

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA E
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
SUBCOMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS E
ENGENHARIA DE PETRÓLEO**

**Aplicação da Lógica Nebulosa na
Determinação de Fácies do Campo de
Namorado**

**Autor: Beatriz Cristina Armelin Ninci
Orientador: Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal
Co-orientador: Prof. Dr. José Ricardo P. Mendes**

.../...

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA E
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
SUBCOMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS E
ENGENHARIA DE PETRÓLEO**

Aplicação da Lógica Nebulosa na Determinação de Fácies do Campo de Namorado

Autor: **Beatriz Cristina Armelin Ninci**

Orientador: **Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal**

Co-orientador: **Prof. Dr. José Ricardo P. Mendes**

Curso: Ciências e Engenharia de Petróleo

Área de Concentração: AB – Reservatórios e Gestão

Dissertação de mestrado acadêmico apresentada à Subcomissão de Pós Graduação em Ciências e Engenharia de Petróleo da Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências e Engenharia de Petróleo.

Campinas, 2008
SP – Brasil

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

N62a Ninci, Beatriz Cristina Armelin
Aplicação da lógica nebulosa na determinação de
fácies do Campo de Namorado / Beatriz Cristina
Armelin Ninci. --Campinas, SP: [s.n.], 2008.

Orientadores: Alexandre Campana Vidal, José
Ricardo Pelaquim Mendes
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto
de Geociências.

1. Prospecção – Métodos geofísicos. 2. Lógica
difusa. 3. Reservatórios. 4. Campos petrolíferos. 5.
Petróleo – Geologia. 6. Poços de petróleo. I. Vidal,
Alexandre Campana. II. Mendes, José Ricardo
Pelaquim. III. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Engenharia Mecânica. IV. Instituto de
Geociências. IV. Título.

Titulo em Inglês: Application of fuzzy logic in facies determination of Namorado
Field

Palavras-chave em Inglês: Well-logs, Fuzzy logic, Reservoir characterization
Área de concentração: Reservatórios e Gestão

Titulação: Mestre em Ciências e Engenharia de Petróleo

Banca examinadora: Rodrigo de Souza Portugal, Adriane Beatriz de Souza Serapião

Data da defesa: 10/09/2008

Programa de Pós-Graduação: Ciências e Engenharia de Petróleo

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA E
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
SUBCOMISSÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS E
ENGENHARIA DE PETRÓLEO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO

Aplicação da Lógica Nebulosa na Determinação de Fácies do Campo de Namorado

Autor: **Beatriz Cristina Armelin Ninci**

Orientador: **Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal**

Co-orientador: **Prof. Dr. José Ricardo P. Mendes**

A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Dissertação:

**Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal, Presidente
UNICAMP/IG/DGRN**

**Prof. Dr. Rodrigo de Souza Portugal
UNICAMP/IG/DGRN**

**Prof^a. Dr^a. Adriane Beatriz de Souza Serapião
UNESP/IGCE/DEMAC**

Campinas, 10 de setembro de 2008

Dedicatória:

Dedico este trabalho aos meus pais, Maria Silvia e Alfredo, e ao meu noivo, André Luís, que me apoiaram nesta jornada

Agradecimentos

Este trabalho não poderia ser terminado sem a ajuda de diversas pessoas às quais eu expresso meus agradecimentos:

Aos meus pais, Alfredo e Maria Silvia, ao meu noivo, André Luís, e à Odete pelo apoio e incentivo constantes.

Ao Prof. Dr. Alexandre Campana Vidal pela orientação e ao Prof. Dr. José Ricardo Pelaquim Mendes pela co-orientação.

À Prof^a. Dr^a. Adriane Beatriz Serapião pelas explicações sobre teoria nebulosa e pelas sugestões sempre bem vindas.

Aos professores da UNESP Alice Libardi, Henrique Lazari, Suzinei Marconato e Valter Libardi pelo curso de lógica nebulosa.

Aos colegas matemáticos Fernando Perin Munerato e Moiseis Cecconello pela ajuda na elaboração dos algoritmos e pelas discussões necessárias para o entendimento e construção do sistema nebuloso.

Ao José Eustáquio Barbosa pela amizade e pelos ensinamentos sobre perfis geofísicos.

A todos os professores e colegas do Departamento de Engenharia de Petróleo e do Instituto de Geociências, que contribuíram de forma direta e indireta na conclusão deste trabalho.

À CAPES e ao CEPETRO pelo apoio financeiro.

*A aprendizagem do novo requer um tempo e um
silêncio para que o novo possa se apresentar.*
(Autor Desconhecido)

Resumo

NINCI, Beatriz Cristina Armelin, *Aplicação da lógica nebulosa na determinação de fácies do Campo de Namorado*, Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, 2008. 139p. Dissertação (Mestrado)

Este trabalho foi direcionado para a caracterização de fácies do reservatório do Campo de Namorado, com a interpretação de três tipos de perfis geofísicos (raios gama, densidade e neutrão) de oito poços e a utilização da lógica nebulosa. A lógica nebulosa considera que um elemento pode pertencer a mais de um conjunto, mas com graus de pertinência diferentes. Baseia-se em variáveis lingüísticas e manuseia valores entre 0 e 1, tolerando dados imprecisos. Com base na descrição dos testemunhos foi definida, por meio de estatística básica, a associação dos valores dos perfis com as litologias identificadas em testemunho. As 26 fácies foram classificadas em 4 grupos de acordo com critérios geológicos. Na etapa seguinte foram desenvolvidos dois sistemas nebulosos, considerando os métodos de inferência Mamdani e Sugeno. A validação dos resultados fornecidos pelos sistemas nebulosos foi feita através da comparação com os dados dos testemunhos. A identificação dos grupos de fácies pelos dois métodos utilizados foi satisfatória, principalmente em relação ao grupo 1, constituído apenas por arenitos. Os resultados decorrentes da aplicação da lógica nebulosa representam um papel importante na caracterização de um reservatório, desde que utilizado em análise conjunta com outros tipos de fontes de dados

Palavras Chave

- Perfis geofísicos, lógica nebulosa, caracterização de reservatório.

Abstract

NINCI, Beatriz Cristina Armelin, *Application of fuzzy logic in facies determination of Namorado Field*, Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, 2008. 139 p. Dissertação (Mestrado)

The research was directed to the facies characterization of Namorado Field reservoir, considering the interpretation of three types of geophysical well-logs (gamma ray, density and neutron) from eight wells, and the use of fuzzy logic. The fuzzy logic considers that an element can belong to more than one set, but with different membership degrees. It is based on linguistic variables and handling values from 0 to 1, tolerating inaccurate data. Based on the cores description, the combination of the values of well-logs with the lithology identified in cores was defined using statistical analysis. The 26 facies were classified into 4 groups according to geological criteria. In the next stage, two fuzzy systems were developed, considering Sugeno and Mamdani inference methods. The validation of results provided by fuzzy systems was made by comparing the results with core data. The identification of the groups was satisfactory in both methods, particularly regarded to group 1, which is formed by sands, predominantly. The results arising from the application of fuzzy logic represents an important role in reservoir characterization, since they are analysed with other types of data sources.

Key Words

- Well-logs, fuzzy logic, reservoir characterization.

Índice

Lista de Figuras	xix
Lista de Tabelas	xxiii
Lista de Equações	xxv
Nomenclatura	xxvii
1. Introdução	1
1.1. Aspectos Gerais	1
1.2. Objetivo	8
1.3. Área de Estudo	8
1.4. Base de Dados	9
1.5. Organização da Dissertação	9
2. Contexto Geológico Regional	11
2.1. Aspectos Gerais	11
2.2. O Campo de Namorado	13
3. Perfis Geofísicos	17
3.1. Tipos de Perfis	19
3.1.1. Perfil de Raios Gama (RG)	19
3.1.2. Perfil de Neutrão (NPHI)	21
3.1.3. Perfil de Densidade (RHOB)	23
4. Lógica Nebulosa	27
4.1. Conjuntos nebulosos	28
4.2. Níveis de um conjunto nebuloso	30

4.3. Normas triangulares	32
4.4. Operações entre conjuntos nebulosos	34
4.4.1. Operações de agregação	36
4.5. Relações nebulosas	37
4.6. Lógica nebulosa	39
4.7. Sistema nebuloso	42
4.7.1. Método de inferência de Mamdani	45
4.7.2. Método de inferência de Kang-Takagi-Sugeno (KTS)	46
4.7.3. Defuzzificação - Centro de Gravidade ou Centróide - Mamdani	48
5. Processamento dos dados e aplicação da lógica nebulosa	51
5.1. Delimitação de Topo e Base do Reservatório	51
5.2. Agrupamento das Fácies	54
5.3. Análise Estatística Geral	60
5.4. Análise Estatística das Fácies	61
5.5. Análise Estatística dos Grupos	62
5.6. Aplicação da lógica nebulosa para inferência dos grupos nas seções não testemunhadas dos poços	67
5.6.1. Módulo de fuzzificação	70
5.6.2. Módulo da base de regras	72
5.6.3. Módulo de inferência	73
5.6.4. Módulo de defuzzificação	75
5.7. Comparação do resultado nebuloso com a análise seqüencial de testemunho e Análise integrada final	76
5.8. Métodos Tradicionais	76
6. Resultados e Discussões	77

6.1. Métodos tradicionais aplicados à interpretação de perfis geofísicos	98
6.2. Lógica Nebulosa e Análise Discriminante	104
7. Conclusões	107
Referências Bibliográficas	109
Anexo	117
Anexo I - Estatística por fácies do conjunto de RG, RHOB e NPHI	117
Anexo II - Base de 125 Regras.	119
Anexo III - Base de 41 Regras.	122

Lista de Figuras

1.1	O Campo de Namorado, com a localização dos poços utilizados	8
2.1	Mapa de localização da Bacia de Campos, mostrando a distribuição dos campos de petróleo descobertos até 1998. (Modificado de Rangel e Martins, 1998).	12
3.1	Variação de densidade das litologias mais comuns. Note os intervalos similares de argila/folhelho, arenito e calcário. (Modificado de Rider, 2000).	24
3.2	Perfil de raios gama: respostas típicas. M = Mica, * = glauconita. (Modificado de Rider, 2000).	26
3.3	Perfil de Neutrão: respostas típicas. * Porosidade com água doce medida pela ferramenta CNL (Compensated Neutron Log) da Schlumberger. (Modificado de Rider, 2000).	26
3.4	Perfil de Densidade: respostas típicas. * Densidade e porosidade dom densidade da água doce de formação de 1.0 g/cm^3 . (Modificado de Rider, 2000).	26
4.1	Função de pertinência trapezoidal. (Modificado de Amendola, Souza e Barros, 2005).	29
4.2	Ilustração de algumas características básicas de conjuntos nebulosos. (Modificado de Demicco e Klir, 2004).	30
4.3	Exemplos de operadores lógicos da lógica nebulosa. (Modificado de Barros e Bassanezi, 2006).	36
4.4	Partição nebulosa de uma variável lingüística “Raios Gama”.	42
4.5	Sistema de inferência nebuloso (modificado de Serra, 2005).	43
4.6	Mecanismo de inferência de Mamdani com composição max-min, com duas variáveis lingüísticas de entrada e uma variável de saída. (Extraído de Ceconello, 2006).	46
4.7	Configuração básica de um sistema de Kang-Takagi-Sugeno. (Extraído de Nagamine, 2001).	47
4.8	Processo de defuzzificação pelo método do centróide (modificado de Miranda, Júnior e Kronbauer, 2003).	49
5.1	Visualização dos perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI) vs. Profundidade, com a delimitação do topo e da base do reservatório. Poços: NA1A.	53
5.2	Seção Análise Seqüencial de Testemunho do poço NA7, ilustrando indícios de óleo nas fácies 6 e 8 (destaque em azul). (Granulometria: A = argila; S = silte; MF = areia muito fina; F = areia fina; M = areia média; G = areia grossa; MG = areia muito grossa; Gr = grânulo; Sx = seixo).	59

5.3	Seção da Análise Seqüencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando as fácies 10 e 11 e indícios de óleo na fácies 10 (destaque em azul). (Granulometria: A = argila; S = silte; MF = areia muito fina; F = areia fina; M = areia média; G = areia grossa; MG = areia muito grossa; Gr = grânulo; Sx = seixo).	59
5.4	Seção Análise Seqüencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando a fácies 16. (Granulometria: A = argila; S = silte; MF = areia muito fina; F = areia fina; M = areia média; G = areia grossa; MG = areia muito grossa; Gr = grânulo; Sx = seixo).	59
5.5	Seção Análise Seqüencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando a fácies 16. (Granulometria: A = argila; S = silte; MF = areia muito fina; F = areia fina; M = areia média; G = areia grossa; MG = areia muito grossa; Gr = grânulo; Sx = seixo).	59
5.6	Histogramas do conjunto total de dados dos perfis de RG (azul), RHOB (vermelho) e NPHI (Verde).	60
5.7	Histogramas referentes aos grupos definidos através do agrupamento de fácies e confeccionados a partir dos dados de perfis de RG (azul), RHOB (vermelho) e NPHI (verde).	65
5.8	Diagrama de correlação RG vs. RHOB.	66
5.9	Diagrama de correlação RG vs. NPHI.	66
5.10	Diagrama de correlação NPHI vs. RHOB.	67
5.11	Funções de pertinência da variável de entrada Raios Gama (RG) . Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).	70
5.12	Funções de pertinência da variável de entrada Densidade (RHOB) . Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).	71
5.13	Funções de pertinência da variável de entrada Neutrão (NPHI) . Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).	71
5.14	Modelagem da variável de saída GrupoFácies (Mamdani), mostrando os quatro grupos definidos na etapa da estatística.	72
5.15	Modelagem da variável de saída GrupoFácies (Sugeno), mostrando os quatro grupos definidos na etapa da estatística.	72
5.16	Associação entre valor retornado pela defuzzificação no método de Mamdani e a classificação de grupos.	74
5.17	Representação do processo de inferência de Mamdani , mostrando um exemplo de entrada de valores de RG, RHOB e NPHI. A última linha do conseqüente (GrupoFácies) apresenta a defuzzificação e o valor resultante do processo (2.31), indicando que o grupo 1 foi inferido nesse caso.	74
5.18	Representação do processo de inferência de Sugeno , mostrando o exemplo de entrada de valores de RG, RHOB e NPHI. A última linha do conseqüente (GrupoFácies) apresenta a defuzzificação e o valor resultante do processo (1), indicando que o grupo 1 foi inferido nesse caso.	75
6.1	Seção extraída da resposta nebulosa para o poço NA2.	78

6.2	Localização do marco verde no poço NA7.	79
6.3	Litologia abaixo da base do reservatório no Poço NA1A.	80
6.4	Litologia acima do marco verde no Poço NA2.	81
6.5	Poço NA7. Erro de classificação (destaque em roxo).	82
6.6a	Acerto total de grupos após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	87
6.6b	Acerto total de grupos após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	87
6.7a	Acerto total de reservatório após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	87
6.7b	Acerto total de reservatório após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	87
6.8a	Acerto do Grupo 1 após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	88
6.8b	Acerto do Grupo 1 após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	88
6.9a	Acerto do Grupo 2 após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	88
6.9b	Acerto do Grupo 2 após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	88
6.10a	Acerto do Grupo 3 após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	89
6.10b	Acerto do Grupo 3 após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	89
6.11a	Acerto do Grupo 4 após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	89
6.11b	Acerto do Grupo 4 após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	89
6.12	Poço NA1A. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	90
6.13	Poço NA2. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	91
6.14	Poço NA4. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	92
6.15	Poço NA7. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	93

6.16	Poço NA11A. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	94
6.17	Poço NA22. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	95
6.18	Poço RJS42. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	96
6.19	Poço RJS234. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.	97
6.20	Em (A) tem-se o poço RJS-42 usado na etapa de validação da regra discriminante; em (B), o poço NA17A usado na etapa da aplicação (Albuquerque, Soares e Bettini, 2005).	100
6.21	Exemplo do processo discriminatório dos limites entre selantes e reservatórios no Poço NA02 do Campo de Namorado (Flexa e Carrasquilla, 2004).	102
6.22	Poço NA2 do Campo de Namorado. A – Resultado da discriminação litológica, B – Detalhe de um trecho discriminado, C – Análise seqüencial de testemunho. (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004).	103
6.23	Poço NA4 do Campo de Namorado. A – Resultado da discriminação litológica, B – Detalhe de um trecho discriminado, C – Análise seqüencial de testemunho. (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004).	104
6.24	Seção do Poço NA4.	105
6.25	Poço NA2. Perfis de Raios Gama, Densidade e Neutrão; Respostas dos sistemas de Mamdani e Sugeno; Testemunho; Resposta da Análise Discriminante de Flexa e Carrasquilla (2004).	106
6.26	Poço NA4. Perfis de Raios Gama, Densidade e Neutrão; Respostas dos sistemas de Mamdani e Sugeno; Testemunho; Resposta da Análise Discriminante de Flexa e Carrasquilla (2004).	106

Lista de Tabelas

2.1	Principais características do Campo de Namorado (Johann, 2003).	15
3.1	Principais usos dos perfis geofísicos nas diversas atividades da indústria do petróleo (Modificado de Rider, 2000). Nota: (-) = uso qualitativo; (+) = usos semi-quantitativos e quantitativos; (*) uso estritamente quantitativo.	19
5.1	Profundidade do topo e da base dos poços.	52
5.2	Distribuição de fácies por poço.	54
5.3	Estatística geral do conjunto de dados.	61
5.4	Estatística do Grupo 1.	64
5.5	Estatística do Grupo 2.	64
5.6	Estatística do Grupo 3.	64
5.7	Estatística do Grupo 4.	64
5.8	Definição dos parâmetros da variável <i>Raios Gamma</i> .	69
5.9	Definição dos parâmetros da variável <i>Densidade</i> .	69
5.10	Definição dos parâmetros da variável <i>Neutrão</i> .	69
6.1	Acerto total de grupos e reservatório após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	85
6.2	Acerto por grupo após inferência pelo método de <i>Mamdani</i> .	85
6.3	Acerto total de grupos e reservatório após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	86
6.4	Acerto por grupo após inferência pelo método de <i>Sugeno</i> .	86
6.5	Coeficientes da função discriminante utilizada para a identificação dos selantes e reservatórios do Campo de namorado, Bacia de Campos, Brasil (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004). RG = raios gama, DT = sônico, NPHI = neutrão, ILD = resistividade (escala logarítmica), RHOB = densidade.	102
6.6	Coeficientes da função discriminante utilizada para a identificação dos arenitos e carbonatos do Campo de namorado, Bacia de Campos, Brasil (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004). RG = raios gama, DT = sônico, NPHI = neutrão, ILD = resistividade (escala logarítmica), RHOB = densidade.	103

Lista de Equações

3.1	Densidade da formação.	24
3.2	Porosidade da formação.	24
4.1	Representação de um conjunto nebuloso.	28
4.2	α -corte do conjunto nebuloso A .	30
4.3	α -corte forte do conjunto nebuloso A .	30
4.4	Suporte do conjunto nebuloso A .	31
4.5	Convexidade do conjunto nebuloso A .	31
4.6	Concavidade do conjunto nebuloso A .	31
4.7	União nebulosa.	35
4.8	Intersecção nebulosa.	35
4.9	Operador que mapeia os graus de pertinência $\mu_A(x)$ do conjunto nebuloso A para o complemento do conjunto nebuloso A .	35
4.10	Exemplo de complemento do conjunto nebuloso A .	36
4.11	Média ponderada.	37
4.12	Definição de uma relação nebulosa.	38
4.13	Função de pertinência de relação nebulosa.	38
4.14	Função de pertinência da composição $R \circ S$.	38
4.15	Relação nebulosa em $X \times Y$.	39
4.16	Agregação de regras.	39
4.17	Agregação dos antecedentes das regras através do operador mínimo.	45
4.18	Agregação de todos os conseqüentes utilizando o operador máximo.	45
4.19	Saída geral do método Kang-Takagi-Sugeno.	47
4.20	Centro de gravidade.	48

Nomenclatura

Letras Latinas

mD – miliDarcy.

km – quilometro.

m – metro.

MeV – megaeletrovolt.

eV – eletrovolt.

g/cm³ – grama por centímetro cúbico.

NW – noroeste.

SE – sudeste.

K – Potássio.

Th – Tório.

U – Urânio.

U - conjunto universo.

A - conjunto nebuloso.

supp(A) – suporte do conjunto nebuloso A .

t - norma triangular.

s – conorma triangular.

min – mínimo.

max – máximo.

\wedge - representação da norma triangular mínimo.

\vee - representação da conorma triangular máximo.

h - função que define qualquer operação de agregação em n conjuntos nebulosos ($n \geq 2$).

R - relação nebulosa.

$+$ - notação que separa o grau de pertinência de um elemento e o elemento propriamente dito.

\int_x - notação que separa o grau de pertinência de um elemento e o elemento propriamente dito.

$/$ - notação que separa o grau de pertinência de um elemento e o elemento propriamente dito.

Letras Gregas

α – alfa corte

ρ - densidade

ϕ - porosidade

μ - grau de pertinência

Subscritos

b – bulk (densidade total)

ma - matriz

fl – fluido

R - reservatório

Abreviações

ANASETE - Análise Sequencial de Testemunho.

Siglas

ANP - Agência Nacional do Petróleo.

RG – Perfil de Raios Gama.

RHOB - Perfil de Densidade.

NPHI - Perfil de Neutrão.

°API - American Petroleum Institute.

GNT - nêutron – gama.

SNP - nêutron – nêutron epidermal.

CNL - nêutron – nêutron termal.

CNT-G - nêutron – nêutron termal + nêutron epidermal.

Capítulo 1

Introdução

1.1. Aspectos Gerais

A descoberta de uma jazida de hidrocarbonetos, assim como de outros bens minerais, compreende uma atividade de risco elevado devido ao número de fatores associados, contribuindo para elevação do grau de incerteza. Durante a fase de exploração de um campo petrolífero, uma das etapas envolvidas é a caracterização do reservatório. Para isso, o conhecimento geológico detalhado da permo-porosidade, dos fluidos e das fácies-reservatório é de fundamental importância para subsidiar a melhor avaliação do campo. A faciologia e a distribuição no espaço de propriedades das rochas-reservatório e não-reservatório constituem ferramenta básica tanto no desenvolvimento quanto no gerenciamento da produção petrolífera (Rider, 2000; Lima 2004).

A caracterização geológica de reservatórios desempenha um importante papel na atual indústria do petróleo. A definição da fácies constitui uma das primeiras etapas do estudo de um reservatório, de modo que as ações subsequentes dependem da precisão e da qualidade desta caracterização. O estudo de fácies possibilita ainda a integração de dados provenientes de diversas formas de aquisição, aumentando a eficácia de estimativas das propriedades do reservatório. Segundo Hambalek e González (2003), a descrição de tipos litológicos utilizando dados provenientes de perfis é um problema usual na caracterização de reservatórios. Geralmente

esse problema baseia-se em como encontrar uma relação entre dados de perfis e testemunhos e na extrapolação dessa análise para poços apenas perfilados.

Serra (1984) definiu eletrofácies como um conjunto de respostas de perfil que caracterizam um sedimento e permite que o sedimento possa ser distinguido de outros. Eletrofácies podem ainda ser definidas como o conjunto de respostas de perfis que caracteriza uma camada e permite distingui-la das demais, ou ainda é a diferenciação de uma litofácies a partir da determinação de características físicas da rocha por meio de perfis. A definição de litofácies foi estendida pela introdução do conceito de eletrofácies, constituído com base nos dados de perfis em todos os intervalos de profundidade. Uma vez definidas, as eletrofácies podem ser correlacionadas com as fácies geológicas verdadeiras, se o intervalo foi testemunhado.

Dessa forma, diversos métodos e ferramentas são utilizados na caracterização geológica de um campo petrolífero, tais como a sísmica e a perfilagem geofísica. Tamhane et al. (2000) defendem a utilização de computação flexível na caracterização de reservatórios, citando como exemplos redes neurais e lógica nebulosa, com o objetivo de integrar “*soft data*” (dados geológicos) com “*hard data*” (dados de sísmica 3D e de produção) para a construção de um modelo de reservatório e estratigráfico. Saggaf e Nebrija (2003) mencionam diversos autores que utilizaram diferentes métodos na identificação de fácies a partir de perfis, tais como estatística multivariada, regressão, lógica nebulosa e redes neurais. Esses métodos são eficientes quando existe um volume expressivo de dados, o que tornaria inviável uma análise manual.

A perfuração de um poço é uma das etapas da fase de prospecção do petróleo, revelando se os prognósticos, obtidos por outros métodos (ex. sísmica), serão ou não confirmados. Durante a perfuração faz-se necessária uma avaliação de formação na qual (i) os vários tipos de rocha perfurada são identificados; (ii) aqueles que podem conter hidrocarbonetos são localizados; e, por fim, (iii) é avaliado o significado comercial destes. O processo de perfilagem é utilizado na avaliação de atributos dos reservatórios com grandes potencialidades de ocorrências de hidrocarbonetos. O resultado deste processo constitui os perfis geofísicos, que são registros, em

função da profundidade, de propriedades elétricas, acústicas e radioativas, típicas de cada litologia (Nery, 1990).

Todo o perfil de poço, mesmo que de maneira implícita, fornece algum tipo de informação sobre a composição mineral, textura, presença de estruturas sedimentares, espessura, etc. Algumas vezes os perfis são os únicos meios de se obter tais propriedades das rochas. Atualmente existe grande diversidade de ferramentas geofísicas de poços (Rider, 2000). Cada registro tem sua aplicação essencial em cada fase de exploração de um campo.

Tradicionalmente há pouco interesse no estudo da incerteza nas áreas de ciências, engenharia e matemática. A eliminação da incerteza na ciência era vista como uma manifestação de progresso. Porém, esta atitude foi modificada a partir da primeira metade do século XX. Uma das modificações que auxiliaram nesta mudança de pensamento foi a generalização da teoria clássica de conjuntos para a teoria nebulosa de conjuntos, na qual a exigência de limites precisos dos conjuntos clássicos foi abandonada. A incerteza não é mais vista como algo a ser evitado, mas como um importante recurso que permite lidar efetivamente com problemas envolvendo sistemas muito complexos. Assim, os conjuntos nebulosos se tornaram importantes, especialmente na geologia, e sua utilização foi estudada nos anos seguintes, conforme pode ser averiguado em vários artigos sobre este assunto (Demicco e Klir, 2004).

O matemático Lofti A. Zadeh introduziu a teoria dos conjuntos nebulosos e a lógica nebulosa. Em seu artigo pioneiro de 1965, este autor escreveu: *“A noção de um conjunto nebuloso fornece um ponto de partida conveniente para a construção de um quadro conceitual que encontra muitos paralelos no caso de conjuntos comuns, sendo mais geral do que este e pode provar que possui um escopo de aplicabilidade muito mais amplo, particularmente nas áreas de classificação de padrões e processamento de informações. Essencialmente, tal quadro permite uma maneira natural de lidar com problemas em que a fonte de imprecisão é a ausência de um critério definido de classe de pertinência”*. Zimmermann (1996) explica que o termo imprecisão é usado no sentido de conceitos vagos e não de falta de conhecimento sobre o valor da variável. A

teoria dos conjuntos nebulosos fornece ferramentas matemáticas que permitem o estudo de fenômenos com imprecisão inerente.

De acordo com Zimmermann (1996), a teoria dos conjuntos nebulosos se desenvolveu nas últimas duas décadas de duas maneiras: (i) como uma teoria que se tornou mais sofisticada e específica e foi incrementada por conceitos e idéias originais, bem como por englobar e generalizar aspectos matemáticos clássicos; (ii) como uma linguagem de modelagem poderosa que pode lidar com uma grande fração de incertezas em situações cotidianas, podendo ser adaptada a diferentes circunstâncias e contextos. Demicco e Klir (2004) mencionam ainda que a lógica nebulosa pode ser vista como uma generalização da lógica multivariada e como um sistema de conceitos, princípios e métodos úteis para lidar com formas de pensamento aproximado e não exato.

Na lógica nebulosa o limite de um conjunto não é preciso, com transição gradual entre os conjuntos de uma variável. Um objeto pode ser um membro parcial de um ou mais conjuntos nebulosos de acordo com o grau de pertinência deste elemento. A construção de um controlador nebuloso envolve a fuzzificação das variáveis de entrada, a construção de uma base de regras, a máquina de inferência e a defuzzificação. Na fuzzificação é realizada a partição nebulosa das variáveis de entrada. As regras permitem a relação entre os conjuntos nebulosos das variáveis de entrada fuzzificadas. Na máquina de inferência cada regra é avaliada fornecendo conseqüentes parciais. Em seguida é feita a agregação de todos os conseqüentes parciais, resultando em um único conjunto nebuloso como resposta. Por fim, este conjunto nebuloso é defuzzificado e fornece um número real como resposta do sistema nebuloso. Esta descrição se aplica ao método de inferência de Mamdani. O método de inferência de Sugeno se diferencia do método de Mamdani apenas nas etapas de inferência e de defuzzificação. Isso é explicado com maiores detalhes no Capítulo 4.

Para Demicco e Klir (2004), a lógica nebulosa fornece uma nova maneira de representar o conhecimento geológico e de lidar com problemas dessa natureza, apresentando sucesso em muitas áreas da geologia. Em seu livro, estes autores mencionam quatro razões para a utilização

da lógica nebulosa. A sinergia entre essas capacidades tornou a teoria dos conjuntos nebulosos e a lógica nebulosa bem-sucedidas em muitas aplicações de engenharia e na ciência em geral.

1) Conjuntos e proposições nebulosas possuem maior capacidade de captar incerteza quando comparados aos conjuntos e proposições clássicos. Como consequência, seu uso melhora a ligação entre modelos matemáticos e a realidade física associada. Exemplo: na partição de um conjunto clássico, medidas que correspondem a um bloco da partição não são distinguidas dentro deste, considerando sua posição no bloco. Já com dados nebulosos essa distinção pode ser captada em termos de distintos graus de pertinência. Nesse sentido a lógica nebulosa é mais precisa do que a clássica.

2) Capacidade de captar informações vagas dos termos lingüísticos em sentenças expressas em linguagem natural. A existência desse conceito vago é um tipo de incerteza que não resulta da falta de informação, mas sim da imprecisão do significado e um termo lingüístico. A lógica clássica não possui essa capacidade de lidar com a imprecisão dos conceitos vagos. Assim, a linguagem natural é muitas vezes considerada como a única maneira de expressar um conhecimento.

3) Conjuntos e proposições nebulosas são ferramentas poderosas para administrar complexidade e controlar custo computacional, devido à partição (subconjuntos) das variáveis. Essa partição, também chamada de granulação, permite expressar transições graduais entre subconjuntos. Em conjuntos clássicos essa transição é abrupta.

4) O aparato da teoria dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa melhora a capacidade de modelar aspectos do pensamento humano e da tomada de decisão. Essas capacidades são essenciais para adquirir conhecimento de especialistas, para representar e manipular conhecimento em sistemas inteligentes da mesma forma que um humano, para conceber e construir máquinas com inteligência acoplada e para estudar o pensamento humano e a tomada de decisões baseados em percepção e não apenas em medidas.

Na geologia, a utilidade dos conjuntos nebulosos e da lógica nebulosa foi reconhecida apenas no final da década de 90, mas a quantidade de publicações que tratam de aplicações da lógica nebulosa em geologia é substancial e está crescendo rapidamente, o que indica o grande potencial desta técnica em geologia, segundo Demicco e Klir (2004). Diversos autores mencionam a eficiência da lógica nebulosa na caracterização de fácies de um reservatório, entre eles Cuddy (2000), Saggaf e Nebrija (2000 e 2003) e Hambalek e González (2003). A lógica nebulosa tem sido aplicada em vários estudos de caracterização de reservatórios. Isso se deve ao fato de que a geologia de reservatório é em parte descritiva, que usa informações lingüísticas muitas vezes incertas, imprecisas e ambíguas. São muitas as aplicações, incluindo sísmica, modelagem estratigráfica e avaliação de formação, delimitação de objetos geológicos em um reservatório maduro de hidrocarboneto, determinação da dimensão e orientação de corpos geológicos, delimitação de eletrofácies e propriedades petrofísicas (porosidade, permeabilidade, etc.).

Segundo Demicco e Klir (2004), um sistema geológico é caracterizado por uma mistura de tipos de dados qualitativos e quantitativos. Nordlund (1996) nomeia uma informação qualitativa como informação ou dado “*soft*”. Estes autores citam diversos exemplos de aplicações. Uma delas corresponde à diferenciação de tamanho de grãos sedimentares. Os autores mostram como isso é feito por meio de conjuntos clássicos e de conjuntos nebulosos. Sentenças como “areia de praia tende a ser melhor selecionada e com granulometria mais grossa do que areias existentes no oceano, longe do litoral” ou “magmas basáltico são menos viscosos do que magmas silíceos” possuem informação difícil de ser quantificada. Porém, esses tipos de sentenças qualitativas são importantes fontes de informação obtidas em estudos de campo. Outros exemplos de dados “*soft*” são descrições de tipos de rochas, interpretação de ambientes deposicionais e seus fósseis. Padrões geométricos de corpos geológicos visualizados por meio de dados sísmicos constituem o que Nordlund (1996) nomeia de informação “*hard*”.

Para Demicco e Klir (2004), a lógica nebulosa permite formalizar e tratar a informação “*soft*” de forma matemática e a informação quantitativa pode ser tratada de forma mais natural. Os autores defendem esta técnica dizendo que modelos baseados em lógica nebulosa são

robustos, facilmente adaptáveis, computacionalmente eficientes, e podem ser facilmente alterados em uma análise de sensibilidade, permitindo executar várias combinações dos parâmetros de entrada de forma rápida e eficiente.

Estes autores apresentam aplicações em diversas áreas da geologia, como hidrogeologia, geotecnia, sismologia, deposição de sedimentos, modelagem estratigráfica. Além destas, a aplicação na exploração de hidrocarbonetos é mencionada. Esta área é a que mais experimenta as tecnologias provenientes do desenvolvimento da computação “*soft*”, que inclui a lógica nebulosa, redes neurais e algoritmos genéticos. Demicco e Klir (2004) citam diversos artigos que utilizaram essas técnicas para, por exemplo, prever a permeabilidade em reservatórios ou em formações de folhelho, além de classificação de fácies em poços exploratórios. Esses autores também mencionam várias publicações dedicadas à aplicação de tecnologias de inteligência artificial na exploração de hidrocarbonetos, como a *Computers and Geosciences*, *Journal of Petroleum Geology* e *Journal of Petroleum Science and Engineering*.

Tendo em vista esse contexto, a pesquisa foi direcionada para a caracterização de fácies do reservatório do Campo de Namorado, com a interpretação de perfis geofísicos e a utilização de um método de inteligência artificial.

Com base na descrição dos testemunhos foi definida, por meio de estatística básica, a associação dos valores dos perfis com as litologias identificadas em testemunho (eletrofácies). A definição dos limites para todas as fácies também foi baseada no conhecimento do intérprete sobre as características das rochas.

O método de inteligência artificial utilizado neste trabalho foi a lógica nebulosa. Foram desenvolvidos dois sistemas nebulosos, considerando os métodos de inferência Mamdani e Sugeno. A vantagem da utilização da lógica nebulosa reside no fato de esta ter a capacidade de lidar com dados imprecisos e com variáveis lingüísticas. Esses dois fatores estão sempre presentes nos estudos geológicos.

1.2. Objetivos

O desenvolvimento deste trabalho tem como objetivo principal a aplicação da lógica nebulosa aos dados de perfis geofísicos, classificando os grupos de fácies pré-definidos ao longo de 8 poços do Campo de Namorado.

A análise compreende a integração de dados de perfis (raios gama, densidade e neutrão) e de descrição de testemunhos para que seja possível a identificação de grupos de fácies (eletrofácies) a partir da utilização da lógica nebulosa.

1.3. Área de Estudo

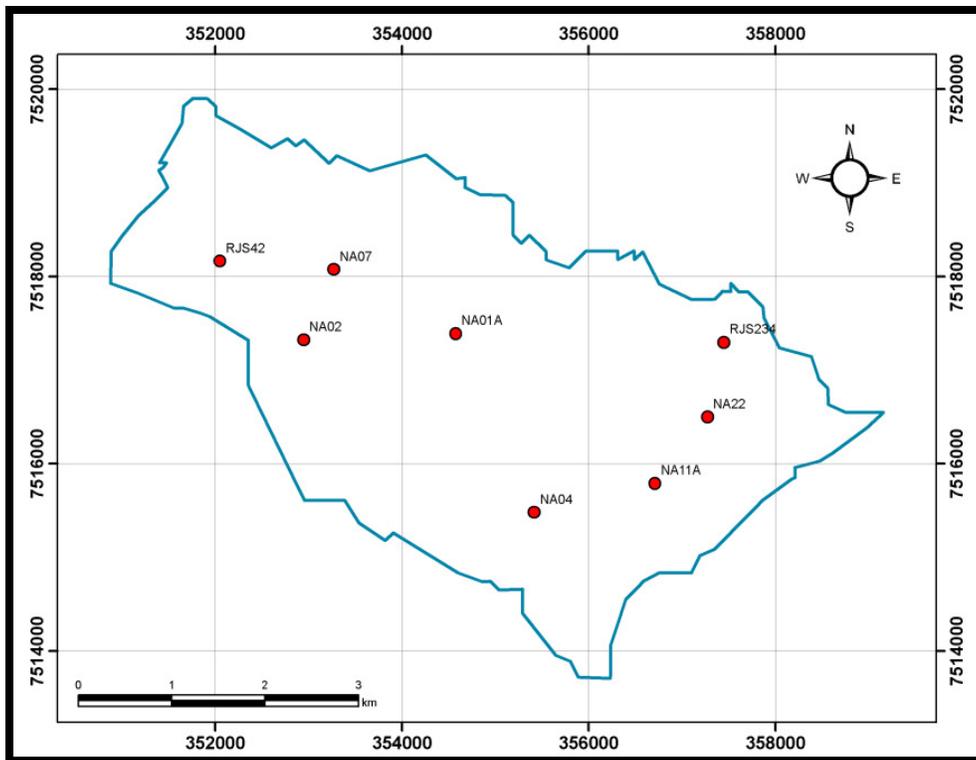


Figura 1.1 – O Campo de Namorado, com a localização dos poços utilizados.

A área de estudo refere-se ao **Campo de Namorado**, situado na porção centro-norte da zona de acumulação de hidrocarbonetos da Bacia de Campos, a 80 quilômetros do litoral norte

fluminense, em uma profundidade d'água situada entre 140m e 250m. Este campo foi descoberto em novembro de 1975 com a perfuração do poço pioneiro 1-RJS-19 (pioneiro – Rio de Janeiro Submarino nº 19). Segundo Rangel e Martins (1998), o Campo de Namorado situa-se no compartimento exploratório intermediário, caracterizado por apresentar grande parte de sua área coberta por levantamento sísmico 3D e maior amostragem de poços.

1.4. Base de Dados

O Campo de Namorado apresenta 56 poços perfurados, sendo 14 exploratórios e 42 de desenvolvimento. Entretanto, os dados utilizados no presente estudo não englobam todos os poços, tendo sido analisados perfis geofísicos referentes a 8 poços verticais (Figura 1.1) perfurados no Campo de Namorado (NA01A, NA02, NA04, NA07, NA11A, NA22, RJS042, RJS234). A base de dados foi disponibilizada pela Agência Nacional do Petróleo (ANP).

Os perfis presentes nesses poços correspondem a uma suíte de três variáveis: Raios Gama (RG), Densidade (RHOB) e Neutrão (NPHI). A base de dados também consiste nas descrições de testemunhos realizadas pela Petrobrás no formato ANASETE (Análise Sequencial de Testemunhos). As descrições de testemunho foram utilizadas para a compreensão da variedade litológica encontrada no reservatório de Namorado, sendo estas informações úteis ao agrupamento das fácies.

As informações foram organizadas em uma planilha de dados, contendo profundidade, dados de perfis (raios gama, densidade e neutrão), fácies extraídas do testemunho e a reclassificação destas para os 4 grupos considerados no trabalho. O processamento dos dados e a aplicação da lógica nebulosa foram feitos no software Matlab 7.0.

1.5. Organização da Dissertação

O contexto geológico da área de estudo é explicado no Capítulo 2, apresentando sua evolução estratigráfica e estrutural.

No Capítulo 3, conceitos básicos de perfilagem e de perfis geofísicos utilizados neste trabalho são apresentados, com exemplos de aplicações e ilustração de alguns perfis para melhor entendimento.

Os conceitos teóricos da lógica nebulosa encontram-se no Capítulo 4, que inclui também a explicação sobre o processo de construção de um sistema nebuloso e sobre os métodos de inferência Mamdani e Sugeno.

A metodologia está descrita no Capítulo 5, incluindo todos os passos realizados para a definição das funções de pertinência com o auxílio de estudos estatísticos, bem como a construção dos sistemas nebulosos utilizando dois métodos de inferência.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados obtidos dos sistemas de Mamdani e de Sugeno e a análise integrada desses. As figuras de cada poço apresentam os perfis geofísicos, a combinação das regras nebulosa, as respostas de Mamdani e Sugeno e a porcentagem de acerto por grupo e por porção de reservatório. Além disso, são comentados métodos tradicionais de análise de perfil.

Por fim, as conclusões e sugestões podem ser encontradas no Capítulo 7.

Capítulo 2

Contexto Geológico Regional

2.1. Aspectos Gerais

A área de estudo deste trabalho refere-se ao Campo de Namorado, localizado na Bacia de Campos. Esta bacia sedimentar, de idade Meso-Cenozóica, situa-se ao longo da margem continental sudeste do Brasil, entre a costa norte do Estado do Rio de Janeiro e o sul do Estado do Espírito Santo. Trata-se de uma bacia de margem continental, cobrindo área aproximada de 100.000 km², das quais apenas 500 km² estão em área emersa, em extensão *onshore* de 15 quilômetros. A área imersa estende-se *offshore* até a lâmina d'água de 3.400 metros de profundidade. Seus limites (Figura 2.1) são determinados (i) pelo Alto de Vitória, ao norte, que a separa da Bacia do Espírito Santo em águas rasas, e em águas profundas não existe separação efetiva entre as bacias de Campos e de Espírito Santo; (ii) pelo Alto de Cabo Frio, ao sul, que a separa da Bacia de Santos; (iii) a oeste pelo sistema de falhas com direção predominante SW-NE, o qual coloca os sedimentos em contato com o embasamento; (iv) a leste pelo talude da plataforma continental, a cerca de 100-150 quilômetros da costa. Em terra, os limites da bacia podem ser definidos pelos morros que a cercam (Schaller, 1973; Rangel et al., 1994).

A Bacia de Campos corresponde a uma bacia típica de margem divergente, originada durante a ruptura do supercontinente Gondwana. Rangel (1987) afirma que fatores como baixo grau de afinamento crustal, reativação das fontes de sedimentos, intensa tectônica adiastrófica e

as variações globais do nível do mar no Neocretáceo e Terciário propiciaram a acumulação de considerável volume de hidrocarbonetos.

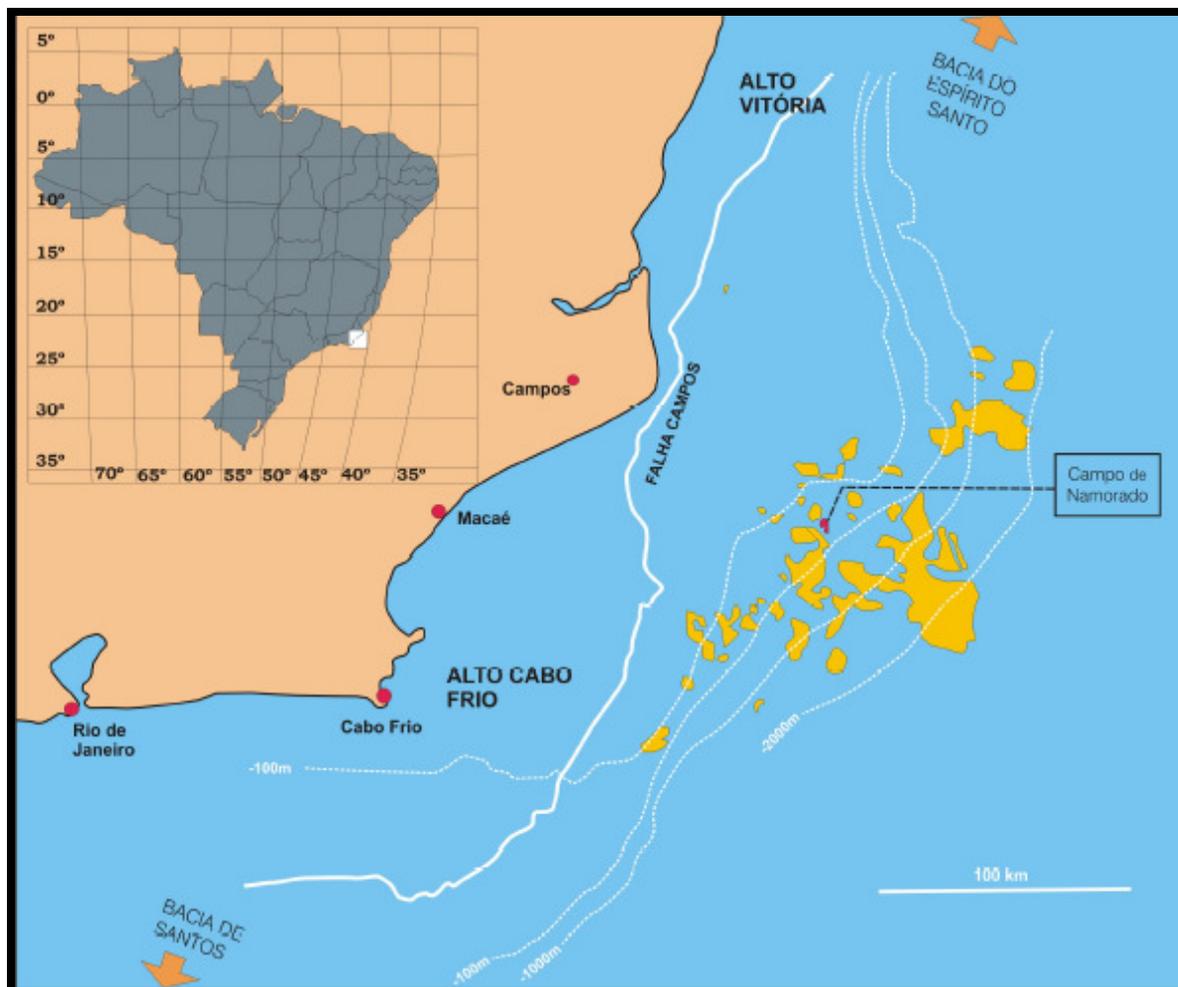


Figura 2.1 - Mapa de localização da Bacia de Campos, mostrando a distribuição dos campos de petróleo descobertos até 1998. (Modificado de Rangel e Martins, 1998).

Dados e explicações detalhadas sobre o arcabouço estrutural e estratigráfico da Bacia de Campos podem ser encontrados em Schaller (1973), Guardado et al. (1990), Dias et al. (1990) e Rangel e Martins (1998). Schaller (1973) comenta sobre os elementos estruturais da Bacia de Campos, tais como Plataforma do Paraíba, Baixo de São Tomé, Altos Regionais do Leste.

Guardado et al . (1990) e Dias, Oliveira e Vieira (1988) mencionam os estilos estruturais da bacia.

Rangel et al. (1994) apresentaram a carta estratigráfica da Bacia de Campos, na qual as rochas são agrupadas em seis unidades litoestratigráficas, sendo estas Formação Cabiúnas, Formação Lagoa Feia, Formação Macaé, Formação Carapebus, Formação Ubatuba e Formação Emboré. As três últimas unidades compõem o grupo Campos. As descrições destas unidades podem ser encontradas em Schaller (1973), Dias-Brito (1982) e Rangel et al. (1994).

Vários autores descreveram a evolução tectono-sedimentar da Bacia de Campos, entre eles Dias et al. (1990). As rochas da bacia são divididas em três grandes unidades: Sequência Continental, Sequência Transicional e Megasequência Marinha, representativas dos estágios tectônicos *rift*, *transicional* e *drift*.

2.2. O Campo de Namorado

O Campo de Namorado situa-se na porção central norte da zona de acumulação de hidrocarbonetos da Bacia de Campos, a 80 quilômetros do litoral norte fluminense, em profundidade d'água situada entre 140m e 250m, ocupando uma área de 200km² (Figura 2.1). Esse reservatório tem como principal característica as altas porosidades, chegando até 30%, e permeabilidades acima de 1 Darcy. O Campo de Namorado apresenta-se subdividido em quatro blocos, delimitados por falhas normais. O bloco principal está localizado na parte centro-oeste do campo e apresenta predomínio de arenito maciço com textura fina à grossa, baixa à moderada seleção dos grãos, baixo grau de arredondamento e esfericidade. Além do bloco principal, existem os blocos adjacentes, marginal e secundário, que apresentam óleo em menor quantidade. (Bacocoli, Morales e Campos, 1985; Guardado et al. 1990).

O reservatório produtor, denominado Arenito Namorado, consiste em areias turbidíticas depositadas durante o Albiano-Cenomaniano, geneticamente relacionados a primeira importante transgressão sobre a plataforma carbonática do Albiano (parte superior da Formação Macaé). Essa unidade sedimentar compõe a porção superior da Formação Macaé (Membro Outeiro) e, apresenta-se, intercalada com margas e folhelhos da seqüência hemipelágica da Formação Ubatuba. Este reservatório compõe-se de arenitos não estratificados apresentando granulação fina a muito fina. No entanto, podem ocorrer fácies subordinadas de granulação grossa a média. Trata-se de arenitos pobremente selecionados com matriz argilosa que inclui 3 a 30% de silte e 1 a 6% de argila, ocorrendo ainda até 11% de intraclastos carbonáticos e 9% de bioclastos. A cimentação por calcita varia de 1 a 53% em volume e exerce algum controle sobre a porosidade. Os valores de porosidade, em geral, variam de 1,8 a 32,2%. (Guardado et al. 1990; Lima, 2004; Vasquez, 2000).

O sistema turbidítico de Namorado caracteriza-se pela formação de três ciclos deposicionais, representando as diferentes fases do reabastecimento do canal turbidítico. A primeira fase corresponde aos depósitos grossos ligados às correntes turbidíticas de alta densidade, que formam os ciclos granodecrescentes caracterizados pela associação vertical dos micro-conglomerados e pelas areias grossas a médias maciças. A segunda fase é representada pelos depósitos de correntes de turbidez de baixa densidade. A última fase corresponde ao sistema de deposição de mar alto, constituindo-se por uma associação de fácies pelíticas (argilas, margas, e calilitos), representando a sedimentação hemipelágica da bacia. A deposição dos reservatórios arenosos foi condicionada por um estilo estrutural relacionado com a tectônica salina (halocinese). Os evaporitos, de Idade Alagoas (Aptiano), foram submetidos à intensa instabilidade gravitacional, causando falhas de escorregamento, diápiros salinos e geração de calhas deposicionais, que configuraram uma paleotopografia de baixos estruturais propícios ao confinamento desses corpos arenosos. A intensa halocinese no Cretáceo Superior provocou uma inversão de relevo, fazendo com que o reservatório ocupasse um alto estrutural alongado, em forma de domo parcialmente falhado (Guardado et al., 1990; Lima, 2004).

Segundo Menezes e Adams (1990), os fluidos acumulados na área do Campo de Namorado possuem vários níveis de trapeamento controlados por acunhamento do arenito turbidítico e por falhas, de modo que apresenta um forte controle estratigráfico e estrutural no trapeamento do óleo.

A Tabela 2.1 apresenta um resumo das características do reservatório do Campo de Namorado.

Tabela 2.1 – Principais características do Campo de Namorado (Johann, 2003)

Características	Campo de Namorado – Bacia de Campos
Reservatório Principal:	Arenito Namorado.
Sistema de depósito:	Turbiditos.
Idade:	Cenomaniano Inferior (Cretáceo Superior).
Litoestratigrafia:	Porção superior da Formação Macaé.
Profundidade:	Variável entre 2.940m e 3.300m.
Dimensão fechada:	21km ² .
Tipo de “armadilha”:	Mista: estrutural e estratigráfica (~23km ²).
Geometria externa:	Lenticular/tabular.
Limite inferior:	Calcários da Formação Macaé.
Limite superior:	Lamitos e margas da Formação Macaé.
Limites norte e sul:	Fechamento estratigráfico – “ <i>pinchout</i> ”.
Limites sudeste, noroeste e sudoeste:	Falhas com direção principal NW-SE.
Espessura:	Média de 60m, variável de 5m a 130m.
Comprimento:	Média de 4km, variável de 2km a 6km.
Extensão:	Entre 9km e 14km com comunicação de pressão.
Geometria interna:	Heterogênea de baixo grau.
Estruturas primárias:	Arenitos maciços dominantes.
Mineralogia do reservatório:	Arenitos arcósios.
Textura:	Grãos finos a grosseiros.
Seleção granulométrica:	Regular a baixa.
Grau de arredondamento e esfericidade:	Baixo.
Porosidade:	15 a 32%.
Permeabilidade:	60 a 2500mD.

Capítulo 3

Perfis Geofísicos

Neste capítulo são apresentados os conceitos sobre os perfis geofísicos utilizados neste trabalho, bem como as aplicações destes perfis na exploração de hidrocarbonetos.

O processo de perfilagem é utilizado na avaliação de atributos dos reservatórios mais promissores e com grandes potencialidades de ocorrências de hidrocarbonetos viáveis economicamente. Um perfil geofísico é o registro contínuo de qualquer parâmetro físico das rochas atravessadas ao longo de um poço em relação à profundidade, resultantes da interação rocha-fluído. Os dados dos perfis são assinaturas de uma rocha, pois as características físicas medidas por eles são consequência das condições físicas, químicas e biológicas existentes na época da deposição e da formação da rocha, bem como sua evolução durante a história geológica. Nos perfis, as rochas são distinguidas em função de suas propriedades *elétricas* (resistividades elétricas), *acústicas* (velocidade de propagação ou tempo de trânsito das ondas sonoras), e *radioativas* (radioatividade natural ou induzida). Esses dados são obtidos através do deslocamento contínuo de um sensor de perfilagem dentro de um poço. (Serra, 1984; Nery, 1990; Rider, 2000).

Rider (2000) e Serra (1984) expõem a importância técnica e econômica do processo de perfilagem. Os perfis são necessários, pois em determinadas ocasiões são os únicos meios de se obter informações em sub-superfície. Além disso, os altos custos e a lentidão no processo de

testemunhagem de um poço impedem a retirada contínua de amostras por toda a profundidade deste, embora o testemunho confirme o tipo de rocha presente numa determinada profundidade. Os perfis podem substituir os testemunhos na medida em que a experiência do analista, a calibração dos instrumentos e a computação utilizada na interpretação permitam a extração de informações suficientes para o entendimento da geologia em sub-superfície.

Atualmente, existe grande diversidade de ferramentas geofísicas de poços. Muitas ferramentas permitem a medição simultânea de vários parâmetros e geração de vários perfis. Isto requer um computador de superfície capaz de registrar e de memorizar os dados de todos os perfis e ajustar as medições às profundidades de cada perfil, pois o sensor de raios gama não está na mesma profundidade que o sensor de resistividade, por exemplo. Assim o computador memoriza a medição, compensa a diferença de profundidade ou de tempo e fornece a profundidade real correspondente à medida (Rider, 2000).

Cada perfil tem sua aplicação em cada fase de exploração de um campo, como observado na Tabela 3.1. De maneira geral, os perfis são utilizados para identificação geológica de reservatórios, geoquímica, petrofísica e sísmica. Outros usos são: definição de características físicas das rochas (litologia, argilosidade, geometria dos poros etc.); distinção entre óleo, gás e água nos reservatórios; indicação de zonas produtivas e determinação da profundidade e da espessura dessas zonas; estimativa de reservas de hidrocarbonetos; correlações estratigráficas; elaboração de mapas estruturais.

Rider (2000) dividiu as aplicações em qualitativas, semi-quantitativas e estritamente quantitativas. Aplicações geológicas são usualmente qualitativas, enquanto as aplicações sísmicas e petrofísicas são quantitativas ou semi-quantitativas. Segundo Mimbela (2005), os perfis qualitativos são utilizados para correlação poço a poço, identificação litológica, identificação do tipo de fluido das camadas, identificação das fraturas das rochas, arrombamento dos poços perfurados, permeabilidade das camadas, qualidade das cimentações dos revestimentos dos poços, controle de intervalos canhoneados para a produção de hidrocarbonetos. Já os perfis

quantitativos são aplicados em cálculo de porosidades, saturações de fluidos, fluidos móveis, espessuras, permeabilidades, resistividades, densidades, velocidades sônicas, constantes elásticas das rochas, percentual de misturas litológicas, conteúdo radioativo, volume de argila das rochas, reservas de reservatórios e controle de profundidades perfuradas.

Tabela 3.1 - Principais usos dos perfis geofísicos nas diversas atividades da indústria do petróleo (Modificado de Rider, 2000). Nota: (-) = uso qualitativo; (+) = usos semi-quantitativos e quantitativos; (*) uso estritamente quantitativo.

Usos	Geologia Geral			Geologia de Reservatório		Geoquímica		Petrofísica				Sísmica			
	Identificação litológica geral	Litologia Incomum		Identificação de Fraturas	Identificação de Sobre-Pressão	Identificação de Rocha Fonte	Maturidade	Porosidade	Permeabilidade	Volume de Argila	Salinidade da água de formação	Saturação de Hidrocarboneto	Identificação de gás	Intervalo de velocidade	Impedância acústica
Temperatura					-		+						-		
Caliper				-					-						
SP									-	+	*				
Resistividade	-		-		+	+	+	+	-		-	*	-		
Raio Gama	-	-	+	-		+				+					
Sônico	+		-		-	+		*					-	*	*
Densidade	+	-	-	-		+		*					-		*
Neutrão	+	-	-	-			-	*		-			-		

3.1. Tipos de Perfis

3.1.1. Perfil de Raios Gamma (RG)

A radioatividade é a propriedade de certos átomos de emitir espontaneamente radiação, por efeito da instabilidade de seus núcleos. De modo geral, as rochas são mais ou menos radioativas,

dependendo da maior ou menor quantidade de elementos radioativos presentes em sua constituição, sendo as rochas ígneas e metamórficas mais radioativas do que as sedimentares. Existem três elementos radioativos principais na natureza dos quais os raios gama naturais se originam primariamente: Potássio (K^{40}), Tório (Th^{232}) e Urânio (U^{238}). Quantitativamente, o Potássio é o elemento mais abundante dos três acima mencionados, mas sua contribuição para a radioatividade é pequena (Nery, 1990; Rider, 2000).

Ondas eletromagnéticas são emitidas espontaneamente devido ao decaimento de alguns elementos radioativos presentes na rocha. Das três partículas geradas durante o decaimento radioativo natural, o raio gama é o único que pode penetrar a formação rochosa por certa distância apreciável. Os raios gama podem ser definidos como emissão de fótons, por um elemento radioativo (K, U, Th), sem massa e carga, mas com grande energia. Conforme atravessa a matéria, os raios gama perdem energia devido às colisões com outras partículas atômicas. (Nery, 1990; Rider, 2000).

Para a obtenção de um perfil de raios gama é necessário o deslocamento, a uma velocidade constante dentro de um poço, de um detector de radioatividade podendo ser do tipo: Câmara de Ionização, Tubo Geiger-Mueller, Contador Proporcional ou Cintilômetro, sendo o terceiro o mais usado. A partir do deslocamento do detector é obtida uma curva relacionada à profundidade, denominada curva de raios gama, cujos pulsos registrados são proporcionais à intensidade da energia captada, tornando-se possível a identificação dos isótopos radioativos. (Serra, 1984; Nery, 1990).

Dessa forma, o perfil de raios gama quantifica a radioatividade das rochas e é um dos mais utilizados na investigação geológica, com unidade em °API (American Petroleum Institute) e escala mais comum de 0 a 150 °API (Figura 3.2). Segundo Nery (1990) e Asquith e Gibson (1982), este perfil é utilizado como indicador qualitativo e quantitativo do conteúdo argiloso de uma rocha qualquer, permitindo distinguir rochas mais argilosas dos demais tipos litológicos em

formações sedimentares. Isso ocorre porque os elementos radioativos tendem a se concentrar nessas litologias, resultando em um alto valor na leitura do perfil.

Segundo Nery (1990) e Rider (2000), as argilas e/ou folhelhos são elementos naturalmente radioativos entre as rochas sedimentares, devido à habilidade de reter íons metálicos como Urânio e Tório, além de serem ricos em matéria orgânica e de terem grande capacidade de realizar trocas iônicas com as soluções intersticiais do ambiente onde foram depositados. Por isso, os folhelhos são as rochas que apresentam os mais altos valores de radioatividade após os evaporitos potássicos. Porém, deve-se notar que nem todo folhelho é radioativo e tudo o que é radioativo não é necessariamente um folhelho (Figura 3.2). As demais rochas sedimentares importantes para acumulação de hidrocarbonetos, como arenitos ou calcários, usualmente possuem valores muito baixos de radioatividade e, conseqüentemente, um baixo valor na leitura do perfil de raios gama. Quando esse tipo de rocha tem um valor elevado no perfil de raios gama deve-se investigar a presença de feldspatos (Potássio), micas (Potássio), glauconita, minerais pesados (Tório) e fragmentos líticos (contém argila) nessas litologias. No caso de calcários, a radioatividade tende a ser baixa, mas quando ocorre matéria orgânica nesta litologia, a radioatividade do calcário aumenta devido à presença do Urânio. Carbonatos com folhelhos indicam a presença de Potássio e Tório. Se for verificado um valor alto de raios gama em uma litologia com alto conteúdo de Potássio, esta litologia pode não ser um folhelho, havendo a possibilidade de ser um arenito feldspático, glauconítico ou micáceo. (Asquith e Gibson, 1982; Nery, 1990; Rider, 2000).

As principais aplicações do perfil de raios gama são: reconhecimento de litologia e avaliação quantitativa da presença de folhelho. Em áreas onde certos aspectos litológicos não são ainda conhecidos, o perfil de raios gama pode ser usado como um indicador litológico. (Serra, 1984; Rider, 2000).

3.1.2. Perfil de Neutrão (NPHI)

O perfil de porosidade neutrônica fornece um registro contínuo da reação de uma formação ao bombardeamento de nêutrons de alta energia ou velocidade (Figura 3.3). É um perfil de porosidade que mede a concentração do íon hidrogênio na formação. As ferramentas registram

todos os átomos de hidrogênio existentes na formação, incluindo aqueles combinados quimicamente nos minerais da matriz da rocha. Assim, a leitura do perfil de neutrão depende principalmente do índice de hidrogênio da formação. O índice de hidrogênio é proporcional à quantidade de hidrogênio por unidade de volume, com o índice de hidrogênio da água doce em condições de superfície como unidade. A unidade de medidas do perfil neutrão é a porcentagem (%). (Asquith e Gibson, 1982; Nery, 1990; Rider, 2000).

Os nêutrons são partículas sem carga elétrica, com massa aproximadamente igual a do átomo de hidrogênio. O nêutron é classificado como *rápido* quando sua energia está acima de 0,1 MeV; *epitermal*, com energia entre 0,1 MeV e 0,025 eV; e *termal*, quando se encontra em equilíbrio térmico com o meio ambiente, com energia média de 0,025 eV a 20°C em um meio não absorvedor. Como são partículas neutras elas podem penetrar profundamente na matéria, atingindo os núcleos dos elementos que constituem uma rocha, interagindo por colisão (alta energia) ou por absorção (baixa energia). O princípio da medição do perfil de neutrão pode ser encontrado em Serra (1984), Schlumberger (1989) e Nery (1990).

As ferramentas neutrônicas são constituídas por uma fonte de nêutrons e receptores. Existem quatro tipos de ferramentas usadas para a realização desse tipo de perfil: a GNT (nêutron - gama), SNP (nêutron – nêutron epitermal), CNL (nêutron – nêutron termal) e CNT-G (nêutron – nêutron termal + nêutron epitermal). A profundidade de investigação das ferramentas neutrônicas é geralmente pequena, variando de 15 a 25 centímetros, dependendo da ferramenta utilizada. (Nery, 1990; Rider, 2000).

A principal aplicação do perfil de neutrão é na quantificação da porosidade, na identificação qualitativa entre reservatórios preenchidos por óleo e na diferenciação de litologias que possuam minerais argilosos. Quando combinado com o registro de densidade em escala compatível, pode ser uma boa ferramenta de indicação litológica. Identifica hidrocarbonetos leves e ou gás, mostrando um contraste entre as porosidades. Comparativamente os perfis de densidade ou o perfil sônico têm aumentados respectivamente suas leituras de densidade total e tempo de

trânsito, enquanto os perfis neutrão têm seu índice ou densidade de hidrogênio diminuindo. Estes perfis podem ainda identificar litologias, minerais hidratados, rochas vulcânicas, entre outros (Serra, 1984; Rider, 2000).

3.1.3. Perfil de Densidade (RHOB)

Segundo Nery (1990) e Rider (2000), o perfil de densidade é o registro das variações das densidades totais das rochas atravessadas por um poço. Esta densidade total inclui a matriz sólida e o fluido presente nos poros. No caso de rochas porosas, a medição inclui as densidades da matriz e do fluido contido no espaço poroso. A escala do perfil de densidade é de 2 g/cm³ a 3g/cm³. (Figura 3.4). O princípio de medição e as explicações sobre as ferramentas de aquisição de dados de densidade podem ser encontrados em Nery (1990) e Rider (2000).

Segundo Rider (2000), o cálculo da porosidade envolve o conhecimento da densidade do fluido e da matriz, não sendo possível determinar a porosidade da formação sem que se tenha conhecimento desses dois parâmetros. A Figura 3.1 mostra a densidade de litologias comuns. A densidade do fluido (ρ_f), o qual pode ser freqüentemente o da zona lavada, é de 1,0 g/cm³ (filtrado doce) ou 1,1g/cm³ (filtrado salgado), ou ainda 0,7g/cm³ para gás. Este perfil independe da compactação das rochas.

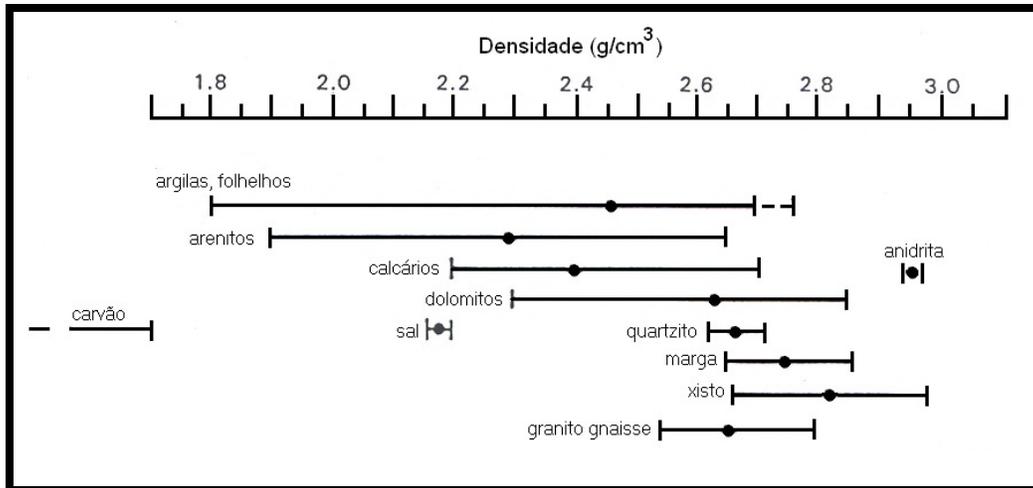


Figura 3.1 – Variação de densidade das litologias mais comuns. Note os intervalos similares de argila/folhelho, arenito e calcário. (Modificado de Rider, 2000).

Uma vez conhecida a densidade dos grãos da matriz e a densidade do fluido, é possível calcular a densidade da formação pela equação 3.1. A densidade da matriz (ρ_{ma}), a densidade do fluido existente nos poros da zona lavada (ρ_{fl}), e a densidade da formação, lida no perfil (ρ_b), estão relacionadas. Assim, a porosidade é dada pela equação 3.2.

$$\rho_b = \phi_R \rho_{fl} + (1 - \phi_R) \rho_{ma} . \quad (3.1)$$

$$\phi_R = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_{fl}} , \quad (3.2)$$

onde,

ρ_b = densidade a determinada profundidade (g/cm³).

ϕ_R = porosidade do reservatório.

ρ_{ma} = densidade da matriz (g/cm³).

ρ_{fl} = densidade do fluido (g/cm³).

Rider (2000) menciona que a relação entre a densidade e a porosidade pode ser muito próxima quando a densidade do grão permanece constante. Se a densidade do grão for considerada constante, mas não sendo na realidade, ocorrerá um erro no cálculo da porosidade. Esse erro também ocorre quando há uma mudança na densidade dos fluídos, sendo este o caso de rochas saturadas com gás. O gás apresenta uma densidade muito reduzida em relação à água doce e à água salgada, sendo $0,0007 \text{ g/cm}^3$, $1,0 \text{ g/cm}^3$ e $1,1 \text{ g/cm}^3$, respectivamente. Por outro lado, no caso de presença de óleo, a porosidade fornecida pelo perfil de densidade é correta, pois a densidade do óleo ($0,7 \text{ g/cm}^3$) é próxima à da água doce ($1,0 \text{ g/cm}^3$).

As aplicações deste tipo de perfil compreendem o cálculo direto de porosidade (se a densidade da matriz e do fluído forem conhecidas ou, senão, em combinação com o perfil de neutrão), a identificação da litologia (bom indicador quando combinada com perfil de neutrão) e de zonas de gás, identificação de minerais em depósitos evaporíticos, determinação de densidade de hidrocarbonetos, avaliação de litologias complexas, determinação de folhelhos geradores, cálculo de sobrecarga de pressão e propriedades mecânicas das rochas (Serra, 1984; Schlumberger, 1989).

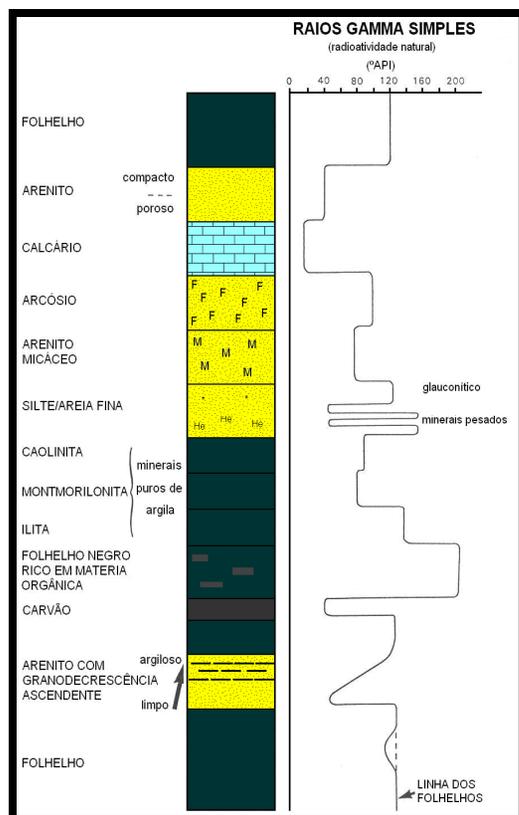


Figura 3.2 – Perfil de Raios Gama: respostas típicas. M = Mica, * = glauconita. (Modificado de Rider, 2000).

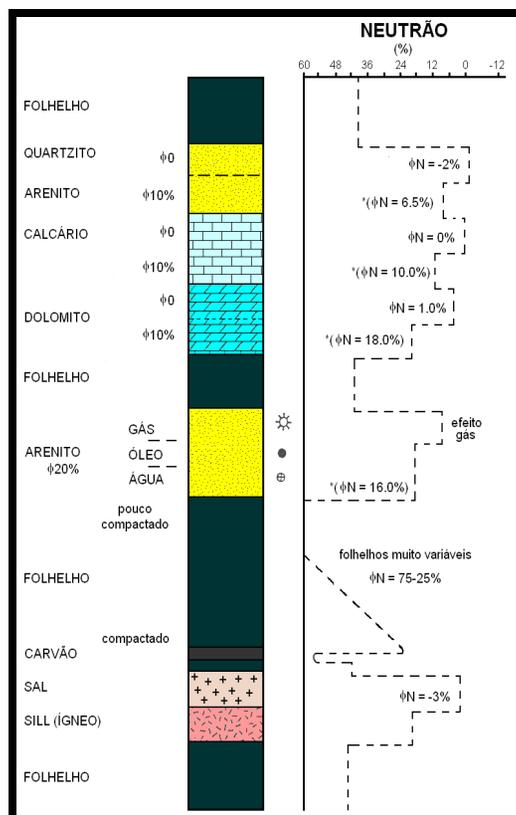


Figura 3.3 – Perfil de Neutrão: respostas típicas. * Porosidade com água doce medida pela ferramenta CNL (Compensated Neutron Log) da Schlumberger. (Modificado de Rider, 2000).

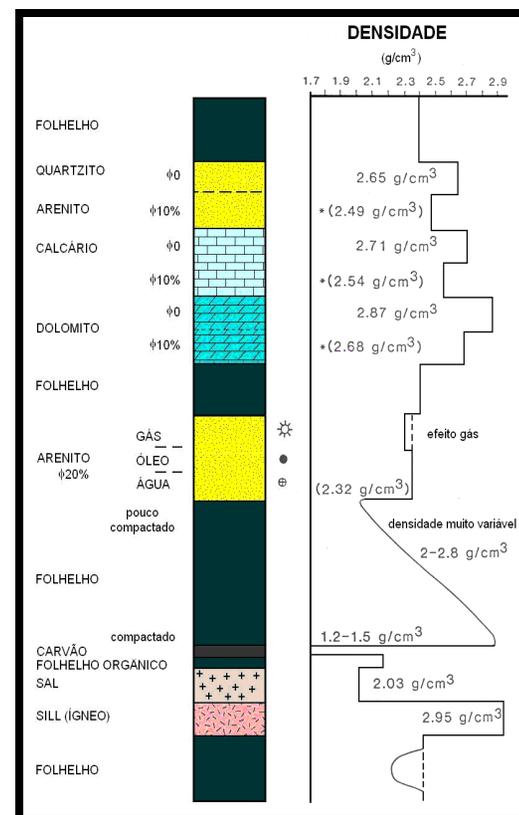


Figura 3.4 – Perfil de Densidade: respostas típicas. * Densidade e porosidade com densidade da água doce de formação de 1.0 g/cm³. (Modificado de Rider, 2000).

Capítulo 4

Lógica Nebulosa

A teoria dos conjuntos nebulosos e a lógica nebulosa foram introduzidas pelo matemático Lofti A. Zadeh em 1965, com a finalidade de fornecer tratamento matemático a informações de caráter impreciso ou vago. Conjuntos nebulosos surgiram como uma nova maneira de representar a incerteza e conceitos vagos expressos em linguagem natural, pois envolvem noções lingüísticas e limites imprecisos (Zadeh, 1965; Klir e Yuan, 1995; Pedrycz e Gomide, 1998).

A lógica nebulosa pode ser definida como uma ferramenta capaz de capturar informações vagas, em geral descritas em uma linguagem natural e convertê-las para um formato numérico. Baseia-se no princípio de que o pensamento humano não é estruturado em números, mas em palavras. Essa perspectiva essencialmente humana de encarar um problema, geralmente não permite a definição precisa de uma solução, em termos de números exatos, mas conduz a uma classificação ou agregação qualitativa em categorias gerais ou conjuntos de possíveis soluções. A força da lógica nebulosa provém de sua habilidade para extrair conclusões e gerar respostas baseadas em informações vagas, ambíguas, qualitativas, incompletas ou imprecisas. Neste sentido, os sistemas baseados em conjuntos nebulosos têm a capacidade de raciocínio semelhante à dos humanos. (Miranda, Júnior e Kronbauer, 2003).

A teoria sobre conjuntos nebulosos e explicações detalhadas sobre a lógica nebulosa podem ser encontradas em Zadeh (1965 e 1996), Zimmermann (1996), Nguyen e Walker (2000), Pedrycz (1993), Pedrycz e Gomide (1998), Bojadziev e Bojadziev (1995).

4.1. Conjuntos nebulosos

Uma função de pertinência é uma curva que define como cada elemento de um conjunto é associado a um grau de pertinência entre 0 e 1. Considerando que um elemento pode pertencer a mais de um conjunto, o grau de pertinência define o quanto este elemento pertence a cada conjunto. Por exemplo, o elemento x tem pertence ao conjunto A com 0.2 grau de pertinência e ao conjunto B com 0.8 grau de pertinência.

Um conjunto definido por uma função de pertinência é chamado conjunto nebuloso, cujos limites são imprecisos. Este conjunto é formado por pares ordenados em termos de uma função de pertinência μ que associa um número $\mu(x)$ a cada elemento x do conjunto universo U , entre 0 e 1 chamado de grau de pertinência de x ao conjunto nebuloso. Cada par é formado por um elemento e seu grau de pertinência ao conjunto nebuloso. (Klir e Yuan, 1995).

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in A, \mu_A(x) \in [0,1]\}. \quad (4.1)$$

Zadeh (1995) e Pedrycz et al. (1998) mencionam que conjuntos nebulosos podem ser representados de duas maneiras. Se o universo do discurso for discreto e finito, $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ então o conjunto nebuloso é representado por $A = \mu_1(x)/x_1 + \mu_2(x)/x_2 + \dots + \mu_n(x)/x_n$. No caso de um universo de discurso contínuo, o conjunto nebuloso é denotado por $A = \int_x a/x$. Os símbolos

‘+’ e ‘ \int_x ’ não indicam soma, mas denotam o conjunto de pares ordenados. Da mesma forma, o

símbolo ‘/’ não significa divisão; é apenas uma notação que separa o grau de pertinência de um elemento e o elemento propriamente dito.

Cada conjunto nebuloso é definido por apenas uma função de pertinência. Assim, um conjunto nebuloso A é indicado por sua função de pertinência $\mu_A: U \rightarrow [0, 1]$. A função de pertinência $\mu_A(x)$ determina com que grau x está em A . Os valores $\mu_A(x) = 1$ e $\mu_A(x) = 0$ indicam a pertinência plena e a não pertinência do elemento x a A , respectivamente. Os valores $0 < \mu_A(x) < 1$ indicam a pertinência parcial ao conjunto A . (Klir e Yuan, 1995; Nordlund, 1996; Nguyen e Walker, 2000).

Existem vários tipos de funções de pertinências, tais como funções triangulares, trapezoidais, gaussianas. Como neste trabalho foram utilizadas apenas funções trapezoidais, apenas esta será explicada. Os demais tipos podem ser encontrados em Pedrycz e Gomide (1998) e Zimmermann (1996). As funções de pertinência trapezoidais são caracterizadas por um conjunto de quatro valores a, b, c, d onde a e d determinam o intervalo dentro do qual a função de pertinência assume valores diferentes de zero, e b e c determinam o intervalo dentro do qual a função de pertinência é máxima e igual a 1. A Figura 4.1 exibe uma função de pertinência trapezoidal onde são destacados os pontos a, b, c e d . (Amendola, Souza e Barros, 2005).

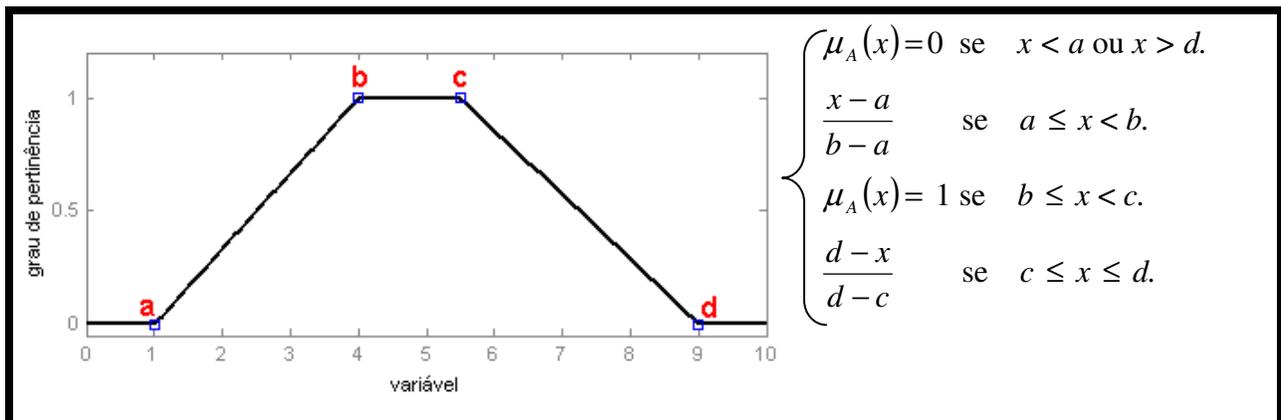


Figura 4.1. Função de pertinência trapezoidal. (Modificado de Amendola, Souza e Barros, 2005).

4.2. Níveis de um conjunto nebuloso

Segundo Klir e Yuan (1995) e Nguyen e Walker (2000), um dos conceitos mais importantes na teoria dos conjuntos nebulosos é o de α -corte e sua variação α -corte forte. O α -corte de um conjunto nebuloso A é o conjunto nebuloso ${}^{\alpha}A$ que contém todos os elementos do conjunto universo U , cujos graus de pertinência em A são maiores ou iguais que um valor α específico. Considerando A um conjunto nebuloso e qualquer número $\alpha \in [0,1]$, o α -corte de A e o α -corte forte são respectivamente

$${}^{\alpha}A = \{(x, \mu_{\alpha_A}(x)) \mid x \in U; \mu_{\alpha_A}(x) \geq \alpha\}, \alpha \in [0,1]. \quad (4.2)$$

$${}^{\alpha+}A = \{(x, \mu_{\alpha^+_A}(x)) \mid x \in U; \mu_{\alpha^+_A}(x) > \alpha\}, \alpha \in [0,1]. \quad (4.3)$$

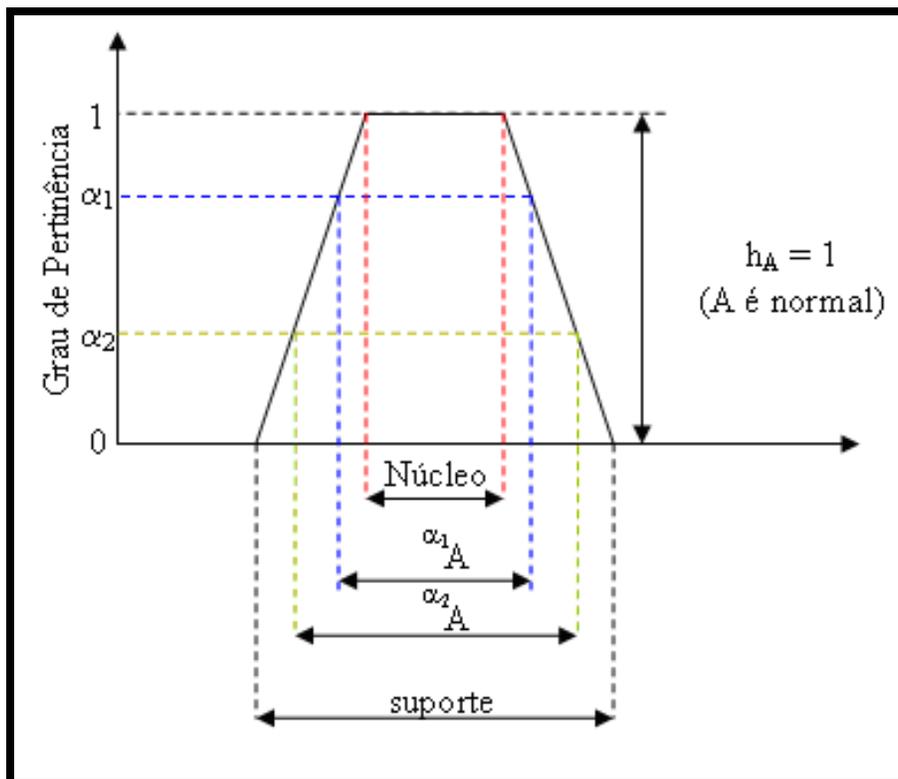


Figura 4.2. Ilustração de algumas características básicas de conjuntos nebulosos. (Modificado de Demicco e Klir, 2004).

As características (Figura 4.2) de um conjunto nebuloso são explicadas em detalhes em Klir e Yuan (1995) e Pedrycz e Gomide (1998). Tais características são normalidade, altura, suporte, convexidade, concavidade e cardinalidade. Um conjunto nebuloso é dito normal quando seu supremo é igual a 1. Dizer que um conjunto nebuloso é normal é equivalente a dizer que sua altura é igual a 1. O suporte de um conjunto nebuloso A corresponde a todos os elementos de U que têm grau de pertinência diferente de zero. O núcleo de A é o mesmo que α -corte forte de A para $\alpha = 1$. O suporte de A é o mesmo que α -corte forte de A para $\alpha = 0$. Suporte de um conjunto nebuloso A é denotado por $\text{supp}(A)$ (Klir e Yuan, 1995; Pedrycz e Gomide, 1998).

$$\text{supp}(A) = \{x \in U; \mu_A(x) > 0\}. \quad (4.4)$$

De acordo com Klir e Yuan (1995) e Dubois e Prade (1980), a convexidade é uma propriedade importante dos conjuntos nebulosos. Pedrycz e Gomide (1998) definem A como sendo convexo se sua função de pertinência for

$$A[\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] \geq \max[\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)], \quad (4.5)$$

para qualquer $x_1, x_2 \in U$ e $\lambda \in [0,1]$. É necessário que os α -níveis de um conjunto nebuloso convexo sejam convexos para todo $\alpha \in [0,1]$. Similarmente, A é côncavo se sua função de pertinência correspondente satisfizer a relação

$$A[\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] \leq \max[\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)], \quad (4.6)$$

para qualquer $x_1, x_2 \in U$ e $\lambda \in [0,1]$. A cardinalidade corresponde à somatória de todos os graus de pertinência de todos os elementos de A .

4.3. Normas triangulares

Segundo Pedrycz e Gomide (1998), as normas triangulares desempenham um importante papel na teoria dos conjuntos nebulosos, pois fornecem modelos genéricos para as operações interseção e união. Klir e Yuan (1995), Zimmermann (1996), Pedrycz e Gomide (1998) e Nguyen e Walker (2000) apresentam a definição destas normas triangulares. Uma norma triangular (t -norma) é uma operação binária $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ satisfazendo as seguintes condições:

- Comutatividade: $x \ t \ y = y \ t \ x$.
- Associatividade: $x \ t \ (y \ t \ z) = (x \ t \ y) \ t \ z$.
- Monotonicidade: se $x \leq y$ e $w \leq z$ então $x \ t \ w \leq y \ t \ z$.
- Condições de fronteira: $0 \ t \ x = 0$, $1 \ t \ x = x$.

Nguyen e Walker (2000) mencionam que as t -normas são utilizadas como possíveis conectivos na intersecção nebulosa. O operador mínimo é uma t -norma. Abaixo são apresentados alguns exemplos.

1. Intersecção padrão: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ t \ y = \min(x,y)$.
2. Produto algébrico: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ t \ y = xy$.
3. Diferença limitada: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ t \ y = \max(0, x + y - 1)$.
4. Intersecção drástica: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com

$$x \ t \ y = \begin{cases} x & \text{se } y = 1. \\ y & \text{se } x = 1. \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Uma co-norma triangular (s -norma) é uma operação binária $s: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ satisfazendo as seguintes condições:

- Comutatividade: $x \ast y = y \ast x$.
- Associatividade: $x \ast (y \ast z) = (x \ast y) \ast z$.
- Monotonicidade: se $x \leq y$ e $w \leq z$ então $x \ast w \leq y \ast z$.
- Condições de fronteira: $x \ast 0 = x$, $x \ast 1 = 1$.

Nguyen e Walker (2000) mencionam que as s -normas são utilizadas como possíveis conectivos na união nebulosa. O operador máximo é uma s -norma. Abaixo são apresentados alguns exemplos.

1. União padrão: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ast y = \max(x,y)$.
2. Soma algébrica: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ast y = x + y - xy$.
3. Soma limitada: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com $x \ast y = \min(1, x + y)$.
4. União drástica: $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ com

$$x \ast y = \begin{cases} x & \text{se } y = 0. \\ y & \text{se } x = 0. \\ 1 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Segundo Klir e Yuan (1995), a monotonicidade e a comutatividade mostram que um decréscimo no grau de pertinência em um conjunto não pode produzir um aumento no grau de pertinência na intersecção. A comutatividade garante que a intersecção nebulosa seja simétrica, ou seja, indiferente à ordem em que os conjuntos a serem combinados são considerados. A associatividade garante que pode ocorrer intersecção de qualquer número de conjuntos em qualquer ordem de pares ordenados, permitindo estender a operação intersecção para mais de dois conjuntos.

4.4. Operações entre conjuntos nebulosos

Klir e Yuan (1995) nomeiam união, intersecção e complemento como operações nebulosas padrão, correspondentes as operações dos conjuntos booleanos quando o intervalo dos graus de pertinência é restrito a $\{0, 1\}$. As operações nebulosas padrão são generalizações das correspondentes operações booleanas. Na literatura, a intersecção nebulosa refere-se a t -normas e a união nebulosa refere-se a s -normas. A Figura 4.3 apresenta os operadores lógicos da lógica convencional e da lógica nebulosa. Dessa forma, são definidas intersecção ou conjunção nebulosa (E), união ou disjunção nebulosa (OU), e complemento nebuloso (NÃO). Deve-se ressaltar que intersecção, união e complemento não são as únicas operações, ao contrário do que ocorre nos conjuntos booleanos. Assim, diferentes funções podem ser apropriadas para representar estas operações em diferentes contextos.

Klir e Yuan (1995) mencionam que entre a grande variedade de complementos, intersecções e uniões, as operações nebulosas padrão possuem propriedades que conferem a elas significado especial. A intersecção nebulosa padrão (operador min) resulta no maior conjunto nebuloso em comparação com aqueles produzidos por todas as possíveis intersecções (t -normas). Ao contrário, a união nebulosa padrão (operador max) produz o menor conjunto nebuloso entre todos os conjuntos produzidos por todas as possíveis uniões nebulosas (s -normas).

- **União nebulosa padrão**

Segundo Klir e Yuan (1995) e Dubois e Prade (1980), as uniões nebulosas são consideradas equivalentes às s -normas. Dessa forma, uma união nebulosa é uma operação binária no intervalo $[0, 1]$, que satisfaz as condições apresentadas na seção 4.3. Na operação de união, a pertinência dos elementos ao conjunto união é obtida tomando-se o maior valor de pertinência aos dois conjuntos, dada por:

$$s[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{(A \cup B)}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in U . \quad (4.7)$$

- **Intersecção nebulosa padrão**

Segundo Klir e Yuan (1995), as intersecções nebulosas são consideradas equivalentes as t -normas. Dessa forma, uma intersecção nebulosa é uma operação binária no intervalo $[0, 1]$, que satisfaz as condições apresentadas no item 4.3. Na intersecção o valor resultante da operação corresponde ao valor mínimo de pertinência aos dois conjuntos. A função de pertinência que representa o conjunto intersecção entre A e B dada por:

$$t[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{(A \cap B)}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in U . \quad (4.8)$$

- **Complemento nebuloso padrão**

Segundo Pucciarelli (2005), seja $c: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ um operador que mapeia os graus de pertinência $\mu_A(x)$ do conjunto nebuloso A para o complemento do conjunto nebuloso A , ou seja,

$$c[\mu_A(x)] = \mu_{A'}(x). \quad (4.9)$$

Para que a função c seja considerada um complemento deve satisfazer as seguintes propriedades:

- $c(0) = 1$ e $c(1) = 0$.
- Considerando μ_A e $\mu_B \in [0, 1]$, se $\mu_A < \mu_B$, então $c(\mu_A) \geq c(\mu_B)$.
- c é uma função contínua.
- $c(c(\mu_A)) = \mu_A$ para todo $\mu_A \in [0, 1]$.

Existem vários exemplos de complemento, sendo o mais comum o complemento padrão.

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x), \quad x \in U. \quad (4.10)$$

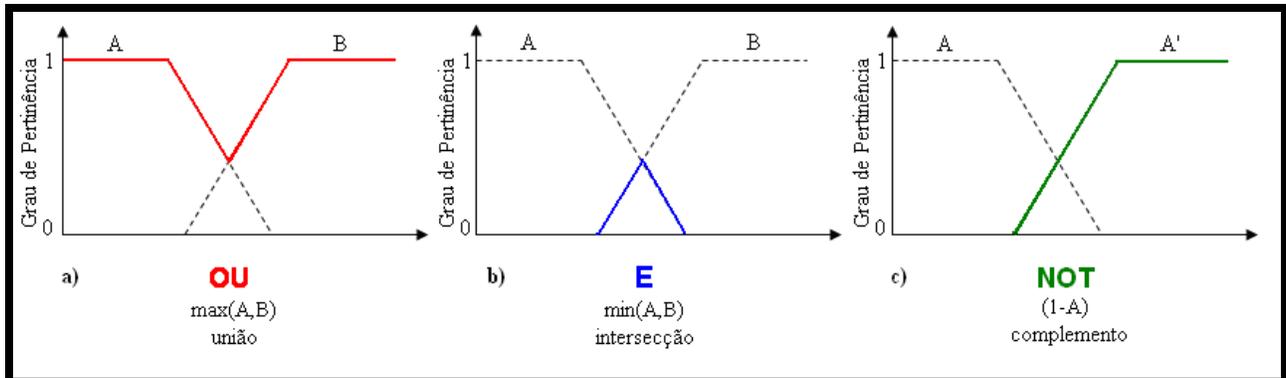


Figura 4.3. Exemplos de operadores lógicos da lógica nebulosa. (Modificado de Barros et al., 2006).

4.4.1 – Operações de agregação

Demicco e Klir (2004) mencionam que intersecções e uniões nebulosas são tipos especiais de operações para agregação de conjuntos nebulosos, sendo que estas operações fornecem um único conjunto nebuloso agregado a partir de dois ou mais conjuntos nebulosos. Segundo Klir e Yuan (1995) e Pedrycz e Gomide (1998), operações de agregação em conjuntos nebulosos são operações pelas quais vários conjuntos nebulosos são combinados de forma a produzir um único conjunto nebuloso final. Qualquer operação de agregação em n conjuntos nebulosos ($n \geq 2$) é definida pela função $h: [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$. Quando aplicada aos conjuntos A_1, A_2, \dots, A_n definidos em U , a função h produz um conjunto nebuloso agregado A , operando os graus de pertinência destes conjuntos para cada $x \in U$. Dessa forma, $A(x) = h(A_1(x), A_2(x), \dots, A_n(x))$ para cada $x \in U$. A função h deve satisfazer as seguintes condições:

- 1) Condições de fronteira: $h(0, 0, \dots, 0) = 0$ e $h(1, 1, \dots, 1) = 1$.
- 2) Monotonicidade: para qualquer par (a_1, a_2, \dots, a_n) e (b_1, b_2, \dots, b_n) , $a_i, b_i \in [0, 1]$ para todo $i \in N_n$, se $a_i \leq b_i$, então $h(a_1, a_2, \dots, a_n) \leq h(b_1, b_2, \dots, b_n)$.

- 3) h é uma função contínua.
- 4) h é uma função simétrica em todos seus argumentos, mostrando que todos os conjuntos nebulosos agregados são igualmente importantes.
- 5) h é uma função idempotente: $h(a, a, \dots, a) = a$ para todo $a \in [0, 1]$.

Klir e Yuan (1995) mencionam que interseções e uniões nebulosas podem se consideradas operações de agregação em conjuntos nebulosos, mas não são idempotentes, com exceção das operações padrão max e min. Toda operação de agregação entre a interseção nebulosa padrão e a união nebulosa padrão são idempotentes. Apenas operações de agregação idempotentes podem satisfazer $\min(a_1, a_2, \dots, a_n) \leq h(a_1, a_2, \dots, a_n) \leq \max(a_1, a_2, \dots, a_n)$. Estas operações são chamadas de *operadores de média*, ou seja, são operadores de agregação que trabalham com a média em conjuntos nebulosos. Como exemplo, pode-se mencionar a média ponderada.

$$h(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^N w_i a_i . \quad (4.11)$$

4.5. Relações nebulosas

O conceito de relação nebulosa é proveniente da generalização das relações entre conjuntos booleanos. Em termos de sistemas baseados em regras, relações são relevantes por representar a associação formal entre antecedentes e conseqüentes (Kandel, et al., 1996).

Segundo Klir e Yuan (1995) e Barros et al. (2006), uma relação nebulosa R , sobre $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$, é qualquer subconjunto nebuloso do produto cartesiano $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$. Se o produto cartesiano for formado por apenas dois conjuntos, $U_1 \times U_2$, a relação é chamada de nebulosa binária sobre $U_1 \times U_2$. A relação nebulosa indica se há ou não relação entre dois conjuntos e o grau desta relação. Bojadziev e Bojadziev (1995) mencionam que a relação nebulosa em $U_1 \times U_2$ é definida com o conjunto

$$R = \{[(x, y), \mu_R(x, y)] \mid (x, y) \in U_1 \times U_2, \mu_R(x, y) \in [0, 1]\}, \quad (4.12)$$

onde, $\mu_R(x, y)$ é a função de pertinência que fornece o grau de pertinência do par (x, y) em R , associando cada par (x, y) em $U_1 \times U_2$ a um número real no intervalo $[0, 1]$. O grau de pertinência indica o grau com que x está em relação à y . Relações lingüísticas que podem ser descritas por relações nebulosas são, por exemplo, x é próximo a y , x é maior que y .

Barros et al. (2006), apresentam o conceito de produto cartesiano nebuloso $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ dos subconjuntos nebulosos A_1, A_2, \dots, A_n de U_1, U_2, \dots, U_n , como sendo a relação nebulosa R cuja função de pertinência é

$$\mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n) = \mu_{A_1}(x_1) \wedge \mu_{A_2}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_n}(x_n), \quad (4.13)$$

onde \wedge é a t -norma min.

Considerando que R e S são duas relações nebulosas binárias em $U_1 \times U_2$ e $U_2 \times U_3$, respectivamente, Bojadziev e Bojadziev (1995) e Barros et al. (2006) mencionam que a composição $R \circ S$ é uma relação binária em $U_1 \times U_3$ com função de pertinência dada por:

$$\mu_{R \circ S}(x_1, x_3) = \max_{x_2 \in U_2} [\min \mu_R(x_1, x_2), \mu_S(x_2, x_3)]. \quad (4.14)$$

Pedrycz e Gomide (1998) mencionam que sentenças como “Se x é A então y é B ” descrevem uma relação nebulosa das variáveis nebulosas x e y . Isso sugere que uma regra nebulosa pode ser definida como uma relação R , com grau de pertinência $R(x, y)$, representando o grau com que $(x, y) \in X \times Y$ é compatível com a relação entre as variáveis x e y envolvidas na

regra citada anteriormente. Se A e B são conjuntos nebulosos dos universos do discurso X e Y , respectivamente, então a relação R em $X \times Y$ é determinada por

$$R(x,y) = f[\mu_A(x), \mu_B(y)], \text{ para } \forall (x,y) \in X \times Y, \quad (4.15)$$

onde \times denota um produto cartesiano e f é uma função na forma $f: [0, 1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$. Em geral, as relações nebulosas são derivadas de três principais classes de f funções: conjunções nebulosas, disjunções nebulosas e implicações nebulosas. Conjunção e disjunção nebulosas são consideradas como generalizações do produto cartesiano nebuloso via t -normas e s -normas. Implicação nebulosa é uma generalização de implicações da lógica multivariada.

Para Barros et al. (2006), uma coleção de regras “Se X é A_i então Y é B_i , $i = 1, \dots, N$ ”, pode ser definida como:

$$(X,Y) \text{ é } (A_1 \times B_1 + A_2 \times B_2 + \dots + A_n \times B_n) \text{ ou equivalentemente } (X,Y) \text{ é } \left(\sum_{i=1}^N A_i \times B_i \right). \quad (4.16)$$

A expressão $\left(\sum_{i=1}^N A_i \times B_i \right)$ é interpretada como uma agregação via uma disjunção denotada por $\left(\sum \right)$. Os pontos compostos de toda relação R induzida pelas N regras é chamada relação nebulosa.

4.6. Lógica nebulosa

A lógica nebulosa é baseada na teoria dos conjuntos nebulosos. Uma proposição na lógica clássica tem dois extremos: ou “completamente verdadeiro” ou “completamente falso”. Na lógica nebulosa uma proposição lida com atributos imprecisos, com valores entre 0 e 1, sendo, portanto,

uma tentativa de implementar níveis intermediários de verdade, considerando que 0 representa não pertinência total e 1 representa pertinência total. Isso significa que um objeto pode ser um membro parcial de um ou mais conjuntos nebulosos e que isso expressa graus de pertinência de um elemento em cada conjunto, ao contrário da lógica clássica que permite apenas que um elemento pertença ou não a um conjunto (Klir e Yuan, 1995; Nordlund, 1996; Pedrycz e Gomide, 1998).

A lógica nebulosa trabalha com *variáveis lingüísticas*, sendo que os valores dessas variáveis são palavras ou sentenças em linguagem natural ou artificial. O valor de uma variável lingüística é expresso qualitativamente por um termo lingüístico e quantitativamente por uma função de pertinência. As palavras são representadas por conjuntos nebulosos no universo de discurso no qual a variável é definida. Os termos primários são os conjuntos nebulosos que a caracterizam, definidos por funções de pertinência. Por exemplo, “densidade” é uma variável lingüística constituída pelos termos “muito baixo, baixo, médio, alto, muito alto”. Os valores de uma variável lingüística podem ser sentenças em uma linguagem especificada, construídas a partir de termos primários (alto, baixo), de conectivos lógicos (e, ou, não), de modificadores (muito, pouco) e de delimitadores (como parênteses, por exemplo). A capacidade de classificar de modo impreciso as variáveis de um problema, em termos de conceitos qualitativos em vez de quantitativos, traduz a idéia de uma variável lingüística. (Bojadziev e Bojadziev, 1995; Miranda, Júnior e Kronbauer, 2003; Pucciarelli, 2005).

De acordo com Klir e Yuan (1995) e Pedrycz e Gomide (1998), uma variável lingüística é formada por cinco partes: $(x, T(x), U, G, M)$, em que:

- **x**: nome da variável. Exemplo: “Raios Gama”.
- **T(x)**: conjunto de valores lingüísticos de x. Exemplo: $T(\text{Raios Gama}) = \{\text{muito baixo, baixo, médio, alto, muito alto}\}$.
- **U**: universo de discurso em que se define T(x); cada termo em T(x) está caracterizado por um conjunto nebuloso no universo de discurso. Exemplo: $U = [0, 150]^\circ\text{API}$.

- **G:** regra sintática para gerar os nomes dos valores de x como uma composição de termos de $T(x)$, conectivos lógicos, modificadores e delimitadores. Exemplo: a regra sintática G determina a ordem das palavras dos valores lingüísticos de Raios Gama: como em “muito alto”, na qual “muito” é um modificador que precede ao termo primário “alto”.
- **M:** regra semântica para associar um conjunto nebuloso em U a cada valor lingüístico gerado por G . Exemplo: {alto é maior ao redor de 100}, e {baixo é menor ao redor de 30}, etc.

Conjuntos nebulosos que representam conceitos vagos são empregados para definir o estado da variável nebulosa. Os termos primários definidos para uma dada variável lingüística formam a sua estrutura de conhecimento, chamada de partição nebulosa desta variável. Na Figura 4.4 é mostrado um exemplo de partição nebulosa de uma variável lingüística chamada “Raios Gama”, sendo que o universo de discurso utilizado é a escala do perfil de raios gama entre 0 e 150 °API. Um termo primário de uma dada variável lingüística fornece um conceito à variável e pode ser representado por um conjunto nebuloso existente no universo de discurso, no qual esta variável está definida. Assim, cada conjunto nebuloso definido neste universo é associado a um conceito lingüístico que classifica ou define um valor impreciso para a variável em questão. Para um dado elemento x do universo de discurso, o valor de pertinência $\mu(x)$ representa o quanto este elemento satisfaz o conceito representado pelo conjunto nebuloso (Klir e Yuan, 1995; Barros e Bassanezi, 2006; Barros et al., 2006).

Na Figura 4.4 são apresentados os graus de pertinência de dois elementos, x e y . Este exemplo ilustra como um elemento pode pertencer a mais de um conjunto nebuloso. No caso do elemento x (linha azul), este pertence a dois conjuntos nebulosos (“baixo” e “médio”) com o mesmo grau de pertinência (0.5). Isso pode gerar um erro de classificação, pois como o grau de pertinência do elemento x é o mesmo em dois conjuntos, o sistema nebuloso não diferenciará este elemento na classificação final. O elemento y (linha vermelha) pertence ao conjunto nebuloso “alto” com grau de pertinência 0.75 e ao conjunto nebuloso “muito alto” com grau de pertinência 0.25. Assim, o elemento y será classificado de acordo com maior grau de pertinência a um conjunto, sendo neste caso, o conjunto nebuloso “alto”.

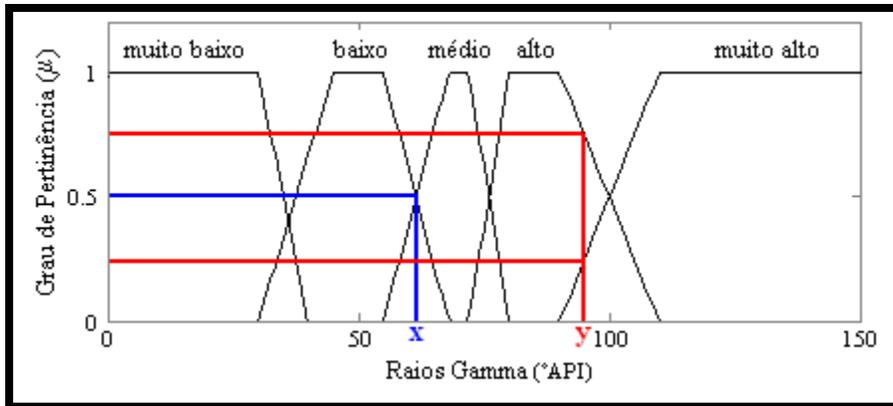


Figura 4.4 – Partição nebulosa de uma variável linguística “Raios Gama”.

4.7. Sistema nebuloso

Um sistema nebuloso é um sistema que contém vários conjuntos nebulosos caracterizando a partição nebulosa de uma variável. Cada conjunto nebuloso apresenta o estado da variável. Sistemas nebulosos têm o conhecimento humano representado por um conjunto de regras nebulosas que conectam antecedentes com conseqüentes, premissas com conclusões, utilizando termos das variáveis linguísticas. Sistemas baseados em regras nebulosas são muito utilizados em modelagem, controle e classificação (Klir e Yuan, 1995; Zimmermann (1996); Barros et al., 2006).

Um sistema nebuloso baseado em regras é composto por quatro componentes: (i) módulo de fuzzificação dos dados de entrada, (ii) base de regras, (iii) máquina de inferência nebulosa e (iv) módulo de defuzzificação. Um controlador nebuloso funciona repetindo o ciclo dos quatro passos citados anteriormente. Primeiramente são tomadas medidas de todas as variáveis que representam o processo. Em seguida essas medidas são convertidas em conjuntos nebulosos para expressar as incertezas dessas medidas. Estas medidas fuzzificadas são utilizadas pela máquina de inferência para avaliar as regras existentes na base de regras. O resultado dessa avaliação é um ou vários conjuntos nebulosos definidos no universo de possíveis ações. No último passo deste ciclo, esses conjuntos nebulosos são convertidos em um número que melhor representa este conjunto.

A Figura 4.5 descreve a estrutura geral de um sistema nebuloso, sendo que a linha mais fina indica o fluxo de informações e a linha mais grossa, o fluxo computacional. A descrição de cada etapa do sistema nebuloso é apresentada a seguir e também pode ser encontrada em Klir e Yuan (1995), Zimmermann (1996), Nguyen e Walker (2000), Pedrycz (1993), Pedrycz e Gomide (1998), Bojadziev e Bojadziev (1995), Barros et al. (2006), Barros e Bassanezi (2006).

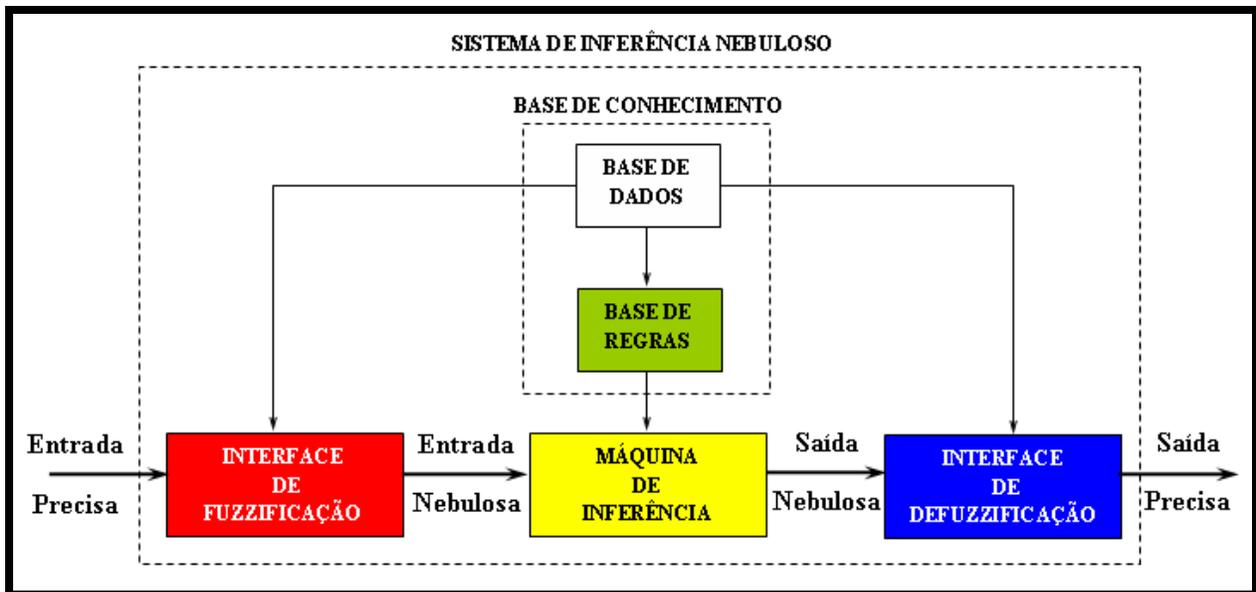


Figura 4.5 – Sistema de inferência nebuloso (modificado de Serra, 2005).

- **Base de Dados**: corresponde aos valores de cada variável lingüística, que constituem as entradas do sistema nebuloso. Neste trabalho, a base de dados consiste em uma matriz com os valores de cada perfil geofísico (raios gama, densidade e neutrão) medidos a cada 20 centímetros ao longo da profundidade do poço.
- **Fuzzificação**: as entradas do sistema são traduzidas em conjuntos nebulosos em seus respectivos domínios. A cada variável de entrada devem ser atribuídos termos lingüísticos que representam os estados destas variáveis e, a cada termo lingüístico, deve ser associado um conjunto nebuloso por uma função de pertinência.

- **Base de Regras**: neste módulo onde são armazenadas as variáveis e suas classificações lingüísticas. O uso de regras *se-então* é um aspecto importante da lógica nebulosa, onde os antecedentes e o conseqüente contêm variáveis lingüísticas. A base de regras descreve as relações entre as variáveis lingüísticas para serem utilizadas na máquina de inferência nebulosa. De forma geral uma regra é formada por duas partes principais, os antecedentes e o conseqüente:

SE <antecedente> ENTÃO <conseqüente>

Segundo Miranda, Júnior e Kronbauer (2003), o antecedente é composto por um conjunto de condições que, quando satisfeitas (mesmo parcialmente), determinam o processamento do conseqüente da regra por um mecanismo de inferência nebulosa. Os antecedentes das regras correspondem, diretamente, aos graus de pertinência calculados durante o processo de fuzzificação. O conseqüente é composto de um conjunto de ações ou diagnósticos que são gerados após a inferência. Os conseqüentes das regras são processados em conjunto para gerar uma resposta determinística para cada variável de saída do sistema.

- **Inferência**: é o mecanismo pelo qual as informações subjetivas definidas pela base de regras são avaliadas matematicamente, envolvendo as funções de pertinência, os operadores lógicos e as regras previamente estabelecidos (Cecconello, 2006). É neste estágio que para cada valor assumido pelas variáveis de entrada e a partir da relação definida na base de regras, o valor das variáveis de saída é determinado. Segundo Mohaghegh (2000b), a inferência nebulosa permite a construção de relações nebulosas baseadas nas regras definidas na etapa anterior. Durante o processo de inferência, as regras são analisadas em paralelo, permitindo a consideração simultânea de toda a informação. Existem vários tipos de inferência nebulosa, como Mamdani e Sugeno, sendo diferenciados pela maneira como as saídas são determinadas.

- **Defuzzificação**: o único conjunto nebuloso resultante após o processo realizado pela máquina de inferência é convertido em um número real. A partir dos graus de participação de cada variável de uma regra, é retornado o grau de participação da saída e, conseqüentemente, o valor real da saída.

4.7.1. Método de inferência de Mamdani

A principal idéia do método de Mamdani é a descrição do processo por meio de variáveis lingüísticas e o uso destas variáveis como entradas do sistema e como antecedentes das regras. O número de variáveis lingüísticas e o número de termos de cada variável determinam o número de regras possíveis. As regras conectam as variáveis de entrada e de saída e são baseadas na descrição do estado nebuloso que, por sua vez, é obtido pela definição das variáveis lingüísticas (Zimmermann, 1996). Assim, as regras são escritas da seguinte maneira:

$$\boxed{\text{SE } x_1 \text{ é } Z_1^{j1} \text{ e } x_2 \text{ é } Z_2^{j2} \text{ E ... E } x_n \text{ é } Z_n^{jn} \text{ ENTÃO } y \text{ é } Z^j},$$

onde,

Z_i^{ji} = j -ésimo termo lingüístico da variável i correspondente à função de pertinência $\mu_i^{ji}(x_i)$.

Z^j = corresponde à função de pertinência $\mu^j(y)$ representando um termo da variável de saída.

Zimmermann (1996) menciona que a definição das variáveis lingüísticas e das regras são as principais etapas da implementação do sistema de Mamdani. O primeiro passo é computar os graus de pertinência dos valores de entrada nos antecedentes das regras. Para isso é utilizado o operador mínimo (“e” ou “ \wedge ”) no método de Mamdani. Em outros métodos de inferência são utilizadas outras t -normas além do operador mínimo. Ao final deste processo há um conseqüente para cada regra. O passo seguinte corresponde à agregação de todos os conseqüentes utilizando o operador máximo (“ou” ou “ \vee ”). Em outros métodos de inferência são utilizadas outras s -normas além do operador máximo (Figura 4.6).

$$\mu(a,b) = \min\{\mu_A(a), \mu_B(b)\}. \quad (4.17)$$

$$\mu(a,b) = \max\{\mu_A(a) \wedge \mu_B(b)\}. \quad (4.18)$$

Existem vários métodos de defuzzificação no método de Mamdani, sendo os mais comuns o centro de gravidade, o centro de área e a média dos máximos. No item “defuzzificação” da

seção 4.7 é explicado apenas o método do centro de gravidade, pois este foi utilizado neste trabalho.

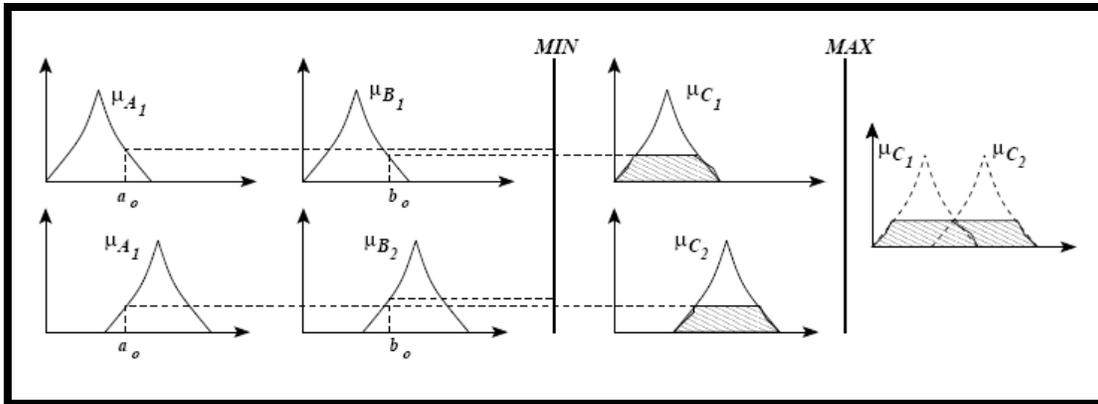


Figura 4.6 - Mecanismo de inferência de Mamdani com composição max-min, com duas variáveis lingüísticas de entrada e uma variável de saída. (Extraído de Cecconello, 2006).

4.7.2. Método de inferência de Kang-Takagi-Sugeno (KTS)

Zimmermann (1996) menciona que a idéia principal deste método é criar regras que possuem antecedentes nebulosos, como no método de Mamdani, e conseqüentes *crisp* (clássicos) que são funções das variáveis de entrada. Os resultados das regras são agregados como somas ponderadas das respostas parciais de cada regra. O peso de cada regra é o grau de pertinência do valor de entrada no antecedente da regra. No método de inferência de Kang-Takagi-Sugeno, as saídas podem ser escritas na forma de funções ou como números constantes, ao contrário do método de Mamdani, onde as saídas são conjuntos nebulosos (Figura 4.7). Assim, a regra no modelo de Sugeno é construída da seguinte forma:

$$\boxed{\text{SE } x_1 \text{ é } Z_1^{j1} \text{ E } x_2 \text{ é } Z_2^{j2} \text{ E } \dots \text{ E } x_n \text{ é } Z_n^{jn} \text{ ENTÃO } u = ax + by + c,}$$

No caso de um modelo de Sugeno de ordem zero, a saída u é uma constante ($a=b=0$).

$$\boxed{\text{SE } x_1 \text{ é } Z_1^{j1} \text{ E } x_2 \text{ é } Z_2^{j2} \text{ E } \dots \text{ E } x_n \text{ é } Z_n^{jn} \text{ ENTÃO } u = \text{constante},}$$

onde,

$Z_i^j = j$ -ésimo termo lingüístico da variável i correspondente à função de pertinência $\mu_i^j(x_i)$.

$Z^j =$ corresponde à função de pertinência $\mu^j(y)$ representando um termo da variável de saída.

A saída geral do método Kang-Takagi-Sugeno é dada pela média ponderada (equação 4.19). Existem outros métodos de defuzzificação que podem ser utilizados no sistema de inferência de Kang-Takagi-Sugeno, que são apresentados em Klir e Yuan (1995), Pedrycz e Gomide (1998), Nguyen e Walker (2000). Neste trabalho apenas a média ponderada foi utilizada.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^N w_i u_i}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad (4.19)$$

onde,

$w_i =$ pesos correspondentes à contribuição da regra i para a saída geral

$u_i =$ resultado da saída da i -ésima regra

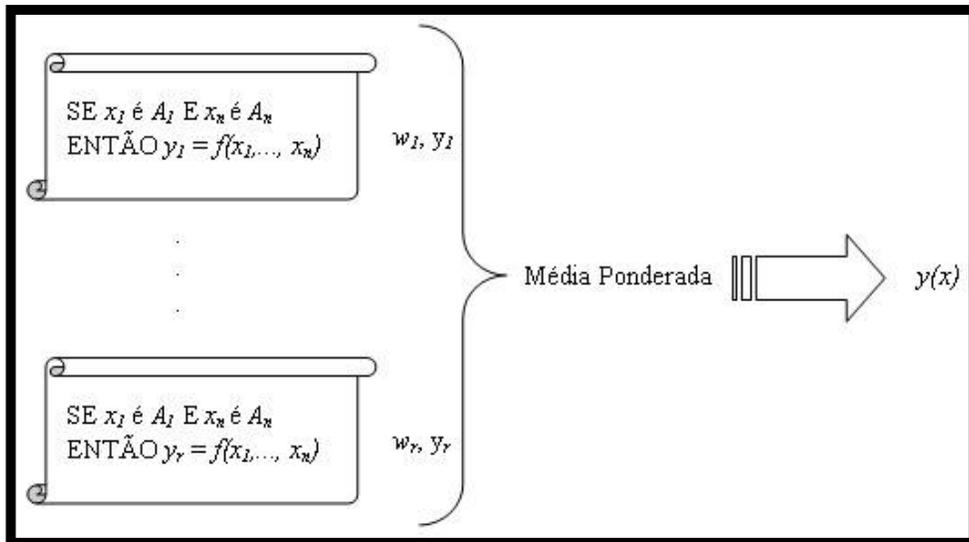


Figura 4.7 – Configuração básica de um sistema de Kang-Takagi-Sugeno. (Extraído de Nagamine, 2001).

4.7.3. Defuzzificação - Centro de Gravidade ou Centróide - Mamdani

Este método de defuzzificação é semelhante à média aritmética para uma distribuição de dados, com a diferença que nesse caso os valores são da função de pertinência. Este método escolhe o valor correspondente ao centro da área com função de pertinência maior do que zero. A área é ponderada com o valor da função de pertinência. A idéia deste método é agregar a informação sobre possíveis ações de controle que é representada pela função de pertinência (Zimmermann, 1996).

Inicialmente, um ponto centróide sobre o eixo da abscissa é determinado para cada função de pertinência de saída. Então, as funções de pertinência são limitadas em altura pela força da regra aplicada, e as áreas das funções de pertinência são calculadas. Finalmente, a saída é submetida à defuzzificação, derivada por uma média ponderada dos pontos centróides do eixo das abscissas e as áreas calculadas, com as áreas servindo como pesos. O método do centro de área calcula para um dado conjunto nebuloso de saída, proveniente de uma base de conhecimento processada, a abscissa (no universo de discurso definido para a variável em questão) do ponto de centro de área correspondente, e a utiliza como valor escalar de saída (Figura 4.8). Assumindo-se que seja produzida uma conclusão com uma função de pertinência dada por $\mu_C(z)$, o método do centro de área calcula o centro de gravidade, utilizando a equação (4.20) a seguir. (Miranda, Júnior e Kronbauer, 2003).

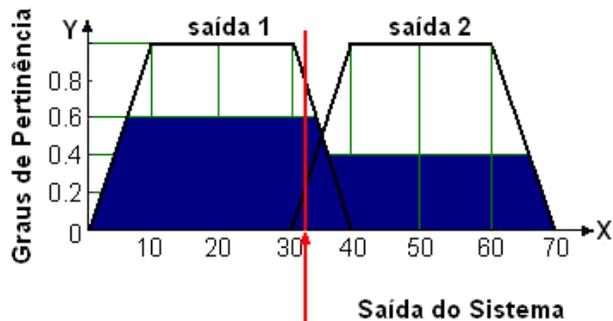
$$Z^* = \frac{\sum_{j=1}^q z_j \mu_C(z_j)}{\sum_{j=1}^q \mu_C(z_j)}, \quad (4.20)$$

onde,

μ_C = área de uma função de pertinência modificada pelo resultado da inferência nebulosa.

z_j = posição do centróide da função de pertinência individual.

Supondo a competição das saídas 1 e 2 com aplicação das forças das regras de 0.6 e 0.4, respectivamente



Defuzzificação:

- | | |
|---|---|
| 1) Eixo X do centróide do ponto 1 = 20 | Eixo X centróide do ponto 2 = 50 |
| 2) Força ampliada na saída 1 = 0.6 | Força ampliada na saída 2 = 0.4 |
| 3) Área sombreada da saída 1 = $\frac{0.6(40+28)}{2} = 20.4$ | Área sombreada da saída 2 = $\frac{0.4(40+32)}{2} = 14.4$ |
| 4) Média ponderada = $\frac{20.4(20) + 14.4(50)}{20.4 + 14.4} = 32.4$ | |

Figura 4.8 – Processo de defuzzificação pelo método do centróide (modificado de Miranda, Júnior e Kronbauer, 2003).

Este trabalho foi realizado utilizando-se a função de pertinência trapezoidal, os métodos de Mamdani e Kang-Takagi-Sugeno na etapa de inferência e os métodos centróide e média ponderada na etapa de defuzzificação.

Capítulo 5

Processamento dos dados e aplicação da lógica nebulosa

Neste capítulo são apresentadas as etapas da metodologia utilizada neste trabalho. As etapas do sistema nebuloso foram determinadas com base na estatística dos dados, descrição da análise seqüencial de testemunhos e interpretação dos perfis do Campo de Namorado.

5.1. Delimitação de Topo e Base do Reservatório

A análise é referente apenas ao intervalo de reservatório nos poços. Dessa forma, o topo foi determinado logo abaixo do marco radioativo, sendo distinguido pelo contato brusco entre arenitos e margas e folhelhos, abaixo do marco verde definido no perfil raios gama. O marco radioativo (marco verde) refere-se a um intervalo pelágico cronoestratigráfico formado por folhelhos radioativos com intercalação de margas e subordinadamente calcilutitos. Na análise dos perfis, observa-se uma diminuição acentuada dos valores de raios gama e de densidade e aumento dos valores de neutrão logo abaixo do marco verde, indicando a ocorrência de arenitos. A análise associada dos perfis de densidade e de neutrão auxiliou na identificação dos arenitos. Os pacotes de arenitos posicionados no topo do reservatório apresentam espessuras consideráveis na maioria dos poços estudados, com intercalações pouco significativas de arenitos cimentados e folhelhos. Este fato auxilia na identificação do topo do reservatório.

A base do reservatório é definida pela ocorrência de rochas carbonáticas, as quais são caracterizadas pela alta densidade e baixa argilosidade. Por isso, para a delimitação da base do reservatório, observou-se o aumento brusco dos valores de RHOB e a queda nos valores de RG.

A porção basal do reservatório encontra-se preenchida por água. Para o bloco principal, o contato óleo/água ocorre na cota de -3100 metros, no bloco baixo, o contato óleo/água situa-se na cota -3192 metros (Johann, 2003).

A Tabela 5.1 abaixo apresenta as profundidades do topo e da base dos poços analisados.

Tabela 5.1 – Profundidade do topo e da base dos poços.

POÇO	TOPO RESERVATÓRIO	BASE RESERVATÓRIO
NA01A	2988.4	3148
NA02	3023.8	3153.2
NA04	2993.2	3110.2
NA07	3063.6	3218.2
NA11A	3026.0	3139.8
NA22	3171.6	3240.0
RJS042	3055.6	3179.0
RJS234	3160.6	3325.0

A Figura 5.1 apresenta os perfis de raios gama, densidade e de neutrão do poço NA1A, com o topo e a base do reservatório demarcados, para fins de ilustração.

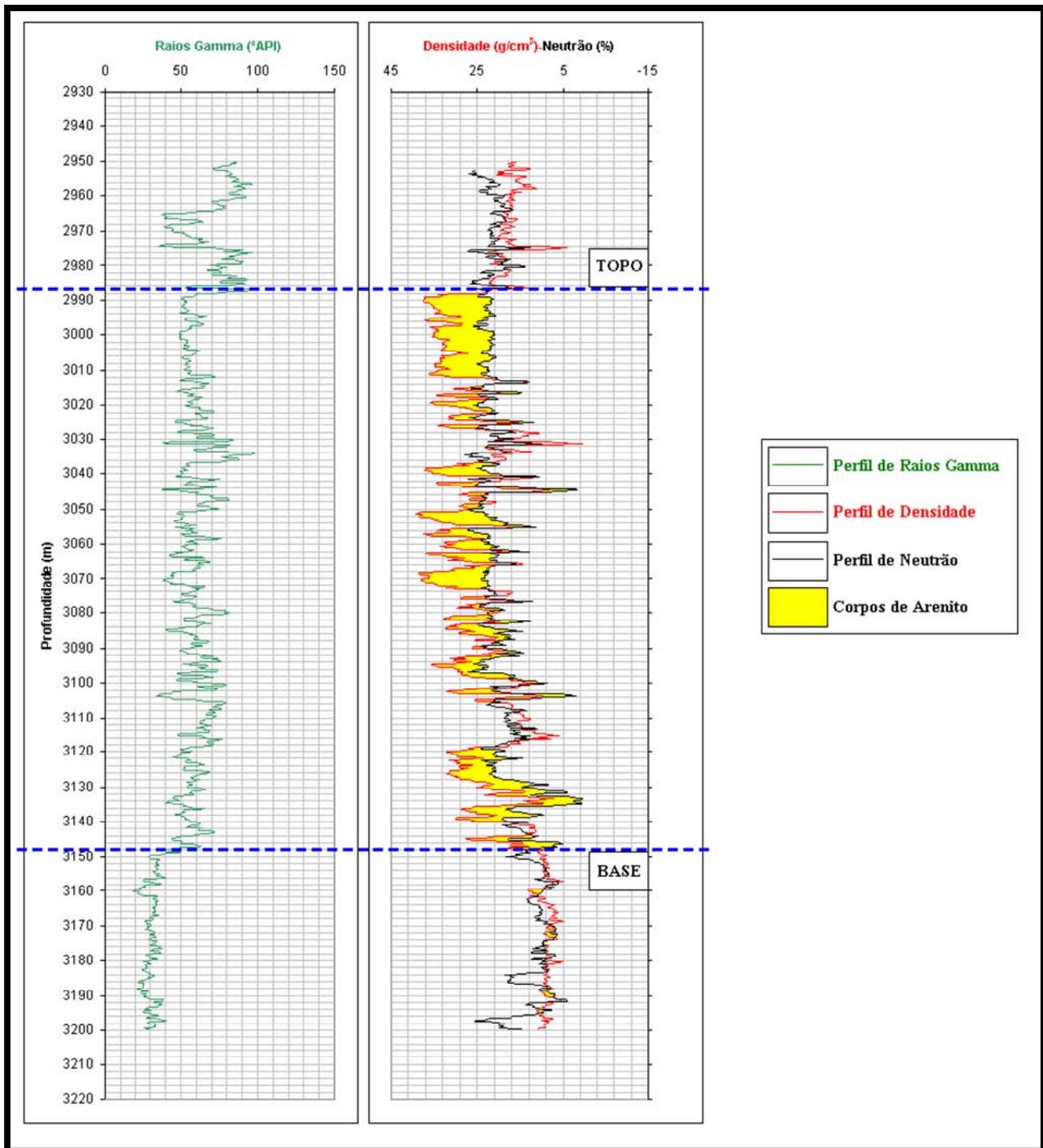


Figura 5.1 – Visualização dos perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI) vs. Profundidade, com a delimitação do topo e da base do reservatório. Poços: NA1A.

5.2. Agrupamento das Fácies

De acordo com critérios geológicos, como constituição da rocha e granulometria descritos na Análise Sequencial de Testemunho, realizado pela Petrobras, as 26 fácies foram classificadas em 4 grupos, que serão utilizados nas etapas seguintes para a inferência da litologia nas seções não testemunhadas do poço. A numeração das fácies foi realizada pela Petrobrás. Por esse motivo, as fácies 5 e 27 não existem em nenhum dos poços analisados. A Tabela 5.2 apresenta as fácies existentes em cada poço.

Tabela 5.2 – Distribuição de fácies por poço.

Fácies	Poço	NA1A	NA2	NA4	NA7	NA11A	NA22	RJS42	RJS234
1	Interlaminado Lamoso Deformado								
2	Conglomerados e Brechas Carbonáticas								
3	Diamictito Arenoso Lamoso								
4	Conglomerados Residuais								
6	Arenito Grosso, Amalgamado								
7	Arenito Médio Fino Laminado								
8	Arenito Médio Gradado ou Maciço								
9	Arenito Médio Cimentado								
10	Arenito/Folhelho Interestratificado								
11	Arenito/Folhelho Finamente Interestratificado								
12	Siltito Argiloso Estratificado								
13	Interlaminado Siltito Argiloso e Marga								
14	Folhelho Radioativo								
15	Interlaminado Arenoso Bioturbado								
16	Interlaminado de Siltito e Folhelho, Deformado, Bioturbado								
17	Marga Bioturbada								
18	Ritmito								
19	Arenito Glauconítico								
20	Folhelho Siltico com Níveis de Marga Bioturbada								
21	Arenito Cimentado com Feições de Escorregamento								
22	Siltito Argiloso/Arenito Deformado								
23	Arenito Médio/Fino Laminado Cimentado								
24	Interestratificado Siltito/Folhelho Intensamente Bioturbados								
25	Marga Bioturbada								
26	Folhelho Carbonoso								
28	Siltito Areno-Argiloso								

Os dados disponíveis nos testemunhos foram analisados para que fosse elaborada uma classificação de tipos litológicos em grupos distintos de acordo com critérios geológicos. Esses critérios consistiram em agrupar na mesma classificação litologias com granulometria e constituição semelhantes. Esse agrupamento permite uma otimização da aplicação do sistema nebuloso nas etapas subseqüentes. Dessa forma, os 4 grupos definidos são apresentados a seguir.

- **Grupo 1:** contém fácies formadas apenas por arenitos, sem intercalações com outras litologias e cimentação predominante (Figura 5.2). A ausência de folhelho/argila e a granulometria média a grossa sugerem um maior potencial de conter óleo. Essas litologias estão presentes em todos os poços analisados. Na Análise Seqüencial de Testemunho, a coluna “indícios de óleo” aparece com freqüência nas fácies 6, 7 e 8 a possibilidade de existência de óleo. As fácies existentes neste grupo são:

- *Fácies 6 - Arenito Grosso, Amalgamado:* Camadas de arenito arcoseano de até 3 metros, amalgamadas. Em geral, a base é constituída por arenitos conglomeráticos, gradando para arenito grosso a médio em direção ao topo. Delgados níveis de gradação inversa/normal na base.

- *Fácies 7 - Arenito Médio-Fino Laminado:* Camadas de até 1 metro de espessura com *trend* de gradação normal com base areia grossa a média e topo areia fina. Laminações plano-paralelas.

- *Fácies 8 - Arenito Médio Gradado ou Maciço:* Composição arcoseana, bem selecionado, às vezes com gradação calda grossa ou incipiente.

- **Grupo 2:** composto por arenitos com menor capacidade de conter óleo em relação ao grupo 1, por ser constituído por granulação mais fina ou associado à rochas argilosas (Figura 5.3). As fácies existentes neste grupo são:

- Fácies 3 - Diamictito Arenoso Lamoso: Arcabouço desagregado, suportado por matriz siliciclástica arenosa/lamosa. Formado por cascalho de matriz lítica (quartzo, granito, calcilutito e folhelho). Feições de deformação.

- Fácies 4 - Conglomerados Residuais: Conglomerado organizado, polimítico com cascalho subangular/arredondado de granito quartzo feldspatos, folhelho, marga, bioclastos e fragmentos de carbonatos de água rasa, imersos em matriz arenosa a quartzo-feldspática.

- Fácies 10 - Arenito/Folhelho Interestratificado: Intercalações de até 1 metro de arenito médio gradacional a arenito fino com *ripples* e folhelho (Seqüência de Bouma completa).

- Fácies 11 - Arenito/Folhelho Finamente Interestratificado: Camadas de arenito fino com laminação plano-paralela nos sets mais espessos e que grada para arenito fino/muito fino com *ripple*, às vezes com *climbing*, e estes para siltito e folhelho.

- Fácies 15 - Inter laminado Arenoso Bioturbado: Arenito fino a médio, argiloso, completamente bioturbado.

- Fácies 19 - Arenito Glauconítico: Arenito Arcoseano cinza esverdeado, seleção regular e grãos de glauconita dispersa (<5%). Bioturbações de Thalassinóides e Planolites.

- Fácies 22 - Siltito Argiloso/Arenito Deformado.

- **Grupo 3**: a terceira classificação considerou apenas arenitos e folhelhos que contêm carbonatos em sua constituição (fácies cimentadas e margas). Estas fácies foram colocadas no mesmo grupo devido à presença do cimento fazer com que os arenitos cimentados apresentem valores no perfil de densidade mais elevados do que arenitos não-cimentados (Figura 5.4). As fácies existentes neste grupo são:

- Fácies 1 - Interlaminado Lamoso Deformado: Camadas rítmicas e não-rítmicas (até 1 metro) de calcilito, marga e folhelho. Feições de deformação (escorregamento). Camadas contorcidas, irregulares, invertidas, rompidas, plissadas e dobradas.
- Fácies 2 - Conglomerados e Brechas Carbonáticas: Arcabouço desorganizado/organizado, clastos de *grainstone* oncolíticos, *wackestones*, *mudstones*, de folhelhos e margas. Matriz constituída de lama carbonática.
- Fácies 9 - Arenito Médio Cimentado: Forma níveis e lentes descontínuas (<1 centímetro) de arenito médio, totalmente cimentado. Ocorrem intercalados às fácies arenosas porosas.
- Fácies 13 - Interlaminado Siltito Argiloso e Marga: Intercalação de siltito argiloso (cinza esverdeado) e marga (cinza clara) hemipelágica (*Zoophycus* e *Asterossoma*). Raros níveis areno-siltosos com *climbing*.
- Fácies 17 - Marga Bioturbada: 35 a 50% de CaCO₃; Bioturbações por *Zoophycus*, *Planolites*, *Helminthoide*, *Terebelina* (Icnofácies *Zoophycus/Nereites*).
- Fácies 18 - Ritmito: Intercalações rítmicas de calcilito, marga e folhelho em camadas de até 1 metro de espessura, ricas em plantônicos.
- Fácies 20 - Folhelho Siltico com Níveis de Marga Bioturbada: Intercalações de folhelho cinza escuro com marga cinza clara, muito bioturbada (*Zoophycus*, *Chondrites*, *Planolites*, *Helminthopsis* e *Rizocolliarium*).
- Fácies 21 - Arenito Cimentado, com Feições de Escorregamento: Arenito médio, com feições de deformação interna (escorregamento) e totalmente cimentado. Clastos mal selecionados e angulosos, com arranjo desordenado, aspecto brechóide.
- Fácies 23 - Arenito Médio/Fino Laminado Cimentado.
- Fácies 25 - Marga Bioturbada.

- **Grupo 4:** composto por fácies com predominância de sedimentos muito finos, como silte e argila, sendo considerados como não-reservatório (Figura 5.5). As fácies existentes neste grupo são:

- *Fácies 12 - Siltito Argiloso Estratificado:* Camadas centimétricas (< 20 centímetros) de siltito, gradando a folhelho. Alta razão folhelho/areia. Seqüência de Bouma.

- *Fácies 14 - Folhelho Radioativo:* Folhelho siltico laminado, de cor cinza escura, moderadamente bioturbado (Planolites e Chondrites). Apresenta altos valores de Raios Gama devido à presença de material fosfático.

- *Fácies 16 - Interlaminado de Siltito e Folhelho, Deformado, Bioturbado:* Formam níveis irregulares de espessura variável de silte cinza claro e folhelho cinza escuro, bioturbados.

- *Fácies 24 - Interestratificado Siltito/Folhelho Intensamente Bioturbados.*

- *Fácies 26 - Folhelho Carbonoso.*

- *Fácies 28 - Siltito Areno-Argiloso.*

Após a definição dos grupos, as fácies, nos arquivos de cada poço, foram substituídas pela nomenclatura de seu grupo correspondente. Os dados são carregados em um arquivo único e, assim, não serão tratados poço a poço.

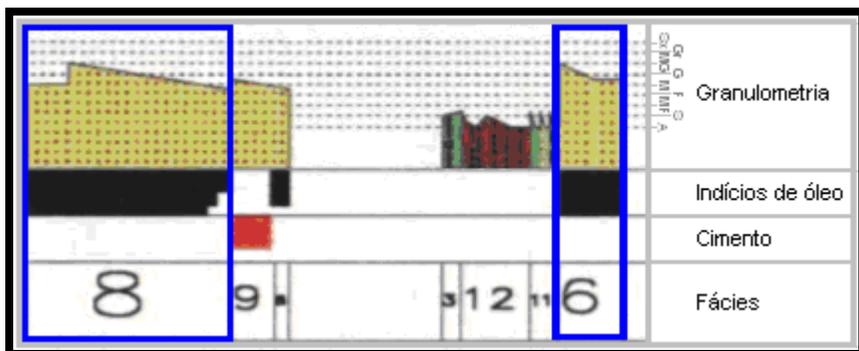


Figura 5.2 – Seção Análise Sequencial de Testemunho do poço NA7, ilustrando indícios de óleo nas fácies 6 e 8 (destaque em azul).

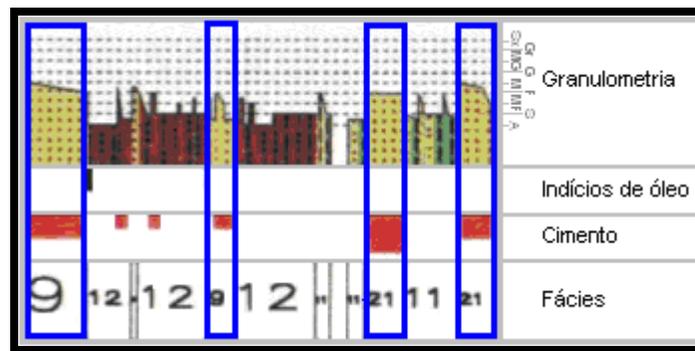


Figura 5.4 – Seção Análise Sequencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando as fácies 9 e 21, bem como a cimentação das mesmas (destaque em azul).

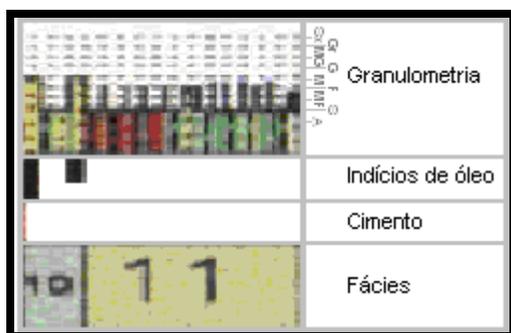


Figura 5.3 – Seção da Análise Sequencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando as fácies 10 e 11 e indícios de óleo na fácies 10 (destaque em azul).



Figura 5.5 – Seção Análise Sequencial de Testemunho do poço NA1A, ilustrando a fácies 16.

PARTE 9 - Beatriz Ninci_Dissertação Mestrado_FEM-DEP - Capítulo5.doc(Granulometria: A = argila; S = silte; MF = areia muito fina; F = areia fina; M = areia média; G = areia grossa; MG = areia muito grossa; Gr = grânulo; Sx = seixo).

5.3. Análise Estatística Geral

Foram calculados parâmetros estatísticos (média, máximo, mínimo, desvio padrão), apresentados na Tabela 5.3, e elaborados histogramas de raios gama, densidade e neutrão. Em seguida foram construídos histogramas para cada um dos quatro grupos.

Pode ser observado nos histogramas da Figura 5.6 que os valores de raios gama variam de 18°API a 143°API, com maior concentração dos dados entre 20°API e 110°API. Os valores de densidade variam, em sua maioria, de 2,1 g/cm³ a 2,7 g/cm³. Já os valores de porosidade neutrão têm uma grande variação, sendo que a maior parte dos dados se concentra entre 17% e 30%.

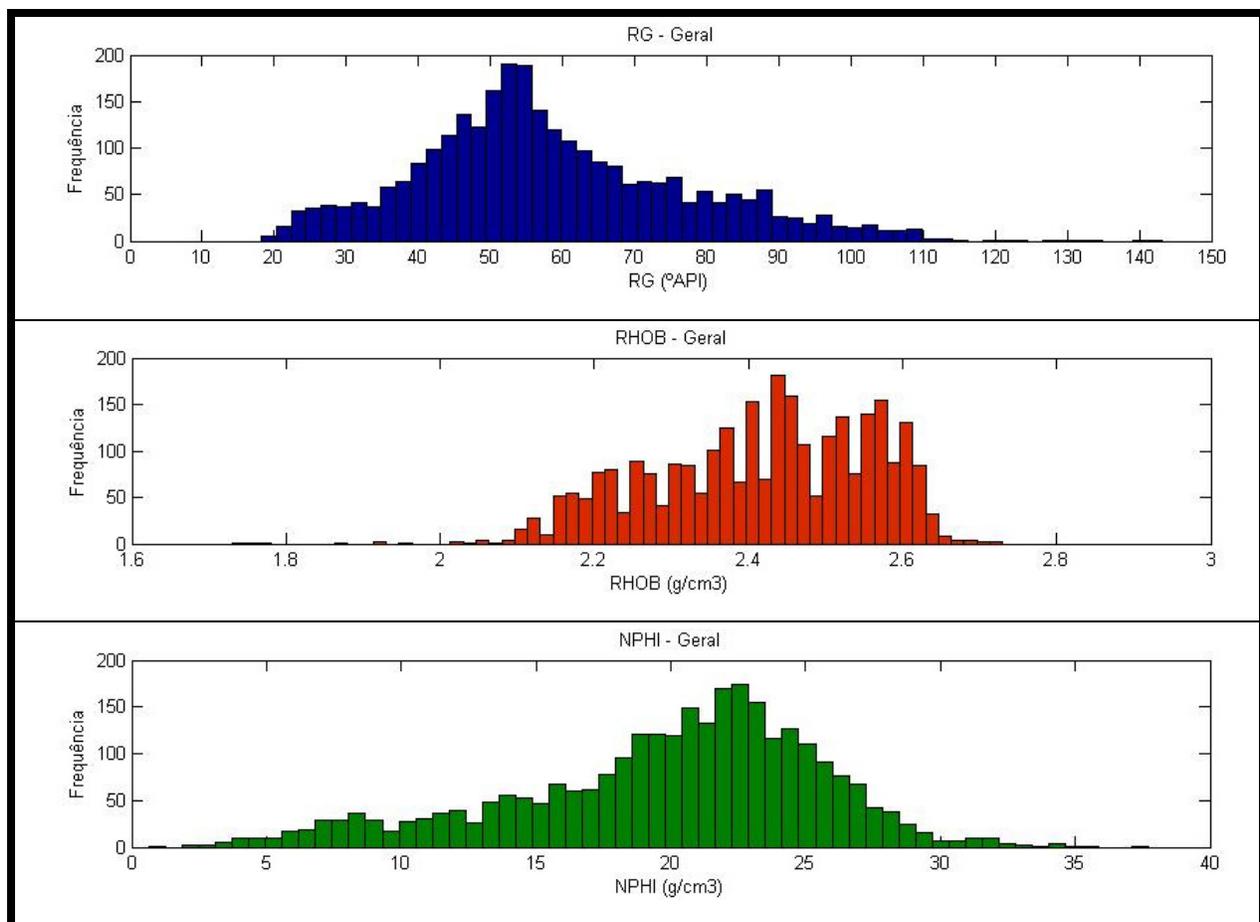


Figura 5.6 – Histogramas do conjunto total de dados dos perfis de RG (azul), RHOB (vermelho) e NPHI (Verde).

Tabela 5.3 - Estatística geral do conjunto de dados

	RG	NPHI	RHOB
n	2833	2833	2833
Máximo	143,25	37,73	2,73
Mínimo	18,17	0,64	1,73
Média	58,41	19,87	2,42
Desvio Padrão	18,92	5,70	0,14

5.4. Análise Estatística das Fácies

Com a finalidade de refinar o posterior agrupamento das fácies, foi realizada uma análise estatística de cada uma delas separadamente, antes da reclassificação em 4 grupos (Anexo I). Essa análise contribui para a verificação do ajuste da fácies ao grupo atribuído a ela.

Saggaf e Nebrija (2000 e 2003) apresentam alguns histogramas referentes aos 3 tipos de rocha estudados por eles para mostrar os intervalos dos valores de raios gama (RG), densidade (RHOB) e tempo de trânsito (DT) correspondentes às fácies estudadas. Estes autores aplicam os histogramas dos valores de cada fácies na construção das funções de pertinência do sistema nebuloso e que essas informações derivam da análise de fácies conhecidas em testemunhos da área estudada. Com isso, os autores tiveram um embasamento para a definição inicial das funções de pertinências do sistema nebuloso.

Dessa forma, a análise estatística e a construção dos histogramas das fácies foram realizadas com a finalidade de auxiliar na definição inicial das funções de pertinência na segunda etapa deste trabalho.

5.5. Análise Estatística dos Grupos

A análise integrada dos histogramas do **grupo 1** (Figura 5.7 e Tabela 5.4) e dos diagramas de correlação RG-RHOB, RG-NPHI e NPHI-RHOB (Figuras 5.8, 5.9 e 5.10, respectivamente) permitiu verificar que o intervalo de valores que abrange o grupo 1 corresponde aos valores de raios gama de 32.06-104.02, 2.1-2.6 g/cm³ de densidade e valores de neutrão de 15-30 %. Entretanto, o intervalo com maior quantidade de dados é de 40-70°API, com média de 55°API. Em relação aos dados de densidade a média é de 2,26 g/cm³. Esses valores são coerentes com a classificação das fácies integrantes do grupo 1, as quais correspondem à apenas arenitos. Por outro lado, o valor de NPHI apresenta-se elevado para esse tipo litológico, tendo uma média de 22,58%. Pode ser observada uma grande variação no intervalo de valores de NPHI, com valor máximo de 29,71% e mínimo de 6,13%.

Em relação ao **grupo 2** (Figura 5.7 e Tabela 5.5), pode ser observado que os histogramas dos valores de RG e RHOB mostram que este grupo pode ser diferenciado do grupo 1 por apresentar valores maiores. Os valores médios de raios gama, densidade e neutrão são 68.43°API, 2.36 g/cm³ e 22.07%, respectivamente. O histograma de NPHI não permite essa diferenciação.

Isso é esperado, pois no grupo 2 há a presença de folhelhos intercalados aos arenitos, o que proporciona o aumento dos valores dos perfis RG. Os folhelhos normalmente possuem valores de raios gama e de densidade mais elevados, devido à presença de matéria orgânica e de minerais radioativos em sua composição. Assim, o intervalo inicial para raios gama compreende maior quantidade de valores de 50-90°API, 2.2-2.6 g/cm³ de densidade e 20-30 % de neutrão.

O **grupo 3** (Figura 5.7 e Tabela 5.6) apresenta valores entre 20°API e 90°API, com maior concentração dos dados entre 40°API e 60°API. Estes valores raios gama são esperados, pois este grupo abrange fácies de arenitos cimentados e fácies com presença de carbonatos. O comportamento da curva do perfil de RG para esses tipos de fácies apresenta diminuição dos valores, uma vez que arenitos e carbonatos tendem a apresentar baixos valores de raios gama.

No caso das fácies aqui consideradas há margas e folhelhos com níveis de marga, além dos arenitos cimentados. Isso explica os valores mais altos considerados no intervalo de raios gama para esse grupo, acima de 60°API, atingindo um máximo de 99°API. Como pode ser visto no histograma do grupo 3 e nos histogramas das fácies individuais para RG, os valores entre 80 °API e 100 °API correspondem às fácies 13 e 20, as quais possuem intercalações de marga com folhelhos.

O perfil de RHOB permite a diferenciação do grupo 3 em relação aos grupos 1 e 2, pois as fácies do grupo 3 contêm carbonatos em sua composição, sendo na forma de cimento ou de marga, o que aumenta os valores de densidade da rocha. O perfil de densidade do grupo 3 apresenta um intervalo de 1.76 g/cm³ a 2.73 g/cm³, com maior concentração dos dados entre 2.4 g/cm³ e 2.6 g/cm³. O histograma do perfil de neutrão apresenta a grande variação dos valores, sendo de 4% a 35 %, com maiores ocorrências entre 17% e 22%. Os valores de NPHI para rochas cimentadas devem ser baixos, justamente devido ao fato de os poros estarem preenchidos por cimento e não estarem livres ou preenchidos por fluídos.

As fácies integrantes do **grupo 4** (Figura 5.7 e Tabela 5.7) justificam os valores altos de raios gama, variando de 23.44°API a 143,25 °API, sendo 70-110°API a maior concentração de ocorrências nesse perfil. Em geral, folhelhos devem apresentar valores altos de raios gama, pois a ferramenta de medição detecta a presença de elementos radioativos na formação, como Tório, Potássio e Urânio. Por conterem maior quantidade de matéria orgânica, é esperado que os folhelhos também contenham valores elevados desses elementos. Esses tipos litológicos devem apresentar densidades maiores do que os arenitos, pelo mesmo motivo explicado acima para raios gama por ter porosidade reduzida em relação aos arenitos. Porém, os dados analisados mostraram valores de densidade entre 2.16-2.65 g/cm³, com uma média igual a 2.43 g/cm³, menor do que a média do grupo 3 que foi de 2.51 g/cm³. Da mesma forma como ocorreu com os demais grupos, os valores de NPHI variaram muito, de 2.26% a 32.72%, com média igual a 21.58%. Embora esta média seja ligeiramente menor em comparação aos grupos 1 e 2, ainda é um valor alto para tipos litológicos com baixa porosidade.

É importante ressaltar que os intervalos de cada perfil para os grupos obtidos pela análise estatística servem apenas como referência inicial para a modelagem dos parâmetros das variáveis de entrada do sistema nebuloso.

Tabela 5.4 – Estatística do Grupo 1.

Grupo 1			
n=538	GR.	NPHI.	RHOB.
Máximo	108,02	29,71	2,60
Mínimo	32,06	6,13	2,09
Média	55,18	22,58	2,26
Desvio Padrão	9,12	3,68	0,10

Tabela 5.5 – Estatística do Grupo 2.

Grupo 2			
n=666	GR.	NPHI.	RHOB.
Máximo	133,75	37,73	2,62
Mínimo	25,49	0,64	1,73
Média	68,43	22,07	2,36
Desvio Padrão	15,70	4,75	0,11

Tabela 5.6 – Estatística do Grupo 3.

Grupo 3			
n=1239	GR.	NPHI.	RHOB.
Máximo	99,27	35,19	2,73
Mínimo	18,17	3,09	1,76
Média	47,86	16,99	2,51
Desvio Padrão	14,64	5,59	0,11

Tabela 5.7 – Estatística do Grupo 4.

Grupo 4			
n=381	GR.	NPHI.	RHOB.
Máximo	143,25	32,72	2,65
Mínimo	24,44	2,26	2,16
Média	79,68	21,58	2,43
Desvio Padrão	20,04	5,70	0,09

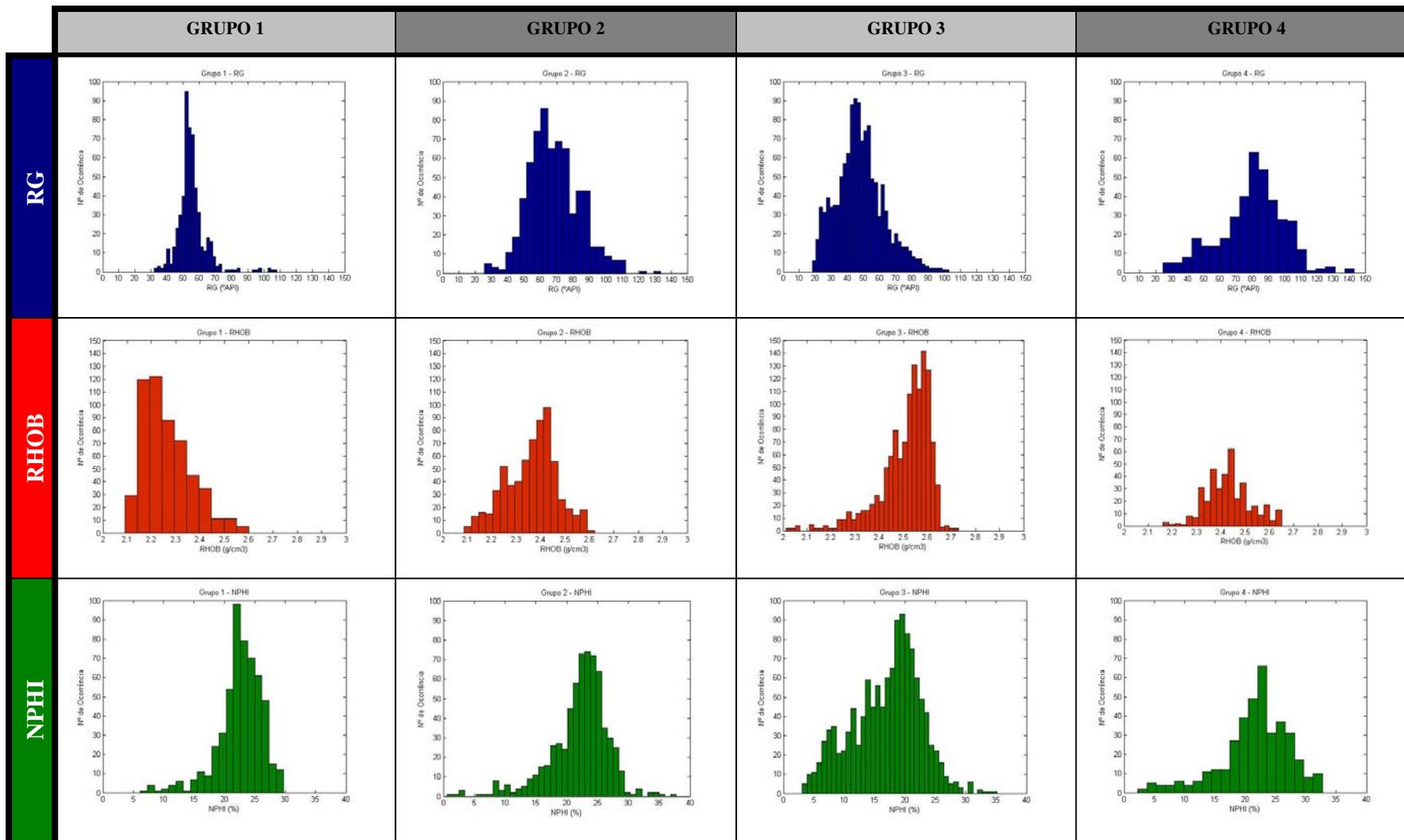


Figura 5.7 - Histogramas referentes aos grupos definidos através do agrupamento de fácies e confeccionados a partir dos dados de perfis de RG (azul), RHOB (vermelho) e NPHI (verde).

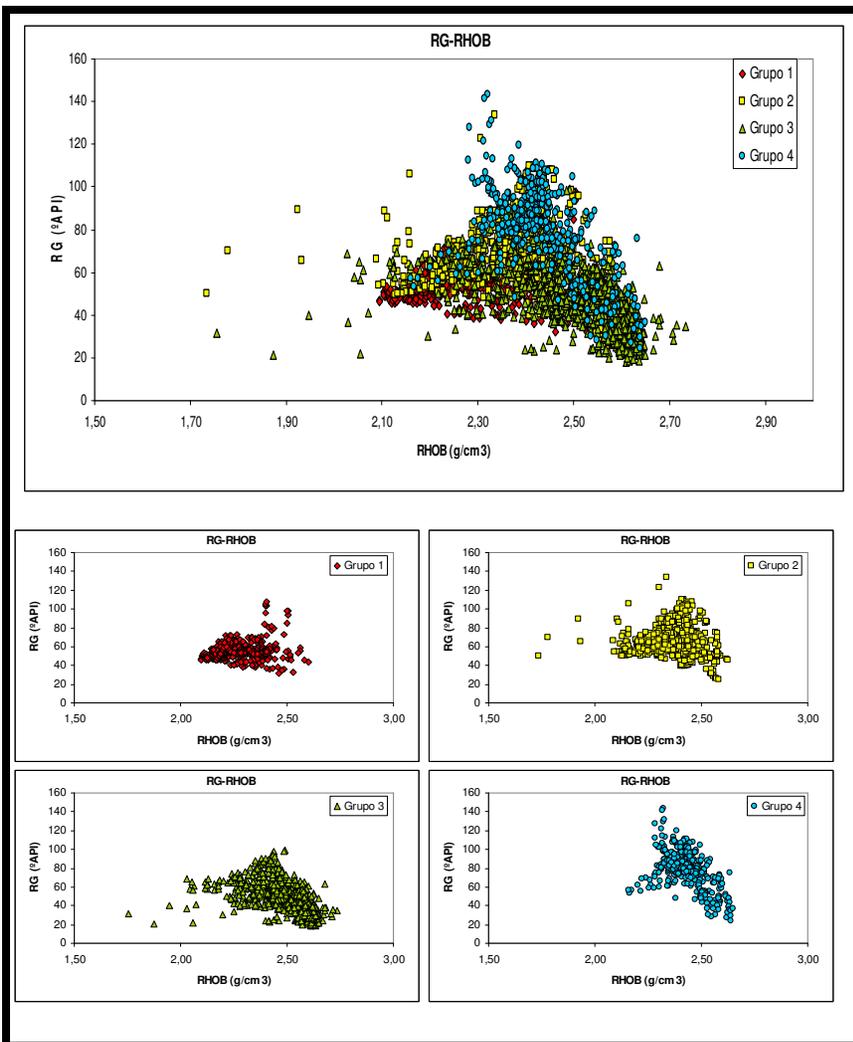


Figura 5.8 - Diagrama de correlação RG vs. RHOB.

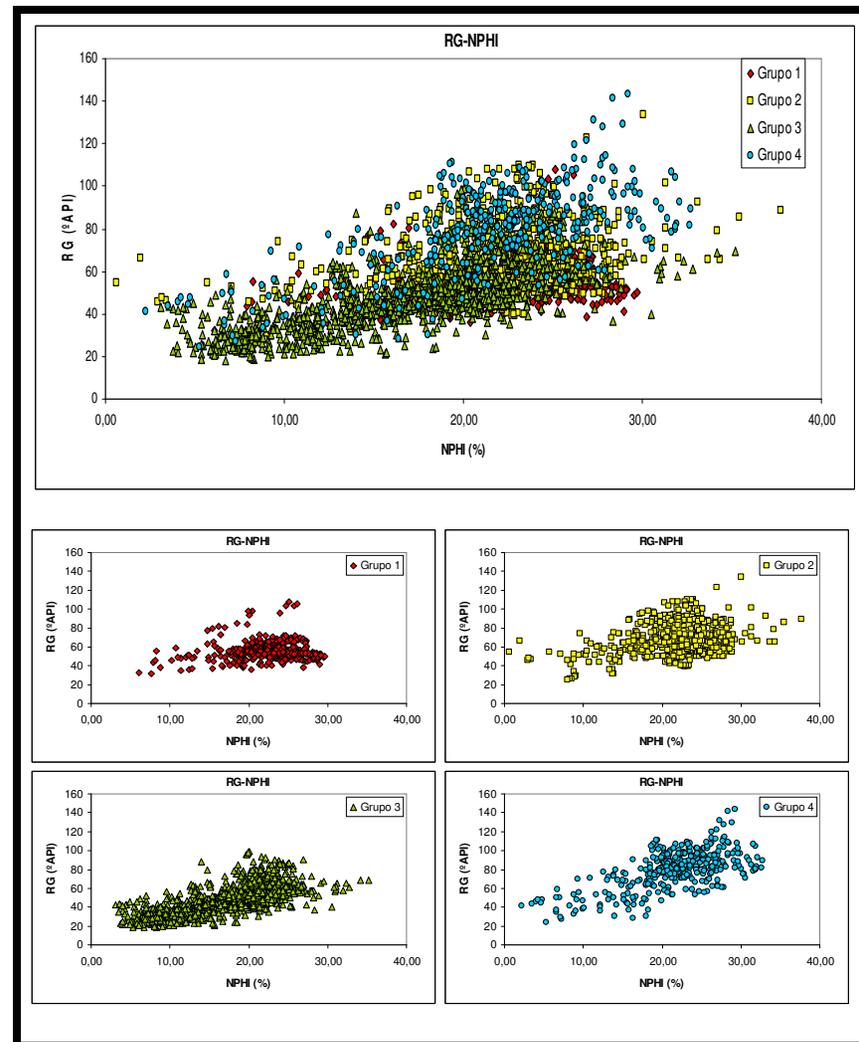


Figura 5.9 - Diagrama de correlação RG vs. NPHI.

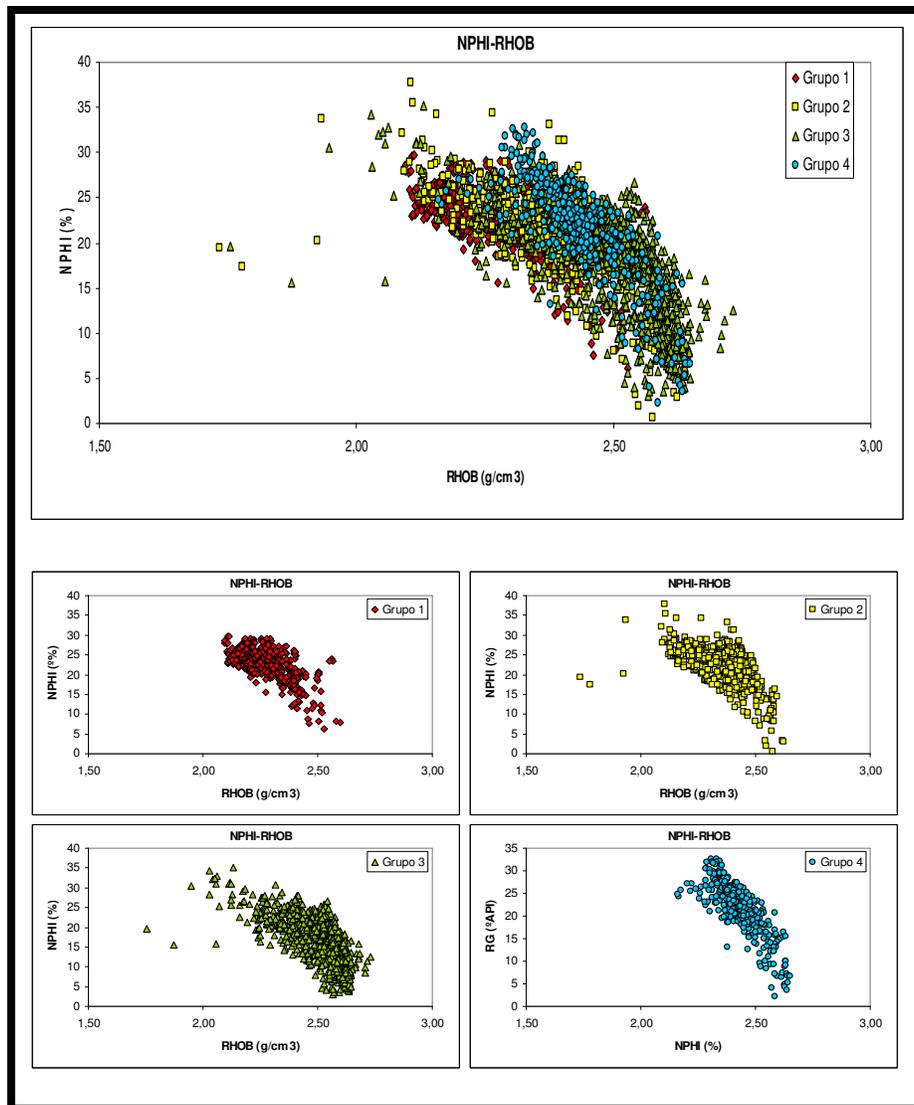


Figura 5.10 - Diagrama de correlação NPHI vs. RHOB

5.6. Aplicação da lógica nebulosa para inferência dos grupos nas seções não testemunhadas dos poços

A construção dos parâmetros das variáveis de entrada no sistema nebuloso foi baseada nos histogramas e também no conhecimento prévio dos valores de RG, RHOB e NPHI referentes às fácies de acordo com a constituição destas. Arenitos limpos apresentam baixos valores no perfil de raios gama devido à ausência de folhelhos/argilas intercalados ou preenchendo poros. Também possuem baixa densidade devido à ausência de cimento, geralmente carbonatos. A presença de

carbonatos nos poros de arenitos faz com que a densidade registrada no perfil de densidade seja muito alta e com que os valores do perfil de raios gama sejam muito baixos, devido à ausência de folhelhos/argilas na constituição desse tipo litológico. O mesmo se aplica ao reconhecimento de rochas carbonáticas existentes na base do reservatório. Altos valores de raios gama e altos registros de densidade indicam a existência de rochas que contenham argila em maior quantidade em sua composição, como os folhelhos, por exemplo. As argilas tendem a possuir maior concentração de elementos radioativos, como Potássio, Tório e Urânio, sendo esse o motivo pelo qual rochas mais argilosas são facilmente reconhecidas pelo perfil de raios gama. Essas relações entre os perfis de raios gama, densidade e neutrão foram utilizadas na construção da base de regras dos sistemas nebulosos desenvolvidos neste trabalho.

A modelagem inicial foi feita considerando apenas três termos lingüísticos para cada variável (baixo, médio e alto). Essa definição inicial dos intervalos serviu de base para a primeira construção dos parâmetros das variáveis de entrada e foi testada ao longo do desenvolvimento do sistema nebuloso. Conforme previsto foi necessária a modificação de alguns limites de intervalos para o melhor ajuste à resposta final em comparação aos dados dos testemunhos. Outra alteração foi a inserção de mais dois termos lingüísticos em cada variável. Portanto, os cinco termos lingüísticos definidos para cada variável são: *muito baixo*, *baixo*, *médio*, *alto* e *muito alto*.

A disposição das fácies descritas ao longo do testemunho é a base para comparação e validação da resposta do sistema nebuloso, tornando mais confiável a inferência de tipos litológicos nas seções não testemunhadas dos poços. As faixas de valores definidos nas abscissas das variáveis correspondem à escala padrão dos perfis geofísicos. Dessa forma, os valores de raios gama variam de 0°API a 150°API; de densidade variam de 2g/cm³ a 3g/cm³; e de neutrão variam de -15% a 45%. As Tabelas 5.8, 5.9 e 5.10 apresentam a definição dos termos lingüístico das variáveis Raios Gama, Densidade e Neutrão, respectivamente, com os valores correspondentes a cada parâmetro das variáveis de entrada.

Tabela 5.8 – Definição dos parâmetros da variável Raios Gama.

RAIOS GAMA (°API)					
PARÂMETRO	INTERVALO				
	TOTAL	INCERTEZA			> PERTINÊNCIA
<i>Muito Baixo</i>	0-40	30-45	55-68	72-80	<30
<i>Baixo</i>	30-68				45-55
<i>Médio</i>	55-80	90-110	90-110	90-110	68-72
<i>Alto</i>	72-110				80-90
<i>Muito Alto</i>	90-150				>110

Tabela 5.9 – Definição dos parâmetros da variável Densidade.

DENSIDADE (g/cm ³)					
PARÂMETRO	INTERVALO				
	TOTAL	INCERTEZA			> PERTINÊNCIA
<i>Muito Baixo</i>	2-2.2	2.1-2.2	2.25-2.35	2.4-2.45	<2.1
<i>Baixo</i>	2.1-2.35				2.2-2.25
<i>Médio</i>	2.25-2.45	2.55-2.65	2.55-2.65	2.55-2.65	2.35-2.4
<i>Alto</i>	2.4-2.65				2.45-2.55
<i>Muito Alto</i>	2.55-3				>2.65

Tabela 5.10 – Definição dos parâmetros da variável Neutrão.

NEUTRÃO (%)					
PARÂMETRO	INTERVALO				
	TOTAL	INCERTEZA			> PERTINÊNCIA
<i>Muito Baixo</i>	-15-10	5-10	12-18	20-25	<5
<i>Baixo</i>	5-18				10-12
<i>Médio</i>	12-25	27-32	27-32	27-32	18-20
<i>Alto</i>	20-32				25-27
<i>Muito Alto</i>	27-45				>32

5.6.1. Módulo de fuzzificação

Na construção de um sistema nebuloso, o primeiro passo corresponde à definição dos termos lingüísticos, baseando-se na distribuição dos valores das três variáveis RG, RHOB e NPHI. Neste módulo é modelada matematicamente a informação das variáveis de entrada por meio de conjuntos nebulosos. É neste módulo que se mostra a grande importância do especialista no processo a ser analisado, pois a cada variável de entrada devem ser atribuídos termos lingüísticos que representam os estados destas variáveis e, a cada termo lingüístico, deve ser associada uma função de pertinência.

A configuração da variável de saída construída no sistema de Mamdani é um modelo que foi sendo ajustado à medida que a resposta do sistema nebuloso se aproximou do padrão do testemunho dos poços. A saída no sistema de Sugeno foi construída atribuindo-se valores constantes a cada grupo. As Figuras 5.11 a 5.15 apresentam a modelagem das variáveis de entrada e saída do sistema nebuloso.

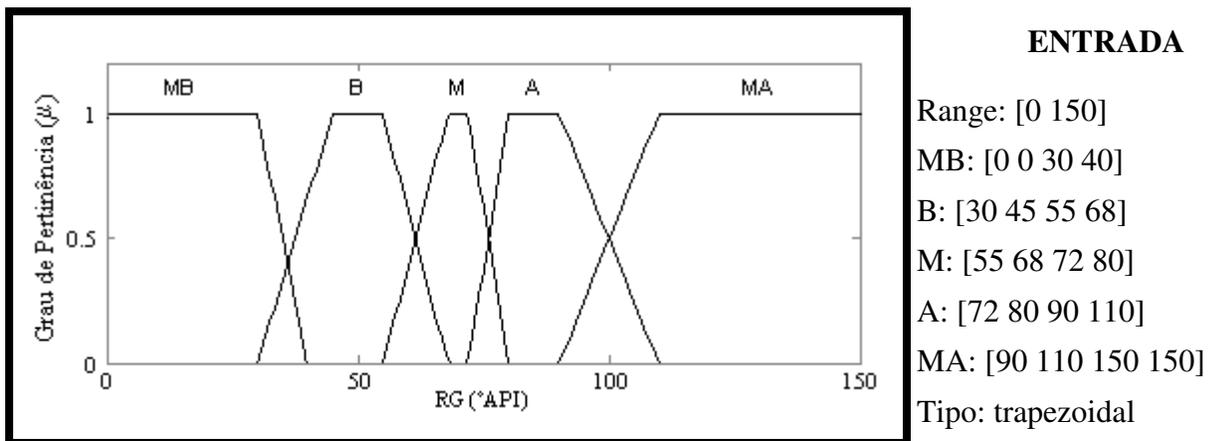
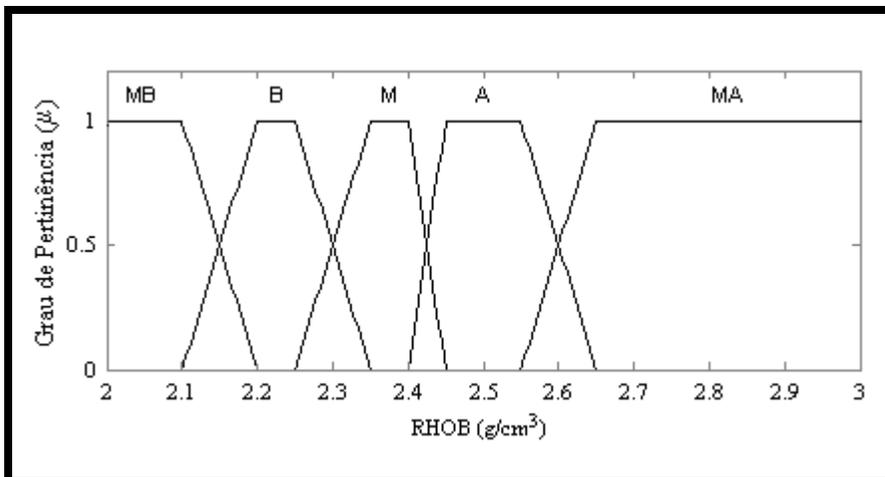


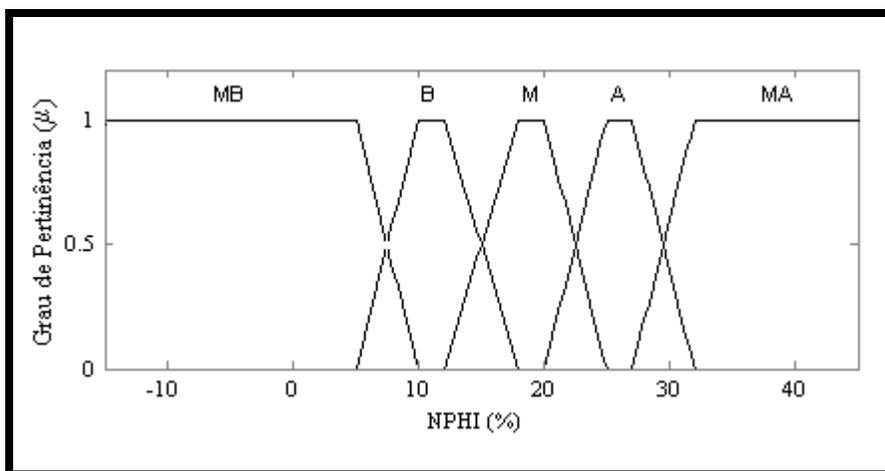
Figura 5.11 – Funções de pertinência da variável de **entrada Raios Gama (RG)**. Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).



ENTRADA

Range: [2 3]
 MB: [2 2 2.1 2.2]
 B: [2.1 2.2 2.25 2.35]
 M: [2.25 2.35 2.4 2.45]
 A: [2.4 2.45 2.55 2.65]
 MA: [2.55 2.65 3 3]
 Tipo: trapezoidal

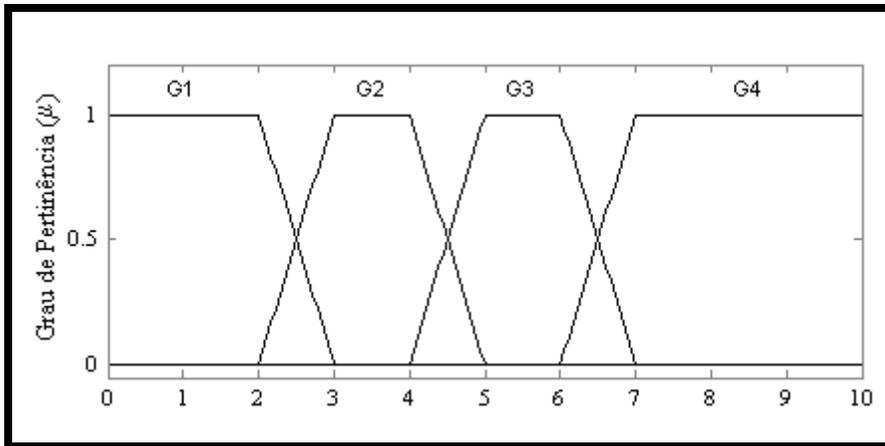
Figura 5.12 – Funções de pertinência da variável de **entrada Densidade (RHOB)**. Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).



ENTRADA

Range: [-15 45]
 MB: [-15 -15 5 10]
 B: [5 10 12 18]
 M: [12 18 20 25]
 A: [20 25 27 32]
 MA: [27 32 45 45]
 Tipo: trapezoidal

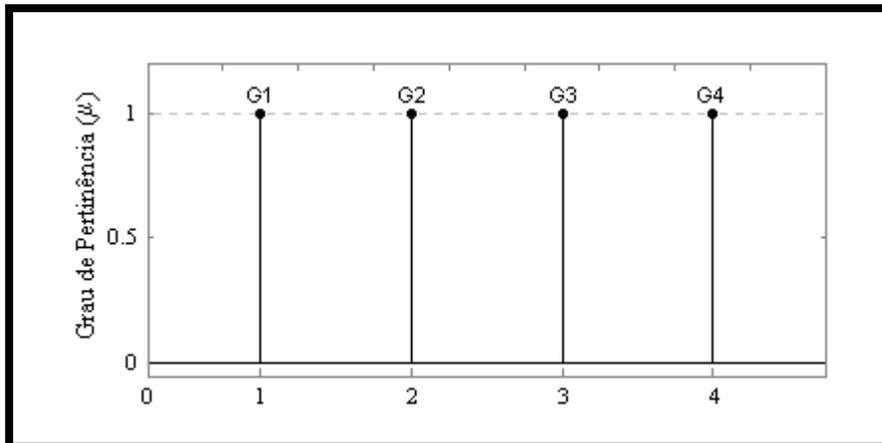
Figura 5.13 – Funções de pertinência da variável de **entrada Neutrão (NPHI)**. Funções de pertinência: MB (muito baixo), B (baixo), M (médio), A (alto), MA (muito alto).



SAÍDA - MAMDANI

Range: [0 10]
 G1: [0 0 2 3]
 G2: [2 3 4 5]
 G3: [4 5 6 7]
 G4: [6 7 10 10]
 Tipo: trapezoidal

Figura 5.14 – Modelagem da variável de saída GrupoFácies (Mamdani), mostrando os quatro grupos definidos na etapa da estatística.



SAÍDA - SUGENO

Range: [0 10]
 G1: 1
 G2: 2
 G3: 3
 G4: 4
 Tipo: trapezoidal

Figura 5.15 – Modelagem da variável de saída GrupoFácies (Sugeno), mostrando os quatro grupos definidos na etapa da estatística.

5.6.2. Módulo da base de regras

O módulo da base de regras constitui núcleo do sistema, onde são armazenadas as variáveis e suas classificações lingüísticas.

Considerando que são três variáveis de entrada, cada uma com cinco parâmetros (muito alto, alto, médio, baixo e muito baixo), devem ser construídas 125 regras (5³). Eliminando

redundâncias entre as regras, apenas 41 regras são consideradas. O Anexo II apresenta as regras construídas para esse sistema nebuloso. A seguir são apresentadas algumas regras como exemplo.

Regra 28: SE RG é Baixo E RHOB é Baixo e NPHI é Médio ENTÃO Grupo 1

Regra 47: SE RG é Baixo E RHOB é Muito Baixo e NPHI é Médio ENTÃO Grupo 3

Regra 57: SE RG é Médio E RHOB é Muito Baixo e NPHI é Baixo ENTÃO Grupo 2

Regra 92: SE RG é Alto E RHOB é Alto e NPHI é Baixo ENTÃO Grupo 4

5.6.3. Módulo de inferência

No módulo de inferência é onde são definidos quais são os conectivos lógicos usados para estabelecer a relação nebulosa que modela a base de regras. É deste módulo que depende o sucesso do sistema nebuloso, pois essa etapa fornecerá a saída nebulosa a ser adotada pelo controlador para posterior interpretação. Os métodos de inferência utilizados neste trabalho são o Mamdani (Figura 5.17) e o Sugeno (Figura 5.18).

Na Figura 5.17 observa-se que o valor fornecido pelo sistema após a defuzzificação é 2.31. Na Figura 5.16 é apresentado o motivo pelo qual a classificação final correspondente a esse valor é o Grupo 1. O número 2.31 fornecido pela defuzzificação é inserido na escala de 0 a 10 definida na etapa de fuzzificação da variável de saída GrupoFácies do sistema de Mamdani. Após sua localização nesta escala, observa-se que o elemento de valor 2.31 pertence ao grupo 2 com 0.25 grau de pertinência e também pertence ao grupo 1 com 0.75 grau de pertinência. Como o maior valor de pertinência é considerado pelo sistema nebuloso, a classificação final corresponde ao Grupo 1. O valor defuzzificado corresponde a uma linha da matriz que contém os dados de entrada além dos dados de profundidade. Assim, na profundidade correspondente ao valor defuzzificado 2.31, o sistema de Mamdani reconheceu o Grupo 1.

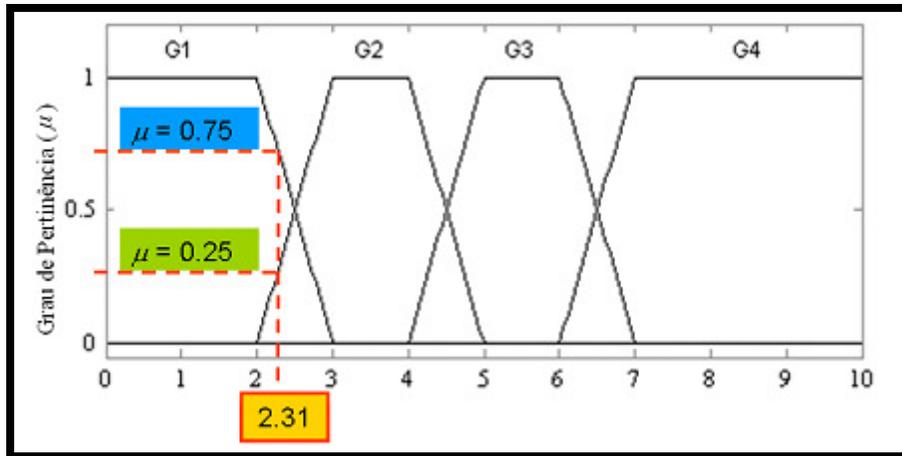


Figura 5.16 – Associação entre valor retornado pela defuzzificação no método de Mamdani e a classificação de grupos.

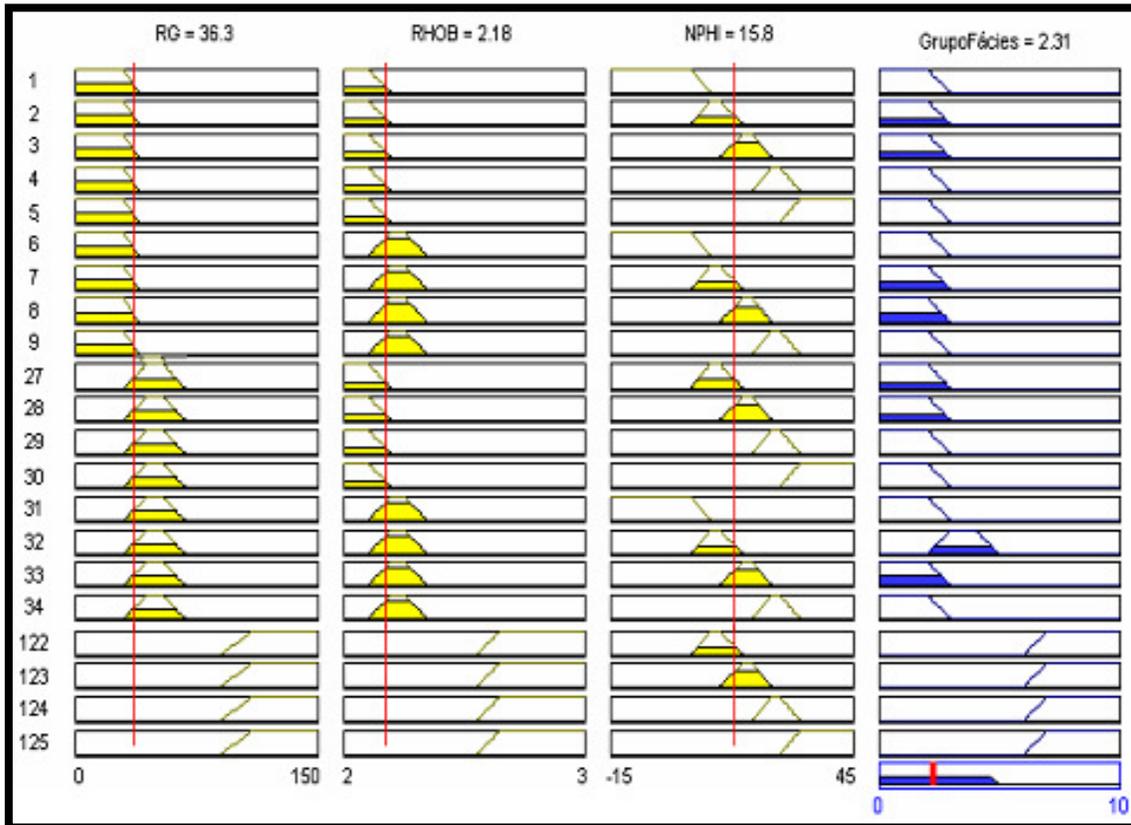


Figura 5.17 – Representação do processo de inferência de *Mamdani*, mostrando algumas regras e um exemplo de entrada de valores de RG, RHOB e NPHI. A última linha do consequente (GrupoFácies) apresenta a defuzzificação e o valor resultante do processo (2.31), indicando que o grupo 1 foi inferido nesse caso.

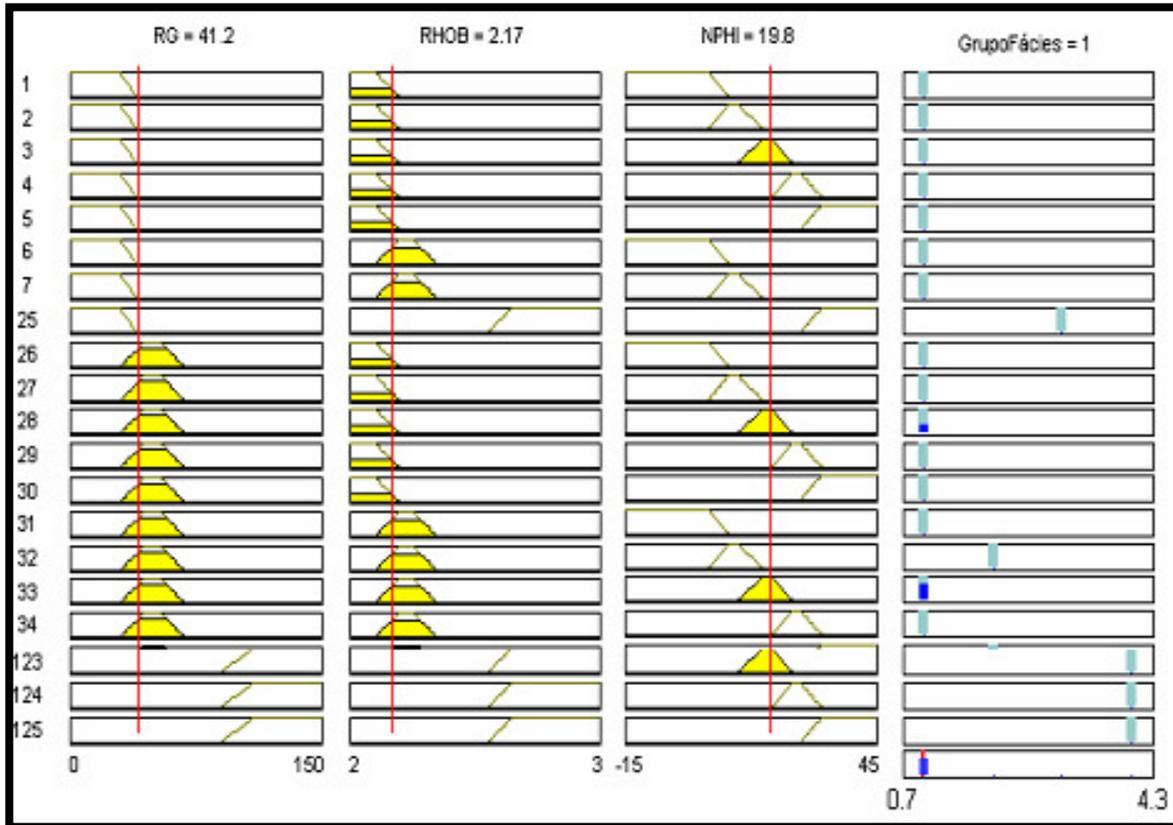


Figura 5.18 – Representação do processo de inferência de *Sugeno*, mostrando algumas regras e o exemplo de entrada de valores de RG, RHOB e NPHI. A última linha do consequente (GrupoFácies) apresenta a defuzzificação e o valor resultante do processo (1), indicando que o grupo 1 foi inferido nesse caso.

5.6.4. Módulo de defuzzificação

O módulo de defuzzificação traduz o estado da variável de saída nebulosa para um valor numérico. Após a inferência é retornado um valor correspondente ao grupo de fácies modelado na variável de saída. O método do centróide foi utilizado na inferência Mamdani e o método da média ponderada foi utilizado na inferência Kang-Takagi-Sugeno.

5.7. Comparação do resultado nebuloso com a análise seqüencial de testemunho e Análise integrada final

Os resultados dos métodos de Mamdani e de Sugeno são analisados de forma integrada. Além disso, as respostas são comparadas aos perfis geofísicos, aos testemunhos e às combinações das regras. Com isso é validada a resposta do sistema nebuloso para cada poço, com a apresentação do grau de acertos por classificação de grupo e de intervalo reservatório e não reservatório. Os passos 5.6.1 a 5.6.4 foram feitos para a inferência da litologia nas seções não amostradas do poço.

5.8. Métodos tradicionais

Neste item é apresentada uma revisão bibliográfica dos métodos tradicionais aplicados na caracterização de eletrofácies em poços, com a finalidade de estabelecer uma base de comparação entre estes métodos e a lógica nebulosa.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

Os resultados são apresentados nas Figuras 6.12 a 6.19, estruturados da seguinte maneira: *i)* coluna 1 – perfil de raios gama; *ii)* coluna 2 – perfis de densidade e neutrão; *iii)* colunas 3, 4 e 5 – antecedentes das regras para valores de raios gama, densidade e neutrão, respectivamente (isso foi feito com a finalidade de justificar e explicitar possíveis erros de classificação dos grupos); *iv)* colunas 6 e 7 – resposta do sistema nebuloso utilizando os métodos de Mamdani e de Sugeno, respectivamente; *v)* coluna 8 – interpretação do testemunho de acordo com a classificação dos grupos anteriormente mencionados; *vi)* colunas 9 e 10 – porcentagem de acertos considerando os grupos e as porções reservatório.

A estimativa da porcentagem de acertos por grupo foi feita inicialmente com a finalidade de avaliar o quanto a resposta do sistema nebuloso coincidiu com o testemunho, sendo critério de validação dos resultados nebulosos. No gráfico, quanto mais afastado o ponto estiver da linha do valor zero, maior o erro de classificação. Após esta etapa, foi possível observar que em muitos casos a porcentagem de acerto foi menor devido à classificação dos grupos, porém analisando os resultados em conjunto com as repostas dos perfis geofísicos pode-se observar que a resposta nebulosa não estava errada, mas sim menos precisa. Como exemplo desta situação, pode-se mencionar o grupos 1 e 2. Ambos são compostos por arenitos, predominantemente, mas o segundo grupo contém folhelhos intercalados aos arenitos. Apesar desta diferença, ambos podem ser considerados como constituintes de intervalos reservatórios, sendo que o grupo 1 apresenta melhor qualidade de reservatório, devido à ausência de outras litologias diferentes de arenito. Dessa forma, a porcentagem de acertos dos grupos foi sempre menor comparada à porcentagem

de acerto de intervalos reservatórios. A Figura 6.1 corresponde a uma seção extraída da resposta nebulosa para o poço NA2, na qual pode ser observado que de acordo com os perfis geofísicos esse intervalo corresponde a um arenito. As classificações pelos métodos de Mamdani e Sugeno reconheceram esta litologia de maneira geral, mas em algumas profundidades o grupo 2 foi identificado pelo sistema. A interpretação visual dos perfis, logicamente, é mais grosseira do que a resposta do sistema nebuloso, pois esta última foi gerada de acordo com as regras pré-estabelecidas na construção do sistema nebuloso.

Para esclarecer conceitos, intervalo reservatório foi considerado como sendo composto pelos grupos 1 e 2. Intervalos não- reservatórios compreendem os grupos 3 e 4.

Para a comparação dos resultados nebulosos com os testemunhos foi considerada a resposta dos perfis geofísicos na análise final dos resultados. Assim, em poços com poucos intervalos testemunhados e que apresentaram problemas na identificação dos grupos pelo sistema nebuloso a interpretação dos perfis ajudou na explicação do problema da aceitação do resultado.

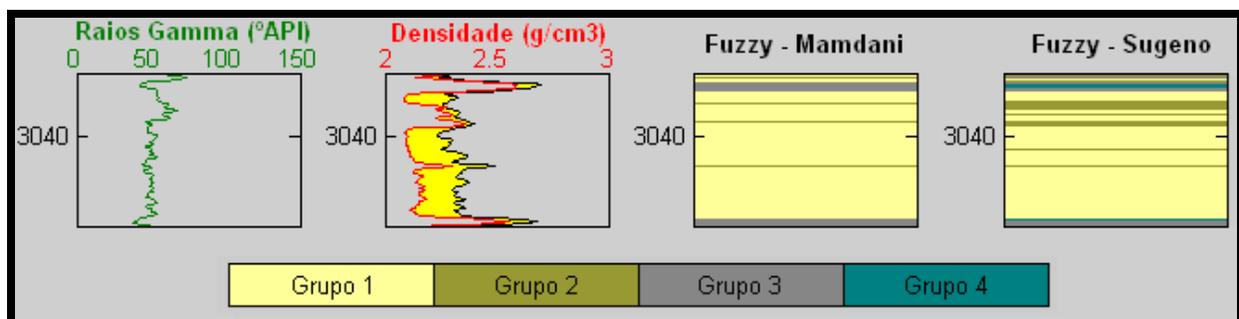


Figura 6.1 - Seção extraída da resposta nebulosa para o poço NA2.

É importante ressaltar que o grupo 3 não é composto exclusivamente por arenitos cimentados, sendo que há também margas e carbonatos. Por isso em alguns casos a resposta dos perfis não coincide com o padrão de reconhecimento desta litologia (baixo raios gama e alta densidade). Nesse caso, foi identificada outra litologia também pertencente ao grupo 3, podendo ser, por exemplo, margas). Entretanto, considerando-se que o grupo 3 pode ser definido

basicamente como não-reservatório, essa imprecisão não é significativa em termos de avaliação de intervalos potencialmente com capacidade de conter hidrocarbonetos.

Outra observação refere-se à identificação do marco verde nos perfis. Este é rastreado por toda a bacia e composto por folhelhos, sendo que o reservatório do Campo de Namorado se inicia logo abaixo deste marco. O sistema nebuloso, tanto de Mamdani quanto de Sugeno, identificou corretamente em todos os poços o intervalo de profundidade correspondente ao marco verde, caracterizado por elevados picos de raios gama. Na Figura 6.2 é apontada a localização do marco verde, tomando-se como exemplo o poço NA7.

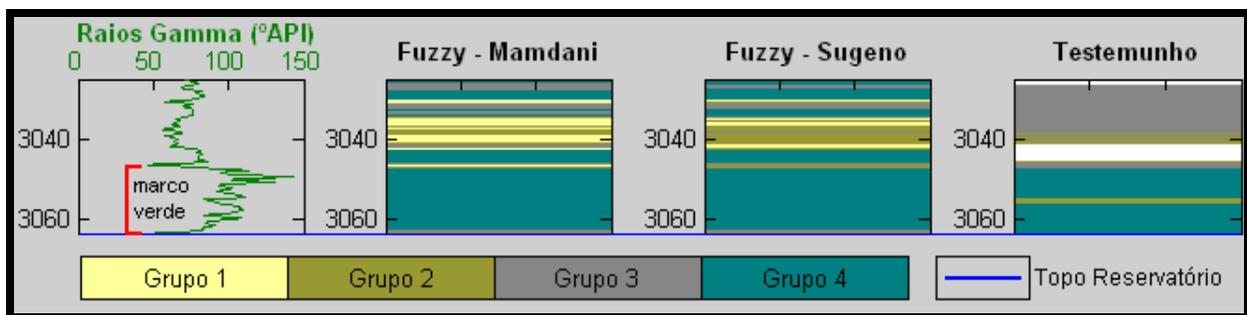


Figura 6.2 – Localização do marco verde no poço NA7.

De modo geral, as resposta nebulosa do método Sugeno foram mais detalhadas, com maior alternância de grupos. Na resposta do método Mamdani, os intervalos foram mais homogêneos. Em ambos os métodos e em todos os poços os intervalos de arenito foram bem identificados.

A resposta nebulosa para o poço NA01A (Figura 6.12), mostrou boa identificação de todos os grupos, com 59,51% e 79,14% de acerto dos grupos e de reservatório, respectivamente, no método Mamdani. O método Sugeno possibilitou 74,85% e 86,50% de acerto dos grupos e de reservatório, respectivamente. A única ressalva a ser feita diz respeito à litologia abaixo da base do reservatório (Figura 6.3). Sabe-se que a base é composta por carbonatos predominantemente e por margas. Na análise dos perfis é bem nítida a profundidade da base do reservatório, tendo em vista que os valores de raios gama em carbonatos são muito baixos, menores do que em arenitos. Além dessa característica, os valores de densidade de rochas carbonáticas são muito elevados, sendo possível observar um aumento brusco desses valores no perfil de densidade a partir da

base. O método Mamdani identificou corretamente o grupo 3 abaixo da base, enquanto o método Sugeno identificou intervalos correspondentes ao grupo 3 e 4 nestas mesmas profundidades. Isso ocorreu em todos os poços. Nesse caso, pode ser que o valor retornado após a defuzzificação pelo método de Sugeno tenha grau de pertinência 0.5, causando confusão na classificação. Outro motivo pode ser que, os valores retornados pela defuzzificação dos dois métodos de inferência sejam próximos, mas foram classificados em grupos diferentes de acordo com a modelagem dos conjuntos na etapa da fuzzificação

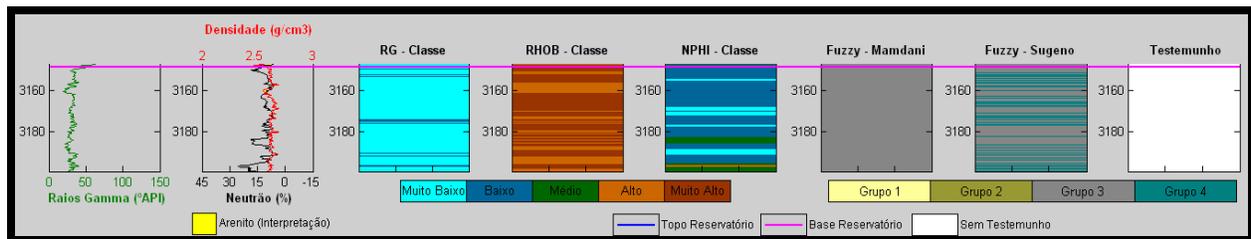


Figura 6.3 – Litologia abaixo da base do reservatório no Poço NA1A.

O poço NA2 (Figura 6.13) apresenta vários pacotes de arenitos, sendo que todos foram identificados pelo sistema nebuloso. No sistema Mamdani houve 74,17% e 89,40% de acerto dos grupos e de reservatório, respectivamente, enquanto que no sistema Sugeno ocorreu 74,83% e 88,74% de acerto dos grupos e de reservatório, respectivamente. As porcentagens de acerto foram muito próximas, embora Sugeno tenha identificado o grupo 2 com maior frequência em comparação com o grupo 1. Neste poço ocorre o mesmo problema que no poço 1 quanto à classificação da litologia abaixo da base do reservatório. Acima do marco verde a classificação dos grupos não está correta, conforme indicado pelos perfis. A identificação equivocada de arenitos nessas profundidades deve-se ao fato de que os valores dos perfis se ajustaram às regras correspondentes aos arenitos, com valores médios de densidade e de raios gama. (Figura 6.4)

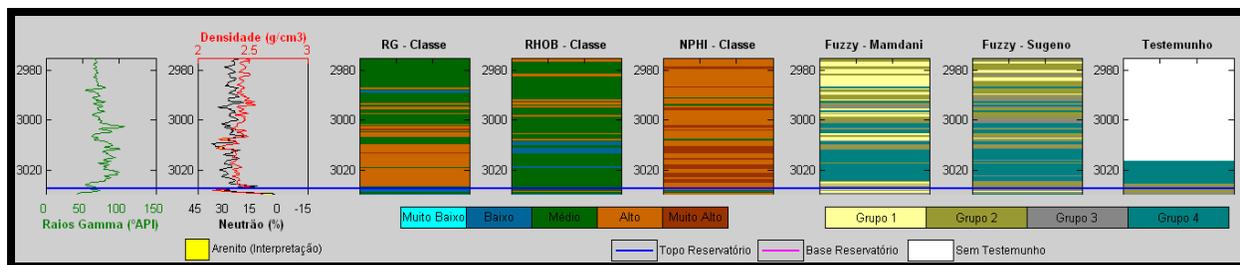


Figura 6.4 – Litologia acima do marco verde no Poço NA2.

Existem dois intervalos com espessura significativa de arenitos no poço NA4, sendo que ambos foram bem identificados pelos sistemas nebulosos (Figura 6.14). Porém, a resposta nebulosa Mamdani para esses arenito foi mais homogênea, com predominância do grupo 1. Pelo sistema Sugeno, o grupo 2 foi identificado com mais frequência. Novamente houve pouca correspondência entre as classificações de Mamdani e de Sugeno abaixo da base do reservatório. De modo geral, neste poço os intervalos reservatório e não-reservatório foram bem definidos, mostrando boa combinação dos antecedentes das regras para esse caso. As porcentagens de acerto foram 68,18% e 78,41% para grupos e reservatório, respectivamente no método Mamdani; no método Sugeno 55,68% dos grupos e 85,51 de reservatório foram coerentes com o testemunho.

Vale ressaltar que o sistema nebuloso foi construído considerando os dados de todos os poços em conjunto e, portanto, as regras são gerais, sem considerar as especificidades que possam ocorrer em cada poço. Por isso, alguns poços apresentam classificações melhores do que outros.

No poço NA7 (Figura 6.15), embora a porcentagem de acerto tenha sido baixa para grupo (47,06% para Mamdani e 48,96% para Sugeno), pode-se observar pelos perfis que a classificação foi coerente, tanto que 68,31% e 70,02% de intervalo reservatório para Mamdani e Sugeno, respectivamente, foram a porcentagem de acerto do sistema. A análise do testemunho é realizada com ênfase na caracterização de reservatório, sem detalhar fácies não-reservatório. No sistema nebuloso, essa classificação de fácies pode ser mais detalhada, devido às regras. Dessa forma, podem ocorrer pequenas incoerências na comparação entre resposta nebulosa e testemunho, que devem ser analisada com cuidado e em conjunto com os perfis geofísicos. A Figura 6.5 ilustra a incoerência entre a descrição de testemunho e o resultado do método nebuloso. Acima do marco

verde o testemunho acusa a existência de rochas pertencentes ao grupo 3, enquanto a resposta nebulosa dos dois métodos utilizados mostra a existência de arenitos dos grupos 1 e 2, o que é confirmado pela análise conjunta dos perfis de densidade e de neutrão.

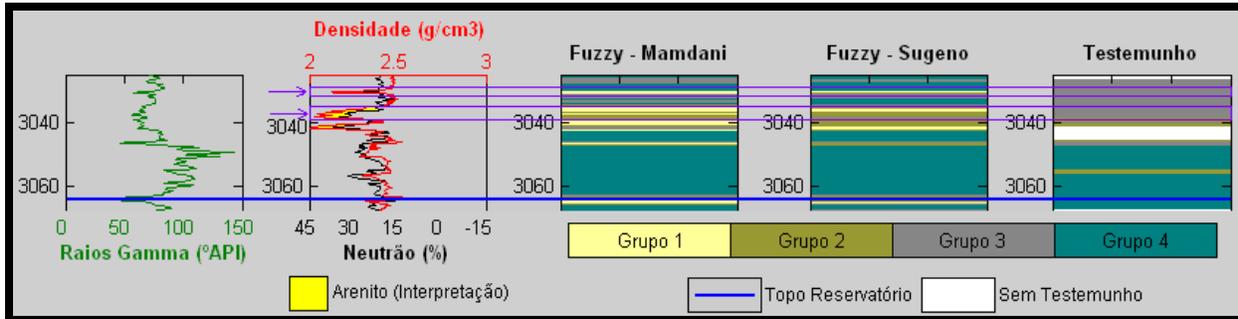


Figura 6.5 – Poço NA7. Erro de classificação (destaque em roxo).

No poço NA11A (Figura 6.16), apenas no intervalo entre 3125 e 3140 metros de profundidade, existem arenitos, os quais foram identificados como grupos 1 e 2 pelos dois métodos de inferência nebulosa. A porcentagem de acerto de grupos e de reservatório foi de 91,19% e de 92,41% para o método Mamdani. A classificação por este método adequou-se muito bem ao testemunho, com uma classificação homogênea do grupo 3 nas demais profundidades acima e abaixo do intervalo de arenito. O único erro de classificação ocorreu acima do marco verde, onde identificou camadas inexistentes de arenito, de acordo com a resposta dos perfis. Neste caso as regras não se adequaram aos dados, pois mesmo os valores de raios gama serem muito baixos, os valores dos perfis de neutrão e de densidade não condizem com o padrão de interpretação de arenitos. A densidade está mais elevada do esperado para um arenito. O método Sugeno forneceu 72,46% e acerto para os grupos e 93,15% de acerto para intervalos reservatórios. A porcentagem reduzida de acerto dos grupos em relação ao método Mamdani se deve ao fato de que a classificação nas profundidades acima e abaixo do intervalo de arenito não foi homogênea como ocorre no testemunho. Além do grupo 3, o sistema com o método Sugeno reconheceu vários intervalos do grupo 4.

No poço NA22 (Figura 6.17) os corpos de arenito mais expressivos foram bem identificados pelos dois sistemas nebulosos. A explicação para a baixa porcentagem de acerto

para grupos (43,30% para Mamdani e 45,59% para Sugeno) é que, enquanto os dois sistemas reconheceram o grupo 1, predominantemente, nas profundidades destes corpos de arenito, o testemunho apresenta a existência do grupo 2 para as mesmas profundidades. Porém 73,18% e 70,11% (Mamdani e Sugeno, respectivamente) são porcentagens de acerto satisfatórias para reservatório.

No poço RJS42 (Figura 6.18) há uma pequena espessura de arenito no topo do reservatório e um intervalo mais espesso com essa litologia entre as profundidades de 3125 a 3175 metros. Esses corpos foram identificados pelo sistema. Por outro lado, ocorreram classificações equivocadas entre 3060 e 3025 metros de profundidade, havendo confusão entre os grupos 2 e 3. Isso ocorreu devido aos valores anômalos observados em algumas profundidades neste poço. Esses valores anômalos se adequam a outros parâmetros das variáveis de entrada, causando a ativação de regras não correspondentes à litologia esperada. Assim, as regras não se adequaram a estes valores, gerando uma classificação não confiável. Isso explica a baixa taxa de acertos de grupos pelo método Sugeno (28,57%). As porcentagens de acerto foram altas, pois só há testemunho no intervalo mais espesso de arenito, que foram bem reconhecidos pelo sistema nebuloso (65,87% dos grupos para Mamdani, 93,65% e 96,03% de acerto em reservatório para Mamdani e Sugeno respectivamente).

Por fim, o método Mamdani identificou mais intervalos de arenito em comparação ao método Sugeno no poço RJS234 (Figura 6.19). A base do reservatório não pode ser bem representada como nos poços anteriores devido à falta de dados dos perfis. Em comparação com o testemunho, acima do marco verde houve grande coerência entre o resultado nebuloso e o testemunho, bem como o intervalo de arenito entre 3230 e 3233 metros de profundidade.

Em geral, a determinação dos grupos, a partir dos perfis de poços e da resposta nebulosa, colocou em evidência a dificuldade de correlacionar diretamente as características de perfis de poços e as fácies sedimentares identificadas inicialmente pela descrição da análise seqüencial de testemunhos. As dificuldades podem ser relacionadas à sobreposição dos intervalos de perfis (raios gama, porosidade e densidade) dos grupos definidos e a complexidade geológica da área.

No entanto, foi muito satisfatório o resultado geral de identificação dos grupos, principalmente dos carbonatos que delimitam a base do reservatório do campo (Grupo 3) no método Mamdani, os arenitos reservatórios (Grupo 1) em todos os poços e folhelhos representantes do marco verde (Grupo 4).

Nas Tabelas 6.1 a 6.4 foram agrupadas as porcentagens de acerto e a quantidade de amostras reconhecidas para grupos e reservatório obtidos das respostas nebulosas pelos métodos de Mamdani e Sugeno. As Figuras 6.6a a 6.11b apresentam esses resultados em gráficos. Deve-se ressaltar que a divisão em grupo pode apresentar incoerências, pois a descrição de testemunhos privilegia a fácies reservatório. Por isso, utilizando apenas os perfis de raios gama, densidade e neutrão não se pode prever toda a heterogeneidade geológica do reservatório. O símbolo ‘*’ indica a não existência da litologia no testemunho ou o não reconhecimento desta em uma dada profundidade.

Tabela 6.1 – Acerto total de grupos e reservatório após inferência pelo método de *Mamdani*.

POÇO	TOTAL DE AMOSTRAS	% ACERTO GRUPO TOTAL	ACERTO GRUPO TOTAL (quantidade de amostras)	TOTAL DE AMOSTRAS RESERVATÓRIO	% ACERTO RESERVATÓRIO	ACERTO RESERVATÓRIO (quantidade de amostras)
NA1A	1238	59,51	736,73	581,00	79,14	459,80
NA2	990	74,17	734,28	707,00	89,40	632,06
NA4	999	68,18	681,12	436,00	78,41	341,87
NA7	1250	47,06	588,25	550,00	68,31	375,71
NA11A	1000	91,19	911,90	112,00	92,41	103,50
NA22	650	43,3	281,45	136,00	73,18	99,52
RJS42	1075	65,87	708,10	440,00	93,65	412,06
RJS234	800	60,49	483,92	377,00	82,44	310,80

Tabela 6.2 – Acerto por grupo após inferência pelo método de *Mamdani*.

POÇO	TOTAL DE AMOSTRAS				% ACERTO POR GRUPO				ACERTO POR GRUPO (quantidade de amostras)			
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
NA1A	492	89	520	137	48,45	2,06	17,53	31,96	238,37	1,83	91,16	43,79
NA2	502	205	173	110	53,57	6,25	7,14	33,04	268,92	12,81	12,35	36,34
NA4	323	113	451	112	57,08	0,42	42,5	*	184,37	0,47	191,68	*
NA7	434	116	428	272	29,03	5,24	16,94	48,79	125,99	6,08	72,50	132,71
NA11A	48	64	810	78	3,62	*	95,57	0,81	1,74	*	774,12	0,63
NA22	116	20	292	222	25,66	11,5	17,7	45,13	29,77	2,30	51,68	100,19
RJS42	220	220	506	129	97,59	*	*	*	214,70	*	*	*
RJS234	228	149	261	162	20,16	*	49,19	30,65	45,96	*	128,39	49,65

Tabela 6.3 – Acerto total de grupos e reservatório após inferência pelo método de *Sugeno*.

POÇO	TOTAL DE AMOSTRAS	% ACERTO GRUPO TOTAL	ACERTO GRUPO TOTAL (quantidade de amostras)	TOTAL DE AMOSTRAS RESERVATÓRIO	% ACERTO RESERVATÓRIO	ACERTO RESERVATÓRIO (quantidade de amostras)
NA1A	1238	74,85	926,64	533,00	86,50	461,05
NA2	990	74,83	740,82	648,00	88,74	575,04
NA4	999	55,68	556,24	381,00	85,51	325,79
NA7	1250	48,96	612,00	511,00	70,02	357,80
NA11A	1000	72,46	724,60	68,00	93,15	63,34
NA22	650	45,59	296,34	124,00	70,11	86,94
RJS42	1075	28,57	307,13	363,00	96,03	348,59
RJS234	800	58,29	466,32	284,00	87,20	247,65

Tabela 6.4 – Acerto por grupo após inferência pelo método de *Sugeno*.

POÇO	TOTAL DE AMOSTRAS				% ACERTO POR GRUPO				ACERTO POR GRUPO (quantidade de amostras)			
	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
NA1A	318	215	434	271	36,89	15,57	19,67	27,87	117,31	33,48	85,37	75,53
NA2	240	408	200	142	50,44	13,27	4,42	31,86	121,06	54,14	8,84	45,24
NA4	165	216	414	204	38,78	5,61	55,61	0	63,99	12,12	230,23	*
NA7	284	227	357	382	23,26	9,3	15,5	51,94	66,06	21,11	55,34	198,41
NA11A	24	44	695	237	2,03	0	96,79	1,18	0,49	*	672,69	2,80
NA22	93	31	228	298	24,37	12,45	11,76	50,42	22,66	3,86	26,81	150,25
RJS42	64	299	490	222	72,22	27,78	0	0	46,22	83,06	*	*
RJS234	101	183	333	183	7,32	0	55,28	37,4	7,39	*	184,08	68,44

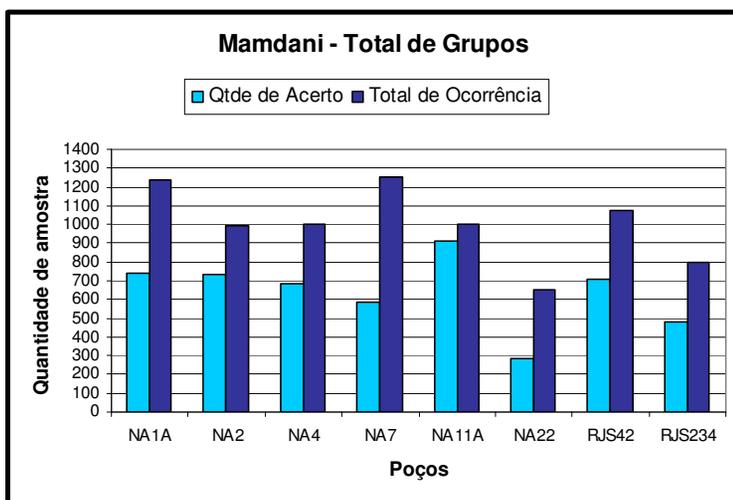


Figura 6.6a – Acerto total de grupos após inferência pelo método de *Mamdani*.

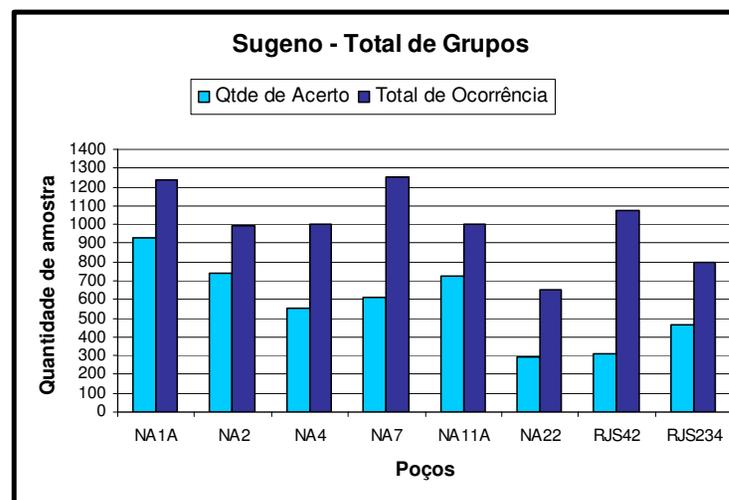


Figura 6.6b – Acerto total de grupos após inferência pelo método de *Sugeno*.

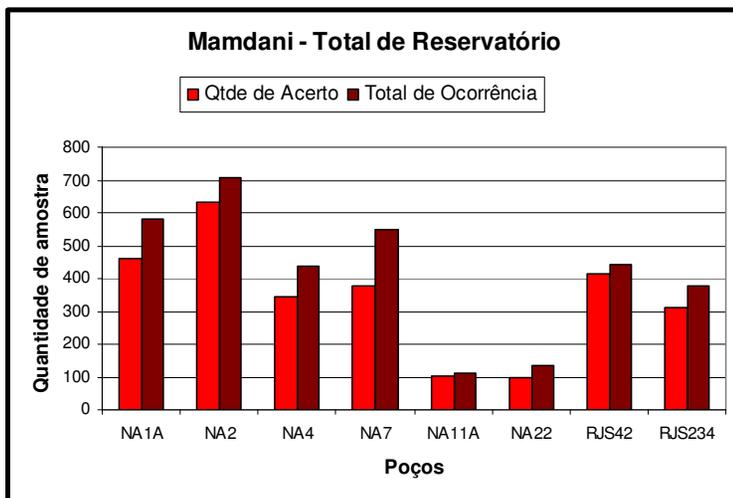


Figura 6.7a – Acerto total de reservatório após inferência pelo método de *Mamdani*.

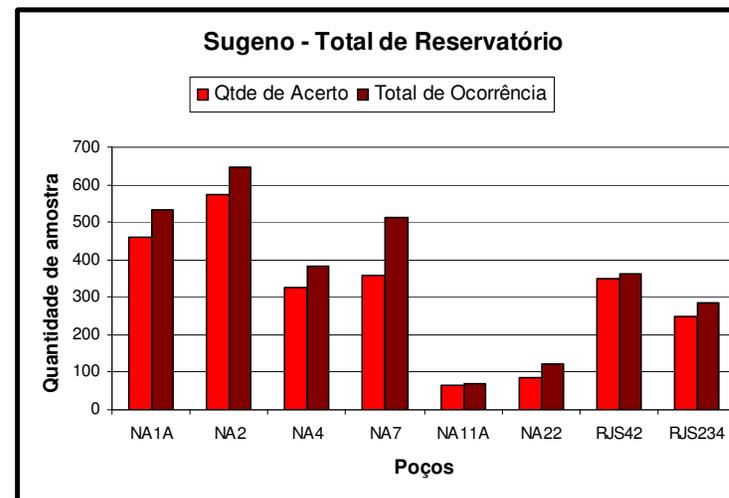


Figura 6.7b – Acerto total de reservatório após inferência pelo método de *Sugeno*.

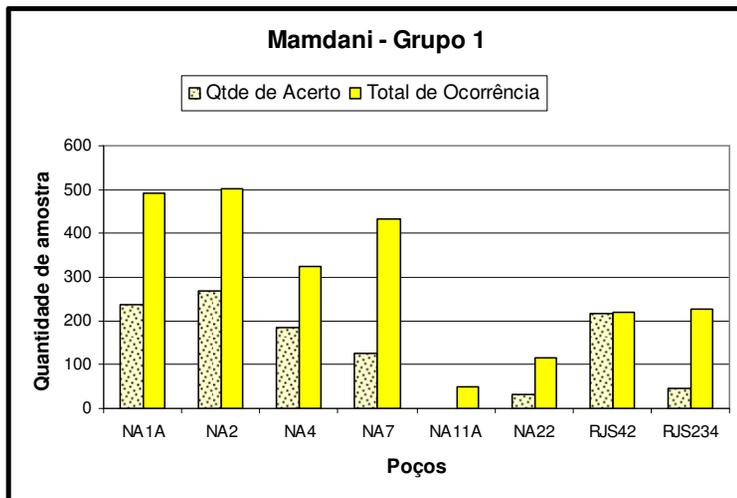


Figura 6.8a – Acerto do Grupo 1 após inferência pelo método de *Mamdani*.

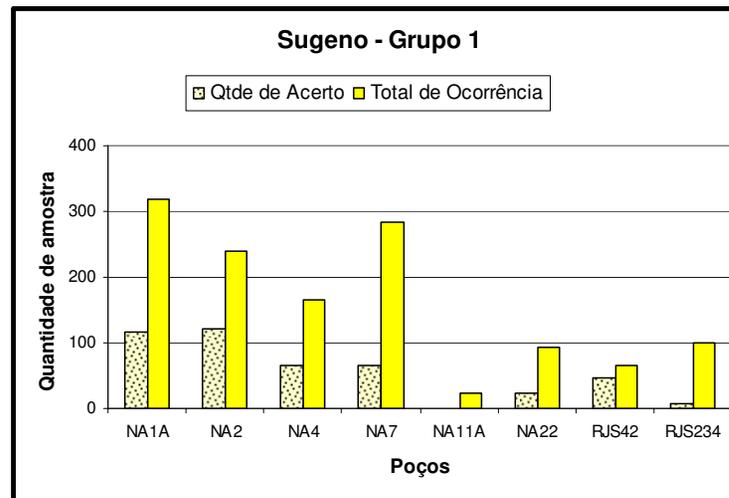


Figura 6.8b – Acerto do Grupo 1 após inferência pelo método de *Sugeno*.

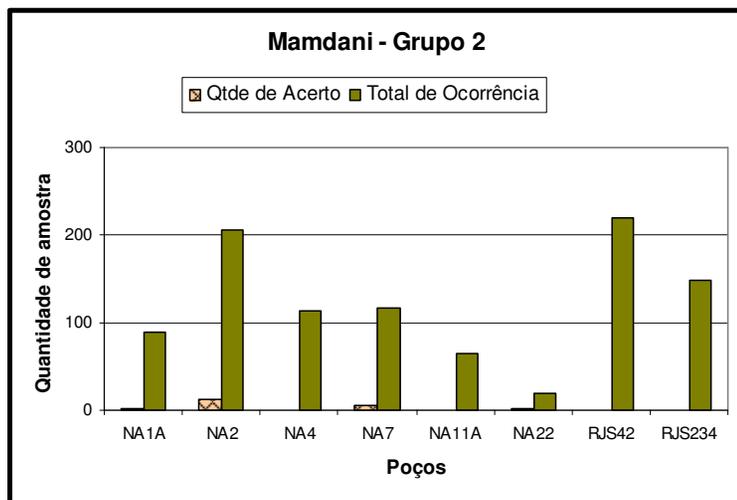


Figura 6.9a – Acerto do Grupo 2 após inferência pelo método de *Mamdani*.

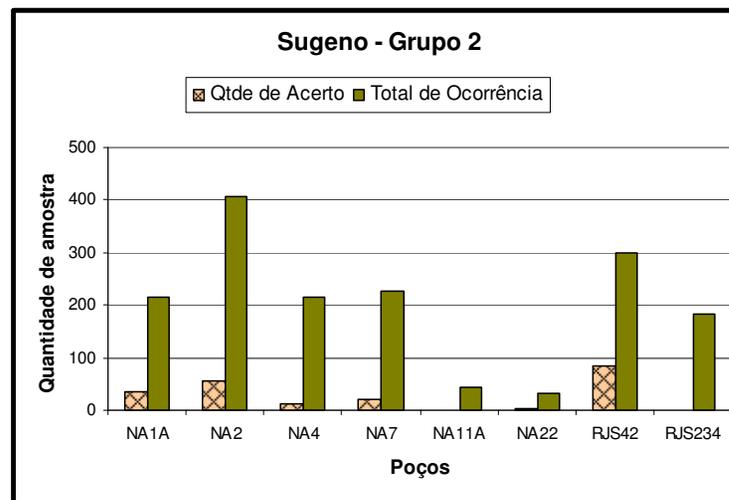


Figura 6.9b – Acerto do Grupo 2 após inferência pelo método de *Sugeno*.

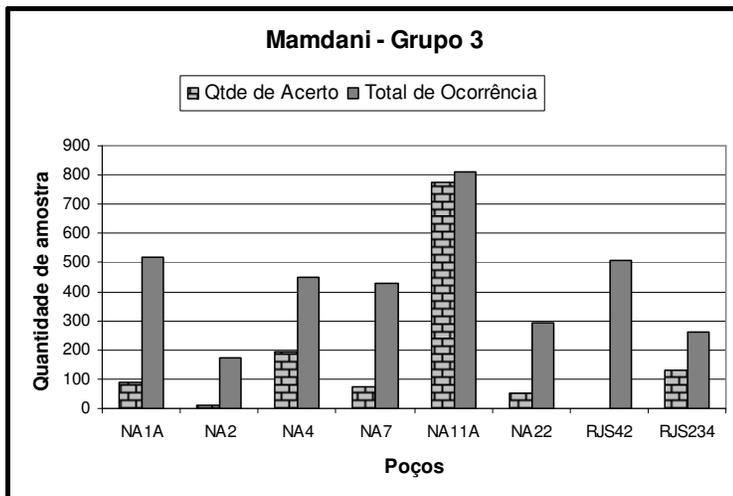


Figura 6.10a – Acerto do Grupo 3 após inferência pelo método de *Mamdani*.

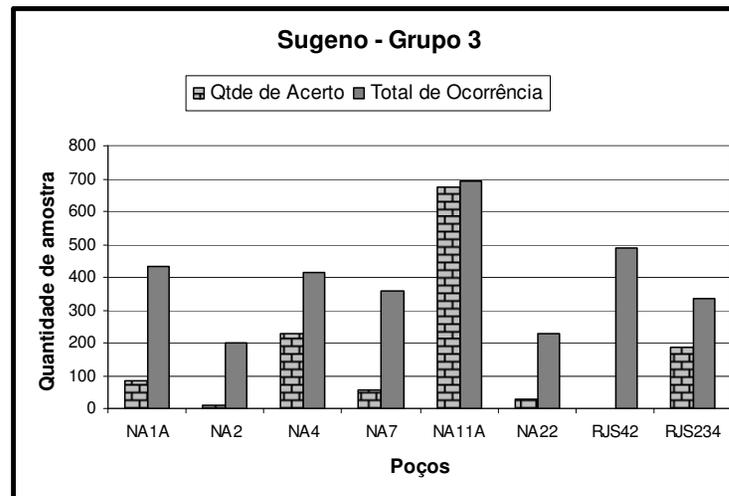


Figura 6.10b – Acerto do Grupo 3 após inferência pelo método de *Sugeno*.

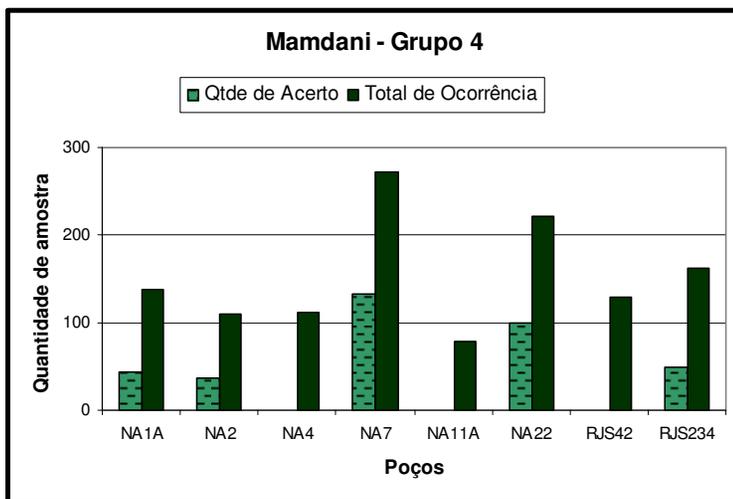


Figura 6.11a – Acerto do Grupo 4 após inferência pelo método de *Mamdani*.

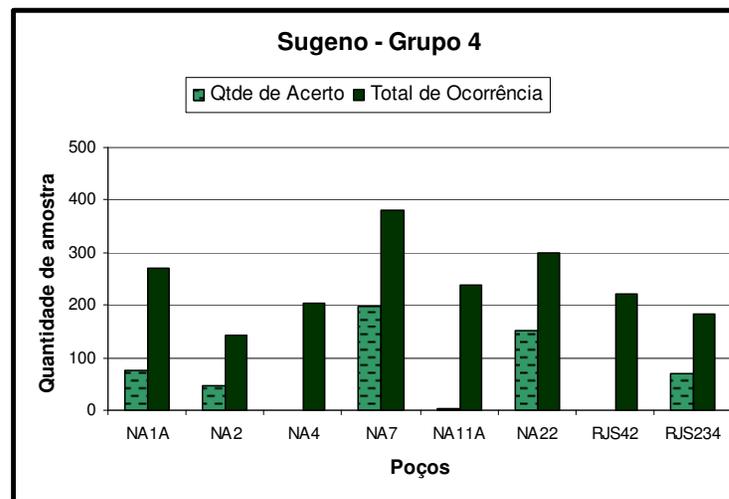


Figura 6.11b – Acerto do Grupo 4 após inferência pelo método de *Sugeno*.

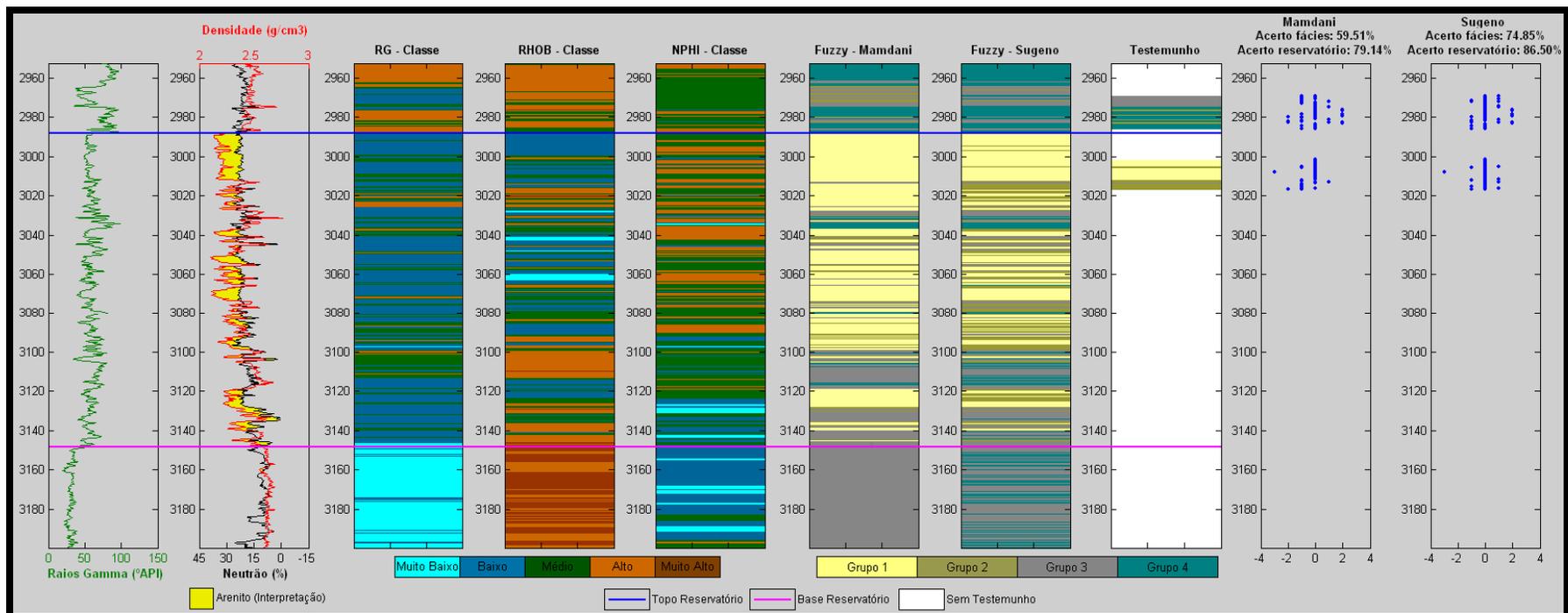


Figura 6.12 - Poço NA1A. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

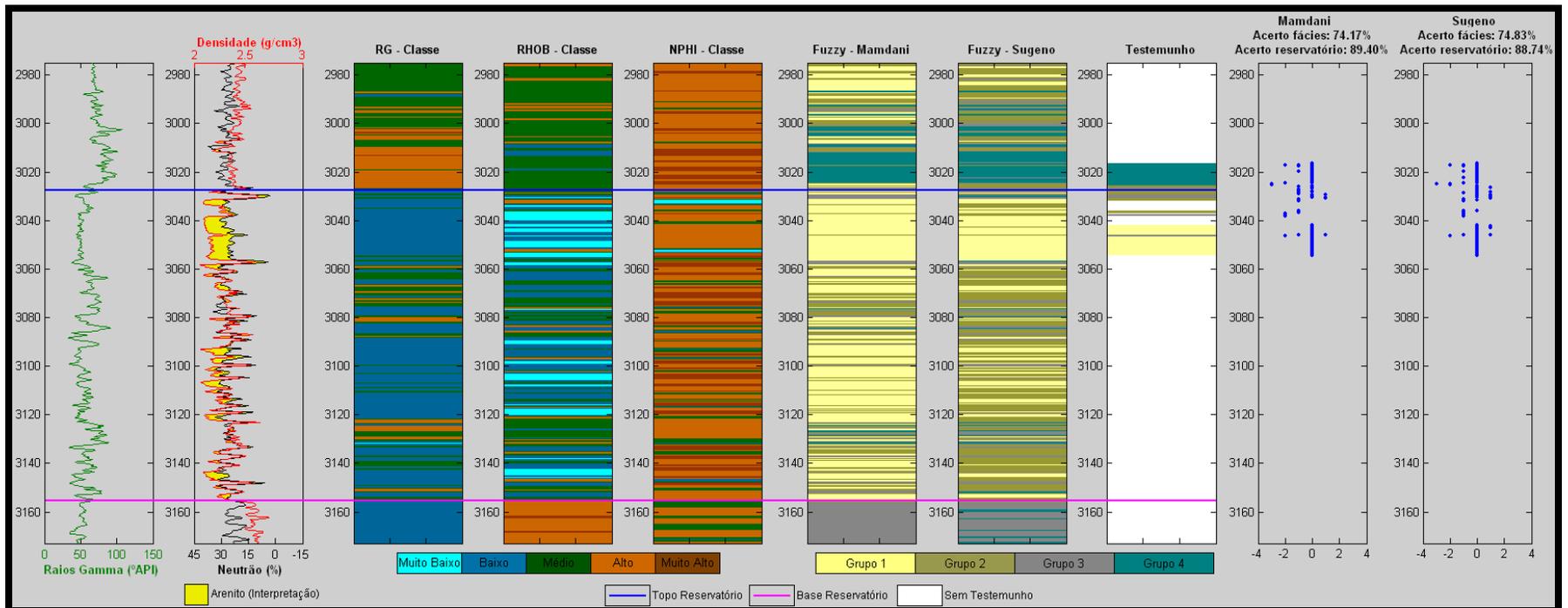


Figura 6.13 - Poço NA2. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

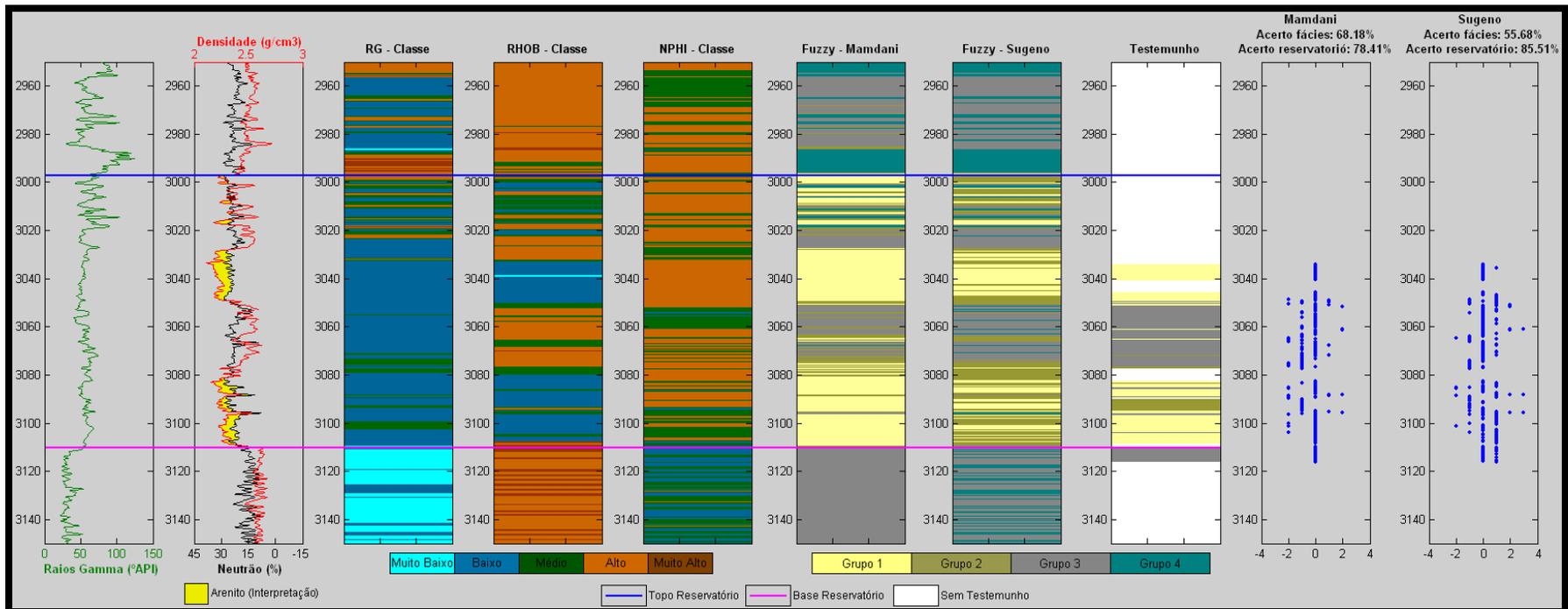


Figura 6.14 - Poço NA4. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

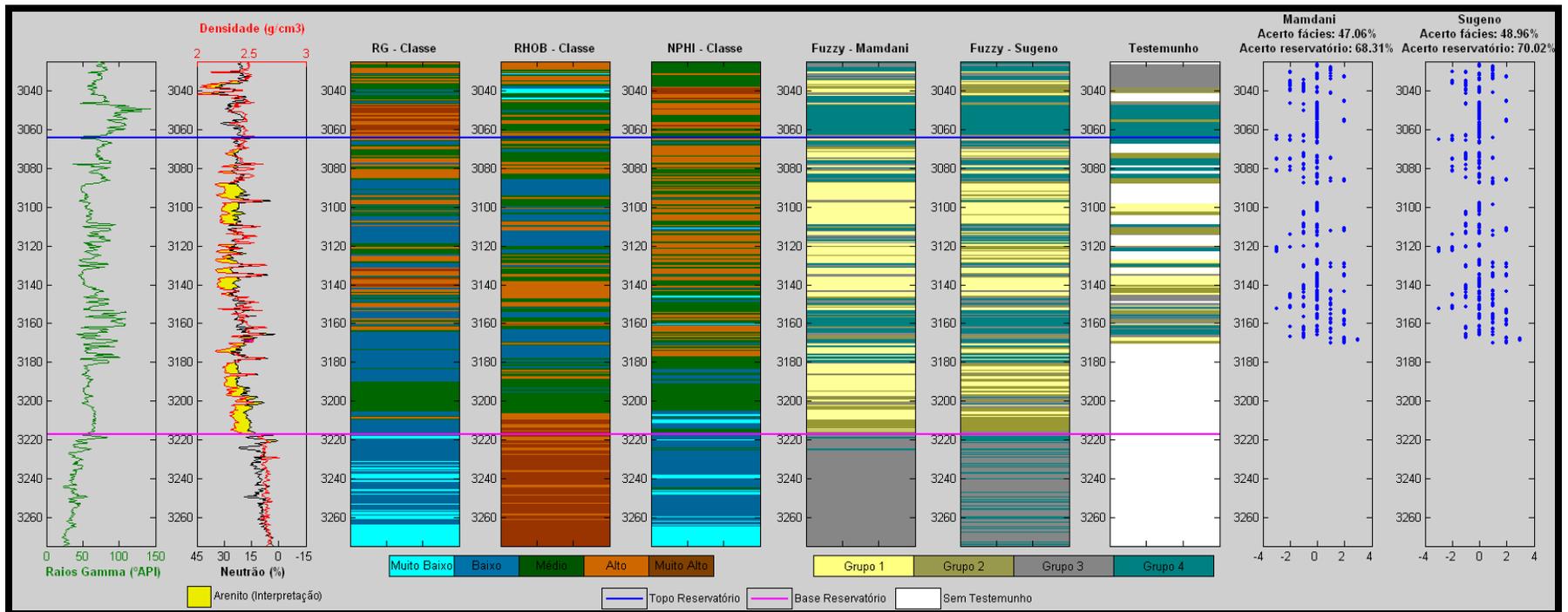


Figura 6.15 - Poço NA7. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

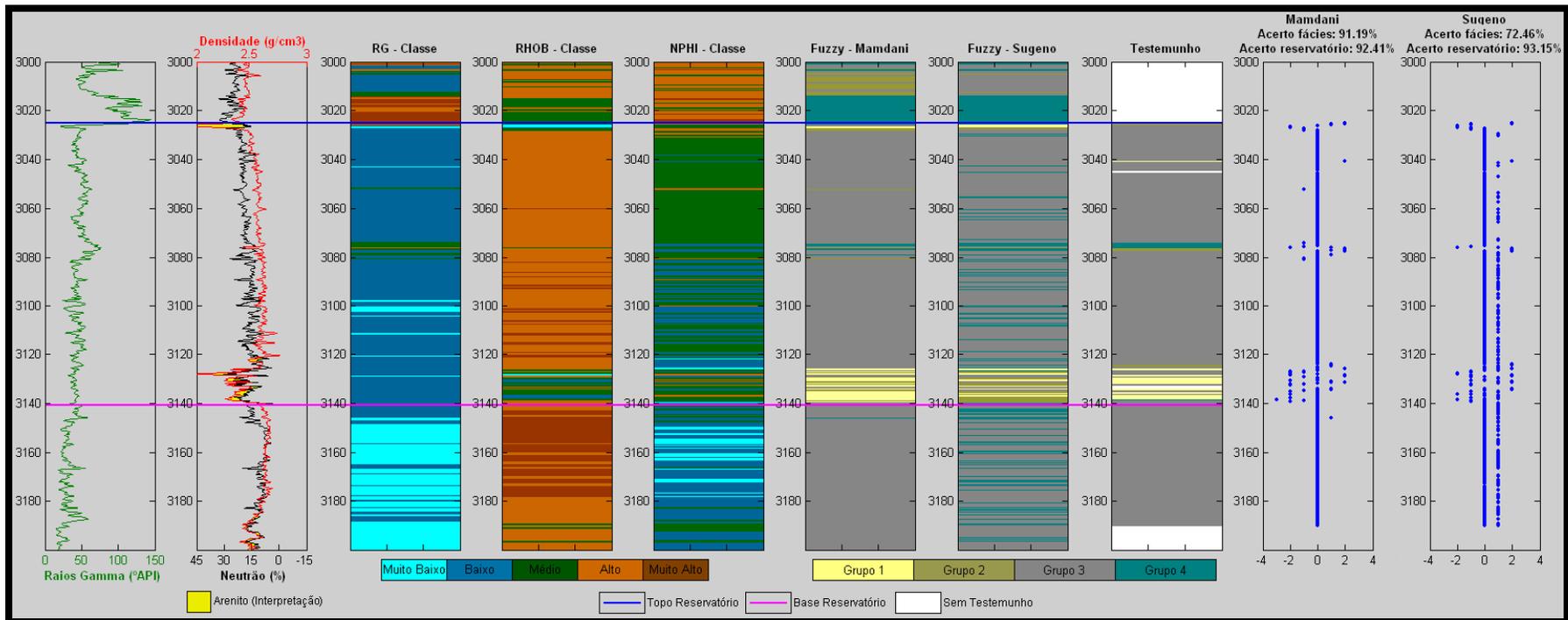


Figura 6.16 - Poço NA11A. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

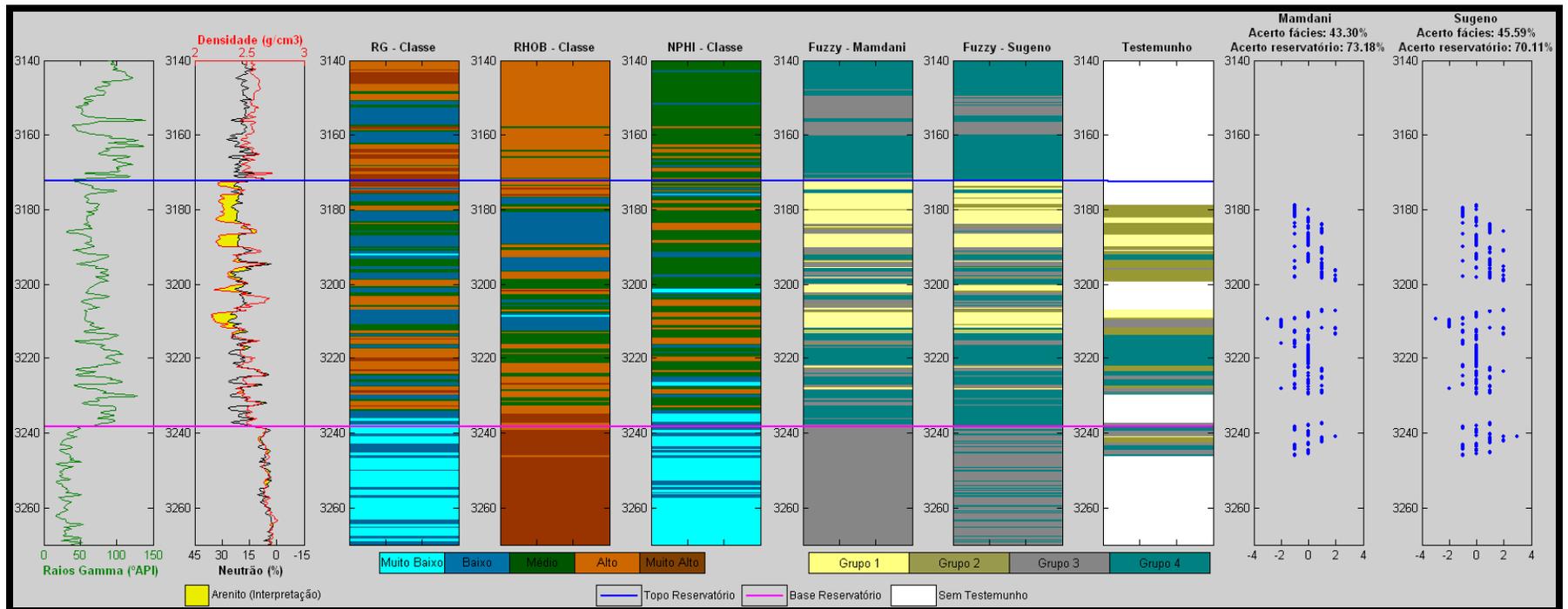


Figura 6.17 - Poço NA22. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

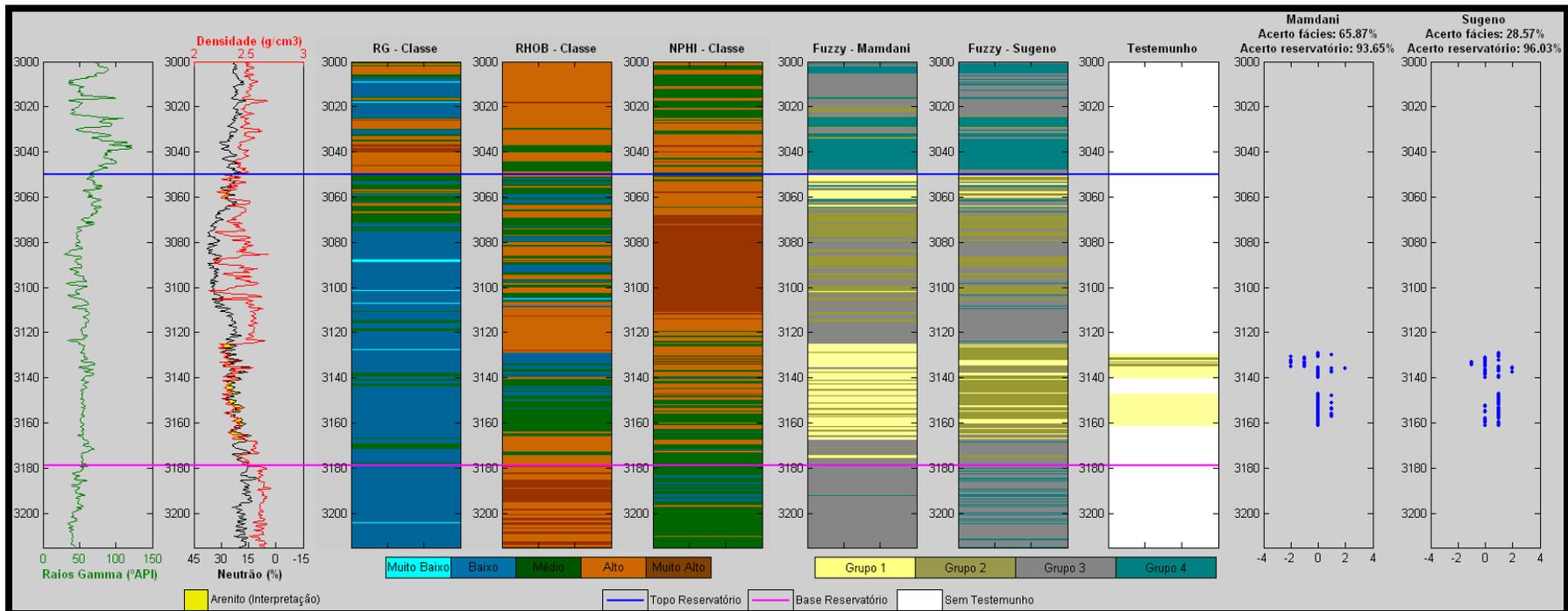


Figura 6.18 - Poço RJS42. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

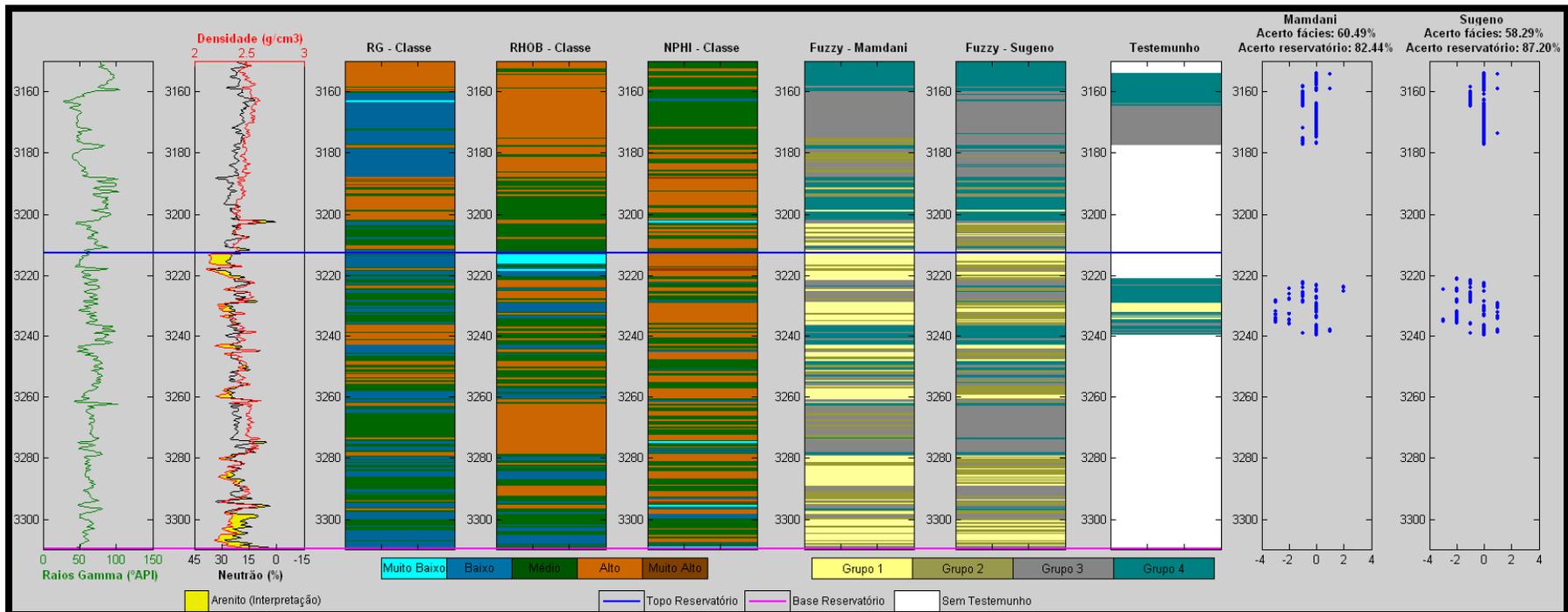


Figura 6.19 - Poço RJS234. Perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Classes das funções de pertinência para os perfis de raios gama (RG), densidade (RHOB) e neutrão (NPHI); Identificação nebulosa de eletrofácies pelos métodos de Mamdani e Sugeno; Testemunho interpretado de acordo com os grupos propostos; Porcentagem de acerto de grupos e reservatório para os métodos de Mamdani e Sugeno.

6.1. Métodos tradicionais aplicados à interpretação de perfis geofísicos.

Neste item são apresentados alguns métodos tradicionais de análise de perfis, com a finalidade de mostrar resultados padrão e justificar o uso da lógica nebulosa empregada na análise dos dados deste trabalho. Ressalta-se que os métodos tradicionais não foram aplicados aos dados deste trabalho. Essa análise estatística pode ser encontrada no artigo de Flexa e Carrasquilla (2004) e será utilizada para comparação com os resultados da lógica nebulosa.

Segundo Souza Jr. (1992), as principais técnicas estatísticas multivariadas utilizadas na interpretação de perfis geofísicos e determinação de eletrofácies a partir dos dados destes perfis são, entre outros: análise discriminante, análise de componentes principais, análise de agrupamento e análise de regressão. Albuquerque, Soares e Bettini (2005) citam ainda a utilização de métodos de inteligência artificial, como redes neurais e lógica nebulosa. Rodrigues e Neto (1992) apresentam uma comparação entre resultados gerados por redes neurais e análise discriminante. Bucheb e Evans (1992) citam vários autores que utilizaram os métodos estatísticos multivariados aplicados à análise de dados de perfis geofísicos. Aspectos teóricos e exemplos relacionados à geologia podem ser encontrados em Davis (1973).

Moura (1985) caracteriza a *análise de agrupamento* como sendo uma técnica estatística multivariada que usa a similaridade entre indivíduos para classificá-los hierarquicamente em grupos, mais ou menos homogêneos, considerando-se simultaneamente todas as variáveis para cada indivíduo. Souza Jr. (1992), explica que o objetivo da análise de agrupamento é reunir observações ou variáveis em grupos, de modo que os elementos de um mesmo grupo tenham um alto grau de associação natural entre si, e que os grupos sejam relativamente distintos uns dos outros. A análise de agrupamento pode ser utilizada na determinação de eletrofácies, reunindo em um mesmo grupo aquelas litofácies, de preferência com alguma associação quanto a sua origem, que se comportem de modo semelhante frente às curvas de perfis.

A *análise discriminante* é um método que objetiva determinar uma função linear que discrimine os grupos (definidos a priori, por meio de análise de agrupamento ou não), de modo

que a probabilidade de classificação errônea de um elemento em qualquer um dos grupos seja minimizada. Este objetivo é atingido usando-se uma combinação linear das variáveis discriminantes que maximiza a diferença entre os grupos e minimiza a variabilidade interna de cada grupo (Souza Jr., 1992).

Na explicação do método, Flexa e Carrasquilla (2004) citam três autores, Bucheb e Evans (1992) e Flexa (2001). Segundo estes autores, a análise discriminante é utilizada para realizar a separação estatística entre dois ou mais grupos de dados, que devem ser definidos previamente pela caracterização de suas variáveis discriminantes. Essas variáveis são combinadas linearmente para que a diferença entre os grupos seja acentuada. Os coeficientes gerados por essa combinação são empregados na solução da função discriminante, resultando em um único índice discriminante. Este índice representa a posição da amostra ao longo da reta definida pela função discriminante. Assim, a análise discriminante tenta pesar e combinar as variáveis discriminantes, de modo a maximizar as diferenças entre diversos grupos. Quanto mais discrepantes forem os valores das variáveis discriminantes, maior a chance de sucesso na discriminação. Flexa e Carrasquilla (2004) e Davis (1973) apresentam as equações utilizadas explicando cada etapa da análise discriminante.

Flexa e Carrasquilla (2004) citam dois autores, Couto (1994) e Nitters, Davies e Epping (1995), os quais mencionam as aplicações e a importância da análise discriminante de dados de perfil. Segundo esses autores, há diversos estudos que mostram a aplicabilidade das técnicas de análise estatística multivariada no processamento e na interpretação de dados geofísicos. Dois exemplos citados são em problemas de engenharia de reservatórios e na geofísica de poço. No segundo caso, uma das aplicações mais comuns são a identificação e a separação de eletrofácies e sua associação aos litotipos atravessados pelo poço.

Realizada nos poços que se dispõe de testemunhos, a análise discriminante é aplicada para gerar a função que relaciona as propriedades físicas medidas pelos perfis com o tipo de eletrofácies, sendo usada na classificação das fácies em poços onde não se dispõe de testemunhos. Espera-se encontrar nesses poços as mesmas litologias dos poços testemunhados. Numa seção de

poço representativa de uma área de estudo, as fácies são identificadas, a priori, nos testemunhos, ou por meio de métodos automáticos de classificação (tais como análise de agrupamentos), para a obtenção de coeficientes a serem aplicados em outros poços não testemunhados. Se a função discriminante distinguir efetivamente os grupos considerados, será viável o reconhecimento das fácies, com base nas respostas dos perfis, em toda a área investigada (Bucheb e Evans, 1992; Albuquerque, Soares e Bettini, 2005).

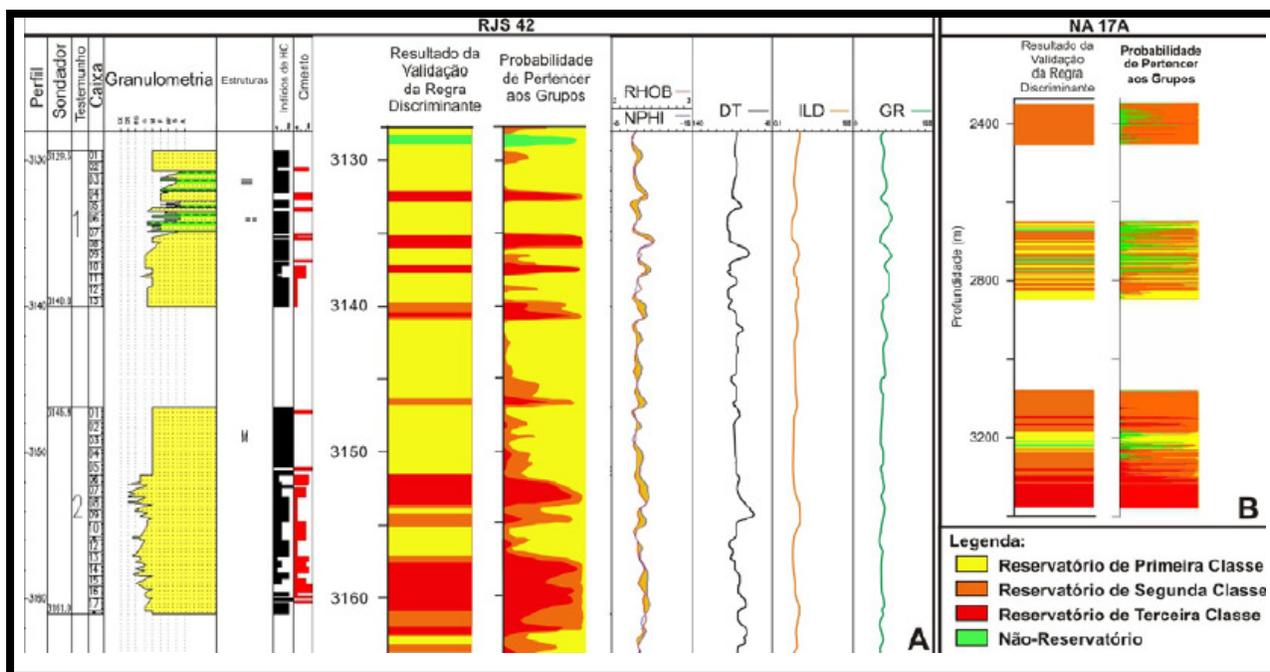


Figura 6.20 – Em (A) tem-se o poço RJS-42 usado na etapa de validação da regra discriminante; em (B), o poço NA17A usado na etapa da aplicação (Albuquerque, Soares e Bettini, 2005).

Albuquerque, Soares e Bettini (2005) utilizaram as análises de agrupamento e discriminante como método de determinação de eletrofácies em 14 poços do Campo de Namorado em três etapas: calibração, validação e aplicação. Na etapa de calibração foram utilizados seis poços, cinco na validação e três na aplicação. Na etapa de validação, a regra gerada previamente pela aplicação de uma função quadrática foi aplicada aos intervalos dos poços com todos os perfis geofísicos disponíveis e o resultado comparado com a descrição das fácies existentes na análise seqüencial de testemunho de cada poço. Se o resultado for satisfatório, a regra é validada e aplicada aos poços que não possuem análise seqüencial de testemunho. Da análise de agrupamentos, estes autores obtiveram quatro classes de reservatório, sendo o grupo 1

correspondente a um reservatório de 3ª classe, o grupo 2, a um não-reservatório, o grupo 3, a um reservatório de 2ª classe e o grupo 4, a um reservatório de 1ª classe. Esta ordenação por classe indica a qualidade do reservatório, sendo a classe 1 a que apresenta o melhor reservatório. Consideraram os resultados satisfatórios. A Figura 6.20 apresenta os resultados deste estudo.

Flexa e Carrasquilla (2004) utilizaram a análise discriminante aplicada aos dados dos perfis geofísicos de dois poços (NA2 e NA4) do Campo de Namorado e dois poços do Lago Maracaibo (Venezuela). Aqui será citada apenas a análise dos perfis dos poços do Campo de Namorado por esta ser a mesma área de estudo do presente trabalho.

Estes autores utilizaram os perfis de raios gama, densidade, neutrão, sônico e resistividade, além da análise seqüencial de testemunho no formato ANASETE, fornecidos pela Agência Nacional do Petróleo e pela Petrobrás. Estes dados foram utilizados com a finalidade de procurar a associação entre as variações das propriedades físicas as rochas e os tipos litológicos em profundidade.

Devido ao grande número de variáveis, Flexa e Carrasquilla (2004) desmembraram a interpretação estatística dos perfis em dois problemas bivariados, no caso do Campo de Namorado: (1) separação entre selantes (folhelhos) e reservatórios (arenitos/carbonatos); (2) análise discriminante aplicada apenas nos trechos classificados como reservatórios em (1) para separar arenitos e carbonatos. Primeiramente, esta análise foi feita no poço de referência NA2 e depois estendida ao poço NA4.

Os resultados de (1) e (2) foram apresentados por meio de seus coeficientes discriminantes para cada tipo de perfil, bem como os índices discriminantes R_O (índice discriminante médio; separação entre dois litotipos), R_A e R_B . Na etapa (1), R_A corresponde ao índice discriminante característico dos reservatórios (arenitos/carbonatos) e R_B corresponde ao índice discriminante característico dos selantes (folhelhos). Na etapa (2), R_A corresponde ao índice discriminante característico dos arenitos e R_B corresponde ao índice discriminante característico dos carbonatos (Figura 6.21).

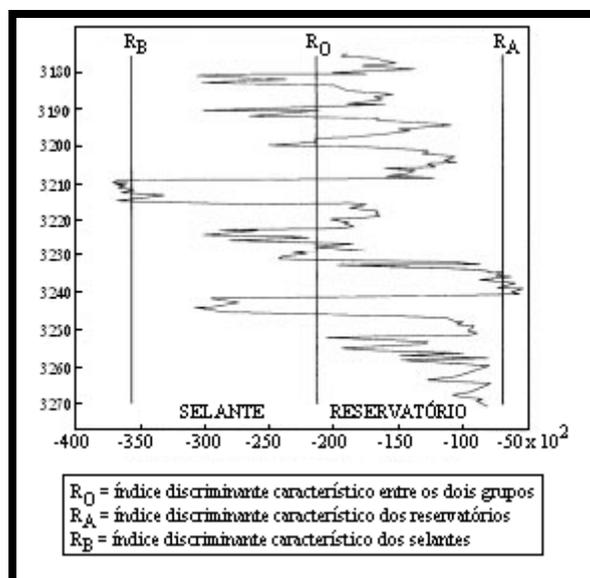


Figura 6.21 – Exemplo do processo discriminatório dos limites entre selantes e reservatórios no Poço NA02 do Campo de Namorado (Flexa e Carrasquilla 2004).

O critério de classificação adotado para (1) e (2) é baseado na posição do índice discriminante médio (R_O). O índice discriminante calculado para cada profundidade é comparado com R_O . Para cada índice discriminante maior que R_O assume-se o litotipo nessa profundidade como sendo reservatório para a etapa (1) e arenito para a etapa (2). Para os índices discriminantes menores que R_O assume-se o litotipo nessa profundidade como sendo selante para a etapa (1) e carbonato para a etapa (2). As Tabelas 6.5 e 6.6 e as Figuras 6.22 e 6.23 apresentam os resultados (Flexa e Carrasquilla, 2004).

Tabela 6.5 – Coeficientes da função discriminante utilizada para a identificação dos selantes e reservatórios do Campo de namorado, Bacia de Campos, Brasil (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004). RG = raios gama, DT = sônico, NPHI = neutrão, ILD = resistividade (escala logarítmica), RHOB = densidade.

Coeficiente Discriminante				Índice Discriminante ($\times 10^2$)		
RG	DT	NPHI	ILD	R_O	R_A	R_B
-37,4	8,4	-52,5	0,01	-23,9	-41,0	-32,4

Tabela 6.6 – Coeficientes da função discriminante utilizada para a identificação dos arenitos e carbonatos do Campo de namorado, Bacia de Campos, Brasil (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004). RG = raios gama, DT = sônico, NPHI = neutrão, ILD = resistividade (escala logarítmica), RHOB = densidade.

Coeficiente Discriminante				Índice Discriminante ($\times 10^2$)		
RG	DT	NPHI	RHOB	R _O	R _A	R _B
28,1	-8,4	-6,4	-7465,5	-14,0	-17,2	-15,6

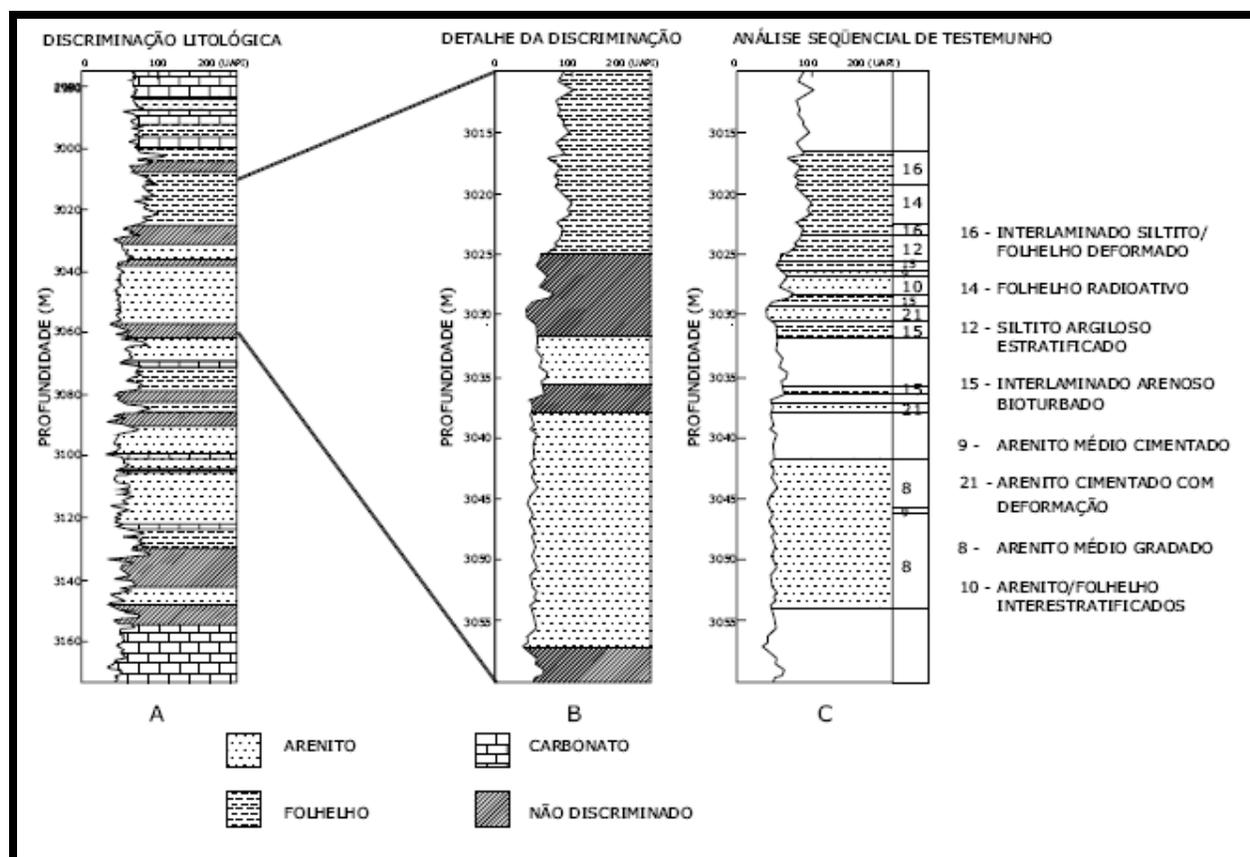


Figura 6.22 – Poço NA2 do Campo de Namorado. **A)** Resultado da discriminação litológica, **B)** Detalhe de um trecho discriminado, **C)** Análise seqüencial de testemunho. (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004).

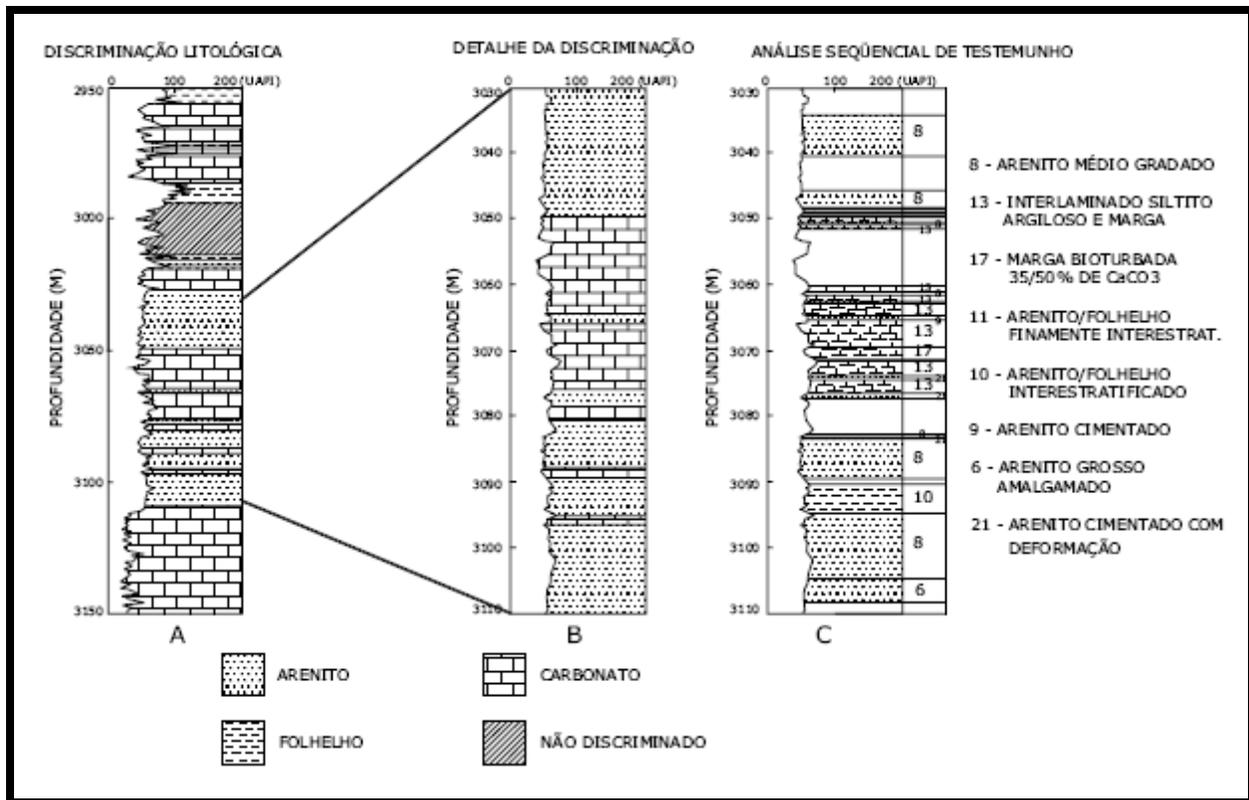


Figura 6.23 – Poço NA4 do Campo de Namorado. A) Resultado da discriminação litológica, B) Detalhe de um trecho discriminado, C) Análise seqüencial de testemunho. (Extraída de Flexa e Carrasquilla, 2004).

Os autores concluíram que a análise discriminante teve desempenho satisfatório. No caso de (1) houve “boa equivalência entre a interpretação do perfil e Análise Seqüencial de Testemunho e a identificação dos tipos litológicos resultantes do processo discriminatório”. No caso (2) houve “excelente correspondência entre a interpretação do perfil e a Análise Seqüencial de Testemunho com a identificação dos tipos litológicos”. Por fim, Flexa e Carrasquilla (2004) sugerem a utilização da análise discriminante associada a outros métodos da estatística multivariada com a finalidade de melhorar o processo discriminatório.

6.2. Lógica Nebulosa e Análise Discriminante

As Figuras 6.25 e 6.26 apresentam as respostas dos sistemas nebulosos de Mamdani e Sugeno e o resultado da análise discriminante realizada por Flexa et al. (2004). A representação

das eletrofácies discriminadas foi re-configurada de modo a ter a mesma representação das eletrofácies reconhecidas pelos sistemas nebulosos. Observa-se que o Grupo 2 não existe na classificação de Flexa et al. (2004), estando, neste caso, inserido no Grupo 1.

Pode-se observar que os três métodos de análise de perfil obtiveram êxito na classificação das eletrofácies, havendo grande correspondência entre as eletrofácies nas respostas dos três métodos para as mesmas profundidades, principalmente nas seções não testemunhadas do poço. Os sistemas nebulosos reconheceram as litologias com maior nível de detalhe, enquanto que na análise discriminante a classificação é mais grosseira. O topo e a base do reservatório foram bem distinguidos em todos os métodos.

Outra observação refere-se à existência de intervalos não reconhecidos pela análise discriminante, enquanto os mesmos são apresentados nas respostas dos sistemas nebulosos. Na Figura 6.24 é destacado um mesmo intervalo não reconhecido pela análise discriminante e reconhecido em detalhes pelos sistemas nebulosos. A relação entre os perfis de densidade e neutrão mostram que a classificação dos sistemas nebulosos é condizente com a indicação de litologia destes perfis.

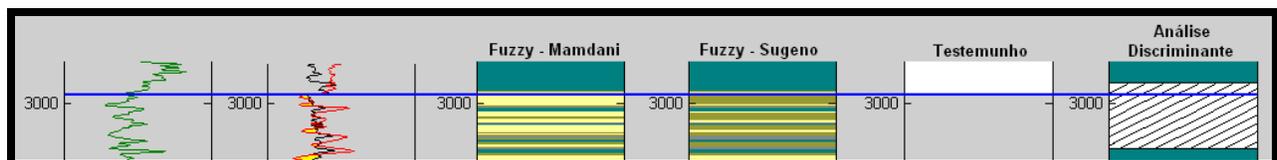


Figura 6.24 – Seção do Poço NA4.

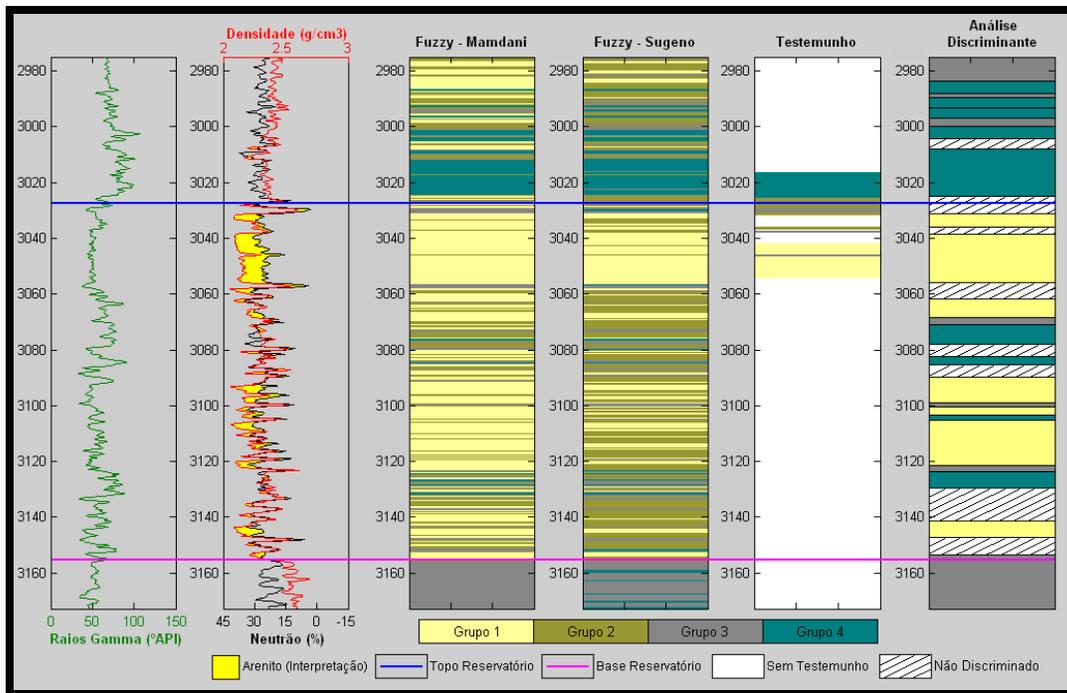


Figura 6.25 – Poço NA2. Perfis de Raios Gamma, Densidade e Neutrão; Respostas dos sistemas de Mamdani e Sugeno; Testemunho; Resposta da Análise Discriminante de Flexa *et al* (2004).

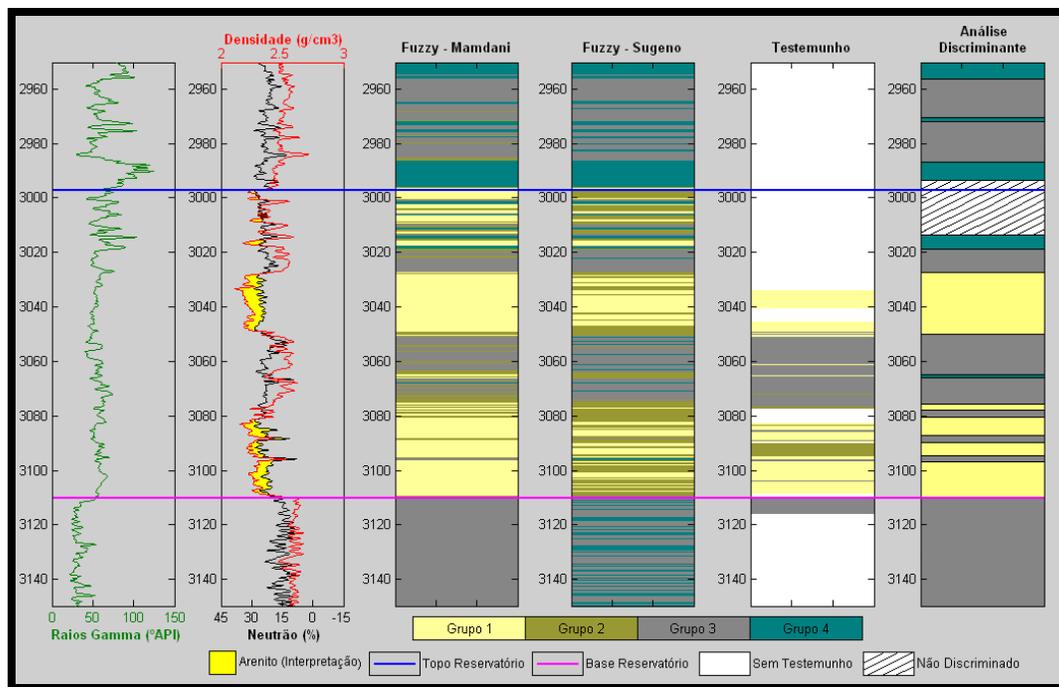


Figura 6.26 - Poço NA4. Perfis de Raios Gamma, Densidade e Neutrão; Respostas dos sistemas de Mamdani e Sugeno; Testemunho; Resposta da Análise Discriminante de Flexa *et al* (2004).

Capítulo 7

Conclusões

Na literatura (Cuddy, 2000; Demicco e Klir, 2004; Hambalek e González, 2003; Mohagheh, 2000a; Nikraves, Aminzadeh e Zadeh, 2001a e 2001b; Saggaf e Nebrija, 2000 e 2003) há vários exemplos de aplicação da lógica nebulosa a dados geológicos. Neste trabalho foi possível perceber que este método de inteligência artificial apresentou resultados próximos aos testemunhos dos poços analisados.

A classificação das fácies em quatro grandes grupos otimizou a construção do sistema nebuloso. A etapa de estudos estatísticos foi de grande importância para o entendimento do comportamento dos dados e para um melhor planejamento da construção dos sistemas nebulosos, tanto de Mamdani quanto de Sugeno.

Pode-se comprovar também o que é exposto na literatura que o sucesso de um sistema nebuloso depende do conhecimento do especialista a respeito das variáveis e parâmetros do fenômeno a ser modelado. A etapa de construção das regras foi a que mais exigiu este conhecimento.

Dessa forma, pode-se concluir que, de maneira geral, a identificação dos grupos de fácies pelos dois métodos utilizados foi satisfatória, principalmente em relação ao grupo 1 constituído apenas por arenitos e que correspondem aos corpos bem definidos desta litologia descritos no testemunho.

Seria interessante refinar os sistemas nebulosos aqui desenvolvidos caso houvesse dados disponíveis de todos os poços do Campo de Namorado, ou pelo menos, da maioria deles. Neste trabalho apenas oito poços foram utilizados.

Métodos de inteligência artificial que otimizam a interpretação de dados geológicos são úteis, tendo em vista a grande quantidade e complexidade dos dados o que tornaria difícil e trabalhosa uma interpretação manual, sujeita a muitos erros.

A comparação dos resultados dos sistemas nebulosos com a análise discriminante realizada por Flexa e Carrasquilla (2004) mostrou que o primeiro forneceu uma classificação mais detalhada das eletrofácies, além de ter reconhecido eletrofácies em profundidades onde a análise discriminante não foi bem sucedida. Estes dois métodos podem ser complementares na caracterização de um reservatório.

Dessa forma, os resultados decorrentes da aplicação da lógica nebulosa representam um papel importante na caracterização de um reservatório, desde que utilizado em análise conjunta com outros tipos de fontes de dados, como análise de testemunhos, seções sísmicas e interpretações decorrentes de trabalhos de campo e, certamente, o conhecimento adquirido do reservatório para a sua avaliação mais completa de um campo petrolífero.

Referências Bibliográficas

Albuquerque, C. F.; Soares, J. A.; Bettini, C. Modelagem de eletrofácies aplicada à indústria petrolífera: um exemplo no Campo de Namorado. In: 3º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, 2005, Salvador. Anais do Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás. Salvador: Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, 2005.

Amendola, M.; Souza, A. L.; Barros, L. C. Manual do uso da teoria dos conjuntos fuzzy no MATLAB 6.5. Campinas: FEAGRI & IMECC UNICAMP, 2005.
<http://www.ime.unicamp.br/~laeciocb>

Asquith, G.; Gibson, C. *Basic well log analysis for geologists*. Tulsa: The American Association of Petroleum Geologists, 1982. 216 p.

Bacocoli, G.; Morales, R. G.; Campos, O. A. J. O Campo de Namorado: Uma importante descoberta de petróleo na Bacia de Campos. In: Schobbenhaus, C.; Queiroz, E. T.; Coelho, C. E. S. Principais Depósitos Minerais do Brasil. Brasília: DNPM/CPRM, 1997. Cap. 3, p. 69-77.

Barros, L. C.; Bassanezi, R. C. *Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática*. Campinas: Coleção IMECC Textos Didáticos, Vol. 5. 2006. 345 p.

Barros, L. C et al. Mini Curso – Introdução à lógica fuzzy. In: Simpósio de Aplicações em Lógica Fuzzy, 2006, Sorocaba, 64p.

- Bojadziev, G.; Bojadziev, M. *Fuzzy sets, fuzzy logic, applications: Advances in fuzzy systems - application and theory*. Cingapura: World Scientific Publishing Co Pte Ltd., 1995. 283 p.
- Bucheb, J. A.; Evans, H. B. Aplicação da análise de componentes principais em dados de perfis. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, v. 6, n. 1/2, p.5-16, 1992.
- Cecconello, Moiseis Dos Santos. *Modelagem alternativa para dinâmica populacional: sistemas dinâmicos fuzzy*. Campinas: Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas, 2006, 101p. Dissertação (Mestrado).
- Couto, Nuno André Pomar. *Construção de banco de dados petrofísicos para determinação automática de litologias*. Belém: Centro de Geociências, Universidade Federal do Pará, 1994, 113p. Dissertação (Mestrado).
- Cuddy, S. J. Litho-facies and permeability prediction from electrical logs using fuzzy logic. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, v. 3, n. 4, p.319-324, 2000.
- Davis, J. C. *Statistics and data analysis in geology*. 2a. Edição. New York: John Wiley & Sons, 1986. 646 p.
- Demicco, R. V.; Klir, G. J. *Fuzzy logic in geology*. Califórnia: Elsevier Academic Press, 2004. 347 p.
- Dias-Brito, D. Evolução Paleoecológica da Bacia de Campos durante a deposição dos calcilutitos, margas e folhelhos da Formação Macaé (Albiano e Cenomaniano). *Boletim Técnico da Petrobrás*, v. 25, p.84-97, 1982.
- Dias, J. L.; Oliveira, J. Q.; Vieira, J. C. Sedimentological and stratigraphic analysis of the Lagoa Feia formation, rift phase of Campos Basin, offshore Brazil. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 18, n. 3, p.252-260, 1988.

Dias, J. L et al. Aspectos da Evolução Tectono-Sedimentar e a Ocorrência de Hidrocarbonetos na Bacia de Campos. In: Raja Gabaglia, G. P.; Milani, E. J. Origem e Evolução das Bacias Sedimentares. Rio de Janeiro: Petrobrás, 1990. Cap. 15, p. 333-360.

Dubois, D.; Prade, H. *Fuzzy sets and systems*. Orlando: Academic Press, 1980. 393 p.

Flexa, Roosevelt Tavares. *Estatística dos contatos fluídos em perfis de poço*. Belém: Centro de Geociências, Universidade Federal do Pará, 2001, 290p. Dissertação (Mestrado).

Flexa, R. T.; A Carrasquilla. Identificação de litotipos nos perfis de poço do Campo de Namorado (Bacia de Campos, Brasil) e do Lago Maracaibo (Venezuela) aplicando estatística multivariada. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 34, n. 4, p.571-578, 2004.

Guardado, L. R et al. Petroleum geology of the Campos Basin, Brazil, a model for a producing Atlantic type basin. *AAPG Memoir*, v. 48, p.3-79, 1990.

Hambalek, N.; González, R. Fuzzy logic applied to lithofacies and permeability forecasting. In: SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, 2003, Port-of-Spain. SPE 81078.

Johann, P. R. S. *Geofísica de Reservatório*. Rio de Janeiro. 2003. 200 p.

Kandel, A. et al. The foundations of rule-based computations in fuzzy models. In: Zadeh A. L. *Fuzzy sets, fuzzy logic and fuzzy systems: selected papers by L.A.Zadeh*. Cingapura: World Scientific, 1996. Cap. s/nº , p. 232-263.

Klir, G. J.; Yuan, B. *Fuzzy sets and systems*. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1995. 539 p.

- Lima, Fabio Monteiro. *Análise estratigráfica dos reservatórios turbidíticos do Campo de Namorado*. Rio Claro: Instituto de Geociências, Universidade Estadual Paulista, 2004, 76p. Dissertação (Mestrado).
- Menezes, S. X.; Adams, T. Ocorrência de resistividades anômalas no Campo de Namorado, Bacia de Campos. *Boletim de Geociência da Petrobrás*, v. 4, p.183-188, 1990.
- Mimbela, Renzo Rigo Francia. *Modelo fuzzy para predição conjunta de porosidade e permeabilidade via perfis convencionais de poço do Campo de Namorado – Bacia de Campos*. Macaé: Laboratório de Engenharia e Exploração de Petróleo, Universidade Estadual do Norte Fluminense, 2005, 121p. Dissertação (Mestrado).
- Miranda, P., Júnior, M.B.V., Kronbauer, D. *Sistema de controle difuso de Mamdani – Aplicações: Pêndulo invertido e outras*. Campo Grande: Departamento de Computação e Estatística, Universidade Federal do Mato Grosso do Sul, 2003.
- Mohagheh, S. (ed.). “Applications of virtual intelligence to petroleum engineering”, *Computers and Geosciences*, vol. 26, nº 8, 2000a. Edição especial contendo vários artigos sobre *soft computing*.
- Mohagheh, S. Virtual intelligence applications in petroleum engineering: part 3 – fuzzy logic. *Journal of Petroleum Technology*, p. 82-87. nov. 2000b. SPE 62415.
- Moura, C. A. V. Aplicação de tratamento estatístico multivariante em dados geoquímicos de solo no mapeamento geológico da Província de Carajás (Alvo 2 – Corpo 4). *Revista Brasileira de Geociências*, v. 15, n. 3, p.241-248, 1985.
- Nagamine, Renato Kazuki. *Lógica difusa para controle não convencional de uma viga inteligente*. São Carlos: Escola de Engenharia de São Carlos, 2001, 130p. Dissertação (Mestrado).

- Nery, G.G. *Perfilagem geofísica em poço aberto*. Salvador, 1990. 231 p.
- Nguyen, H; Walker, E. A. *A first course in fuzzy logic*. New York: Chapman & Hall/CRC, 2000. 373 p.
- Nikravesh, M. Aminzadeh, F., Zadeh, L.A. (eds). “Soft Computing and Earth Sciences: Part 1”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol. 29, n. 3-4, 2001. Edição especial contendo vários artigos sobre *soft computing*.
- Nikravesh, M. Aminzadeh, F., Zadeh, L.A. (eds). “Soft Computing and Earth Sciences: Part 2”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol. 31, n. 2-4, 2001. Edição especial contendo vários artigos sobre *soft computing*.
- Nitters, G.; Davies, D. R.; Epping, W. J. M.. Discriminant analysis and neural nets: valuable tools to optimize completion practices. *SPE Drilling & Completion*, p.127-133, 1995.
- Nordlund, U. Formalizing geological knowledge with an example of modeling stratigraphy using fuzzy logic. *Journal of Sedimentary Research*, v. 66, n. 4, p.689-698, 1996.
- Pedrycz, W. *Fuzzy control and fuzzy systems*. New York: Taunton, 1993. 350 p.
- Pedrycz, W.; Gomide, F. *An introduction to fuzzy sets: analysis and design*. Massachusetts: MIT Press, 1998. 465 p.
- Pucciarelli, Amílcar José. *Modelagem de séries temporais discretas utilizando modelo nebuloso Takagi-Sugeno*. Campinas: Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2005, 130p. Dissertação (Mestrado).

- Rangel, H. D. A geologia do petróleo na Bacia de Campos: concepções de Alberto Ribeiro Lamego. In: I Simpósio de Geologia Regional RJ-ES, 1987. Anais do I Simpósio de Geologia Regional RJ-ES. Sociedade Brasileira de Geologia, 1987. p. 1 - 13.
- Rangel, H. D. et al. Bacia de Campos. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, v. 8, p.203-217, 1994.
- Rangel, H. D.; Martins, C. C.. Principais compartimentos exploratórios, Bacia de Campos. In: Schlumberger (Brasil). Searching For Oil and Gas in the Land of Giants. Rio de Janeiro: The Search, 1998. Cap. 2, p. 32-40.
- Rider, M. *The geological interpretation of well logs*. 2^a ed. Sutherland: Rider-French Consulting Ltd., 2000. 280 p.
- Rodrigues, F. A.; Neto, I. A. Q. Aplicação de inteligência artificial na identificação de eletrofácies: redes neuronais versus análise discriminante. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, v. 6, n. 3/4, p.155-161, 1992.
- Saggaf, M. M.; Nebrija, E. L. Estimation of lithofacies and depositional facies from wire-line logs. *AAPG Bulletin*, v. 84, p.1633-1646, 2000.
- Saggaf, M. M.; Nebrija, E. L. A fuzzy logic approach for the estimation of facies from wire-line logs. *AAPG Bulletin*, v. 87, p.1223-1240, 2003.
- Schaller, H. Estratigrafia da Bacia de Campos. In: Congresso Brasileiro de Geologia, 27, 1973, Aracaju. Anais do Congresso Brasileiro de Geologia. Aracaju: Sociedade Brasileira de Geologia, 1973. vol. 3. p. 247 - 258.
- Schlumberger. *Log interpretation: principles/application*. New York: Schlumberger Ltd, 1989. 225 p.

- Serra, Ginalber Luiz de Oliveira. *Propostas de metodologias para identificação e controle inteligentes*. Campinas: Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 2005, 146p. Tese (Doutorado).
- Serra, O. *Fundamentals of well-log interpretation: 1. acquisition of logging data*. Amsterdam: Elsevier Academic Press, 1984. 423 p.
- Souza Jr, O. G. Análise de dados multivariados: uma eficiente ferramenta para descrição e caracterização de reservatórios. *Boletim de Geociências da Petrobrás*, v. 6, n. 3/4, p.149-154, 1992.
- Tamhane, D et al. Soft Computing for Intelligent Reservoir Characterization. In: SPE Asia Pacific Conference on Integrated Modelling for Asset Management, 2000, Yokohama. SPE 59397
- Vasquez, Guilherme Fernandes. *Comportamento viscoelástico do arenito namorado e suas relações com atributos faciográficos*. Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2000, 210p. Dissertação (Mestrado).
- Zadeh, L. A. Fuzzy sets. *Information and Control*, v. 8, p.338-353, 1965.
- Zadeh, L. A. *Fuzzy sets, fuzzy logic and fuzzy systems: selected papers by L. A. Zadeh*. Cingapura: World Scientific, 1996. 826 p.
- Zimmermann, H. J. *Fuzzy set theory and its applications*. 3a. Edição. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1996. 435 p.

Anexos

I – Estatística por fácies do conjunto de RG, RHOB e NPHI

Fácies 1				Fácies 2				Fácies 3			
N = 286	GR	NPHI	RHOB	n = 46	GR	NPHI	RHOB	n = 405	GR	NPHI	RHOB
Maximo	67,52	26,72	2,73	Maximo	58,06	25,33	2,65	Maximo	104,67	37,73	2,62
Mínimo	22,21	3,47	2,45	Mínimo	21,10	5,37	2,07	Mínimo	31,35	0,64	2,11
Média	41,98	14,55	2,59	Média	39,25	14,31	2,57	Média	67,44	22,00	2,38
Desvio Padrão	8,45	3,85	0,04	Desvio Padrão	10,64	4,84	0,11	Desvio Padrão	14,73	4,91	0,10
Fácies 4				Fácies 6				Fácies 7			
n = 9	GR	NPHI	RHOB	n = 120	GR	NPHI	RHOB	n = 14	GR	NPHI	RHOB
Maximo	62,27	23,89	2,29	Maximo	108,02	27,59	2,60	Maximo	56,33	26,36	2,52
Mínimo	57,21	18,30	2,23	Mínimo	43,70	7,91	2,16	Mínimo	50,72	12,37	2,19
Média	59,98	20,20	2,27	Média	59,45	21,08	2,32	Média	52,87	21,04	2,26
Desvio Padrão	1,69	1,97	0,02	Desvio Padrão	13,08	3,55	0,09	Desvio Padrão	1,83	3,47	0,12
Fácies 8				Fácies 9				Fácies 10			
n = 404	GR	NPHI	RHOB	n = 96	GR	NPHI	RHOB	n = 71	GR	NPHI	RHOB
Maximo	72,71	29,71	2,56	Maximo	84,79	30,50	2,59	Maximo	90,33	30,57	2,45
Mínimo	32,06	6,13	2,09	Mínimo	33,71	3,56	1,95	Mínimo	47,96	14,67	2,13
Média	54,00	23,08	2,25	Média	52,40	18,05	2,37	Média	64,97	23,85	2,27
Desvio Padrão	7,30	3,60	0,09	Desvio Padrão	12,11	6,48	0,12	Desvio Padrão	9,15	3,15	0,07
Fácies 11				Fácies 12				Fácies 13			
n = 96	GR	NPHI	RHOB	n = 194	GR	NPHI	RHOB	n = 141	GR	NPHI	RHOB
Maximo	133,75	30,07	2,58	Maximo	111,06	27,88	2,63	Maximo	89,60	28,27	2,60
Mínimo	44,19	12,09	1,73	Mínimo	36,80	2,26	2,16	Mínimo	40,81	9,71	2,22
Média	77,10	21,66	2,36	Média	76,91	20,16	2,43	Média	58,96	21,71	2,45
Desvio Padrão	19,49	3,48	0,13	Desvio Padrão	17,02	5,20	0,09	Desvio Padrão	11,48	3,47	0,07

Fácies 14				Fácies 15				Fácies 16			
n = 34	GR	NPHI	RHOB	n = 67	GR	NPHI	RHOB	n = 100	GR	NPHI	RHOB
Maximo	143,25	32,72	2,39	Maximo	89,07	28,85	2,58	Maximo	131,19	31,89	2,65
Mínimo	78,58	25,39	2,28	Mínimo	25,49	8,07	2,09	Mínimo	24,44	5,27	2,28
Média	101,19	28,75	2,33	Média	67,19	20,85	2,36	Média	81,38	22,71	2,43
Desvio Padrão	16,61	2,14	0,03	Desvio Padrão	18,70	5,89	0,11	Desvio Padrão	19,83	6,39	0,10
Fácies 17				Fácies 18				Fácies 19			
n = 250	GR	NPHI	RHOB	n = 181	GR	NPHI	RHOB	n = 13	GR	NPHI	RHOB
Maximo	73,25	35,19	2,65	Maximo	89,82	26,94	2,67	Maximo	86,35	34,34	2,48
Mínimo	21,19	10,79	1,76	Mínimo	18,17	4,60	2,39	Mínimo	62,25	16,69	1,93
Média	49,95	19,97	2,49	Média	31,97	10,57	2,58	Média	70,90	26,52	2,28
Desvio Padrão	7,96	3,28	0,11	Desvio Padrão	11,32	3,74	0,05	Desvio Padrão	8,72	5,60	0,17
Fácies 20				Fácies 21				Fácies 22			
n = 139	GR	NPHI	RHOB	n = 95	GR	NPHI	RHOB	n = 6	GR	NPHI	RHOB
Maximo	83,61	32,80	2,68	Maximo	108,46	26,75	2,64	Maximo	69,13	20,67	2,52
Mínimo	36,88	12,64	2,04	Mínimo	22,00	3,09	2,26	Mínimo	49,01	14,82	2,33
Média	58,47	20,68	2,44	Média	57,53	16,42	2,48	Média	57,16	19,13	2,41
Desvio Padrão	12,44	2,89	0,10	Desvio Padrão	21,94	6,90	0,10	Desvio Padrão	7,91	2,32	0,07
Fácies 23				Fácies 24				Fácies 25			
n = 7	GR	NPHI	RHOB	n = 25	GR	NPHI	RHOB	n = 2	GR	NPHI	RHOB
Maximo	98,01	24,62	2,54	Maximo	104,94	21,39	2,58	Maximo	99,27	22,12	2,49
Mínimo	58,91	18,98	2,33	Mínimo	27,98	12,12	2,49	Mínimo	92,93	20,04	2,44
Média	74,49	21,26	2,40	Média	52,95	17,57	2,52	Média	96,10	21,08	2,47
Desvio Padrão	15,04	2,02	0,08	Desvio Padrão	18,20	2,52	0,03	Desvio Padrão	4,48	1,47	0,03
Fácies 26				Fácies 28							
n = 10	GR	NPHI	RHOB	n = 16	GR	NPHI	RHOB				
Maximo	96,95	27,45	2,49	Maximo	97,18	26,32	2,54				
Mínimo	79,51	20,03	2,42	Mínimo	74,47	19,94	2,43				
Média	92,40	22,77	2,46	Média	86,60	21,77	2,48				
Desvio Padrão	5,85	2,55	0,02	Desvio Padrão	7,51	1,79	0,04				

II - Base de 125 Regras. (MA = muito alto; A = alto; M = médio; B = baixo; MB = muito baixo).

REGRA	SE		E			E			ENTÃO	
1	RG	MB	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
2	RG	MB	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	3
3	RG	MB	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	3
4	RG	MB	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	3
5	RG	MB	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
6	RG	MB	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
7	RG	MB	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	3
8	RG	MB	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	3
9	RG	MB	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	3
10	RG	MB	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
11	RG	MB	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
12	RG	MB	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	3
13	RG	MB	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	3
14	RG	MB	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	3
15	RG	MB	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
16	RG	MB	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
17	RG	MB	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	3
18	RG	MB	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	3
19	RG	MB	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	3
20	RG	MB	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
21	RG	MB	E	RHOB	MA	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
22	RG	MB	E	RHOB	MA	E	NPHI	B	ENTÃO	3
23	RG	MB	E	RHOB	MA	E	NPHI	M	ENTÃO	3
24	RG	MB	E	RHOB	MA	E	NPHI	A	ENTÃO	3
25	RG	MB	E	RHOB	MA	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
26	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	1
27	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	1
28	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	1
29	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	1
30	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	1
31	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	1
32	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	2
33	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	1
34	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	1
35	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
36	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
37	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	2
38	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	1
39	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	2
40	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
41	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
42	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	3

43	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	3
44	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	3
45	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
46	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
47	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	B	ENTÃO	3
48	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	M	ENTÃO	3
49	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	A	ENTÃO	3
50	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
51	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
52	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	3
53	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	1
54	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	1
55	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
56	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	2
57	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	2
58	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	1
59	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	1
60	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
61	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
62	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	3
63	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	1
64	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	1
65	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
66	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
67	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	3
68	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	3
69	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	2
70	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
71	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
72	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	B	ENTÃO	3
73	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	M	ENTÃO	3
74	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	A	ENTÃO	3
75	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
76	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	2
77	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	2
78	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	2
79	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	2
80	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
81	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	2
82	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	2
83	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	2
84	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	2
85	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
86	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
87	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	4
88	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	4
89	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	4

90	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
91	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
92	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	4
93	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	4
94	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	4
95	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
96	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
97	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	B	ENTÃO	4
98	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	M	ENTÃO	4
99	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	A	ENTÃO	4
100	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
101	RG	MA	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
102	RG	MA	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	4
103	RG	MA	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	4
104	RG	MA	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	4
105	RG	MA	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
106	RG	MA	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
107	RG	MA	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	4
108	RG	MA	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	4
109	RG	MA	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	4
110	RG	MA	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
111	RG	MA	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
112	RG	MA	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	4
113	RG	MA	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	4
114	RG	MA	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	4
115	RG	MA	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
116	RG	MA	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
117	RG	MA	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	4
118	RG	MA	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	4
119	RG	MA	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	4
120	RG	MA	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	4
121	RG	MA	E	RHOB	MA	E	NPHI	MB	ENTÃO	4
122	RG	MA	E	RHOB	MA	E	NPHI	B	ENTÃO	4
123	RG	MA	E	RHOB	MA	E	NPHI	M	ENTÃO	4
124	RG	MA	E	RHOB	MA	E	NPHI	A	ENTÃO	4
125	RG	MA	E	RHOB	MA	E	NPHI	MA	ENTÃO	4

III - Base de 41 Regras. (MA = muito alto; A = alto; M = médio; B = baixo; MB = muito baixo; - = para qualquer conjunto da variável).

REGRA	SE		E			E			ENTÃO	
1	RG	MB	E	RHOB	-	E	NPHI	-	ENTÃO	3
2	RG	B	E	RHOB	MB	E	NPHI	-	ENTÃO	1
3	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	1
4	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	2
5	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	1
6	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	1
7	RG	B	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
8	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
9	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	2
10	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	1
11	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	2
12	RG	B	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
13	RG	B	E	RHOB	A	E	NPHI	-	ENTÃO	3
14	RG	B	E	RHOB	MA	E	NPHI	-	ENTÃO	3
15	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
16	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	B	ENTÃO	3
17	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	M	ENTÃO	1
18	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	A	ENTÃO	1
19	RG	M	E	RHOB	MB	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
20	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	MB	ENTÃO	2
21	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	B	ENTÃO	2
22	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	M	ENTÃO	1
23	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	A	ENTÃO	1
24	RG	M	E	RHOB	B	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
25	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
26	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	B	ENTÃO	3
27	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	M	ENTÃO	1
28	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	A	ENTÃO	1
29	RG	M	E	RHOB	M	E	NPHI	MA	ENTÃO	2
30	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	MB	ENTÃO	3
31	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	B	ENTÃO	3
32	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	M	ENTÃO	3
33	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	A	ENTÃO	2
34	RG	M	E	RHOB	A	E	NPHI	MA	ENTÃO	3
35	RG	M	E	RHOB	MA	E	NPHI	-	ENTÃO	3
36	RG	A	E	RHOB	MB	E	NPHI	-	ENTÃO	2
37	RG	A	E	RHOB	B	E	NPHI	-	ENTÃO	2
38	RG	A	E	RHOB	M	E	NPHI	-	ENTÃO	4
39	RG	A	E	RHOB	A	E	NPHI	-	ENTÃO	4
40	RG	A	E	RHOB	MA	E	NPHI	-	ENTÃO	4
41	RG	MA	E	RHOB	-	E	NPHI	-	ENTÃO	4