLH	MAR	471 477
17	MAR	MAR	478 495
18	FLH	MAR	496 512
19	MAR	FLH	513 533
20	FLH	MAR	534 545
21	MAR	FLH	546 686
22	ARM	MAR	687 719
23	MAR	MAR	720 980
24	ARM	MAR	981 986
25	MAR	MAR	987 1064
26	ARM	MAR	1065 1070
27	MAR	MAR	1071 1136
28	CLC	MAR	1137 1152
29	MAR	CLC	1153 1155
30	ARM	MAR	1156 1158
31	CLC	MAR	1159 1171
32	MAR	CLC	1172 1177
33	CLC	CLC	1178 1241
34	ARM	CLC	1242 1245
35	CLC	MAR	1246 1276
36	ARM	CLC	1277 1280
37	CLC	CLC	1281 1293
38	ARM	CLC	1294 1309
39	MAR	CLC	1310 1316
40	CLC	MAR	1317 1328
41	ARM	ARM	1329 1362
42	CLC	CLC	1363 1394
43	ARM	ARM	1395 1628
44	CLC	MAR	1629 1636
45	ARM	ARM	1637 1725
46	CLC	ARM	1726 1730
47	ARM	ARM	1731 2041
48	CLC	ARM	2042 2050
49	ARM	CLC	2051 2065
50	CLC	ARM	2066 2073
51	ARM	CLC	2074 2085
52	CLC	CLC	2086 2854

ANEXO XXXVII - ARQUIVO DE ENTRADA DO  
POÇO B PARA CORRELAÇÃO.

POÇO B			
1	FLH	FLH	31
2	MAR	MAR	69
3	FLH	FLH	102
4	MAR	FLH	118
5	CLC	MAR	124
6	FLH	MAR	137
7	MAR	FLH	162
8	CLC	MAR	166
9	MAR	CLC	185
10	FLH	FLH	198
11	MAR	MAR	220
12	CLC	MAR	230
13	MAR	MAR	250
14	CLC	MAR	280
15	MAR	CLC	290
16	CLC	MAR	315
17	MAR	CLC	324
18	CLC	CLC	378
19	MAR	MAR	390
20	FLH	MAR	396
21	MAR	MAR	401
22	CLC	MAR	416
23	MAR	CLC	427
24	CLC	MAR	468
25	MAR	CLC	482
26	CLC	MAR	491
27	MAR	CLC	497
28	CLC	CLC	532
29	MAR	CLC	538
30	CLC	MAR	548
31	MAR	CLC	572
32	CLC	MAR	580
33	MAR	CLC	600
34	CLC	MAR	615
35	MAR	CLC	626
36	CLC	MAR	651
37	FLH	MAR	666
38	CLC	MAR	670
39	FLH	MAR	681
40	CLC	CLC	716
41	MAR	CLC	726
42	FLH	MAR	731
43	CLC	CLC	752
44	MAR	CLC	761
45	CLC	CLC	783
46	FLH	MAR	791
47	CLC	CLC	845
48	MAR	CLC	859
49	CLC	CLC	902
50	MAR	CLC	913
51	FLH	MAR	920
52	CLC	CLC	1010
53	FLH	MAR	1023
54	CLC	MAR	1033
55	ARM	CLC	1040
56	CLC	MAR	1083
57	MAR	CLC	1087

58	CLC	CLC	1088	1121
59	MAR	CLC	1122	1125
60	ARM	ARM	1126	1359
61	CLC	ARM	1360	1366
62	ARM	ARM	1367	1484
63	MAR	ARM	1485	1489
64	ARM	MAR	1490	1493
65	MAR	ARM	1494	1498
66	ARM	ARM	1499	1560
67	CLC	ARM	1561	1564
68	ARM	ARM	1565	1619
69	CLC	ARM	1620	1623
70	ARM	ARM	1624	1674
71	CLC	CLC	1675	2060

## ANEXO XXXVIII - ARQUIVÓ DE ENTRADA DO POÇO C PARA CORRELAÇÃO.

POC C			
1	FLH	FLH	1 28
2	ARM	MAR	29 38
3	MAR	ARM	39 45
4	ARM	ARM	43 71
5	MAR	ARM	72 84
6	FLH	MAR	85 92
7	MAR	FLH	93 126
8	FLH	MAR	127 133
9	ARM	FLH	134 138
10	FLH	MAR	139 159
11	MAR	FLH	160 167
12	FLH	MAR	168 185
13	MAR	MAR	186 208
14	FLH	MAR	209 230
15	MAR	MAR	231 289
16	MAR	MAR	290 350
17	ARM	MAR	351 356
18	MAR	ARM	357 364
19	ARM	MAR	365 370
20	MAR	MAR	371 539
21	MAR	FLH	540 550
22	FLH	MAR	551 554
23	MAR	MAR	555 650
24	FLH	MAR	651 656
25	MAR	FLH	657 686
26	FLH	MAR	687 709
27	MAR	FLH	710 738
28	FLH	MAR	739 742
29	MAR	FLH	743 751
30	FLH	MAR	752 760
31	MAR	FLH	761 770
32	FLH	FLH	771 777
33	CLC	CLC	778 783
34	FLH	MAR	784 791
35	MAR	FLH	792 800
36	ARM	MAR	801 806
37	MAR	FLH	807 814
38	FLH	MAR	815 825
39	CLC	FLH	826 832
40	FLH	CLC	833 846
41	ARM	ARM	847 860
42	FLH	MAR	861 864
43	MAR	CLC	865 871
44	CLC	MAR	872 878
45	ARM	MAR	879 885
46	MAR	ARM	886 890
47	ARM	ARM	891 896
48	CLC	CLC	897 905
49	FLH	FLH	906 912
50	ARM	ARM	913 918
51	CLC	ARM	919 925
52	ARM	CLC	926 933
53	CLC	CLC	934 939
54	FLH	FLH	940 955
55	CLC	MAR	956 963
56	MAR	FLH	964 968
57	CLC	CLC	969 991

58	ARM	ARM	992	1002
59	MAR	ARM	1003	1007
60	ARM	ARM	1008	1046
61	CLC	ARM	1047	1061
62	FLH	MAR	1062	1069
63	MAR	CLC	1070	1074
64	CLC	CLC	1075	1107
65	ARM	ARM	1108	1474
66	CLC	ARM	1475	1480
67	ARM	ARM	1481	1697
68	CLC	CLC	1818	2047

# ANEXO XXXIX - RESULTADÓ DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO C E O POÇO B.

1			POÇO B			POÇO C				
ALIGNMENT NUMBER			1							
FLH	FLH	30	-----	FLH	FLH	27	-----	ARM	MAR	9
			-----				-----	MAR	ARM	6
			-----				-----	ARM	ARM	28
&	&		-----				-----	MAR	ARM	12
&	&		-----				-----	FLH	MAR	7
MAR	MAR	37	-----				-----	MAR	FLH	33
&	&		-----				-----	FLH	MAR	6
&	&		-----				-----	ARM	FLH	4
FLH	FLH	32	-----				-----	FLH	MAR	20
MAR	FLH	15	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	5	-----				-----	MAR	FLH	7
FLH	MAR	12	-----				-----	FLH	MAR	17
MAR	FLH	24	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	3	-----				-----	MAR	MAR	22
MAR	CLC	18	-----				-----	&	&	
FLH	FLH	12	-----				-----	FLH	MAR	21
MAR	MAR	21	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	9	-----				-----	&	&	
MAR	MAR	19	-----				-----	MAR	MAR	58
CLC	MAR	29	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	9	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	24	-----				-----	MAR	MAR	60
			-----				-----	ARM	MAR	5
MAR	CLC	8	-----				-----	MAR	ARM	7
			-----				-----	ARM	MAR	5
CLC	CLC	53	-----				-----	&	&	
MAR	MAR	11	-----				-----	&	&	
FLH	MAR	5	-----				-----	&	&	
MAR	MAR	4	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	14	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	10	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	40	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	13	-----				-----	MAR	MAR	168
CLC	MAR	8	-----				-----	MAR	FLH	10
MAR	CLC	5	-----				-----	FLH	MAR	3
CLC	CLC	34	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	5	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	9	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	23	-----				-----	&	&	
CLC	MAR	7	-----				-----	&	&	
MAR	CLC	19	-----				-----	MAR	MAR	95
			-----				-----	FLH	MAR	5
CLC	MAR	14	-----				-----	MAR	FLH	29
MAR	CLC	10	-----				-----	FLH	MAR	22
CLC	MAR	24	-----				-----	MAR	FLH	28
&	&		-----				-----	FLH	MAR	3
&	&		-----				-----	MAR	FLH	8
FLH	MAR	14	-----				-----	FLH	MAR	8
CLC	MAR	3	-----				-----	MAR	FLH	9
FLH	MAR	10	-----				-----	FLH	FLH	6
CLC	CLC	34	-----				-----	CLC	CLC	5
&	&		-----				-----	FLH	MAR	7
MAR	CLC	9	-----				-----	MAR	FLH	8
			-----				-----	ARM	MAR	5

&	&		-----	MAR	FLH	7
FLH	MAR	4	-----	FLH	MAR	10
CLC	CLC	20	-----	CLC	FLH	6
MAR	CLC	8	-----	FLH	CLC	13
CLC	CLC	21	-----	ARM	ARM	13
FLH	MAR	7	-----	FLH	MAR	3
&	&		-----	MAR	CLC	6
CLC	CLC	53	-----	CLC	MAR	6
			-----	ARM	MAR	6
MAR	CLC	13	-----	MAR	ARM	4
			-----	ARM	ARM	5
CLC	CLC	42	-----	&	&	
MAR	CLC	10	-----	CLC	CLC	8
FLH	MAR	6	-----	FLH	FLH	6
			-----	ARM	ARM	5
&	&		-----	CLC	ARM	6
&	&		-----	ARM	CLC	7
CLC	CLC	89	-----	CLC	CLC	5
FLH	MAR	12	-----	FLH	FLH	15
&	&		-----	CLC	MAR	7
CLC	MAR	9	-----	MAR	FLH	4
			-----	CLC	CLC	22
ARM	CLC	6	-----	ARM	ARM	10
			-----	MAR	ARM	4
&	&		-----	ARM	ARM	38
CLC	MAR	42	-----	CLC	ARM	14
&	&		-----	FLH	MAR	7
MAR	CLC	3	-----	MAR	CLC	4
CLC	CLC	33	-----	&	&	
MAR	CLC	3	-----	CLC	CLC	32
ARM	ARM	233	-----	&	&	
CLC	ARM	6	-----	&	&	
ARM	ARM	117	-----	ARM	ARM	366
MAR	ARM	4	-----			
ARM	MAR	3	-----			
MAR	ARM	4	-----	CLC	ARM	5
ARM	ARM	61	-----	&	&	
CLC	ARM	3	-----	&	&	
ARM	ARM	54	-----	&	&	
CLC	ARM	3	-----	&	&	
ARM	ARM	50	-----	ARM	ARM	116
CLC	CLC	385	-----	CLC	CLC	229



# ANEXO XL - RESULTADO DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO A E O POÇO B.

1 POCO A			1 POCO B			
ALIGNMENT NUMBER						
&	&	-----	FLH	FLH	30	
&	&	-----	MAR	MAR	37	
&	&	-----	FLH	FLH	32	
&	&	-----	MAR	FLH	15	
&	&	-----	CLC	MAR	5	
FLH	FLH	209	-----	FLH	MAR	12
&	&	-----	MAR	FLH	24	
MAR	MAR	25	-----	CLC	MAR	3
ARM	ARM	38	-----			
MAR	MAR	10	-----	MAR	CLC	18
&	&	-----	FLH	FLH	12	
FLH	FLH	39	-----	MAR	MAR	21
&	&	-----	CLC	MAR	9	
MAR	MAR	22	-----	MAR	MAR	19
ARM	MAR	7	-----			
MAR	ARM	17	-----	CLC	CLC	29
ARM	MAR	9	-----			
MAR	ARM	16	-----	MAR	MAR	9
ARM	ARM	9	-----	CLC	MAR	24
&	&	-----	MAR	CLC	8	
MAR	MAR	39	-----	CLC	CLC	53
ARM	MAR	5	-----			
FLH	MAR	4	-----	&	&	
MAR	FLH	10	-----	MAR	MAR	11
FLH	MAR	6	-----	FLH	MAR	5
&	&	-----	MAR	MAR	4	
MAR	MAR	17	-----	CLC	MAR	14
FLH	MAR	16	-----	MAR	CLC	10
MAR	FLH	20	-----	CLC	MAR	40
FLH	MAR	11	-----	MAR	CLC	13
&	&	-----	CLC	MAR	8	
&	&	-----	MAR	CLC	5	
&	&	-----	CLC	CLC	34	
&	&	-----	MAR	CLC	5	
&	&	-----	CLC	MAR	9	
&	&	-----	MAR	CLC	23	
&	&	-----	CLC	MAR	7	
&	&	-----	MAR	CLC	19	
MAR	FLH	140	-----	CLC	MAR	14
ARM	MAR	32	-----			
&	&	-----	MAR	CLC	10	
&	&	-----	CLC	MAR	24	
&	&	-----	FLH	MAR	14	
&	&	-----	CLC	MAR	3	
&	&	-----	FLH	MAR	10	
&	&	-----	CLC	CLC	34	
MAR	MAR	260	-----	MAR	CLC	9
ARM	MAR	5	-----	FLH	MAR	4
&	&	-----	CLC	CLC	20	
&	&	-----	MAR	CLC	8	
&	&	-----	CLC	CLC	21	
MAR	MAR	77	-----	FLH	MAR	7
ARM	MAR	5	-----			
&	&	-----	CLC	CLC	53	
MAR	MAR	65	-----	MAR	CLC	13

CLC	MAR	15	-----	CLC	CLC	42
MAR	CLC	2	-----	MAR	CLC	10
ARM	MAR	2	-----	FLH	MAR	6
CLC	MAR	12	-----	&	&	
MAR	CLC	5	-----	&	&	
CLC	CLC	63	-----	CLC	CLC	89
ARM	CLC	3	-----	FLH	MAR	12
CLC	MAR	30	-----	CLC	MAR	9
ARM	CLC	3	-----	ARM	CLC	6
CLC	CLC	12	-----	&	&	
ARM	CLC	15	-----	&	&	
MAR	CLC	6	-----	&	&	
CLC	MAR	11	-----	CLC	MAR	42
ARM	ARM	33	-----			
&	&		-----	MAR	CLC	3
&	&		-----	CLC	CLC	33
CLC	CLC	31	-----	MAR	CLC	3
ARM	ARM	233	-----	ARM	ARM	233
CLC	MAR	7	-----	CLC	ARM	6
ARM	ARM	88	-----	ARM	ARM	117
CLC	ARM	4	-----	MAR	ARM	4
			-----	ARM	MAR	3
			-----	MAR	ARM	4
&	&		-----	ARM	ARM	61
&	&		-----	CLC	ARM	3
ARM	ARM	310	-----	ARM	ARM	54
CLC	ARM	8	-----	CLC	ARM	8
ARM	CLC	14	-----	&	&	
CLC	ARM	7	-----	&	&	
ARM	CLC	11	-----	ARM	ARM	50
CLC	CLC	768	-----	CLC	CLC	385

# ANEXO XLI - RESULTADO DA CORRELAÇÃO ENTRE O POÇO C E O POÇO A.

1 POCO C			POCO A		
ALIGNMENT NUMBER			1		
FLH	FLH	27	-----	&	&
ARM	MAR	9	-----	FLH	FLH 209
MAR	ARM	6	-----	MAR	MAR 25
ARM	ARM	28	-----	ARM	ARM 38
MAR	ARM	12	-----	MAR	MAR 10
&	&		-----	FLH	FLH 39
FLH	MAR	7	-----	MAR	MAR 22
			-----	ARM	MAR 7
			-----	MAR	ARM 17
			-----	ARM	MAR 9
			-----	MAR	ARM 16
			-----	ARM	MAR 9
MAR	FLH	33	-----	&	&
FLH	MAR	6	-----	MAR	MAR 39
ARM	FLH	4	-----	ARM	MAR 5
&	&		-----	FLH	MAR 4
&	&		-----	MAR	FLH 10
FLH	MAR	20	-----	FLH	MAR 6
MAR	FLH	7	-----	MAR	MAR 17
FLH	MAR	17	-----	FLH	MAR 16
MAR	MAR	22	-----	MAR	FLH 20
FLH	MAR	21	-----	FLH	MAR 11
MAR	MAR	58	-----	&	&
MAR	MAR	60	-----	MAR	FLH 140
ARM	MAR	5	-----	&	&
MAR	ARM	7	-----	&	&
ARM	MAR	5	-----	ARM	MAR 32
MAR	MAR	168	-----	&	&
MAR	FLH	10	-----	&	&
FLH	MAR	3	-----	&	&
MAR	MAR	95	-----	MAR	MAR 260
FLH	MAR	5	-----	ARM	MAR 5
MAR	FLH	29	-----	&	&
FLH	MAR	22	-----	&	&
MAR	FLH	28	-----	MAR	MAR 77
FLH	MAR	3	-----	ARM	MAR 5
MAR	FLH	8	-----	&	&
FLH	MAR	8	-----	&	&
MAR	FLH	9	-----	&	&
FLH	FLH	6	-----	&	&
CLC	CLC	5	-----	&	&
FLH	CLC	7	-----	&	&
MAR	FLH	8	-----	&	&
ARM	MAR	5	-----	&	&
MAR	FLH	7	-----	&	&
FLH	MAR	10	-----	MAR	MAR 65
CLC	FLH	6	-----	CLC	MAR 15
FLH	CLC	2	-----	MAR	CLC 2
ARM	ARM	13	-----	ARM	MAR 2
FLH	MAR	3	-----		
&	&		-----	CLC	MAR 12
MAR	CLC	6	-----	MAR	CLC 5
CLC	MAR	6	-----	CLC	CLC 63
ARM	MAR	6	-----	ARM	CLC 3
MAR	ARM	4	-----		

ARM	ARM	5	-----			
CLC	CLC	8	-----	CLC	MAR	30
FLH	FLH	6	-----			
ARM	ARM	5	-----	ARM	CLC	3
CLC	ARM	6	-----	CLC	CLC	12
ARM	CLC	7	-----	ARM	CLC	15
&	&		-----	MAR	CLC	5
CLC	CLC	5	-----	CLC	MAR	11
FLH	FLH	15	-----	ARM	ARM	33
CLC	MAR	7	-----	&	&	
MAR	FLH	4	-----	&	&	
CLC	CLC	22	-----	CLC	CLC	31
ARM	ARM	10	-----	&	&	
MAR	ARM	4	-----	&	&	
ARM	ARM	38	-----	ARM	ARM	233
CLC	ARM	14	-----			
FLH	MAR	7	-----			
MAR	CLC	4	-----	&	&	
CLC	CLC	32	-----	CLC	MAR	7
&	&		-----	ARM	ARM	88
&	&		-----	CLC	ARM	4
ARM	ARM	366	-----	ARM	ARM	310
			-----	CLC	ARM	8
			-----	ARM	CLC	14
CLC	ARM	5	-----	CLC	ARM	7
			-----	ARM	CLC	11
ARM	ARM	216	-----	&	&	
CLC	CLC	229	-----	CLC	CLC	768