

**APLICAÇÃO DE TRATAMENTO ESTATÍSTICO  
MULTIVARIANTE EM DADOS DE PERFIS DE  
POÇOS DA BACIA DE SERGIPE-ALAGOAS**

por

**JOSÉ ALBERTO BUCHEB**

Geólogo (Universidade de São Paulo - 1979)

Tese submetida como requisito parcial ao grau de

**MESTRE EM CIÊNCIAS**

em

**GEOFÍSICA**

ao

Colegiado do Curso de Pós-Graduação em

Geofísica

da

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ**

Banca Examinadora :

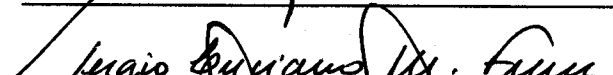
Dr. Hilton Bernard Evans (Orientador)



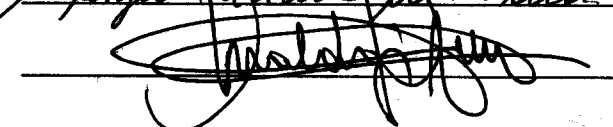
Dr. Dirceu Abrahão



Dr. Sérgio Luciano Moura Freire



M.C. Geraldo Girão Nery



Data da Homologação : 27/09/1991

T 372  
B 919

**BUCHEB, José Alberto. Aplicação de tratamento estatístico multivariante em dados de perfis de poços da Bacia de Sergipe-Alagoas.** Belém: Universidade Federal do Pará. Centro de Geociências. Deptº de Geofísica, 1991. 138 p.

**Tese (Mestrado em Geofísica) - Curso de Pós-Graduação em Geofísica, Centro de Geociências, UFPa., 1991.**

**1. PERFIS DE POÇOS - Tratamento estatístico de dados. 2. PERFIS DE POÇOS - BACIA DE SERGIPE - ALAGOAS. 3. INTERPRETAÇÃO DE DADOS DE POÇOS. 4. GEOFÍSICA. I. UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ. Centro de Geociências-Departamento de Geofísica. II. TÍTULO.**

0391/549

T 372 03.10.91

## SUMÁRIO

Sumário .....	i
Lista de Ilustrações .....	iv
Tabelas .....	ix
Resumo .....	1
Abstract .....	2
CAPÍTULO 1. Introdução.....	3
1.1 A área de Estudo.....	5
1.2 Trabalhos Anteriores .....	9
CAPÍTULO 2. Preparação do Arquivo de Dados.....	14
2.1 Dados de Perfil.....	14
2.2 Normalização dos Perfis .....	14
2.3 Quadratização dos Perfis .....	16
2.4 Dados de Rocha.....	16
2.5 Bancos de Dados .....	17
CAPÍTULO 3. Determinação das Fácies.....	23
3.1 Análise de Agrupamentos .....	23
3.2 Análise de Componentes Principais.....	28
3.2.1 Fundamentos Teóricos .....	31
3.2.2 Aplicação da Análise de Componentes Principais.....	33
3.3 Análise Discriminante .....	39

3.3.1 Fundamentos Teóricos .....	39
3.3.2 Aplicação da Análise Discriminante .....	43
3.4 Métodos Auxiliares .....	52
3.4.1 Análise Composicional .....	55
3.4.2 Gráfico $\phi_{nls}$ x $\rho_b$ .....	59
3.4.3 Análise de Sequência de Fácies .....	59
3.5 Combinação dos Métodos .....	69
CAPÍTULO 4. Aplicações .....	76
4.1 Análise Quantitativa de Perfis .....	76
4.2 Cálculo da Porosidade Efetiva .....	80
4.3 Estimativa Preliminar de Porosidade .....	82
4.4 Estimativa de Permeabilidade .....	97
4.5 Mapas de Fácies .....	100
4.6 Correlação Estratigráfica Automática .....	107
CAPÍTULO 5. Desenvolvimentos Recentes e Extensão das Aplicações .....	113
5.1 Novas Técnicas para Determinação de Fácies .....	113
5.1.1 Análise de Séries Temporais .....	113
5.1.2 Redes Neurais .....	115
5.2 Aplicações a Estudos de Reservatório e de Exploração .....	122
5.2.1 Unidades de Fluxo .....	122
5.2.2 Equações de Proximidade .....	125
CAPÍTULO 6. Conclusões e Recomendações .....	129

<b>6.1 Conclusões .....</b>	<b>129</b>
<b>6.2 Recomendações .....</b>	<b>131</b>
<b>Agradecimentos .....</b>	<b>132</b>
<b>Referências Bibliográficas.....</b>	<b>133</b>

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Diagrama de fluxo das etapas desenvolvidas neste trabalho .....	4
Figura 2 - Localização do campo de Camorim .....	6
Figura 3 - Coluna estratigráfica da área de Camorim .....	8
Figura 4 - Divisão faciológica do membro Carmópolis da formação Muribeca no campo de Camorim .....	10
Figura 5 - Diagramas tipo escada ( <i>ladder</i> ) para as fácies do membro Carmópolis da formação Muribeca no campo de Camorim .....	11
Figura 6 - Importância comparativa de parâmetros geológicos no reconhecimento de fácies ...	15
Figura 7 - Normalização da curva de raios gama .....	20
Figura 8 - Perfis quadratizados e fácies da seção testemunhada do poço CM-A .....	21
Figura 9 - Comparação entre os dados originais e os quadratizados. Poço CM-A .....	22
Figura 10 - Diagrama mostrando como objetos caracterizados por duas variáveis, X e Y, formam os agrupamentos .....	25
Figura 11a - Dados para a análise de agrupamentos .....	26
Figura 11b - Agrupamentos progressivos da Figura 11a.....	26
Figura 11c - Dendrogramas resultantes.....	26
Figura 12 - Diagrama dendrítico para o poço CM-A.....	27
Figura 13 - Comparação entre as distâncias originais e as cofenéticas derivadas do dendrograma da Figura 12.....	29
Figura 14 - Representação esquemática ilustrando possíveis problemas do agrupamento automático .....	30

Figura 15 - Representação esquemática da análise de componentes principais considerando dados de $\rho_b$ e $\phi_{nls}$ .....	34
Figura 16 - Pesos dos componentes principais. Poço CM-A .....	37
Figura 17 - Pesos dos componentes principais. Poço CM-A .....	38
Figura 18 - Representação da função discriminante aplicada a um exemplo de distribuição bivariada .....	40
Figura 19 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis. Poço CM-D .....	48
Figura 20 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis. Poço CM-E .....	49
Figura 21 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis. Poço CM-A .....	50
Figura 22 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis. Poço CM-C .....	51
Figura 23 - Comparação entre as fácies obtidas na interpretação visual e na análise dos perfis. Poço CM-B .....	53
Figura 24 - Representação da função discriminante aplicada a um exemplo de distribuição bivariada com região de incerteza .....	54
Figura 25 - Representação esquemática dos algoritmos utilizados na análise composicional ...	58
Figura 26 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema sobredeterminado, curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ , $\Delta_t$ e $\phi_{nls}$ .	60
Figura 27 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema determinado, curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ e $\Delta_t$ .....	61
Figura 28 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema determinado, curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ , e $\phi_{nls}$ .....	62

Figura 29 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema subdeterminado, curvas utilizadas: $GR$ e $\rho_b$ .....	63
Figura 30 - Diferenciação entre as fácies FR-1A e FR-1B .....	64
Figura 31a - Diagrama de Relações de Fácies .....	68
Figura 31b - Diagrama Preferencial de Relações de Fácies .....	68
Figura 32 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço: CM-A, Curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ , $\Delta_t$ e $\phi_{nls}$ .....	72
Figura 33 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço: CM-A, Curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ e $\Delta_t$ .....	73
Figura 34 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço: CM-A, Curvas utilizadas: $GR$ , $\rho_b$ e $\phi_{nls}$ .....	74
Figura 35 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço: CM-A, Curvas utilizadas: $GR$ e $\rho_b$ .....	75
Figura 36 - Exemplo de aplicação na escolha dos valores de $GR_{ma}$ .....	77
Figura 37 - Análise quantitativa. Dados originais e resultados. Poço CM-O .....	79
Figura 38 - Diagramas de frequência dos valores de $\rho_b$ e $\phi_{nls}$ obtidos na análise petrográfica de amostras da FR-1 .....	81
Figura 39 - Gráfico $\phi_{nls}$ x $\rho_b$ mostrando a linha de porosidade 0% .....	83
Figura 40 - Diagramas $\phi_{nls}$ x $\rho_b$ mostrando as linhas de isoporosidade para as três fácies-reservatório .....	84
Figura 41 - Comparação $\phi_{testemunho}$ x $\phi_{perfil}$ . Poços: CM-C e CM-K .....	85
Figura 42 - Comparação $\phi_{testemunho}$ x $\phi_{perfil}$ . Poço: CM-C .....	86
Figura 43 - Comparação $\phi_{testemunho}$ x $\phi_{perfil}$ . Poço: CM-J .....	87
Figura 44 - Primeiro componente principal x $\phi_e$ . Poço: CM-A .....	89



Figura 45 - Primeiro componente principal x $\phi_e$ para as fácies em separado. Poço: CM-A....	90
Figura 46 - $\phi_{cp1}$ x $\phi_e$ . Poço: CM-A .....	91
Figura 47 - Comparação $\phi_e$ x $\phi_{cp1}$ . Poço: CM-A .....	92
Figura 48 - Primeiro componente principal x $\phi_e$ . Poço: CM-B.....	93
Figura 49 - Primeiro componente principal x $\phi_e$ para as fácies em separado. Poço: CM-B....	94
Figura 50 - $\phi_{cp1}$ x $\phi_e$ . Poço: CM-B .....	95
Figura 51 - Comparação $\phi_e$ x $\phi_{cp1}$ . Poço: CM-B .....	96
Figura 52 - Porosidade x Permeabilidade (log). Dados de laboratório. Poço: CM-C.....	98
Figura 53 - Permeabilidade medida x permeabilidade estimada. Poço: CM-C.....	99
Figura 54a - Permeabilidade medida. Poço CM-K.....	101
Figura 54b - Permeabilidade estimada. Poço CM-K.....	101
Figura 55a - Permeabilidade medida. Poço CM-A.....	102
Figura 55b - Permeabilidade estimada. Poço CM-A.....	102
Figura 56 - Espessuras FR-1 na zona 3 .....	103
Figura 57 - Número de camadas discretas FR-2 na zona 3.....	104
Figura 58 - Superfície de tendência do 1 <sup>o</sup> grau para as espessuras da FR-2 na zona 3 .....	105
Figura 59 - Superfície de tendência do 2 <sup>o</sup> grau para as espessuras da FR-2 na zona 3 .....	106
Figura 60 - Correlação automática das fácies para os poços CM-G e CM-H (zona 3B).....	110
Figura 61 - Correlação automática das fácies para os poços CM-I e CM-A(zonas 1 e 2) .....	112
Figura 62 - Perfil de raios gama, espectro de amplitude e filtros passa-baixa e passa-alta da primeira e da segunda operação .....	114
Figura 63 - Resultados das operações de filtragem.....	116

Figura 64 - Dados originais e resultados da utilização do sistema de redes neurais para o reconhecimento de oito litofácies.....	117
Figura 65 - Topologia do sistema de Memória Associativa Bidirecional, mostrando os dois campos ( $F_A$ com $n$ neurônios e $F_B$ com $p$ neurônios) conectados por sinapses .....	119
Figura 66 - Diagramas tipo escada ( <i>ladder</i> ) e as correspondentes matrizes binárias para as fácies $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ e $\delta$ .....	120
Figura 67 - Curvas originais e perfil de fácies resultante .....	121
Figura 68 - Seções com 30% de folhelhos geradas com diferentes sementes de números pseudo-aleatórios.....	123
Figura 69 - Seção esquemática com 34% de folhelho e a configuração da unidade de fluxo correspondente .....	124
Figura 70a - Exemplo de uma área com poços exploratórios espalhados próximo a um campo conhecido.....	127
Figura 70b - Representação das distâncias em <i>km</i> dos poços selecionados ao limite de produção do campo conhecido, obtidas através das equações de proximidade.....	127
Figura 71 - Mapa final mostrando como as equações de proximidade desenvolvidas ao redor do campo conhecido são aplicadas nos demais poços exploratórios da área para o cálculo da distância a possíveis acumulações de hidrocarbonetos .....	128

## TABELAS

Tabela 1 - Composição mineralógica FR-2 .....	17
Tabela 2 - Composição mineralógica FR-2 .....	18
Tabela 3 - Composição mineralógica FR-3 .....	18
Tabela 4 - Análise petrográfica FR-1 .....	19
Tabela 5 - Análise de componentes principais Poço CM-A .....	35
Tabela 6 - Análise de componentes principais Poço CM-A .....	35
Tabela 7 - Análise de componentes principais Poço CM-A .....	36
Tabela 8 - Análise de componentes principais Poço CM-A .....	36
Tabela 9 - Coeficientes utilizados na discriminação de fácies .....	43
Tabela 10 - Análise de componentes principais - Coeficientes utilizados na discriminação de fácies.....	44
Tabela 11 - Contribuição das variáveis utilizadas na análise discriminante.....	45
Tabela 12 - Contribuição das variáveis utilizadas na análise discriminante.....	46
Tabela 13 - Testes estatísticos da análise discriminante .....	46
Tabela 14 - Ajustes obtidos na análise discriminante .....	47
Tabela 15 - Seqüência das operações executadas até a obtenção do Diagrama Preferencial de Relações de Fácies .....	67
Tabela 16 - Combinação dos métodos .....	70
Tabela 17 - Totalização por zona produtora.....	78
Tabela 18 - Listagem de saída. Poço CM-F .....	80
Tabela 19 - Resultados da análise de tendência.....	107

Tabela 20 - Correlação automática das fâcies. Poços CM-G e CM-H.....	109
Tabela 21 - Correlação automática das fâcies. Poços CM-I e CM-A.....	111
Tabela 22 - Codificação dos padrões A (leitura dos perfis) e B (fâcies correspondentes) utilizados na fase de treinamento do Sistema de Memória Associativa Bidirecional.....	118

**APLICAÇÃO DE TRATAMENTO ESTATÍSTICO MULTIVARIANTE EM  
DADOS DE PERFIS DE POÇOS DA BACIA DE SERGIPE-ALAGOAS**  
(TESE DE MESTRADO : Set./91)

**JOSÉ ALBERTO BUCHEB**  
Orientador : Dr. Hilton Bernard Evans

*Departamento de Geofísica – Centro de Geociências/UFPA*  
*Caixa Postal 309 – Belém, PA, Brasil*

**RESUMO**

Utilizando-se dados do campo de Camorim (Bacia de Sergipe-Alagoas), foi testado e aplicado um conjunto de técnicas estatísticas multivariantes (análises de agrupamentos, de componentes principais e discriminante) no intuito de identificar as fácies, previamente definidas em poços testemunhados, por meio dos perfis, viabilizando o reconhecimento das mesmas nos demais poços não testemunhados da área.

A segunda etapa do processo de determinação das fácies consistiu no emprego de métodos auxiliares (análises composicional e de seqüência de fácies), que, combinados com as técnicas multivariantes, propiciaram melhores resultados na calibração rocha-perfil.

A determinação das fácies, uma vez estabelecida, possibilitou o refinamento do processo de avaliação de formações ao viabilizar o exame de cada fácies-reservatório, isoladamente. Assim, esse procedimento tornou possível a escolha, para cada litologia, dos parâmetros utilizados na interpretação dos perfis ao mesmo tempo em que permitiu a totalização em separado dos valores de espessura, porosidade e saturação dos fluidos, bem como a adoção de diferentes valores de corte (*cut-offs*) para cada grupo considerado. Outras aplicações incluíram a melhoria na estimativa da porosidade e da permeabilidade, a adaptação de algoritmos para o cálculo preliminar de porosidade, a confecção de mapas de fácies e a geração automática de seções estratigráficas.

Finalmente, foram destacadas a perspectiva de integração desse estudo com sistemas estatísticos de descrição de reservatórios, outras técnicas de determinação de fácies em desenvolvimento e a retomada da utilização de métodos estatísticos multivariantes em dados de perfis, como ferramenta de exploração.

# APPLICATION OF MULTIVARIATE STATISTICAL TECHNIQUES ON WELL LOG DATA FROM SERGIPE-ALAGOAS BASIN, BRAZIL

(MASTER THESIS : Sept./91)

JOSÉ ALBERTO BUCHEB

Adviser : Dr. Hilton Bernard Evans

*Departamento de Geofísica – Centro de Geociências/UFPa*

*Caixa Postal 309 – Belém, PA, Brazil*

## ABSTRACT

A series of multivariate statistical techniques (cluster, principal component and discriminant analysis) was tested and applied to well log data from the Camorim field (offshore Sergipe State, Brazil) in order to identify facies previously defined through core description.

The second step in the process of facies determination was supported by auxiliary methods (compositional and sequence facies analysis), which produced better results in the calibration of rock-log data, when combined with the multivariate techniques.

The facies determination, once established, permits the refinement of the process of formation evaluation, enabling the examination of each facies separately. This procedure made it possible to choose, for each lithology, the parameters used in log interpretation. In parallel, this process allowed the summation of thickness, porosity, fluid saturation and the adoption of different cut-offs for each group, separately. Other applications included: enhancement in the estimation of porosity and permeability, the adaptation of algorithms designed for fast porosity estimation, the mapping of variables useful in the characterization of the vertical variability of the reservoir rocks and the automatic generation of stratigraphic sections.

Finally, the possibility of integration of the work from this study with statistical systems of reservoir description, other facies determination techniques currently being developed and the utilization of multivariate statistical methods in well log data, as an auxiliary exploratory tool, were illustrated.

# CAPÍTULO 1

## INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, a acentuada expansão do uso dos computadores criou as condições necessárias à organização e interpretação do elevado acervo de dados de perfis elétricos, acústicos e radioativos, acumulados ao longo de mais de trinta anos de exploração de petróleo nas bacias sedimentares brasileiras. Ao mesmo tempo, diversos *softwares* e aplicativos, com variados graus de sofisticação foram desenvolvidos e colocados à disposição dos analistas de perfil, possibilitando maior rapidez e flexibilidade no tratamento dessas informações. A qualidade da interpretação, entretanto, está subordinada ao conhecimento do significado físico das respostas das ferramentas utilizadas na aquisição dos dados e, sobretudo, das características geológicas do reservatório em estudo.

Nesse quadro se insere esta dissertação, cujo objetivo é o da identificação de fácies previamente definidas em poços testemunhados, por meio dos perfis elétricos, viabilizando o reconhecimento automático das mesmas nos demais poços não testemunhados na área em estudo.

Na Figura 1 estão esquematizadas as etapas do trabalho, compreendendo os itens relativos à preparação do arquivo, utilização das técnicas de tratamento estatístico multivariante para o reconhecimento de fácies através dos perfis e aplicações do procedimento em apreço para a estimativa de parâmetros petrofísicos (porosidade e permeabilidade), análise quantitativa de perfis, correlação estratigráfica automática e confecção de mapas faciológicos.

Inicialmente, discute-se o emprego de métodos de classificação automática para a determinação de fácies, que neste trabalho é realizada combinando-se as técnicas das análises de componentes principais, discriminante e, subordinadamente, composicional e de seqüência de fácies. A seguir apresenta-se um conjunto de aplicações ilustrativas de como o procedimento de identificação automática de fácies e de tratamento estatístico multivariante amplia significativamente o universo de informações obtidas a partir dos perfis, em relação aos métodos tradicionais de interpretação. Por fim, são destacadas a perspectiva da integração dos estudos em questão com os sistemas estatísticos de descrição de reservatórios, outras técnicas de determinação de fácies em desenvolvimento e a retomada da aplicação de métodos estatísticos multivariantes em dados de perfis, com objetivos

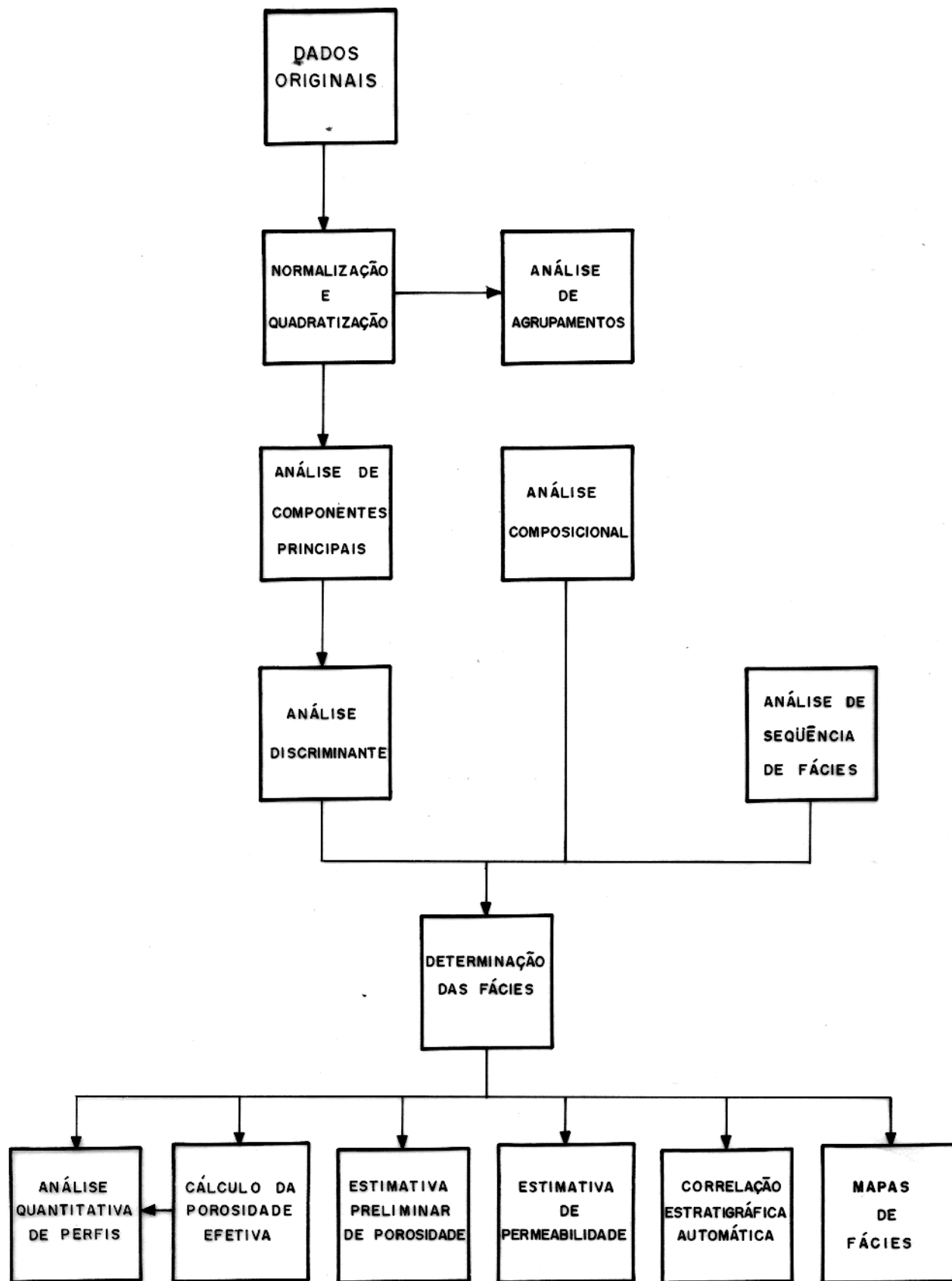


Figura 1 — Diagrama de fluxo das etapas desenvolvidas neste trabalho.



exploratórios.

Procurou-se evitar o uso de algoritmos de inversão, que buscam a solução ótima através da minimização da função erro (representativa da 'incoerência' entre a solução e os dados originais), devido ao elevado tempo computacional requerido e à freqüente inexatidão dos resultados causada pelas dificuldades inerentes à operação de tais sistemas (Marett & Kimminau, 1990).

### 1.1 A Área de Estudo

A Bacia de Sergipe-Alagoas situa-se no litoral nordeste brasileiro (Figura 2). Alonga-se por 310 *km* na direção NE, possuindo em terra uma largura média de 35 *km*. O limite em direção ao mar estende-se além de 2.000 *m*, apresentando até esta isóbata uma área de 35.000 *km*<sup>2</sup>, dos quais 12.000 *km*<sup>2</sup> em terra. Limita-se ao norte com a Bacia de Pernambuco-Paraíba e, ao sul, com a plataforma de Estância, na porção emersa, e com a Bacia de Bahia-Norte, no mar (Aquino & Lana, 1990).

De maneira geral, a evolução tectônica-sedimentar da Bacia de Sergipe-Alagoas é semelhante à das demais bacias da margem leste brasileira, desenvolvidas com a ruptura e deriva continental entre África e América do Sul. Os estágios, caracterizados por sedimentação e estilo tectônico próprios, são representados por: pré-*rift*, *rift*, transição e pós-*rift* (Aquino & Lana, 1990).

A escolha do Membro Carmópolis da Formação Muribeca para a aplicação da metodologia discutida neste trabalho deve-se a dois fatores. O primeiro diz respeito à importância dessa unidade, visto que 69% do volume de óleo provado da Bacia de Sergipe-Alagoas (Petrobrás, 1987) advém de tais reservatórios, representados por conglomerados e arenitos depositados no estágio pós-*rift*, na fase de mar restrito, encaixados em paleo-vales escavados pela discordância pré-Alagoas superior (Van der Ven et al., 1989). Além disso, a complexidade mineralógica das rochas que compõem o Membro Carmópolis dificulta a aplicação dos métodos usuais de interpretação de perfis.

Dentre os principais campos produtores no reservatório Carmópolis (Riachuelo, Siririzinho, Carmópolis e Camorim), este último reúne as condições mais favoráveis para a execução deste estudo, em função da quantidade de perfis corridos em cada poço e do número de testemunhos disponíveis.

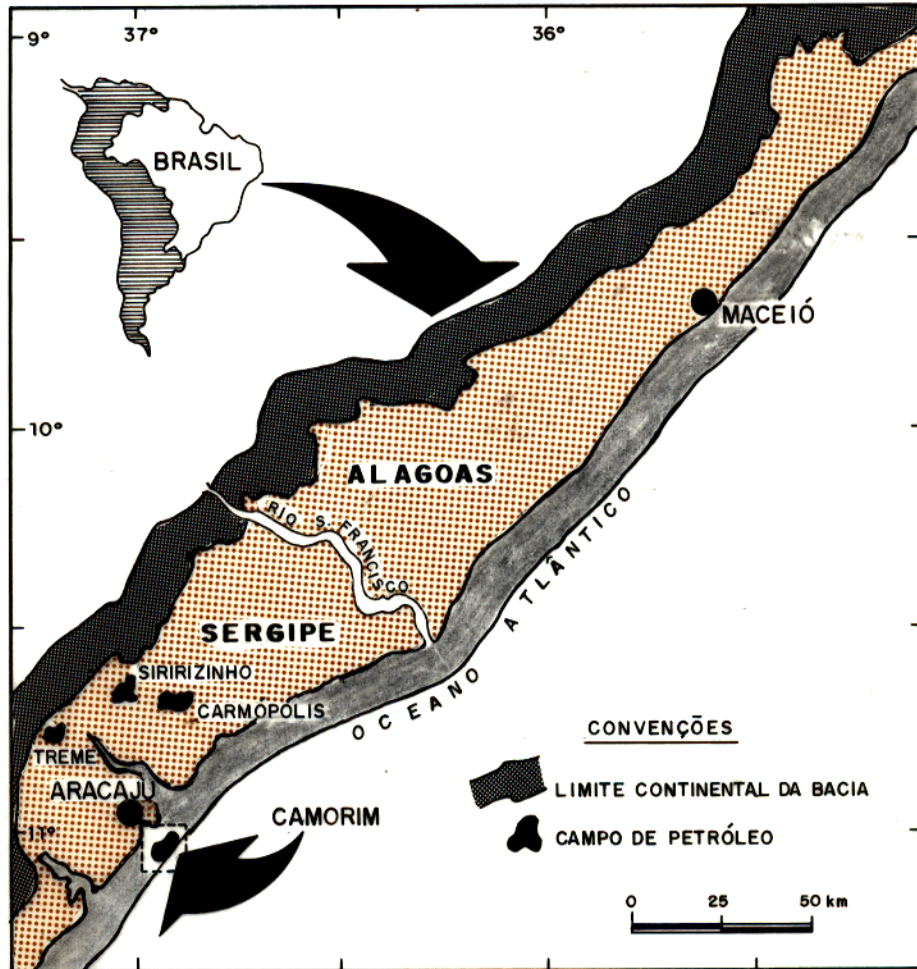


Figura 2 - Localização do campo de Camorim (Stumpf & Silva, 1988).

O campo de Camorim localiza-se na parte imersa da Bacia de SE/AL, a uma distância de aproximadamente 6 km da costa (Figura 2). A Figura 3 mostra a coluna estratigráfica da área. As acumulações comerciais de petróleo encontram-se distribuídas por oito intervalos do Membro Carmópolis da Formação Muribeca. O estudo sedimentológico dos testemunhos (Nascimento, 1981) permitiu a definição de seis fácies e de sete subfácies conforme se descreve a seguir:

**Fácies A: Conglomerado.**

- Subfácies  $A_1$ . Conglomerado polimítico composto de seixos e/ou matacões de 5 a 15 cm de diâmetro com 10 a 30% de matriz de arenitos líticos grosseiros. Arranjo: contato seixo a seixo.
- Subfácies  $A_2$ . Conglomerado polimítico como o anterior, com seixos de até 5 cm de diâmetro, apresentando 30 a 50% de igual matriz arenosa. Arranjo: seixos suportados por matriz.

**Fácies B: Arenito lítico conglomerático.**

**Fácies C: Arenito.**

- Subfácies  $C_1$ . Arenito lítico muito grosso a médio.
- Subfácies  $C_2$ . Arenito lítico médio a fino.
- Subfácies  $C_3$ . Arenito lítico fino a muito fino.

**Fácies D: Siltito.**

**Fácies E: Folhelho.**

- Subfácies  $E_1$ . Folhelho cinza-esverdeado.
- Subfácies  $E_2$ . Folhelho preto.

**Fácies F: Calcário.**

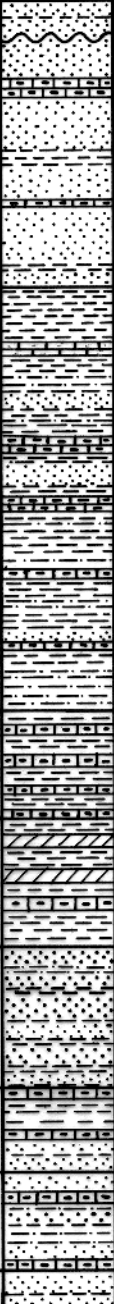
SISTEMA		FORMAÇÃO		ESPESSURA (m)	DESCRÇÃO
QUAT.	S.P.A.				
TERCIÁRIO		MARITUBA	434 - 676		AREIA E ARGILA
					AREIA, CALCILUTITO, DOLOMITO, COM INTERCALAÇÕES DE ARGILAS E FOLHELHOS
CRETÁCEO SUPERIOR		CALUMBI	882 - 1002		FOLHELHOS, SILTITOS E ARENITOS, COM LEITOS SUBORDINADOS DE CALCILUTITOS
CRETÁCEO INFERIOR		RIACHUELO	86 - 301		MB. TAQUARI INTERCALAÇÕES DE CALCILUTITOS E FOLHELHOS
		MURIBECA	87 - 281		MB. IBURA / OITEIRINHOS FOLHELHOS E CALCÁRIOS COM INTERCALAÇÕES DE CALCILUTITOS E ANIDRITA
		COQUEIRO SECO	210 - 280		MB. CARMÓPOLIS CONGLOMERADOS POLICOMPOSTOS E ARENITOS LÍTICOS COM INTERCALAÇÕES DE FOLHELHOS E SILTITOS.
		BARRA DE ITIUBA	42-218		MB. MORRO DO CHAVES CALCILUTITO E FOLHELHO COM INTERCALAÇÕES DE ARENITO
			195-388		ARENITOS, FOLHELHOS, SILTITOS, CALCILUTITOS E CONGLOMERADOS
JUR	SERRA-TRIA				ARENITOS COM INTERCALAÇÕES DE FOLHELHO

Figura 3 — Coluna estratigráfica da área de Camorim (Valverde & Góes, 1991).

Como somente os conglomerados e arenitos contribuem para a produção de hidrocarbonetos, as fácies acima foram reagrupadas em termos de fácies-reservatório e não-reservatório (Figura 4), caracterizadas em função da permeabilidade, como:

- a) Fácies-reservatório 1 (FR-1): Conglomerado;
- b) Fácies-reservatório 2 (FR-2): Arenito muito grosso a fino;
- c) Fácies-reservatório 3 (FR-3): Arenito fino a muito fino, e
- d) Fácies não-reservatório (FNR): Folhelho, Siltito e Calcário.

A primeira tentativa de estabelecer critérios de discriminação desses grupos (Nascimento et al., 1981) resultou na delimitação de faixas de respostas em perfis, característicos para cada fácies, conforme ilustrado nos diagramas tipo escada (*ladder*) da Figura 5.

## 1.2 Trabalhos Anteriores

Inicialmente, estudos visando definir o tipo de sedimentação e o ambiente deposicional através de perfis consideravam somente as variações no formato das curvas, como demonstrado por Visher (1965), Serra & Sulpice (1975) e Rider & Laurier (1979).

Serra & Abbott (1980) destacaram-se como os pioneiros na área de tratamento estatístico para identificação de litologia ao proporem uma abordagem quantitativa, definindo o termo eletrofácies como 'o conjunto de respostas de perfis que caracteriza uma camada e permite distingui-la das demais'.

Outra contribuição importante foi a de Wolff & Pélissier-Combescure (1982) ao utilizarem as técnicas de análise de componentes principais e de distribuição modal para a caracterização de eletrofácies, seguindo-se os trabalhos de Widdicombe et al. (1984) e de De la Cruz & Takizawa (1985), que aplicaram a metodologia para a identificação de litologia em poços da Bacia de Powder River (EUA) e do Qatar, respectivamente.

Paralelamente, Delfiner et al. (1984) mostraram os resultados obtidos com a construção de um banco de dados petrográficos e as correspondentes respostas de perfis, para a identificação de

**FÁCIES A**

Subfácies A1: Conglomerado suportado por seixos }  
 Subfácies A2: Conglomerado suportado por matriz } FR-1

**FÁCIES B: Arenito conglomerático****FÁCIES C**

Subfácies C1: Arenito médio a muito grosso }  
 Subfácies C2: Arenito fino a médio } FR-2  
 Subfácies C3: Arenito fino a muito fino } FR-3

**FÁCIES D: Siltito****FÁCIES E**

Subfácies E1: Folhelho cinza esverdeado }  
 Subfácies E2: Folhelho preto } FNR

**FÁCIES F: Calcário**

Figura 4 — Divisão faciológica do membro Carmópolis da formação Muribeca no campo de Camorim. (Nascimento, 1981).

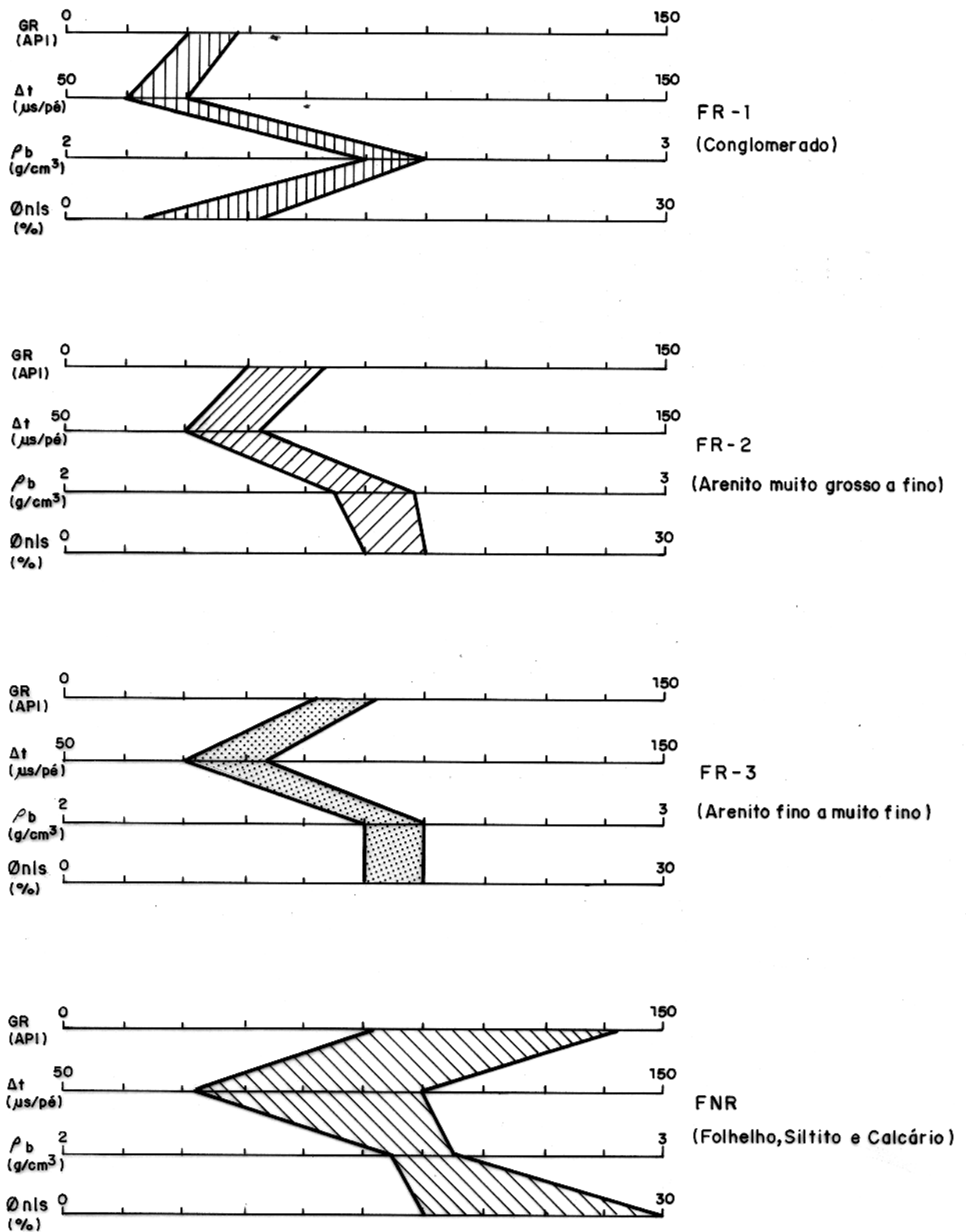


Figura 5 - Diagramas tipo escada (*ladder*) para as fácies do membro Carmópolis da formação Muribeca no campo de Camorim (adaptado de Nascimento, 1981).

fácies através de métodos estatísticos e Wilbert (1984) utilizou a técnica da análise discriminante para a classificação de conglomerados, arenitos e fácies não-reservatório do campo de Riachuelo (SE).

Na mesma linha, Busch et al. (1985) fizeram uso também da análise discriminante, combinando dados de perfis e de testemunhos da Formação Shublik, North Slope, Alaska e Berteig et al. (1985) propuseram a aplicação de métodos de agrupamento automático associados a técnicas de classificação contextual, exemplificando com dados de poços do Mar do Norte.

Posteriormente, Mohn et al. (1987) discutiram o emprego de métodos estatísticos multivariantes e de modelos estocásticos na determinação de litofácies através de perfis, Descalzi et al. (1988) mostraram o uso da análise de agrupamentos em dados de perfis e de testemunhos para a interpretação de reservatórios de litologia complexa e Sarzenski & Toledo (1988) utilizaram procedimentos estatísticos para a correlação rocha-perfil nos reservatórios heterogêneos do campo de Rio Preto (ES).

Seguindo estes desenvolvimentos, Bucheb (1988a) comparou os métodos de análise composicional, de agrupamentos e discriminante para a determinação automática de fácies no campo de Camorim (SE), Aquino & Souto Filho (1988) discutiram a aplicação da técnica de quadratização de perfis na definição de eletrofácies, apresentando o resultado obtido com sua aplicação no campo de Upanema (RN) e Sakurai & Melvin (1988) empregaram modelos estatísticos para a discriminação de fácies através de dados de perfis e de testemunhos bem como para estimativas de permeabilidade do campo de Endicott (EUA).

Mais recentemente, Abrahão (1989) mostrou a utilização da análise discriminante e de métodos de regressão múltipla em dados de perfis, para a caracterização de rochas geradoras de hidrocarbonetos na Bacia de Campos, Bucheb & Franco (1989) propuseram a utilização do método das cadeias de Markov modificado por Harper (1984), como elemento subordinado à técnica da análise discriminante na caracterização de fácies através dos perfis e Tetzlaff et al. (1989) e Hoffman et al. (1989) fizeram uso de métodos estatísticos aplicados iterativamente para a identificação de litologia e estimativa de parâmetros petrofísicos como a porosidade e a permeabilidade.

Finalmente, Baldwin et al. (1990) e Rodrigues & Queiros Neto (1991) introduziram a



discussão de sistemas de redes neurais como alternativa aos métodos tradicionais de determinação de litologia, Castro (1991) propôs um algoritmo para o reconhecimento semi-automático de eletrofácies fundamentado na análise de agrupamentos e Souza Jr. (1991) discutiu a aplicação de técnicas de análise de dados multivariados no estudo de reservatórios.

Importantes também são os trabalhos de Moura (1985), no qual estão exemplificadas técnicas de tratamento estatístico multivariante para a análise de dados geoquímicos e de Landim (1976), que estudou a aplicação da análise de agrupamentos em bioestratigrafia.

Há na literatura especializada numerosos textos contendo fundamentos e aplicações de métodos estatísticos multivariantes. Em particular, devem ser mencionados os trabalhos de Davis (1973), onde são desenvolvidos os aspectos teóricos e mostrados diversos exemplos relacionados às geociências e de Doveton (1986), que discute extensamente o uso de várias dessas técnicas em dados de perfis.

## CAPÍTULO 2

### PREPARAÇÃO DO ARQUIVO DE DADOS

#### 2.1 Dados de Perfil

A utilização das técnicas estatísticas como instrumento para a interpretação de perfis exige que todos os dados estejam registrados na forma digital, sendo que, nos poços mais recentes, esse procedimento é executado no momento da aquisição dos mesmos. Foi necessário, entretanto, realizar-se a digitalização manual das curvas dos poços mais antigos, uma vez que elas se encontravam arquivadas na forma analógica.

Dentre os registros disponíveis na área de Camorim foram utilizados, neste estudo, os perfis sônico ( $\Delta_t$ ), raios gama ( $GR$ ), neutrônico (calibrado em matriz calcário:  $\phi_{nls}$ ) e densidade ( $\rho_b$ ), que de forma geral são ao mesmo tempo mais sensíveis às características de composição e textura das rochas e menos influenciados pelos fluidos de formação (Figura 6), sendo dessa forma, os mais indicados para o reconhecimento das fácies.

Efetuaram-se as correções ambientais para as leituras dos perfis neutrônico e densidade, de acordo com o indicado nas cartas das companhias de serviço, a fim de se removerem efeitos como os causados por temperatura, diâmetro do poço, rugosidade, aditivos do fluido de perfuração e outros capazes de provocar distorções nos registros.

#### 2.2 Normalização dos Perfis

No intuito de não produzir alterações capazes de comprometer a confiabilidade do tratamento estatístico, optou-se por preservar a estrutura original dos dados sem se recorrer às técnicas de normalização, exceção feita ao perfil de raios gama, face à detecção, em diversos poços, de que a curva em exame se encontrava visivelmente deslocada, devido, possivelmente, a erros de calibração da ferramenta no momento da aquisição dos dados.

A operação, quando necessária, foi realizada através da soma ou da subtração de uma constante a todos os registros, de modo a recompor a faixa de ocorrência das leituras sem modificar

PERFIL	COMPOSIÇÃO	TEXTURA	ESTRUTURAS SEDIMENTARES	FLUIDO
RESISTIVIDADE	● ●	● ● ●	● ●	● ● ●
POTENCIAL ESPONTÂNEO	●	● ●	● ●	● ● ●
PROPAGAÇÃO ELETROMAGNÉTICA (TEMPO DE PROPAGAÇÃO)	● ●	●	●	● ● ●
PROPAGAÇÃO ELETROMAGNÉTICA (ATENUAÇÃO)	● ●	●	●	● ● ●
RAIOS GAMA	● ●	●	●	●
ESPECTROSCOPIA DE RAIOS GAMA NATURAIS	● ● ●	●	●	●
NEUTRÔNICO COMPENSADO	● ●	● ●	●	● ●
DENSIDADE COMPENSADA ( $\rho_b$ )	● ● ●	● ●	●	● ●
LITODENSIDADE ( $P_e$ )	● ● ●	●	●	●
DECAIMENTO TERMAL ( $\Sigma$ )	● ●	● ●	●	● ● ●
SÔNICO COMPENSADO ( $\Delta t$ )	● ●	● ● ●	●	● ●
SÔNICO COMPENSADO (ATENUAÇÃO)	●	● ●	● ●	● ● ●
ESPECTROMETRIA DE RAIOS GAMA	● ● ●	● ●	●	● ● ●
MERGULHO DE ALTA RESOLUÇÃO	●	● ●	● ● ●	●
CALIPER	●	● ●	●	●
ALTA RESOLUÇÃO DE TEMPERATURA	● ●	● ● ●	● ● ●	● ●

● INFLUÊNCIA FRACA    ●● INFLUÊNCIA MÉDIA    ●●● INFLUÊNCIA FORTE

Figura 6 - Importância comparativa de parâmetros geológicos no reconhecimento de fácies. (Modificado de Serra & Abbott, 1980).

as demais características da distribuição. Dois exemplos desse procedimento estão ilustrados na Figura 7, que mostra os dados originais e os normalizados.

### 2.3 Quadratização dos Perfis

A fim de se proceder à calibração rocha-perfil, efetuou-se o zoneamento do poço escolhido como referência (CM-A), de acordo com a descrição de fácies dos testemunhos. Nos intervalos assim obtidos, foi tomada a média aritmética das leituras de cada curva, viabilizando a aplicação das técnicas utilizadas neste estudo (Figura 8).

A Figura 9 mostra os gráficos  $\phi_{nl_s} \times \rho_b$  correspondentes, para o intervalo 1934,0/2026,6 m do poço CM-A antes e depois da quadratização, mostrando como esta operação facilita o manuseio ao mesmo tempo em que mantém as características gerais dos dados (Serra e Abbott, 1980).

A quadratização efetuada nos perfis do poço CM-A possibilitou a conversão dos 463 conjuntos de leituras (registrados a cada 0,20 m) em 76 intervalos, o que contribuiu significativamente para a redução do tempo de processamento do poço de referência e para a simplificação da análise dos resultados.

Além disso, a correspondência entre os intervalos quadratizados e os obtidos na descrição dos testemunhos permitiu a comparação direta entre os dados de rocha e de perfil. Uma vez determinados os coeficientes para o reconhecimento das fácies no poço de referência, o processamento dos demais poços da área de estudo pôde ser efetuado sobre os dados originais (não quadratizados).

### 2.4 Dados de Rocha

Ao todo foram analisados 96 poços, dos quais 13 possuíam testemunhos na seção objetivo do trabalho, proporcionando elementos para a calibração rocha-perfil. Os dados obtidos das análises petrográficas (porosidade, permeabilidade e densidade de matriz) foram incorporados ao arquivo de dados de perfil na forma digital, sendo interpolados em intervalos regulares e suavizados através de média móvel, visando à obtenção de uma resolução vertical de magnitude semelhante à das ferramentas de perfilagem.

Um importante subsídio à elaboração deste trabalho foi dado pelas análises quantitativas das seções delgadas (Tabelas 1, 2 e 3) e dos testemunhos (Tabela 4) utilizadas na construção dos modelos de discriminação de fácies e na adaptação dos algoritmos de cálculo de porosidade. Na categoria 'outros' estão agrupados na Tabela 1: biotita, granada, apatita, anatásio, leucoxênio, barita, caulinita, ilita, anidrita, silito, fragmentos de arenito, argilito e opacos não classificados; na Tabela 2: biotita, granada, apatita, anatásio, leucoxênio, barita, clorita, ilita, silito, fragmentos de arenito, argilito e opacos não classificados; e na Tabela 3: biotita, granada, apatita, piroxênio, leucoxênio, zircão, clorita, caulinita, ilita, silito, fragmentos de arenito, argilito e opacos não classificados.

## 2.5 Bancos de Dados

As informações necessárias à execução desse estudo foram acessadas a partir dos sistemas de armazenamento e recuperação de dados de exploração, produção e perfuração da Petrobrás.

Foram utilizados, ao longo de todo o trabalho, registros obtidos ao Arquivo Geral de Poços (dados geológicos), Arquivo Geral de Perfis, Sistema de Arquivamento de Dados de Produção (dados petrofísicos) e Arquivo de Controle Direcional de Poços da Petrobrás.

Tabela 1 - Composição mineralógica FR-2

Poço: CM-A - subfácies c1 - Arenitos médios a finos  
razão feldspato potássico/plagioclásio : 5/3  
porcentagem de feldspatos sericitizados : 9 %

profundidade (m)	número da lâmina	número de pontos	constituintes (%)														
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1937,75	34594	250	29,6	2,4	0,4	3,2	24,0	2,4	1,2	0,4	8,8	4,0	5,2	9,2	6,4	0,4	2,4
1338,10	30562	250	53,8	14,1	0,5					2,0	12,1	3,0	2,5	0,5	0,5		11,1
1938,20	26676	200	52,8	3,4	0,4	0,4	0,4				20,4	3,0	8,1		6,8		4,2
1939,45	26777	250	45,2	7,3	0,8	0,8	1,2			0,4	25,8	1,6	4,0		3,7	2,4	6,8
1966,95	34024	300	50,0	1,1	1,1		5,1			3,2	10,9	8,0	3,6	8,3		1,8	6,9
1967,90	34025	300	52,1	3,8	0,7	0,4	6,0		0,4	2,2	15,0	0,7	6,0	10,4		1,9	0,4
1972,80	29711	250	25,5	4,6		1,3	49,4		1,7		11,7			2,9		2,1	0,8
1977,10	29714	250	44,4	4,0	0,4				0,4		22,6	2,4	6,5	2,0	11,7	1,2	4,4
1979,60	29717	250	39,8	6,2			21,3			0,8	15,2	1,2	2,9	3,7	5,3	1,6	2,0
1983,00	29719	250	35,8	3,1		0,9	18,3		0,9	2,2	9,6	1,7	6,1	3,1	11,4	1,7	5,5
1984,30	29721	250	41,3	3,6	0,4		16,4		0,9	2,2	8,9	4,5	5,8	5,8	5,4	0,9	3,9
1997,70	30410	250	36,9	8,4	1,7		5,0	2,1	0,4	0,4	10,9	5,1	10,5	8,0	4,2	1,7	4,7
2027,70	30429	200	41,3	8,2		2,0	16,8	1,0	1,0	0,5	8,2	4,1	4,1	4,1	3,1	2,6	3,0

Pinto (1988)

1-quartzo 2-feldspato 3-muscovita 4-calcita 5-dolomita 6-hematita/limonita 7-pirita  
8-clorita 9-filito 10-gnaiss/granito 11-xisto 12-rochas metamórficas 13-quartzito micáceo 14-intraclastos  
15-outros

Tabela 2 - Composição mineralógica FR-2

Poço: CM-A - subfácies c2 - Arenitos médios a finos

razão feldspato potássico/plagioclásio : 7/3

porcentagem de feldspatos sericitizados : 19 %

profundidade (m)	número da lâmina	número de pontos	constituintes (%)														
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1937,15	34593	200	39,7	14,8	1,1	0,5	1,6	2,1			16,9	2,1	3,2	4,8	2,1	3,2	7,9
1938,65	34595	200	41,5	6,6	1,1						29,5	2,2	1,1	1,6	2,2	6,6	7,6
1940,70	26778	250	37,2	10,3		0,4	1,2	0,9	0,4		25,6	6,2	2,9		2,1	7,4	5,4
1943,50	26780	250	49,8	4,2		0,8	0,8				24,3	6,7	1,7	3,7	2,1	1,7	4,2
1949,60	26782	250	40,0	6,4			10,6		0,9	0,4	18,7	3,8	2,6	11,5	0,4	1,3	3,4
1950,40	26783	250	48,0	4,5	0,4	0,4	2,2		1,4	0,4	16,0	2,2	2,2	9,4	3,6	3,6	5,7
1966,60	29683	200	29,0	5,0	2,5	3,0	3,5		2,0		38,5	1,5		3,0		1,0	11,0
1972,10	34633	250	43,8	8,0	0,4	1,2	4,2		5,4	0,8	20,2	3,0	3,0	3,0	0,8	0,8	5,4
1972,50	29710	200	36,2	7,1	0,5	9,7	12,2	4,0	0,5		20,4	1,5	1,0		2,0	5,1	0,0
?	35669	200	27,6	11,1		1,2	35,3		1,8		11,8		2,9	1,2	1,8	1,2	4,1
1979,30	29716	200	30,1	7,3	1,0	0,5	14,0		0,5		28,5	0,5	6,7	4,2	1,6	3,1	2,0
1982,30	29718	200	37,6	5,2			12,4				19,1	1,6	5,1	4,1	3,1		5,6
1985,40	29949	200	39,1	10,2		2,5	17,3				10,6	3,1	2,5	0,5		3,6	13,7
1986,80	29950	200	35,7	5,8			24,5				14,3	1,0	3,1	7,1	1,0	2,0	5,7
1995,70	29954	200	47,0	2,5			5,8	3,4	0,5		21,7	2,0	3,6	3,6	2,0	5,1	3,0
1996,10	34628	250	45,1	7,2			6,8			0,4	16,2	4,7	3,4	5,1	2,6	1,3	7,2
1996,50	34660	200	42,8	5,9	0,5		17,6		1,1		14,4	1,6	3,7	4,3	2,2	1,6	4,3
2001,60	30411	200	29,0	4,7	0,5		32,1	3,1	0,5		15,6	3,6	2,6	5,2	1,6	1,0	0,5
2021,40	30426	250	45,6	5,8	0,4	1,6	7,3	0,8			13,3	1,2	6,5	4,4	5,3	2,8	5,2
2024,40	34672	200	31,7	2,2	0,5		36,6				12,9	1,6	2,7	4,8	2,7	1,1	3,2
2025,65	30428	200	28,4	7,6	1,0		35,5	1,0			11,7	1,5	2,6	1,0	2,6	2,0	5,1
2026,60	34673	200	33,7	5,7	0,5		22,8	3,1	0,5		11,9	1,6	5,2	3,1	2,1	2,6	7,2

Pinto (1988)

1-quartzo 2-feldspato 3-muscovita 4-calcita 5-dolomita 6-hematita/limonita 7-pirita  
 8-caulinita 9-filito 10-gnaise/granito 11-xisto 12-rochas metamórficas 13-quartzito micáceo 14-intraclastos  
 15-outros

Tabela 3 - Composição mineralógica FR-3

Poço: CM-A - subfácies c3 - Arenitos finos a muito finos

razão feldspato potássico/plagioclásio : 3/1

porcentagem de feldspatos sericitizados : 10 %

profundidade (m)	número da lâmina	número de pontos	constituintes (%)														
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1941,65	34596	200	38,5	7,5	1,1	6,4	0,5				25,7	4,3	1,1	2,5		4,8	8,0
1941,70	26779	200	30,5	10,2	0,5	27,8	1,1		0,5		17,7	1,6	1,1	1,6		2,1	5,3
1944,60	26781	250	50,0	5,1		1,7		0,4			19,5	9,3	1,3	2,5	4,7	1,3	4,2
1947,55	34599	250	37,1	1,9	0,5	8,9	3,3				28,2	2,3		12,2		1,4	4,2
1952,70	29672	200	30,7	6,5	1,5	0,5	1,0		1,0	6,0	33,7	3,0		4,5	0,5	4,0	7,1
1952,80	34023	250	44,0	10,9	0,5	0,9	0,9	1,9	1,4	0,5	19,9	8,1	2,4	1,9	0,5	1,9	3,3
1953,30	29673	180	28,1	7,8	3,6	9,6	10,2	2,4	0,6		31,7			3,0		2,4	
1954,70	29674	200	33,8	6,1	0,5	1,0	0,5	0,5	0,5		33,3	5,1	4,1	7,1	0,5	0,5	6,5
1974,55	34634	180	30,3	6,3		24,5	1,1		0,6	4,6	20,0			5,7		6,3	0,6
1975,00	29712	200	24,0	2,5	0,5	56,0				2,5	6,5			2,5		3,5	0,0
1993,90	29953	200	33,5	7,3		26,1			1,6		18,3	1,6	4,1	1,6	1,1	1,1	3,7
1994,55	34627	200	26,4	6,3	1,1	31,8		2,1			15,3	1,1	3,2	2,6	1,6	5,8	2,7
2002,80	30412	200	44,8	7,2		3,0		0,6			20,4	4,8	6,6	6,0	2,4	1,8	2,4
2007,30	34664	200	49,4	8,0	0,6	3,4			0,6	0,6	15,9	3,4	2,8	2,3	1,1	5,1	6,2
2009,80	30413	200	35,9	7,9		18,5		0,6	1,1		20,2	3,9	3,9	2,3	1,7	3,4	0,6
2011,80	30415	200	43,4	7,1	1,0	2,0		0,5	0,5		24,5	4,6	1,0	2,6	4,6	3,1	5,1
2018,90	30424	200	28,1	9,1	1,5	13,1		2,0		1,0	21,1	3,5	8,1	4,0	2,5	2,5	3,5
2019,80	30425	200	31,8	6,6	0,5	25,3	5,1	2,5			15,2	3,0	3,5	1,5		1,0	2,0
2021,80	34670	200	42,5	6,2		2,1		3,6		0,5	17,5	1,0	5,6	4,6	4,6	7,7	4,1

Pinto (1988)

1-quartzo 2-feldspato 3-muscovita 4-dolomita 5-calcita 6-hematita/limonita 7-anatásio  
 8-pirita 9-filito 10-gnaise/granito 11-xisto 12-rochas metamórficas 13-quartzito micáceo 14-intraclastos  
 15-outros

Tabela 4 - Análise petrográfica FR-1 : Conglomerados

Poços: CM-C, CM-G, CM-J, CM-K e CM-P

total de pontos	densidade média da amostra (g/cm <sup>3</sup> )	matéria (%)	quartzito/quartzito (%)	metarenito (%)	graníticas (%)	quartzito xisto (%)	micaxisto (%)	filito e folhelho (%)	dolomito (%)	subfácies
155	2,69	36,8	47,1	9,7	0,0	2,6	0,0	3,9	0,0	
121	2,69	29,8	45,5	15,7	0,0	0,0	7,4	1,7	0,0	
620	2,67	25,8	62,3	5,5	0,0	3,9	0,0	1,5	1,1	
553	2,67	24,1	61,7	5,8	0,0	4,9	0,0	3,6	0,0	
388	2,69	36,8	57,3	2,3	0,0	0,0	0,0	1,3	2,3	A1
365	2,71	41,1	23,6	18,4	0,0	6,6	0,0	1,4	9,0	
362	2,70	29,8	47,0	3,9	0,0	3,3	0,0	7,2	8,8	
339	2,70	38,6	32,2	18,3	1,2	0,0	0,0	9,7	0,0	A2
387	2,71	41,6	26,1	14,5	0,5	1,0	0,0	16,3	0,0	A2
496	2,69	25,8	35,7	24,0	0,0	4,6	0,0	0,0	9,9	A1
430	2,69	33,5	55,1	7,4	0,0	0,0	0,0	0,0	4,0	A1
567	2,69	34,0	41,1	13,9	3,5	4,4	0,0	0,0	3,0	A1
186	2,67	29,6	50,5	19,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
198	2,66	20,7	59,6	19,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
154	2,67	24,7	73,4	0,0	0,0	0,0	0,0	1,9	0,0	
385	2,68	35,8	57,1	4,9	0,0	0,0	0,0	0,0	2,1	
246	2,71	29,3	55,3	0,8	0,0	0,0	0,0	0,0	14,6	
696	2,66	18,0	79,5	2,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
462	2,68	16,9	68,8	5,8	0,0	0,0	0,0	0,0	8,4	
417	2,66	18,9	77,2	3,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,7	
769	2,68	31,1	60,7	3,3	2,1	0,0	0,0	0,0	2,9	
750	2,67	21,6	72,7	4,4	0,0	0,0	0,0	0,0	1,3	
560	2,67	23,8	60,5	12,1	0,0	0,0	0,0	0,0	3,6	
989	2,67	20,9	65,5	11,2	1,0	0,0	0,0	0,0	1,3	
145	2,70	51,0	48,3	0,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
150	2,70	32,0	51,3	5,3	3,3	0,0	0,0	0,0	8,0	A2
234	2,68	29,1	46,2	21,8	0,0	0,0	0,0	0,0	3,0	
584	2,66	19,7	75,5	1,0	3,1	0,5	0,0	0,0	0,2	A1
336	2,68	37,8	43,2	10,1	2,7	6,3	0,0	0,0	0,0	A1
484	2,69	26,9	40,1	8,5	18,6	2,3	0,0	0,0	3,7	A1
577	2,69	33,4	38,5	18,4	0,0	4,3	0,0	0,0	5,4	A1
499	2,68	24,0	39,3	30,5	1,6	0,2	0,0	2,4	2,0	A1
593	2,67	25,3	48,2	24,8	0,0	0,0	0,0	0,0	1,7	A1
456	2,66	16,0	50,0	26,5	0,0	7,5	0,0	0,0	0,0	A1
667	2,68	21,0	39,9	17,4	15,9	3,1	0,0	0,0	2,7	A1
654	2,68	23,5	40,8	26,0	4,1	1,8	0,0	0,0	3,7	A1
665	2,67	22,9	51,9	21,5	2,6	0,0	0,0	0,0	1,2	A1
287	2,66	14,6	16,7	49,8	11,1	7,7	0,0	0,0	0,0	A1
280	2,70	32,5	40,4	16,4	0,0	0,0	0,0	0,0	10,7	A1
320	2,74	86,9	5,6	7,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	A2
364	2,74	72,8	12,9	6,9	0,0	0,8	0,0	0,0	6,6	A2
293	2,73	75,1	11,6	11,6	0,0	0,0	0,0	1,7	0,0	A2
499	2,71	67,3	22,0	10,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
558	2,68	28,3	45,3	19,5	0,0	0,5	0,0	5,6	0,7	
266	2,70	19,9	36,1	24,4	0,0	4,1	0,0	2,6	12,8	
514	2,68	28,4	64,6	0,4	0,0	2,7	0,0	0,0	3,9	
390	2,73	47,2	33,8	0,8	0,0	0,0	0,0	11,5	6,7	
733	2,72	52,0	17,9	16,6	2,5	0,0	1,5	7,0	2,6	A2
381	2,72	64,0	8,1	23,6	1,3	0,0	1,6	0,3	1,0	A2
506	2,72	66,8	22,1	6,5	0,0	0,4	2,4	1,0	0,8	A2
75	2,69	44,0	54,7	0,0	0,0	0,0	1,3	0,0	0,0	
427	2,71	38,6	33,3	13,1	0,0	3,0	1,4	0,7	9,8	
675	2,69	32,1	52,6	7,1	2,7	0,0	1,2	0,4	3,9	
391	2,68	31,7	49,9	13,3	0,0	1,8	0,0	0,0	3,3	
368	2,69	19,8	27,7	3,0	47,3	0,8	0,0	0,0	1,4	A1
120	2,69	35,0	26,7	9,2	12,5	13,3	0,0	0,0	3,3	A1
217	2,71	56,2	18,0	16,6	0,0	4,1	0,0	4,1	0,9	A1
117	2,67	30,8	46,2	23,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
292	2,67	25,3	53,1	20,9	0,0	0,7	0,0	0,0	0,0	
491	2,67	23,6	29,1	42,8	1,0	0,0	0,4	0,0	3,1	
347	2,69	33,1	52,2	8,4	0,0	0,9	0,0	0,0	5,5	
515	2,73	44,5	21,0	19,0	0,0	0,0	0,0	0,0	15,5	
313	2,68	40,3	11,5	46,0	0,0	1,9	0,0	0,3	0,0	
906	2,66	16,7	63,4	18,0	0,0	0,4	0,0	1,5	0,0	
499	2,67	27,5	62,7	9,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
416	2,73	46,6	37,3	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	15,1	
122	2,73	68,9	24,6	1,6	0,0	0,0	0,0	0,0	4,9	
127	2,71	63,0	20,5	16,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
156	2,69	28,8	39,1	24,4	0,0	0,0	0,0	0,0	7,7	A2
482	2,71	38,4	31,1	19,1	0,0	0,0	0,0	0,0	11,4	
265	2,70	49,8	38,9	9,8	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	
193	2,69	42,0	55,4	0,0	0,0	0,0	0,0	2,6	0,0	

Valverde &amp; Góes (1991)

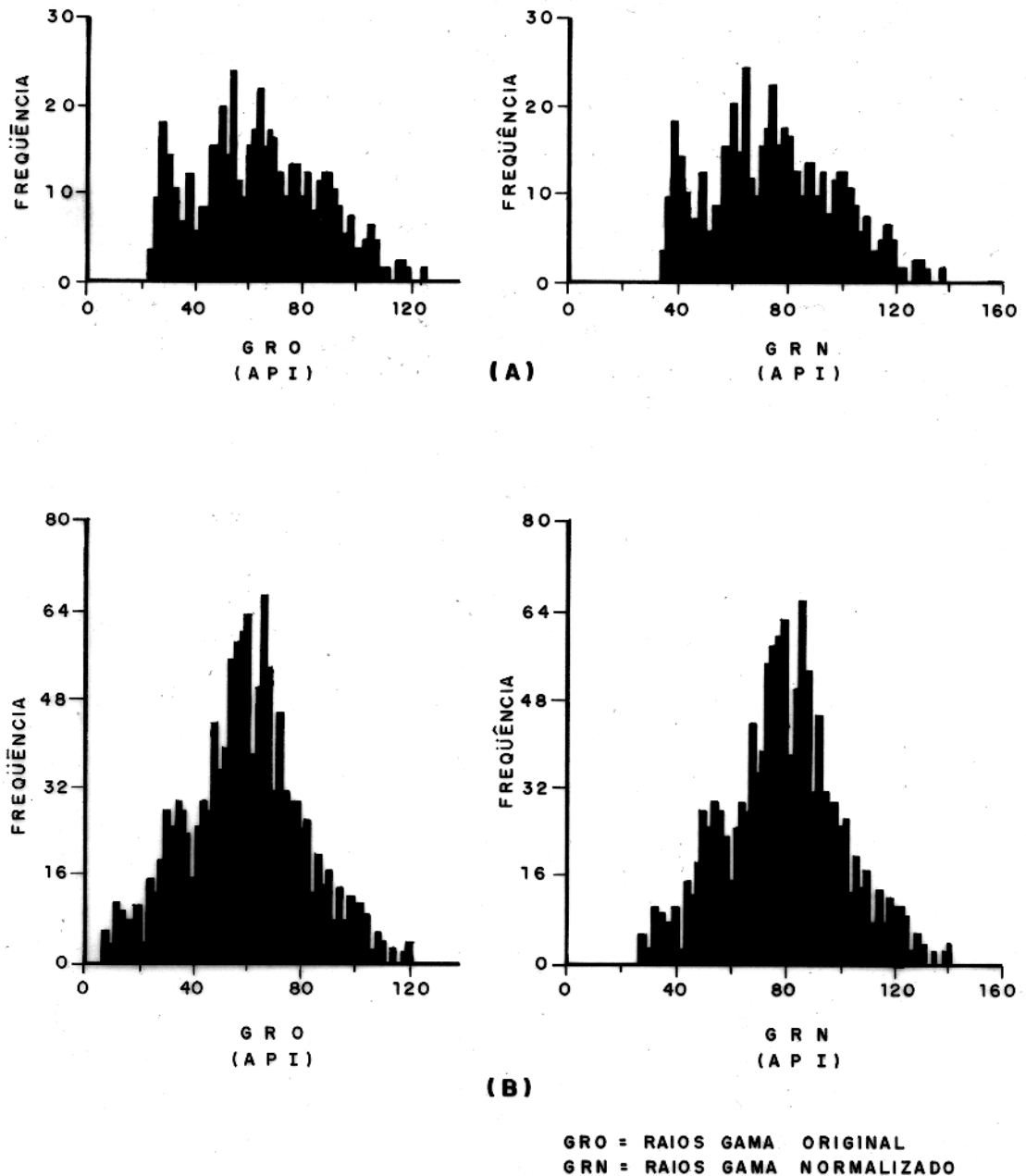


Figura 7 — Normalização da curva de Raios Gama.  
**A)** Poço CM — M. Intervalo: 2013/2108m.  
**B)** Poço CM — N. Intervalo: 2096/2338m.



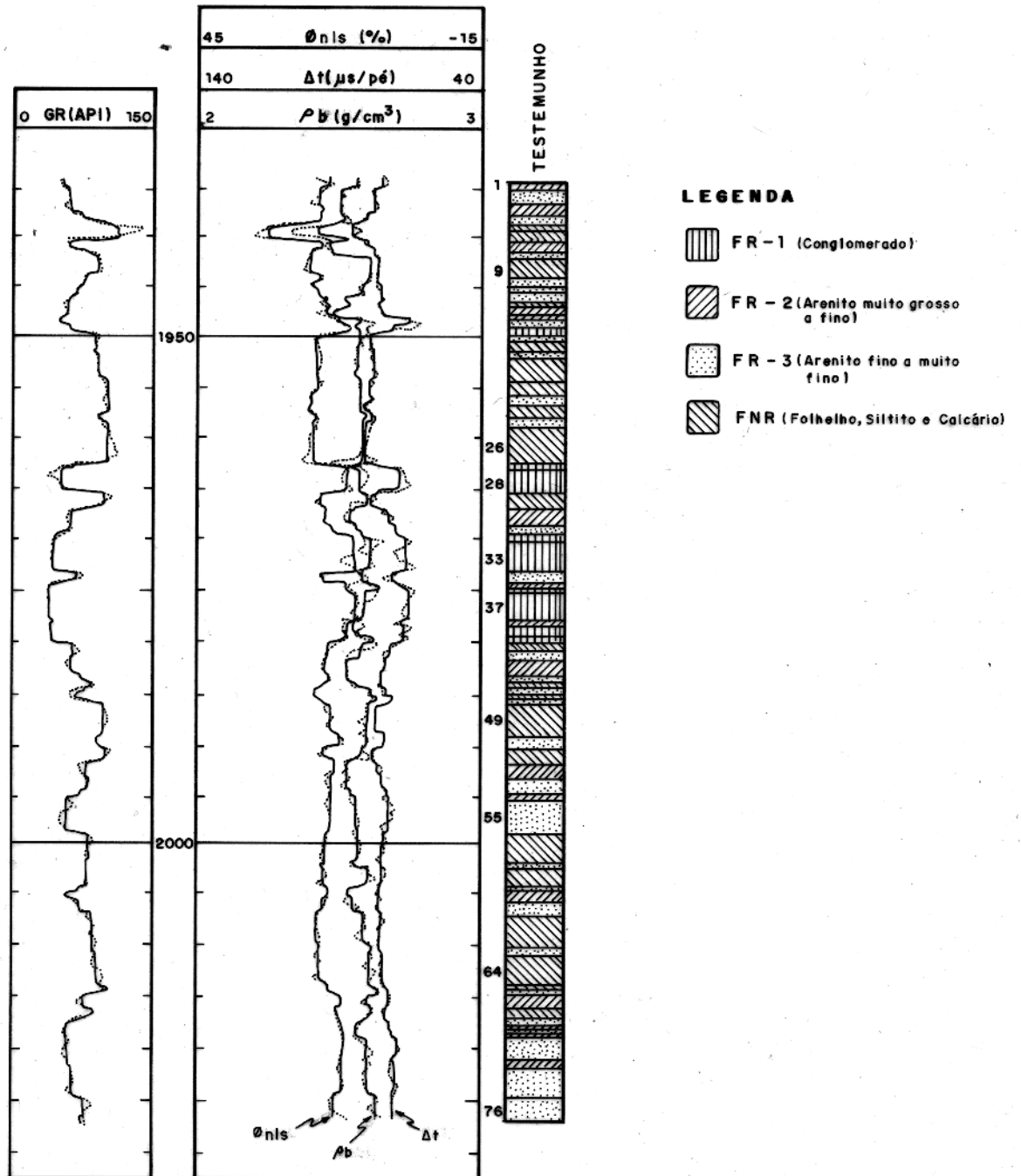


Figura 8 - Perfis quadratizados e fácies da seção testemunhada do poço CM-A.

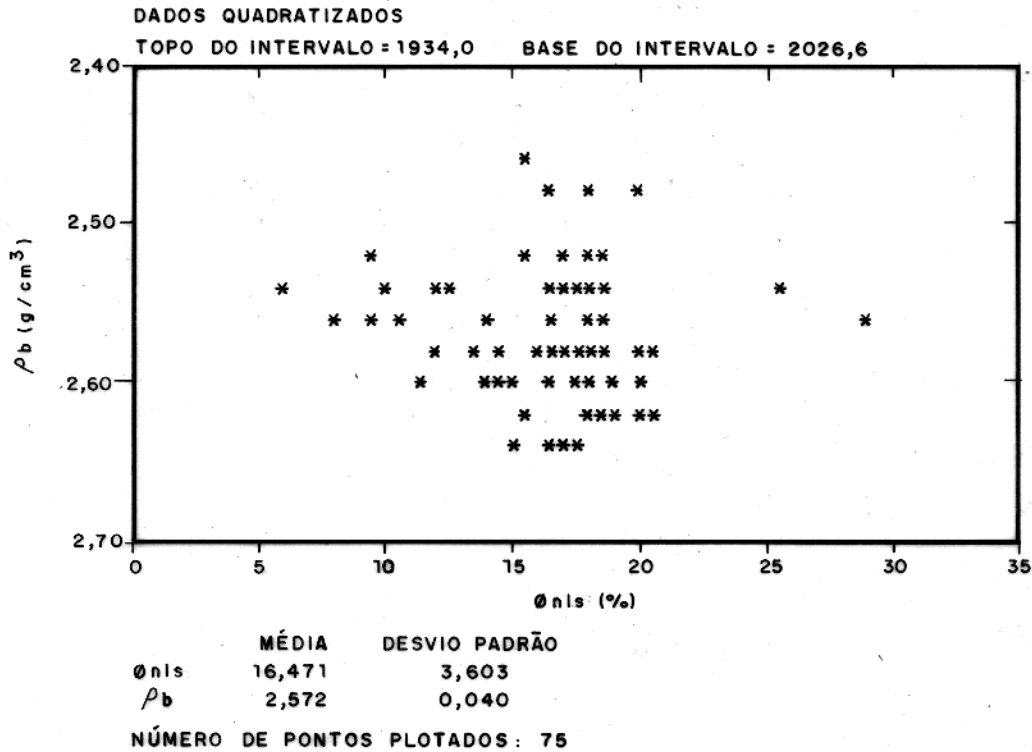
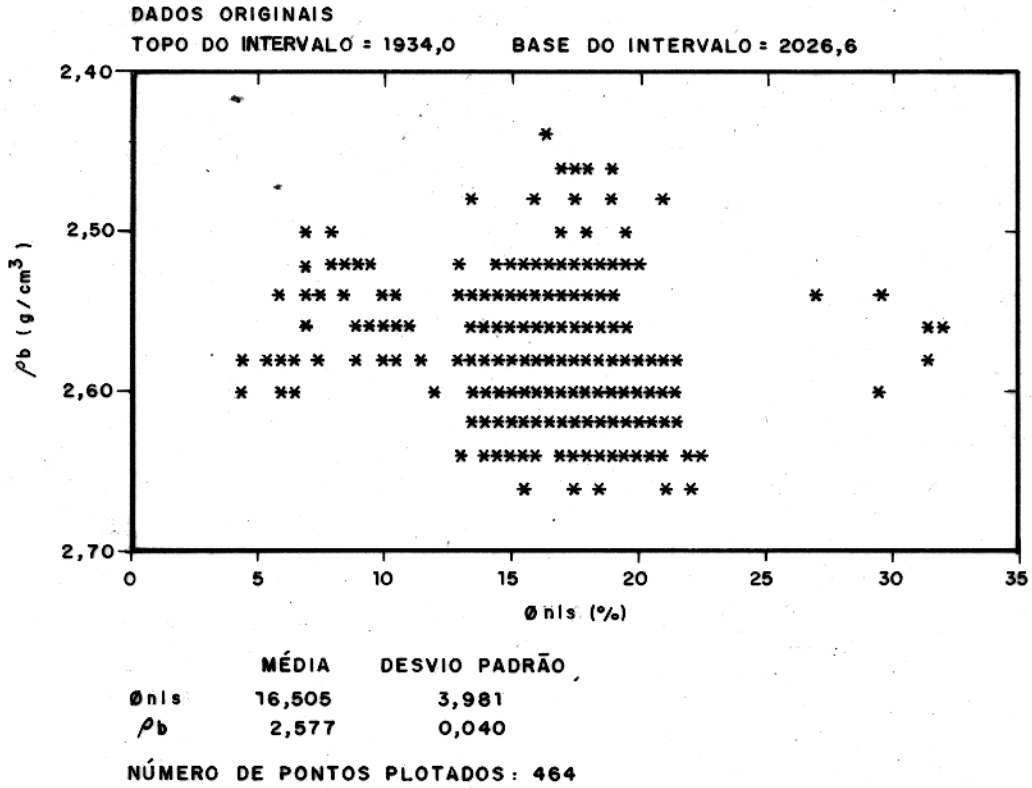


Figura 9 — Comparação entre dados originais e quadratizados. Poço CM-A.

## CAPÍTULO 3

### DETERMINAÇÃO DAS FÁCIES

#### 3.1 Análise de Agrupamentos

A análise de agrupamentos é uma técnica estatística multivariante que vem sendo utilizada nas geociências desde a década de 60, inicialmente em bioestratigrafia, tendo-se posteriormente estendido o seu uso a outras áreas como geoquímica e análise de perfis. O método em questão permite a classificação automática de um conjunto de objetos ou de variáveis, o que minimiza o caráter subjetivo do processo de interpretação.

A modalidade da análise de agrupamentos que busca comparar as variáveis (Modo *R*) é realizada, via de regra, utilizando-se o coeficiente de correlação, enquanto que a similaridade entre os objetos (Modo *Q*) é estabelecida, na maioria dos casos, através da distância euclidiana.

Como o objetivo deste estudo é o de investigar as relações entre os objetos (intervalos da seção perfilada), concentrou-se o interesse na análise de agrupamentos do Modo *Q* que é efetuada dispondo-se os dados numa matriz  $n \times m$ , na qual  $n$  representa o número de objetos e  $m$  o de variáveis. A seguir, constrói-se uma matriz simétrica de similaridade entre todos os pares possíveis de objetos ( $n \times n$ ) a partir do cálculo dos coeficientes de distância, cuja expressão é dada por

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

onde  $x_{ik}$  e  $x_{jk}$  denotam os valores da  $k$ -ésima variável (de um total de  $m$ ) medida nos objetos  $i$  e  $j$ , respectivamente, e  $d_{ij}$  representa a distância entre os dois indivíduos em foco. Assim, os objetos são organizados segundo níveis hierárquicos, de forma que cada ciclo de agrupamentos obedeça a uma sucessão no sentido de decréscimo de similaridade, conforme mostrado por Davis (1973) e Moura (1985). O ordenamento, dessa forma obtido, é representado em duas dimensões pelo diagrama dendrítico ou dendrograma (Landim, 1976).

O primeiro problema para a aplicação dessa técnica surge na escolha de um dos critérios de formação dos agrupamentos que, como se verá a seguir, podem produzir resultados diferentes.

O efeito de quatro estratégias de construção dos diagramas dendríticos é ilustrado na Figura 10, onde as distâncias entre os objetos são diretamente proporcionais ao grau de dissimilaridade entre eles. As linhas tracejadas indicam a ordem segundo a qual os quatro primeiros indivíduos foram agrupados ( $B - D$ ,  $-C$ ,  $-A$ ). Um outro objeto, de características menos similares,  $E$ , também foi incorporado ao agrupamento. Um sexto elemento,  $F$ , é agora considerado para possível inclusão no conjunto formado. O centróide dos pontos  $A$  a  $E$  é representado por  $M_1$ , e  $M_2$  é equidistante a  $E$  e à média dos objetos que formaram o agrupamento anterior.

A incorporação do objeto  $F$  ao conjunto ocorrerá se for verificada a condição exigida pelo critério adotado, como mostrado a seguir (Davis, 1986):

- a) Agrupamento singular - o segmento  $CF$  deve ser menor que a distância de  $F$  a um objeto de qualquer outro conjunto.
- b) Agrupamento pareado não ponderado - o segmento  $M_1F$  deve ser menor que a distância de  $F$  ao centróide de qualquer outro grupo.
- c) Agrupamento pareado igualmente ponderado - o segmento  $M_2F$  deve ser menor que a distância de  $F$  à média de qualquer outro conjunto.
- d) Agrupamento completo - o segmento  $EF$  deve ser menor que a distância de  $F$  ao ponto mais longínquo de qualquer outro grupo.

Outro exemplo mostrando as diferenças obtidas com o uso das quatro estratégias acima descritas é representado nas Figuras 11a, b e c, que incluem os dados, os esquemas de agrupamento e os dendrogramas resultantes. A dificuldade de se justificar a escolha de um ou outro critério a ser adotado constitui uma séria desvantagem desta metodologia.

A técnica de agrupamento pareado igualmente ponderado foi testada no poço CM-A, como mostra a Figura 12. As variáveis utilizadas foram as leituras dos perfis ( $GR$ ,  $\Delta_t$ ,  $\rho_b$  e  $\phi_{nl_s}$ ) e os objetos correspondem aos 76 intervalos resultantes do processo de quadratização (Figura 8). Inicialmente, procedeu-se à padronização das curvas que consistiu em se subtrair de cada registro a média e se dividir o resultado pelo desvio-padrão do conjunto de dados, no intuito de se retirar a influência que as diferentes unidades de medida podem exercer no cálculo do coeficiente de

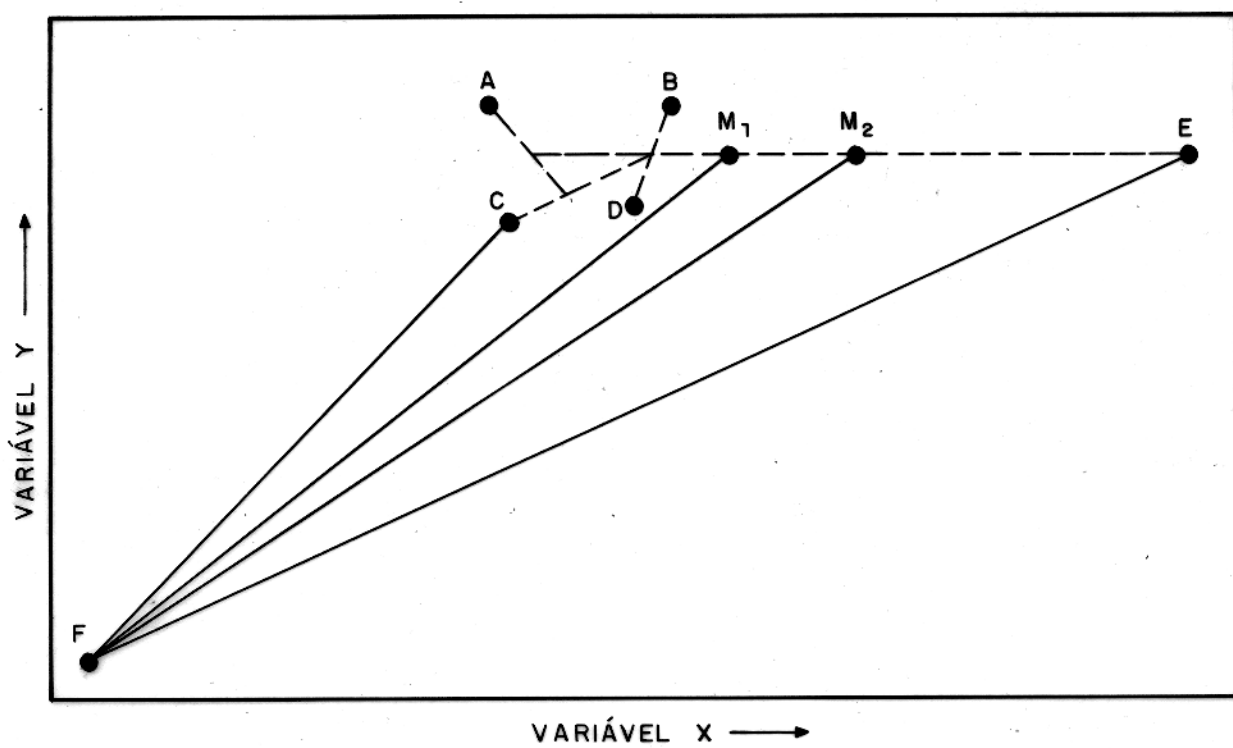


Figura 10— Diagrama mostrando como objetos caracterizados por duas variáveis, Y e X, formam os agrupamentos (Davis, 1986).

PONTO	ATRIBUTO	
	X	Y
1	4	4
2	11	7
3	0.8	0.8
4	7	7
5	2	2
6	3	12
7	5.5	5.5
8	9	9
9	7	11

Figura 11a — Dados para a análise de agrupamentos (Woronow, 1987).

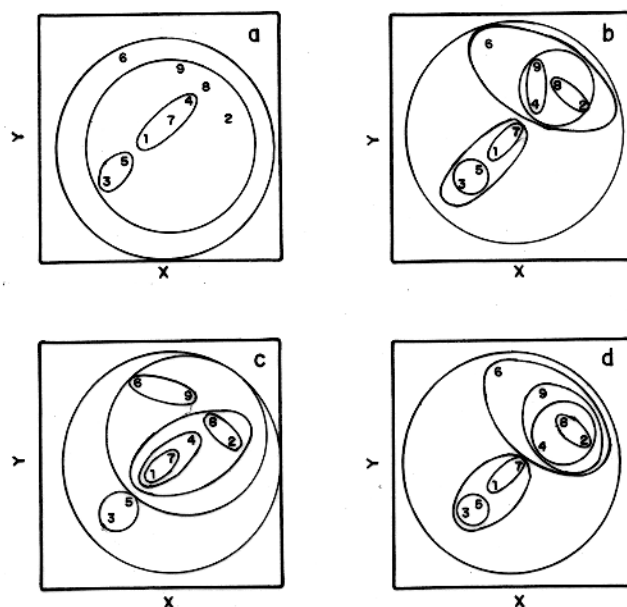


Figura 11b— Agrupamentos progressivos dos dados da figura 11a: a) Agrupamento singular, b) Agrupamento completo, c) Agrupamento pareado igualmente ponderado e d) Agrupamento pareado não ponderado (Woronow, 1987).

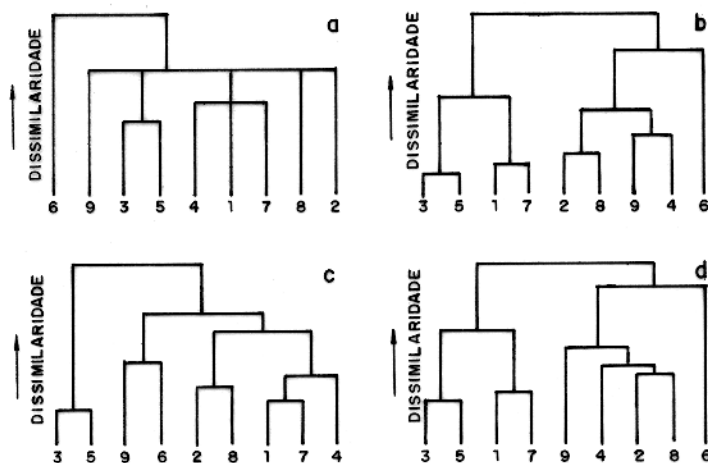


Figura 11c — Dendrogramas resultantes (Woronow, 1987).

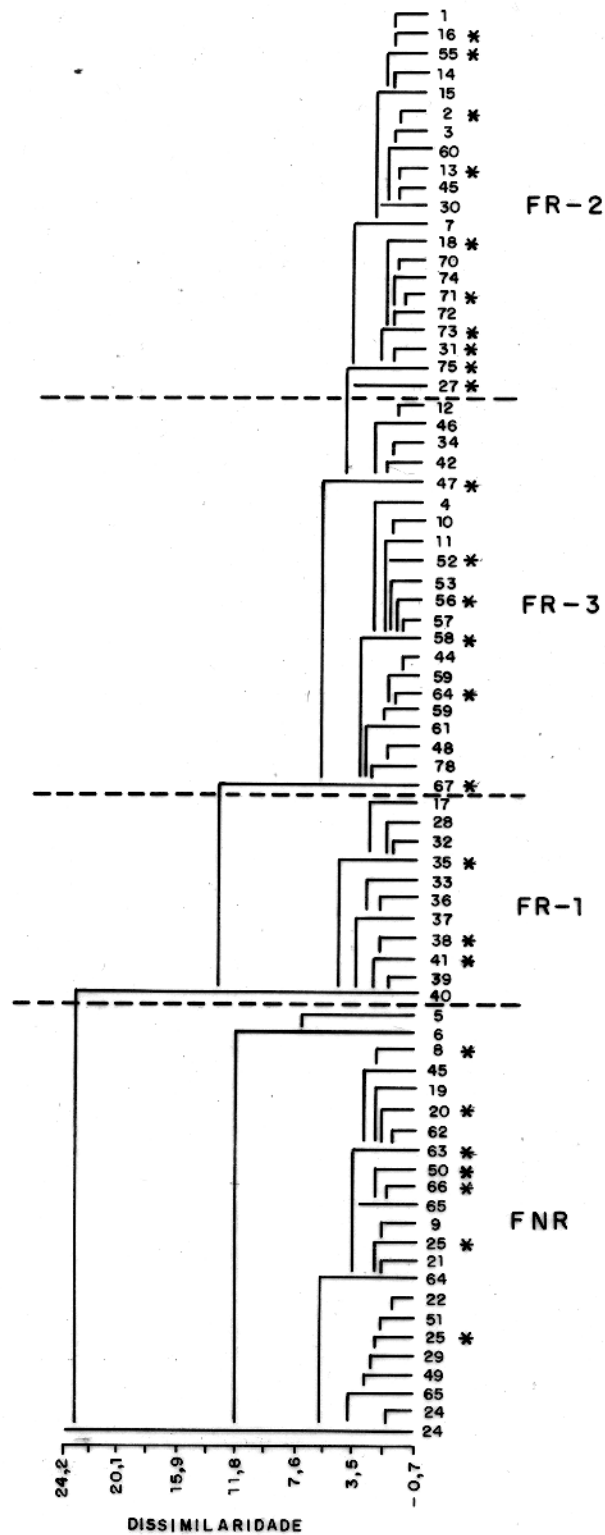


Figura 12 — Diagrama dendrítico para o poço CM-A. O símbolo '\*' indica os intervalos classificados em desacordo com a descrição dos testemunhos.

distância. A caracterização dos grupos (separados pelas linhas horizontais tracejadas na Figura 12) foi realizada em função da predominância de intervalos de cada fácies (acerto de 69%). A maior parte dos intervalos classificados em desacordo com a descrição dos testemunhos (assinalados à direita com o símbolo '\*') corresponde ao grupo de camadas menos espessas.

Uma forma de verificar o grau de distorção do dendrograma consiste na comparação entre as distâncias originais e as cofenéticas (resultantes do critério de agrupamento adotado) de cada par de objetos considerados. A Figura 13 ilustra esse gráfico para o poço CM-A, onde a linha tracejada representa a reta de ajustamento, e a cheia (45°), a situação ideal, na qual as distâncias cofenéticas são iguais às originais. Nesse caso, o coeficiente de correlação obtido ( $r = 70\%$ ) é inferior ao valor aceito como satisfatório ( $r = 80\%$ ) (Davis, 1973).

É importante também determinar-se o significado físico dos agrupamentos gerados automaticamente, já que, na prática, os conjuntos podem se formar em função de outra propriedade que não a desejada pelo intérprete (Figura 14). Por exemplo, para uma dada combinação de perfis, grupos distintos podem surgir de contrastes na porosidade, enquanto o analista está interessado em diferentes litologias, como observado por Tetzlaff et al. (1989).

Neste estudo, foi empregado o critério de classificação fornecido pela descrição dos testemunhos. A análise de agrupamentos constituiu uma ferramenta auxiliar, tendo sido utilizada na verificação das relações entre os objetos (intervalos).

### 3.2 Análise de Componentes Principais

A técnica da análise de componentes principais é utilizada, fundamentalmente, para se estabelecer a quantidade efetiva de informações existente num grupo de dados. A diversidade presente nos registros é descrita em termos de um conjunto de eixos mutuamente perpendiculares, de forma que cada um conterá uma parte da variabilidade total e não possuirá correlação com os demais (Moss & Seheult, 1987). Assim, os componentes principais constituem uma forma alternativa de se apresentar os dados originais, possibilitando um melhor conhecimento de sua estrutura, sem introduzir informação adicional.

Em alguns casos, quase toda a variabilidade pode ser descrita por um número de eixos



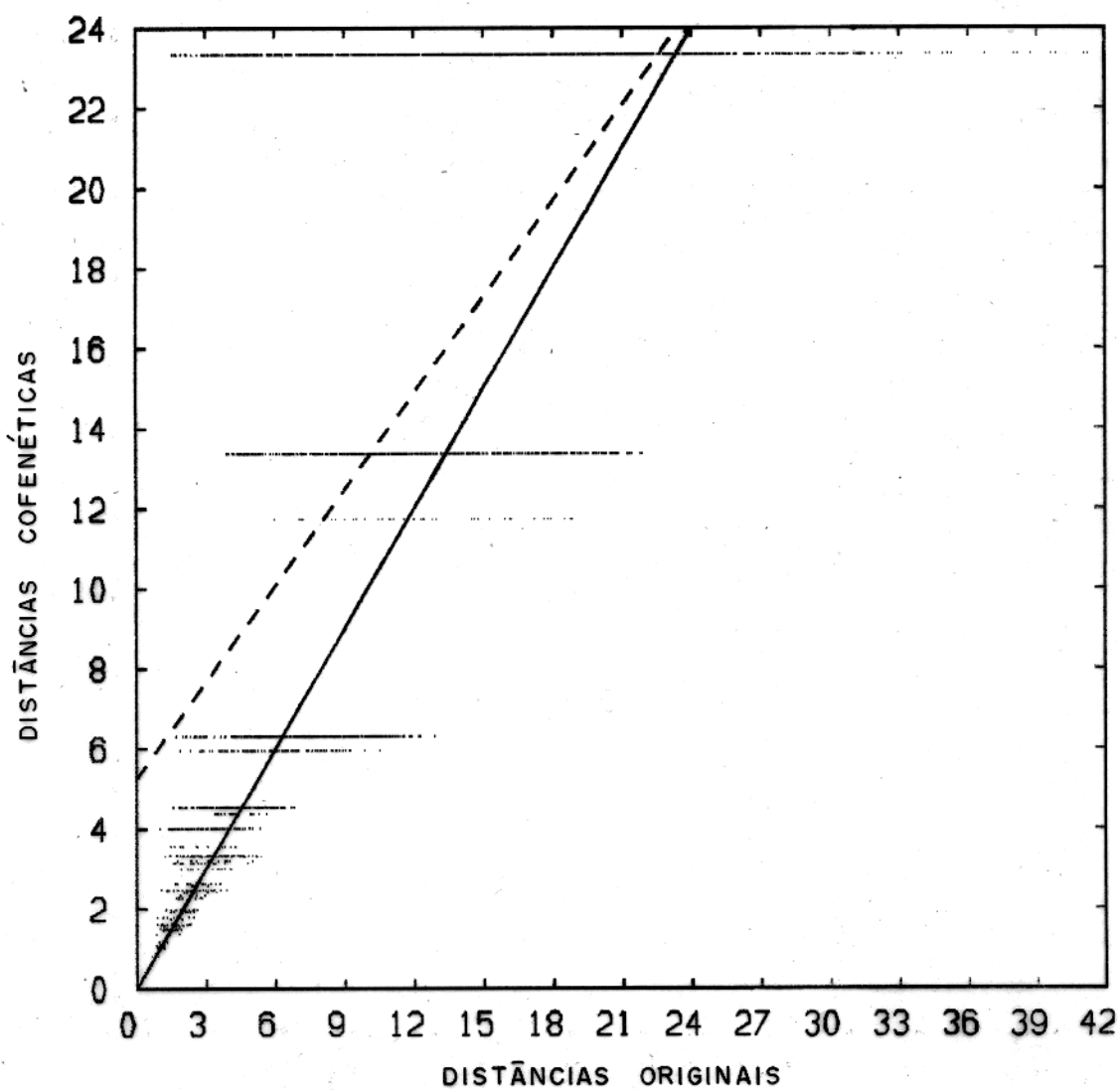
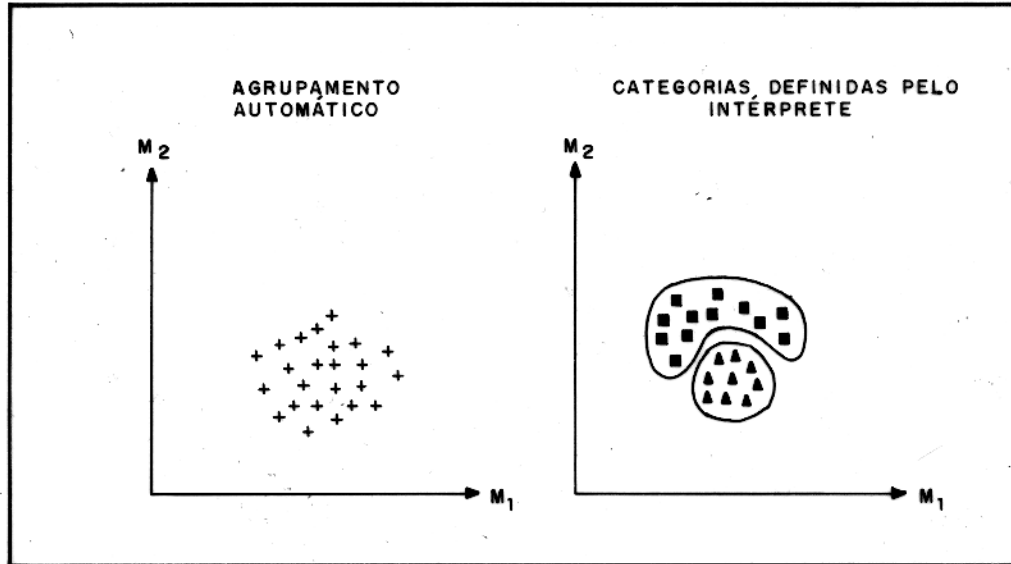
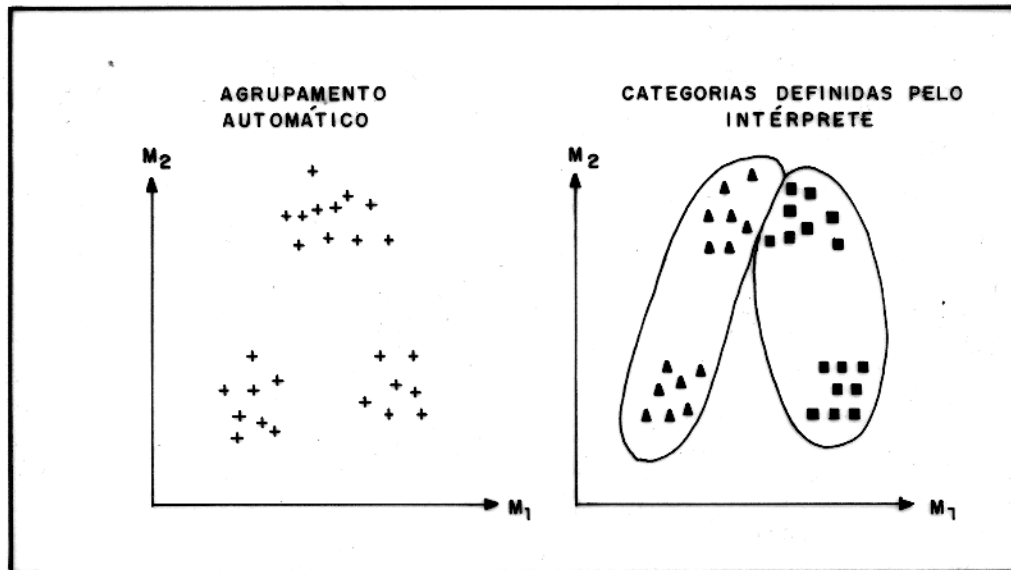


Figura 13 — Comparação entre as distâncias originais e as cofenéticas derivadas do dendrograma da figura 12.



AGRUPAMENTO ÚNICO QUE CONTÉM DUAS CATEGORIAS NÃO SOBREPOSTAS

(a)



TRÊS AGRUPAMENTOS DISTINTOS QUE CORRESPONDEM A DUAS CATEGORIAS

(b)

Figura 14 — Representação esquemática ilustrando possíveis problemas do agrupamento automático (Tetzlaff et al., 1989).

menor que o de variáveis originais, permitindo, por conseguinte, que se reduza a dimensão do problema. Entretanto, as variações observadas em eixos de ordens superiores podem corresponder a eventos significativos, não devendo, nestas situações, ser desconsideradas (Serra,1985).

### 3.2.1 Fundamentos Teóricos

Admitindo-se um conjunto de dados formado por  $m$  variáveis e  $n$  objetos, tem-se a matriz  $A = (a_{ij})$ , com  $i = 1, \dots, n$  e  $j = 1, \dots, m$ .

Para cada vetor-coluna de  $A$ , obtém-se a média  $\bar{a}_j$  e a variância  $s_j^2$ , onde

$$\bar{a}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{ij}$$

e

$$s_j^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_{ij} - \bar{a}_j)^2.$$

A covariância  $s_{jk}^2$  entre os vetores-coluna  $a_j$  e  $a_k$  de  $A$  é dada por

$$s_{jk}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_{ij} - \bar{a}_j)(a_{ik} - \bar{a}_k),$$

observando-se que  $s_{jk}^2 = s_{kj}^2$  e  $s_{jj}^2 = s_j^2$ .

As grandezas assim calculadas podem ser representadas na forma de uma matriz de variância-covariância  $S = (s_{jk}^2)$  de dimensões  $m \times m$ , que pode ser reescrita na forma adimensional, resultando na matriz de correlação  $R = (r_{jk})$ , onde

$$r_{jk} = \frac{s_{jk}^2}{s_j s_k},$$

com  $-1 \leq r_{jk} \leq 1$  e  $r_{jj} = 1$ , sendo que  $L$  ( $m \times m$ ) é a matriz de autovetores de  $R$  e  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  são os autovalores associados.

Analogamente, a versão adimensional de  $A$  é dada pela matriz  $U$  ( $n \times m$ ) de tal forma que

$$u_{ij} = \frac{a_{ij} - \bar{a}_j}{s_j}.$$

Os dados de  $A$  transformados em componentes principais serão representados pela matriz  $T$  ( $n \times m$ ), obtida da equação

$$T = UL.$$

Como  $R$  é uma matriz quadrada ( $m \times m$ ), sua decomposição é dada na forma

$$\Lambda = L^T R L,$$

sendo que

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_m) \text{ e } R = U^T U,$$

ou seja,

$$\Lambda = L^T U^T U L.$$

Como  $T = UL$ , então

$$\Lambda = T^T T.$$

Assim,  $\Lambda$  representa a matriz de covariância e  $\lambda_j$  corresponde à variância da  $j$ -ésima coluna ( $j$ -ésimo componente principal:  $t_j$ ) de  $T$ , ou seja

$$\lambda_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_{ij} - \bar{t}_j)^2,$$

onde

$$\bar{t}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_{ij}.$$

Como  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ , o primeiro componente principal  $t_1$  possui a maior variância ( $\lambda_1$ ),  $t_2$  apresenta a segunda maior variância ( $\lambda_2$ ) e não tem correlação com  $t_1$ , assim por diante até o menor autovalor.

O desenvolvimento mais detalhado, acompanhado de exemplos de utilização da técnica, é dado por Cooley & Lohnes (1971), Davis (1973), Moss & Seheult (1987) e Elek (1988), dentre outros.

A Figura 15 ilustra esquematicamente um exemplo de análise de componentes principais em duas dimensões.

### 3.2.2 Aplicação da Análise de Componentes Principais

A análise de componentes principais é executada em geofísica de poço, considerando-se um conjunto de leituras de perfis formado a partir de  $m$  ferramentas com as quais se efetuaram  $n$  medições ao longo de uma seção. Esses dados são dispostos numa matriz  $A = (a_{ij})$  de dimensões  $n \times m$ , sendo que  $a_{ij}$  é a medida do perfil  $j$  tomada na profundidade  $i$ , com  $i = 1, \dots, n$  e  $j = 1, \dots, m$ .

Os resultados obtidos para o poço CM-A, usando combinações de perfis existentes no campo de Camorim são mostrados nas Tabelas 5 a 8, onde estão representados o desvio-padrão e a média de cada curva (utilizados na padronização dos dados), a matriz de correlação ( $R$ ) e seus autovalores, a variância total e a variância total cumulativa correspondentes a cada componente principal ( $CP$ ), além da matriz de autovetores de  $R$ , que fornece os coeficientes para o cálculo dos componentes principais a partir dos dados padronizados dos perfis (indicados abaixo pelo subscrito  $p$ ). Assim, por exemplo para a combinação de curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t/\phi_{nls}$ , os componentes principais  $CP_j$  ( $j = 1, \dots, 4$ ), em cada profundidade ( $i = 1, \dots, n$ ), são dados por:

$$CP_{1i} = 0,1442\rho_{b_{p_i}} + 0,5754\phi_{nls_{p_i}} + 0,5696\Delta_{t_{p_i}} + 0,5689GR_{p_i} ,$$

$$CP_{2i} = 0,9290\rho_{b_{p_i}} - 0,1150\phi_{nls_{p_i}} - 0,3009\Delta_{t_{p_i}} + 0,1821GR_{p_i} ,$$

$$CP_{3i} = -0,2002\rho_{b_{p_i}} - 0,6939\phi_{nls_{p_i}} + 0,0638\Delta_{t_{p_i}} + 0,6887GR_{p_i} e$$

$$CP_{4i} = 0,2757\rho_{b_{p_i}} - 0,4173\phi_{nls_{p_i}} + 0,7622\Delta_{t_{p_i}} - 0,4109GR_{p_i} .$$

A operação em tela equivale a projetar cada conjunto de observações sobre os eixos principais.

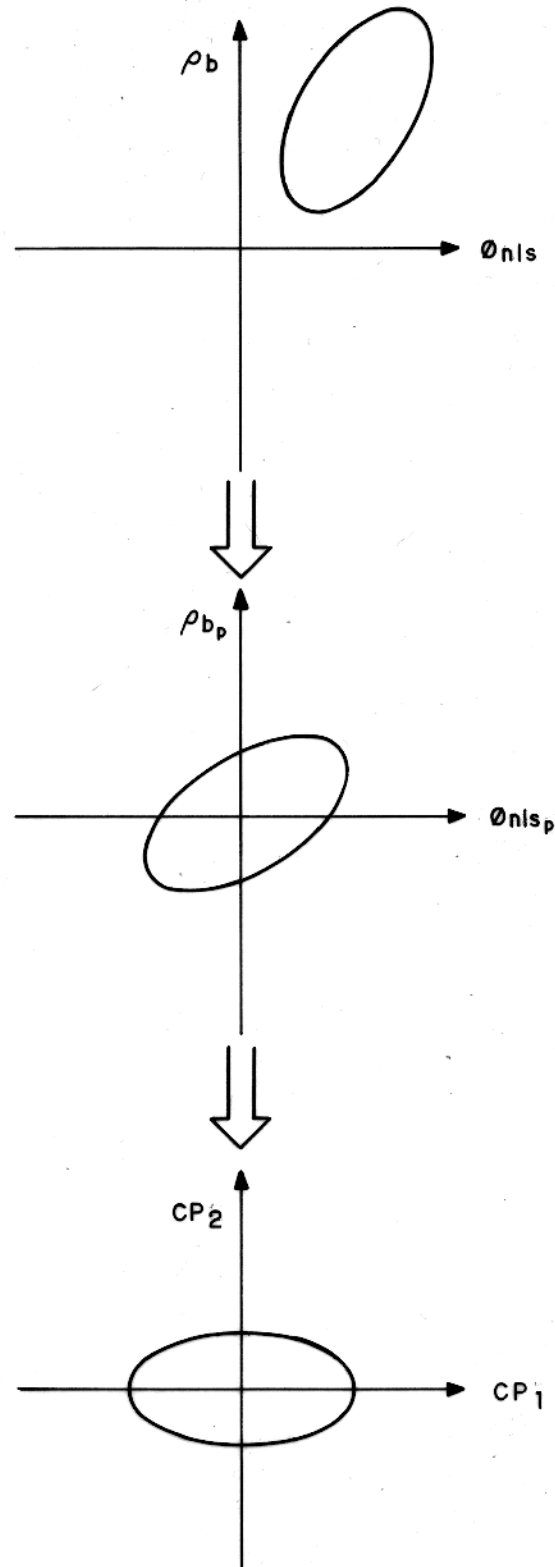


Figura 15 — Representação esquemática da análise de componentes principais considerando dados de  $\rho_b$  e  $\phi_{nls}$  (Adaptado de Wolff & Pelissier — Combescure, 1982).

Da mesma forma, as Figuras 16 e 17 ilustram graficamente a influência de cada curva padronizada nos componentes principais para as combinações de perfis consideradas.

Tabela 5 - Análise de componentes principais. Poço: CM-A

	$\rho_b$	$\phi_{nls}$	GR
média	2,5729	16,4608	72,8188
desvio-padrão	0,0401	3,5799	17,8609

matriz de correlação

	$\rho_{b_p}$	$\phi_{nls_p}$	GR <sub>p</sub>
$\rho_{b_p}$	1,0000	0,1200	0,3530
$\phi_{nls_p}$	0,1200	1,0000	0,7384
GR <sub>p</sub>	0,3530	0,7384	1,0000

	autovalores	variança total (%)	variança total cumulativa (%)
CP <sub>1</sub>	1,8696	62,3207	62,3207
CP <sub>2</sub>	0,9074	30,2467	92,5673
CP <sub>3</sub>	0,2230	7,4327	100,0000

matriz de autovetores

	CP <sub>1</sub>	CP <sub>2</sub>	CP <sub>3</sub>
$\rho_{b_p}$	0,3649	0,9028	-0,2278
$\phi_{nls_p}$	0,6314	-0,4197	-0,6520
GR <sub>p</sub>	0,6843	-0,0941	-0,7231

Tabela 6 - Análise de componentes principais. Poço: CM-A

	$\rho_b$	GR
média	2,5729	72,8188
desvio-padrão	0,0401	17,8609

matriz de correlação

	$\rho_{b_p}$	GR <sub>p</sub>
$\rho_{b_p}$	1,0000	0,3530
GR <sub>p</sub>	0,3530	1,0000

	autovalores	variança total (%)	variança total cumulativa (%)
CP <sub>1</sub>	1,3530	67,6492	67,6492
CP <sub>2</sub>	0,6470	32,3508	100,0000

matriz de autovetores

	CP <sub>1</sub>	CP <sub>2</sub>
$\rho_{b_p}$	0,7071	-0,7071
GR <sub>p</sub>	0,7071	0,7071

Tabela 7 - Análise de componentes principais. Poço: CM-A

	$\rho_b$	$\phi_{nls}$	$\Delta_t$	GR
média	2,5729	18,4608	73,7334	72,8188
desvio-padrão	0,0401	3,5799	4,9985	17,8609

matriz de correlação

	$\rho_{b_p}$	$\phi_{nls_p}$	$\Delta_{t_p}$	$GR_p$
$\rho_{b_p}$	1,0000	0,1200	-0,0692	0,3530
$\phi_{nls_p}$	0,1200	1,0000	0,8468	0,7384
$\Delta_{t_p}$	-0,0692	0,8468	1,0000	0,7612
$GR_p$	0,3530	0,7384	0,7612	1,0000

	autovalores	variança total (%)	variança total cumulativa (%)
$CP_1$	2,5984	64,9592	64,9592
$CP_2$	1,0767	26,9180	91,8772
$CP_3$	0,2239	5,5970	97,4742
$CP_4$	0,1010	2,5285	100,0000

matriz de autovetores

	$CP_1$	$CP_2$	$CP_3$	$CP_4$
$\rho_{b_p}$	0,1442	0,9290	-0,2002	0,2757
$\phi_{nls_p}$	0,5754	-0,1150	-0,6939	-0,4173
$\Delta_{t_p}$	0,5696	-0,3009	0,0638	0,7622
$GR_p$	0,5689	0,1821	0,6887	-0,4109

Tabela 8 - Análise de componentes principais. Poço: CM-A

	$\rho_b$	$\Delta_t$	GR
média	2,5729	73,7334	72,8188
desvio-padrão	0,0401	4,9985	17,8609

matriz de correlação

	$\rho_{b_p}$	$\Delta_{t_p}$	$GR_p$
$\rho_{b_p}$	1,0000	-0,0692	0,3530
$\Delta_{t_p}$	-0,0692	1,0000	0,7612
$GR_p$	0,3530	0,7612	1,0000

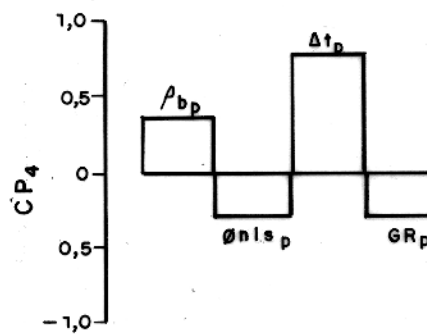
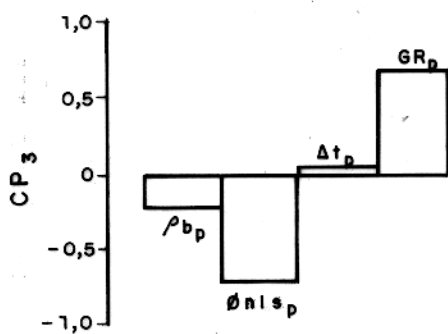
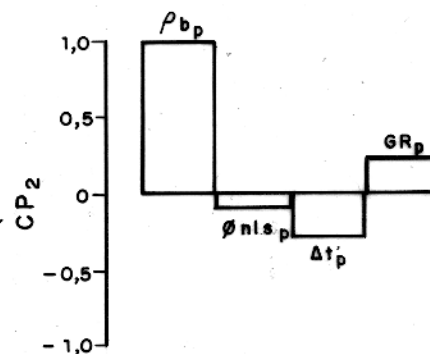
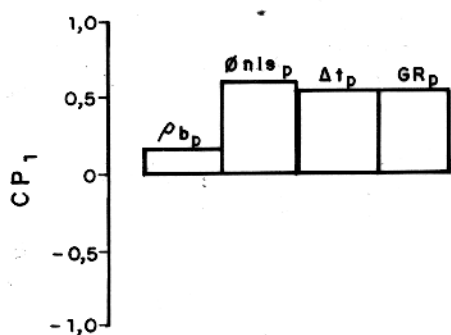
	autovalores	variança total (%)	variança total cumulativa (%)
$CP_1$	1,8143	60,4780	60,4780
$CP_2$	1,0527	35,0885	95,5664
$CP_3$	0,1330	4,4335	100,0000

matriz de autovetores

	$CP_1$	$CP_2$	$CP_3$
$\rho_{b_p}$	0,2557	0,9073	-0,3338
$\Delta_{t_p}$	0,6485	-0,4170	-0,6368
$GR_p$	0,7170	0,0536	0,6950



PERFIS: GR,  $\rho_b$ ,  $\varnothing nls$  e  $\Delta t$



PERFIS: GR,  $\rho_b$

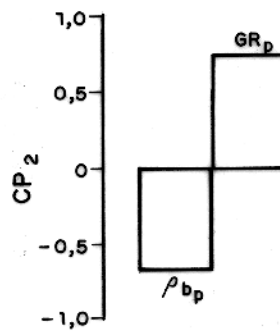
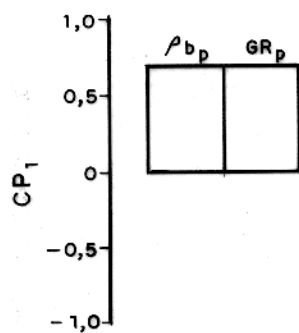


Figura 16 - Pesos dos componentes principais. Poço CM-A.

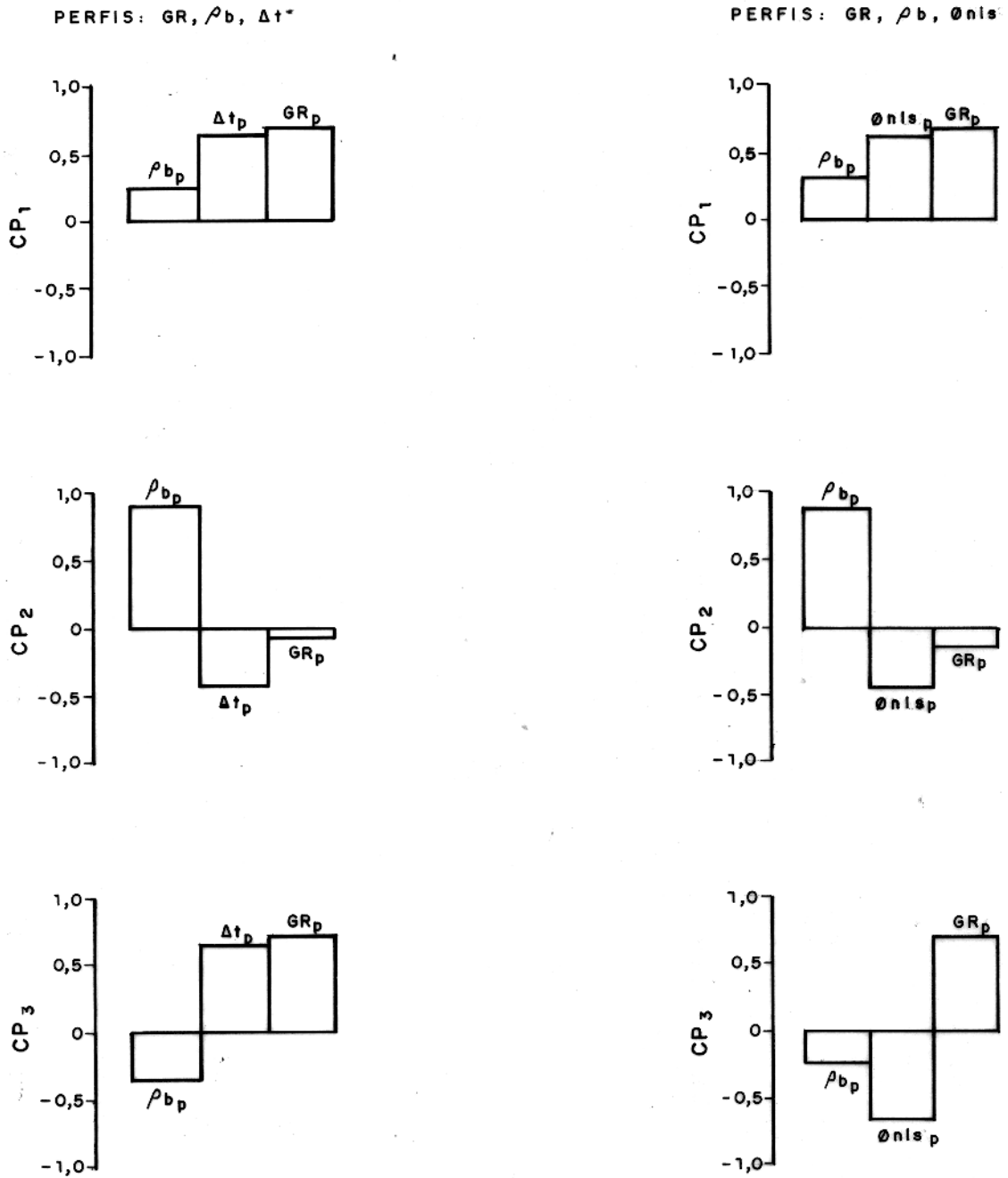


Figura 17 — Pesos dos componentes principais. Poço CM-A .

### 3.3 Análise Discriminante

A análise discriminante é uma técnica multivariante que permite distinguir estatisticamente dois ou mais grupos definidos previamente (Moura, 1985), combinando linearmente as variáveis discriminatórias de modo a maximizar as diferenças entre os conjuntos. Dessa forma, numa seção de poço representativa da área em estudo, as fácies são identificadas, *a priori*, ou nos testemunhos ou através de métodos automáticos de classificação (conforme discutido no item 3.1), para a obtenção dos coeficientes a serem aplicados em outros poços não testemunhados. Se a função discriminante efetivamente distinguir os grupos considerados, tornar-se-á viável o reconhecimento das fácies com base nas respostas dos perfis, em toda a área investigada.

Um exemplo de aplicação desta técnica para uma distribuição bivariada é mostrado na Figura 18. Neste caso, os dois grupos não são satisfatoriamente separados se relacionados a uma única variável. Quando representados conjuntamente, uma separação torna-se visível, possibilitando sua distinção através da função discriminante.

#### 3.3.1 Fundamentos Teóricos

Considerando-se dois grupos  $A$  e  $B$  para os quais se deseja estabelecer a função discriminante,  $\bar{a}_j$  representa a média de  $n_a$  observações da variável  $j$ , com  $1 \leq j \leq m$ . As mesmas convenções se aplicam ao conjunto  $B$ . Assim, as médias de  $A$  e de  $B$  e as suas diferenças podem ser expressas como vetores, tendo-se então

$$d_j = \bar{a}_j - \bar{b}_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_a} a_{ij}}{n_a} - \frac{\sum_{i=1}^{n_b} b_{ij}}{n_b}.$$

Os coeficientes da função discriminante representados pelo vetor  $\alpha$  são obtidos através da equação

$$S_c \cdot \alpha = d,$$

onde  $S_c$  é a matriz de variância-covariância conjunta de dimensões  $m \times m$  dada por

$$S_c = \frac{SPA - SPB}{n_a + n_b - 2}$$

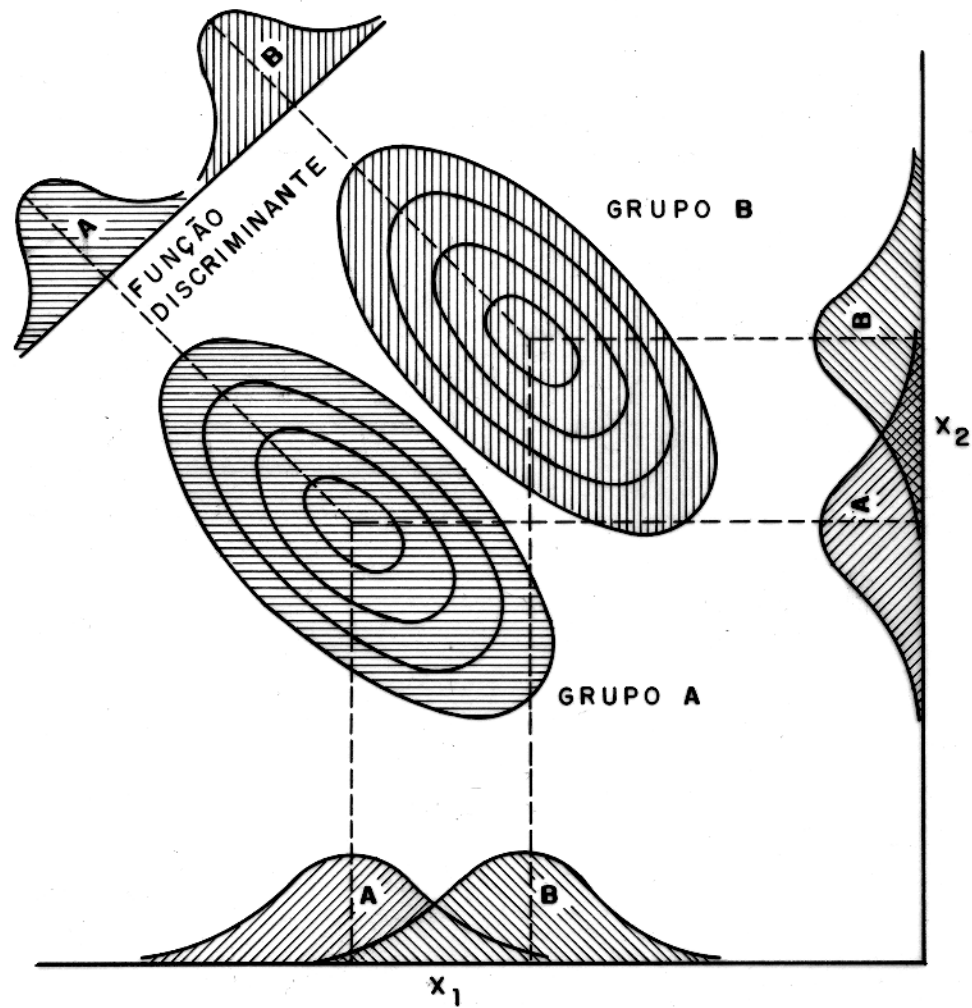


Figura 18 - Representação da função discriminante aplicada a um exemplo de distribuição bivariada (Davis, 1973).

sendo que os elementos das matrizes  $SPA$  e  $SPB$  são definidos por:

$$spa_{jk} = \sum_{i=1}^{n_a} (a_{ij}a_{ik}) - \frac{\sum_{i=1}^{n_a} a_{ij} \sum_{i=1}^{n_a} a_{ik}}{n_a}$$

e

$$spb_{jk} = \sum_{i=1}^{n_b} (b_{ij}b_{ik}) - \frac{\sum_{i=1}^{n_b} b_{ij} \sum_{i=1}^{n_b} b_{ik}}{n_b}$$

Aqui,  $a_{ij}$  e  $a_{ik}$  representam as  $i$ -ésimas observações das variáveis  $j$  e  $k$ , respectivamente, no grupo  $A$ . O mesmo se aplica ao grupo  $B$ .

Dessa forma, tem-se

$$\alpha = S_c^{-1} d.$$

Os coeficientes  $\alpha$  assim obtidos são utilizados na construção da função discriminante

$$R = \alpha_1 \psi_1 + \alpha_2 \psi_2 + \dots + \alpha_m \psi_m,$$

onde  $\psi_j$  representa o valor da  $j$ -ésima variável medida num determinado objeto.

O índice discriminante  $R_0$  (ponto médio entre os grupos  $A$  e  $B$ ) e os centros de  $A$  e de  $B$  ao longo da função são obtidos através de

$$R_0 = \alpha_1 \left( \frac{\bar{a}_1 + \bar{b}_1}{2} \right) + \alpha_2 \left( \frac{\bar{a}_2 + \bar{b}_2}{2} \right) + \dots + \alpha_m \left( \frac{\bar{a}_m + \bar{b}_m}{2} \right),$$

$$R_A = \alpha_1 \bar{a}_1 + \alpha_2 \bar{a}_2 + \dots + \alpha_m \bar{a}_m$$

e

$$R_B = \alpha_1 \bar{b}_1 + \alpha_2 \bar{b}_2 + \dots + \alpha_m \bar{b}_m,$$

respectivamente.

A eficiência do método da análise discriminante pode ser verificada através do teste estatístico  $F$ , dado por

$$F = \left( \frac{n_a + n_b - m - 1}{(n_a + n_b - 2)m} \right) \left( \frac{n_a n_b}{n_a + n_b} \right) D^2,$$

com  $m$  e  $(n_a + n_b - m - 1)$  graus de liberdade (GL).

A distância de Mahalanobis ( $D^2$ ) representa uma medida da separação entre as duas médias multivariantes e é expressa na forma

$$D^2 = \alpha_1(\bar{a}_1 - \bar{b}_1) + \alpha_2(\bar{a}_2 - \bar{b}_2) + \dots + \alpha_m(\bar{a}_m - \bar{b}_m).$$

A hipótese nula a ser testada estabelece que as duas médias multivariantes são iguais, ou seja, que a distância entre elas é zero:

$$H_0 : [D_j] = 0$$

contra

$$H_1 : [D_j] \neq 0.$$

Portanto, se as médias dos grupos  $A$  e  $B$  forem próximas será difícil distingui-los, especialmente se ambos possuírem altos valores de variância. Alternativamente, se a diferença entre as duas médias for expressiva e as suas variâncias pequenas, a discriminação entre os dois conjuntos será mais efetiva.

A contribuição relativa de cada variável  $j$  no cálculo da distância entre as médias dos dois grupos é dada por

$$e_j = \frac{\alpha_j d_j}{D^2} \cdot 100\%,$$

onde  $d_j$  é a diferença entre as  $j$ -ésimas médias dos dois grupos. Se, entretanto, duas ou mais variáveis na função discriminante não são independentes, suas interações podem contribuir para  $D^2$  em maior proporção que o valor calculado para  $e_j$ .

O detalhamento dos princípios teóricos e exemplos de aplicação da análise discriminante são dados por Koch & Link (1971) e Davis (1973), sendo que deste último se extraiu a base teórica para as considerações aqui desenvolvidas.

### 3.3.2 Aplicação da Análise Discriminante

Para cada combinação de perfis corridos nos poços do campo de Camorim realizou-se a análise discriminante utilizando-se os dados originais e os transformados em componentes principais do poço CM-A, escolhido como modelo para este estudo. Objetivou-se, com isso, verificar qual das duas alternativas contribui mais para a eficiência do método.

As Tabelas 9 e 10 mostram os coeficientes associados a cada variável, o índice discriminante  $R_0$  e a distância de Mahalanobis  $D^2$ , obtidos para os dados originais e os transformados.

Tabela 9 - Coeficientes utilizados na análise discriminante

-Dados originais-				
curvas	Combinação de curvas			
	<i>GR</i>	<i>GR</i>	<i>GR</i>	<i>GR</i>
	$\Delta_t$	$\rho_b$	$\rho_b$	$\rho_b$
	$\rho_b$	$\Delta_t$	$\phi_{nls}$	
	$\phi_{nls}$			
FNR / FR-1, 2, 3				
$\rho_b$	14,82	15,58	13,63	12,46
$\phi_{nls}$	0,06		0,08	
$\Delta_t$	0,03	0,06		
<i>GR</i>	0,07	0,08	0,08	0,09
$R_0$	47,37	50,80	42,70	39,26
$D^2$	2,43	2,42	2,43	2,39
FR-1 / FR-2, 3				
$\rho_b$	-10,44	-17,63	-3,49	9,00
$\phi_{nls}$	-1,15		-1,28	
$\Delta_t$	-0,24	-0,80		
<i>GR</i>	-0,01	-0,04	0,04	-0,17
$R_0$	-60,14	-103,82	-28,36	12,71
$D^2$	9,61	6,27	9,44	3,92
FR-2 / FR-3				
$\rho_b$	-5,24	-9,02	-17,49	-14,14
$\phi_{nls}$	-0,50		-0,21	
$\Delta_t$	0,46	0,14		
<i>GR</i>	-0,14	-0,13	-0,09	-0,11
$R_0$	2,99	-21,96	-54,43	-43,89
$D^2$	2,50	2,06	2,14	2,01

Tabela 10 - Coeficientes utilizados na análise discriminante

Dados transformados em componentes principais-

curvas	Combinação de curvas			
	GR	GR	GR	GR
	$\Delta_t$	$\rho_b$	$\rho_b$	$\rho_b$
	$\rho_b$	$\Delta_t$	$\phi_{nls}$	
	$\phi_{nls}$			
FNR / FR-1, 2, 3				
$CP_1$	1,1415	1,4474	1,4435	1,6019
$CP_2$	0,7276	0,4672	0,1779	0,9934
$CP_3$	0,9364	0,8708	0,9903	
$CP_4$	-0,5587			
$R_0$	0,6053	0,6037	0,6049	0,6014
$D^2$	2,70	2,70	2,70	2,69
FR-1 / FR-2, 3				
$CP_1$	-3,2746	-3,3391	-3,4424	-2,0190
$CP_2$	0,3944	1,0047	1,8391	-2,5598
$CP_3$	2,4844	2,1309	2,2653	
$CP_4$	0,6784			
$R_0$	4,7699	3,530	4,6344	2,4061
$D^2$	9,42	6,26	9,23	3,92
FR-2 / FR-3				
$CP_1$	-1,0673	-1,3138	-1,7598	-1,7441
$CP_2$	-1,1012	-0,7238	-0,1521	-0,9801
$CP_3$	-0,2249	-1,9521	-0,4703	
$CP_4$	3,3707			
$R_0$	0,5754	0,6608	0,6070	0,6520
$D^2$	2,31	1,88	1,96	1,83

A verificação da fácies correspondente a cada conjunto de leituras de perfil é feita em até três etapas, como mostrado a seguir. Assim, por exemplo, para a combinação  $GR/\Delta_t/\rho_b/\phi_{nls}$  o escore discriminante,  $Z$ , considerando-se os dados originais, é dado por

$$Z = 14,82\rho_b + 0,06\phi_{nls} + 0,03\Delta_t + 0,07GR.$$

Se o valor de  $Z$  for superior ao de  $R_0$  (47,37 neste caso), a fácies atribuída a este conjunto será a FNR. Caso contrário, repete-se o cálculo para se decidir entre a FR-1 e a FR-2 ou a FR-3. Da mesma forma, se necessário, um novo valor de  $Z$  é obtido para a definição entre a FR-2 e a FR-3.



Para as demais combinações de perfis e para os dados transformados em componentes principais o procedimento é análogo.

As Tabelas 11 e 12 mostram a contribuição das variáveis na análise discriminante dos dados originais e dos transformados em componentes principais. A Tabela 13 relaciona os valores do teste  $F$ , o  $F$  crítico e os graus de liberdade (GL) relativos a cada uma das três etapas acima descritas.

Tabela 11 - Contribuição das variáveis utilizadas na análise discriminante

Dados originais - Valores em percentuais

curvas →	$\rho_b$	$\phi_{nls}$	$\Delta_t$	$GR$
FNR/FR-1, 2, 3	18,3	7,8	5,6	68,3
FR-1/FR-2, 3	1,6	79,4	16,6	2,4
FR-2/FR-3	5,4	24,3	11,3	59,0

curvas →	$\rho_b$	$\Delta_t$	$GR$
FNR/FR-1, 2, 3	19,2	11,5	69,3
FR-1/FR-2, 3	3,8	82,8	13,4
FR-2/FR-3	12,9	4,9	82,2

curvas →	$\rho_b$	$\phi_{nls}$	$GR$
FNR/FR-1, 2, 3	16,8	11,0	72,2
FR-1/FR-2, 3	0,5	89,9	9,6
FR-2/FR-3	26,8	15,8	57,4

curvas →	$\rho_b$	$GR$
FNR/FR-1, 2, 3	15,5	84,5
FR-1/FR-2, 3	2,9	97,1
FR-2/FR-3	23,1	76,9

Tabela 12 - Contribuição das variáveis utilizadas na análise discriminante

Dados convertidos em componentes principais - Valores em percentuais

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nls}/\Delta_t$

	$CP_1$	$CP_2$	$CP_3$	$CP_4$
FNR/FR-1, 2, 3	81,2	13,0	4,9	0,9
FR-1/FR-2, 3	87,8	0,3	10,3	1,6
FR-2/FR-3	38,1	37,3	0,7	23,9

curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t$

	$CP_1$	$CP_2$	$CP_3$
FNR/FR-1, 2, 3	91,9	5,7	2,4
FR-1/FR-2, 3	95,9	2,6	1,5
FR-2/FR-3	55,8	28,2	16,0

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nls}$

	$CP_1$	$CP_2$	$CP_3$
FNR/FR-1, 2, 3	94,1	0,7	5,2
FR-1/FR-2, 3	79,4	11,7	8,9
FR-2/FR-3	94,6	3,9	1,5

curvas  $GR/\rho_b$

	$CP_1$	$CP_2$
FNR/FR-1, 2, 3	84,6	15,4
FR-1/FR-2, 3	57,5	42,5
FR-2/FR-3	96,5	3,5

Tabela 13 - Testes estatísticos da análise discriminante  
nível de significância = 5 %

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nls}/\Delta_t$

	F - A.C.P.*	F - Dados originais	F - Crítico	G.L.
FNR/FR-1, 2, 3	9,86	9,86	2,54	4 - 71
FR-1/FR-2, 3	16,73	16,72	2,57	4 - 50
FR-2/FR-3	5,62	5,62	2,61	4 - 41

curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t$

	F - A.C.P.	F - Dados originais	F - Crítico	G.L.
FNR/FR-1, 2, 3	13,30	13,34	2,74	3 - 72
FR-1/FR-2, 3	15,30	15,18	2,80	3 - 51
FR-2/FR-3	6,26	6,26	2,84	3 - 42

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nls}$

	F - A.C.P.	F - Dados originais	F - Crítico	G.L.
FNR/FR-1, 2, 3	13,36	13,35	2,74	3 - 72
FR-1/FR-2, 3	22,29	7,66	2,80	3 - 51
FR-2/FR-3	6,51	10,55	2,84	3 - 42

curvas  $GR/\rho_b$

	F - A.C.P.	F - Dados originais	F - Crítico	G.L.
FNR/FR-1, 2, 3	20,15	20,19	3,13	2 - 72
FR-1/FR-2, 3	14,49	14,49	3,18	2 - 52
FR-2/FR-3	9,33	9,33	3,22	4 - 43

\*A.C.P. = Análise de componentes principais

Os ajustes obtidos no processamento de cinco poços (percentual da espessura total classificada de acordo com a descrição dos testemunhos) são mostrados na Tabela 14. De maneira geral, a análise discriminante aplicada sobre os dados transformados em componentes principais produz melhores resultados, razão pela qual adotou-se tal procedimento para a determinação das fácies no presente estudo.

Tabela 14 - Ajustes obtidos na análise discriminante (%)

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nl_s}/\Delta_t$

Poço	Dados originais	A.C.P.	Diferença
CM-A	69	69	0
CM-B	83	82	-1
CM-C	76	82	+6

curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t$

Poço	Dados originais	A.C.P.	Diferença
CM-A	71	73	+2
CM-B	77	73	-4
CM-C	75	81	+6

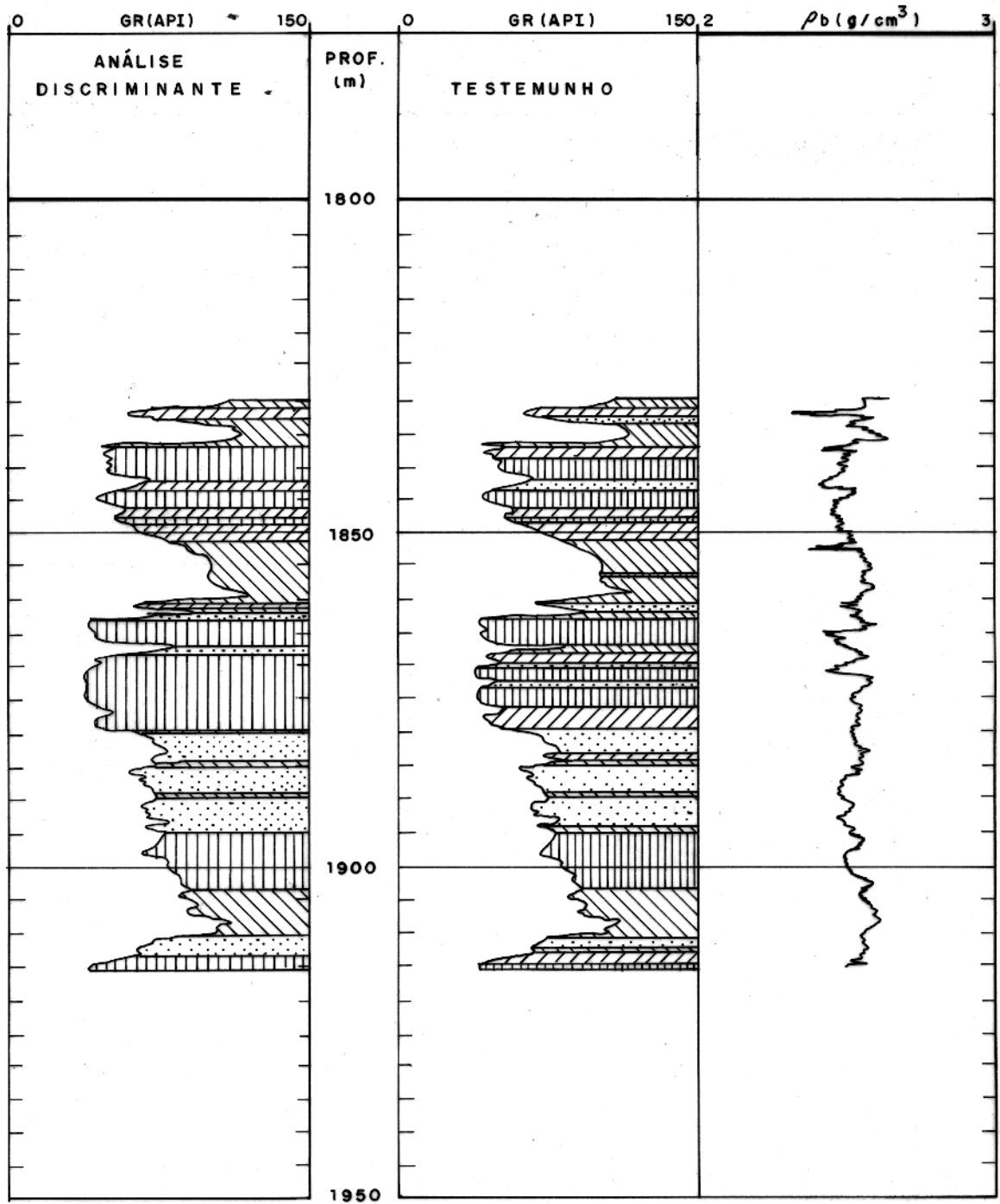
curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nl_s}$

Poço	Dados originais	A.C.P.	Diferença
CM-A	71	69	-2
CM-B	77	80	+3
CM-C	81	84	+3

curvas  $GR/\rho_b$

Poço	Dados originais	A.C.P.	Diferença
CM-A	67	72	+5
CM-B	78	74	-4
CM-C	75	77	+2
CM-D	68	80	+12
CM-E	61	65	+4

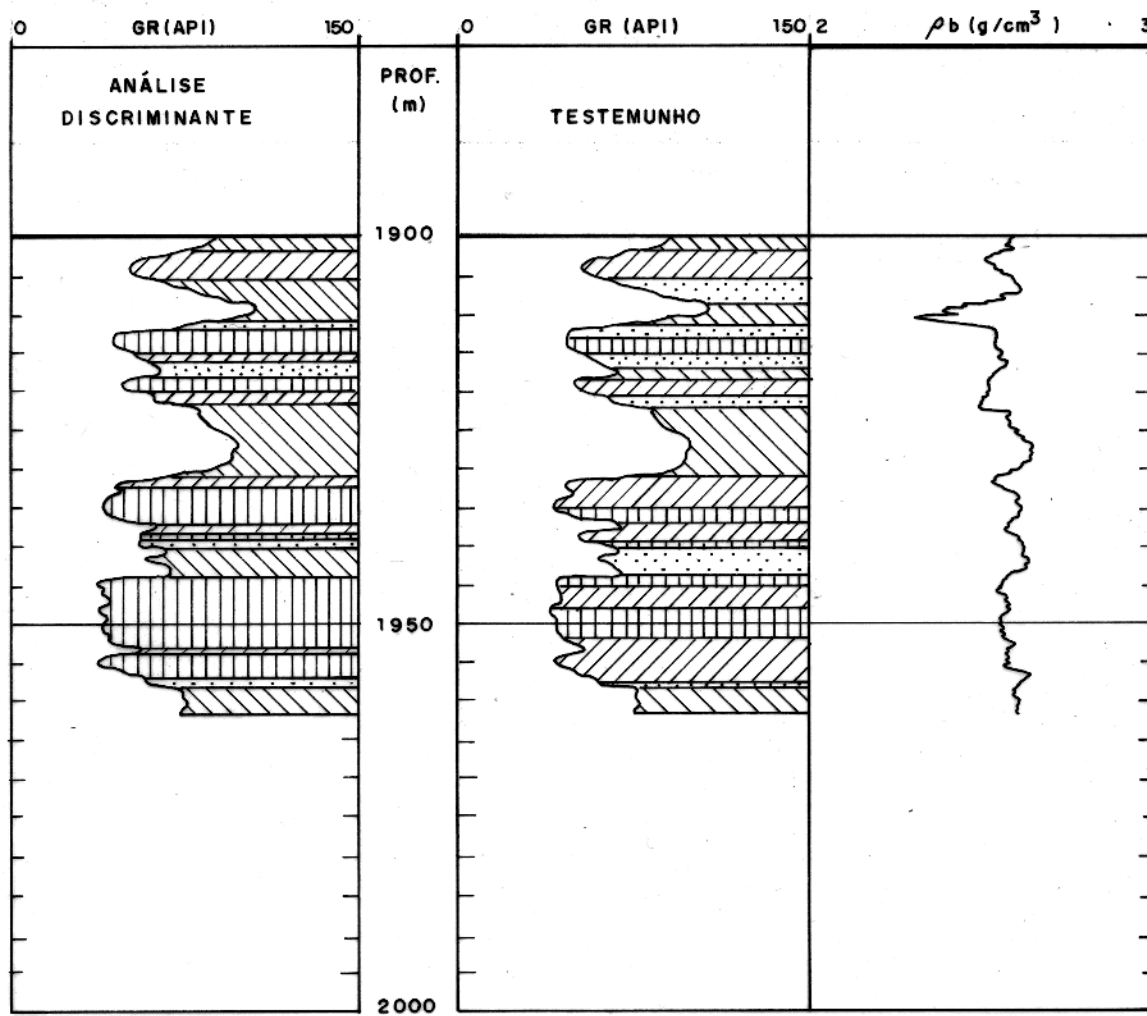
A eficácia do método pode também ser avaliada nas Figuras 19 a 22, onde estão ilustradas as curvas originais, as seções descritas nos testemunhos e as obtidas por meio da análise discriminante. Na Figura 22, os intervalos correspondentes à FNR situados entre 2078/2135 m,



## LEGENDA



Figura 19 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis, Poço CM-D.



## LEGENDA




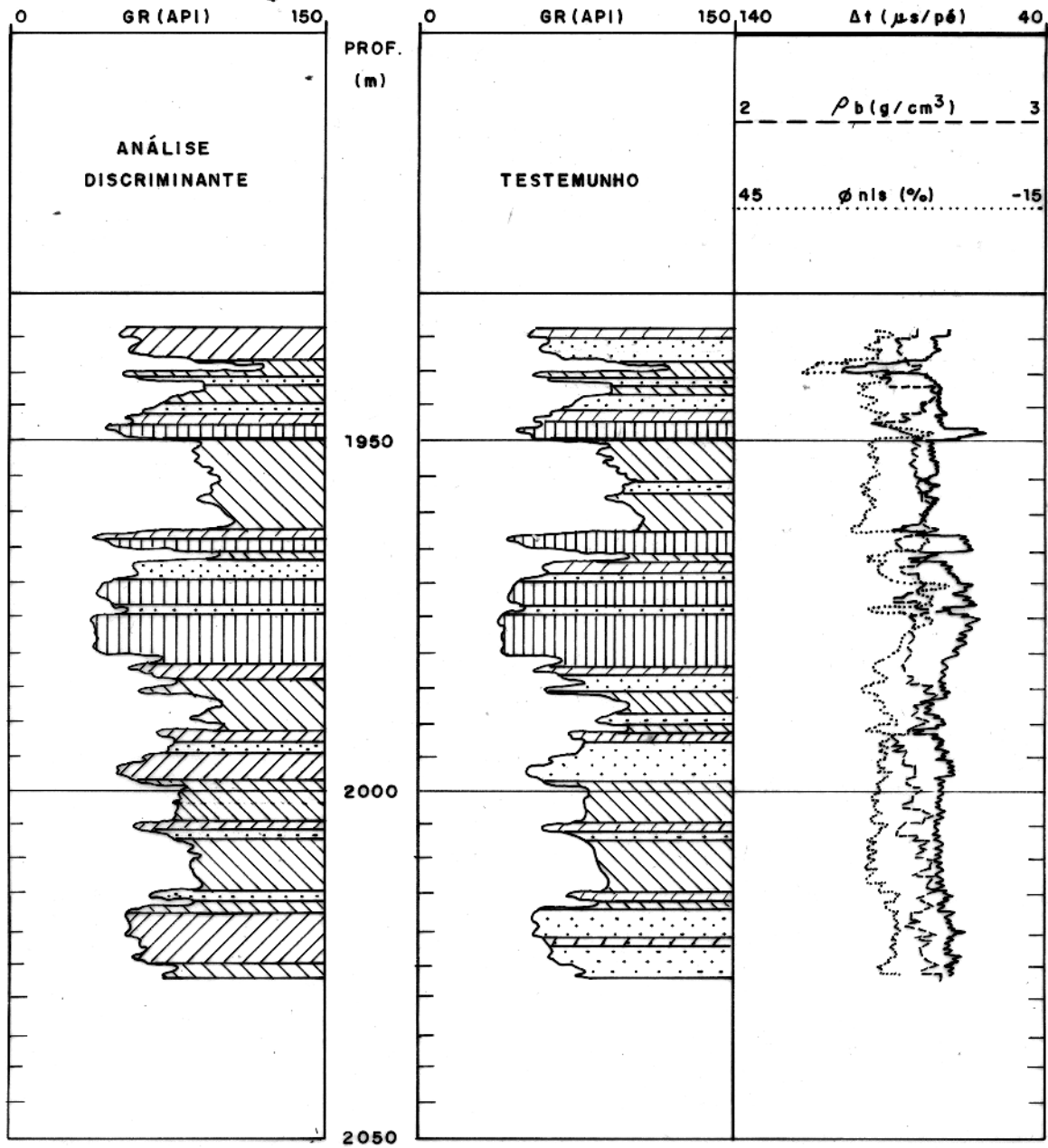
FR-1 FR-2 FR-3 FNR 

Figura 20—Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis, Poço CM-E.



LEGENDA

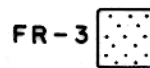
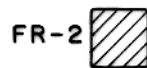
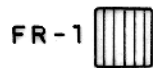


Figura 21 — Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis, Poço CM-A.

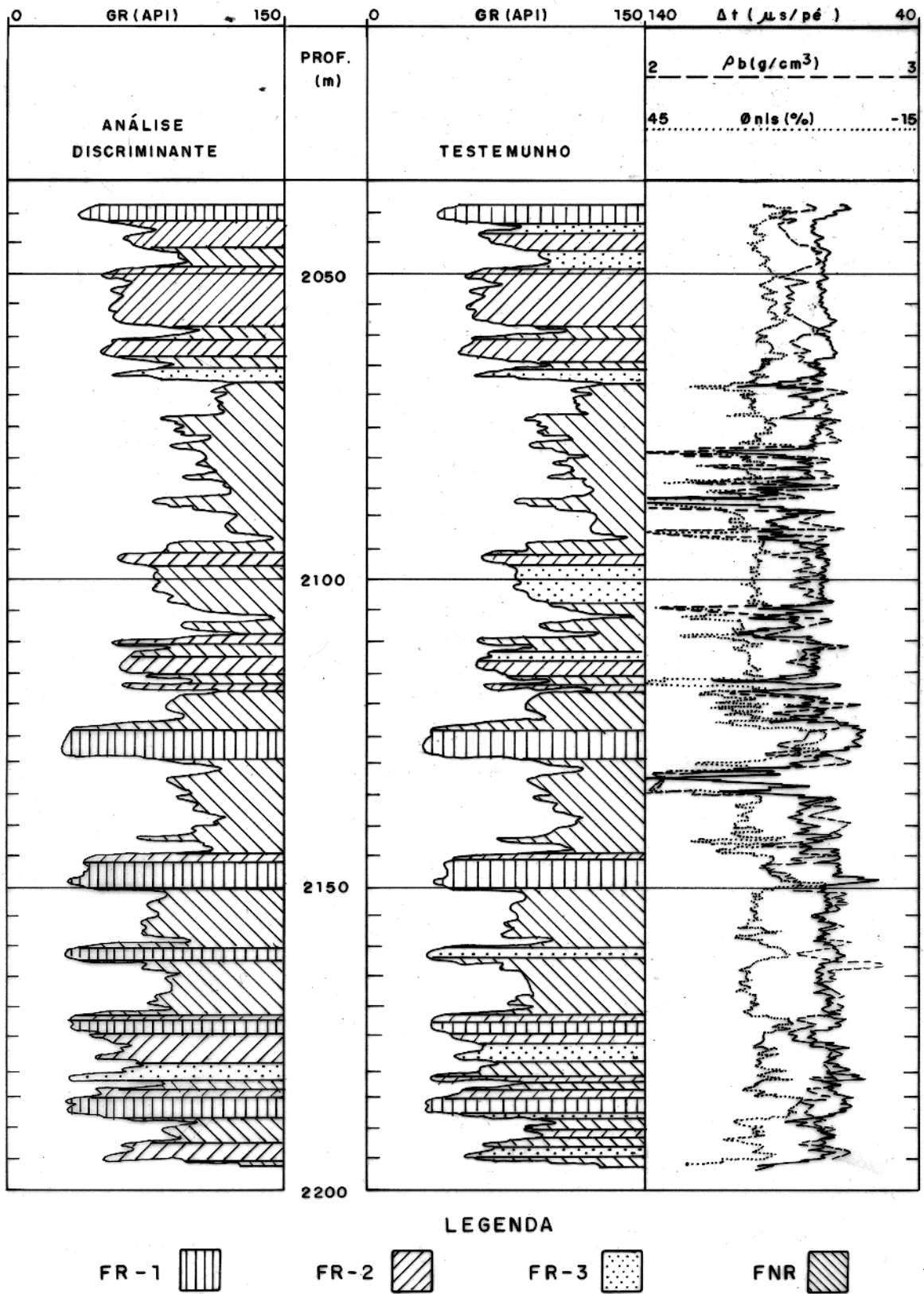


Figura 22 - Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise dos perfis, Poço CM-C.

mesmo apresentando as leituras afetadas pelas más condições mecânicas do poço, foram classificados de acordo com os testemunhos. No poço CM-B (Figura 23) realizou-se a comparação entre os resultados da interpretação visual dos perfis e os do processamento aqui discutido.

### 3.4 Métodos Auxiliares

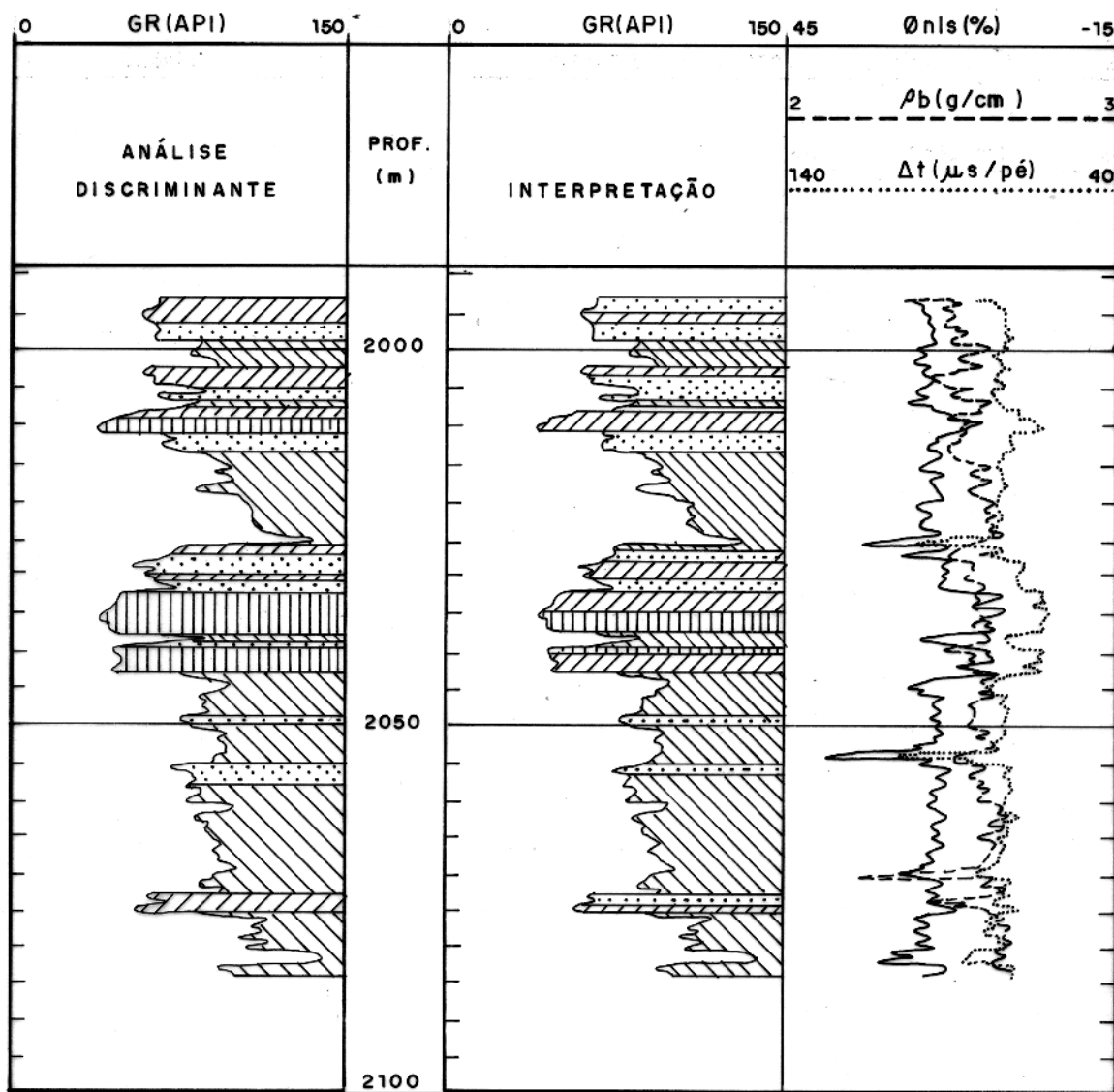
Em condições ideais, para se efetuar o teste de significância da separação entre dois grupos pela função discriminante, cinco premissas devem ser assumidas a respeito da natureza dos dados:

- a) As observações em cada grupo devem ser escolhidas aleatoriamente;
- b) As probabilidades de uma observação pertencer a um ou a outro grupo são iguais;
- c) As variáveis são normalmente distribuídas dentro de cada grupo;
- d) As variâncias-covariâncias dos grupos são iguais; e
- e) Nenhuma das observações utilizadas para calcular a função discriminante foi erroneamente classificada.

Destas, as mais difíceis de justificar são (b) e (d). Entretanto, a função não é seriamente afetada por limitados desvios da normalidade ou por pequenas desigualdades das variâncias. A justificativa de (b) dependerá de uma avaliação *a priori* da relativa abundância dos grupos em exame (Davis, 1973).

Devido à impossibilidade de atender integralmente os requisitos acima, podem ocorrer situações nas quais a análise discriminante não é totalmente eficaz, como esquematizado na Figura 24, onde aparece uma área de superposição entre os grupos, dificultando sua distinção. Nestes casos (distância pequena entre o índice e o escore discriminante), o conjunto de leituras de perfil em consideração pode ser classificado por intermédio de técnicas alternativas, como será mostrado a seguir.





## LEGENDA




FR-1 FR-2 FR-3 FNR 

Figura 23 - Comparação entre as fácies obtidas na interpretação visual e na análise dos perfis, Poço CM-B.

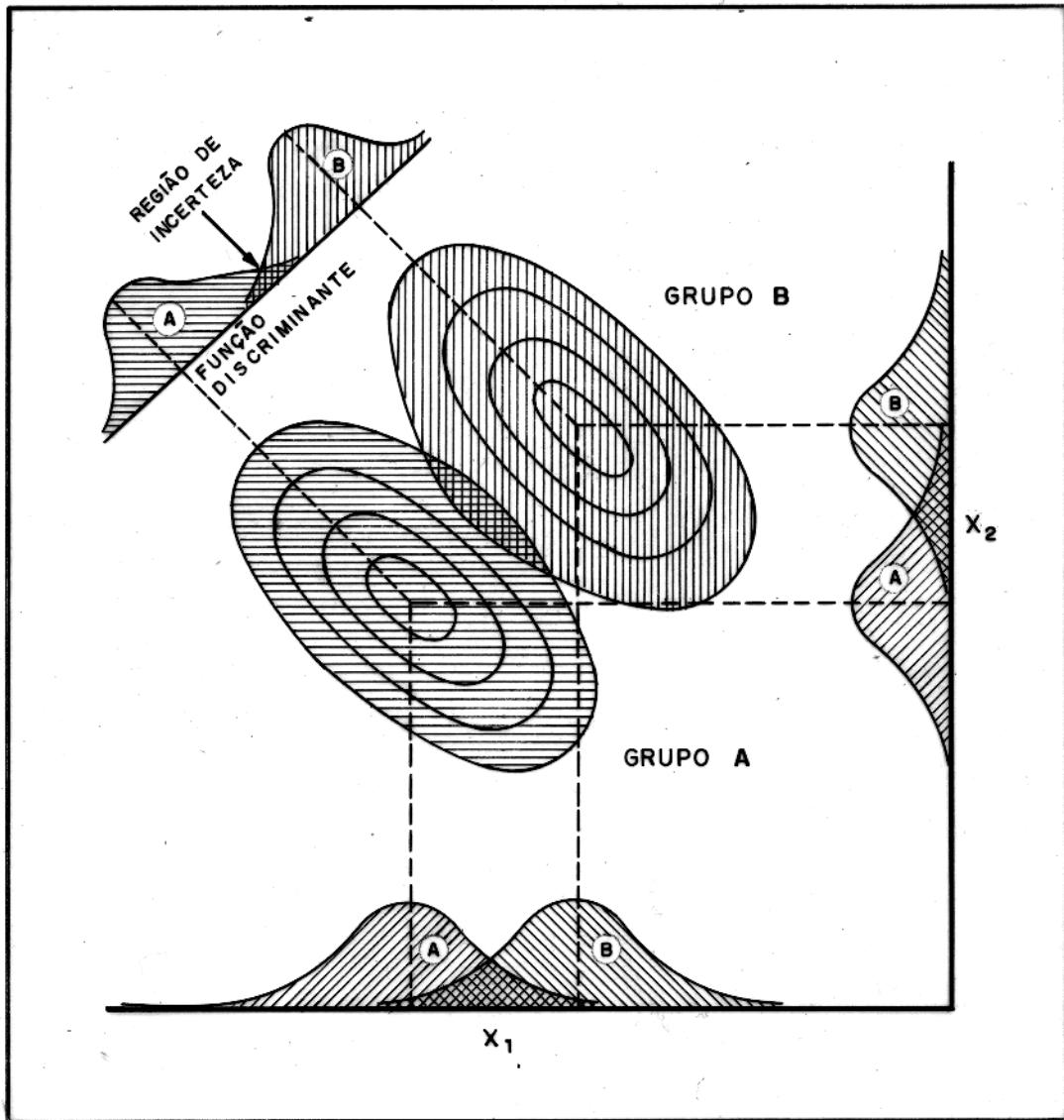


Figura 24 — Representação da função discriminante aplicada a um exemplo de distribuição bivariada com região de incerteza (adaptação de Davis, 1973).

### 3.4.1 Análise Composicional

A análise composicional, como descrita por Doveton (1986), consiste na formulação de um sistema de equações lineares, onde as incógnitas representam as proporções dos elementos (minerais, rochas e fluidos) associados a um conjunto de leituras de perfil. Três situações podem ocorrer:

(a) Quando o número de perfis disponíveis mais a equação da unidade (que estabelece que a soma dos constituintes é igual a 100%) é inferior ao de componentes não se tem uma solução única e o sistema é dito subdeterminado.

Nesta condição, a solução menos tendenciosa corresponderá àquela que maximiza a variância proporcional, dada por

$$p = \frac{n}{n-1} \left( 1 - \sum_{i=1}^n v_i^2 \right),$$

onde  $n$  é o número de componentes e  $v_i$  representa a proporção do constituinte  $i$ . Esta solução corresponde a

$$v = C^T(CC^T)^{-1}l,$$

sendo que  $l$  é o vetor das respostas dos perfis,  $C$  é a matriz que inclui os valores correspondentes a cada elemento nos perfis utilizados, e  $v$ , o vetor que contém a proporção de cada componente.

O método pode ser modificado para se minimizar a variância associada a um ponto de referência estimado a partir de testemunhos ou de seções delgadas, que, em tese, representará melhor a composição real da seção. Em consequência, a solução da mínima variância dirigida será dada por

$$v = C^T(CC^T)^{-1}x - d,$$

onde

$$d = n - z$$

e

$$x = l + Cd,$$

sendo que  $n$  e  $z$  representam os vetores que contêm os percentuais de cada constituinte e as médias ponderadas de cada perfil para o ponto de referência, respectivamente.

(b) Quando o número de componentes é igual ao de perfis mais um, o problema se reduz ao procedimento convencional de resolução de um sistema de equações simultâneas:

$$Cv = l$$

ou seja,

$$v = C^{-1}l.$$

(c) Se o número de equações fornecidas pelos perfis exceder o de componentes, a estimativa da composição do intervalo pode ser obtida através do método dos mínimos quadrados, no qual os erros entre as respostas dos perfis e os correspondentes valores calculados são minimizados. Dessa forma, a proporção de cada componente será dada por

$$v = (C^T C)^{-1} C^T l.$$

A Figura 25 mostra esquematicamente a solução para um sistema de três elementos (A, B e C) em cada uma das situações acima discutidas.

A análise composicional foi testada nas quatro combinações de perfis existentes no campo de Camorim, considerando-se os valores médios de cada fácies (nos quais estão incluídas as variações de porosidade) conforme mostrado a seguir:

a) Curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t$ . Sistema determinado.

Densidade:	2,56 FR1	+	2,53 FR2	+	2,57 FR3	+	2,61 FNR	=	$\rho_b$
Sônico:	64,0 FR1	+	76,0 FR2	+	73,5 FR3	+	78,0 FNR	=	$\Delta_t$
Raios Gama:	34,0 FR1	+	56,0 FR2	+	73,5 FR3	+	95,0 FNR	=	$GR$
Unidade:	FR1	+	FR2	+	FR3	+	FNR	=	1,0

$$v = C^{-1}l$$

$$\begin{bmatrix} FR1 \\ FR2 \\ FR3 \\ FNR \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,56 & 2,53 & 2,57 & 2,61 \\ 64,0 & 76,0 & 73,5 & 78,0 \\ 34,0 & 56,0 & 73,5 & 95,0 \\ 1,0 & 1,0 & 1,0 & 1,0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \rho_b \\ \Delta_t \\ GR \\ 1,0 \end{bmatrix}$$

b) Curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nls}$ . Sistema determinado.

$$\begin{array}{l} \text{Neutrônico:} \quad 7,5 \text{ FR1} + 17,2 \text{ FR2} + 17,0 \text{ FR3} + 19,0 \text{ FNR} = \phi_{nls} \\ \text{Densidade:} \quad 2,56 \text{ FR1} + 2,53 \text{ FR2} + 2,57 \text{ FR3} + 2,61 \text{ FNR} = \rho_b \\ \text{Raios Gama:} \quad 34,0 \text{ FR1} + 56,0 \text{ FR2} + 73,5 \text{ FR3} + 95,0 \text{ FNR} = GR \\ \text{Unidade:} \quad \text{FR1} + \text{FR2} + \text{FR3} + \text{FNR} = 1,0 \end{array}$$

$$v = C^{-1}l$$

$$\begin{bmatrix} FR1 \\ FR2 \\ FR3 \\ FNR \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7,5 & 17,2 & 17,0 & 19,0 \\ 2,56 & 2,53 & 2,57 & 2,61 \\ 34,0 & 56,0 & 73,5 & 95,0 \\ 1,0 & 1,0 & 1,0 & 1,0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \phi_{nls} \\ \rho_b \\ GR \\ 1,0 \end{bmatrix}$$

c) Curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t/\phi_{nls}$ . Sistema sobredeterminado.

$$\begin{array}{l} \text{Neutrônico:} \quad 7,5 \text{ FR1} + 17,2 \text{ FR2} + 17,0 \text{ FR3} + 19,0 \text{ FNR} = \phi_{nls} \\ \text{Densidade:} \quad 2,56 \text{ FR1} + 2,53 \text{ FR2} + 2,57 \text{ FR3} + 2,61 \text{ FNR} = \rho_b \\ \text{Sônico:} \quad 64,0 \text{ FR1} + 76,0 \text{ FR2} + 73,5 \text{ FR3} + 78,0 \text{ FNR} = \Delta_t \\ \text{Raios Gama:} \quad 34,0 \text{ FR1} + 56,0 \text{ FR2} + 73,5 \text{ FR3} + 95,0 \text{ FNR} = GR \\ \text{Unidade:} \quad \text{FR1} + \text{FR2} + \text{FR3} + \text{FNR} = 1,0 \end{array}$$

$$v = (C^T C)^{-1} C^T l$$

$$\begin{bmatrix} FR1 \\ FR2 \\ FR3 \\ FNR \end{bmatrix} = \left( \begin{bmatrix} 7,5 & 2,56 & 64,0 & 34,0 & 1,0 \\ 17,2 & 2,53 & 76,0 & 56,0 & 1,0 \\ 17,0 & 2,57 & 73,5 & 73,5 & 1,0 \\ 19,0 & 2,61 & 78,0 & 95,0 & 1,0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 7,5 & 17,2 & 17,0 & 19,0 \\ 2,56 & 2,53 & 2,57 & 2,61 \\ 64,0 & 76,0 & 73,5 & 78,0 \\ 34,0 & 56,0 & 73,5 & 95,0 \\ 1,0 & 1,0 & 1,0 & 1,0 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 7,5 & 2,56 & 64,0 & 34,0 & 1,0 \\ 17,2 & 2,53 & 76,0 & 56,0 & 1,0 \\ 17,0 & 2,57 & 73,5 & 73,5 & 1,0 \\ 19,0 & 2,61 & 78,0 & 95,0 & 1,0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{nls} \\ \rho_b \\ \Delta_t \\ GR \\ 1,0 \end{bmatrix}$$

d) Curvas  $GR/\rho_b$ . Sistema subdeterminado.

$$\begin{array}{l} \text{Densidade:} \quad 2,56 \text{ FR1} + 2,53 \text{ FR2} + 2,57 \text{ FR3} + 2,61 \text{ FNR} = \rho_b \\ \text{Raios Gama:} \quad 34,0 \text{ FR1} + 56,0 \text{ FR2} + 73,5 \text{ FR3} + 95,0 \text{ FNR} = GR \\ \text{Unidade:} \quad \text{FR1} + \text{FR2} + \text{FR3} + \text{FNR} = 1,0 \end{array}$$

$$v = C^T (C C^T)^{-1} l$$

$$\begin{bmatrix} FR1 \\ FR2 \\ FR3 \\ FNR \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,56 & 34,0 & 1,0 \\ 2,53 & 56,0 & 1,0 \\ 2,57 & 73,5 & 1,0 \\ 2,61 & 95,0 & 1,0 \end{bmatrix} \left( \begin{bmatrix} 2,56 & 2,53 & 2,57 & 2,61 \\ 34,0 & 56,0 & 73,5 & 95,0 \\ 1,0 & 1,0 & 1,0 & 1,0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2,56 & 34,0 & 1,0 \\ 2,53 & 56,0 & 1,0 \\ 2,57 & 73,5 & 1,0 \\ 2,61 & 95,0 & 1,0 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \rho_b \\ GR \\ 1,0 \end{bmatrix}$$

Nº DE COMPONENTES	Nº DE CURVAS	SISTEMA	SOLUÇÃO	ALGORITMO
n	< n-1	Subdeterminado	máxima variância	$v = C^T(C C^T)^{-1} \ell$
n	< n-1	Subdeterminado	mín. variância dirigida	$v = C^T(C C^T)^{-1} x-d$
n	n-1	Determinado	única	$v = C^{-1} \ell$
n	> n-1	Sobredeterminado	mínimos quadrados	$v = (C^T C)^{-1} C^T \ell$

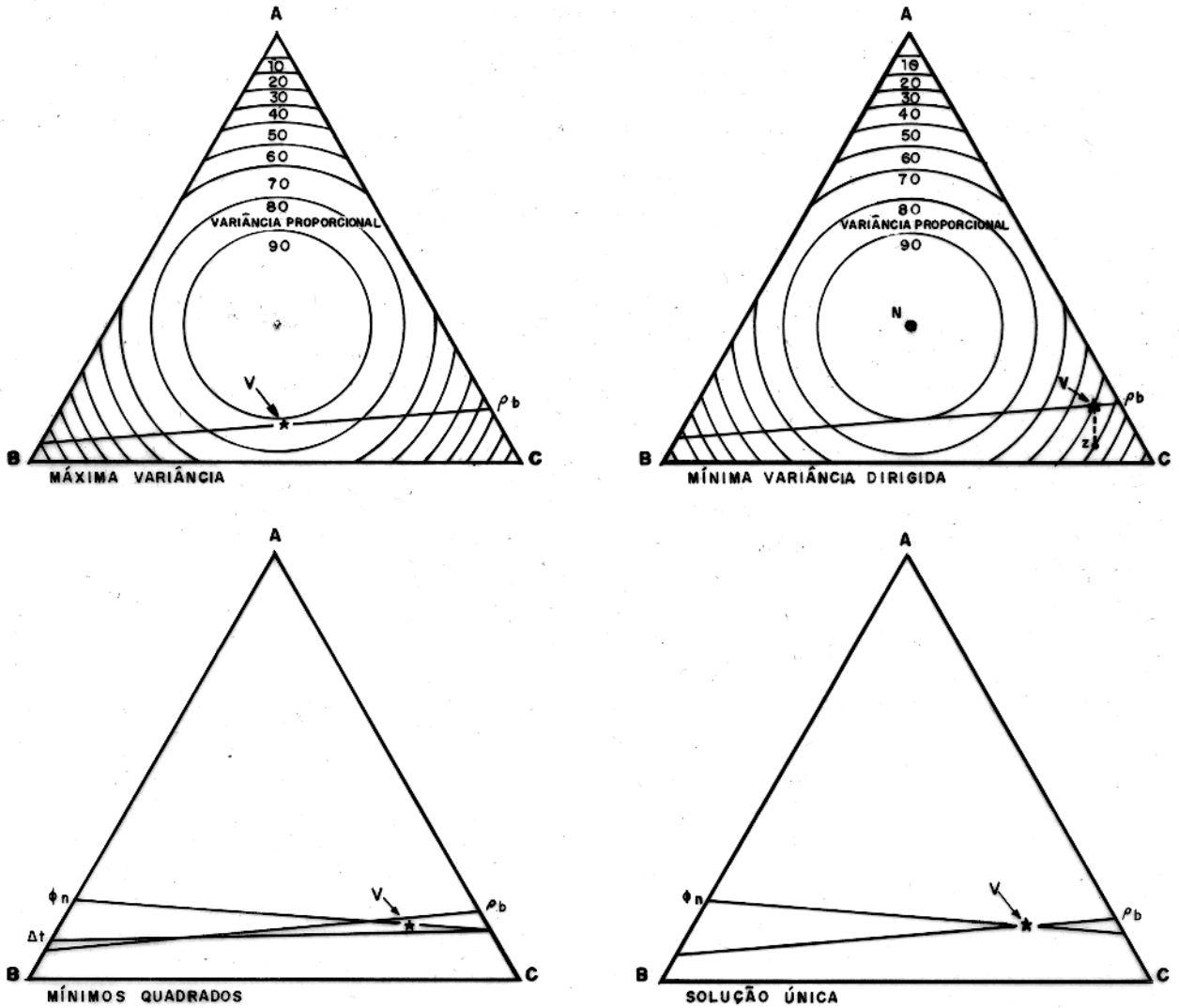


Figura 25 - Representação esquemática dos algoritmos utilizados na análise composicional (Adaptado de Doveton, 1986).

FR1, FR2, FR3 e FNR representam os percentuais de cada fácies no intervalo considerado.

As Figuras 26 a 29 mostram os resultados obtidos no poço CM-A. Uma desvantagem deste método é a de que os resultados são dados como variações flutuantes de misturas de componentes e não na forma de camadas discretas. Assim, para efeito de comparação com os testemunhos, a fácies adotada como representativa de cada intervalo foi a que apresentou o maior percentual calculado.

Os baixos valores de ajuste obtidos (31 a 58%) indicam que a técnica em apreço, isoladamente, não é eficaz para a determinação de fácies. Entretanto, como se verá adiante, a análise composicional pode ser utilizada como elemento auxiliar, em conjunto com a análise discriminante, aumentando a eficiência desse método.

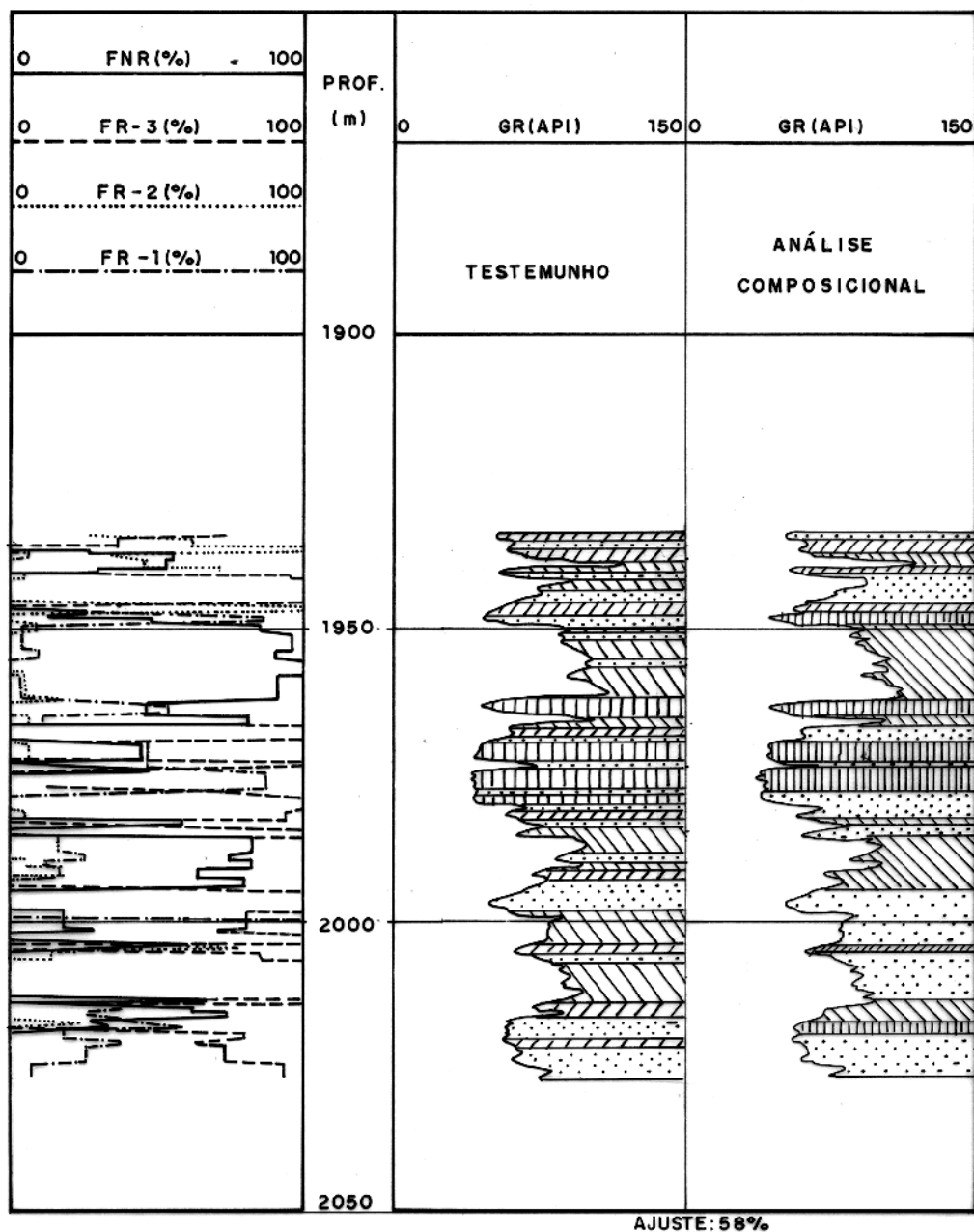
### 3.4.2 Gráfico $\phi_{nl}$ x $\rho_b$

Na redefinição das fácies-reservatório do campo de Camorim (Nascimento, 1981) foram incluídos na FR-1, de forma geral, os conglomerados. No entanto, para efeito de melhor visualização do comportamento dos reservatórios torna-se conveniente a separação entre as subfácies  $A_1$  e  $A_2$  como estabelecido na divisão inicial (Figura 4).

Dessa forma, após a análise discriminante (no caso de se ter atribuído o conjunto de leituras em questão à FR-1), a distinção entre os conglomerados suportados por seixos (FR-1A) e os sustentados por matriz (FR-1B) é realizada com o auxílio do gráfico  $\phi_{nl}$  x  $\rho_b$ , partindo-se da constatação de que os primeiros apresentam valores menores de densidade de matriz por conterem maior relação quartzo/componentes líticos. Assim, estabelecendo-se o limite de  $2,68 \text{ g/cm}^3$  (densidade média dos conglomerados), os pontos situados acima ou abaixo da linha correspondente a este valor são classificados como FR-1A ou FR-1B, respectivamente, conforme esquematizado na Figura 30.

### 3.4.3 Análise de Seqüência de Fácies

A análise de seqüência de fácies é a modalidade de investigação que tem por objetivo a detecção do modelo de sucessão dos depósitos sedimentares em cada caso particular e a busca das causas de sua configuração (Mendes, 1984), ou seja, visa determinar se uma fácies reconhecida em



## LEGENDA

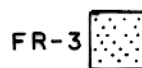
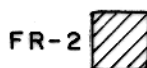
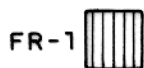
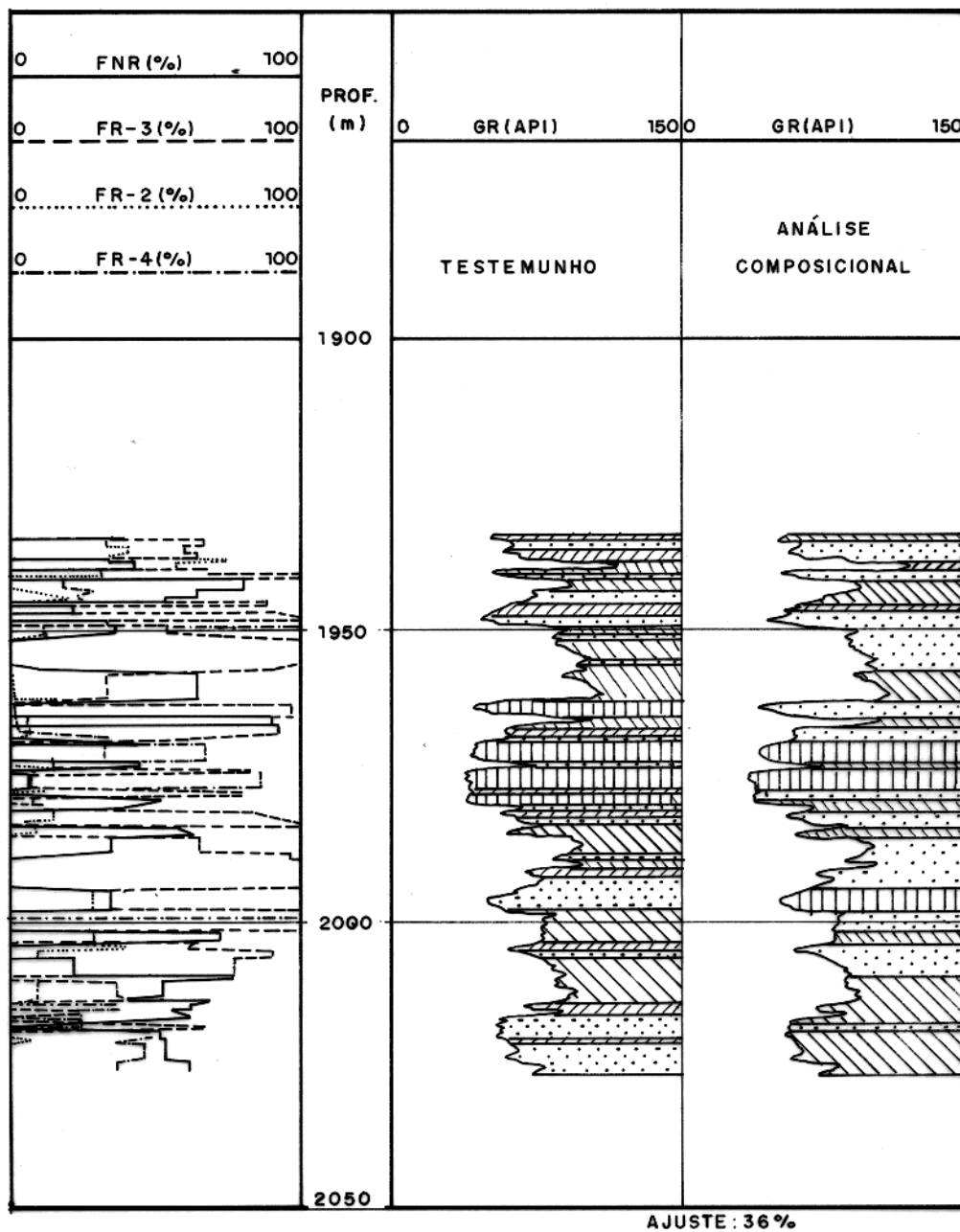


Figura 26 — Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM - A. Sistema sobredeterminado; curvas utilizadas GR,  $\rho_b$ ,  $\Delta t$  e  $\emptyset_{nls}$ .





## LEGENDA

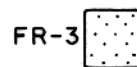
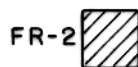
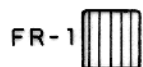
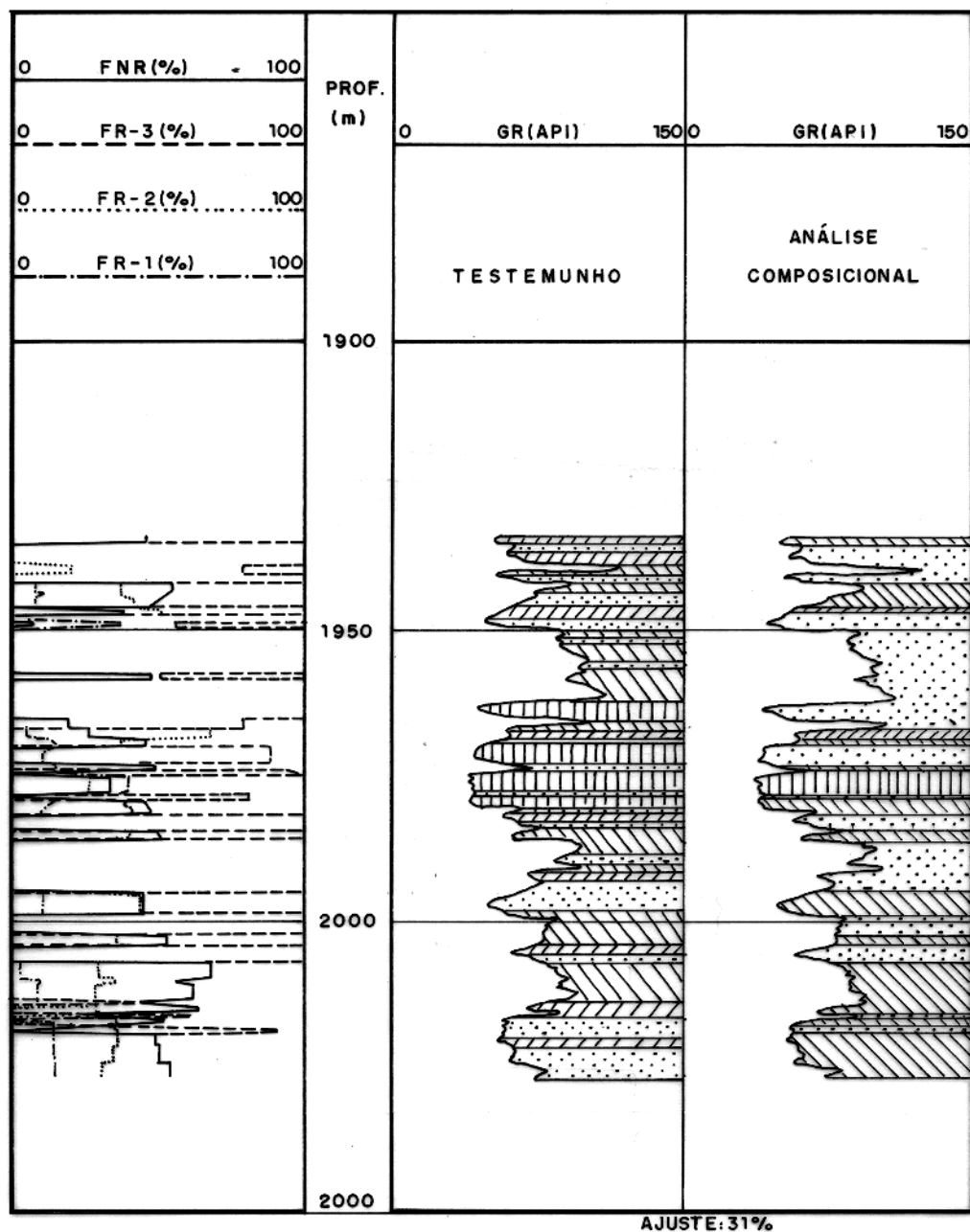


Figura 27 — Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema determinado; curvas utilizadas GR,  $\rho_b$  e  $\Delta t$ .



## LEGENDA

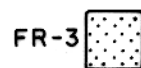
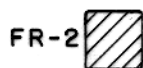
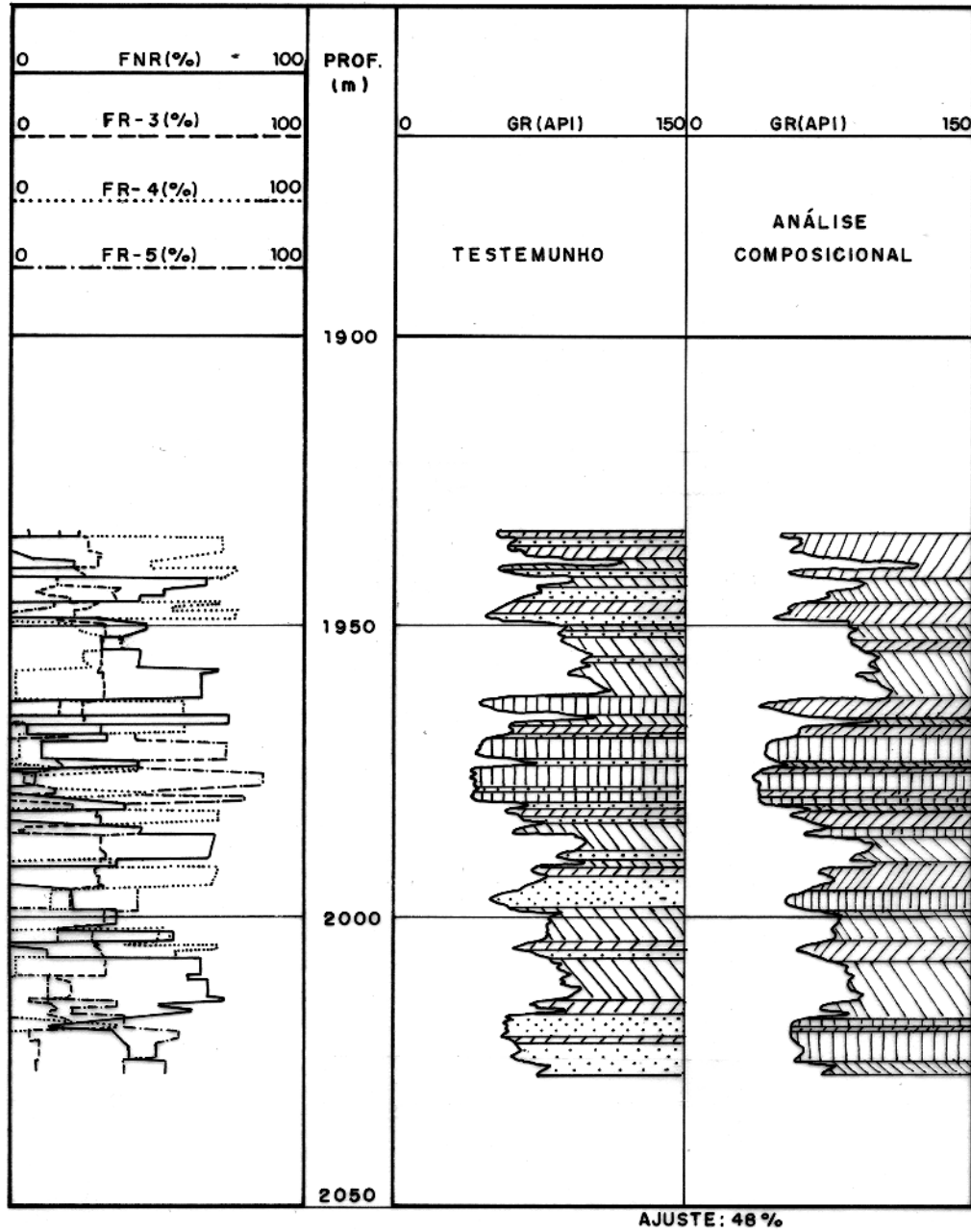


Figura 28— Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema de— terminado; curvas utilizadas: GR,  $\rho_b$  e  $\phi_{nls}$ .



LEGENDA

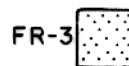
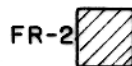
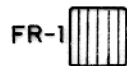


Figura 29— Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise composicional. Poço CM-A. Sistema subdeterminado; curvas utilizadas  $GR \rho_b$ .

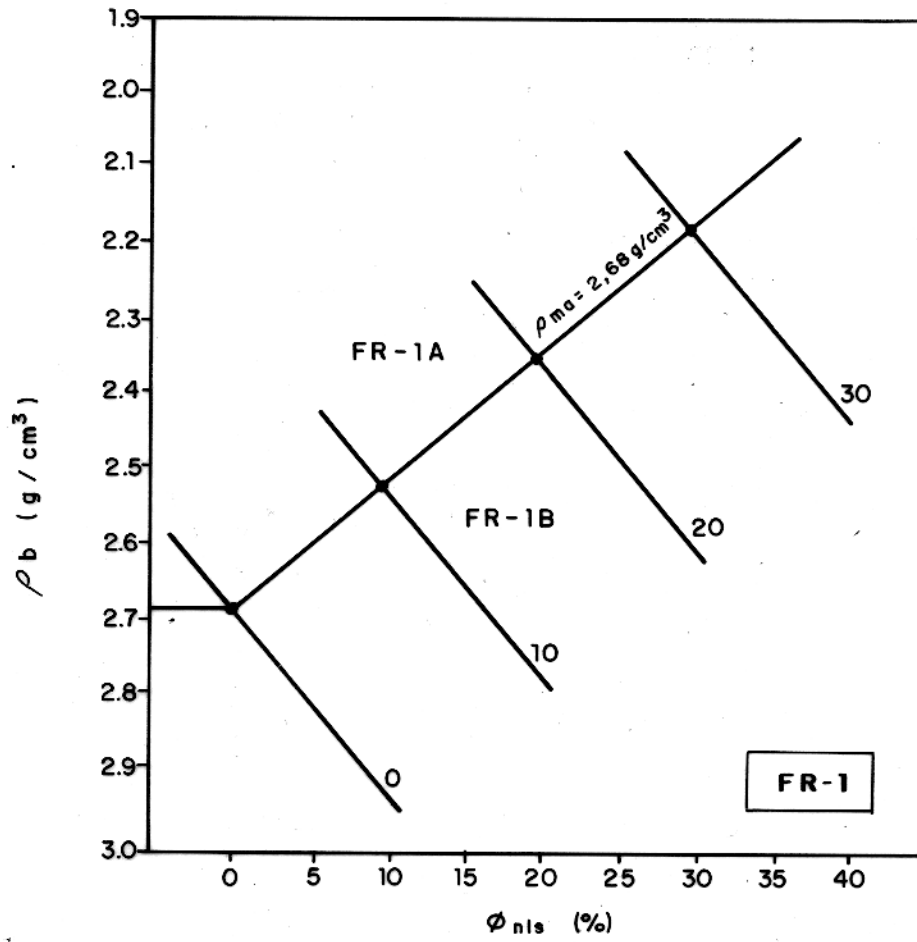


Figura 30- Diferenciação entre as fácies FR-1A e FR-1B.

afloramentos, testemunhos ou através de perfis, tende a passar (verticalmente) a uma outra com mais freqüência do que se esperaria num arranjo aleatório.

A caracterização das sucessões é útil na interpretação ambiental, já que possibilita a visualização em conjunto das diversas unidades e pode ser também empregada, como elemento acessório, na discriminação automática de fácies (Buchebe & Franco, 1989).

Quando grandes quantidades de dados dificultam a análise visual, técnicas estatísticas são utilizadas, dentre as quais se destaca o processo das cadeias de Markov, o qual estabelece que a possibilidade de reaparição de um determinado estado pode ser deduzida de estados antecessores, devido a sua dependência em relação a um ou mais eventos imediatamente anteriores (Mendes, 1984).

O método, sistematizado por Selley (1970), consiste no tratamento dos dados em quatro fases (Walker, 1979):

a) Construção do Diagrama de Relações de Fácies, a partir do qual são tabulados e convertidos em percentuais ( $p_{ij}$ ) os números de transições observadas de cada fácies para as demais

$$p_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^l a_{ik}},$$

sendo que  $a_{ij}$  representa a quantidade de transições da fácies  $i$  para a  $j$ , e  $l$  corresponde ao número de tipos faciológicos considerados;

b) Montagem da matriz de probabilidades de transições, que dependem somente da abundância relativa de cada fácies, assumindo-se que todas as transições ocorrem aleatoriamente

$$r_{ij} = \frac{n_j}{N - n_i},$$

onde  $r_{ij}$  denota a probabilidade de haver a transição da fácies  $i$  a fácies  $j$ ,  $n_i$  e  $n_j$  representam o número de ocorrências de  $i$  e  $j$ , respectivamente, e  $N$  é o total de intervalos na seção em estudo;

c) Subtração da matriz obtida em (a) pela obtida em (b)

$$c_{ij} = p_{ij} - r_{ij},$$

com  $c_{ij}$  equivalendo à diferença entre as transições observadas e as probabilidades aleatórias; e

d) Obtenção do Diagrama Preferencial de Relações de Fácies a partir dos resultados das operações realizadas em (c), levando-se em conta os contrastes mais significativos entre as transições observadas e as probabilidades aleatórias (valores mais elevados de  $c_{ij}$ ).

Um problema do método acima descrito está na dificuldade de se avaliar estatisticamente se as diferenças calculadas em (c) são de fato significativas. Por essa razão, o procedimento foi aperfeiçoado por Harper (1984), que propôs o desenvolvimento a seguir:

a) Escolhe-se o nível de significância (usualmente entre 0,1 e 0,2);

b) Para cada possível sucessão de uma fácies  $i$  para outra  $j$ , computa-se a probabilidade ( $P$ ) de haver pelo menos o número de transições observadas dentre o total de transições de  $i$  para as demais componentes da seção. Por exemplo, considerando-se a transição de uma fácies A para outra B, tem-se

$$P = \sum_{n=n_{obs}}^N C(N, n) r^n q^{N-n},$$

onde  $N$  é o número total de transições da fácies A para cada uma das demais,  $n_{obs}$  representa o número de transições da fácies A para a B, e

$$C(N, n) = \frac{N!}{(N-n)!},$$

com  $r$  denotando a probabilidade da ocorrência da transição de A para B se a seqüência for aleatória, e

$$q = 1 - r;$$

c) Rejeita-se a hipótese nula, que estabelece ser a seqüência aleatória se a probabilidade calculada em (b) for maior ou igual ao nível de significância escolhido; e

d) Constrói-se o Diagrama Preferencial de Relações de Fácies, considerando-se somente as transições selecionadas em (c).

O método de Harper foi aplicado a partir da descrição dos testemunhos dos poços CM-E e CM-A (Nascimento, 1981). O quadro I da Tabela 15 mostra a frequência absoluta de cada fácies. A seguir construiu-se o Diagrama de Relações de Fácies (consideradas do topo para a base), representado na Figura 31a, a partir do qual é montada a matriz das transições observadas (Tabela 15, quadro II).

Tabela 15 - Seqüência das operações executadas até a obtenção do Diagrama Preferencial de Relações de Fácies

Quadro I - Frequência das fácies

FR-1A	FR-1B	FR-2	FR-3	FNR
13	7	31	40	25

Quadro II - Número de transições observadas

	FR-1A	FR-1B	FR-2	FR-3	FNR
FR-1A	-	1	7	3	2
FR-1B	4	-	3	0	0
FR-2	6	4	-	19	2
FR-3	2	0	17	-	30
FNR	1	2	4	17	-

Quadro III - Probabilidades de transição para uma seqüência aleatória

	FR-1A	FR-1B	FR-2	FR-3	FNR
FR-1A	-	0,0680	0,3010	0,3883	0,2427
FR-1B	0,1193	-	0,2844	0,3670	0,2294
FR-2	0,1527	0,0824	-	0,4706	0,2941
FR-3	0,1711	0,0921	0,4079	-	0,3289
FNR	0,1429	0,0769	0,3407	0,4396	-

Quadro IV - Probabilidades calculadas com o método de Harper

	FR-1A	FR-1B	FR-2	FR-3	FNR
FR-1A	-	0,5995	0,0643	0,9317	0,8608
FR-1B	0,0052	-	0,3178	1,0000	1,0000
FR-2	0,1513	0,2381	-	0,0001	0,1535
FR-3	0,1783	0,7869	0,0001	-	0,0001
FNR	0,9601	0,5603	0,3760	0,0072	-

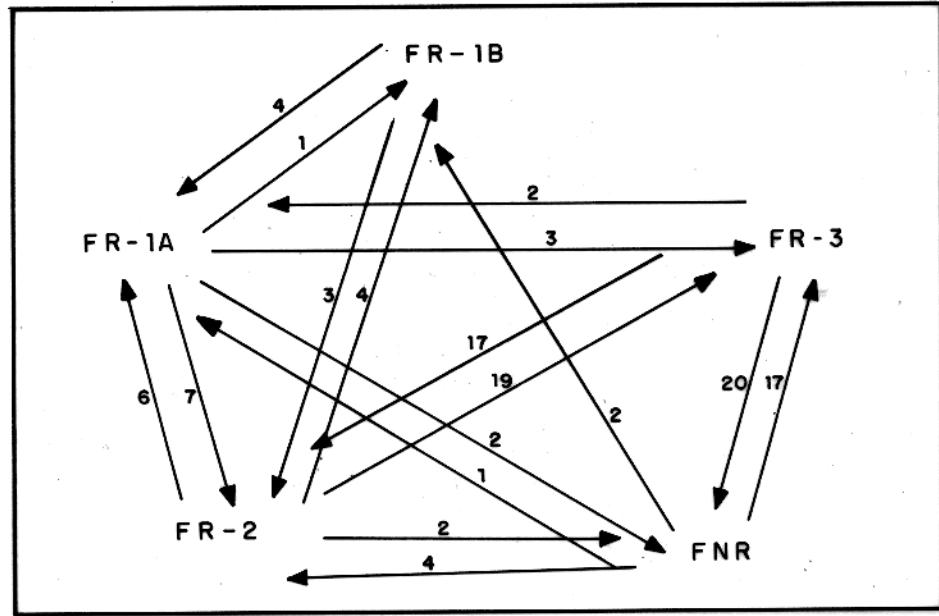


Figura 31a - Diagrama de Relações de Fácies.

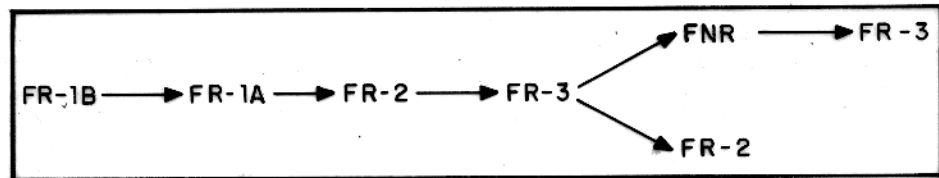


Figura 31b - Diagrama Preferencial de Relações de Fácies.



O quadro III (Tabela 15) representa as probabilidades de transições para uma seqüência aleatória. Finalmente, foi computada a probabilidade de haver, no mínimo, o número observado de sucessos dentre o total de transições (quadro IV). Adotando-se um nível de significância de 0,1, obteve-se o Diagrama Preferencial de Relações de Fácies (Figura 31b), que indica maior concentração de clásticos grosseiros no topo da seção (sistema progradante), em conformidade com o modelo proposto por Nascimento (1981).

O diagrama acima referido pode também ser utilizado como elemento subordinado ao método da análise discriminante para a determinação automática de fácies através dos perfis, como se mostrará adiante.

### 3.5 Combinação dos Métodos

De maneira geral, a análise discriminante aplicada sobre os dados transformados em componentes principais constitui a metodologia mais eficiente para a determinação de fácies através dos perfis.

Não obstante, outras ferramentas podem contribuir para o seu refinamento, tanto no que diz respeito à subdivisão dos grupos (por exemplo, no caso do gráfico  $\phi_{nl_s} \times \rho_b$ , utilizado na distinção entre FR-1A e FR-1B) como no melhoramento do ajuste entre os resultados do processamento e as descrições dos testemunhos, que neste estudo foi realizado através das análises composicional e de seqüência de fácies.

Dessa forma, para cada uma das três fases do processo de discriminação foi computado o índice de referência  $IR_n$ , a partir de  $Z_n$ ,  $R_{0n}$  e  $D_n^2$  (Tabela 10):

$$IR_n = \frac{|Z_n - R_{0n}|}{(D_n^2/2)},$$

com  $1 \leq n \leq 3$ .

Assim, o cálculo de um valor baixo de  $IR_n$  sinalizará que o intervalo em questão situa-se na região de incerteza (Figura 24) e pode ser reclassificado com o auxílio dos métodos alternativos.

Os critérios estabelecidos no poço CM-A estão listados na Tabela 16, onde FACD e FACP representam, respectivamente, as fácies obtidas nas análises discriminante e composicional. FAC-

PREV diz respeito à classificação assinalada ao intervalo imediatamente superior ao que está sendo analisado e PERC é o percentual da fácies predominante calculado na análise composicional. As fácies FR-1A e FR-1B são identificadas pelo código 1 e a FNR pelo código 4.

Tabela 16 - Combinação dos métodos

Poço : CM-A

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nl_s}/\Delta_t$ 

condições						
FACD	FACP	FACPREV	PERC	$IR_{1_{máx}}$	$IR_{2_{máx}}$	$IR_{3_{máx}}$
4	3	4	79	1,644	-	-
2	3	2	64	-	-	1,826
1	3	2	60	-	0,034	-
2	4	3	58	0,929	-	-

curvas  $GR/\rho_b/\Delta_t$ 

condições						
FACD	FACP	FACPREV	PERC	$IR_{1_{máx}}$	$IR_{2_{máx}}$	$IR_{3_{máx}}$
4	3	4	79	1,644	-	-
2	3	2	64	-	-	1,826
1	3	2	60	-	0,034	-
2	4	3	58	0,929	-	-

curvas  $GR/\rho_b/\phi_{nl_s}$ 

condições						
FACD	FACP	FACPREV	PERC	$IR_{1_{máx}}$	$IR_{2_{máx}}$	$IR_{3_{máx}}$
4	3	4	51	1,339	-	-
2	3	2	100	-	-	0,643

curvas  $GR/\rho_b$ 

condições						
FACD	FACP	FACPREV	PERC	$IR_{1_{máx}}$	$IR_{2_{máx}}$	$IR_{3_{máx}}$
3	2	3	56	-	-	0,555

FACD = Fácies obtida na análise discriminante.  
 FACP = Fácies obtida na análise composicional.  
 FACPREV = Fácies do intervalo imediatamente superior.  
 PERC = Percentual da fácies predominante calculado na análise composicional.  
 $IR_{n_{máx}}$  = Índice de referência máximo.

Dessa forma, para a combinação  $GR/\rho_b/\Delta_t$ , por exemplo, se a análise discriminante atri-

buir o intervalo considerado à FNR com  $IR_1$  inferior a 1,644 ( $IR_{1_{máx}}$ ), e, ao mesmo tempo a análise composicional indicar a FR-3 com pelo menos 73%, associado ao fato da camada superior ter sido identificada como FNR, o estrato em questão será reclassificado para a FR-3.

Nas Figuras 32 a 35 são mostradas as comparações entre as seções dos testemunhos e as resultantes da análise discriminante e dos métodos combinados no poço CM-A, onde se pode observar um aumento no ajuste entre 1 e 8 pontos percentuais.

A combinação dos métodos, ainda que trabalhosa, pode contribuir de maneira significativa, na medida em que abre a perspectiva de melhoria da qualidade da interpretação. A conveniência ou não de seu uso deve ser examinada caso a caso, à luz da operacionalidade e do grau de complexidade do problema.

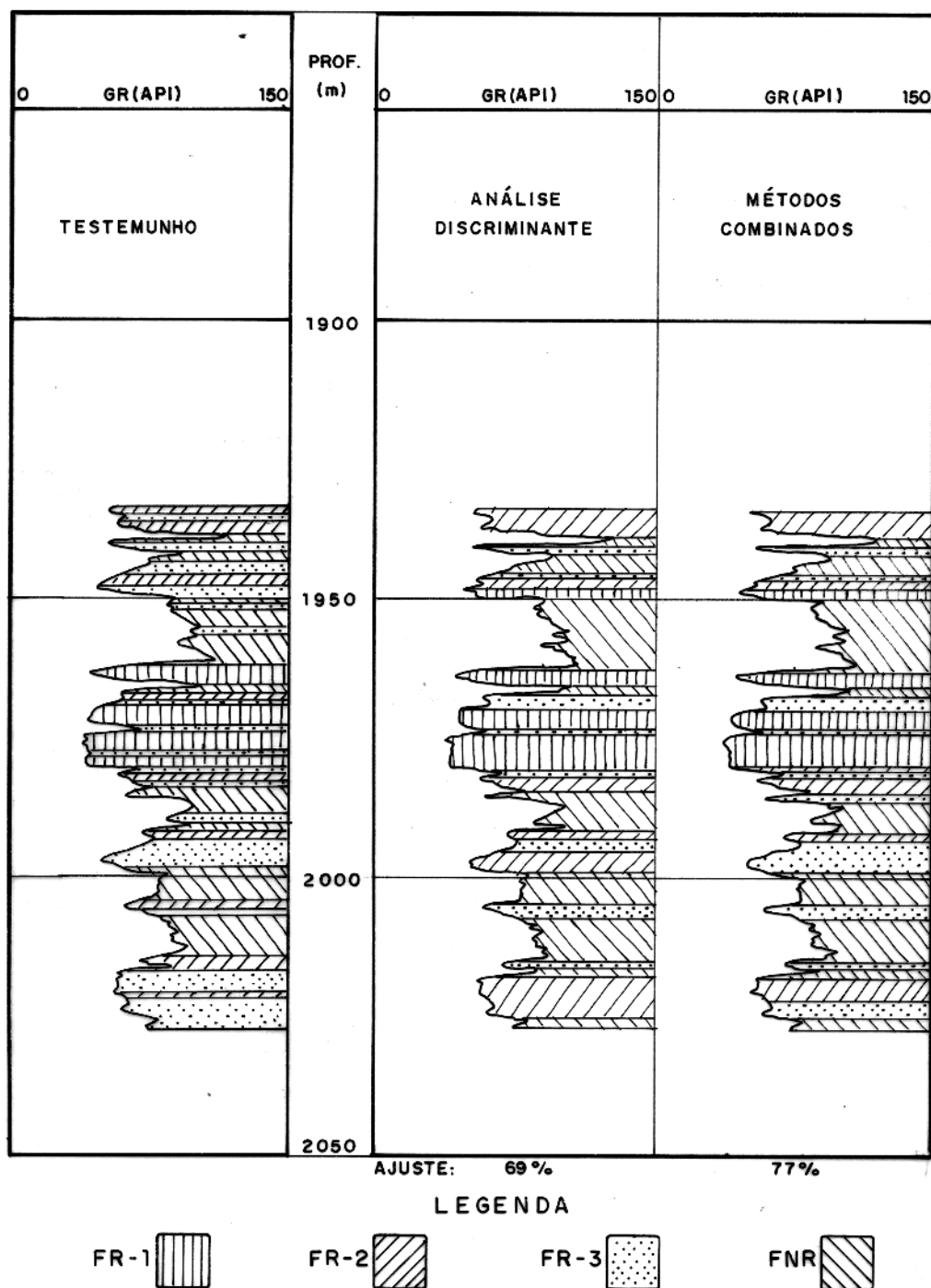


Figura 32— Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço CM-A ; curvas utilizadas GR,  $\rho_b$ ,  $\Delta t$  e  $\phi_{nls}$ .

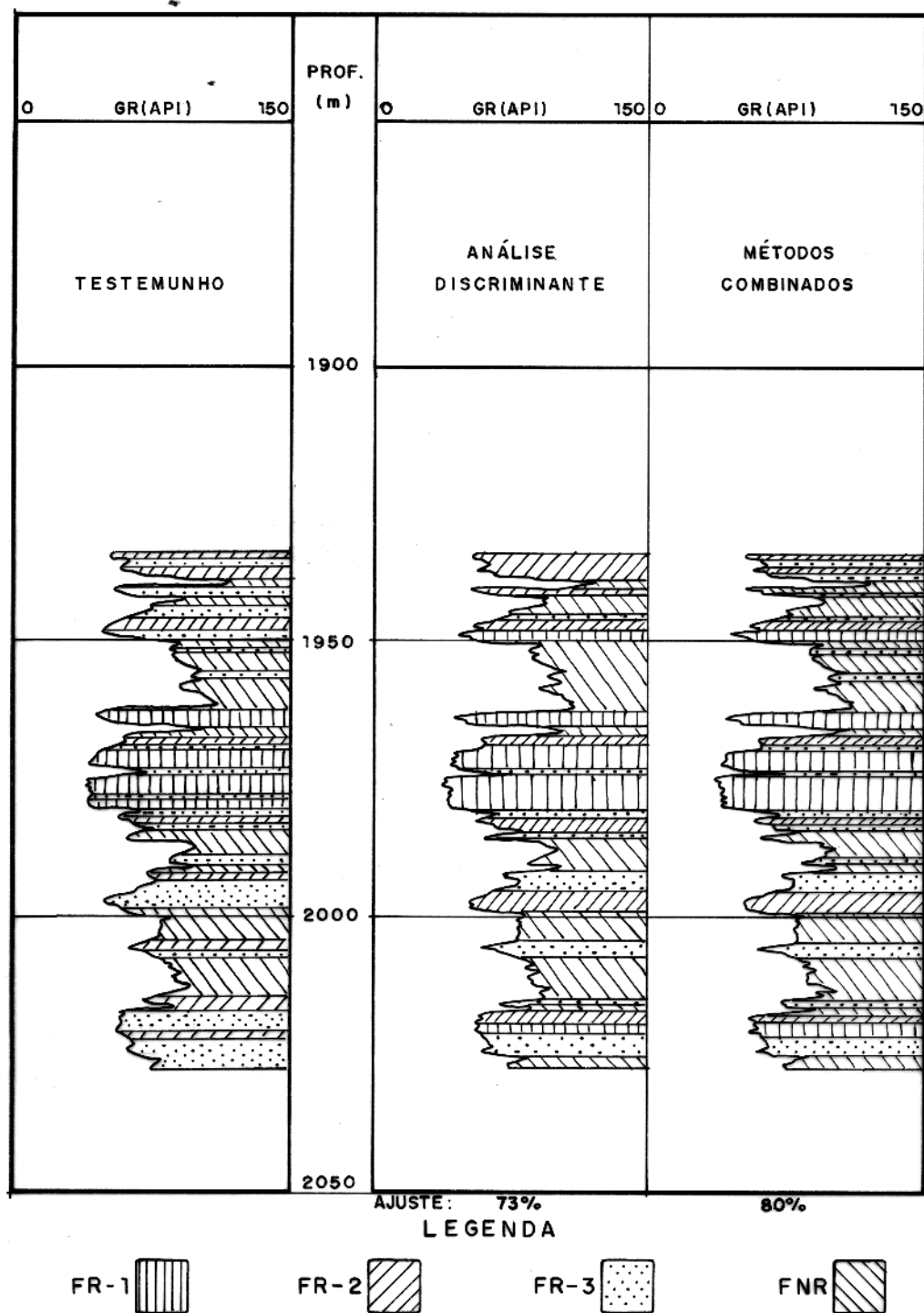
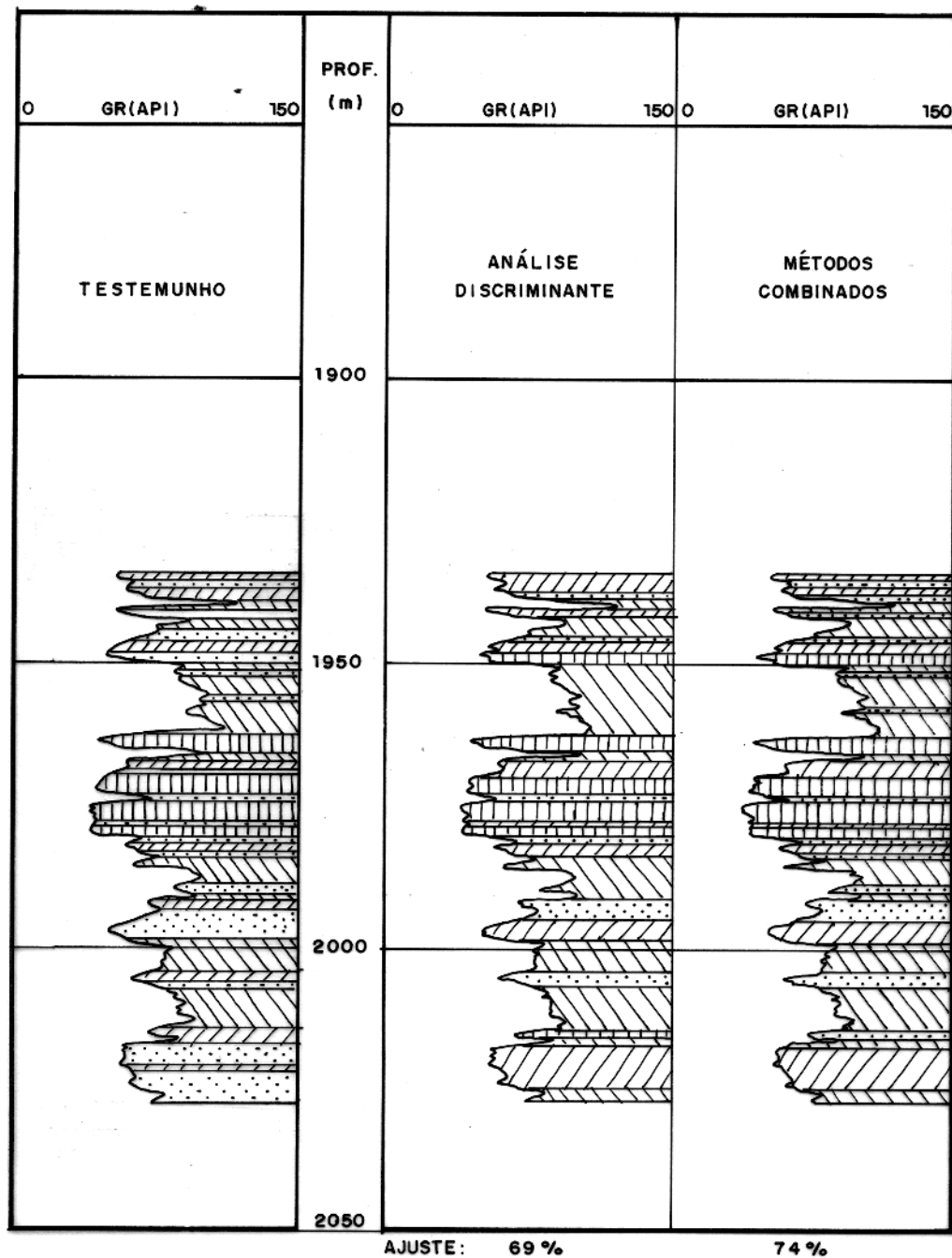


Figura 33— Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. POCO CM-A ; curvas utilizadas GR,  $\rho_b$  e  $\Delta t$ .



## L E G E N D A

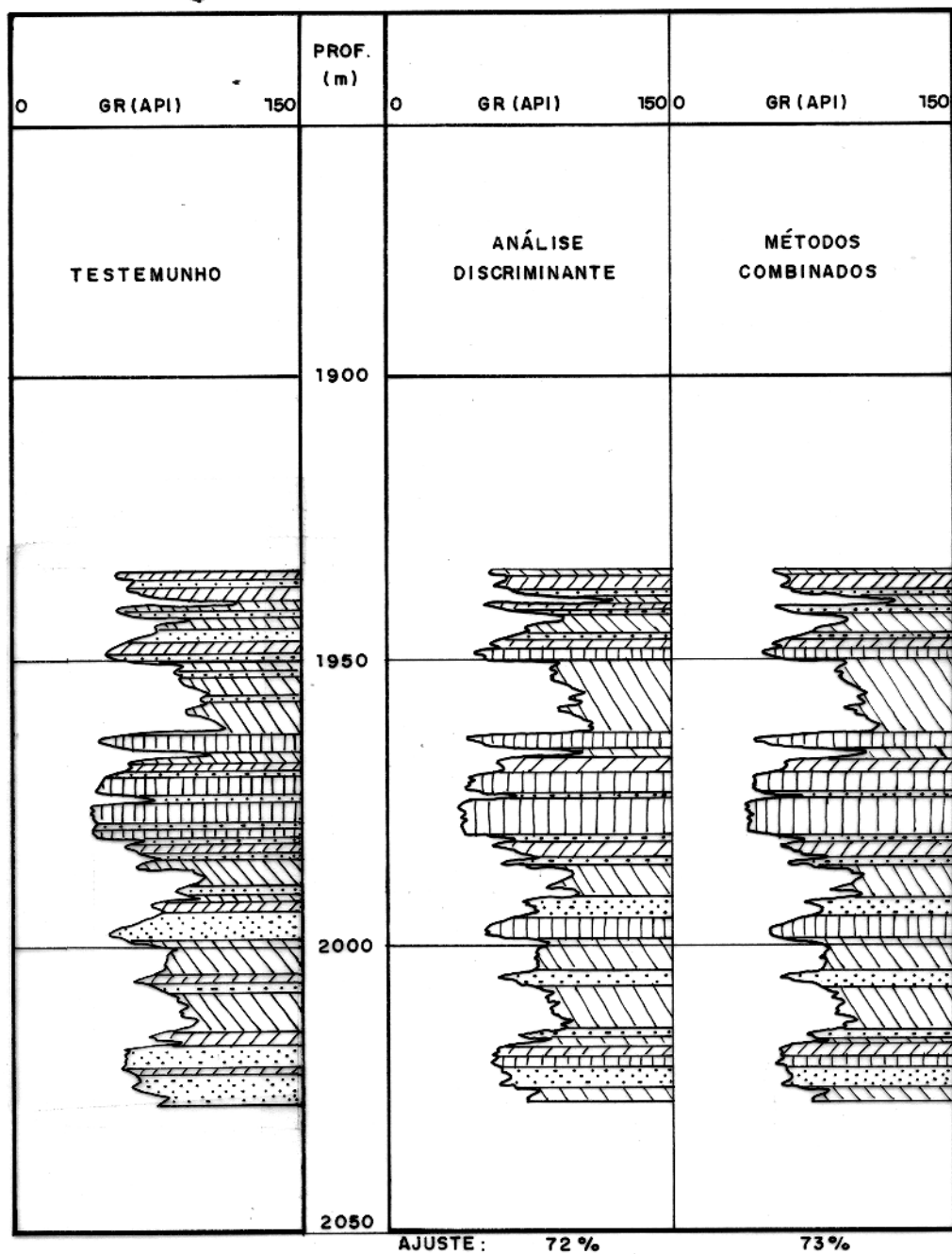
FR-1

FR-2

FR-3

FNR

Figura 34 — Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço CM-A; curvas utilizadas GR,  $\rho_b$  e  $\theta_{nl}$ .



## LEGENDA

FR-1

FR-2

FR-3

FNR

Figura 35— Comparação entre as fácies descritas nos testemunhos e as obtidas na análise discriminante e nos métodos combinados. Poço CM-A; curvas utilizadas GR e  $\rho_b$ .

## CAPÍTULO 4

### APLICAÇÕES

A determinação das fácies, uma vez estabelecida, trará como consequência imediata o aprimoramento da análise quantitativa de perfis, possibilitando o exame em separado de cada uma das litologias, que não mais serão tratadas indistintamente ao longo da seção de interesse.

Em conjunto com outras técnicas, esse procedimento poderá também ser útil nas áreas de geologia de desenvolvimento e de reservatório e, de maneira geral, no planejamento da estratégia de exploração do campo em estudo.

Dessa forma, a seguir serão discutidas, exemplificadas e ilustradas algumas aplicações da metodologia desenvolvida no capítulo anterior.

#### 4.1 Análise Quantitativa de Perfis

A identificação mais precisa possível da rocha e do seu conteúdo mineralógico é importante tanto na escolha e adaptação dos modelos de interpretação mais adequados como na seleção dos parâmetros para cada litologia individualmente.

Assim, um exemplo da utilização do procedimento de separação das fácies é ilustrado no cálculo do volume de argila ( $V_{sh}$ ). Na Figura 36 estão representados os histogramas das leituras do perfil de raios gama para toda a seção ( $GR$  total) e os correspondentes às FR-1, 2 e 3, possibilitando a escolha de valores distintos de 'raios gama da matriz' ( $GR_{ma}$ ) para cada uma das três fácies-reservatório. Sem essa diferenciação, os valores de  $V_{sh}$  para as FR-2 e 3 seriam superestimados.

Ao mesmo tempo, a discriminação das fácies permite a totalização em separado dos valores de espessura, porosidade e saturação dos fluidos (Tabela 17) e a aplicação de diferentes valores de corte (*cut-offs*) para cada grupo considerado.

Na Tabela 18 está mostrada a listagem de saída do processamento dos perfis do poço CM-F, onde para cada profundidade se tem a definição da fácies-reservatório correspondente, ao lado das demais grandezas originais e calculadas. As FR-1A e 1B são codificadas pelos valores 1,10 e 1,50,



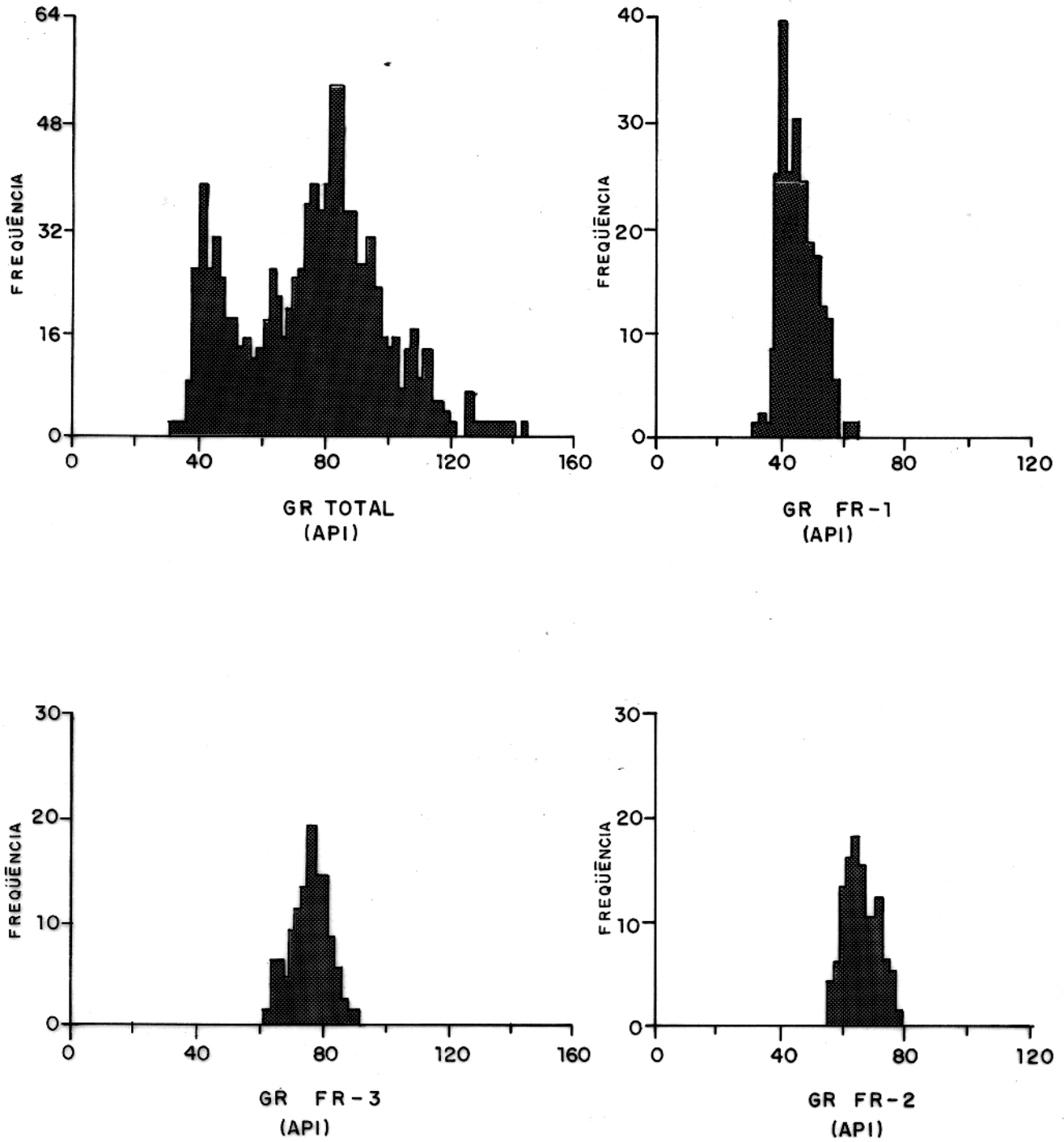


Figura 36 — Exemplo de aplicação na escolha dos valores de GR<sub>ma</sub>.  
Poço CM-L. Intervalo: 2112/2229m.

respectivamente e os intervalos caracterizados como FNR (código 4,00) ou aqueles desconsiderados em função das más condições mecânicas do poço (código 5,00) não são listados.

Tabela 17 - Totalização por zona produtora

descrição	valor
poço	CM-F
zona produtora	6A
mesa rotativa (m)	4,0
utm x do topo da zona (m)	8783699,0
utm y do topo da zona (m)	724312,4
cota do topo da zona (m)	-1990,0
espessura com hc FR-1 (m)	0,304
espessura com hc FR-2 (m)	0,303
espessura com hc FR-3 (m)	0,000
espessura com hc total (m)	0,607
espessura porosa total (m)	0,760
porosidade média FR-1 (%)	8,563
porosidade média FR-2 (%)	11,114
porosidade média FR-3 (%)	-
porosidade média total (%)	9,838
permeabilidade média FR-1 (mD)	1,793
permeabilidade média FR-2 (mD)	4,377
permeabilidade média FR-3 (mD)	0,350
permeabilidade média total (mD)	3,204
saturação de água média (%)	46,285
volume de argila médio (%)	15,400
$h * \phi * S_o$ total (m)	0,032
$h * \phi * S_o$ FR-1 (m)	0,012
$h * \phi * S_o$ FR-2 (m)	0,020
$h * \phi * S_o$ FR-3 (m)	0,000

Da mesma forma, a Figura 37 ilustra a reprodução analógica dos resultados da análise quantitativa, onde além das curvas obtidas nos processos convencionais de avaliação representa-se o perfil de fácies da seção em estudo. Os intervalos assinalados à esquerda no *track 2* representam as zonas de interesse para hidrocarbonetos (*net pay*).

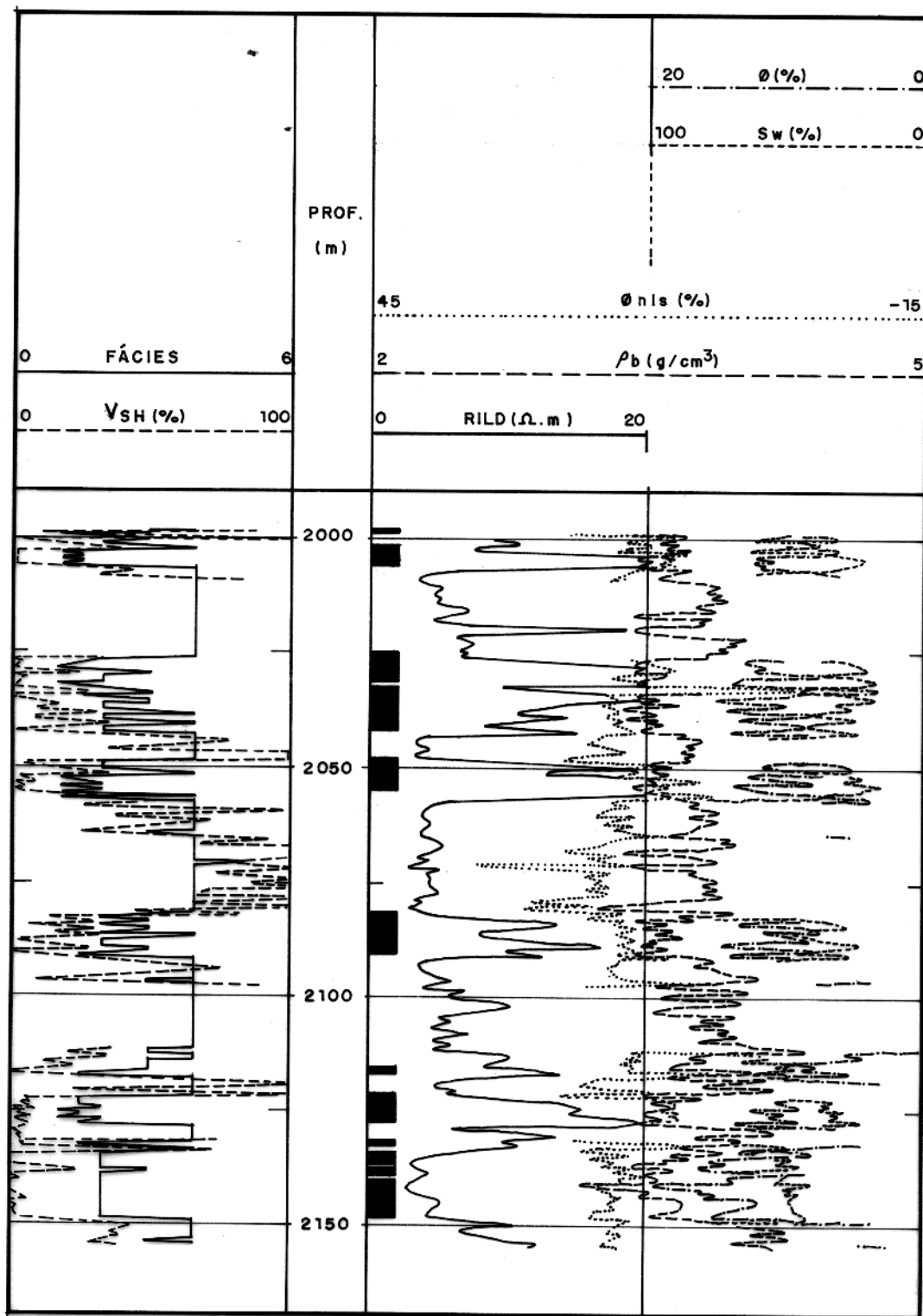


Figura 37—Análise quantitativa. Dados originais e resultados. Poço CM-0.

Tabela 18 - Listagem de saída  
poço CM-F topo do intervalo = 2435,0 m base do intervalo = 2480,0 m

profundidade medida (m)	raios gama (API)	profundidade vertical (m)	porosidade (%)	saturação de água (%)	volume de argila (%)	código da fácies	permeabilidade (mD)	espessura com hc total (m)	$h = \phi + S_o$ total (m)
2435,6	81	2024,3	4,3	100,0	27,5	3,00	0,1	0,0	0,000
2435,8	86	2024,4	1,8	100,0	23,7	1,10	0,1	0,0	0,000
2436,0	78	2024,6	1,7	100,0	15,3	1,10	0,1	0,0	0,000
2436,2	70	2024,7	2,7	100,0	9,1	1,10	0,2	0,0	0,000
2436,4	67	2024,9	3,5	100,0	7,5	1,10	0,2	0,0	0,000
2436,6	65	2025,0	4,6	91,2	6,2	1,10	0,5	0,0	0,000
2436,8	58	2025,2	6,5	65,7	2,9	1,50	1,7	0,0	0,000
2437,0	53	2025,3	8,0	53,8	1,1	1,50	4,1	0,0	0,000
2437,2	51	2025,5	8,3	51,1	0,7	1,50	4,9	0,2	0,006
2437,4	51	2025,7	7,4	55,5	0,8	1,50	2,9	0,2	0,006
2437,6	52	2025,8	6,5	64,5	0,9	1,50	1,7	0,2	0,006
2437,8	53	2026,0	6,3	74,8	1,2	1,10	1,5	0,2	0,006
2438,0	57	2026,1	6,7	79,2	2,2	1,10	1,8	0,2	0,006
2438,2	65	2026,3	6,6	87,3	6,1	1,10	1,7	0,2	0,006
2438,4	76	2026,4	6,1	100,0	13,8	1,10	1,3	0,2	0,006
2438,6	85	2026,6	9,0	83,2	22,6	1,10	7,9	0,2	0,006
2443,6	86	2030,4	9,4	69,0	21,8	3,00	1,1	0,2	0,006
2443,8	87	2030,5	6,5	89,4	22,9	3,00	0,3	0,2	0,006
2444,0	91	2030,7	4,4	100,0	27,6	3,00	0,1	0,2	0,006
2444,2	91	2030,8	4,6	100,0	28,4	3,00	0,1	0,2	0,006
2444,4	89	2031,0	5,5	89,8	25,9	3,00	0,2	0,2	0,006
2444,6	91	2031,1	5,1	95,1	27,6	3,00	0,1	0,2	0,006
2446,4	73	2032,5	7,5	58,6	9,9	3,00	0,4	0,2	0,006
2446,6	54	2032,6	6,7	61,2	1,5	1,50	1,8	0,2	0,006
2446,8	51	2032,8	5,3	71,6	0,9	1,50	0,8	0,2	0,006
2447,0	55	2032,9	5,5	65,2	1,9	1,50	0,9	0,2	0,006
2447,2	57	2033,1	7,5	47,4	2,5	1,50	3,1	0,2	0,006
2447,4	59	2033,3	10,2	36,3	2,4	2,00	2,2	0,3	0,016
2447,6	65	2033,4	10,4	38,5	5,1	3,00	1,8	0,3	0,016
2447,8	78	2033,6	8,2	50,2	13,8	3,00	0,6	0,3	0,016
2448,0	92	2033,7	4,2	79,8	29,4	3,00	0,1	0,3	0,016
2458,2	80	2041,5	7,7	39,3	17,4	1,10	3,4	0,3	0,016
2458,4	71	2041,6	4,7	55,1	9,7	1,10	0,5	0,3	0,016
2458,6	66	2041,8	3,3	79,7	6,5	1,10	0,2	0,3	0,016
2458,8	62	2041,9	3,6	84,5	4,7	1,10	0,3	0,3	0,016
2459,0	66	2042,1	5,6	69,0	6,8	1,10	1,0	0,3	0,016
2459,2	80	2042,2	8,9	53,3	17,1	1,10	7,2	0,5	0,022
2459,4	92	2042,4	12,0	44,5	29,0	2,00	6,5	0,6	0,032
2463,6	85	2045,5	4,5	100,0	21,2	3,00	0,1	0,6	0,032

código das fácies: 1,00 (FR-1A); 1,50 (FR-1B); 2,00(FR-2); 3,00(FR-3)

## 4.2 Cálculo da Porosidade Efetiva

Através do estudo quantitativo dos testemunhos (Tabela 1) e das seções delgadas (Tabelas 2 a 4) foi possível estabelecer a proporção dos minerais constituintes de cada fácies-reservatório. A composição da matriz dos conglomerados (FR-1A e 1B) foi admitida como sendo igual à média dos arenitos da FR-2 (Pinto, 1988, comunicação verbal). Com esses dados, foram calculados os valores teóricos de  $\rho_b$  e de  $\phi_{nl}$  da matriz (0% de porosidade) considerando a média ponderada de cada amostra.

A Figura 38 ilustra os histogramas de frequência dos valores de  $\rho_b$  e de  $\phi_{nl}$  obtidos para as amostras de conglomerado (FR-1A e 1B) através destes cálculos. Representando em conjunto essas duas variáveis (Figura 39) é possível determinar-se a linha de isoporosidade correspondente a

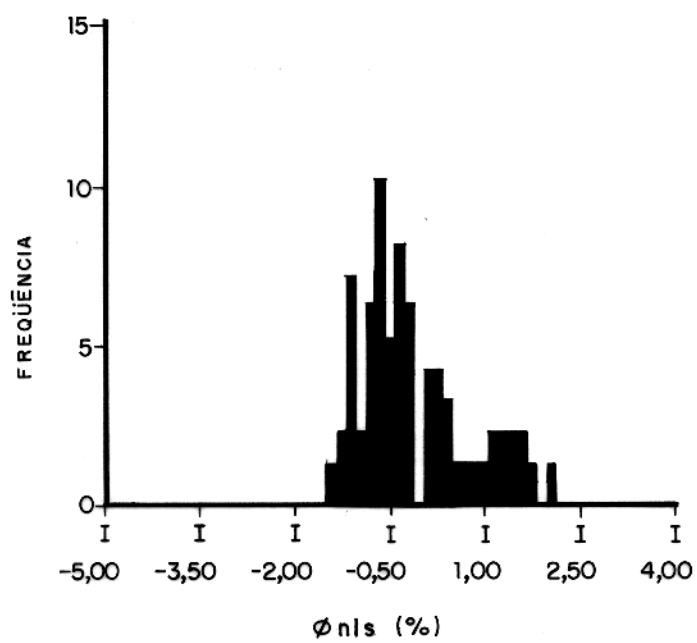
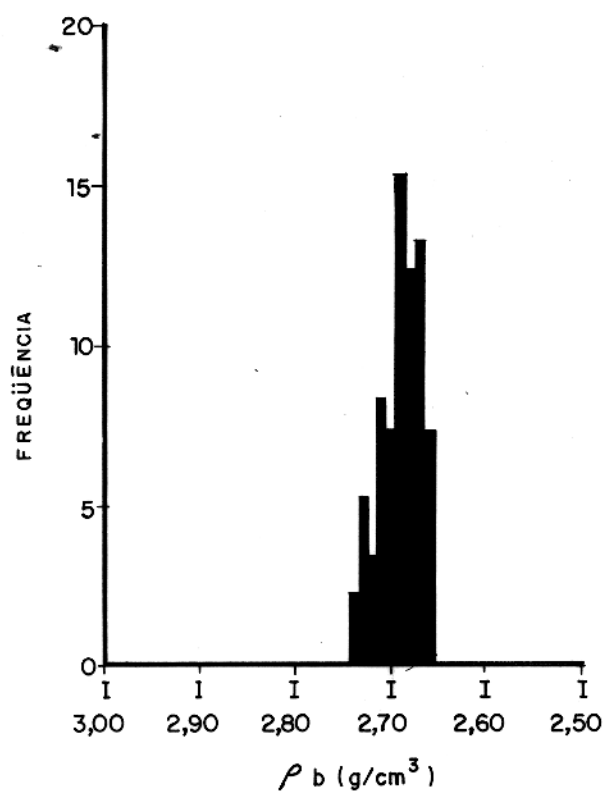


Figura 38— Diagramas de frequência dos valores de  $\rho_b$  e  $\phi_{nl}$  obtidos da análise petrográfica de amostras da FR-1. Poços: CM-C, CM-G, CM-J, CM-K e CM-P.

0% e a região de ocorrência desta fácies, neste caso compreendida pelo triângulo cujos vértices são dados pelos pontos:  $\phi_{nls} = 2,0\%$ ,  $\rho_b = 2,74 \text{ g/cm}^3$ ;  $\phi_{nls} = -1,8\%$ ,  $\rho_b = 2,66 \text{ g/cm}^3$  e pelo ponto de água (porosidade = 100%),  $\phi_{nls} = 100,0\%$ ,  $\rho_b = 1,00 \text{ g/cm}^3$ . Tal procedimento, realizado para cada fácies-reservatório, resultou na definição dos diagramas de cálculo da porosidade a partir dos perfis neutrônico e densidade (Figura 40). O modelo, assim construído, pressupõe a linearidade das respostas das ferramentas, o que, rigorosamente, não corresponde à realidade. Entretanto, devido à dificuldade de se estabelecer precisamente as linhas de litologia, a sistemática em causa pode ser aceita como uma razoável aproximação para estimativa da porosidade, desde que se efetue o confronto desses cálculos com os dados de rocha. A localização de um ponto fora dos limites demarcados para cada fácies-reservatório pode indicar o efeito de hidrocarboneto leve ou ainda a incorreção no cálculo do volume de argila ( $V_{sh}$  subestimado ou superestimado).

A Figura 41 ilustra os histogramas de frequência das porosidades calculadas através dos perfis e as determinadas em laboratório, a partir dos testemunhos, bem como o gráfico  $\phi_{perfil} \times \phi_{testemunho}$  (dados dos poços CM-C e CM-J), onde se observa uma boa concordância entre os dois métodos. Nas Figuras 42 e 43 é feita a comparação direta entre as curvas de  $\phi_{perfil}$  e de  $\phi_{testemunho}$  para os poços CM-C e CM-J.

#### 4.3 Estimativa Preliminar de Porosidade

A estimativa preliminar de porosidade através da análise de componentes principais (descrita no capítulo 3) foi demonstrada por Elek (1990), a partir da constatação de que as elongações do primeiro e do segundo componentes principais são devidas às variações na porosidade e na litologia, respectivamente. A metodologia consiste fundamentalmente nos seguintes passos:

- a) Seleção dos perfis apropriados;
- b) Transformação dos dados originais em componentes principais;
- c) Exame da relação entre a porosidade efetiva,  $\phi_e$  (calculada segundo os métodos tradicionais, em pelo menos dois pontos) e o primeiro componente principal através de gráficos e análise de regressão; e
- d) Estimativa da porosidade por meio da utilização dos coeficientes obtidos na regressão.

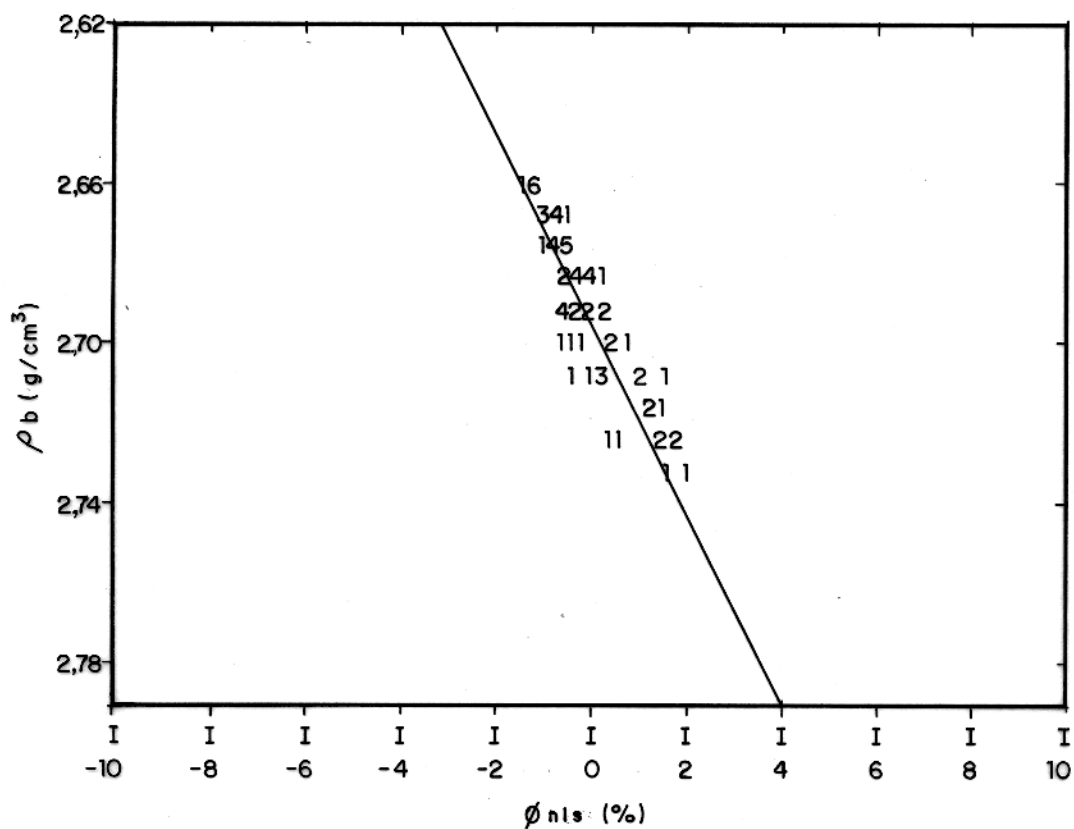


Figura 39 — Gráfico  $\phi_{nl}$  x  $\rho_b$  mostrando a linha de porosidade 0%. O eixo z representa frequência. Dados obtidos da análise petrográfica de amostras da FR-1. Poços: CM-C, CM-G, CM-J, CM-K e CM-P.

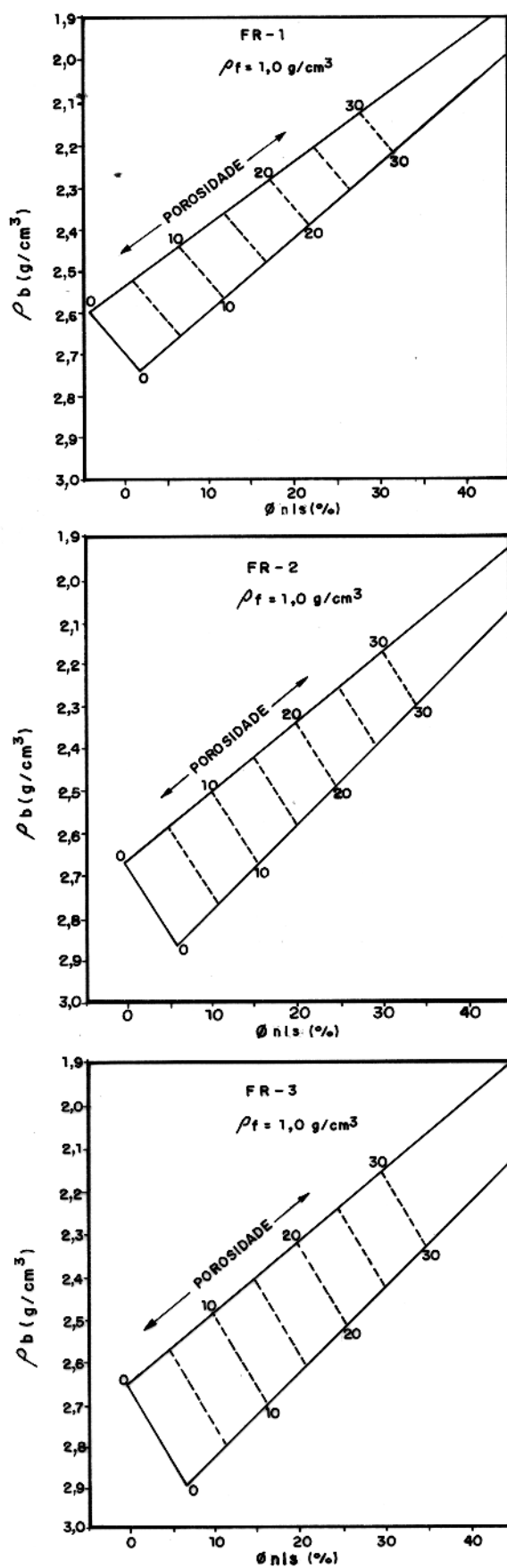


Figura 40 – Diagramas  $\phi_{nl} \times \rho_b$  mostrando as linhas de isoporosidade para as três fácies-reservatório.



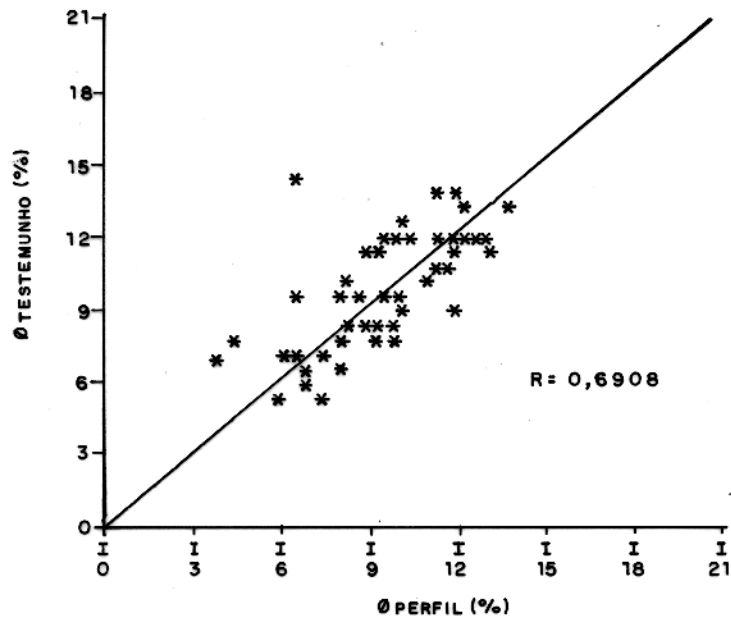
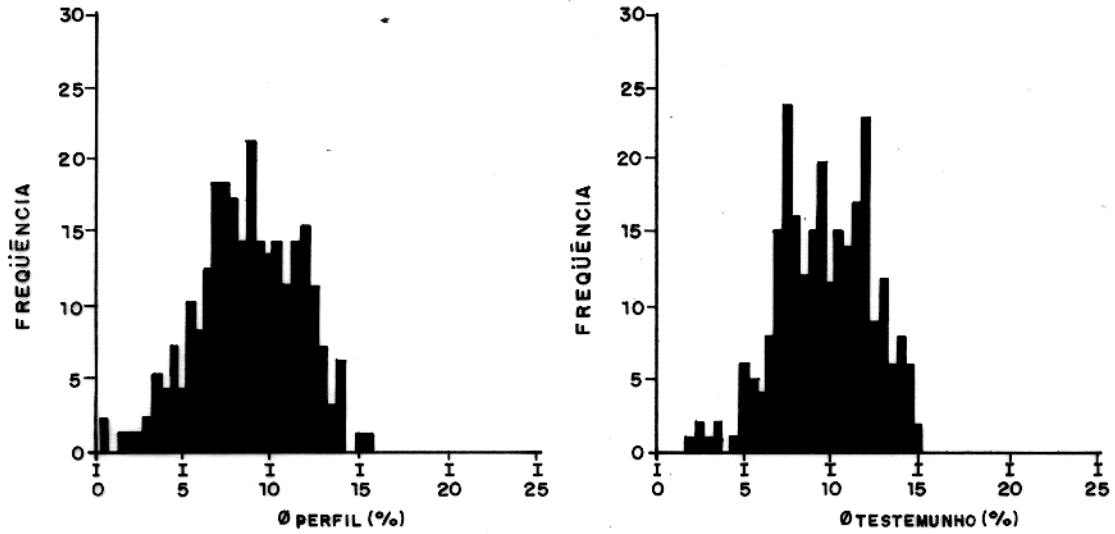


Figura 41 — Comparação Ø TESTEMUNHO X Ø PERFIL . Poços: CM-C e CM-J.

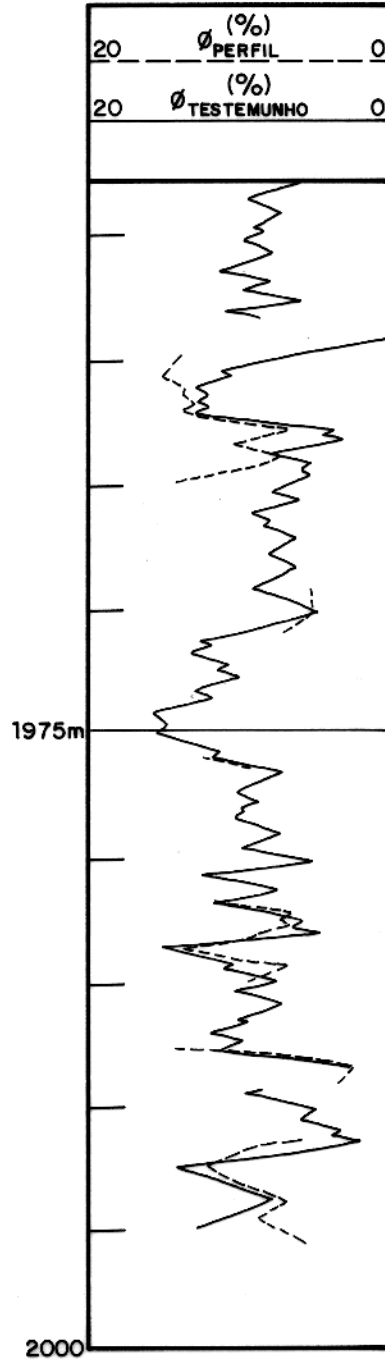


Figura 42 - Comparação  $\emptyset$ TESTEMUNHO x  $\emptyset$ PERFIL. Poço CM-C.

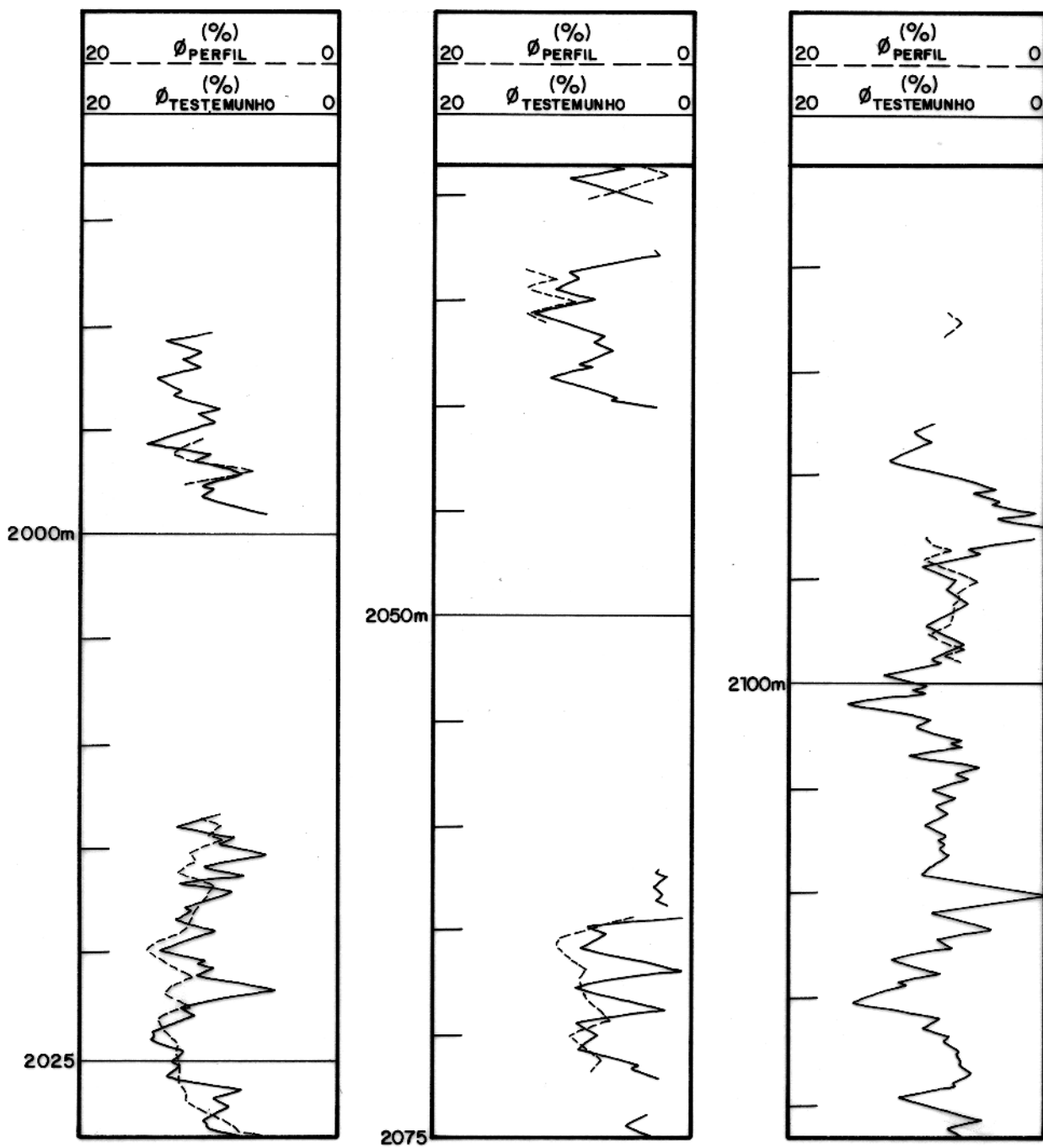


Figura 43 - Comparação  $\varnothing_{\text{TESTEMUNHO}}$  x  $\varnothing_{\text{PERFIL}}$  . Poço CM-J.

Essa metodologia pode ser empregada quando se deseja estabelecer uma estimativa preliminar de porosidade. Por exemplo, ao se efetuar a análise dos perfis no campo. Assim, calculando o valor de  $\phi_e$  em apenas alguns pontos, o intérprete poderá obter o perfil de porosidade para toda a seção de interesse.

O método foi testado inicialmente no poço CM-A, utilizando-se os perfis neutrônico e densidade. As Figuras 44 e 45 mostram os gráficos  $CP_1$  x  $\phi_e$  para toda a seção de interesse e para as fácies-reservatório em separado, onde se observam correlações significativamente melhores.

Assim, através de regressão linear, obtém-se

- |         |                             |   |                |
|---------|-----------------------------|---|----------------|
| a) FR-1 | $\phi_e = -2,19CP_1 + 5,68$ | e | $R = 0,8168,$  |
| b) FR-2 | $\phi_e = -2,68CP_1 + 8,80$ | e | $R = 0,8892$ e |
| c) FR-3 | $\phi_e = -2,88CP_1 + 8,74$ | e | $R = 0,8136.$  |

Estas equações são utilizadas para a estimativa preliminar de porosidade a partir do primeiro componente principal ( $\phi_{CP_1}$ ). Nas Figuras 46 e 47 pode-se observar o ajuste obtido entre  $\phi_e$  e  $\phi_{CP_1}$ .

O mesmo procedimento foi aplicado ao poço CM-B (Figuras 48 a 51) e da mesma forma os resultados foram satisfatórios. Neste caso, as equações resultantes foram

- |         |                             |   |                |
|---------|-----------------------------|---|----------------|
| a) FR-1 | $\phi_e = -3,77CP_1 + 4,43$ | e | $R = 0,9128,$  |
| b) FR-2 | $\phi_e = -3,87CP_1 + 7,57$ | e | $R = 0,8793$ e |
| c) FR-3 | $\phi_e = -4,90CP_1 + 7,96$ | e | $R = 0,9524.$  |

A eficiência da técnica pode ser verificada através da regressão  $\phi_{CP_1}$  x  $\phi_e$ , ou seja, quanto mais próximos de 1 e de  $45^\circ$  forem o coeficiente de correlação (R) e a inclinação da reta de ajustamento ( $\theta$ ), respectivamente, melhor será a estimativa da porosidade efetiva. Nos dois exemplos mostrados obtiveram-se

- |         |              |   |                       |
|---------|--------------|---|-----------------------|
| a) CM-A | $R = 0,8882$ | e | $\theta = 45^\circ$ e |
| b) CM-B | $R = 0,9377$ | e | $\theta = 54^\circ.$  |

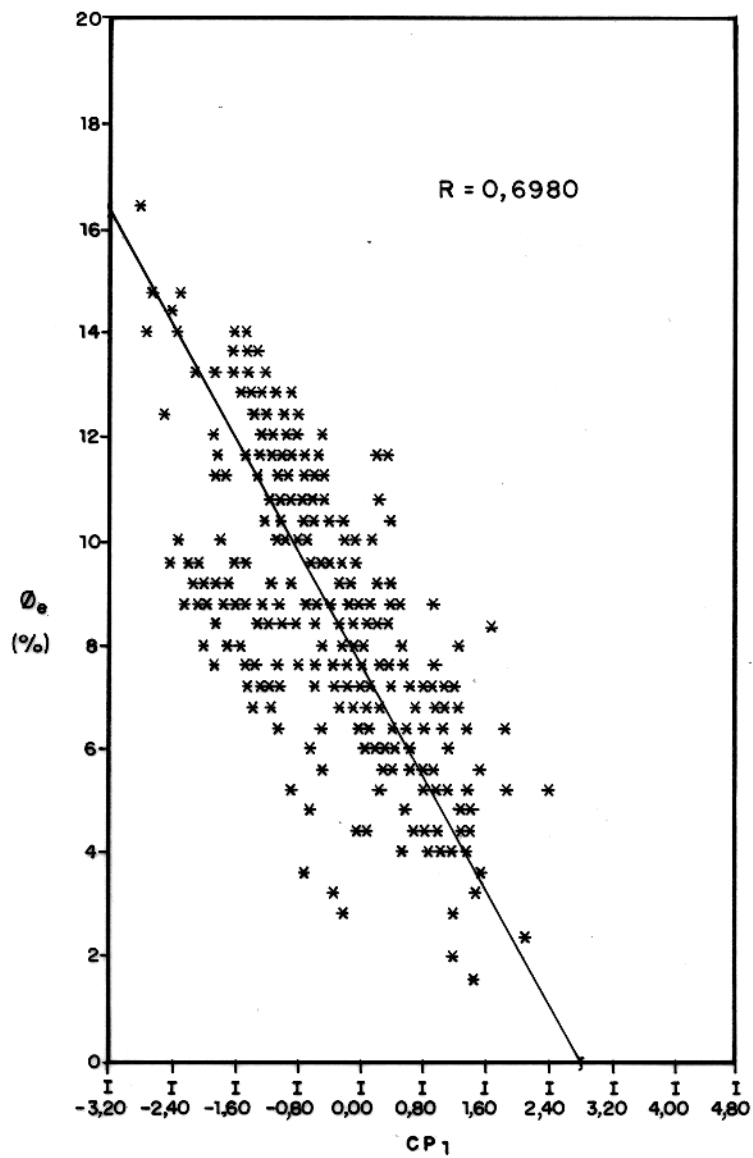


Figura 44 — Primeiro componente principal x  $\text{Ø}_e$  . Poço CM-A.  
Intervalo: 1932/2054m.

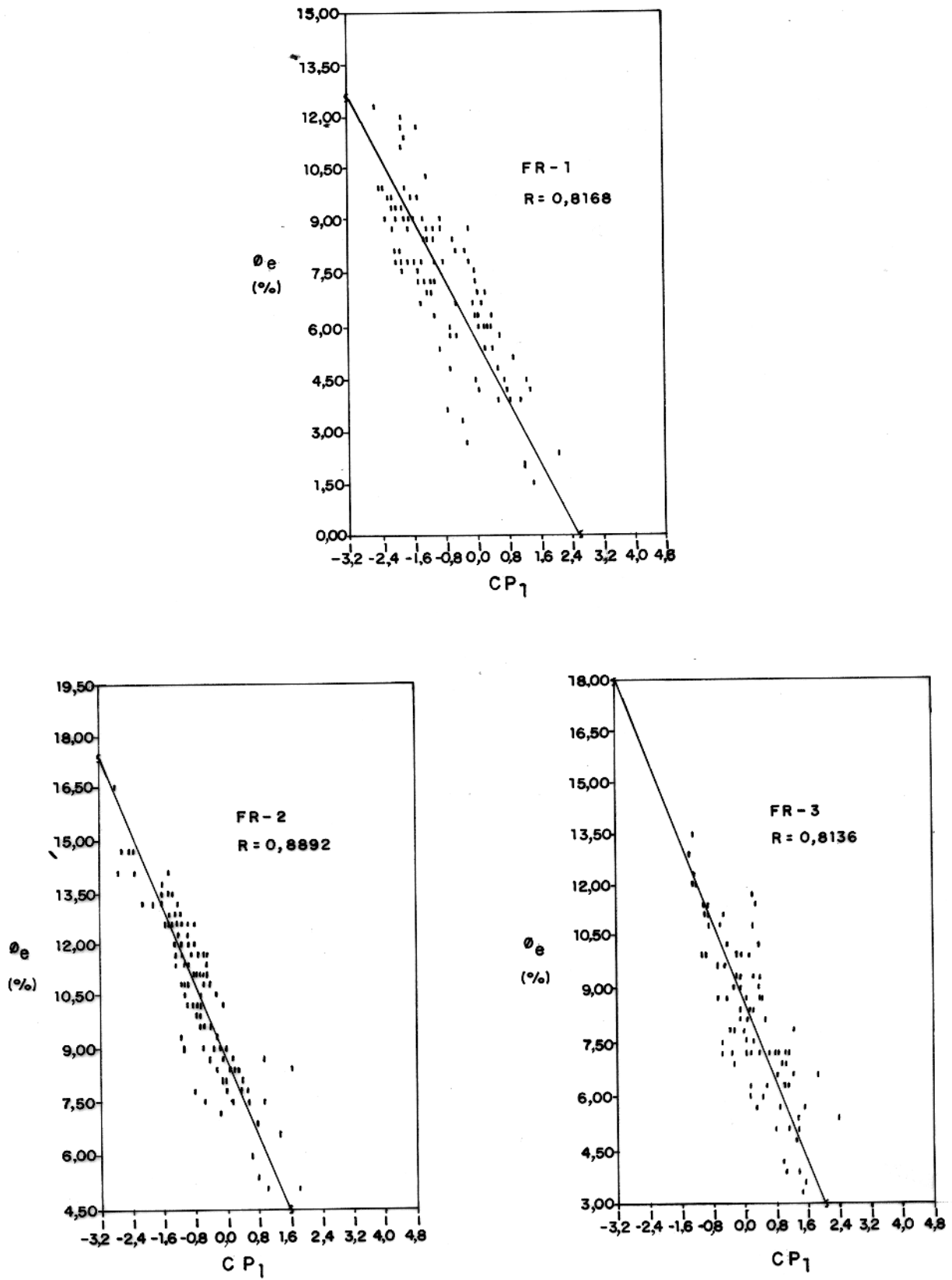


Figura 45— Primeiro componente principal x  $\theta_e$  para as fácies em separado.  
Poço CM-A . Intervalo: 1932 / 2054m.

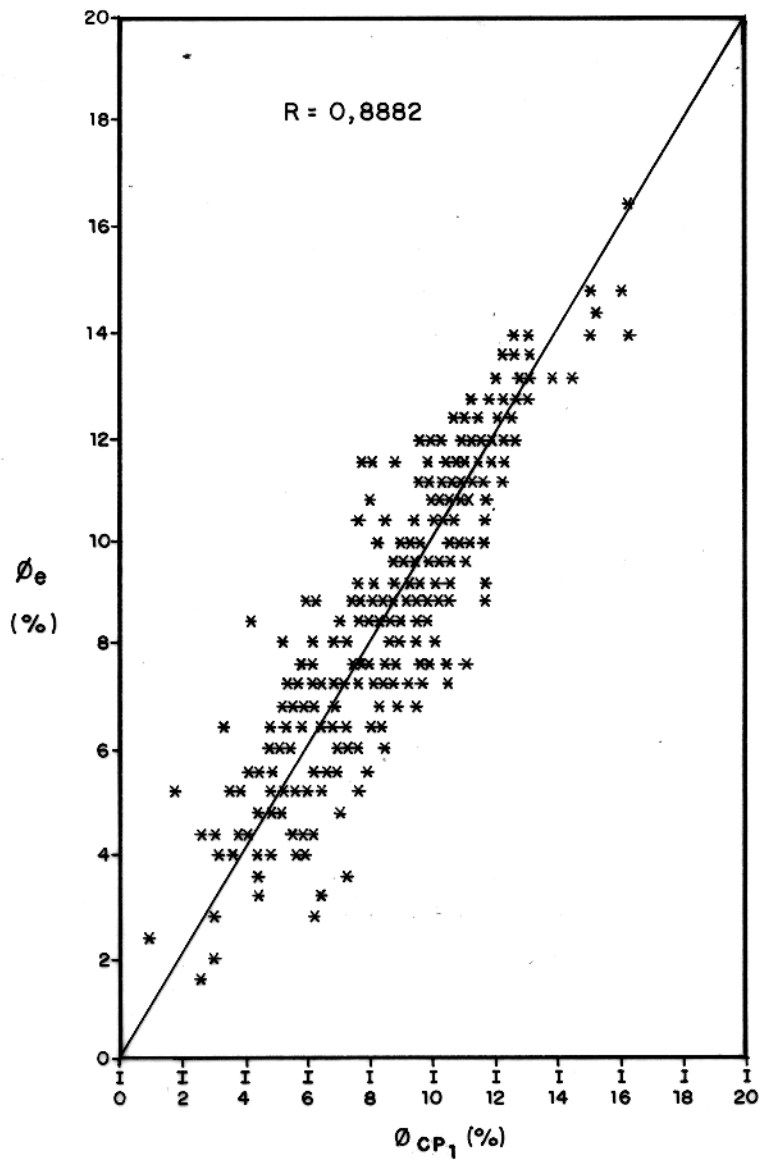


Figura 46—  $\phi_{CP1}$  x  $\phi_e$  . Poço CM-A . Intervalo : 1932 / 2054 m.

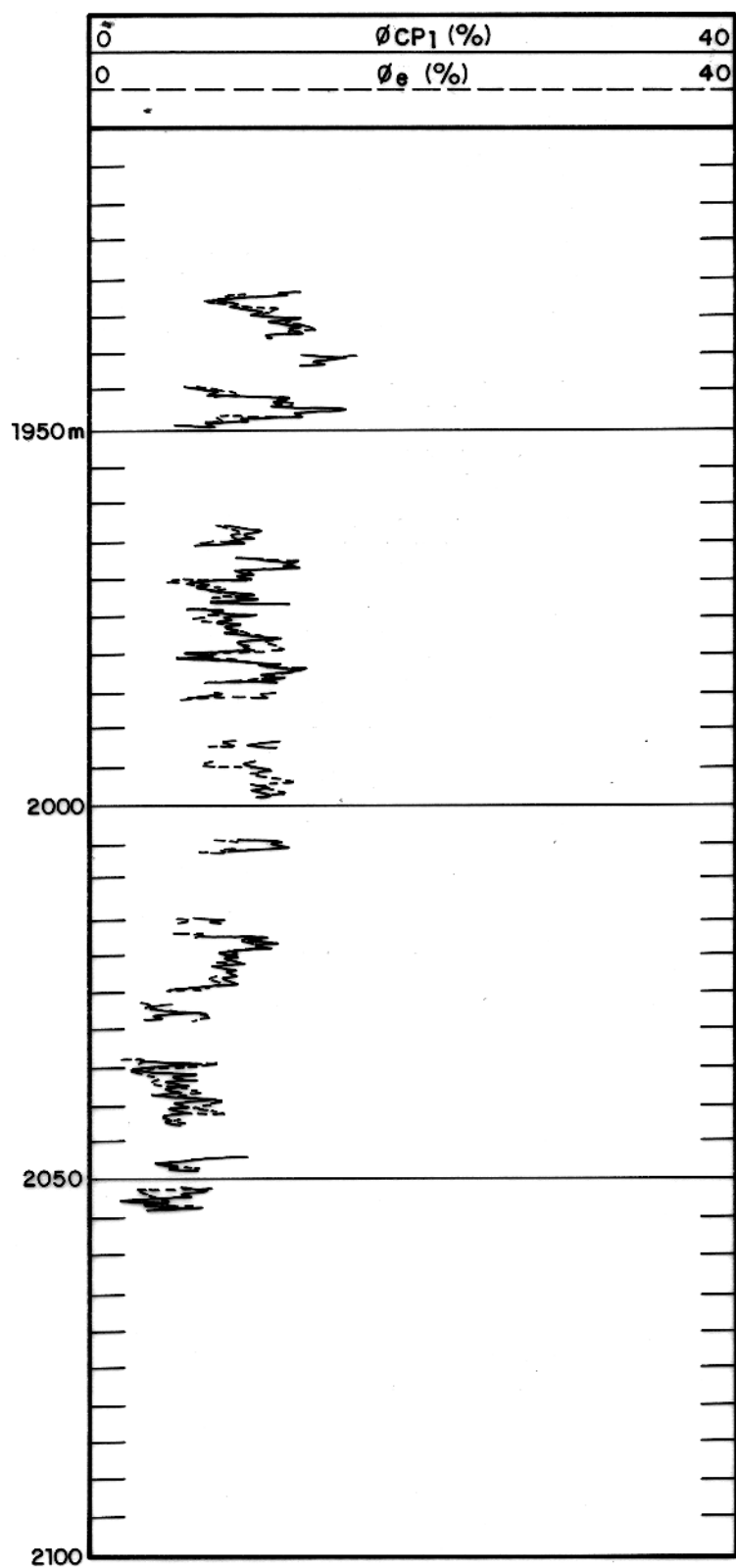


Figura 47 - Comparação  $\theta_e$  x  $\theta_{CP1}$ . Poço CM - A .



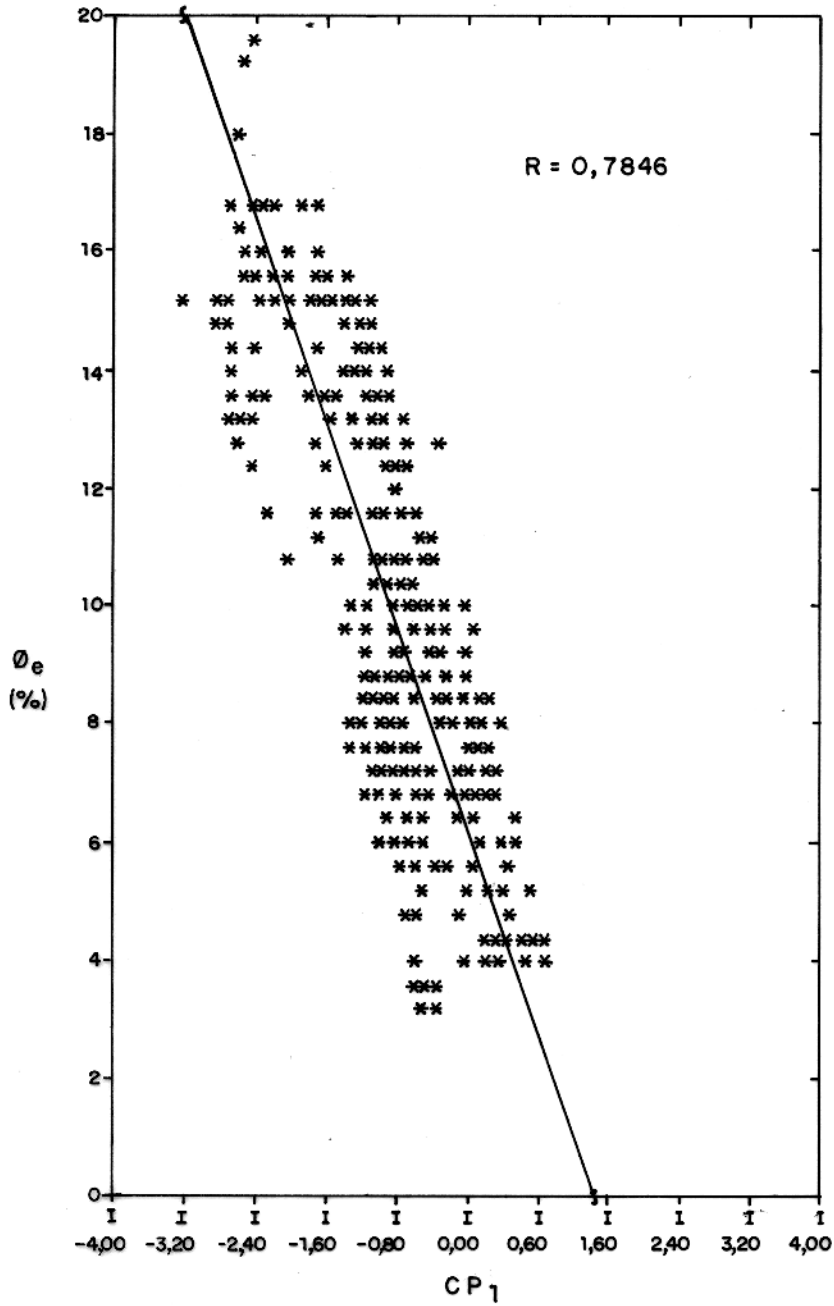


Figura 48— Primeiro componente principal x Ø<sub>e</sub>. Poço CM-B.  
Intervalo: 1993/2124 m.

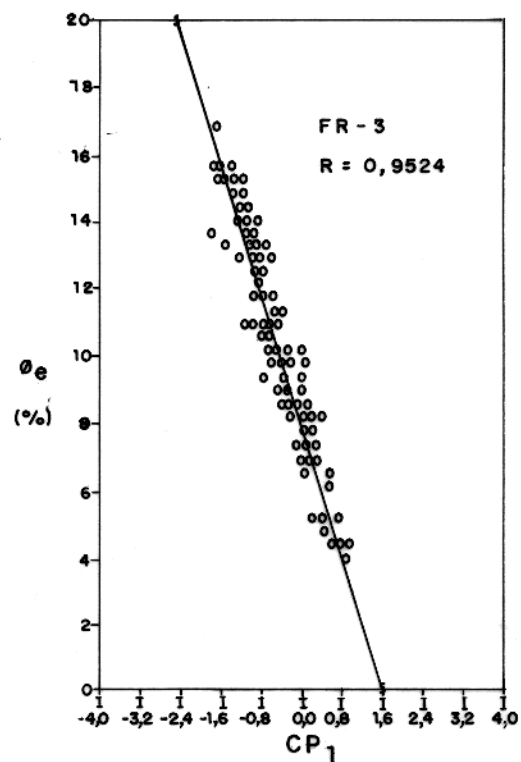
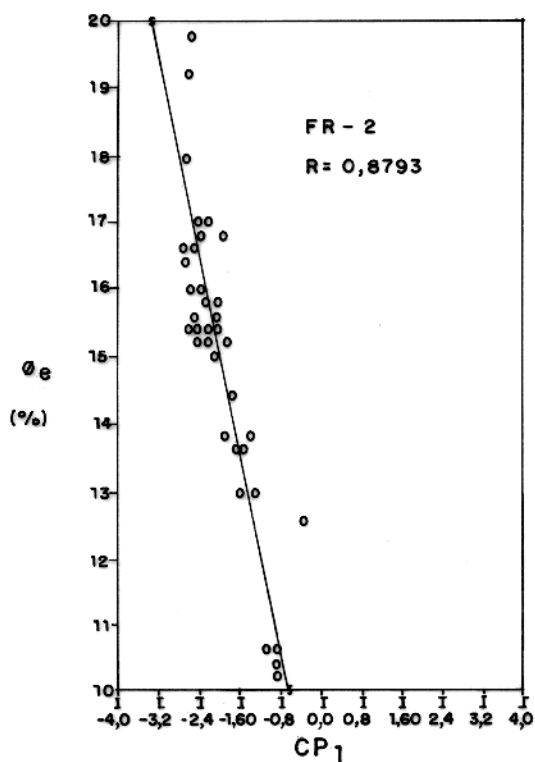
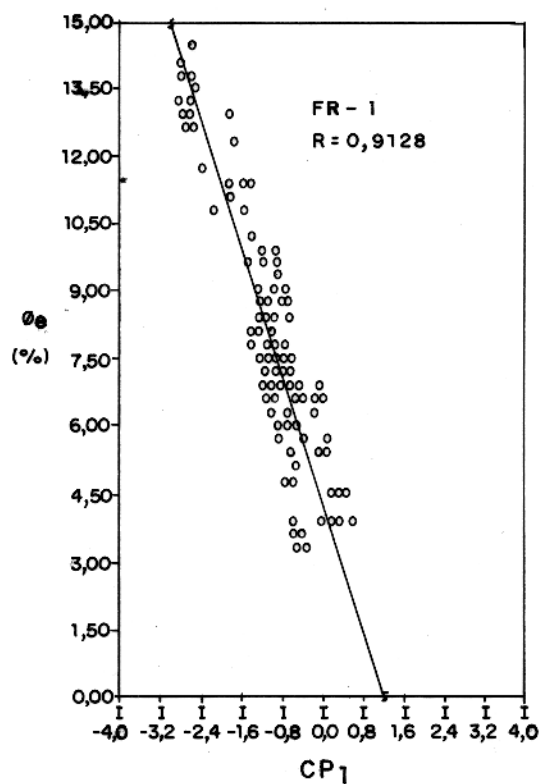


Figura 49— Primeiro componente principal x  $\theta_e$  para as fácies em separado.  
Poço CM-B. Intervalo: 1993/2124 m.

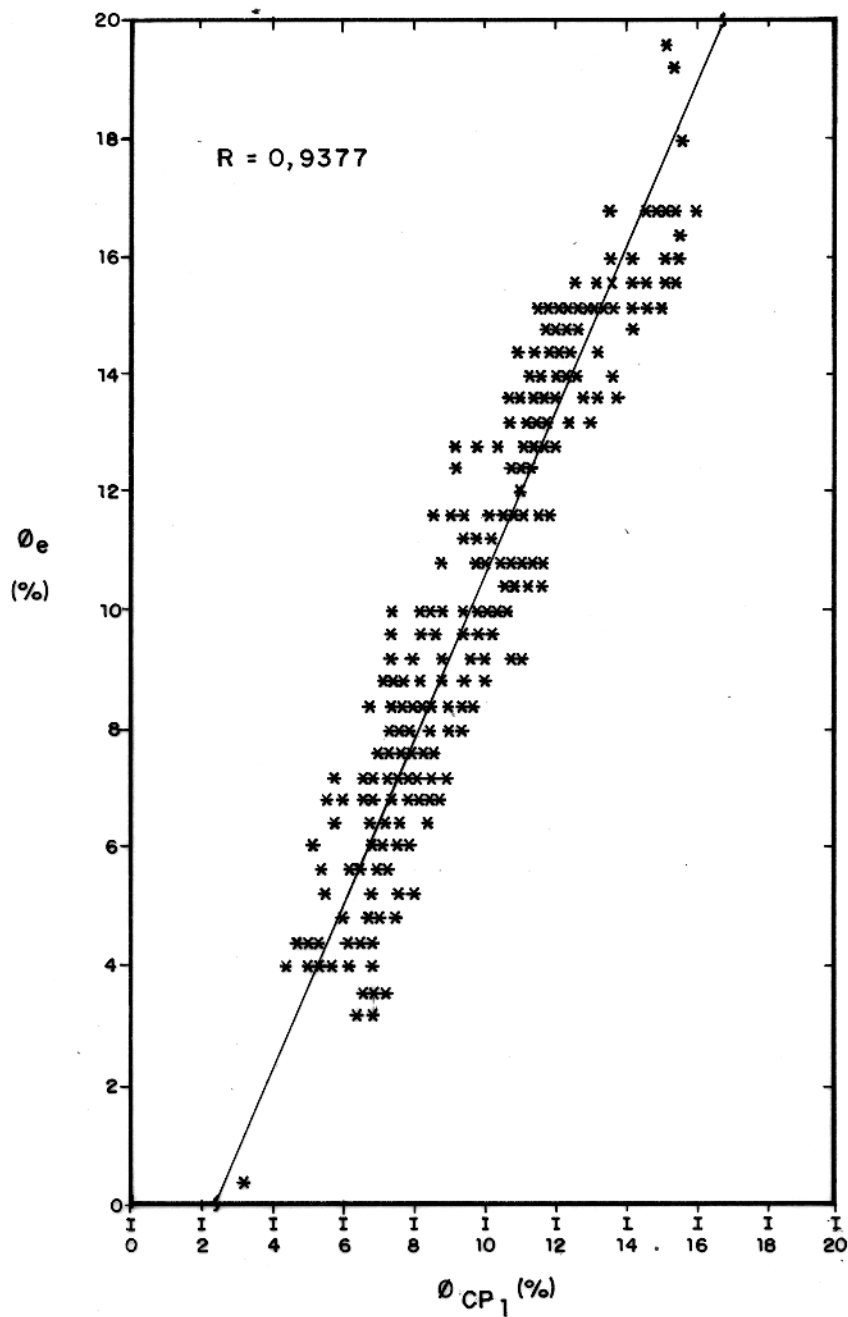


Figura 50-  $\varnothing_{CP_1}$  x  $\varnothing_e$ . Poço CM-B. Intervalo: 1993 / 2124 m.

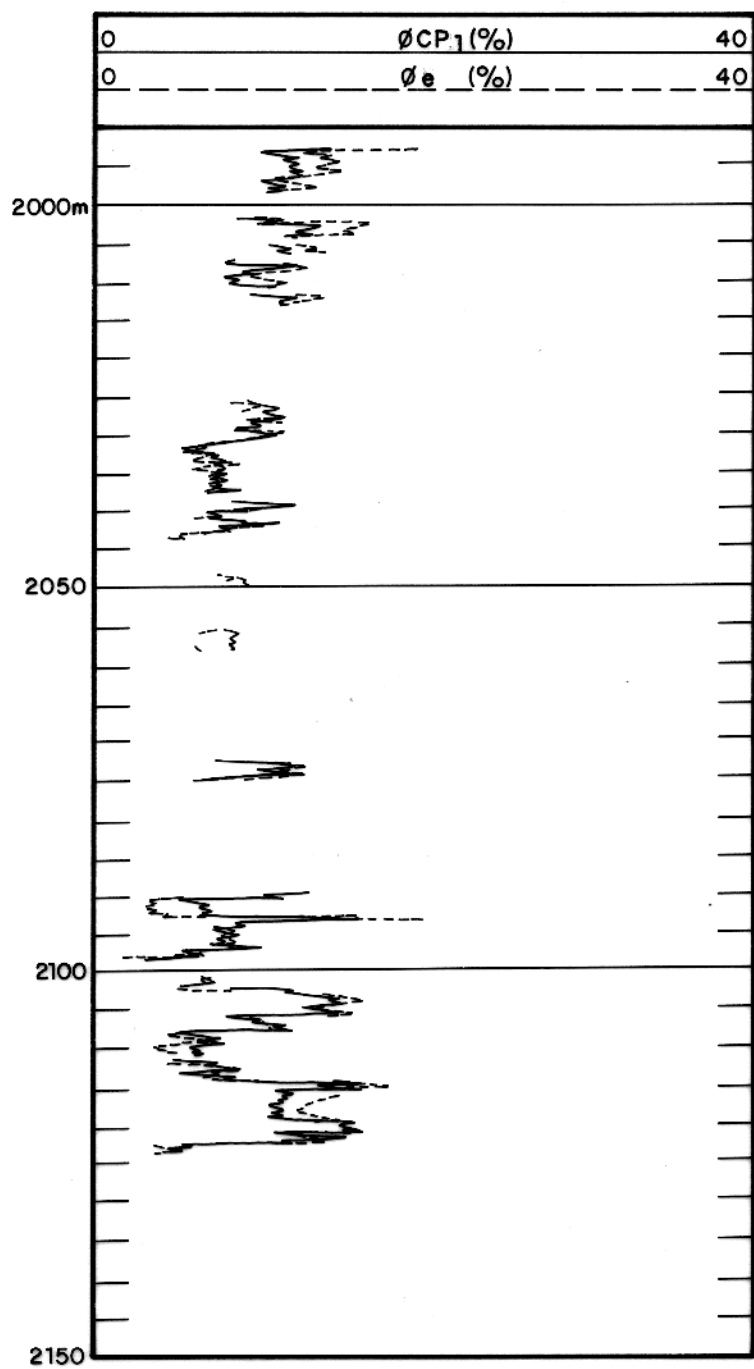


Figura 51 - Comparação  $\varnothing_e$  x  $\varnothing_{CP_1}$ . Poço CM-B.

#### 4.4 Estimativa de Permeabilidade

Diversas metodologias para estimativa de permeabilidade através dos perfis têm sido propostas. Algumas técnicas têm se mostrado eficientes sob determinadas condições. Contudo, devido à complexidade inerente ao problema, nenhuma obteve aceitação universal, até o momento.

Seguindo a linha de tratamento estatístico multivariante em dados de perfis adotada neste estudo, optou-se pela adaptação do método proposto por Allen (1979), que consiste na predição da permeabilidade através de regressão múltipla, na qual as variáveis independentes são representadas pelas leituras dos perfis sônico, raios gama, neutrônico e densidade. A permeabilidade é considerada função da porosidade, tamanho e angularidade dos grãos, classificação, conteúdo e forma de distribuição das argilas, tipo de cimentação e estado de compactação.

A Figura 52 mostra o gráfico porosidade x log permeabilidade obtidos dos *plugs* dos testemunhos do poço CM-C. O baixo coeficiente de correlação resultante,  $R = 0,2075$ , indica que neste caso, estimativas de permeabilidade derivadas da porosidade não são confiáveis.

Assim, através do modelo de correlação múltipla dos dados padronizados dos perfis (indicados abaixo pelo subscrito  $p$ ) a permeabilidade estimada,  $K_e$ , será dada por

a) FR-1

$$K_e = 0,8003\phi_{nls_p} + 0,1937\Delta_{t_p} - 0,9938GR_p - 0,3411\rho_{b_p} \quad e \quad R = 0,8615,$$

b) FR-2

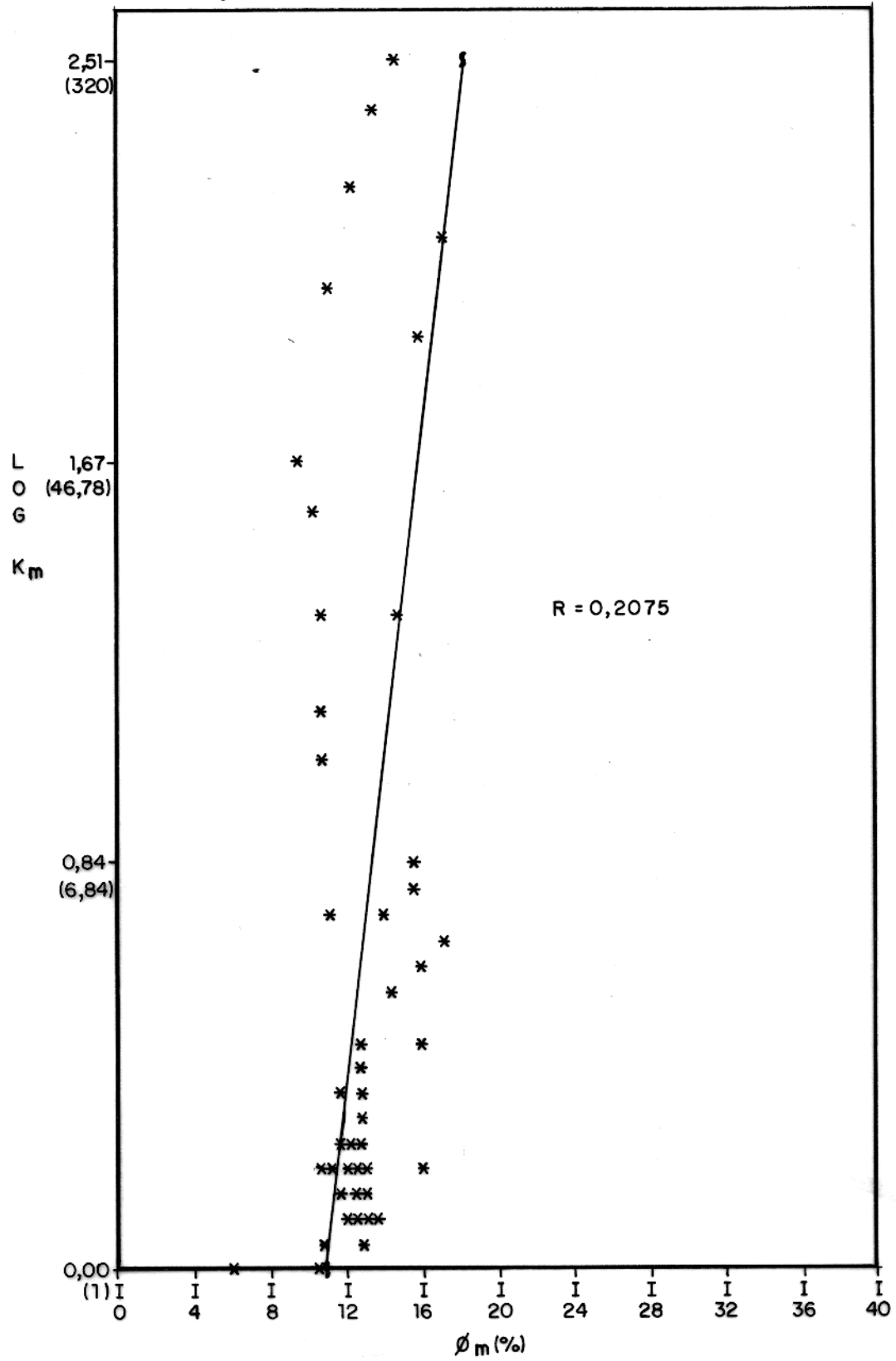
$$K_e = 0,2528\phi_{nls_p} - 0,5925\Delta_{t_p} + 0,4603GR_p - 0,7868\rho_{b_p} \quad e \quad R = 0,6168 \text{ e}$$

c) FR-3

$$K_e = 0,1243\phi_{nls_p} + 1,4112\Delta_{t_p} - 0,7405GR_p + 0,7086\rho_{b_p} \quad e \quad R = 0,7419.$$

Foram desconsiderados os *plugs* com permeabilidade medida inferior a 0,5 *mD* para a FR-3. Na análise da FR-2 foram utilizados somente os *plugs* onde havia a coincidência entre a determinação de fácies efetuada no laboratório e a realizada através dos perfis, bem como aqueles com permeabilidade medida superior a 1,1 *mD*.

A Figura 53 mostra a comparação entre a permeabilidade determinada em laboratório e a



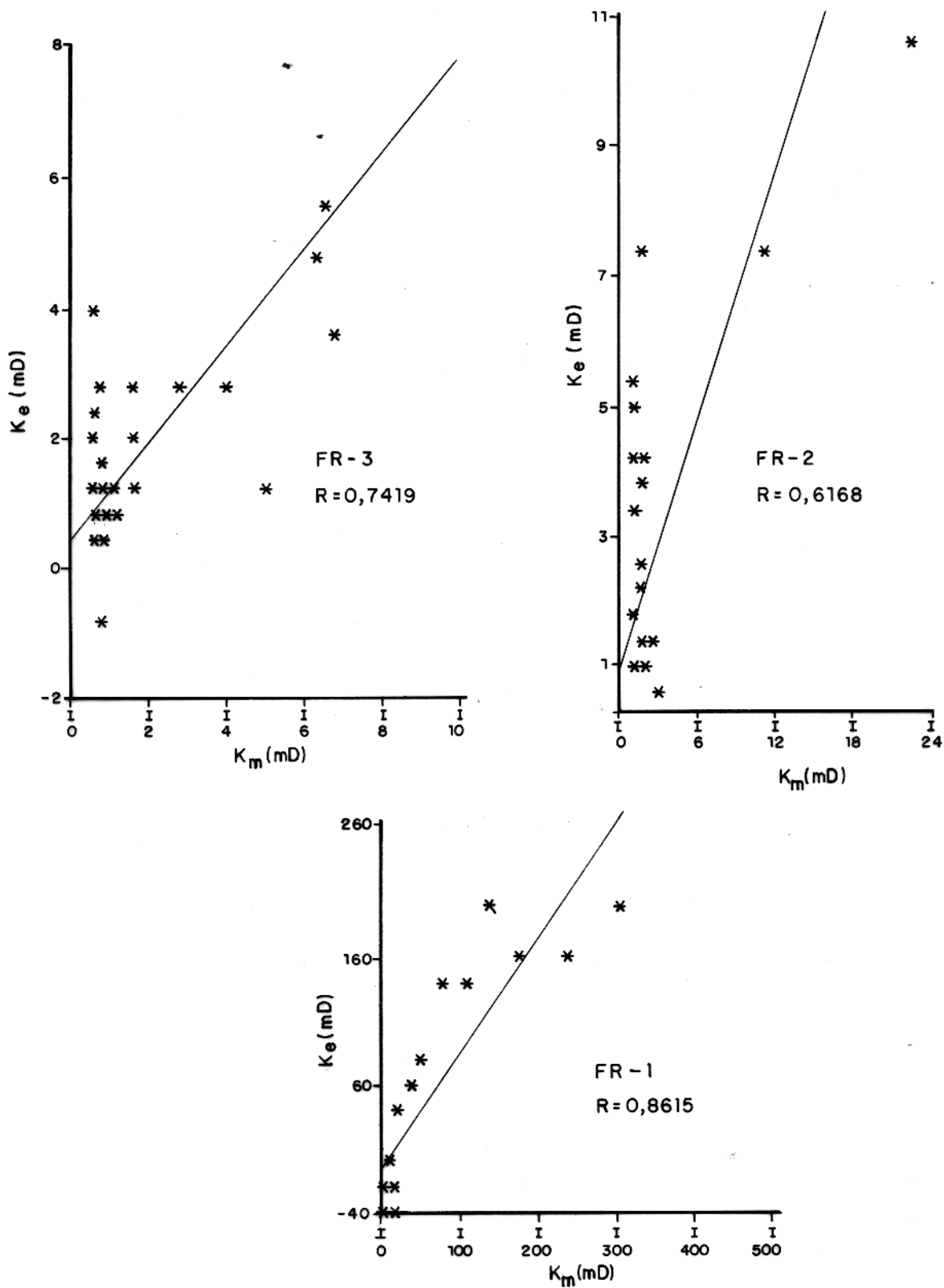


Figura 53— Permeabilidade medida ( $k_m$ ) x permeabilidade estimada ( $k_e$ ). Poço CM-C

estimada mediante a correlação múltipla dos perfis para o poço CM-C. As Figuras 54a e b e 55a e b ilustram os histogramas de frequência das permeabilidades medidas e das estimadas sobre os mesmos intervalos para os poços CM-K e CM-A.

Dessa forma, os resultados obtidos com a aplicação deste método devem ser vistos com reservas, já que as correlações entre os valores medidos e os estimados não são satisfatórias. As permeabilidades assim calculadas podem somente ser consideradas para efeito de comparação entre intervalos de uma mesma seção.

#### 4.5 Mapas de Fácies

O processamento integrado dos poços do campo de Camorim, a exemplo do efetuado por Bucheb (1988b) e por Dezen & Brandão (1991) para os campos de Siririzinho e Carmópolis, respectivamente, possibilitou que além dos produtos usuais (listagens e perfis analógicos) fossem gerados automaticamente arquivos compatíveis com os pacotes de mapeamento de dados geológico-geofísicos.

Assim, foram obtidos dados para a confecção de mapas de diversas grandezas (porosidade, saturação de água, etc.) para cada zona produtora, tornado mais ágil o controle de qualidade dos resultados.

Da mesma forma, a sistemática de identificação de fácies através das respostas dos perfis, desenvolvida neste estudo, possibilita o mapeamento das mesmas e, conseqüentemente, a localização da área-fonte dos sedimentos e dos sítios com espessuras de fácies-reservatório mais favoráveis à produção de hidrocarbonetos em cada zona ou ponto do campo (Nascimento, 1981).

No intuito de ilustrar a distribuição espacial das unidades faciológicas foram confeccionados, com os recursos do sistema de processamento de dados geológicos da Petrobrás, mapas de espessuras (Figura 56) e do número de camadas discretas (Figura 57) de cada fácies para cada zona produtora. As Figuras 58 e 59 mostram exemplos das superfícies de tendência do primeiro e do segundo graus, respectivamente. Nas Figuras 56 a 59 estão indicados somente os poços verticais da área em estudo. A Tabela 19 lista os resultados da análise de tendência efetuada para os dados de espessuras da FR-2 na zona 3.



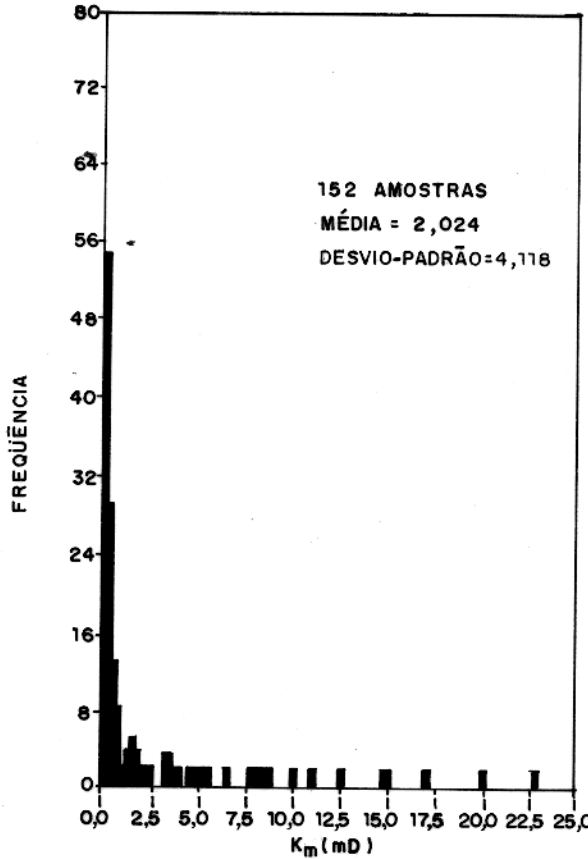


Figura54a— Permeabilidade medida. Poço CM - K . Intervalo: 2006/2176 m.

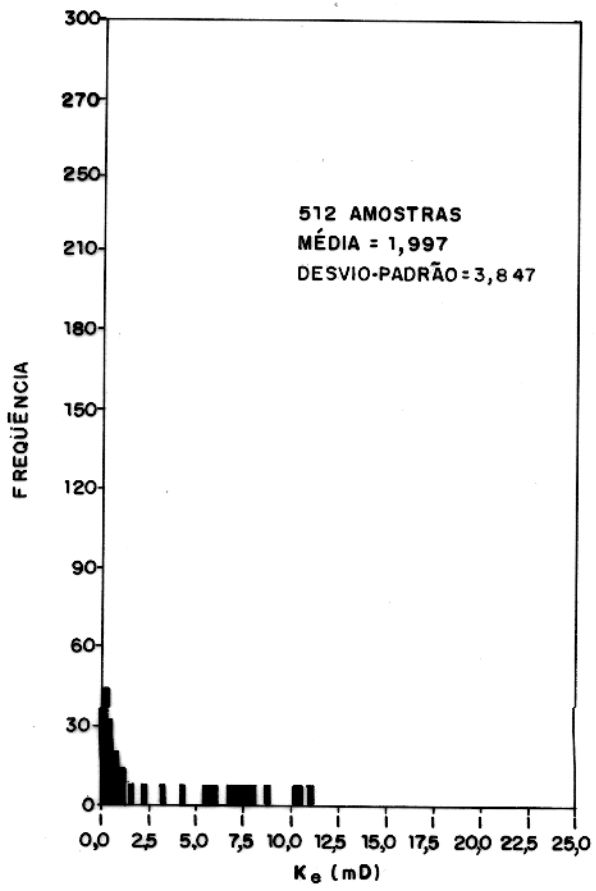


Figura 54b— Permeabilidade estimada. Poço CM-K . Intervalo: 2006/2176 m.

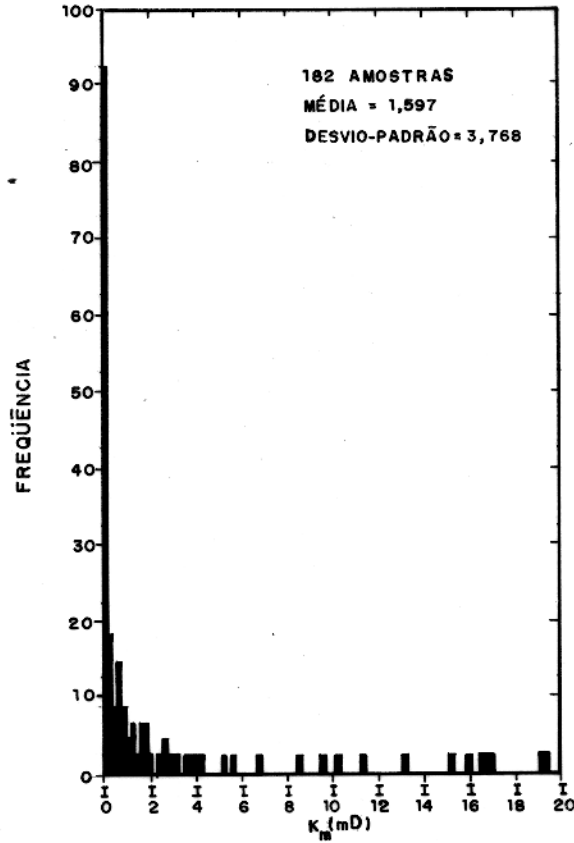


Figura 55a- Permeabilidade medida. Poço CM-A . Intervalo: 1932 / 2029 m.

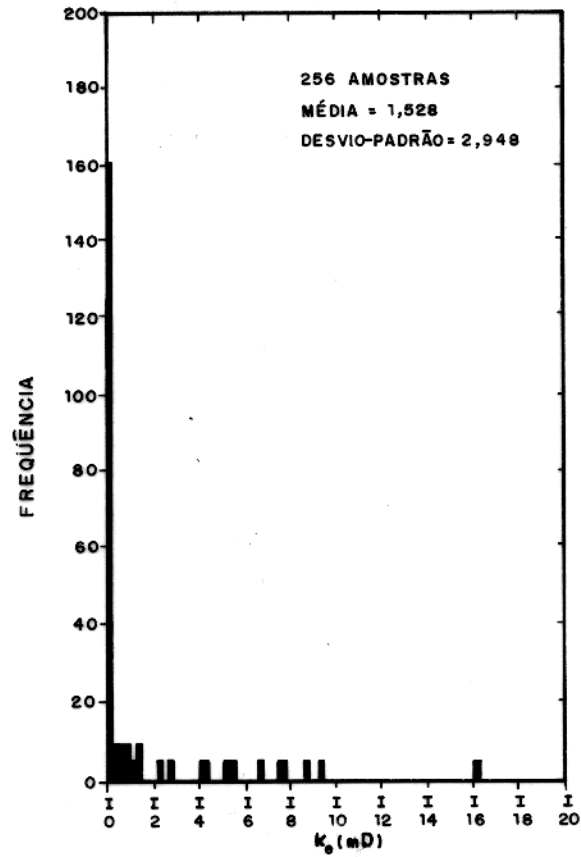


Figura 55b- Permeabilidade estimada. Poço CM-A . Intervalo: 1932 / 2029 m.

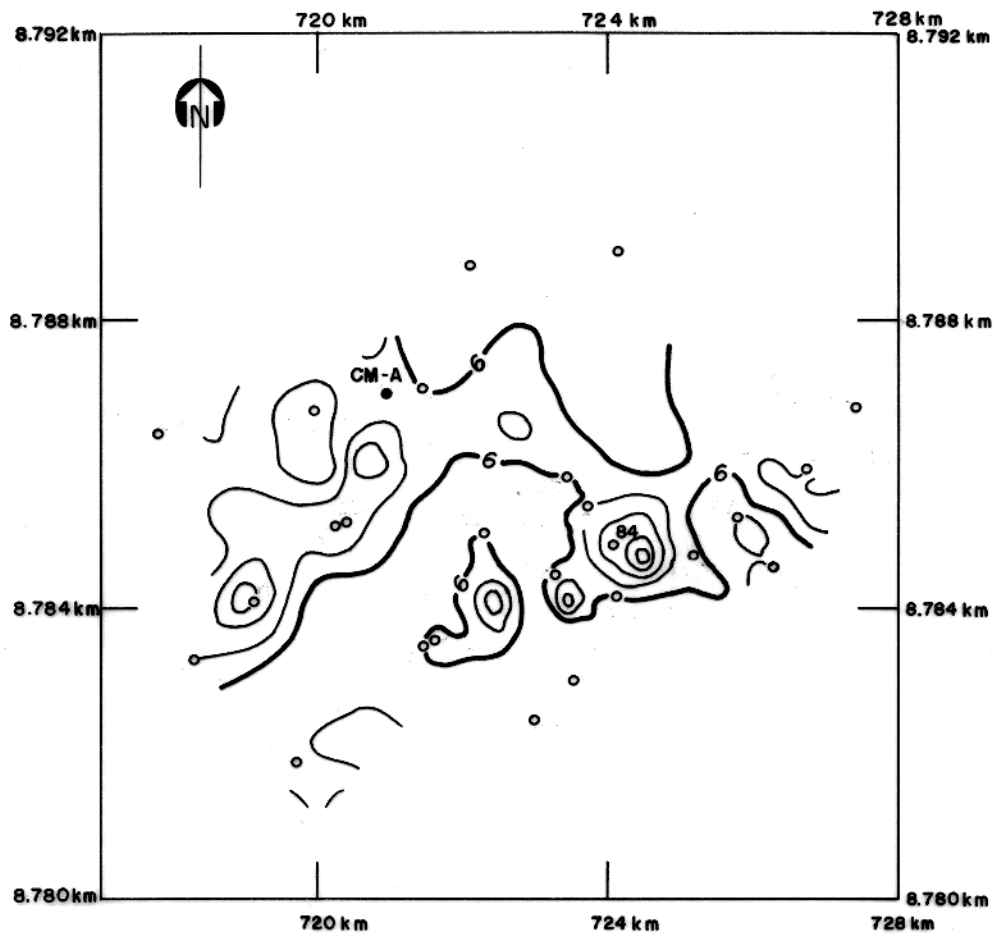


Figura 56 - Espessuras FR-1 na Zona 3. I.C. = 2 m.

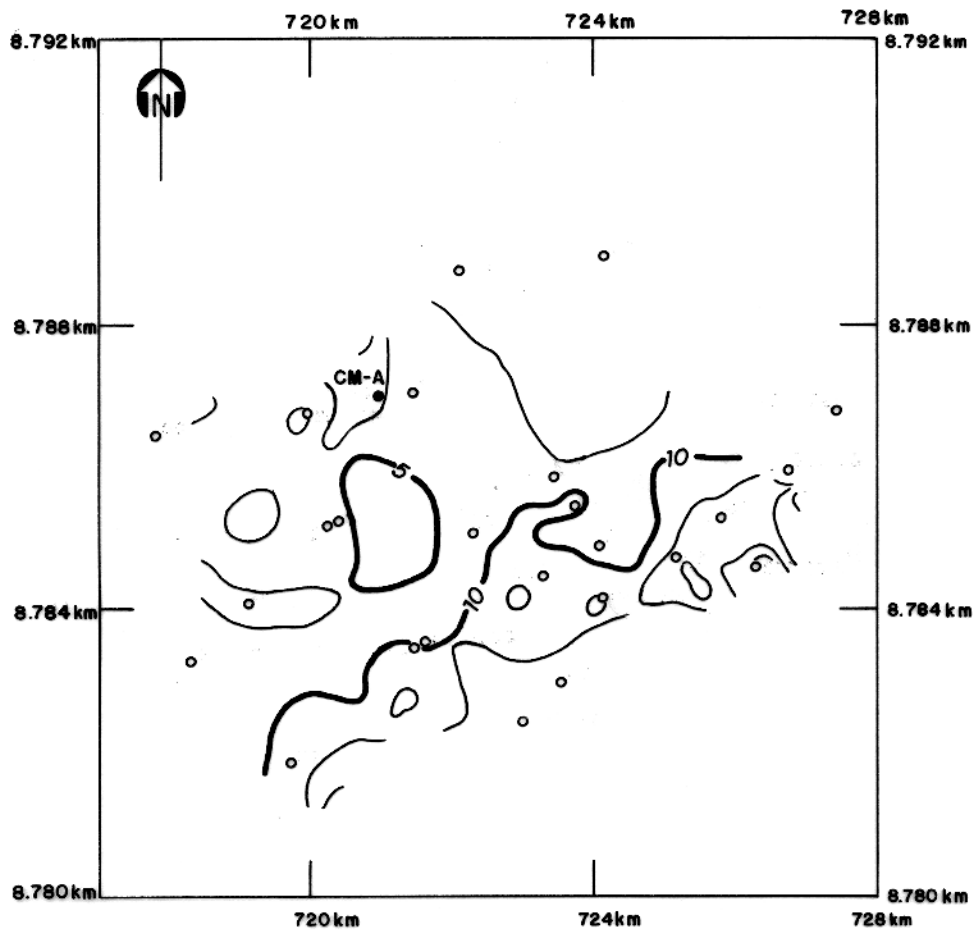


Figura 57 - Número de camadas discretas FR-2 na Zona 3.  
I.C. = 2,5 m.

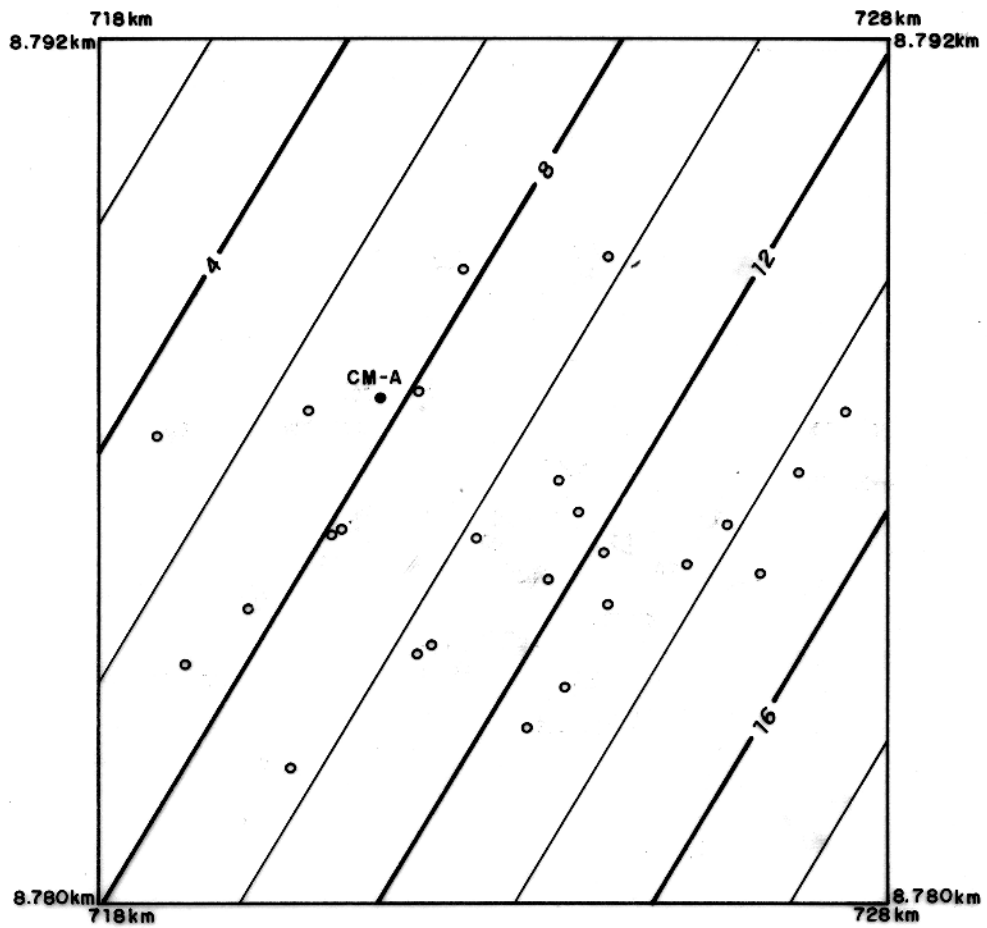


Figura 58 - Superfície de tendência do 1<sup>o</sup> grau para as espessuras da FR-2 na Zona 3. I.C. = 2 m.

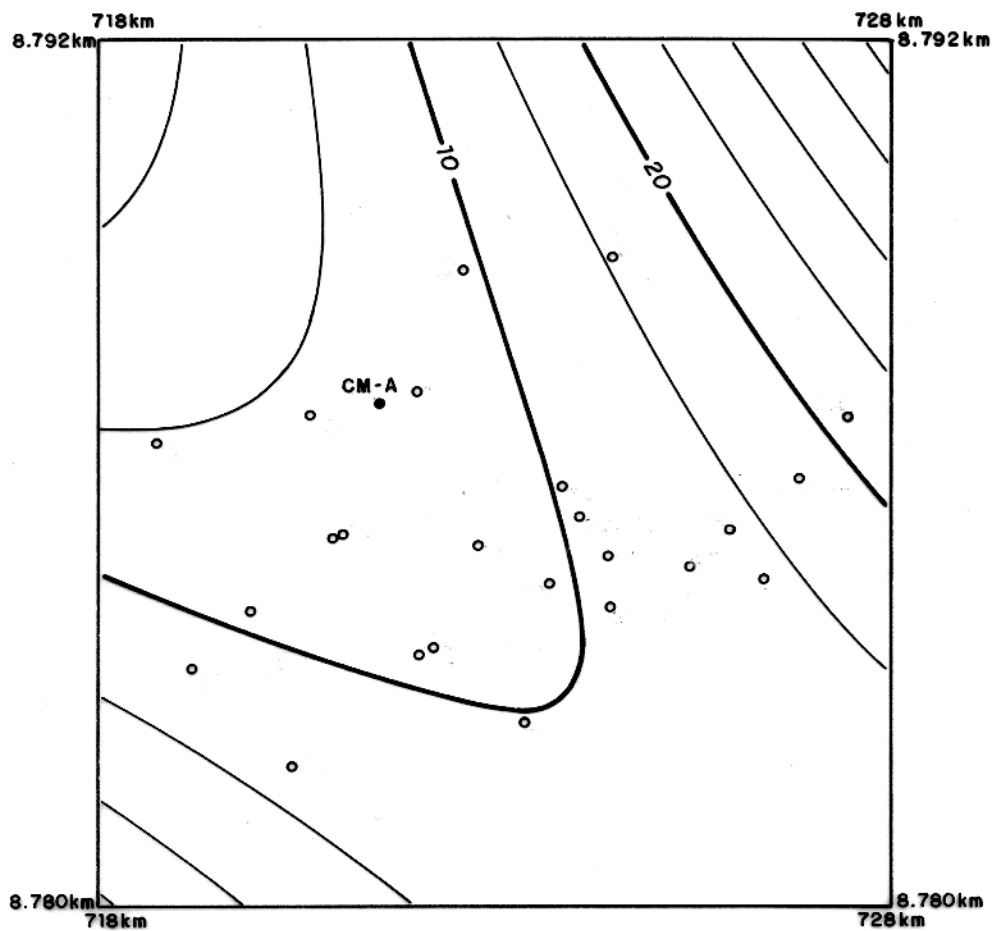


Figura 59 - Superfície de tendência do 2º grau para as espessuras da FR-2 na Zona 3. I.C. = 5m.

Tabela 19 - Resultados da análise de tendência

Campo de Camorim

zona 3 / FR-2

grau	resíduo mínimo	resíduo máximo	ajustamento	melhoramento
1	-14,772	15,651	19,034 %	-
2	-14,573	16,054	30,119 %	58,241 %
3	-13,819	13,856	35,795 %	18,844 %
4	-13,404	12,892	42,686 %	19,252 %
5	-14,756	12,048	45,294 %	6,109 %
6	-12,654	10,835	51,920 %	14,631 %
7	-12,169	10,403	54,514 %	4,994 %
8	-11,252	9,518	61,953 %	13,647 %
9	-9,809	8,810	71,560 %	15,507 %

Ajustamento: Correlação entre os dados originais e a superfície de tendência.

Melhoramento: Percentual de aumento da correlação obtido em relação à superfície de grau imediatamente inferior.

De maneira análoga podem ser fornecidos dados para o mapeamento de outras grandezas tais como centro de gravidade, desvio-padrão, etc., úteis na caracterização da variabilidade vertical das fácies-reservatório.

#### 4.6 Correlação Estratigráfica Automática

Ao lado da avaliação de formações, um dos usos mais freqüentes que se faz dos perfis é o da correlação de poços. Nesse processo, as curvas registradas constituem uma ferramenta que permite o mapeamento de estruturas de subsuperfície, a caracterização de sistemas deposicionais e, numa escala de maior detalhe, a reconstituição da morfologia das unidades de fluxo e das discontinuidades hidráulicas de um reservatório (Doveton, 1988).

A correlação litoestratigráfica pode ser definida como a determinação correta da equivalência espacial das rochas, baseada em suas propriedades físicas (Olea & Davis, 1986). A maior parte dos métodos de correlação descritos na literatura compreendem procedimentos de ajustes de curvas, através dos quais se determina o grau de similaridade entre duas séries no domínio do espaço. Mais recentemente, sistemas de reconhecimento de padrões têm sido propostos para a execução dessas tarefas. Uma discussão geral e a comparação de diversas técnicas dessa natureza é efetuada por Olea & Davis (*op. cit.*).

Neste estudo, optou-se pela adaptação do algoritmo de Smith & Waterman (1980), modificado por Raymond et al. (1981) e sistematizado por Howell (1983), que utiliza seqüências de estratos previamente reconhecidos, sendo assim compatível com os resultados obtidos no procedimento de determinação das fácies através dos perfis.

O problema básico consiste em se alcançar o melhor alinhamento ou correlação possível entre duas séries litológicas, ou seja o número máximo de ajustes perfeitos das camadas. O método contempla a possibilidade da atribuição de dois tipos litológicos a um mesmo estrato, permitindo que se estabeleça, a critério do intérprete, a importância relativa dos componentes primário e secundário. Similarmente, a influência da espessura no ajuste das camadas também pode ser controlada.

O método permite ainda a correlação múltipla, onde duas ou mais unidades de uma série são associadas a um único estrato da outra série. Para tanto, pode-se estabelecer um limite, fazendo com que a soma das espessuras das camadas multiplamente ajustadas seja, por exemplo, no máximo 1,5 vezes a espessura da unidade correspondente.

A função que avalia a distância entre os tipos litológicos é construída considerando-se aspectos de tamanho de grão ou gênese das rochas de acordo com a situação em estudo. Assim, é possível obter-se a gradação lateral de um tipo litológico para outro com características semelhantes (por exemplo arenito grosso para conglomerado).

Outra feição do algoritmo inclui a possibilidade de acunhamento e da mesma forma, o seu custo para a composição da seção é atribuído a critério do intérprete. Ao final do processamento, os resultados da correlação são dispostos na forma de duas colunas estratigráficas. Quando mais de um alinhamento é possível, todos os melhores ajustes são dados, dentre os quais, o intérprete familiarizado com a área pode escolher o mais provável (Howell, 1983).

Essa metodologia foi aplicada na correlação estratigráfica da zona 3B dos poços CM-G e CM-H empregando-se como dados de entrada o produto da determinação das fácies. A Tabela 20 mostra os resultados obtidos. Nela, a primeira coluna indica o componente primário; a segunda, o componente secundário; e a terceira, a espessura da camada. O componente secundário foi adotado como sendo igual ao principal, ou como FNR, no caso do teor médio de argila ( $V_{sh}$ ) do intervalo



ser de no mínimo 20%.

Os acunhamentos ou *gaps* são indicados pelas linhas em branco e os ajustes múltiplos são representados pelo símbolo '&'. - A Figura 60 ilustra a seção correspondente e as curvas do perfil de raios gama de cada poço.

Tabela 20 - Correlação automática das fácies

CM-G			CM-H		
componente primário	componente secundário	espessura (m)	componente primário	componente secundário	espessura (m)
FR-1B	FR-1B	0,4			
FR-2	FR-2	1,6	FR-2	FR-2	0,2
FNR	FNR	0,6	FR-3	FR-3	0,2
FR-2	FR-2	0,8	FR-2	FR-2	0,4
FNR	FNR	0,4			
FR-3	FNR	0,2	FR-3	FR-3	0,2
FNR	FNR	0,2			
			FR-2	FR-2	0,2
FR-3	FNR	0,2	FR-3	FR-3	0,4
&	&		FR-2	FR-2	1,4
&	&		FR-3	FNR	0,6
FR-2	FR-2	2,4	FR-2	FNR	0,2
			FNR	FNR	0,6
FR-3	FR-3	0,2	FR-3	FNR	0,2
			FR-2	FNR	0,2
			FNR	FNR	0,2
			FR-2	FNR	0,4
FNR	FNR	6,0	FNR	FNR	1,2
FR-3	FNR	0,2	FR-3	FNR	0,4
FR-2	FR-2	1,8	&	&	
FR-1B	FR-1B	0,4	&	&	
FR-2	FR-2	0,6	FR-2	FR-2	3,0
FR-1A	FR-1A	0,6			
FR-1B	FR-1B	0,4			
FR-1A	FR-1A	0,4			
FR-1B	FR-1B	0,6			
FR-1A	FR-1A	0,4			
FR-1B	FR-1B	0,2			
FNR	FNR	2,0	FNR	FNR	2,8
FR-2	FNR	0,2	&	&	
FR-1B	FR-1B	1,4	FR-2	FR-2	4,2
FNR	FNR	5,0	FNR	FNR	7,8

A Tabela 21 e a Figura 61 mostram os resultados obtidos na correlação das zonas 1 e 2

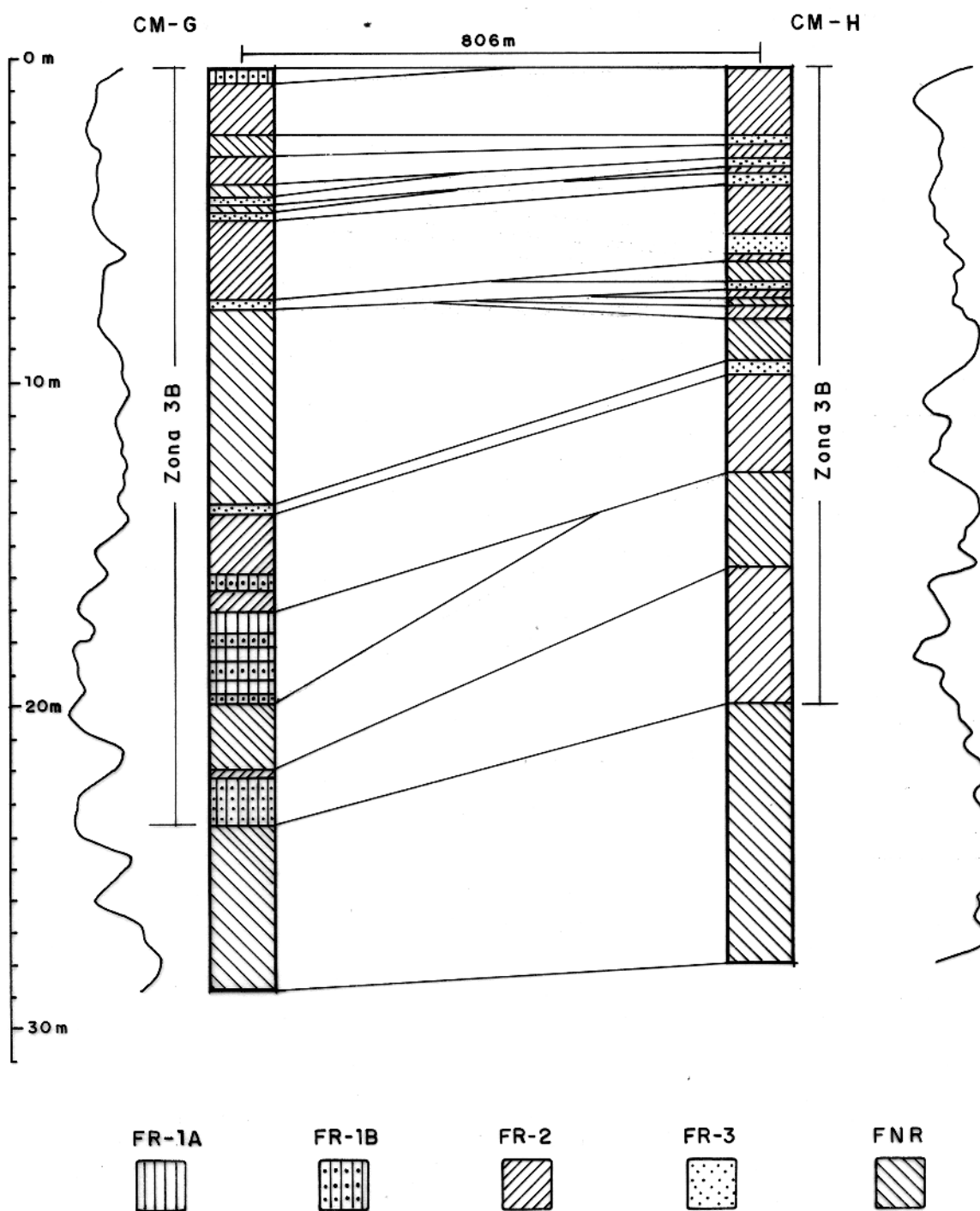


Figura 60 — Correlação automática das fácies para os poços CM-G e CM-H (Zona 3B).

para os poços CM-I e CM-A através do mesmo procedimento.

Tabela 21 - Correlação automática das fácies

CM-I			CM-A		
componente primário	componente secundário	espessura (m)	componente primário	componente secundário	espessura (m)
FR-3	FR-3	0,2			
FR-2	FR-2	2,8	FR-2	FR-2	0,4
FR-3	FR-3	0,6	FR-3	FR-3	0,8
			FNR	FNR	0,4
FR-2	FR-2	0,8			
FR-3	FR-3	0,2	FR-3	FR-3	0,4
FR-2	FR-2	5,0	FR-2	FR-2	2,4
FR-1A	FR-1A	0,8			
FR-1B	FR-1B	0,2			
FR-1A	FR-1A	0,6			
FR-1B	FR-1B	0,2			
FR-3	FR-3	0,2	FR-3	FR-3	0,2
			FR-2	FR-2	1,4
			FNR	FNR	2,2
FR-2	FR-2	0,2	FR-2	FR-2	1,0
FNR	FNR	2,4	FNR	FNR	3,2
FR-2	FR-2	0,4			
FNR	FNR	0,4			
FR-3	FR-3	0,4	FR-3	FR-3	0,6
FR-2	FR-2	0,6			
FNR	FNR	1,8	FNR	FNR	0,2
FR-3	FR-3	0,4	FR-3	FR-3	1,0
FR-2	FR-2	1,8	FR-2	FR-2	2,0
FR-1B	FR-1B	1,0	FR-1B	FR-1B	0,4
FR-1A	FR-1A	0,6	&	&	
FR-1B	FR-1B	0,2	FR-1A	FR-1A	0,8
FR-2	FR-2	0,2			
FR-1B	FR-1B	0,2	FR-1B	FR-1B	0,2
FR-1A	FR-1A	0,4			
FR-2	FR-2	0,2	FR-2	FR-2	0,2
FNR	FNR	8,4	FNR	FNR	10,6

O método pode ser útil quando se deseja construir seções pouco espessas (até cerca de 50 m, como as dos exemplos mostrados) ao longo de diversos poços de uma área. Dessa forma, pode-se obter economia de tempo e paralelamente minimizar a subjetividade envolvida no processo. Os resultados finais podem, eventualmente, ser modificados pelo intérprete a fim de se obter maior significância geológica.

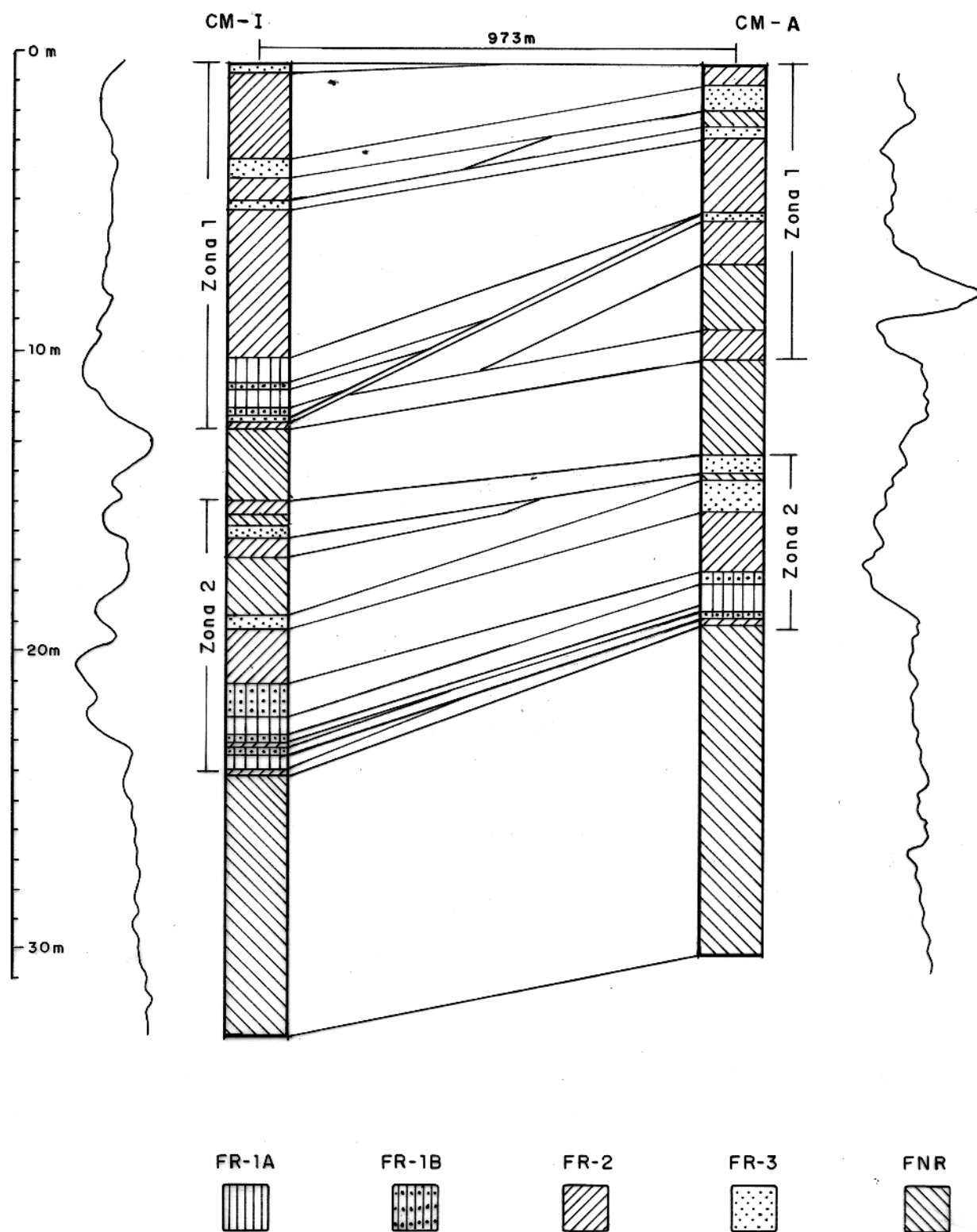


Figura 61 — Correlação automática das fácies para os poços CM-I e CM-A (Zonas 1 e 2)

## CAPÍTULO 5

### DESENVOLVIMENTOS RECENTES E EXTENSÃO DAS APLICAÇÕES

Ao lado das técnicas estatísticas multivariantes, discutidas neste estudo, outros métodos têm sido empregados para a determinação de fácies através dos perfis. Dentre eles, os sistemas de redes neurais surgem como um dos mais promissores, tendo já obtido grande aceitação. Outra alternativa visando ao reconhecimento de fácies e ainda não explorada é a da aplicação da análise de séries temporais aos dados de perfis, como se abordará adiante.

Também serão mostradas, a seguir, as possibilidades de integração do trabalho aqui desenvolvido com sistemas estatísticos de descrição de reservatórios e do uso de tratamento estatístico multivariante em dados de perfis com objetivos exploratórios.

#### 5.1 Novas Técnicas para Determinação de Fácies

##### 5.1.1 Análise de Séries Temporais

No intuito de ilustrar a aplicação da análise de séries temporais para a determinação de fácies, foi gerada uma curva sintética do perfil de raios gama sobre um intervalo de 26 m (Figura 62), compreendendo uma seqüência de estratos que correspondem, hipoteticamente, a quatro fácies:

- a) Fácies 1 - Arenito;
- b) Fácies 2 - Intercalações de Calcário e Siltito;
- c) Fácies 3 - Intercalações delgadas de Arenito e Folhelho; e
- d) Fácies 4 - Folhelho.

A distinção entre as fácies 1, 2 e 3 através dos métodos usuais é dificultada pelo fato das três possuírem aproximadamente o mesmo nível de detecção de raios gama. A diferenciação entre os intervalos pode, entretanto, ser efetuada considerando-se o conteúdo de freqüências de cada uma das fácies.

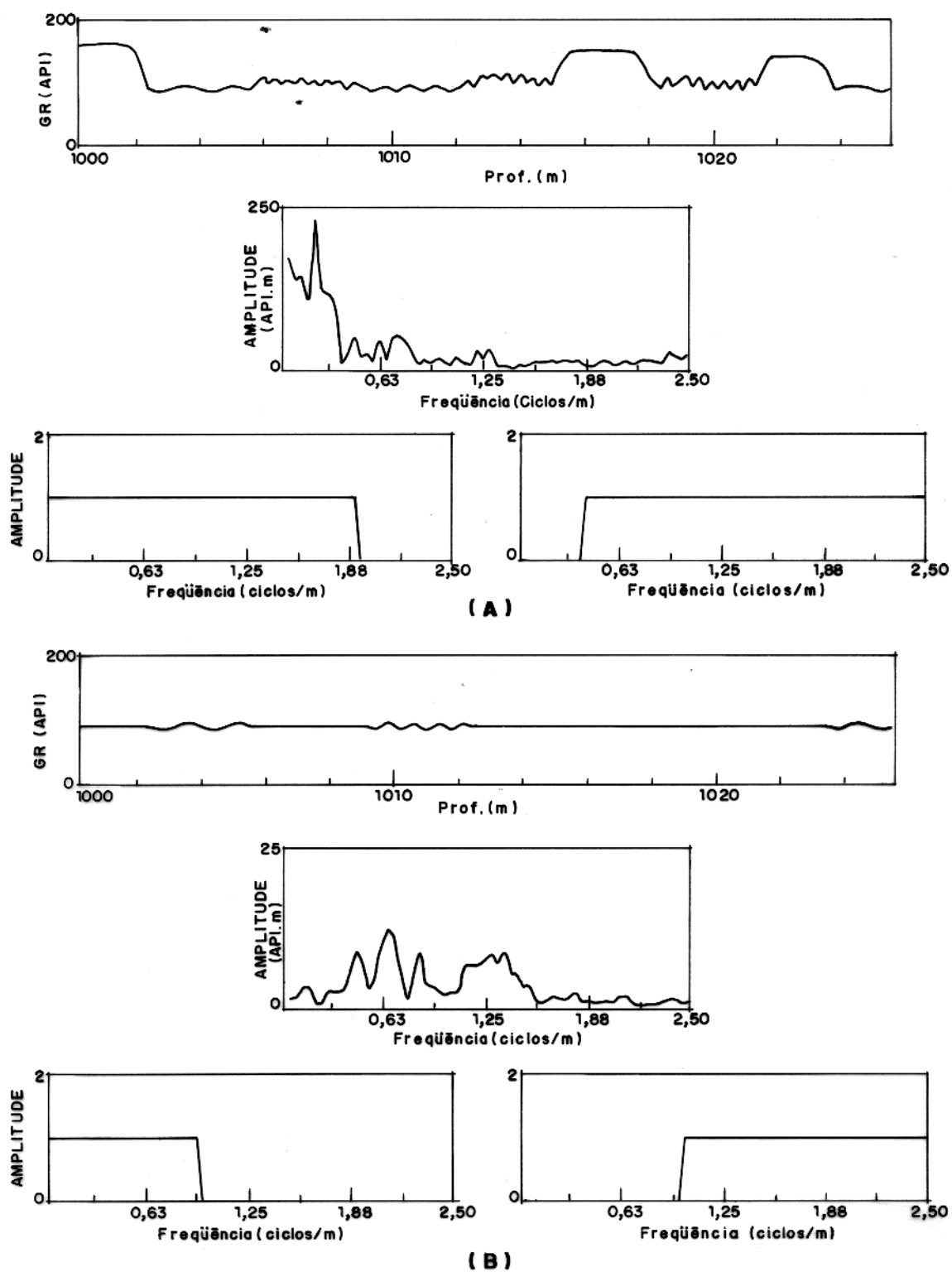


Figura 62— Perfil de Raios-Gama, espectro de amplitude e filtros passa-baixa e passa-alta da primeira (A) e da segunda (B) operação.

Dessa forma, é possível selecionar os extremos do espectro (fácies 4 e 3) através da aplicação, no domínio da frequência, de um filtro passa-baixa e de um passa-alta. O sinal resultante conterá as frequências intermediárias (fácies 1 e 2), que, da mesma forma, podem ser destacadas numa segunda operação de filtragem passa-alta e passa-baixa.

Na Figura 62 estão representados, além da curva do perfil de raios gama, o espectro de amplitude original, os filtros passa-alta e passa-baixa utilizados na primeira operação (A), a curva do perfil de raios gama resultante, o espectro de amplitude correspondente e os filtros passa-baixa e passa-alta empregados na segunda operação (B).

A seqüência acima descrita pode também ser visualizada na Figura 63, que ilustra a curva do perfil de raios gama original (A) e os resíduos das operações de filtragem efetuadas (B a E). Os intervalos assinalados à direita correspondem às maiores amplitudes (selecionadas através da aplicação dos filtros no domínio da frequência). A composição desses intervalos vai produzir o perfil final de fácies (F).

O desenvolvimento futuro do método em questão deverá contemplar o teste em dados reais e a utilização de mais de uma curva na obtenção do perfil de fácies.

### 5.1.2 Redes Neurais

Os sistemas de redes neurais têm sido utilizados na análise de perfis para o tratamento de situações que exigem elevada interação entre o intérprete e o computador, como por exemplo os processos de reconhecimento de padrões.

As redes neurais compreendem estruturas de neurônios interconectados por sinapses, análogos aos existentes no sistema nervoso. Esses elementos operam simultaneamente e em paralelo, produzindo características similares aos sistemas biológicos. Tais características podem ser exploradas na execução de tarefas complexas como as de identificação de fácies através de perfis.

A Figura 64 ilustra os dados originais e os resultados obtidos por Baldwin et al. (1990) ao aplicarem o método de redes neurais para o reconhecimento de oito litofácies.

Essa nova tecnologia traz a perspectiva do desenvolvimento de sistemas sofisticados que

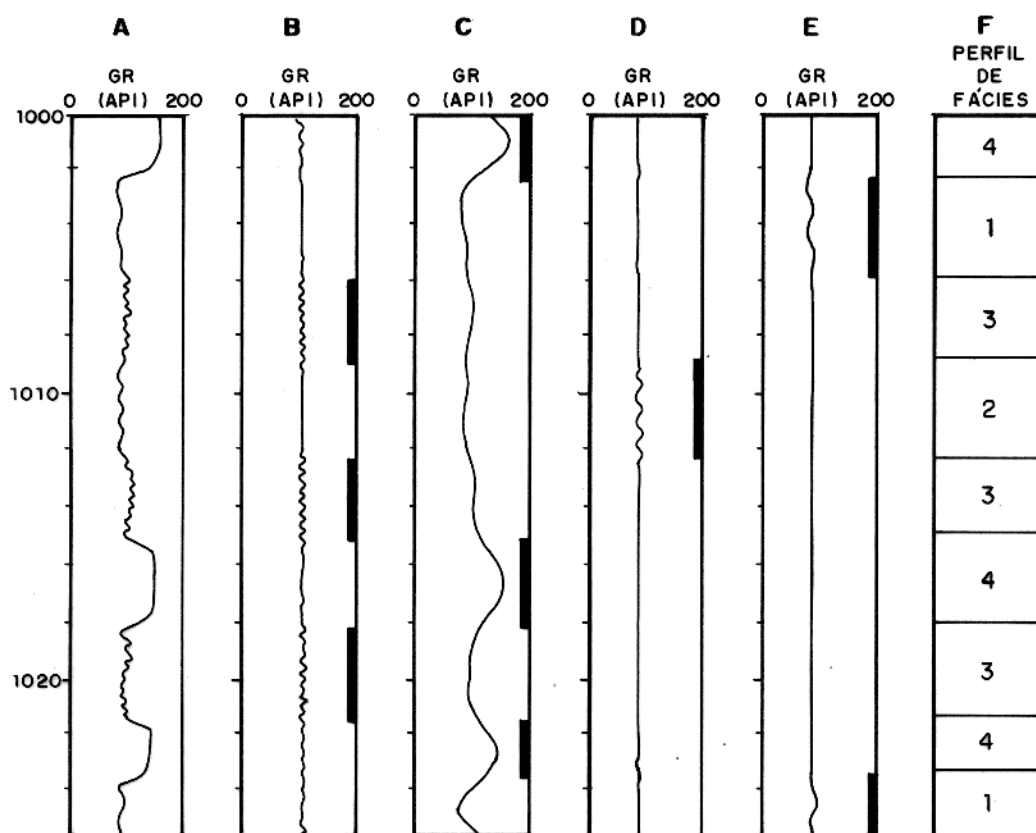
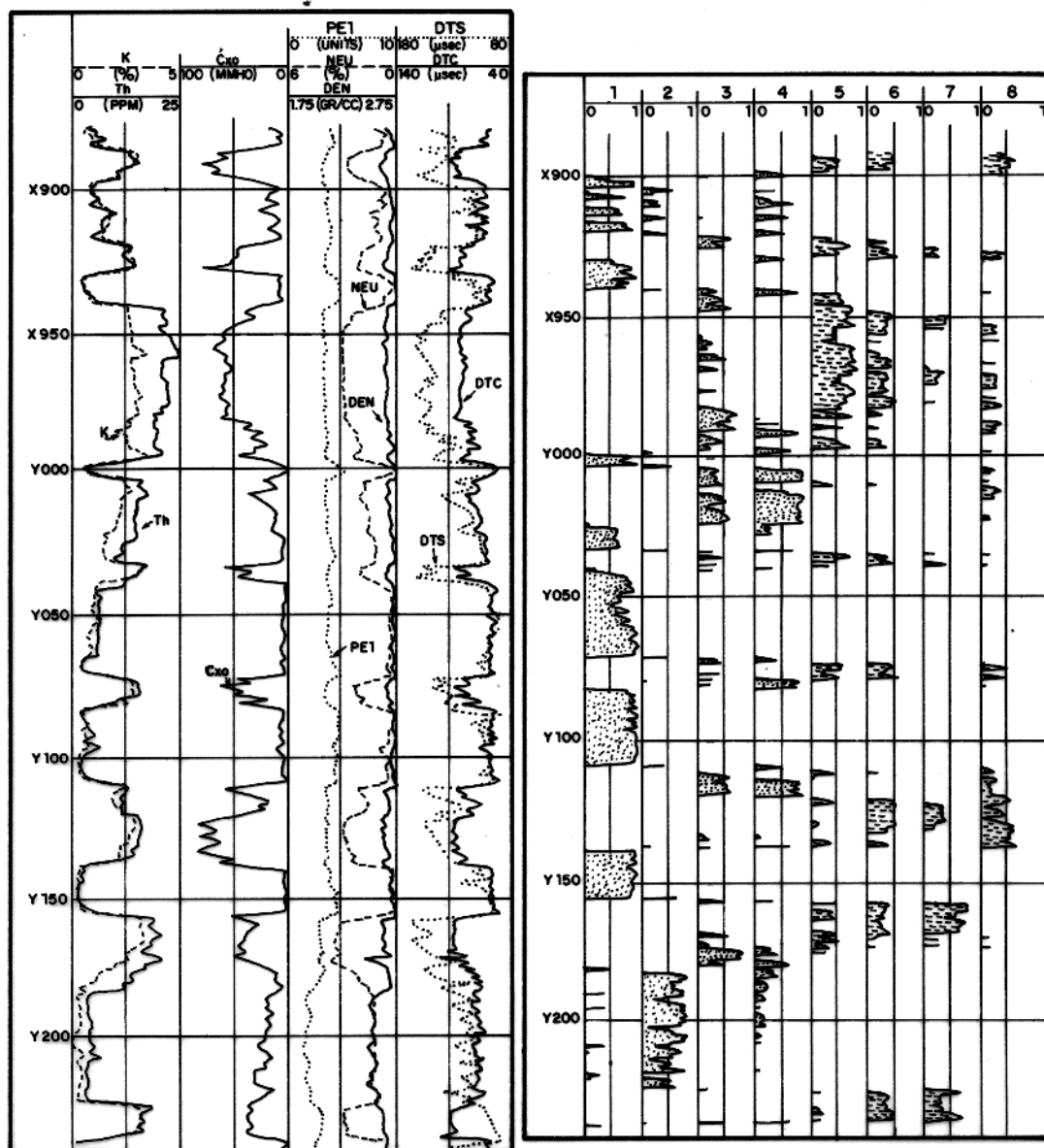


Figura 63— Resultados das operações de filtragem: A) Curva original; B) Resíduo da primeira filtragem passa-baixa; C) Resíduo da primeira filtragem passa-alta; D) Resíduo da segunda filtragem passa baixa; E) Resíduo da segunda filtragem passa-alta; F) Perfil final de fácies.





**LITOFÁCIES**

- 1- CALCÁRIO
- 2- ARENITO
- 3- SILTITO
- 4- ARENITO SÍLTICO/SILTITO ARGILOSO

- 5- FOLHELHO SÍLTICO/FOLHELHO LAMINADO/SILTE
- 6- FOLHELHO DURO
- 7- FOLHELHO MOLE
- 8- FOLHELHO LAMINADO MARROM

Figura 64 – Dados originais e resultados da utilização do sistema de redes neurais para o reconhecimento de oito litofácies. (Baldwin et al, 1990).

poderão contribuir significativamente na solução de problemas ligados à interpretação de perfis (Baldwin et al., 1990).

A fim de se mostrar esquematicamente o funcionamento de uma das modalidades de reconhecimento de padrões, utilizou-se o sistema simplificado de Memória Associativa Bidirecional (Figura 65), de acordo com o algoritmo concebido por Kosko (1987) e adaptado por Guimarães (1991, comunicação pessoal).

Dessa forma, a partir de dados sintéticos dos perfis  $GR$ ,  $\rho_b$ ,  $\phi_{nls}$  e  $\Delta_t$  foram destacados quatro tipos faciográficos ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\delta$ ) representados nos diagramas tipo escada (*ladder*) da Figura 66. Os diagramas foram convertidos em matrizes binárias, substituindo-se as faixas delimitadas para cada curva pelo dígito 1. As demais, pelo dígito 0.

Os vetores correspondentes aos padrões A (leituras dos perfis) foram construídos colocando-se os elementos de cada linha das matrizes, ordenadamente, lado a lado. Os padrões B (codificação das fácies) foram escolhidos arbitrariamente, de modo, apenas, a destacar os diferentes tipos faciográficos (Tabela 22).

Tabela 22 - Codificação dos padrões A (leitura dos perfis) e B (fácies correspondentes) utilizados na fase de treinamento do sistema de Memória Associativa Bidirecional

PADRÕES A				PADRÕES B	FÁCIES
$GR$	$\rho_b$	$\phi_{nls}$	$\Delta_t$		
01000	01000	01000	01000	1000	$\alpha$
00010	00010	00100	00100	0100	$\beta$
00100	00100	00100	01000	0010	$\gamma$
01000	00010	00010	10000	0001	$\delta$

Os padrões A e B, assim obtidos, são utilizados no processo de treinamento do sistema. Na fase de reconhecimento, cada conjunto de leituras é convertido num vetor de vinte elementos, de forma análoga à descrita na construção dos padrões A. A resposta do sistema é dada em função da similaridade de cada conjunto com os padrões A, do processo de treinamento. A Figura 67 ilustra as curvas originais e o perfil de fácies resultante.

Uma avaliação aprofundada do desempenho e da potencialidade da técnica de Memória Associativa Bidirecional na identificação de fácies poderá ser realizada empregando-se dados reais

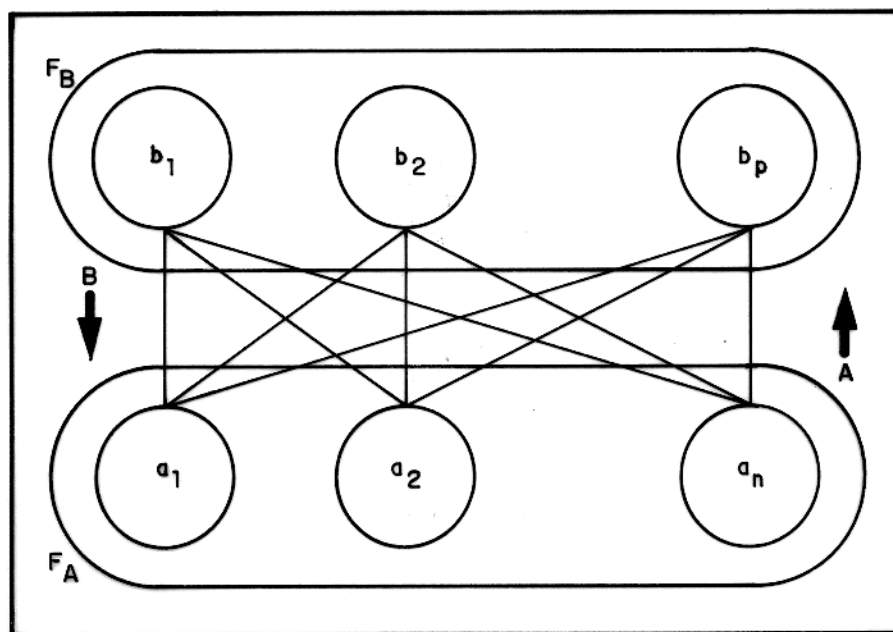


Figura 65— Topologia do sistema de Memória Associativa Bidirecional, mostrando os dois campos ( $F_A$  com  $n$  neurônios e  $F_B$  com  $p$  neurônios) conectados por sinapses (Kosko, 1987).

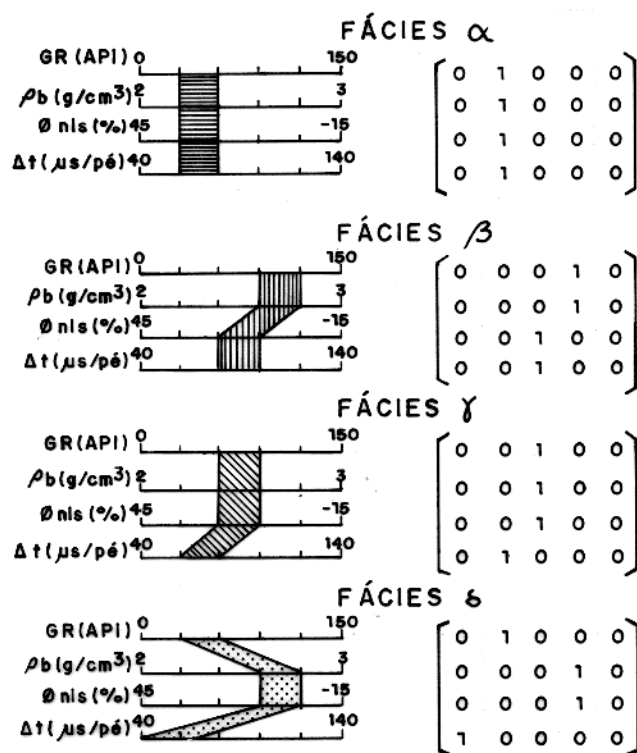


Figura 66— Diagramas tipo escada (*ladder*) e as correspondentes matrizes binárias para as fácies  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\delta$ .

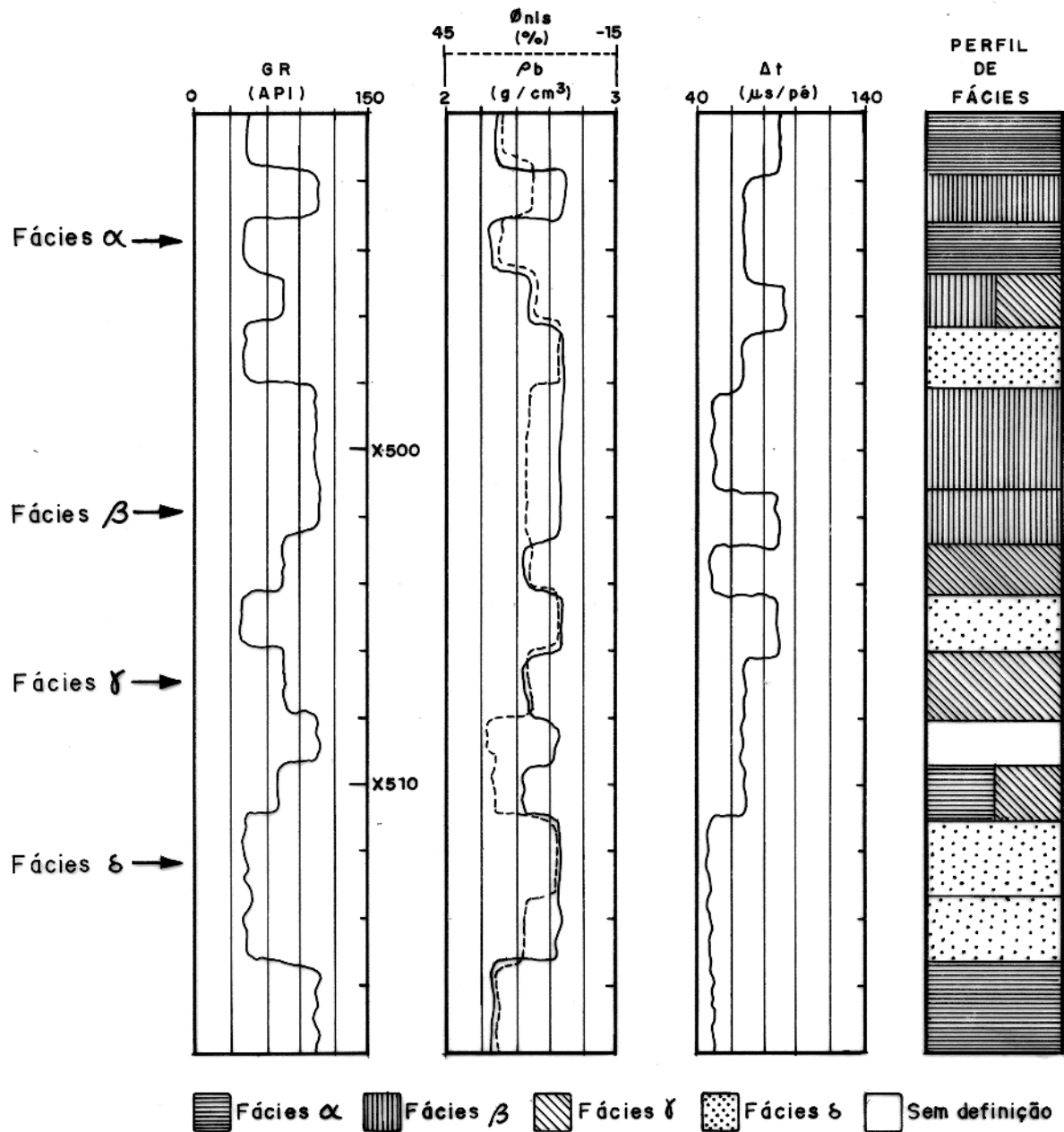


Figura 67—Curvas originais e perfil de fácies resultante. Os intervalos assinalados à esquerda correspondem aos utilizados na fase de treinamento do sistema de Memória Associativa Bidirecional.

e versões mais elaboradas desse sistema.

## 5.2 Aplicações a Estudos de Reservatório e de Exploração

### 5.2.1 Unidades de Fluxo

A descrição das heterogeneidades internas dos reservatórios têm sido objeto de intensa investigação, na medida em que o seu reconhecimento exerce importante controle na recuperação final e nos processos de produção de hidrocarbonetos (Souza, 1987).

Haldorsen (1983) desenvolveu um sistema que emprega métodos probabilísticos para gerar a posição de corpos de folhelho intercalados com arenitos e, a partir daí, definir propriedades médias para as células, que passam a representar o reservatório. Souza (1987) sistematizou a metodologia, subdividindo os folhelhos em duas categorias, conforme sua expressão areal. Os folhelhos determinísticos são correlacionados através do campo, enquanto os estocásticos possuem amplitude horizontal inferior ao espaçamento entre poços. Para representar os folhelhos estocásticos são construídas, para cada sistema deposicional, curvas de distribuição empírica de frequência de espessuras e de comprimentos. Tais curvas serão amostradas com números aleatórios, que serão utilizados também para se determinar as coordenadas do centro geométrico dos corpos.

O método de Haldorsen foi implementado por Souza (1987) com a inclusão de outros vínculos, tais como o número de corpos nas seções geradas. A Figura 68 ilustra a obtenção de duas configurações para uma mesma percentagem relativa, geradas através de diferentes seqüências de números aleatórios.

Como observado por Souza (1987), o método pode ser adaptado para se impor maior número de restrições, tais como as representadas pelas isólitais e pelas características de variabilidade vertical dos corpos, no intuito de se obterem configurações que melhor se ajustem aos modelos geológicos. Nesse sentido, as técnicas de determinação de fácies e algumas das aplicações desenvolvidas no presente trabalho (mapas de fácies e correlação estratigráfica automática) podem contribuir para o aprimoramento da qualidade das seções resultantes.

A fim de ilustrar a utilização desses sistemas construiu-se uma seção esquemática com 34%

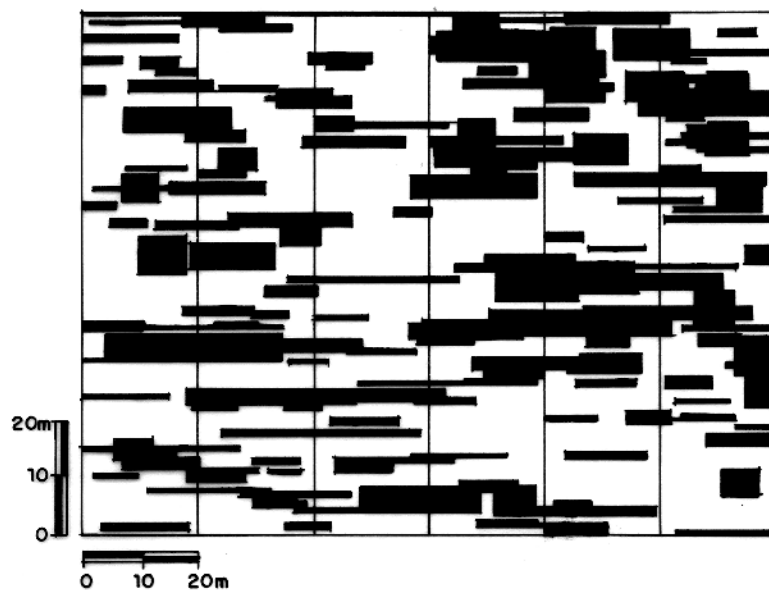
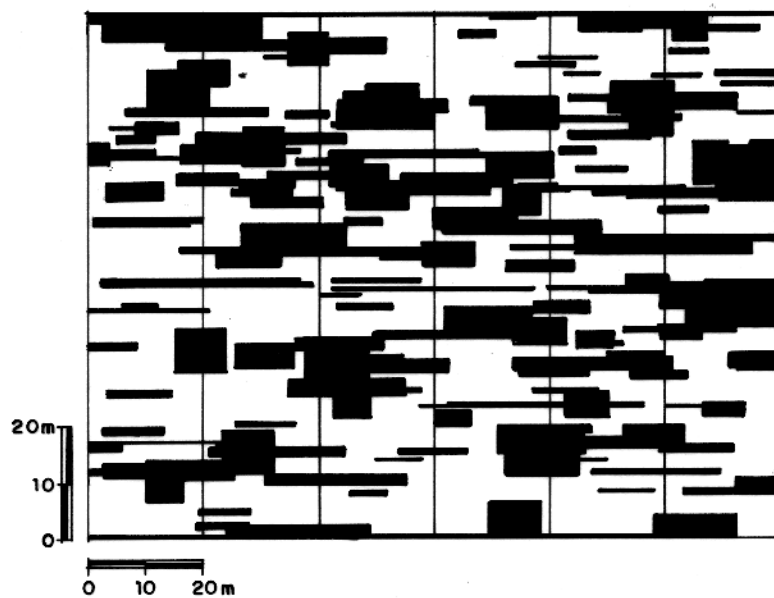


Figura 68 — Seções com 30% de folhelhos geradas com diferentes sementes de números pseudo-aleatórios (Souza, 1987).

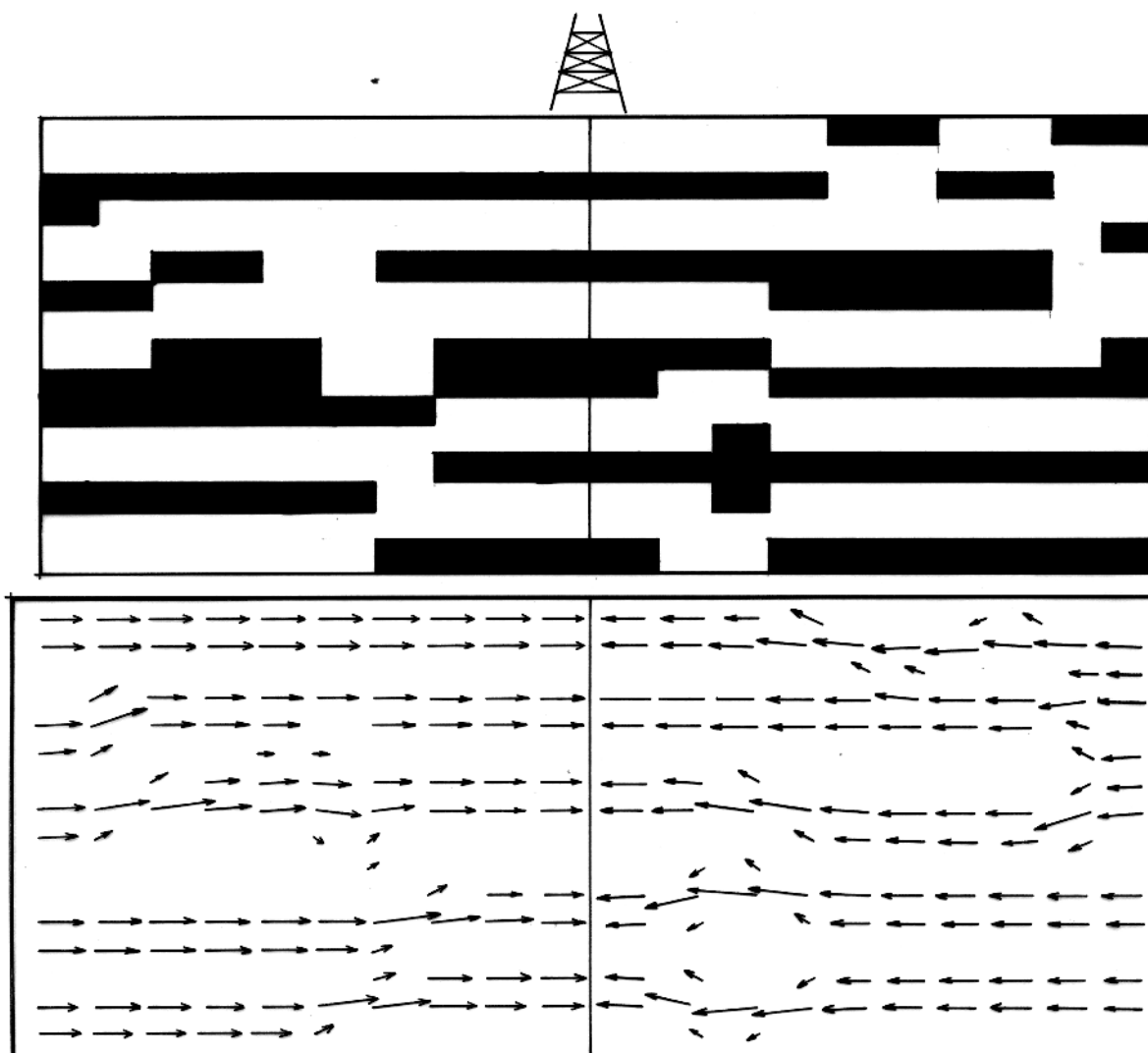


Figura 69— Seção esquemática com 34 % de folhelho e a configuração de unidade de fluxo correspondente.



de folhelho e a configuração da unidade de fluxo correspondente, gerada a partir da solução da equação de Laplace em duas dimensões (admitindo-se um fluido incompressível em condições de *steady-state*), através do método das diferenças finitas (Harbaugh & Bonham-Carter, 1970) (Figura 69).

### 5.2.2 Equações de Proximidade

Os dados contidos em perfis de poços constituem uma fonte de informações que pode ser utilizada na previsão da ocorrência de hidrocarbonetos (Harbaugh et al., 1977).

Breitenbach & Peterson (1972) aplicaram métodos estatísticos multivariantes numa tentativa de estender a capacidade analítica dos geólogos e dos intérpretes de perfil. A técnica compreende o cálculo de equações de proximidade empíricas, que relacionam a distância a um campo de petróleo com dados de perfis de poços (Harbaugh et al., 1977).

O primeiro passo consiste na seleção de uma área que deve incluir um conjunto de poços exploratórios e uma acumulação conhecida (Figura 70a). A seguir, procede-se à escolha de uma série de variáveis originais e obtidas no processamento dos perfis. Tipicamente, tais variáveis incluem a elevação estrutural e a espessura das unidades estratigráficas, resistividade e níveis de radiação gama dos folhelhos, bem como muitas outras propriedades que podem levar o número de variáveis potencialmente úteis à ordem de grandeza das centenas.

Essas variáveis serão analisadas através de um processo de sucessivas regressões múltiplas, que produzirão uma expressão na forma:

$$y = a_0 + a_1 v_1 + a_2 v_2 + \dots + a_n v_n .$$

Na equação acima,  $y$  é a distância ao limite externo do campo conhecido;  $v_1$  a  $v_n$  representam o subconjunto de variáveis selecionadas ao longo do processo; a constante  $a_0$ , bem como os coeficientes  $a_1$  a  $a_n$ , são computados na análise de regressão.

No desenvolvimento das regressões múltiplas, a importância de cada variável é numericamente controlada através de testes estatísticos e da aplicação da análise fatorial que tem como objetivo a eliminação das variáveis dependentes e/ou pouco significativas.

Uma vez selecionadas as variáveis e encontrados os coeficientes da equação de proximidade, a distância estimada à acumulação pode ser calculada para os poços utilizados, resultando no mapa mostrado na Figura 70b. O último passo consiste em se gerar o mapa englobando toda a área (Figura 71), no qual se buscarão anomalias sugestivas de possíveis prospectos de exploração.

O desenvolvimento do método em questão pode contemplar uma estimativa do erro da equação de proximidade, a fim de se obter maior controle dos resultados (Harbaugh et al., 1977).

A técnica acima descrita pode, dessa forma, constituir uma ferramenta auxiliar no esforço exploratório. Por outro lado, o procedimento de identificação de fácies através dos perfis, aqui desenvolvido, poderá contribuir na construção das equações de proximidade, fornecendo grande número de variáveis a serem testadas.

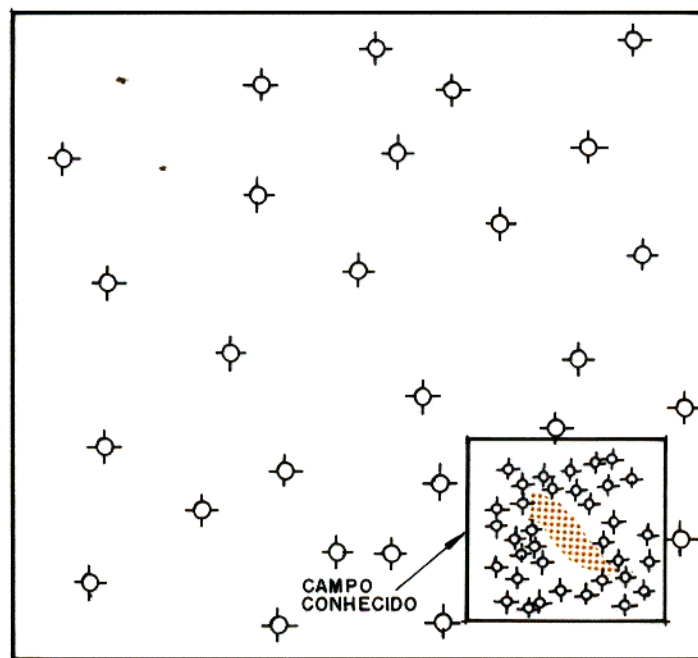


Figura70a— Exemplo de uma área com poços exploratórios espalhados próximo a um campo conhecido (Breitenbach & Peterson, 1972).

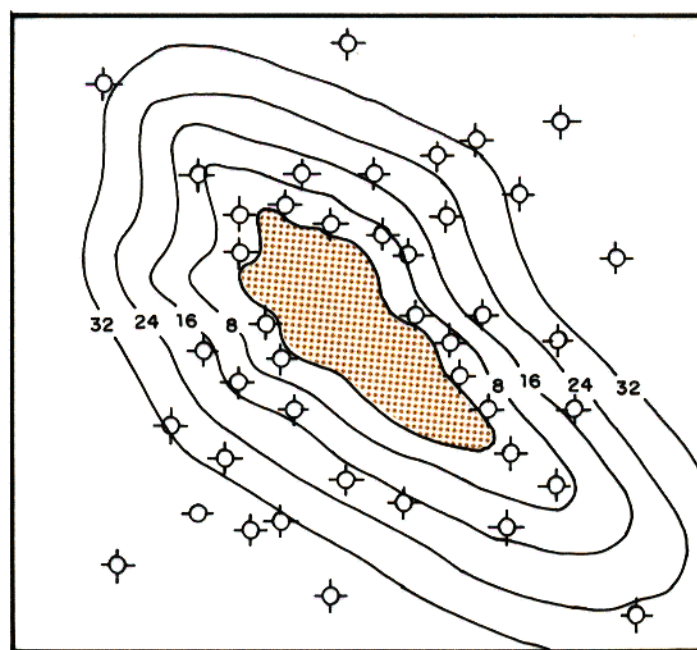


Figura70b — Representação das distâncias em km dos poços selecionados ao limite de produção do campo conhecido, obtidas através das equações de proximidade (Breitenbach & Peterson, 1972).

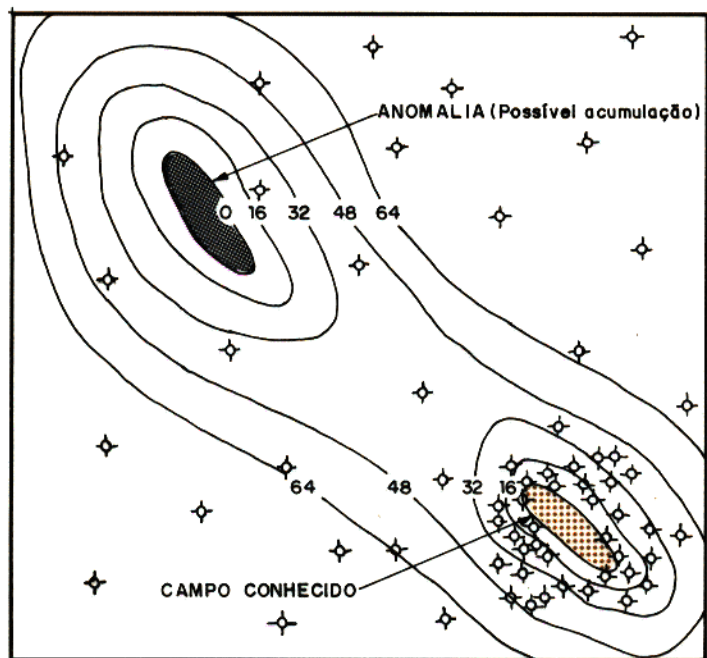


Figura 71— Mapa final mostrando como as equações de proximidade desenvolvidas ao redor do campo conhecido são aplicadas nos demais poços exploratórios da área para o cálculo da distância a possíveis acumulações de hidrocarbonetos (Breitenbach & Peterson, 1972).

## CAPÍTULO 6

### CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

#### 6.1 Conclusões

A escolha dos métodos e a abordagem adotada neste trabalho tiveram como referencial os critérios de performance e de utilidade. Assim sendo, a orientação que se procurou imprimir esteve direcionada mais à busca de soluções do que a eventuais considerações de natureza teórica.

A determinação de fácies através dos perfis, aqui realizada, permitiu que se efetuasse o reconhecimento das mesmas nos poços não testemunhados da área em estudo. A caracterização das fácies por meio da descrição dos testemunhos foi a base a partir da qual se desenvolveu o trabalho em questão. Não obstante, a análise de agrupamentos foi útil na verificação da estrutura dos dados. Os métodos automáticos de classificação podem também ser aplicados em situações nas quais se deseja reduzir o número inicial de fácies, de modo a otimizar o processo de discriminação. Entretanto, se empregados isoladamente, podem produzir respostas desprovidas de significado geológico.

Diversas técnicas para a caracterização das propriedades das rochas através de métodos estatísticos foram testadas neste estudo, a saber:

1. Análise discriminante
2. Análise de componentes principais
3. Análise de seqüência de fácies

Dos resultados dos testes conduzidos as seguintes conclusões podem ser listadas.

No processo de reconhecimento das fácies, a análise discriminante apresentou, como principais atributos, o bom desempenho e a facilidade de operação, como já demonstrado em outros estudos da mesma natureza. Os melhores resultados foram atingidos quando de sua aplicação sobre os dados convertidos em componentes principais. Os ajustes obtidos na comparação rocha-perfil (65% a 84%) podem ser considerados satisfatórios, levando-se em conta a complexidade da mineralogia das seções investigadas. A combinação dos métodos, representada pela utilização da análise

discriminante em conjunto com as regras contextuais (obtidas na análise de seqüência de fácies) e com a análise composicional, permitiu o melhoramento no ajuste rocha-perfil entre 1 e 8 pontos percentuais, considerando-se as diferentes combinações de perfis existentes. Esse procedimento abre a perspectiva da incorporação de outras técnicas, que passarão a atuar de forma cooperativa na solução do problema de determinação de fácies. Nesse sentido, a análise de séries temporais em dados de perfis, com o objetivo de reconhecimento de fácies, apresenta-se como uma alternativa a ser examinada, no intuito de se definirem os critérios e as condições para sua aplicação. Uma vez operacionalizada, essa técnica pode ser utilizada isoladamente ou em conjunto com outros métodos, a fim de se obter maior resolução no processo de determinação de fácies.

De maneira geral, o estudo em apreço encontra aplicações na área de avaliação de formações ao possibilitar o emprego de modelos, parâmetros de interpretação e valores de corte (*cut-offs*), distintos bem como a totalização dos valores de porosidade, espessura e saturações dos fluidos em separado para cada fácies-reservatório. Ao mesmo tempo, viabiliza estimativas mais precisas da porosidade efetiva e da permeabilidade, além de facilitar o cálculo preliminar da porosidade.

Por outro lado, os mapas de fácies e as seções estratigráficas obtidos no processamento dos perfis, constituem ferramentas úteis no planejamento da estratégia de desenvolvimento e de produção do campo em questão, bem como podem ser empregados em estudos exploratórios, para a caracterização de ambientes e sistemas deposicionais, verificação de *trends* em escala regional de espessuras de rochas reservatório, geradoras, etc.

No que diz respeito à extensão das aplicações, a integração dos estudos aqui efetuados com os sistemas estatísticos de descrição de heterogeneidades internas de reservatórios poderá contribuir para a visualização preliminar do comportamento das unidades produtoras. Além disso, a continuidade do emprego de tratamento estatístico multivariante em dados de perfis, visando à exploração de hidrocarbonetos, poderá ser realizada através do desenvolvimento da técnica das equações de proximidade.

Finalmente, como de resto em todo e qualquer estudo envolvendo perfis e testemunhos, os efeitos ambientais, erros de calibração, bem como registros imprecisos de profundidade, representam aspectos que contribuem negativamente para o processo de determinação de fácies, exigindo, assim, especial atenção do intérprete na busca de sua minimização.

## 6.2 Recomendações

De forma geral, os estudos de determinação de fácies serão tanto mais úteis quanto mais cedo forem aplicados. É desejável, pois, que os mesmos sejam executados desde os estágios iniciais de desenvolvimento dos campos e atualizados à medida em que se incorporem novas informações. Assim, será possível obter maior eficiência dessa ferramenta no apoio da atividade de exploração.

A construção de bancos de dados, para cada bacia sedimentar brasileira, contendo as respostas dos perfis associadas às rochas (testemunhos), a exemplo do que já foi implementado em outras regiões produtoras de hidrocarbonetos, poderá ser realizada a partir do acervo de dados da Petrobrás. Tais bancos de dados seriam utilizados para o teste e aprimoramento das técnicas de determinação de fácies e de correlação de perfis.

As aplicações efetuadas com os sistemas de redes neurais demonstraram que essa técnica pode contribuir decisivamente na solução de problemas ligados ao reconhecimento de fácies. Nesse sentido, pode-se direcionar sua utilização a situações nas quais os demais métodos não têm bom desempenho, tais como as de contato gradacional, camadas delgadas e ocorrência de diferenças de profundidade entre as leituras de ferramentas acopladas.

Os estudos de determinação de fácies compõem parte do esforço mais amplo de integração rocha-perfil. Seu desenvolvimento será mais expressivo se efetuado com o apoio de grupos interdisciplinares, que reúnam especialistas das áreas de análise de perfis, sedimentologia, reservatório, exploração e processamento de dados. Num sentido mais amplo, a interação entre essas atividades proporcionará as condições necessárias à continuidade e à expansão do empreendimento de exploração das bacias sedimentares brasileiras.

## AGRADECIMENTOS

Inicialmente, desejo expressar meus agradecimentos ao Dr. Hilton B. Evans, pelo constante apoio, estímulo e amizade demonstrados ao longo do processo de orientação.

Aos Drs. Dirceu Abrahão e Sérgio Luciano Moura Freire, bem como ao M.C. Geraldo Girão Nery, da Petrobrás, membros da banca examinadora, pelas críticas e sugestões que possibilitaram o aprimoramento do trabalho.

À Petrobrás, pelo suporte financeiro, apoio logístico e fornecimento dos dados necessários à execução dos estudos e ao convênio UFPa/Petrobrás/Fadesp/Finep/CNPq.

Gostaria também, de estender meu reconhecimento pelo apoio recebido dos colegas da Petrobrás, sobretudo dos Distritos de Exploração do Nordeste (DENEST) e do Norte (DENOR).

Aos geólogos Eugênio Dezen e Theognis Castejón Rodrigues, da Petrobrás, por sua incansável boa vontade e disponibilidade.

Ao M.C. Paulo Buarque de Macedo Guimarães, pelo apoio na adaptação do algoritmo de Memória Associativa Bidirecional.

Aos colegas de curso, em particular a Antonio Abel González Carrasquilla.

Ao professor e amigo Orlando Cassique Sobrinho Alves, pela revisão do texto.

E, finalmente, a minha família e a Valéria, de quem se originou toda a motivação para esta empreitada.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAHÃO, D. 1989. Well-log evaluation of lacustrine source rocks of the Lagoa Feia Formation, Lower Cretaceous, Campos Basin, offshore Brazil. In: SPWLA ANNUAL LOGGING SYMPOSIUM, 30, Denver, 1989. Transactions. v. 1, p. I1 - I21.
- ALLEN, J.R. 1979. Prediction of permeability from logs by multiple regression. In: SPWLA 6th Europe Form. Eval., 6, London, 1979. Transactions, 15 p.
- AQUINO, G.S. & LANA, M.C. 1990. Exploração na Bacia de Sergipe-Alagoas: O 'estado da arte'. B. Geoci. Petrobrás, 4 (1): 75-83.
- AQUINO, P.C.A. & SOUTO FILHO, J.D. 1988. Quadratização de perfis e sua aplicação na definição de eletrofácies no campo de Upanema - RN. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 2, Salvador, 1988. Anais... Salvador, PETROBRAS. v. 2, p. 349-358.
- BALDWIN, J.L.; BATEMAN, R.M.; WHEATLEY, C.L. 1990. Application of neural network to the problem of mineral identification from well logs. The Log Analyst, 31 (5): 279-293.
- BERTEIG, V.; HELGELAND, J.; MOHN, E. 1985. Lithofacies prediction from well data. In : SPWLA ANNUAL LOGGING SYMPOSIUM, 26, Dallas, 1985. Transactions. v. 2, p. TT1 - TT25
- BREITENBACH, E.A. & PETERSON, D.W. 1972. Digital log data find oil in wildcat areas. World Oil, 174 (7): 71-75.
- BUCHEB, J.A. 1988a. Determinação automática de fácies para o campo de Camorim. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 2, Salvador, 1988. Anais... Salvador, PETROBRAS. v. 2, p. 325-335.
- BUCHEB, J.A. 1988b. Interpretação integrada dos perfis do campo de Siririzinho. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 2, Salvador, 1988. Anais... Salvador, PETROBRAS. v. 2, p. 367-376.
- BUCHEB, J.A. & FRANCO, C.A. 1989. Estudo de seqüência de fácies-reservatório no campo de Camorim. Testemunho, 2 (6) 5-8.

- BUSCH, J.M.; FORTNEY, W.G.; BERRY, L.N. 1985. Determination of lithology from well logs by statistical analysis. In: TECH CONF. EXH. SPE., Las Vegas, 1985. Ann. 6 p.
- CASTRO, W.B.M. 1991. Um algoritmo para reconhecimento semi-automático de eletrofácies em perfis de poços. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 3, Cabo Frio, 1991. Anais... Rio de Janeiro, PETROBRAS. v. 1, p. 183-190.
- COOLEY, W.W. & LOHNES, P.R. 1971. Multivariate data analysis. New York, Wiley, 364 p.
- DAVIS, J.C. 1973. Statistics and data analysis in geology. New York, Wiley, 550 p.
- DAVIS, J.C. 1986. Statistics and data analysis in geology. 2nd ed. New York, Wiley, 645 p.
- DE LA CRUZ, M.A. & TAKIZAWA, H. 1985. Automatic facies analysis in the Arab Formation, El Bunduq field, offshore Abu Dhabi/Qatar. In: TECH CONF. EXH. SPE., 60, Las Vegas, 1985. Ann. 8 p.
- DELFINER, P.C.; PEYRET, O.; SERRA, O. 1984. Automatic determination of lithology from well logs. In: TECH CONF. EXH. SPE., Houston - Texas, 1984. Ann. 8 p.
- DESCALZI, C.; ROGNONI, A.; CIGNI, M. 1988. Synergetic log and core data treatment through cluster analysis: A methodology to improve reservoir description. In: INTERN. MTG. PETR. ENG., Tianjin, China, 1988. 8 p.
- DEZEN, E. & BRANDÃO, R.M. 1991. Determinação automática dos tipos de sais solúveis do campo de Carmópolis. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 3, Cabo Frio, 1991. Anais... Rio de Janeiro, PETROBRAS. v. 2, p. 472-479.
- DOVETON, J.H. 1986. Log analysis of subsurface geology. New York, Wiley, 273 p.
- DOVETON, J.H. 1988. Automated well-log analysis and correlation. Interstate Oil Gas Compact Comm. Bull., 2 (2): 94-98.
- ELEK, I. 1988. Some application of principal component analysis: well-to-well correlation, zonation. Geobyte, 3 (2): 25-31.
- ELEK, I. 1990. Fast porosity estimation by principal component analysis. Geobyte, 5 (3): 25-34.

- HALDORSEN, H.H. 1983. Reservoir characterization procedures for numerical simulation. Texas, 556 p. (Ph.D. Thesis University of Texas).
- HARBAUGH, J. W. & BONHAM-CARTER, G. 1970. Computer simulation in geology. New York, Wiley, 575 p.
- HARBAUGH, J. W.; DOVETON, J.H.; DAVIS, J.C. 1977. Probability methods in oil exploration. New York, Wiley, 269 p.
- HARPER, C.W. 1984. Improved methods of facies sequence analysis. In: WALKER, R.G., ed., Facies Models. 2nd ed., Toronto, Geol. Soc. of Canada. p. 11-13.
- HOFFMAN, L.J.B.; HOOGERBRUDGE, P.J.; LOMAS, A.T. 1989. Logix, a knowledge-based system for petrophysical evaluation. In: SPWLA LOG ANAL. SOFT. EVAL. REV., London, 1989. 13 p.
- HOWELL, J.A. 1983. A Fortran 77 program for automatic stratigraphic correlation. Computer & Geosciences, 9 (3): 311-327.
- KOCH Jr., G.S. & LINK, R.F. 1971. Statistical analysis of geological data. New York, Wiley, v. 2.
- KOSKO, B. 1987. Constructing an associative memory. Byte, 12 (10): 137-144.
- LANDIM, P.M.B. 1976. Aplicação da análise de agrupamentos (*cluster analysis*) em Bioestratigrafia. In: CONG. BRAS. GEOL., 29, Ouro Preto, 1976. Anais... Belo Horizonte, SBG. v. 2, p. 81-88.
- MARETT, G. & KIMMINAU, S. 1990. Logs, charts and computers: the history of log interpretation modeling. The Log Analyst, 31 (6): 335-354.
- MENDES, J.C. 1984. Elementos de estratigrafia. São Paulo, T.A. Queiroz, 556 p.
- 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. Trondheim, The Norwegian Institute of Technology. p. 301-309.

- MOSS, B. & SEHEULT, A. 1987. Does principal components analysis have a role in the interpretation of petrophysical data? In: SPWLA ANNUAL LOGGING SYMPOSIUM, 28, London, 1987. Transactions. v. 2, p. TT1 - TT25.
- MOURA, C.A.V. 1985. Aplicação de tratamento estatístico multivariante em dados geoquímicos de solo no mapeamento geológico na província de Carajás (Alvo 2 - Corpo 4). Rev. Bras. Geoc., 15 (3): 241-248.
- NASCIMENTO, O.S. (Coord.) 1981. Projeto Camorim. Rio de Janeiro, Petrobrás/Depex. 178 p. (Rel. Int.).
- OLEA, R.A. & DAVIS, J.C. 1986. An artificial intelligence approach to lithostratigraphic correlation using geophysical well logs. In: TECH CONF. EXH. SPE., 61, New Orleans, 1986 Ann. 12 p.
- PETROBRÁS .1987. Relatório de reservas de petróleo da Petrobrás. Rio de Janeiro, Petrobrás. v. 1 (Rel. Int.)
- PINTO, G.C. 1988. Quantificação composicional das lâminas do poço CM-A. Aracaju, Petrobrás/Denest. 5 p. (Rel. Int.)
- RAYMOND, R.; WATERMAN, M.S.; HOWELL, J.A. 1981. The match game: stratigraphic correlation through automation. Los Alamos Natl. Lab. release LA-UR-81-3130. Internal Report.
- RIDER, M.H. & LAURIER, D. 1979. Sedimentology using a computer treatment of well logs. In: SPWLA EUROP. SYMP., 16, London, 1979. Ann. Paper J. 12 p.
- RODRIGUES, F.S. & QUEIROZ NETO, I.A. 1991. Aplicação de inteligência artificial na identificação de eletrofácies, Redes Neurais x Discriminante Estatístico. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 3, Cabo Frio, 1991. Anais. . . Rio de Janeiro, PETROBRAS. v. 1, p. 131-142.
- SAKURAI, S. & MELVIN, J. 1988. Facies discrimination and permeability estimation from well logs for the Endicott field. In: SPWLA ANNUAL LOGGING SYMPOSIUM, 29, San Antonio, 1988. Transactions. v.2, p. FF1-FF18.

- SARZENSKI, D.J. & TOLEDO J.B. 1988. Correlação rocha-perfil em reservatórios heterogêneos. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 2, Salvador, 1988. Anais... Salvador, PETROBRAS. v. 1, p. 59-70.
- SELLEY, R.C. 1970. Studies of sequence in sediments using a simple mathematical device. Geological Society of London Quarterly Journal, 125: 557-581.
- SERRA, O. 1985. Sedimentary environments from wireline logs. s. l., Schlumberger, 211 p.
- SERRA, O. & ABBOTT, H.T. 1980. The contribution of logging data to sedimentology and stratigraphy. In: TECH. CONF. EXH. SPE, 55, Dallas, 1980. Ann. 19 p.
- SERRA, O. & SULPICE, L. 1975. Sedimentological analysis of shale-sands from well logs. In: SPWLA LOG. SYMP., 16, New Orleans, 1975. Ann. paper W. 23 p.
- SMITH, T.F. & WATERMAN M.S. 1980. New stratigraphic correlation techniques. Journ. Geology, 8 (4): 451-457.
- SOUZA, M.J. 1987. Proposta de um sistema estatístico de descrição de heterogeneidades internas de reservatórios. B. Geoci. Petrobrás, 1 (1): 97-102.
- SOUZA Jr., O. G. 1991. Análise de dados multivariados, uma eficiente ferramenta para descrição e caracterização de reservatórios. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 3, Cabo Frio, 1991. Anais... Rio de Janeiro, PETROBRAS. v. 1, p. 121-130.
- STUMPF, V.J. & SILVA, H.R. 1988. Controles de salinização de águas de formação - exemplos na Bacia de Sergipe/Alagoas. In: SEMINÁRIO TEC. OPER. GEOL., 2, Salvador, 1988. Anais... Salvador, PETROBRAS. v. 1, p. 173-183.
- TETZLAFF, D. M.; RODRIGUEZ, E.; ANDERSON, R.L. 1989. Estimating facies and parameters from integrated well data. In: SPWLA LOG ANAL. SOFT. REV., London, 1989. 22p.
- VALVERDE, R.S. & GÓES, R. O. 1991. Reestudo do campo de Camorim: interpretação estrutural e análise dos reservatórios do Membro Carmópolis, Formação Muribeca. (no prelo).

- VAN DER VEN, P.H.; CAINELLI, C.; FERNANDES G.J.F. 1989. Bacia de Sergipe/ Alagoas: geologia e exploração. B. Geoci. Petrobrás, 3 (4): 307-319.
- VISHER, G.S. 1963. Use of vertical profiles in environmental reconstruction. Bull. Amer. Assoc. Petroleum Geol., 49: 41-61.
- WALKER, R.G. 1979. Facies and facies models; general introduction. In: Walker, R. G. Facies Models. Toronto, Geol. Soc. of Canada. p. 1-7.
- WIDDICOMBE, R.; NOON, P.; BEST, D.L. 1984. Multiwell facilog evaluation, Hartzog Draw field, Powder River Basin, Wyoming. In: SPWLA ANNUAL LOGGING SYMPOSIUM, 25, New Orleans, 1984. Transactions. v. 2, p. BBB1-BBB19.
- WILBERT, A. 1984. Petrologia, análise eletrofaciológica e características petrofísicas do reservatório Carmópolis no campo de Riachuelo, Sergipe, Brasil. Ouro Preto, 259 p. (Tese de Mestrado da Univ. Fed. Ouro Preto).
- WOLFF, M. & PÉLISSIER-COMBESCURE, J. 1982. Faciolog - Automatic electrofacies determination. In: SPWLA LOG SYMP., 23, Corpus Christi - Texas. 1982. Ann. p. FF1-FF23.
- WORONOW, A. 1987. Cluster analysis. Geobyte, 2 (8): 34-37.