



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOFÍSICA**

# **TESE DE DOUTORADO**

**Carolina Barros da Silva**

**Solução da Equação de Archie com  
Algoritmos Inteligentes**

Belém  
2011

Carolina Barros da Silva

# Solução da Equação de Archie com Algoritmos Inteligentes

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação  
em Geofísica do Instituto de Geociências da  
Universidade Federal do Pará – UFPA, em  
cumprimento às exigências para obtenção do grau  
de Doutor em Geofísica

Área de Concentração: Geofísica de Poço

Orientador: Prof.Dr. André José Neves Andrade

Belém

2011

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

---

- S586s Silva, Carolina Barros da  
Solução da equação de Archie com algoritmos inteligentes /  
Carolina Barros da Silva; Orientador: André José Neves Andrade  
- 2011.  
83 fl.: il.  
Tese (Doutorado em geofísica) – Universidade Federal do  
Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em  
Geofísica, Belém, 2011.
1. Perfilagem de poço. 2. Algoritmos Inteligentes. 3. Rede  
Neural Artificial I. Andrade, André José Neves, *orient.* II.  
Universidade Federal do Pará III. Doutor em Geofísica.

CDD 22º ed.: 622.153

---

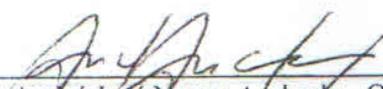
# Solução da Equação de Archie com Algoritmos Inteligentes

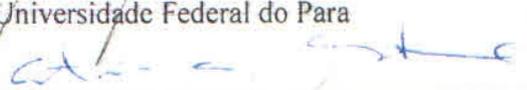
CAROLINA BARROS DA SILVA

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará-UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Doutor em Ciências na área de Geofísica.

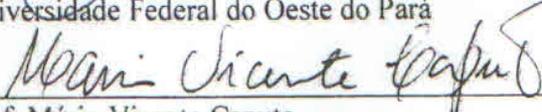
Data de Aprovação: \_\_\_ / \_\_\_ / \_\_\_

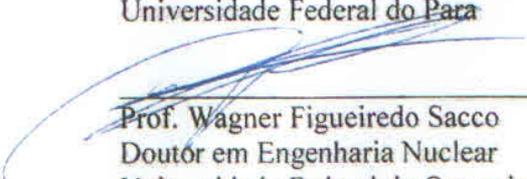
Banca Examinadora:

  
\_\_\_\_\_  
Prof. André José Neves Andrade - Orientador  
Doutor em Geofísica  
Universidade Federal do Pará

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Antonio Abel Gonzalez Carrasquilla  
Doutor em Geofísica  
Universidade Estadual do Norte Fluminense

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Carlos Eduardo Guerra  
Doutor em Geofísica  
Universidade Federal do Oeste do Pará

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Mário Vicente Caputo  
Doutor em Geologia  
Universidade Federal do Pará

  
\_\_\_\_\_  
Prof. Wagner Figueiredo Sacco  
Doutor em Engenharia Nuclear  
Universidade Federal do Oeste do Pará

*Aos meus pais e filhos*

## **AGRADECIMENTOS**

Ao meu orientador, Prof<sup>o</sup> André José Neves Andrade, por todos os ensinamentos, incentivos, apoio e confiança.

A CAPES pela bolsa a mim concedida e ao convênio ANP/UFPA/PRH-06 pelo apoio ao Laboratório de Processamento de Dados Geofísicos de Poço (ProLog).

Às secretarias Benildes e Bela, pela amizade e carinho.

À minha família, a qual serve de base e apoio a todas as minhas escolhas e conquistas.

## RESUMO

A equação de Archie é um marco histórico da Avaliação de Formação por ser a primeira relação envolvendo as propriedades físicas das rochas e as suas propriedades petrofísicas possibilitando a identificação e a quantificação de hidrocarbonetos em subsuperfície. A saturação de água é a solução da equação de Archie obtida a partir da medida da resistividade e da estimativa da porosidade da formação. No entanto, a solução da equação de Archie é não trivial, na dependência do conhecimento prévio da resistividade da água de formação e dos expoentes de Archie (cimentação e saturação). Esta tese apresenta um conjunto de algoritmos inteligentes inéditos, que possibilitam a solução da equação de Archie. Uma variação da rede neural competitiva, denominada como rede neural bicompetitiva realiza o zoneamento do poço, delimitando as camadas reservatório. Para cada camada reservatório, um novo algoritmo genético, com uma estratégia evolutiva baseada na reprodução de fungos produz estimativas para os parâmetros de porosidade da matriz (densidade, tempo de trânsito e porosidade neutrônica), que aliados a um novo modelo de rocha produzem estimativas realistas da porosidade, considerando os efeitos da argilosidade. Uma nova rede neural competitiva denominada como rede competitiva angular realiza a interpretação do Gráfico de Pickett fornecendo as informações da resistividade da água de formação e do expoente de cimentação. Todos os resultados da metodologia aqui apresentada são obtidos com dados sintéticos e perfis convencionais.

Palavras-chave: Perfilagem de poço. Algoritmos Inteligentes. Rede Neural Artificial.

## ABSTRACT

Archie equation is a historical mark of Formation Evaluation establishing a relationship among the physical properties and the petrophysical properties of reservoir rocks, which makes possible the identification and quantification of hydrocarbon in subsurface. Water saturation is the solution of Archie equation obtained from the measure of formation deep resistivity and porosity estimated. However, the solution of Archie equation is no trivial, in the dependence of previous knowledge of formation water resistivity and Archie exponents (cementation and saturation). This thesis introduces a set new intelligent algorithm to solve Archie equation. A modification of competitive neural network, nominated as bicompetitive neural network produces the log zonation. A new genetic algorithm with evolutionary strategy based in the mushrooms reproduction produces estimates for the matrix density, the matrix transit time and the matrix neutron porosity, which associated to a new rock model, produces realistic porosity estimates considering shale effects. A new model of competitive neural network, nominated as angular competitive neural network is able to accomplish the interpretation of Pickett plot, supplying the information about formation water resistivity and cementation exponent. All results of the methodology here introduced are presented using synthetic data and actual wireline logs and core analysis results.

Key words: Wireline Logging. Intelligent Algorithms. Artificial Neural Networks.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Gráfico densidade-neutrônico. ....	23
Figura 2 – Gráfico densidade-sônico.....	23
Figura 3 – Gráfico M-N. Os círculos em azul mostram os pontos fixos dos minerais mais comuns. ....	25
Figura 4 – Gráfico de Pickett.....	30
Figura 5 – Arquitetura típica de uma rede neural competitiva. ....	32
Figura 6 – Gráfico Vsh-M-N mostrando as regiões dos diversos tipos de rocha e um exemplo de ponto de matriz. ....	36
Figura 7 - Arquitetura da Rede Neural Bicompetitiva.....	38
Figura 8 – Modelo de rocha reservatório.....	44
Figura 9 – Processo evolutivo do algoritmo progenitor genético.....	45
Figura 10 – Padrões angulares. 10-A – Linear. 10-B – Arbitrário.....	48
Figura 11 – Arquitetura da rede competitiva angular para operar com dados definidos no plano Cartesiano. ....	50
Figura 12 – Função de ativação de um neurônio competitivo angular. ....	51
Figura 13 – Construção do conjunto de treinamento e dos dados de entrada. ....	54
Figura 14 – Dados Sintéticos: Conjunto de perfis. ....	56
Figura 15 – Dados Sintéticos: Gráfico M-N. As cruces em vermelho representam os pontos do perfil. ....	57
Figura 16 – Dados Sintéticos: Gráfico Vsh-M-N. As cruces em vermelho representam os pontos do perfil. ....	58
Figura 17 – Dados Sintéticos: Gráfico M-N. Aplicação da rede neural bicompetitiva. As estrelas em preto representam os pontos de matriz. As cruces em vermelho representam os pontos do perfil. ....	59
Figura 18 – Dados Sintéticos: Gráfico M-N. Aplicação da rede neural bicompetitiva. Classificação dos pontos do perfil em função dos pontos de matriz. ....	60
Figura 19 – Dados Sintéticos: Zoneamento do poço. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência. ....	61
Figura 20 – Dados Sintéticos: Gráfico M-N. Aplicação do algoritmo progenitor genético. Os quadrados em preto representam os pontos de matriz estimados pelo algoritmo.....	62

Figura 21 – Dados Sintéticos: Cálculo da porosidade. A linha em azul é a porosidade do modelo. A linha em vermelho é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. A linha em verde é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz arenito. A linha em magenta é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz calcário. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência. .... 63

Figura 22 – Dados Sintéticos: Cálculo da porosidade. A linha em azul é a porosidade do modelo. A linha em vermelho é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. A linha em verde é a porosidade calculada pelo método de Wyllie, com matriz arenito. A linha em magenta é a porosidade calculada pelo método de Wyllie com matriz calcário. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência. .... 64

Figura 23 – Dados Sintéticos: Gráfico Pickett. Camada A. Aplicação da rede neural competitiva angular. A abscissa é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. Os círculos são pontos do perfil. Os círculos em azul formam o conjunto de treinamento. A linha em vermelho é o modelo da reta da água. A linha em azul é a reta da água estimada. .... 66

Figura 24 – Dados Sintéticos: Gráfico Pickett. Zona I. Aplicação da rede neural competitiva angular. A abscissa é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz arenito. Os círculos são pontos do perfil. Os círculos em azul formam o conjunto de treinamento. A linha em vermelho é o modelo da reta da água. A linha em azul é a reta da água estimada. .... 67

Figura 25 – Dados Sintéticos: Gráfico Pickett. Zona II. Aplicação da rede neural competitiva angular. A abscissa é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. Os círculos são pontos do perfil. Os círculos em azul formam o conjunto de treinamento. A linha em vermelho é o modelo da reta da água. A linha em azul é a reta da água estimada. .... 68

Figura 26 – Dados Sintéticos: Gráfico Pickett. Zona II. Aplicação da rede neural competitiva angular. A abscissa é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz arenito. Os círculos são pontos do perfil. Os círculos em azul formam o conjunto de treinamento. A linha em vermelho é o modelo da reta da água. A linha em azul é a reta da água estimada. .... 69

Figura 27 – Dados Sintéticos: Cálculo da saturação de água. A linha em azul é a saturação do modelo. A linha em vermelho é a saturação obtida com a porosidade

calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. A linha em verde é a saturação obtida com a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz arenito. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência..	70
Figura 28 – Dados Reais: Conjunto de perfis.....	71
Figura 29 – Dados Reais: Gráfico M-N. As cruzes em vermelho representam os pontos do perfil.....	72
Figura 30 – Dados reais: Gráfico Vsh-M-N. As cruzes em vermelho representam os pontos do perfil.....	73
Figura 31 – Dados Reais: Gráfico M-N. Aplicação da rede neural bicompetitiva. As estrelas em preto representam os pontos de matriz. As cruzes em vermelho representam os pontos do perfil.....	74
Figura 32 – Dados Reais: Gráfico M-N. Aplicação da rede neural bicompetitiva. Classificação dos pontos do perfil em função dos pontos de matriz. ....	75
Figura 33 – Dados Reais: Zoneamento do poço. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência. ....	76
Figura 34 – Dados Reais: Gráfico M-N. Aplicação do algoritmo progenitor genético. Os quadrados em preto representam os pontos de matriz estimados pelo algoritmo.....	77
Figura 35 – Dados Reais: Cálculo da porosidade. A linha em vermelho é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. A linha em verde é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz arenito. A linha em magenta é a porosidade calculada pelo densidade-neutrônico, com matriz calcário. O perfil de raios gama natural é usado apenas como referência. ....	78
Figura 36 – Dados Reais: Gráfico Pickett. Aplicação da rede neural competitiva angular. A abscissa é a porosidade calculada a partir do parâmetro apropriado da matriz. Os círculos são pontos do perfil. Os círculos em azul formam o conjunto de treinamento. A linha em azul é a reta da água estimada .....	79

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores de M e N para os minerais mais comuns.....	23
Tabela 2 – Valores dos parâmetros da equação de Archie .....	29
Tabela 3 – Propriedades físicas dos minerais .....	55
Tabela 4 – Comparação entre os parâmetros de porosidade.....	65
Tabela 5 – Comparação dos resultados .....	80

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	14
<b>2 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO</b> .....	16
2.1 PERFIS DE RESISTIVIDADE .....	16
2.1.1 Perfil de Resistividade Galvânica (Laterolog).....	16
2.1.2 Perfil de Indução .....	17
2.2 PERFIS DE POROSIDADE.....	18
2.2.1 Perfil de Densidade .....	19
2.2.2 Perfil de Porosidade Neutrônica .....	20
2.2.3 Perfil Sônico .....	21
2.3 GRÁFICO M-N .....	22
2.3.1 Parâmetro N.....	22
2.3.2 Parâmetro M.....	22
2.3.3 Interpretação do Gráfico M-N .....	24
2.4 MÉTODOS CLÁSSICOS DE CÁLCULO DA POROSIDADE .....	25
2.4.1 Método de Wyllie .....	26
2.4.2 Método Densidade-Neutrônico .....	26
2.5 EQUAÇÃO DE ARCHIE .....	27
2.6 MÉTODO DE PICKETT.....	29
2.6.1 Interpretação do Gráfico de Pickett.....	30
<b>3 ALGORITMOS INTELIGENTES</b> .....	31
3.1 REDES NEURAS ARTIFICIAIS .....	31
3.1.1 Rede Neural Competitiva .....	32
3.2 ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	34
<b>4 METODOLOGIA</b> .....	35
4.1 ZONEAMENTO DO POÇO .....	35
4.1.1 Gráfico Vsh-M-N .....	35
4.1.2 Rede Neural Bicompetitiva .....	37
4.1.3 Algoritmo Inteligente.....	40
4.2 CÁLCULO DA POROSIDADE.....	41
4.2.1 Modelo de Rocha.....	43
4.2.2 Algoritmo Progenitor Genético .....	44
4.2.3 Algoritmos Inteligentes .....	46

4.2.4 <b>Determinação da Porosidade</b> .....	47
4.3 <b>CÁLCULO DA SATURAÇÃO DE ÁGUA</b> .....	47
4.3.1 <b>Rede Neural Competitiva Angular</b> .....	48
4.3.2 <b>Cálculo da Saturação de Água</b> .....	51
5 <b>RESULTADOS</b> .....	55
5.1 <b>DADOS SINTÉTICOS</b> .....	55
5.2 <b>DADOS REAIS</b> .....	71
6 <b>CONCLUSÕES</b> .....	81
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	82

## 1 INTRODUÇÃO

A equação de Archie (ARCHIE, 1942) é o marco histórico da Avaliação de Formação, que pela primeira vez estabeleceu uma relação entre as propriedades físicas das rochas, mensuradas em uma operação de perfilagem, com as suas propriedades petrofísicas, permitindo a identificação e a quantificação de hidrocarbonetos em subsuperfície. Gustave E. Archie desenvolveu, na década de 1940, a relação empírica conhecida como equação de Archie, cuja solução é a saturação de água, ou o volume de água por unidade de volume de fluido. A equação de Archie é universalmente aplicada para o cálculo da saturação de água, a partir de um perfil de resistividade profunda e dos valores calculados de porosidade (CRAIN, 1986, HOSSEINI-NIA; REZZAEE, 2002) em uma camada reservatório, e envolve a resistividade da água de formação e os expoentes de cimentação e saturação.

Em termos práticos, não é simples a produção de uma solução para a equação de Archie, devido ao desconhecimento da porosidade, da resistividade da água na temperatura da formação e dos expoentes de cimentação e saturação. O método de Pickett (PICKETT, 1966) é um método gráfico, muito popular na avaliação de formação (ELLIS, 2005), que auxilia na solução da equação de Archie, fornecendo estimativas da resistividade da água de formação e do expoente de cimentação, considerando o expoente de saturação como constante. O método de Pickett não determina o método de cálculo da porosidade (Pickett, op.cit.), no entanto é evidente a importância da confiabilidade das estimativas da porosidade para a produção de valores realistas para a saturação de água. O método de Pickett utiliza a medida da resistividade da rocha obtida na região não afetada pela invasão do filtrado da lama de perfuração e corrigida pelos efeitos do poço, que são registradas em um perfil de resistividade profunda (laterolog ou indução) e os valores calculados da porosidade para estabelecer uma relação linear, denominada como a reta da água, ou a linha que passa pelos pontos completamente saturados por água. A inclinação da reta da água resulta no expoente de cimentação. O ponto determinado pela interseção da reta da água com a vertical pelo ponto de abscissa (porosidade) igual a um, define a resistividade da água na temperatura de formação, no eixo das ordenadas.

Os métodos clássicos para o cálculo da porosidade utilizam os perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica) e requerem informações sobre as propriedades físicas da matriz, do fluido e da argila (CRAIN, 1986). A determinação de valores realistas para a porosidade depende da adoção de valores confiáveis para as propriedades físicas da matriz, bem como da avaliação da argilosidade, que se não convenientemente consideradas, induzem ao cálculo de valores otimistas para a porosidade (ELLIS, 2005).

Esta tese apresenta uma metodologia baseada nos chamados algoritmos inteligentes (AMINIAN; AMERI, 2005; VELEZ-LANGS, 2005; TETTAMANZI; TOMASSINI, 2001) para produzir a solução da equação de Archie.

A solução da equação de Archie inicia-se com o cálculo da porosidade, realizado com a apresentação de um modelo de rocha reservatório, no qual a argila é considerada como constituinte da matriz, que é caracterizada pelos seus parâmetros de porosidade. Deste modo são considerados os efeitos da argila e de todos os minerais constituintes sobre as propriedades físicas da matriz. Os parâmetros de porosidade da matriz são obtidos por um novo algoritmo evolucionário baseado na reprodução assexuada dos fungos, que utiliza uma função de aptidão desenvolvida a partir dos critérios interpretativos do Gráfico M-N (BURKE et al., 1969). O cálculo da porosidade é realizado a partir do modelo de rocha que envolve o parâmetro de porosidade da matriz e do zoneamento ou a classificação do perfil em termos das propriedades físicas da matriz, que é realizado a partir da apresentação de uma variação da rede neural competitiva denominada como rede neural bicompetitiva. A resistividade da água de formação e o expoente de cimentação são obtidos por uma nova rede neural, rede competitiva angular, que realiza a interpretação do Gráfico de Pickett, considerando a reta da água como um padrão angular.

A apresentação desta metodologia é realizada com dados sintéticos e na sua avaliação são utilizados perfis convencionais registrados em poços do Campo de Namorado, na Bacia de Campos. Brasil.

## 2 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO

É o conjunto de técnicas e métodos para a interpretação das propriedades petrofísicas das camadas rochosas atravessadas por um poço a partir das medidas das propriedades físicas realizadas na operação de perfilagem e registradas nos perfis geofísicos. A avaliação de formação é a atividade chave para produzir a qualificação dos reservatórios e a estimativa de reservas.

O principal objetivo da avaliação de formação é produzir uma estimativa da variação das propriedades petrofísicas a partir de medidas das propriedades físicas das rochas ao longo do poço, de modo a possibilitar a qualificação de reservatórios e a quantificação realística de reservas. A porosidade e a saturação de água são as propriedades petrofísicas que determinam a qualificação de um reservatório, sendo definidas a partir de um modelo de rocha, com volume unitário, constituído por três materiais: a matriz (minerais), fluido (água de formação e hidrocarboneto) e a argila. A porosidade é definida como a fração do volume da rocha que é preenchida por fluido, ou considerando o volume unitário da rocha, a porosidade é igual ao volume de fluido. A saturação de hidrocarboneto ou saturação de óleo é definida pela razão entre o volume de óleo e a porosidade, enquanto a saturação de água define a fração da porosidade ocupada pela água de formação. Assim, o cálculo da saturação é diretamente impactado pela estimativa da porosidade.

### 2.1 PERFIS DE RESISTIVIDADE

Em março de 1927 no campo de Pechelbronn na França, os irmãos Schlumberger e Henri Doll realizaram as primeiras medidas de resistividade em um poço de 500 m de profundidade, produzindo o primeiro perfil elétrico de um poço, ou a medida, em função da profundidade, das variações da resistividade das rochas atravessadas pelo poço (ELLIS, 2005).

#### 2.1.1 Perfil de Resistividade Galvânica (Laterolog)

O perfil de resistividade galvânica (laterolog) é o registro, em função da profundidade, das variações da resistividade das rochas, medidas na região não

perturbada pela invasão do filtrado da lama de perfuração (resistividade profunda ou resistividade verdadeira).

O laterolog é produzido por uma ferramenta que por meio de contatos galvânicos injeta correntes elétricas focalizadas diretamente na formação. Por isto é indicado para poços construídos com fluido de perfuração condutivo (a base de sal) eliminando ou minimizando os efeitos da lama sobre as correntes injetadas na formação, permitindo a obtenção de boas medidas da resistividade verdadeira em camadas com espessuras maiores que 1 m (resolução vertical) e que apresentem um contraste de resistividade com a lama, ou formações resistivas e lama condutiva.

A versão mais simples desta ferramenta é composta por três eletrodos de corrente, um eletrodo central, que injeta a corrente focalizada de medida e dois eletrodos guardas, posicionados simetricamente a cima e abaixo do eletrodo central. A focalização (as linhas de corrente, originalmente radiais, são forçadas a tornarem-se paralelas e perpendiculares a formação) é obtida mantendo-se a corrente elétrica injetada pelos eletrodos guardas no mesmo potencial da corrente injetada pelo eletrodo central. A corrente emitida pelo eletrodo central produz uma diferença de potencial que é medida por um eletrodo de potencial e a resistividade aparente das rochas na vizinhança do poço é obtida através da relação,

$$R_a = K \frac{V}{I} \quad (1)$$

Na Equação 1,  $R_a$  é a resistividade medida, que após corrigida pelos efeitos do poço e da invasão, torna-se a resistividade verdadeira da formação ( $R_t$ ), que é utilizada nos cálculos da saturação de água.  $V$  é diferença de potencial medida,  $I$  é a corrente injetada pelo eletrodo central e  $k$  é a constante ferramental.

### 2.1.2 Perfil de Indução

O perfil de indução é o registro, em função da profundidade, das variações da condutividade das rochas, medidas na região não perturbada pelos efeitos da invasão. Sendo normalmente expresso em unidades de resistividade (inverso da condutividade).

A ferramenta de Indução foi introduzida por Henri Doll na metade da década de 1940. A versão mais simples desta ferramenta é composta por uma

bobina transmissora e uma bobina receptora. Quando a bobina transmissora é percorrida por uma corrente alternada, de magnitude constante, cria um campo magnético alternado (campo primário), que induz correntes circulares na formação. As correntes circulares são centradas no eixo da ferramenta e criam um campo magnético secundário, que induz uma força eletromotriz na bobina receptora. A bobina receptora é afetada pelo campo primário e pelo campo secundário, como existe uma diferença de fase entre eles, o efeito do campo primário é eletronicamente retirado.

A diferença de potencial na bobina receptora produzida pela intensidade do campo magnético secundário é proporcional à condutividade da rocha (Doll, 1949), ou

$$\Delta V_R = K g C \quad (2)$$

Na Equação 2,  $\Delta V_R$  é a diferença de potencial medida na bobina receptora.  $K$  é a constante ferramental,  $C$  é a condutividade da formação e  $g$  é o fator geométrico de Doll (DOLL, 1949).

## 2.2 PERFIS DE POROSIDADE

Perfis de porosidade é uma designação genérica para as variações com a profundidade das medidas produzidas por três ferramentas. Duas delas são ferramentas nucleares e produzem o perfil de densidade e o perfil de porosidade neutrônica. A terceira é uma ferramenta acústica, que gera o perfil sônico. Nenhuma destas ferramentas realiza uma medida direta da porosidade, no entanto, existe uma diferença apreciável entre as medidas das propriedades físicas produzidas por estas ferramentas, quando realizadas exclusivamente sobre o arcabouço (matriz) e quando realizadas exclusivamente sobre o fluido de saturação de uma rocha sedimentar. Quando se considera a rocha (matriz e fluido), as medidas realizadas por estas ferramentas podem ser suficientemente bem aproximadas por uma combinação linear das medidas em cada constituinte da rocha ponderadas por seus volumes relativos. Para um volume unitário de rocha, a porosidade representa o volume do fluido. Nestas condições, pode-se escrever a equação geral dos perfis de porosidade, na forma

$$p = \phi p_w + V_{sh} p_{sh} + (1 - V_{sh} - \phi) p_m \quad (3)$$

Na Equação 3,  $p$  é um perfil de porosidade.  $\phi$  é a porosidade;  $V_{sh}$  é o volume de argila ou argilosidade.  $p_w$ ,  $p_{sh}$  e  $p_m$  representam o valor da propriedade física registrada em um perfil de porosidade e mensurada isoladamente sobre cada material, ou respectivamente, para o fluido, a argila e a matriz.

### 2.2.1 Perfil de Densidade

O perfil de densidade é o registro, em função da profundidade, das variações da densidade das rochas atravessadas pelo poço.

Um modelo simples da ferramenta de densidade é composto por uma fonte radioativa (Césio-137) emissora de um feixe monoenergético de raios gama e dois detectores de raios gama (NaI), que são blindados contra a detecção direta dos raios gama emitidos. A presença de dois detectores busca uma compensação dos efeitos de atenuação da lama sobre o feixe original de radiação.

O feixe de raios gama emitido pela fonte interage, principalmente, através do efeito Compton, com os elétrons orbitais dos elementos químicos presentes na composição das rochas. O resultado desta interação é a dispersão dos raios gama, ou a atenuação do feixe original que é registrada pelos detectores. A atenuação de um fluxo original de radiação ( $\Theta_0$ ), que percorre uma distância ( $h$ ) no interior de um material qualquer, devido à interação (efeito Compton) dos raios gama e os elétrons do material é dada por,

$$\Theta = \Theta_0 e^{-\rho_e \sigma h} \quad (4)$$

Na Equação 4,  $\rho_e$  e  $\sigma$  representam respectivamente, a densidade eletrônica e a seção de choque ao efeito Compton do material.

Existe uma pequena diferença entre a densidade eletrônica e a densidade de um material. Para que os valores registrados no perfil representem a densidade das formações, a ferramenta de densidade (padrão API) é calibrada em uma rocha calcária padrão, completamente saturada por água doce. A Equação de calibração do perfil de densidade pode ser escrita na forma

$$\rho = 1,0704\rho_e - 0,188 \quad (5)$$

Neste caso, tem-se o perfil de densidade em unidades de densidade do calcário, com erro menor que  $10^{-3} \text{ g/cm}^3$  para outras matrizes (ELLIS; SINGER, 2008).

### 2.2.2 Perfil de Porosidade Neutrônica

O perfil de porosidade neutrônica é o registro, em função da profundidade, das variações da porosidade neutrônica das rochas atravessadas pelo poço.

A porosidade neutrônica é uma grandeza adimensional e característica da geofísica de poço, criada para representar, em uma escala de porosidade, as medidas produzidas pela ferramenta de nêutrons (porosidade neutrônica).

Um modelo simplificado da ferramenta de nêutrons é construído com uma fonte de nêutrons rápidos (energia maior que 0,1 MeV) e dois detectores de nêutrons epitermais (energia no intervalo de 0,025 eV a 0,1 MeV), posicionados de modo a atenuar os efeitos da lama sobre o fluxo de nêutrons rápidos.

A física envolvida na interação do nêutron com a matéria é extremamente complexa. Uma simplificação, comumente adotada (LUTHI, 2001), é considerar que a única interação do nêutron com as rochas, que resulta na atenuação do fluxo original emitido pela fonte, é o choque elástico com o núcleo do átomo de hidrogênio (choque de duas massas iguais). Como, o hidrogênio é o elemento químico essencialmente associado à constituição dos fluidos nas rochas (água e hidrocarboneto). Assim, considera-se a atenuação do fluxo original de nêutrons proporcional a densidade de hidrogênio (número de átomos por unidade de volume), que é proporcional ao volume de fluido ou porosidade.

A ferramenta de nêutrons não realiza qualquer medida de porosidade. Assim, a apresentação da porosidade neutrônica no perfil (padrão API) é o resultado de uma calibração da ferramenta de porosidade neutrônica realizada com a ferramenta de densidade em uma rocha calcária padrão, completamente saturada por água doce. A equação de calibração do perfil de porosidade neutrônica pode ser escrita como

$$\phi_n = 1,5848 - 0,585\rho \quad (6)$$

Na Equação 6,  $\phi_n$  é a porosidade neutrônica registrada no perfil, normalmente expressa em unidades de porosidade do calcário.  $\rho$  é o valor registrada no perfil de densidade. Somente nos termos desta calibração a Equação 3 pode ser utilizada para representar o perfil de porosidade neutrônica.

### 2.2.3 Perfil Sônico

O perfil sônico é o registro, em função da profundidade, das variações do tempo de trânsito de uma onda compressional refratada nas rochas atravessadas pelo poço.

O tempo de trânsito [ $\mu s/ft$ ] é uma grandeza da geofísica de poço, definida como o tempo de propagação de uma onda acústica compressional por uma distância fixa de rocha igual a 1' (0,3m). Para materiais homogêneos, pode-se tomar o tempo de trânsito como o inverso da velocidade de propagação de uma onda compressional.

Em um modelo simplificado, a ferramenta sônica é formada por um transmissor acústico (eletrorestritivo ou piezoelétrico) emissor de pulsos acústicos no interior do poço e dois receptores separados pela distância de 0,3m, com a função de atenuar os efeitos da propagação da onda na lama e possíveis desvios do eixo da ferramenta em relação ao eixo do poço. Os pulsos atingem a parede do poço com ângulo crítico, refratam e se propagam com a velocidade da onda compressional na rocha, quando atingem os receptores. O tempo de trânsito é obtido pela subtração dos tempos de propagação registrados no receptor mais afastado e no receptor mais próximo da fonte.

Como as ondas acústicas se propagam com velocidades diferentes em materiais homogêneos diferentes e com a possibilidade de medir a velocidade de propagação diretamente sobre cada uma das camadas atravessadas por um poço, desenvolveu-se a ferramenta sônica para apoiar a análise de velocidades da sísmica de reflexão.

A física envolvida com a propagação de ondas acústicas não envolve qualquer propriedade petrofísica, somente após os trabalhos de Wyllie e outros, na Gulf Oil Co., que culminaram com o desenvolvimento da equação do tempo médio (WYLLIE et al., 1956) é que se constatou a necessidade da criação de modelos poroelásticos para as rochas reservatório, que justificassem a dependência da velocidade de propagação com a porosidade. Com um modelo poroelástico simples (matriz e fluido) constatou-se que o tempo de trânsito de uma onda acústica em uma rocha sedimentar pode ser traduzido por uma combinação linear dos tempos de trânsito em seus constituintes (considerados constante) e seus volumes relativos. A Equação 3 é exatamente a tradução do

trabalho de Wyllie, considerando um modelo poroelástico constituído por matriz, argila e água.

### 2.3 GRÁFICO M-N

O Gráfico M-N (BURKE et al., 1969) resulta de uma particular combinação dos três perfis de porosidade (sônico, densidade e porosidade neutrônica) para produzir a identificação litológica de um trecho de poço perfurado, a partir das propriedades físicas do mineral principal. O Gráfico M-N é construído com pares ordenados definidos pelos parâmetros M e N, que são formulados de modo a tornar-los relativamente independentes do efeito da porosidade sobre os registros dos perfis de porosidade.

#### 2.3.1 Parâmetro N

A combinação do perfil de densidade e do perfil de porosidade neutrônica é utilizada para a definição do parâmetro N, que é tomado como a cotangente do ângulo de inclinação da reta de porosidade, que para cada mineral é determinada pelo ponto da água ( $\rho_w, \phi_w$ ) e pelo ponto de matriz ( $\rho_m, \phi_m$ ) no Gráfico densidade-neutrônico, ou

$$N = \frac{\phi_w - \phi_m}{\rho_m - \rho_w} \quad (7)$$

Na Equação 7,  $\rho_m$  e  $\phi_m$  representam a densidade e a porosidade neutrônica do mineral principal e  $\rho_w$  e  $\phi_w$  representam a densidade e a porosidade neutrônica da água.

#### 2.3.2 Parâmetro M

O parâmetro M é definido como a cotangente do ângulo de inclinação da reta de porosidade no Gráfico densidade-sônico, que para cada mineral passa pelo ponto da água ( $\rho_w, \Delta t_w$ ) e pelo ponto de matriz ( $\rho_m, \Delta t_m$ ), ou

$$M = \frac{\Delta t_w - \Delta t_m}{\rho_m - \rho_w} \quad (8)$$

Na Equação 8,  $\rho_m$  e  $\Delta t_m$ , representam a densidade e o tempo de trânsito do mineral principal e  $\rho_w$  e  $\Delta t_w$ , representam a densidade e o tempo de trânsito da água.

Figura 1 – Gráfico densidade-neutrônico.

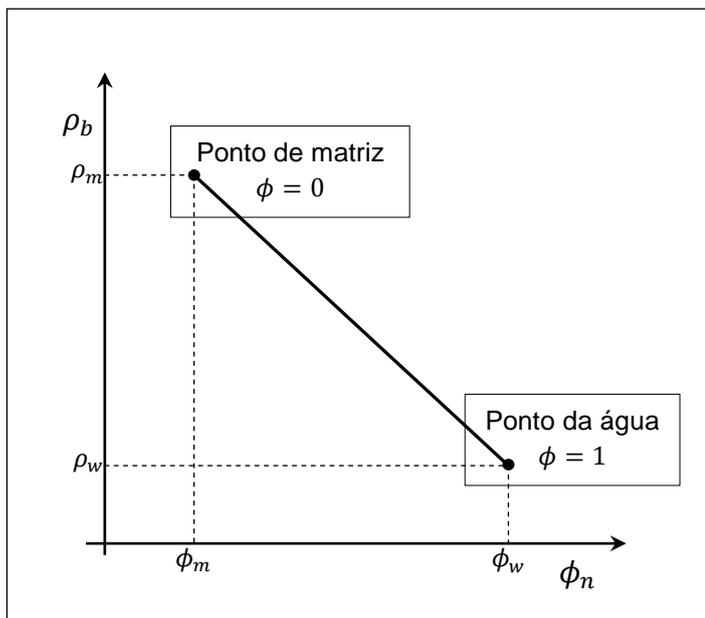
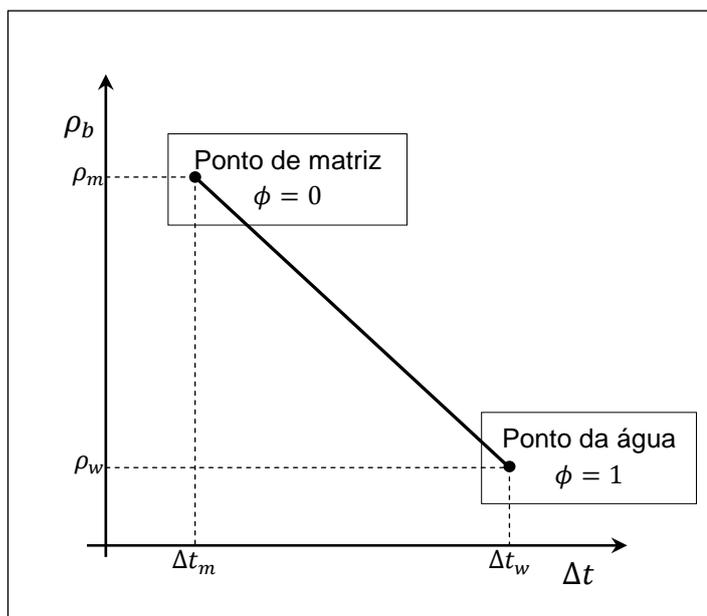


Figura 2 – Gráfico densidade-sônico.



### 2.3.3 Interpretação do Gráfico M-N

O Gráfico M-N, como é mostrado na Figura 3, é construído por pontos formados por pares ordenados definidos pelos parâmetros M e N. Cada mineral produz um único ponto, como mostrado na Tabela 1, estes pontos particulares são denominados como pontos fixos do Gráfico M-N. Admite-se que os pontos fixos apresentem valores dos parâmetros M e N suficientemente diferentes, tal que cada ponto fixo ocupe uma posição relativamente distante dos outros, de modo a permitir a classificação das litologias em função das propriedades físicas do seu mineral principal.

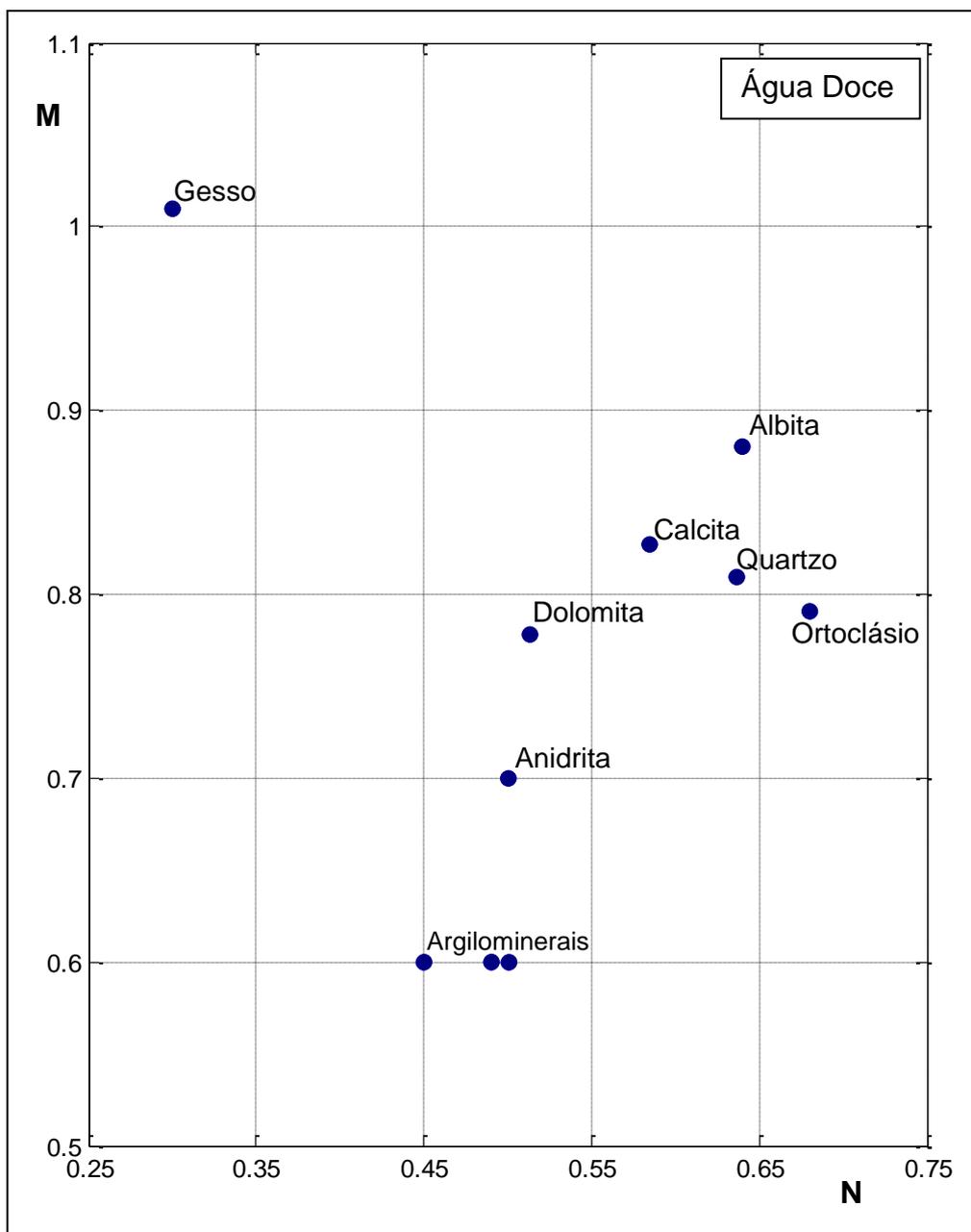
Considerando apenas rocha isentas de argilosidade, com as características do fluido de formação próximas dos valores utilizados na construção do Gráfico M-N e a não existência de evidência de porosidade secundária, a posição de um ponto qualquer no Gráfico M-N é relativamente independente da porosidade, sendo função exclusiva das características físicas do mineral principal na constituição da matriz.

A substituição das propriedades físicas da matriz ( $\rho_{bm}$ ,  $\phi_{Nm}$ ,  $\Delta t_m$ ) nas equações que definem os parâmetros M e N pelos correspondentes valores extraídos dos perfis de porosidade, cria um conjunto de pontos no Gráfico M-N, que são característicos da litologia (mineral principal) de um determinado trecho do poço. Admite-se assim, que os pontos de uma mesma camada se distribuem na vizinhança de um ponto fixo e que a litologia desta camada pode ser determinada a partir da proximidade, medida pela distância Euclidiana, de um ponto fixo em relação à maioria dos pontos do agrupamento representativo da camada.

Tabela 1 – Valores de M e N para os minerais mais comuns.

<b>Mineral</b>	<b>Composição</b>	<b>M</b>	<b>N</b>
Quartzo	SiO <sub>2</sub>	0.81	0.64
Calcita	CaCO <sub>3</sub>	0.83	0.59
Dolomita	CaMg(CO <sub>3</sub> ) <sub>2</sub>	0.78	0.49
Anidrita	CaSO <sub>4</sub>	0.70	0.50
Gesso	CaSO <sub>4</sub> .2H <sub>2</sub> O	1.01	0.30
<b>Argilominerais</b>			
	Illita	0.6	0.49
	Caolinita	0.6	0.45
	Ismeclita	0.6	0.50

Figura 3 – Gráfico M-N. Os círculos em azul mostram os pontos fixos dos minerais mais comuns.



#### 2.4 MÉTODOS CLÁSSICOS DE CÁLCULO DA POROSIDADE

Na avaliação de formação, os métodos clássicos para o cálculo da porosidade são baseados nas medidas das propriedades físicas registradas nos perfis de porosidade (densidade, sônico e porosidade neutrônica), com a utilização de um único perfil ou de uma associação de dois ou mais deles. Estes métodos envolvem o conhecimento prévio das propriedades físicas da matriz, que

devido ao desconhecimento da composição mineralógica da rocha reservatório é, normalmente, assumido o valor medido em laboratório para o mineral principal, na constituição da rocha reservatório. Os métodos de cálculo da porosidade envolvem ainda, o conhecimento prévio do valor da propriedade física do fluido na constituição da rocha reservatório. Como, a composição fluida é desconhecida, normalmente, adota-se o valor da propriedade física mensurada em laboratório para a água doce.

#### 2.4.1 Método de Wyllie

É o mais clássico dos métodos para o cálculo da porosidade e tem origem no trabalho empírico de Wyllie (WYLLIE, 1956), a partir de medidas do tempo de trânsito de ondas P, em amostras de arenito limpo, saturados com água. Estas medidas resultaram na premissa de que o tempo de trânsito na rocha é igual à combinação linear dos tempos de trânsito na matriz e no fluido pelas respectivas frações volumétricas, ou

$$\Delta t = \phi \Delta t_w + (1 - \phi) \Delta t_m \quad (9)$$

A Equação 9 possibilita o cálculo da porosidade, a partir da medida do tempo de trânsito na rocha ( $\Delta t$ ) e do prévio conhecimento dos tempos de trânsito na matriz ( $\Delta t_m$ ) e no fluido ( $\Delta t_w$ ) pela expressão,

$$\phi = \frac{\Delta t - \Delta t_m}{\Delta t_w - \Delta t_m} \quad (10)$$

As dificuldades para o uso desta equação são o desconhecimento dos tempos de trânsito na matriz ( $\Delta t_m$ ) e no fluido ( $\Delta t_w$ ), que são, normalmente, tomados como medidas constantes, respectivamente, no mineral principal e na água doce.

#### 2.4.2 Método Densidade-Neutrônico

É um dos métodos mais difundidos que utilizam dois perfis de porosidade, possibilitando o cálculo simultâneo da porosidade e da argilosidade, com a associação dos perfis de densidade e de porosidade neutrônica.

Tomando-se a Equação geral dos perfis de porosidade escrita para os dois perfis, na forma de um sistema de equações,

$$\begin{cases} \rho = \phi\rho_w + V_{sh}\rho_{sh} - (1 - \phi - V_{sh})\rho_m \\ \phi_N = \phi\phi_{Nw} + V_{sh}\phi_{Nsh} - (1 - \phi - V_{sh})\phi_{Nm} \end{cases} \quad (11)$$

A solução para a porosidade é dada por

$$\phi = \frac{\phi_D\phi_{Nsh} - \phi_N\phi_{Dsh}}{\phi_{Nsh} - \phi_{Dsh}} \quad (12)$$

Na Equação 12, os termos  $\phi_D$  e  $\phi_N$  são os valores de porosidade calculados pela Equação 10, substituindo-se o perfil sônico pelos perfis de densidade e porosidade neutrônica respectivamente.

Da mesma forma que no Método de Wyllie, as simplificações pelo desconhecimento das propriedades físicas da matriz e da argila são empecilhos para o cálculo de valores realistas para a porosidade.

## 2.5 EQUAÇÃO DE ARCHIE

A equação de Archie (ARCHIE, 1942), é resultante de um ajuste linear de medidas diretas da resistividade da rocha, da resistividade da água de formação e da porosidade convenientemente lançadas em papel logarítmico, sob a premissa de que em uma rocha reservatório, a condução de corrente elétrica é eletrolítica, ou que o único material condutivo na constituição da rocha é a água de formação. Considerando a porosidade como o volume de fluido por unidade de volume de rocha e a resistividade da água de formação como constante, tem-se que para uma amostra em que o fluido é exclusivamente água (100% saturada), a resistividade da rocha é diretamente proporcional a resistividade da água de formação e inversamente proporcional a porosidade. O ajuste linear da razão entre a resistividade da rocha e a resistividade da água de formação (fator de formação), lançadas no eixo das ordenadas e a porosidade das diversas amostras, lançadas no eixo das abscissas em papel logarítmico, leva à determinação do expoente de cimentação. Para as rochas com saturação de água inferior a unidade ou contendo hidrocarboneto na sua constituição, a equação de Archie envolve um novo termo, ou o expoente de saturação, que pode ser considerado relativamente constante e independente da porosidade (ELLIS, 2005).

Gustave E. Archie trabalhando no laboratório de análise de testemunhos da Shell, na década de 1940, determinou a relação entre a resistividade da formação e a saturação de água. Assim, a lei de Archie pode ser escrita,

$$R_t = \frac{R_w}{\phi^m S_w^n} \quad (13)$$

Na Equação 13,  $S_w$  é a saturação de água;  $R_t$  é a resistividade da formação, medida pelos perfis de resistividade (Laterolog ou Indução) na região não afetada pelos efeitos da invasão do filtrado da lama de perfuração e corrigida pelos efeitos do poço.  $\phi$  é a porosidade;  $R_w$  é a resistividade da água de formação na temperatura da formação;  $m$  é o expoente de cimentação e  $n$  é o expoente de saturação.

O fator de tortuosidade ( $a$ ), muitas vezes tomado como integrante da equação de Archie, foi inserido posteriormente no numerador da equação ( $aR_w$ ) por Winsauer (WINSAUER et al, 1952), assumindo um valor diferente da unidade para produzir um melhor ajuste dos dados produzidos durante a sua reprodução do trabalho de Archie. O fator de tortuosidade busca corrigir a equação de Archie dos efeitos das variações na cimentação das gargantas dos poros, da estrutura de poro e do tamanho dos grãos (Winsauer, op.cit.). Como os efeitos destas variações são de difícil avaliação, pode-se assumir este efeito incorporado ao valor da resistividade da água de formação (DARLING, 2005) e utilizar diretamente a equação de Archie como expressa pela Equação 13.

Nas situações práticas, a solução da equação de Archie para o cálculo da saturação de água é não trivial. A porosidade pode ser calculada a partir dos perfis de porosidade utilizando qualquer método da avaliação de formação. No entanto, a produção de valores realistas depende, fundamentalmente, da criteriosa adoção das propriedades físicas da matriz. A resistividade da água de formação pode ser obtida a partir do perfil de potencial espontâneo, diretamente medida em amostras de água da formação coletadas nas zonas de interesse, ou ainda, com a utilização de catálogos construídos com valores regionais.

A Tabela 2 apresenta os valores dos expoentes de cimentação e de saturação indicados por Archie (ARCHIE, 1942), acompanhados dos valores do fator de tortuosidade ( $a$ ), como preconizados por Winsauer (Winsauer, op. cit.).

Tabela 2 – Valores dos parâmetros da equação de Archie.

Litologia	Parâmetros da equação de Archie		
	<i>m</i>	<i>n</i>	<i>a</i>
Terrigenas	2,15	2,00	0,62
	2,00	2,00	0,82
Carbonáticas	2,00	2,00	1,00

## 2.6 MÉTODO DE PICKETT

O método de Pickett (PICKETT, 1966) é um dos métodos gráficos mais populares para a determinação da saturação de água, particularmente quando os valores da porosidade são confiáveis e o perfil de resistividade profunda é de boa qualidade, permitindo uma boa aproximação da resistividade verdadeira da formação.

O método de Pickett considera o expoente de saturação igual a 2,0 e produz uma linearização da equação de Archie (Equação 13), tomando o logaritmo de ambos os lados da igualdade, que após o rearranjo dos termos pode ser apresentada na forma,

$$\log R_t = -m \log \phi + \log \left( \frac{R_w}{S_w^2} \right) \quad (14)$$

A Equação 14 descreve uma família de retas paralelas traçadas em papel logarítmico. Particularmente, considerando  $S_w = 1$ , a Equação 14 pode ser escrita como

$$\log R_t = -m \log \phi + \log(R_w) \quad (15)$$

A Equação 15 é a equação da reta que passa por todos os pontos da formação que são completamente saturados por água e recebe o nome de reta da água. A Equação 15 mostra que a inclinação da reta da água é o valor do expoente de cimentação e que a resistividade da água, na temperatura de formação, é obtida diretamente da ordenada correspondente ao ponto de abscissa unitária ( $\phi = 1$ ) ou pela interseção da reta da água com uma reta vertical pela porosidade de 100%.

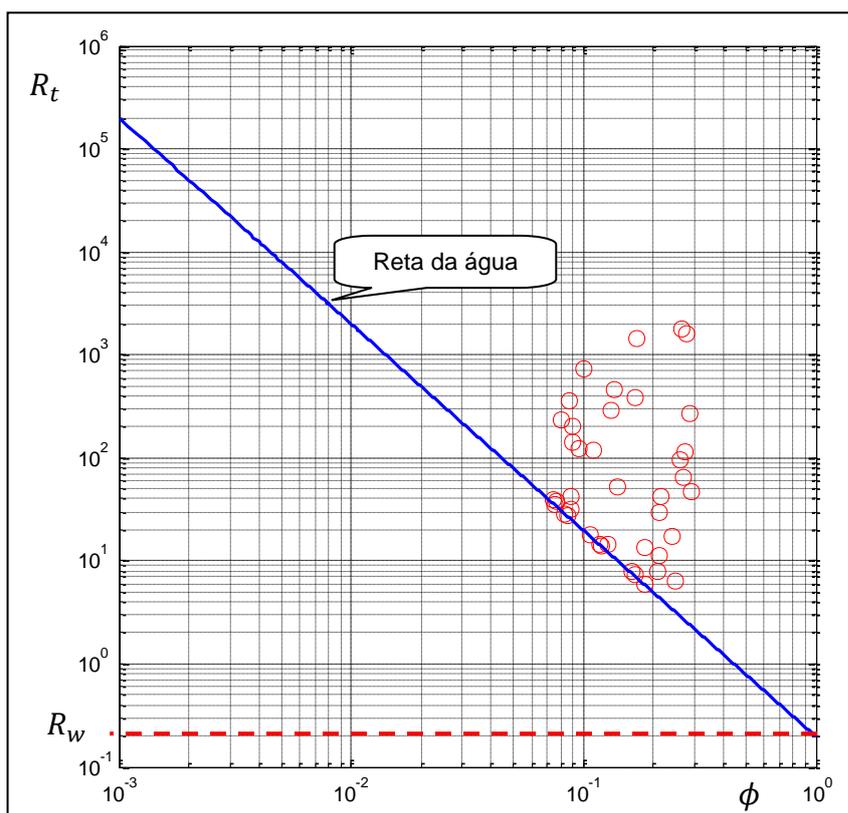
Uma vez definida a reta da água pode-se traçar retas paralelas, na direção nordeste do gráfico, para representar valores de saturação de água inferiores à unidade.

### 2.6.1 Interpretação do Gráfico de Pickett

A construção do Gráfico de Pickett requer uma interpretação prévia dos perfis para a identificação de uma camada de rocha reservatório. Para uma única camada, a premissa da resistividade da água de formação ser constante é razoavelmente satisfeita. O Gráfico de Pickett é composto por pontos desta camada com coordenadas  $(\log(\phi), \log(R_t))$ . A Figura 4 mostra um exemplo do Gráfico de Pickett, com os pontos da camada reservatório representados por círculos em vermelho.

A locação da reta da água é puramente visual e a correção dos valores do expoente de cimentação e da resistividade da água depende da experiência do interprete.

Figura 4 – Gráfico de Pickett.



### 3 ALGORITMOS INTELIGENTES

Sob a denominação de algoritmos inteligentes encontra-se um grupo de métodos computacionais como: os sistemas especialistas, a inferência fuzzy, as redes neurais artificiais e os algoritmos evolutivos, que inserem flexibilidade e capacidade de processamento da informação para solução de problemas da vida real (NIKRAVESH, 2004). A principal característica dos algoritmos inteligentes é a sua capacidade de operar e encontrar uma solução aceitável para um problema em condições severas de imprecisão, incerteza e parcialidade da informação, além de apresentar uma grande tolerabilidade a falhas e robustez na solução de problemas de decisão. Em outras palavras, os algoritmos inteligentes apresentam uma oportunidade para a solução de problemas que envolvem a ambiguidade do pensamento e as incertezas da vida real, transformando dados em informação e informação em conhecimento (Nikravesh, op. cit.).

#### 3.1 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

As redes neurais artificiais são técnicas computacionais cujas propriedades são inspiradas em um modelo simplificado do funcionamento do cérebro dos mamíferos, cuja principal característica é a aquisição de conhecimento através da experiência. Assim, as redes neurais artificiais podem extrair, armazenar e utilizar a informação experimental (HAYKIN, 2001). A principal característica das redes neurais, que as difere completamente de um algoritmo sequencial convencional, é que em uma rede neural a informação não é armazenada em um local predefinido, mas sim distribuída por toda a sua arquitetura (Haykin, op. cit.).

Uma rede neural é composta por um conjunto de elementos processadores não lineares, denominados neurônios, que são dispostos em um arranjo fixo, ou camada. As diversas camadas são interligadas por um conjunto de valores denominados como pesos sinápticos. Toda esta estrutura é conhecida como arquitetura. A forma como a informação propaga-se através das camadas e a arquitetura definem as características da rede neural.

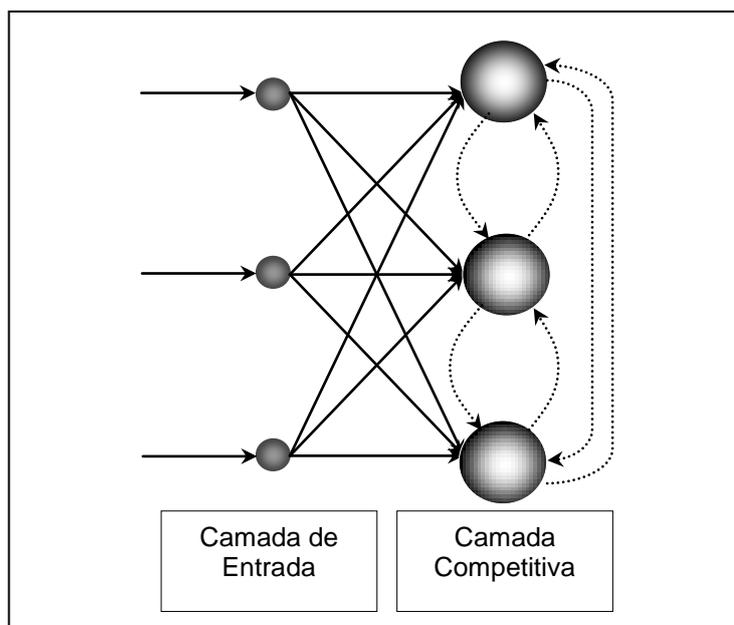
O aspecto das redes neurais, aqui explorado é o da capacidade de reconhecimento de padrões, ou de extração de características comuns e

estatisticamente relevantes presentes nos dados de entrada. Uma rede neural com estas características é conhecida como rede neural competitiva.

### 3.1.1 Rede Neural Competitiva

Uma rede neural competitiva (KOHONEN, 1989) apresenta uma arquitetura (Figura 5) composta por duas camadas de neurônios artificiais. A primeira é a camada de entrada, que contém apenas unidades sensoriais que recebem e passam os dados de entrada à segunda camada, ou camada competitiva, que é formada por neurônios competitivos. Estas duas camadas são completamente conectadas por pesos sinápticos.

Figura 5 – Arquitetura típica de uma rede neural competitiva.



Semelhante ao cérebro dos mamíferos, a capacidade de aprendizagem é a característica mais importante de uma rede neural, que acontece por meio de um processo iterativo de ajustes de pesos sinápticos. Atualmente, existem processos de aprendizagem bastante sofisticados, que podem ajustar, não apenas os pesos sinápticos, mas até mesmo a própria arquitetura e a função de ativação, que controla o sinal de saída dos neurônios (HAYKIN, 2001).

A aprendizagem competitiva (Kohonen, op. cit.) é um processo não supervisionado de treinamento, isto é, durante a aprendizagem são apresentados

apenas padrões de entrada à rede neural. Uma regra de aprendizagem define a estratégia de competição e a modificação dos pesos sinápticos (HAYKIN, 2001). A aprendizagem competitiva usa a regra de Kohonen (KOHONEN, 1989), onde o neurônio competitivo com pesos sinápticos que a mais se assemelham ao padrão de entrada vence a competição (neurônio vencedor) e tem seus pesos sinápticos movidos para mais próximo do padrão de entrada.

Uma vez terminado o processo de aprendizagem competitiva, os padrões de entrada, normalmente representados por vetores, no espaço Euclidiano  $n$ -dimensional, se posicionam nas vizinhanças de pontos definidos por coordenadas iguais aos pesos sinápticos de cada neurônio ativo na camada competitiva. Assim, cada agrupamento de pontos (padrões de entrada) está associado a um único neurônio competitivo, com pesos sinápticos que representam as coordenadas de um ponto nas proximidades do centro de gravidade de cada agrupamento (Haykin, op. cit).

A fase de operação de uma rede neural competitiva é um processo de classificação de novos padrões de entrada. Este processo é governado pela distância Euclidiana. O neurônio competitivo com pesos sinápticos mais próximos das coordenadas do novo vetor de entrada vence a competição (Kohonen, op. cit.) e este novo dado recebe a mesma classificação dos pontos na vizinhança do neurônio vencedor.

Considere um problema de classificação de pontos (vetores de entrada) espalhados no plano Cartesiano. O par de coordenada de cada ponto requer duas unidades sensoriais na camada de entrada da rede. Na fase de aprendizagem, é definido o conjunto de treinamento, ou um subconjunto dos pontos de entrada que representa os possíveis agrupamentos presentes nos dados de entrada. Este número de agrupamentos é tomado como o número de neurônios competitivos. O treinamento da rede leva a criação de pesos sinápticos para cada neurônio iguais às coordenadas de um ponto próximo ao centro de gravidade de cada agrupamento. Neste ponto a rede competitiva esta pronta para classificar os pontos restantes, em termos das classes (agrupamentos) encontradas no conjunto de treinamento.

O comportamento da rede neural competitiva sugere que cada agrupamento pode ser envolvido por uma circunferência com as coordenadas de seu centro iguais aos pesos sinápticos de cada neurônio competitivo.

### 3.2 ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Os algoritmos evolutivos formam um conjunto de métodos robustos e adaptáveis para a solução de problemas de busca e de otimização (HOLLAND, 1975). Os algoritmos evolutivos foram propostos com a intenção de imitar e inserir na solução de problemas complexos as características de alguns processos observados na reprodução e na evolução natural das espécies. Segundo a teoria evolutiva de Darwin, a evolução acontece no nível das estruturas codificadas nos cromossomos biológicos.

Os algoritmos genéticos formam uma classe dos algoritmos evolutivos, que simulam computacionalmente os mesmos processos biológicos que descrevem o crescimento de uma população e a sua adaptação ao ambiente: herança genética e sobrevivência do indivíduo mais adaptado (TETTAMANZI; TOMASSINI, 2001). O algoritmo genético age semelhantemente ao ciclo evolutivo das espécies, onde um grupo de indivíduos, caracterizados geneticamente por seus cromossomos, produz uma nova geração a partir do cruzamento, ou da mistura do material genético de dois indivíduos geneticamente semelhantes (cruzamento de indivíduos de uma mesma espécie). O cruzamento gera novos indivíduos geneticamente semelhantes àqueles que os originaram (filhos parecidos com os pais). Eventualmente, pode ocorrer a mutação, ou alteração do código genético, que produz novos indivíduos, que são ligeiramente diferentes da geração anterior.

Os processos de reprodução alteram esses cromossomos gerando indivíduos diferentes e a seleção natural opera de modo que aqueles mais adaptados ao ambiente transmitam suas informações genéticas às próximas gerações mais frequentemente que aqueles menos adaptados.

Quando adota-se um algoritmo genético para a resolução de um problema, o cromossomo deve representar uma possível solução e a população um conjunto de soluções possíveis. As restrições do ambiente são representadas por um funcional ou uma função de aptidão. Cada nova população é criada pelos processos de cruzamento e mutação e avaliada pela função de aptidão. Os indivíduos mais adaptados possuem maiores probabilidades de se reproduzirem, gerando melhores soluções. Após algumas gerações, o algoritmo converge ao melhor indivíduo, que se espera representar uma solução ótima para o problema.

## 4 METODOLOGIA

A solução da equação de Archie com a utilização de algoritmos inteligentes pode ser dividida em três etapas. Na primeira é realizado o zoneamento do poço em termos das propriedades físicas da matriz de cada camada. Na segunda etapa é estimada a porosidade para cada camada e na última é calculada a saturação de água. Para cada etapa é apresentada uma metodologia baseada nos métodos clássicos da avaliação de formação, que são associados ao desenvolvimento de novos algoritmos inteligentes, especializados para a solução de cada problema.

### 4.1 ZONEAMENTO DO POÇO

O zoneamento, ou a identificação e delimitação de cada uma das camadas atravessadas pelo poço é realizada por um novo algoritmo inteligente, a rede neural bicompetitiva, que produz a interpretação do Gráfico Vsh-M-N, uma modificação do Gráfico M-N, que acomoda os efeitos da argila.

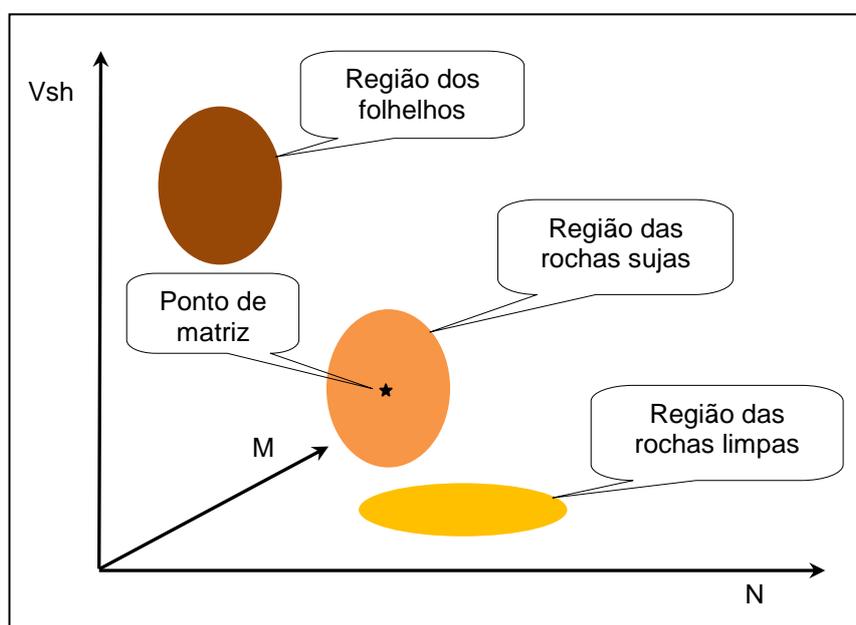
A interpretação do Gráfico Vsh-M-N resulta na identificação do ponto de matriz, que é determinado com base nas propriedades físicas da matriz, ou seja, será delimitada como uma camada ou um intervalo de profundidade, no qual a matriz possua as mesmas propriedades físicas, consideradas como constantes.

#### 4.1.1 Gráfico Vsh-M-N

Em muitas situações práticas da avaliação de formação, não se conhece a natureza da matriz rochosa e um dos métodos clássicos para a identificação do mineral principal na constituição da matriz é o Gráfico M-N. Para as rochas de composição complexa, principalmente com a presença de argila, o Gráfico M-N, muitas das vezes, pode levar a interpretações incorretas. Uma vez que a consideração da argilosidade, segundo a equação geral dos perfis de porosidade (Equação 3), elimina a independência da porosidade que, em teoria os pontos no Gráfico M-N apresentariam. Assim, a posição de um agrupamento de pontos, representativos de uma camada, no Gráfico M-N passa a ser função do mineral principal, da argilosidade e da porosidade.

Uma forma de atenuar este tipo de incorreção de interpretação é apresentada na forma de um novo gráfico, denominado como Gráfico Vsh-M-N, que como apresentado na Figura 6, possui eixos escalonados pelos parâmetros M e N e pela argilosidade (Vsh), calculada pelo perfil de raios gama natural. O Gráfico Vsh-M-N mostra uma distribuição espacial de pontos em função da constituição mineralógica e da argilosidade das rochas reservatório, mas são perdidas as relações de profundidade entre as diversas camadas atravessadas pelo poço.

Figura 6 – Gráfico Vsh-M-N mostrando as regiões dos diversos tipos de rocha e um exemplo de ponto de matriz.



A interpretação de um agrupamento de pontos no espaço do Gráfico Vsh-M-N permite a sua classificação através da posição do seu centro de gravidade, ou ponto de matriz, em três diferentes classes. Um agrupamento com alta argilosidade e com baixos valores de M e N, dispostos na direção da localização dos argilominerais no Gráfico M-N, indica a região ou classe dos folhelhos. O centro de gravidade deste agrupamento determina o ponto de matriz do folhelho. Um agrupamento que possui seu ponto de matriz com valores dos parâmetros M e N nas proximidades dos minerais no Gráfico M-N e com um valor intermediário para a argilosidade indica a ocorrência das rochas reservatório sujas. Enquanto, um ponto de matriz com baixos valores de argilosidade, indica a presença das rochas reservatório limpas.

#### 4.1.2 Rede Neural Bicompetitiva

Considerando um conjunto de dados representados por uma distribuição qualquer de pontos no espaço Euclidiano  $n$ -dimensional. Um problema de reconhecimento de padrões requer, normalmente, duas respostas para a sua completa solução: O número de agrupamentos e a posição do centro de gravidade de cada um dos agrupamentos presentes nos dados.

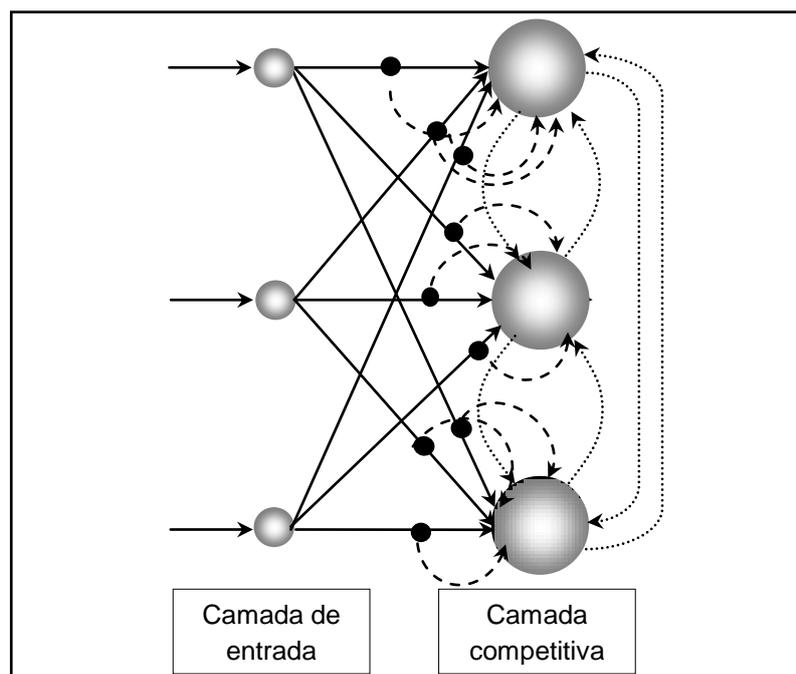
A rede neural bicompetitiva é uma variação da rede competitiva (KOHONEN, 1989), com uma nova estratégia de treinamento, que promove a adaptação dinâmica do número inicial de neurônios competitivos para coincidirem com número de agrupamentos e de seus pesos sinápticos, para se ajustarem às coordenadas do centro de gravidade de cada agrupamento.

A arquitetura da rede bicompetitiva, como apresentada na Figura 7, é formada por duas camadas. A camada de entrada é formada apenas por neurônios sensoriais. O número de neurônios nesta camada é igual à dimensão do espaço Euclidiano no qual os dados de entrada estão definidos. A segunda camada é denominada como, camada bicompetitiva, ou a camada processadora, na qual ocorrem dois processos de competição durante a fase de treinamento da rede. A principal diferença em relação a uma camada competitiva clássica é a possibilidade de variação do número de neurônios competitivos durante a fase de treinamento.

A metodologia de treinamento da rede bicompetitiva não requer informações *a priori* sobre o número de nuvens, o número de iterações para o término do treinamento, bem como sobre a forma de variação do parâmetro de treinamento, como necessário no treinamento da rede competitiva (Kohonen, op. cit.). Esta estratégia busca reduzir o número inicial de neurônios, tomado com um valor muito maior que o possível número de agrupamentos presentes nos dados, tal que ao final do treinamento o número de neurônios remanescentes represente o número de agrupamentos presente nos dados de entrada. O vetor de pesos sinápticos associado a cada neurônio remanescente na camada bicompetitiva é formado pelas coordenadas de um ponto, no espaço dos dados de entrada, posicionado na vizinhança do centro de gravidade de cada agrupamento identificado.

O treinamento da rede bicompetitiva contempla a realização de duas fases de competição. Na primeira fase ocorre a competição pelos dados de entrada, tal que os neurônios tenham seus pesos sinápticos deslocados para as proximidades das diversas nuvens presentes nos dados. Na segunda fase ocorre a competição pelos pesos sinápticos, na qual um neurônio com pesos sinápticos próximos ao de outro neurônio pode ser eliminado da camada bicompetitiva em função do seu número de vitórias pelos dados de entrada. Nessa fase, os pesos do neurônio vencedor são atualizados, incluindo-se os dados, que foram anteriormente capturados pelos neurônios eliminados. Assim, ao final do treinamento tem-se, na maioria dos casos, que o número de neurônios remanescentes é igual ao número de nuvens, com seus pesos sinápticos próximos da coordenadas dos centros de gravidade de cada nuvem.

Figure 7 – Arquitetura da rede neural bicompetitiva.



### 1. Competição pelos Dados de Entrada

Nesta fase, adota-se a regra de competição de Kohonen (KOHONEN, 1989) pelos dados de entrada, onde apenas o neurônio vencedor tem seus pesos modificados para as proximidades do dado de entrada. Supondo que o neurônio  $i$  vença a competição pelo vetor de entrada  $X$ . O novo vetor de pesos sinápticos, associado ao neurônio vencedor é dado por,

$$W_i(t + 1) = W_i(t) - \alpha(W_i(t) - X) \quad (16)$$

Na Equação 16,  $\alpha$  é o parâmetro de treinamento;  $W_i$  é o vetor de pesos na ligação sináptica entre o neurônio competitivo  $i$  e a camada de entrada.

Nesta fase, em cada neurônio competitivo é realizada a operação representada na Equação 17, para cada dado de entrada,

$$d_i = \text{dist}(W_i, X) \quad (17)$$

Na Equação 17,  $d_i$  é a distância euclidiana entre o valor atual do vetor de pesos sinápticos associados ao neurônio  $i$  e o vetor de entrada. O neurônio vencedor para este dado é aquele que apresenta o menor valor da distância.

O objetivo da competição pelos dados de entrada é o de mapear todos os agrupamentos presentes nos dados, pois ocorre que mais de um neurônio seja deslocado para um mesmo agrupamento.

Ao final desta fase, cada neurônio retém o número de vezes nas quais ele foi o vencedor para um dado de entrada.

## 2. Competição pelos Pesos Sinápticos

Nesta fase, a matriz de pesos sinápticos determinada na competição pelos dados de entrada é apresentada à camada de entrada da rede e a competição visa eliminar os neurônios redundantes e determinar o número de nuvens presentes nos dados.

A regra de competição impede que um neurônio seja o vencedor para os pesos sinápticos associados a ele próprio, estabelecendo como neurônio vencedor por um grupo de neurônios com pesos sinápticos semelhantes, aquele com o maior número de vitórias na competição pelos dados de entrada.

Para promover o deslocamento dos pesos sinápticos associados aos neurônios remanescentes, procede-se a uma nova etapa do treinamento com a competição pelos dados de entrada, considerando apenas os neurônios remanescentes, com seus atuais valores dos pesos sinápticos como os valores iniciais, dos vetores de peso para esta etapa final de treinamento da rede. O objetivo desta etapa é produzir o deslocamento do vetor de pesos sinápticos para as proximidades do centro de gravidade da nuvem que este neurônio representa.

Na fase de operação da rede bicompetitiva é realizada a classificação das nuvens identificadas na fase de treinamento. Os critérios de classificação das

nuvens são particulares de cada problema, promovendo um significado prático para os pontos dispostos no espaço dos dados de entrada.

#### 4.1.3 Algoritmo Inteligente

Uma camada razoavelmente homogênea, em termos da sua composição mineral ou de mesma litologia, produz medidas relativamente próximas de suas propriedades físicas ou apresentam leituras semelhantes nos perfis de porosidade, resultando na formação de um agrupamento de pontos no espaço do Gráfico Vsh-M-N.

A rede neural bicompetitiva recebe na camada de entrada, com três neurônios, os valores da argilosidade calculados pelo perfil de raios gama natural e os parâmetros M e N, calculados para os mesmos pontos do intervalo perfilado.

A camada competitiva é inicialmente composta por um grande número de neurônios (um quinto do número de dados de entrada). Após um período conveniente de treinamento através da competição pelos dados de entrada, os vetores de pesos sinápticos da maioria dos neurônios foram modificados, de modo a representarem pontos relativamente próximos dos vários agrupamentos presentes nos pontos representados no Gráfico Vsh-M-N.

Após a realização da competição pelos pesos sinápticos iniciais aplicados à rede como dados de entrada, o número de neurônios remanescentes na camada bicompetitiva, na maioria dos casos, representa o número de camadas e os seus vetores de pesos mostram as coordenadas dos pontos de matriz de cada camada no Gráfico Vsh-M-N.

Uma vez identificados os pontos de matriz, o poço é zoneado ou dividido em intervalos de profundidade, que delimitam uma camada de rocha constituída pela mesma matriz. Na maioria das vezes, uma camada identificada pelas propriedades físicas da matriz é coincidente com uma camada geológica. No entanto, apenas em casos especiais, quando se dispõe da descrição de fácies poderá ser atribuída uma nomenclatura geológica às camadas identificadas.

## 4.2 CÁLCULO DA POROSIDADE

O cálculo da porosidade das rochas atravessadas por um poço, com a utilização dos perfis de porosidade, implica necessariamente no conhecimento das propriedades físicas da matriz, do fluido e da argila (LUTHI, 2001).

As propriedades físicas da matriz ( $\rho_{bm}$ ,  $\phi_{Nm}$ ,  $\Delta t_m$ ) são os valores que seriam mensurados pelas ferramentas de porosidade em uma rocha com porosidade nula. Estes valores, na maioria dos casos, não são registrados diretamente nos perfis de porosidade e devem ser estimados segundo um modelo de rocha. O caso mais comum é considerar as propriedades físicas da matriz, como o resultado de uma combinação linear entre as propriedades físicas e os respectivos volumes relativos de cada um dos minerais constituintes da matriz. Esta composição volumétrica é raramente obtida na análise de testemunho, implicando na utilização de uma simplificação, como assumir as propriedades físicas da matriz como as propriedades físicas do mineral principal na constituição da rocha reservatório. A estimativa do mineral principal pode ser realizada pela interpretação visual do Gráfico M-N.

A caracterização física do fluido no poro, em termos de medidas diretas é bastante complexa, em função da ausência de amostras não contaminadas e pelo desconhecimento, a priori, da sua composição, tanto químicas, quanto em termos dos volumes relativos de água de formação e de hidrocarboneto. Para o cálculo da porosidade é prática comum, a adoção das propriedades físicas tabeladas para a água doce, para a caracterização do fluido no poro.

As propriedades físicas da argila ( $\rho_{sh}$ ,  $\phi_{Nsh}$ ,  $\Delta t_{sh}$ ) são os valores mensurados pelas ferramentas de porosidade para uma rocha com 100% de argilosidade. A aproximação mais utilizada é a de tomar os valores médios dos perfis de porosidade frente aos folhelhos, nas proximidades das rochas reservatório, como as propriedades físicas da argila, presente na constituição destas rochas. Neste caso, admite-se a continuidade e a preservação do processo sedimentar na seqüência rochosa atravessada pelo poço.

As simplificações adotadas para a caracterização física dos componentes da rocha reservatório impactam diretamente na obtenção de valores realistas para a porosidade. Como conseqüência, tem-se que, independente do método adotado para o cálculo da porosidade, o problema reside, principalmente, na obtenção de

valores confiáveis para a caracterização física da matriz e da argila presentes em uma rocha reservatório.

Para produzir valores realistas para a porosidade e reduzir as possíveis incorreções produzidas pela possibilidade de erros de interpretação visual dos perfis e dos gráficos interpretativos, é apresentado um algoritmo inteligente capaz de realizar uma estimativa realística das propriedades físicas da matriz e da argila, a partir da introdução de um modelo de rocha, que considera a matriz constituída por minerais e argila e denominam as suas propriedades físicas como parâmetros de porosidade da matriz.

Os parâmetros de porosidade da matriz são definidos como os valores que seriam registrados por uma ferramenta de porosidade frente a uma rocha, homogênea e isotrópica, com porosidade nula. A análise convencional de testemunhos fornece apenas a medida da densidade da matriz, assumida como a densidade dos grãos peneiráveis, após a destruição das amostras (DARLING, 2005). O tempo de trânsito e a porosidade neutrônica da matriz não são diretamente medidos na análise convencional de testemunhos. A aproximação adotada na avaliação de formação toma os valores tabelados para os minerais, como as propriedades físicas da matriz, assumindo a matriz da rocha reservatório constituída por um único mineral. Para o caso de rochas sujas, a variabilidade na composição química das argilas resulta em uma grande variação de suas propriedades físicas, de tal modo, que é impossível o estabelecimento de valores constantes. Normalmente, assume-se um conjunto de valores dos perfis frente às camadas de folhelho adjacentes à camada reservatório, para o estabelecimento das propriedades físicas da argila.

O algoritmo inteligente projetado para a determinação dos parâmetros de porosidade, denominado como progenitor genético é um algoritmo evolutivo inspirado na reprodução de algumas espécies de fungos, que se reproduzem assexuadamente por produção de esporos. Neste tipo de reprodução, um único indivíduo, o mais adaptado ao ambiente, é o responsável pela geração de toda uma nova população, a partir da mutação do seu material genético.

O algoritmo progenitor toma os parâmetros de porosidade como cromossomos dos indivíduos, tomados como pontos do Gráfico M-N e uma função de aptidão definida com base na interpretação do Gráfico M-N, expressa na forma da distância Euclidiana, tomando como referência a projeção dos pontos

de matriz sobre o plano do Gráfico M-N. Os pontos de matriz são determinados pela rede bicompetitiva na fase de zoneamento do poço.

A estratégia evolutiva determina a solução do problema, ou a estimativa dos parâmetros de porosidade que originaram o ponto de matriz de cada camada.

#### 4.2.1 Modelo de Rocha

Apresenta-se um novo modelo de rocha, que considera a matriz de uma rocha reservatório constituída por um conjunto qualquer de minerais e argila, como mostrado na Figura 8. As propriedades físicas desta mistura heterogênea (matriz) são definidas pelos parâmetros de porosidade da matriz.

A equação de balanço volumétrico, que define a equação geral dos perfis de porosidade para este modelo de rocha reservatório é obtida a partir da transformação volumétrica da argilosidade ( $V_{sh}$ ), originalmente definida em termos do volume de rocha, em volume relativo da argila na constituição da matriz.

A equação geral dos perfis de porosidade (Equação 3) é reescrita abaixo, na forma,

$$p = \phi p_w + V_{sh} p_{sh} + (1 - \phi - V_{sh}) p_m \quad (18)$$

Na Equação 18,  $p$  é um perfil de porosidade,  $V_{sh}$  é a argilosidade e  $\phi$  é a porosidade.  $p_m$  e  $p_{sh}$  são as propriedades físicas, mensuradas por cada perfil de porosidade, para a matriz e para a argila, respectivamente.

No novo modelo de rocha, a equação do perfil de porosidade é expressa como,

$$p = \phi p_w + (1 - \phi) p'_m \quad (19)$$

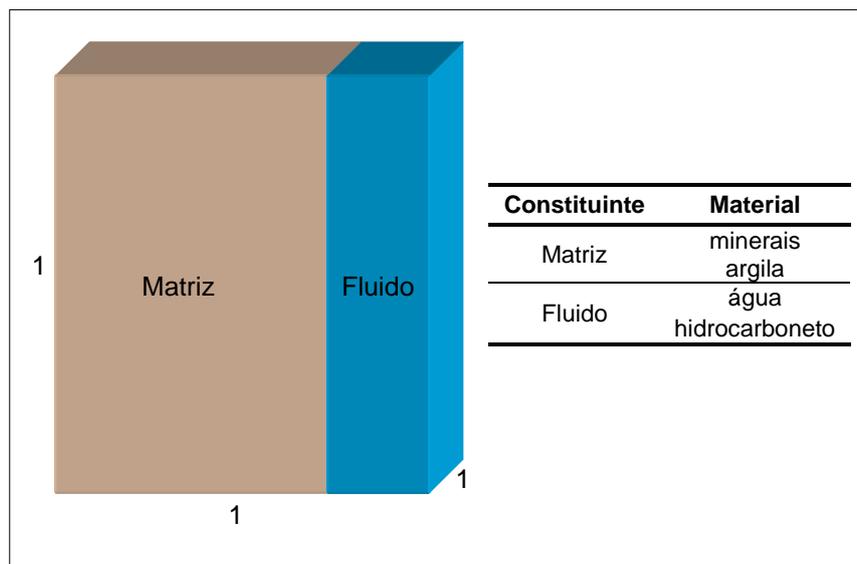
Na Equação 19, o parâmetro de porosidade da matriz ( $p'_m$ ) é escrito como,

$$p'_m = \frac{V_{sh}}{(1 - \phi)} \left( p_{sh} - \sum_{i=1}^N V_i p_i \right) + \sum_{i=1}^N V_i p_i \quad (20)$$

Na Equação 20,  $V_i$  é o volume relativo e  $p_i$  é o parâmetro de porosidade de cada um dos  $N$  minerais presentes na constituição da matriz.

Considerando este modelo de rocha, a interpretação do Gráfico M-N pode ser realizada com os valores de M e N calculados diretamente a partir das leituras dos perfis, sem a necessidade de realização prévia da correção da argilosidade, como quando da utilização do modelo clássico de rocha (BURKE et al., 1969).

Figura 8 – Modelo de rocha reservatório.



#### 4.2.2 Algoritmo Progenitor Genético

Os organismos que se reproduzem assexuadamente dependem exclusivamente da mutação para produzir variações do seu código genético para que os indivíduos das novas gerações não apresentem as mesmas vulnerabilidades ao ambiente. Assim, a mutação sempre ocorre, e em um ambiente agressivo, apenas o indivíduo mais adaptado origina toda uma nova população, mais adaptada as atuais condições do ambiente.

O algoritmo progenitor genético simula computacionalmente o processo reprodutivo por produção de esporos, permitindo que a cada geração apenas um único indivíduo, o progenitor, se reproduza e origine uma descendência melhor adaptada. O progenitor é a solução do problema e é representado por um vetor, em que cada elemento é a solução de uma das incógnitas envolvidas. A reprodução do progenitor ocorre pela produção de esporos, que são novos indivíduos, cujo material genético resulta da mutação do material genético do progenitor.

A avaliação da adaptação ao ambiente de cada novo indivíduo é realizada através de uma função de aptidão, definida em função das características do problema e que determinam os critérios de seleção do progenitor (aproximação da solução) daquela geração.

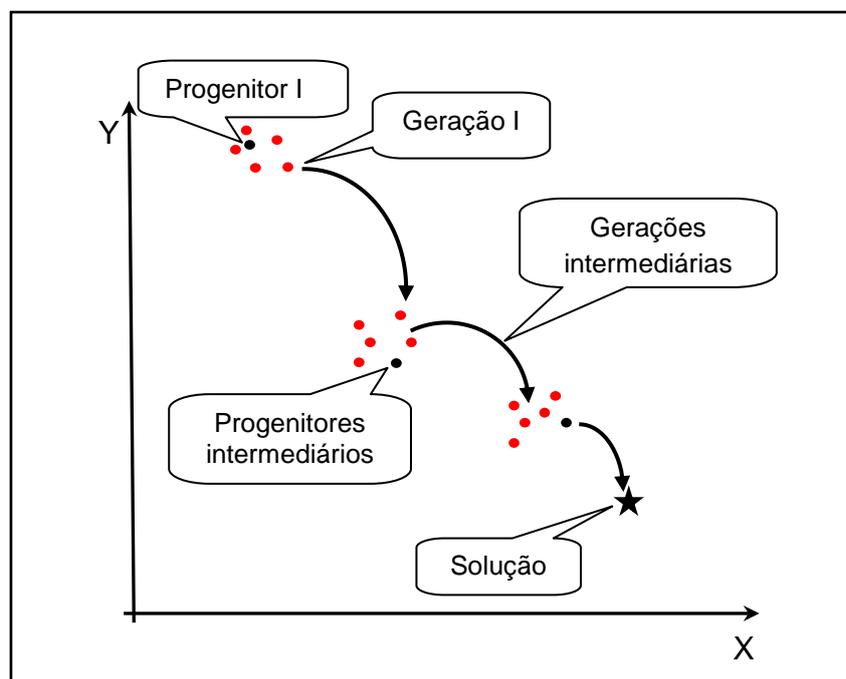
O número de indivíduos de cada nova geração depende das características do problema. Uma nova geração com um número grande de indivíduos acelera o processo de busca da solução, com o conseqüente aumento do esforço computacional.

O processo de mutação é simulado a partir da criação de um vetor, com a mesma dimensão do progenitor, associado a cada indivíduo de uma geração e formado por números aleatórios seguindo a distribuição normal, com média zero e variância unitária. O valor de cada elemento determina a fração do correspondente elemento do progenitor a ser algebricamente adicionado a ele para formar um elemento do vetor do novo indivíduo.

A dinâmica evolutiva inicia-se com a eleição do primeiro progenitor, na forma de um vetor com elementos formados por números aleatórios, na mesma escala das incógnitas que eles representam. Aplica-se a mutação para a criação da primeira geração. Cada novo indivíduo é avaliado através da função de aptidão, para a determinação do progenitor daquela geração. A comparação entre a avaliação da função de aptidão do progenitor anterior com a do atual, determina a criação de uma nova geração. No caso do progenitor atual ser mais apto implica no prosseguimento do processo evolutivo, e no caso contrário ocorre o fim do processo evolutivo. Assim, ao final da evolução, o penúltimo progenitor é tomado como a solução do problema.

A Figura 9 mostra uma representação do processo evolutivo, onde a adequada escolha dos progenitores levam a solução do problema.

Figura 9 – Processo evolutivo do algoritmo progenitor



### 4.2.3 Algoritmo Inteligente

O algoritmo progenitor genético assume o vetor formado pelos parâmetros de porosidade ( $\rho$ ,  $\phi_N$ ,  $\Delta t$ ) como o cromossomo ou a identidade genética de cada indivíduo de uma população de possíveis soluções. Assim, um indivíduo é representado por um ponto no Gráfico M-N, que define o ambiente determinante das condições de sobrevivência de cada indivíduo. Ou seja, cada cromossomo determina um único indivíduo na forma de um par ordenado (N, M), como dado pelas Equações 7 e 8 respectivamente.

A simulação da reprodução assexuada é iniciada pela indicação de um progenitor ou cromossomo adaptado ao ambiente. Para a determinação dos parâmetros de porosidade, o primeiro progenitor é tomado como o vetor formado pelas propriedades físicas do mineral mais próximo do ponto de matriz, determinado pela interpretação do Gráfico M-N. Para tanto, procede-se à fase de operação da rede bicompetitiva, que realiza a classificação dos diversos pontos de matriz em termos do mineral principal. Em outras palavras, é realizado o zoneamento do poço, indicando em função da profundidade um mineral principal para formar o primeiro progenitor de cada camada.

O progenitor através da operação de mutação é o único responsável pela criação de uma nova geração. A função de aptidão é tomada como a distância Euclidiana entre um indivíduo filho e a projeção de um ponto de matriz no Gráfico M-N. Assim, o progenitor de cada nova geração é tomado como aquele com a menor distância em relação ao ponto de matriz. A função de aptidão pode ser escrita na forma,

$$F = \sqrt{(N_i - N_m)^2 + (M_i - M_m)^2} \quad (21)$$

Na Equação 21, o ponto  $(N_i, M_i)$  é um ponto no Gráfico M-N e o ponto  $(N_m, M_m)$  é o ponto de matriz.

A finalização da evolução ou a obtenção do progenitor que melhor aproxima um ponto de matriz é obtida pela comparação entre as aptidões do progenitor atual e do progenitor anterior. A evolução termina quando o progenitor anterior é mais apto que o progenitor atual. Os parâmetros de porosidade são tomados como os elementos do progenitor anterior.

#### 4.2.4 Determinação da Porosidade

Considerando o novo modelo de rocha reservatório e a possibilidade de determinação do parâmetro de porosidade da matriz ( $p'_m$ ), de forma independente da Equação 19. A porosidade ( $\phi$ ) pode ser expressa como,

$$\phi = \frac{p - p'_m}{p_w - p'_m} \quad (22)$$

O cálculo da porosidade com a utilização da Equação 22 elimina a necessidade de realização da correção da argilosidade. Em muitas situações a adoção das propriedades físicas dos folhelhos adjacentes mostra-se completamente inadequada para representar a argila presente na constituição da rocha reservatório (CRAIN, 1987). Outra característica da Equação 22 é a possibilidade de utilização do perfil de porosidade de melhor qualidade. Em muitas operações de perfilagem, a qualidade dos perfis de porosidade pode apresentar grandes variações, em função da operacionalidade das ferramentas e das características construtivas do poço.

#### 4.3 CÁLCULO DA SATURAÇÃO DE ÁGUA

A saturação de água é definida como o volume de água por unidade de volume de fluido (água e hidrocarboneto), na constituição de uma rocha reservatório. A determinação da saturação de água obtida a partir das medidas registradas nos perfis de resistividade e porosidade é a solução da equação de Archie.

O Método de Pickett é utilizado para auxiliar na solução da equação de Archie, determinando o expoente de cimentação e a resistividade da água de formação, apropriados para cada uma das camadas reservatório atravessadas pelo poço.

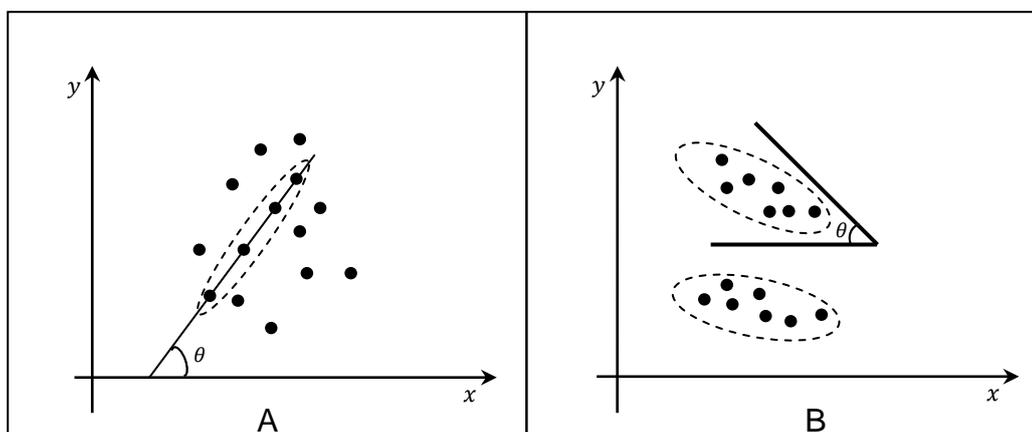
A interpretação do Gráfico de Pickett é realizada por um novo modelo de rede neural, a rede competitiva angular, que define a locação da reta da água, a partir da determinação de um ponto pertencente à reta e da identificação da sua inclinação, que é associada a um padrão angular.

### 4.3.1 Rede Neural Competitiva Angular

A rede neural competitiva angular é um novo modelo de rede neural inspirada na rede neural competitiva e projetada para identificar padrões angulares no plano Cartesiano.

A expressão padrão angular, pode ser entendida como uma direção (ângulo) segundo a qual, vários vetores podem ser associados ou classificados. Esta particular direção (padrão angular) pode ser medida em relação a um eixo ortogonal (padrão linear) ou em relação a um vetor qualquer (padrão arbitrário), que é tomado como referência. A Figura 10 mostra dois exemplos de possíveis padrões angulares.

Figura 10 – Padrões angulares. 10-A – Linear. 10-B – Arbitrário.



Considerando o problema de classificação de pontos distribuídos no plano Cartesiano, se os pontos de um agrupamento não podem ser envolvidos por uma circunferência, este pode ser um problema de difícil solução para a rede neural competitiva. Particularmente, se os pontos dos agrupamentos apresentarem envoltórias, que possam ser aproximadas por elipses, o padrão angular para classificar cada agrupamento está associado à direção do eixo principal ou diâmetro transversal de cada elipse.

A rede neural competitiva angular opera exclusivamente com vetores posição unitários, ou vetores com magnitude unitária, que representam a posição de um ponto P em relação à origem no espaço Euclidiano n-dimensional. Para o caso particular do espaço bidimensional ou plano cartesiano, os vetores posição unitários podem ser representados como números complexos. A representação

de vetores no plano Cartesiano por números no plano complexo simplifica a arquitetura da rede competitiva angular, com expressiva redução do espaço de armazenamento de dados e do esforço computacional.

No plano Cartesiano, um vetor posição (vetor com origem coincidente com a origem do plano) é representado pelas coordenadas do ponto que representa a sua extremidade. Assim, o vetor  $\mathbf{a}$  com extremidade no ponto  $P(x,y)$ , pode ser escrito como

$$\mathbf{a} = x\mathbf{i} + y\mathbf{j} \quad (23)$$

Na Equação 23, os vetores  $\mathbf{i}$  e  $\mathbf{j}$  representam os vetores unitários dos eixos ortogonais. O vetor unitário  $\mathbf{u}$  associado ao vetor  $\mathbf{a}$  preserva a mesma direção do vetor  $\mathbf{a}$ . O número complexo unitário ( $c$ ), que representa o vetor  $\mathbf{u}$  no plano complexo pode ser escrito como

$$\mathbf{u} = \frac{x}{|\mathbf{a}|}\mathbf{i} + \frac{y}{|\mathbf{a}|}\mathbf{j} \Rightarrow c = u_x + u_y i \quad (24)$$

Na Equação 24,  $|\mathbf{a}|$  é o módulo do vetor  $\mathbf{a}$  e  $i = \sqrt{-1}$ .

A arquitetura da rede competitiva angular é composta por duas camadas. Especificamente para o caso do plano Cartesiano, como mostrado na Figura 11, a primeira camada é constituída por uma única unidade sensorial, que recebe os vetores unitários de entrada, escritos como números complexos.

A segunda camada ou camada competitiva angular é formada por neurônios competitivos angulares, que recebem conexões diretas da camada de entrada e são lateralmente conectados entre si. Para o caso do plano, uma única conexão direta liga o neurônio de entrada a um neurônio competitivo angular. Esta conexão é representada por um peso sináptico, na forma de um número complexo.

O número complexo unitário  $x$  (dado de entrada) apresentado à camada de entrada e o peso sináptico complexo unitário ( $w_i$ ) associado a uma conexão direta determinam o potencial de entrada ( $u_i$ ) do  $i$ -ésimo neurônio da camada competitiva angular, na forma

$$u_i = \text{real}(x\overline{w}_i) = \cos \theta \quad (25)$$

Na Equação 25, o termo  $\overline{w}_i$  é o complexo conjugado do peso sináptico e  $\theta$  é o ângulo entre os complexos  $x$  e  $\overline{w}_i$