



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

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

# Solução do Gráfico de Hingle multicamadas com a Rede Neural Competitiva Angular

ANDRÉ OLIVEIRA MARTINS

Belém - Pará  
2019

ANDRÉ OLIVEIRA MARTINS

## **Solução do Gráfico de Hingle multicamadas com a Rede Neural Competitiva Angular**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará, para obtenção do título de Mestre em Geofísica.

Área de Concentração: Petrofísica

Linha de Pesquisa: Avaliação de Formação

Orientador: Prof. Dr. André José Neves Andrade

Belém - Pará

2019

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD**  
**Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará**  
**Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

---

M379s      Martins, André Oliveira.  
             Solução do Gráfico de Hingle multicamadas com a Rede Neural Competitiva Angular / André Oliveira  
             Martins. — 2019.  
             46 f. : il. color.

             Orientador(a): Prof. Dr. André José Neves Andrade  
             Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação Geofísica, Instituto de Geociências, Universidade  
             Federal do Pará, Belém, 2019.

             1. Geofísica de Poço. 2. Gráfico de Hingle. 3. Multicamadas. 4. Redes Neurais. I. Título.

CDD 550

---

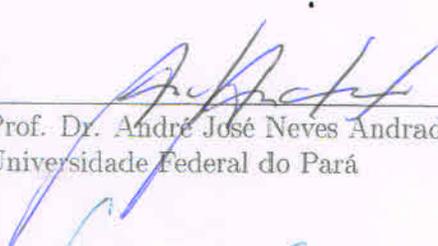
ANDRÉ OLIVEIRA MARTINS

**Solução do Gráfico de Hingle multicamadas com a Rede Neural Competitiva Angular**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará, para obtenção do título de Mestre em Geofísica.

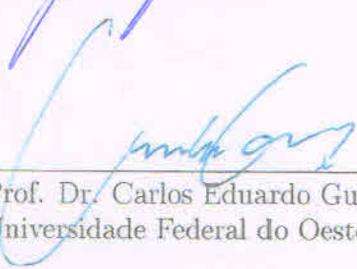
Data de aprovação: 29 de março de 2019

Banca Examinadora:



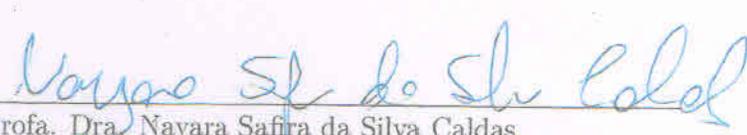
---

Prof. Dr. André José Neves Andrade (Orientador)  
Universidade Federal do Pará



---

Prof. Dr. Carlos Eduardo Guerra  
Universidade Federal do Oeste do Pará



---

Profa. Dra. Nayara Safira da Silva Caldas  
Universidade Federal do Oeste do Pará

## AGRADECIMENTOS

A Deus, digno de honra e glória, pela oportunidade de vivenciar e completar mais esta etapa em minha vida. Aos meus familiares, em especial meus pais Israel Alexandre e Rita Martins, pelo cuidado, atenção e suporte em todos os sentidos. Pelos exemplos de vida de cada um, que me motivaram a persistir e jamais desistir dos meus sonhos, mesmo diante de situações difíceis. Ao meu professor e orientador Dr. André José Neves Andrade pela atenção, paciência e auxílio durante o desenvolvimento do projeto. Aos amigos de laboratório que compartilharam conhecimento e experiências que muito agregaram à minha formação profissional e pessoal. Aos profissionais do Programa de Pós-graduação em Geofísica pelos anos de estudos e de profundo aprendizado na área de geociências e em especial à Benildes que sempre procurou me instruir e ajudar como pode nos trâmites da secretaria. Ao CNPq pelo suporte técnico e financeiro, indispensáveis para o desenvolvimento do projeto.

## RESUMO

Apesar da redução dos custos de perfuração, o custo e o tempo da Avaliação de Formação não sofreram nenhuma alteração sensível nos últimos anos. Uma possibilidade para a redução do custo total de perfuração de poço ou de locação da plataforma de perfuração seria a redução do tempo despendido na Avaliação de Formação. O que possibilitaria a realização dos trabalhos preliminares de completação do poço imediatamente após a sua perfuração. Nessa dissertação aborda-se o problema da Avaliação de Formação ao tempo da perfilagem, a partir de uma interpretação computacional do Método de Hingle com o eixo das abcissas formado pelo perfil de Densidade. Esta apresentação do gráfico de Hingle possibilita a determinação da Resistividade da água e da Densidade da matriz, que leva a um cálculo mais realista da porosidade. A base teórica para a construção da rede competitiva angular é a identificação da linha da água no gráfico de Hingle. Os limites de topo e base das camadas reservatório identificadas são definidos por um filtro de diferença sobre o perfil de resistividade. A metodologia aqui desenvolvida apresenta resultados com dados sintéticos, que satisfazem o modelo petrofísico e dados reais apresentados por Darling (2005), que apresenta ainda os valores de resistividade da água e densidade da matriz.

**Palavras-chaves:** Geofísica de Poço. Gráfico de Hingle. Multicamadas. Redes Neurais.

## ABSTRACT

Despite the reduction in drilling costs, the cost and time of the Formation Evaluation have not changed significantly in recent years. One possibility for reducing the total cost of well drilling or drilling platform location would be to reduce the time spent in the Formation Evaluation. This would make it possible to carry out the preliminary completion of the well immediately after its drilling. In this dissertation the problem of the Formation Evaluation at the time of the logging is approached from a computational interpretation of the Hingle Method with the abscissa axis formed by the Density profile. This presentation of the Hingle plot enables the determination of water resistivity and matrix density, which leads to a more realistic calculation of porosity. The theoretical basis for the construction of the angular competitive network is the identification of the water line in the Hingle plot. The top and bottom limits of the identified reservoir layers are defined by a difference filter on the resistivity profile. The methodology developed here presents results with synthetic data, which satisfy the petrophysical model and real data presented by Darling (2005), which also presents the values of water resistivity and matrix density.

**Keywords:** Well Logging. Hingle plot. Multilayer. Neural Network.

## LISTA DE FIGURAS

3.1	Representação simplificada da ferramenta de Resistividade Galvânica . . . .	8
4.1	Representação da ferramenta de Densidade . . . . .	10
4.2	Princípios da ferramenta Neutrônica . . . . .	12
5.1	Modelo Petrofísico . . . . .	14
6.1	Gráfico de Hingle . . . . .	17
6.2	Gráfico de Hingle em função da densidade . . . . .	19
7.1	Modelo simplificado de um neurônio biológico . . . . .	20
7.2	Modelo simplificado de um neurônio artificial . . . . .	21
7.3	Fluxograma do processo de aprendizagem de uma RNA . . . . .	22
7.4	Arquitetura da Rede Neural Competitiva . . . . .	24
8.1	Fluxograma das etapas metodológicas . . . . .	29
9.1	Perfis sintéticos utilizados . . . . .	30
9.2	pontos do intervalo de rocha reservatório dos dados sintéticos sob o gráfico de Hingle . . . . .	31
9.3	Retas d'água do gráfico de Hingle encontradas com a Rede Neural . . . . .	32
9.4	Resultado da aplicação do filtro de diferença sobre o perfil de $(R_t)$ . . . . .	33
9.5	Perfis reais utilizados (Darling, 2005) . . . . .	34
9.6	Pontos do intervalo de rocha reservatório dos dados reais sob o gráfico de Hingle . . . . .	35
9.7	Reta d'água do gráfico de Hingle encontrada com a Rede Neural . . . . .	35
9.8	Resultado da aplicação do filtro de diferença sobre o perfil de $R_t$ sobre os dados reais . . . . .	36

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO</b>	<b>3</b>
2.1	EQUAÇÃO DE ARCHIE . . . . .	3
<b>3</b>	<b>PERFIS DE RESISTIVIDADE</b>	<b>7</b>
3.1	PERFIL DE RESISTIVIDADE GALVÂNICA . . . . .	7
<b>4</b>	<b>PERFIS DE POROSIDADE</b>	<b>9</b>
4.1	PERFIL DE DENSIDADE . . . . .	9
4.2	PERFIL DE POROSIDADE NEUTRÔNICA . . . . .	11
<b>5</b>	<b>MODELO PETROFÍSICO</b>	<b>14</b>
<b>6</b>	<b>MÉTODOS PARA SOLUÇÃO DA EQUAÇÃO DE ARCHIE</b>	<b>16</b>
6.1	MÉTODO DE HINGLE . . . . .	16
6.2	MÉTODO DE HINGLE EM FUNÇÃO DA DENSIDADE . . . . .	17
<b>7</b>	<b>REDES NEURAIS</b>	<b>20</b>
7.1	NEURÔNIO ARTIFICIAL . . . . .	21
7.2	APRENDIZAGEM . . . . .	22
7.2.1	Aprendizagem Supervisionada . . . . .	23
7.2.2	Aprendizagem Não-supervisionada . . . . .	23
7.3	REDE NEURAL COMPETITIVA . . . . .	23
7.3.1	Rede Neural Competitiva Angular . . . . .	26
<b>8</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>28</b>
<b>9</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>30</b>
9.1	DADOS SINTÉTICOS . . . . .	30
9.2	DADOS REAIS . . . . .	33
<b>10</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>37</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>38</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos a indústria do Petróleo mostrou um expressivo avanço tecnológico na perfuração de poços com o desenvolvimento de lamas eficientes e reutilizáveis, além de brocas de maior duração acopladas, em muitos casos, à colunas ligeiramente flexíveis, o que é fundamental na construção dos poços de alto ângulo e horizontais. Este desenvolvimento se deu quanto do deslocamento dos novos campos do continente para o oceano.

O incremento das perfurações marítimas fez com que, de uma única plataforma, fossem perfurados vários poços, alcançando diferentes alvos. Com isso, o custo de perfuração apresentou uma sensível quebra. No entanto, o custo e o tempo da Avaliação de Formação não sofreram nenhuma alteração sensível. Uma possibilidade para a redução do custo total de perfuração ou de locação da plataforma de perfuração seria a redução do tempo despendido na Avaliação de Formação. O que possibilitaria a realização dos trabalhos de completção do poço imediatamente após a sua perfuração.

Nessa dissertação aborda-se o problema da Avaliação de Formação ao tempo da perfuração. Assim trata-se de uma Avaliação de Formação preliminar que possibilita a realização dos serviços de completção, mas não eliminam a necessidade da realização da avaliação completa do poço.

Do vasto conjunto de procedimentos da Avaliação de Formação, a fim de possibilitar uma avaliação rápida do poço, foi adotado o Método de Hingle com o eixo das abcissas formado pelo perfil de Densidade. Assim a avaliação rápida utilizará apenas os perfis de Resistividade Profunda e Densidade. Esta apresentação do gráfico de Hingle possibilita a determinação da Resistividade da água e da Densidade da matriz, que leva a um cálculo mais realista da porosidade.

O Método de Hingle é um método gráfico que exige uma interpretação visual. Essa dissertação apresenta um método computacional que elimina a interpretação visual, baseado na heurística das Redes Neurais Artificiais. Desenvolveu-se uma metodologia que produz a interpretação do gráfico de Hingle, com base na Rede Competitiva Angular, que produz, em um intervalo qualquer de rocha reservatório, os valores da Resistividade da água de formação e a Densidade de cada matriz.

A base teórica para a construção da rede neural é a identificação da linha da água no gráfico de Hingle. Para que sejam definidos os trabalhos de completção, torna-se necessário o conhecimento dos limites de topo e base da camada reservatório. Para isso, é apresentado um pós-processamento composto por um filtro de diferença sobre o perfil de resistividade. Os parâmetros do filtro são o ponto de menor profundidade, identificado como ponto de água e a diferença negativa para a definição do ponto de topo do reservatório.

A metodologia aqui desenvolvida apresenta resultados com dados sintéticos, que satis-

fazem o modelo petrofísico e dados reais apresentados por Darling (2005), que apresenta também os valores de Resistividade da água e Densidade da matriz.

## 2 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO

Na Geofísica de Poço, as estimativas das propriedades petrofísicas de um reservatório são feitas a partir de técnicas de processamento e interpretação das propriedades físicas medidas no interior do poço. Estas propriedades, uma vez estimadas, servem para qualificar o reservatório, auxiliando na definição das estratégias de exploração do poço ou campo petrolífero.

As técnicas de estimativa das propriedades petrofísicas geralmente envolvem a resolução da Equação de Archie (Archie et al., 1942). Essa Equação é o resultado de um ajuste linear das medidas de resistividade da rocha e do fluido existente, além do valor de porosidade da rocha em questão.

### 2.1 EQUAÇÃO DE ARCHIE

Gustave E. Archie, considerado por muitos como o pai da Geofísica de Poço, foi o responsável por estabelecer uma relação entre as propriedades petrofísicas e as medidas de resistividade das rochas. Através de experimentos cuidadosamente realizados em 1942, Archie desenvolveu uma lei que possibilita o cálculo da saturação de água em uma rocha reservatório (primordialmente resistiva), tendo-se para tanto, o conhecimento da resistividade da rocha, da resistividade da água de formação e da porosidade.

O experimento de Archie consiste na representação de uma caixa d'água completamente cheia de água salgada, com resistividade  $R_w$ , como sendo uma rocha completamente saturada (100 porosa, ou seja,  $\phi = 1$ ). Ao se acrescentar grãos de sílica isolante na caixa, observou-se que a nova resistividade variou com a porosidade e o volume de fluido condutivo, em consideração à resistividade inicial  $R_o$ . Em síntese, pode-se dizer então que a resistividade varia em razão direta da resistividade da água e em razão inversa da porosidade  $\phi$ , conforme pode ser expresso na relação abaixo:

$$R_o \propto R_w \propto \frac{1}{\phi}. \quad (2.1)$$

Essa proporcionalidade entre as resistividades da água e da rocha permitiu a Archie definir o que se chama de fator de formação (F):

$$R_o = F \cdot R_w. \quad (2.2)$$

Utilizando as constatações da Equação 2.2, o fator de formação assume a forma:

$$F = \frac{R_o}{R_w}. \quad (2.3)$$

Ao plotar em gráficos as relações  $F \times \mu$  e  $F \times \phi$  que são propriedades características

da formação, Archie percebeu uma relação evidente apenas em  $F \times \phi$ . Logo, pode-se dizer que o fator de formação ( $F$ ) sofre influência direta da propriedade porosidade ( $\phi$ ). A relação entre o fator de formação ( $F$ ) e a porosidade ( $\phi$ ) foi obtida empiricamente com a introdução da constante chamada coeficiente de cimentação ( $m$ ), que corresponde ao expoente da porosidade, que leva em conta propriedades características da hidrodinâmica, como a tortuosidade e a complexidade da rede de interconexão dos poros. O coeficiente de cimentação aparece exclusivamente em função da aproximação linear da relação em escala logarítmica existente entre o fator de formação e a porosidade, que permite escrever:

$$\log F = -m \log \phi. \quad (2.4)$$

A expressão final para o fator de formação assume a forma:

$$F = \frac{R_o}{R_w} = \frac{1}{\phi} \implies R_o = \frac{R_w}{\phi^m}. \quad (2.5)$$

A fração ou porcentagem do volume total de poros que é ocupada por água, por exemplo, é chamada de saturação de água ( $S_w$ ). De modo que os poros de uma rocha podem estar saturados simultaneamente por mais de um tipo de fluido como água e hidrocarbonetos, por exemplo. Neste caso, haverá uma grandeza de saturação para cada fluido presente nos poros da rocha.

Se uma rocha contém óleo, gás e/ou água, a resistividade dessa rocha tende fortemente a aumentar devido à capacidade isolante da fração hidrocarboneto. Isto é, quanto maior a fração hidrocarboneto (ou menor a fração água salgada) maior a dificuldade de se transmitir corrente elétrica no meio poroso. Assim, a resistividade ( $R_t$ ) medida em uma rocha será proporcional à resistividade da rocha saturada com água e inversamente proporcional à saturação de água ( $S_w$ ).

Archie observou que a relação entre a resistividade da rocha com e sem hidrocarboneto e a sua saturação de água se mantém constante independente das demais propriedades do fluido e da rocha. Archie, de acordo com seus experimentos, determinou uma constante de proporcionalidade, denominada como coeficiente de saturação ( $n$ ) e fixou seu valor em 2. Todas essas constatações podem ser escritas sob a forma:

$$R_t = \frac{R_o}{S_w^n}. \quad (2.6)$$

Winsauer et al., 1952 mostra que o expoente possui valor próximo de 2 para arenitos, enquanto que o expoente é exatamente 2, conforme apresenta a Tabela 2.1

Finalmente, unindo as equações 2.5 e 2.6, pode-se escrever a forma geral da equação de Archie:

$$R_t = \frac{R_w}{\phi^2 S_w^2}. \quad (2.7)$$

Tabela 2.1: Valores dos parâmetros da Equação de Archie

Litologia	Parâmetros da Equação de Archie	
	m	n
Siliclásticas	2.15	2.00
	2.00	2.00
Carbonáticas	2.00	2.00

Pode-se dizer que a principal relevância dos trabalhos de Archie se encontra na possibilidade de transformação de uma interpretação qualitativa em uma interpretação quantitativa do reservatório, em termos de volume de hidrocarboneto. Entretanto, a interpretação básica do problema da avaliação de formação com a equação de Archie inicia-se com a determinação da resistividade da formação ( $R_t$ ), da porosidade ( $\phi$ ) e da resistividade da água ( $R_w$ ). Em uma aplicação prática, o desconhecimento da matriz pode produzir alterações sobre os valores de porosidade. Além disso, ainda podem existir incertezas quanto ao valor do expoente de cimentação a ser usado.

Wyllie et al. (1956) estabeleceu uma relação entre a porosidade ( $\phi$ ) e a propriedade física tempo de trânsito, a partir de medidas diretas do tempo de trânsito de ondas acústicas emitidas em amostras de rocha reservatório limpas e completamente saturadas com água na forma da equação do tempo médio. Essa equação estabelece que o tempo de trânsito medido pela ferramenta sônica pode ser representado como uma combinação linear dos volumes dos materiais constituintes da rocha e os tempos de trânsito medido isoladamente em cada um deles. Dessa forma, considerando uma rocha reservatório formada por matriz monomineral, saturada de água doce e medindo-se isoladamente os valores de tempo de transito na matriz ( $\Delta t_m$ ) e para na água doce ( $\Delta t_w$ ), o tempo de transito ( $\Delta t$ ) medido em uma rocha reservatório pode ser expresso na forma:

$$\Delta t = \phi \Delta t_w + (1 - \phi) \Delta t_m. \quad (2.8)$$

Os métodos convencionais para estimativa de propriedades petrofísicas através da resolução da equação de Archie utilizam informações dos perfis de porosidade (densidade, porosidade neutrônica e sônico), além das informações das propriedades físicas da matriz, do fluido e mesmo da argila.

Em 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

(Barros and Andrade, 2008).

A porosidade e a saturação são propriedades determinantes na qualificação do reservatório, sendo definidas a partir de um modelo de rocha constituído de matriz (minerais), poros (parte preenchida por fluidos como água e/ou hidrocarbonetos) e argila. A obtenção de valores precisos para estas propriedades está inteiramente relacionada com o método utilizado para extrair informações dos perfis obtidos e com a precisão das medidas das propriedades físicas registradas neles.

### 3 PERFIS DE RESISTIVIDADE

Segundo Ellis and Singer (2007), os primeiros perfis medidos em poço foram elétricos. 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 500m 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. Esse registro foi desenhado meticulosamente à mão. Inesperadamente, enquanto se tentava registrar a resistividade de outra formação, percebeu-se a presença de ruídos que logo foram associados ao potencial espontâneo. Este “ruído” apresentava-se mais comum diante de formações com alto valor de permeabilidade.

Naturalmente as técnicas de perfilagem foram aprimoradas, bem como a interpretação dos perfis, tornando tanto as medidas da resistividade como as de potencial espontâneo mais precisas e confiáveis. Assim, ainda na atualidade essas propriedades registradas nos perfis elétricos continuam a ser comumente utilizadas. Entretanto, para estimativas de propriedades petrofísicas, o perfil de resistividade é mais rotineiramente utilizado.

#### 3.1 PERFIL DE RESISTIVIDADE GALVÂNICA

O perfil de resistividade galvânica (laterolog) é o registro da variação da resistividade das rochas presentes na região investigada, em função da profundidade, isto é, da trajetória do poço. Esse registro corresponde à região da formação não invadida pelo filtrado de lama (fluido de perfuração) e recebe o nome de resistividade profunda.

A investigação que resulta no perfil de resistividade galvânica é realizada por uma ferramenta que injeta correntes elétricas focalizadas na formação através de contatos galvânicos, e mede a variação do potencial elétrico produzido. Por causa do contato galvânico, o fluido de perfuração utilizado no poço precisa ser do tipo condutivo, a fim de atenuar o efeito da lama e do reboco sobre as correntes injetadas na formação, permitindo a obtenção de medidas mais precisas e confiáveis que reflitam a resistividade real e apresentem um contraste entre a resistividade da rocha e da lama.

A versão mais simples da ferramenta de resistividade galvânica é composta por três eletrodos de corrente, conforme a Figura 3.1. Um eletrodo central, que injeta a corrente focalizada de medida e dois eletrodos guardas posicionados simetricamente acima e abaixo do eletrodo central, que são responsáveis pela focalização das correntes injetadas pelo eletrodo central.

A focalização – quando as linhas de corrente, originalmente radiais, são forçadas a tornarem-se paralelas e perpendiculares à formação – é obtida mantendo-se a corrente elétrica injetada pelos eletrodos guardas no mesmo potencial da corrente injetada pelo

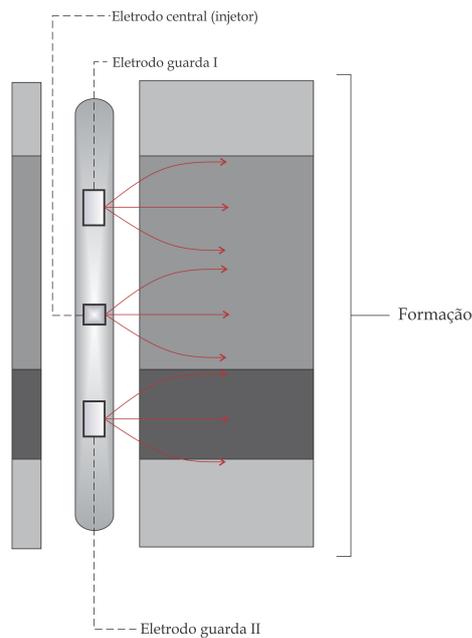


Figura 3.1: Representação simplificada da ferramenta de Resistividade Galvânica

eletrodo central.

A corrente emitida pelo eletrodo central produz uma diferença de potencial que é medida por um conjunto de eletrodos de potencial, de modo que a resistividade aparente das rochas na vizinhança do poço pode ser expressa pela relação:

$$R_a = K \frac{V}{I}. \quad (3.1)$$

Aqui,  $(V)$  é a diferença de potencial medida,  $(I)$  é a corrente injetada pelo eletrodo central e  $(R_a)$  é a resistividade aparente que, após corrigida pelo efeito do poço e da invasão, se torna a resistividade da formação  $(R_t)$ .

## 4 PERFIS DE POROSIDADE

Perfil de porosidade é uma terminologia utilizada para se referir aos perfis produzidos por três ferramentas de aquisição de propriedades físicas no interior de um poço. Duas dessas ferramentas utilizam princípios nucleares de interação com a matéria e produzem o perfil de densidade e o perfil de porosidade neutrônica. A terceira ferramenta usa de atributos acústicos, isto é, com princípios baseados na propagação de ondas acústicas, para produzir o perfil sônico. É importante destacar que nenhuma dessas ferramentas é capaz de medir diretamente a porosidade real da formação. Entretanto, em um contraste das medidas realizadas exclusivamente sobre o mineral (matriz) e sobre o fluido, pode-se perceber uma diferença considerável, que indica a influência do volume do fluido (porosidade) sobre elas. Este é o motivo pelo qual os perfis obtidos por essas ferramentas são comumente chamados de perfis de porosidade.

Quando se considera a rocha constituída por matriz, fluido e argila, 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.

Sabendo que para um volume unitário de rocha, a porosidade corresponde ao volume total de fluido, pode-se escrever a equação geral que rege os perfis de porosidade da seguinte forma:

$$p = \phi p + V_{sh} p_{sh} + (1 - V_{sh} - \phi) p_m. \quad (4.1)$$

Na Equação (4.1) estão presentes os termos que representa o perfil de porosidade utilizado;  $(\phi)$  é a porosidade e  $(V_{sh})$  é o volume de argila ou argilosidade. Os termos  $(p_w)$ ,  $(p_{sh})$  e  $(p_m)$  correspondem à propriedade física registrada no perfil de porosidade em questão em cada um dos matérias, isto é, fluido, argila e matriz, respectivamente.

### 4.1 PERFIL DE DENSIDADE

O perfil de densidade é o registro da variação da densidade das rochas em profundidade, isto é, ao longo da trajetória do poço. Essa densidade registrada no perfil está intimamente relacionada com a chamada densidade eletrônica do material, que corresponde ao número de elétrons por unidade de volume do material. Por assim dizer, densidade e densidade eletrônica são diretamente proporcionais. Logo, um material com alta densidade eletrônica apresentará um alto valor da propriedade física densidade.

Isso porque a ferramenta responsável pelo perfil de densidade aplica princípios de propagação e interação de raios gama com a matéria. A medida da densidade é realizada pelo “bombardeio” das camadas rochosas investigadas por um feixe monoenergético de

raios gama. Para tal, a ferramenta dispõe de uma fonte radioativa (Césio-137) e dois detectores de raios gama (NaI) que são blindados contra a detecção direta dos raios gama emitidos, contidos em um patim metálico, pressionado contra a parede do poço (Ellis and Singer (2007)). A presença de dois detectores busca uma compensação dos efeitos de atenuação da lama sobre o feixe original de radiação (Silva (2011)).

O tipo de interação entre os raios gama e as rochas acontece, preferencialmente, por Efeito Compton. Essa interação acontece quando o feixe monoenergético de raio gama choca-se com os elétrons orbitais dos elementos químicos presentes na composição das rochas. A medida que o raio gama são absorvidos ou dispersados, a intensidade do feixe diminui. Essa atenuação do feixe, que é função da mudança de densidade, é medida pelos detectores.

A atenuação de um fluxo original de radiação ( $\theta$ ), 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:

$$\theta = \theta_0 e^{-\rho_e \sigma h}. \quad (4.2)$$

Na Equação (4.2) acima, os termos ( $\rho_e$ ) e ( $\theta_0$ ) correspondem à densidade eletrônica e à seção de choque ao efeito Compton do material.

A Figura (5.1) demonstra o princípio da ferramenta de densidade, explicitando o tipo de interação da radiação gama com os átomos da formação.

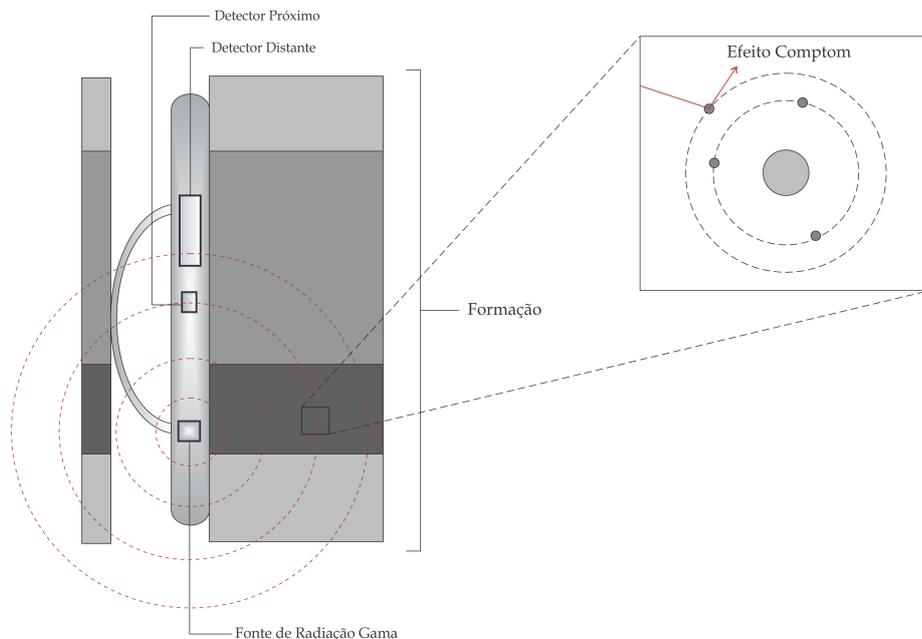


Figura 4.1: Representação da ferramenta de Densidade

Para que as informações de densidade eletrônica coletadas pela ferramenta sejam con-

vertidas em informações úteis de densidade do material, é necessário realizar uma calibração da ferramenta de densidade (padrão API). Essa calibração é feita em uma rocha calcário padrão, completamente saturada de água doce. A equação de calibração do perfil de densidade pode ser escrita na forma:

$$\rho = 1,0704\rho_e - 0,188. \quad (4.3)$$

Além da iminente interferência da lama de perfuração e mesmo do reboco do poço nas medidas (que são solucionadas com a presença de dois receptores – LS e SS), o perfil de densidade tem outros principais problemas que precisam ser considerados, como o efeito dos Hidrocarbonetos e o efeito Argilosidade. Cada um necessita desses problemas necessita de uma ação específica para ser sanado (Almeida (2017)).

O efeito do hidrocarboneto é o que se chama de erro intencional. Decorre do desconhecimento antecipado da proporção dos fluidos existentes na rocha. Assim, adota-se sempre ( $\rho_f$ ) igual a  $1,00g/cm^3$  para poços perfurados com fluido resistivo e  $1,1g/cm^3$  para o caso de fluido de perfuração condutivo (salgado). Como os valores são muito próximos, considera-se que essa aproximação não provoca um erro considerável no cálculo da porosidade, por exemplo.

O efeito da argilosidade, por sua vez, afeta diretamente as leituras do perfil de densidade. Isso porque quanto maior o volume de argila na formação, menor será o valor da densidade, em comparação a mesma litologia limpa de argila. Este efeito interfere diretamente no cálculo da porosidade, uma vez que uma queda na densidade, que seria associada ao aumento da porosidade, pode apenas significar a presença de argila. Por esse motivo existe uma grande necessidade de se considerar adequadamente a argilosidade.

## 4.2 PERFIL DE POROSIDADE NEUTRÔNICA

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.

O perfil neutrônico registra a radioatividade induzida artificialmente, por meio de um bombardeio das rochas com nêutrons de alta energia ou velocidade, a partir de fontes (química os reatores) utilizadas pelas ferramentas neutrônicas (Almeida, 2017). Os nêutrons são partículas neutras, isto é, destituídas de carga elétrica, não ionizantes, de massa igual ao hidrogênio e que podem ser classificados, de acordo com seu nível energético, de três formas: Rápido ( $> 0,1$  MeV), Epitermal (entre  $0,1$  MeV e  $0,025$  eV) e Termal (na ordem de  $0,025$  eV). A ausência de carga elétrica permite ao nêutron penetrar profundamente na matéria e interagir de três formas principais: absorção, captura ou reação (acompanhada de emissão de prótons ou partículas alfa); espalhamento elástico (o nêutron muda de direção e transfere parte da sua energia cinética para o núcleo atingido; espalhamento

inelástico (a energia cinética não é conservada, uma vez que o núcleo atingido é excitado pelo nêutron).

A partir do momento da emissão de nêutrons na formação por parte da ferramenta, os nêutrons colidem elasticamente com os átomos do meio, provocando uma perda da sua energia cinética. A perda máxima acontece quando os nêutrons se chocam com núcleos que possuam massa igual ou próxima à sua, como é o caso do hidrogênio.

A Figura 4.2 apresenta uma representação da ferramenta neutrônica.

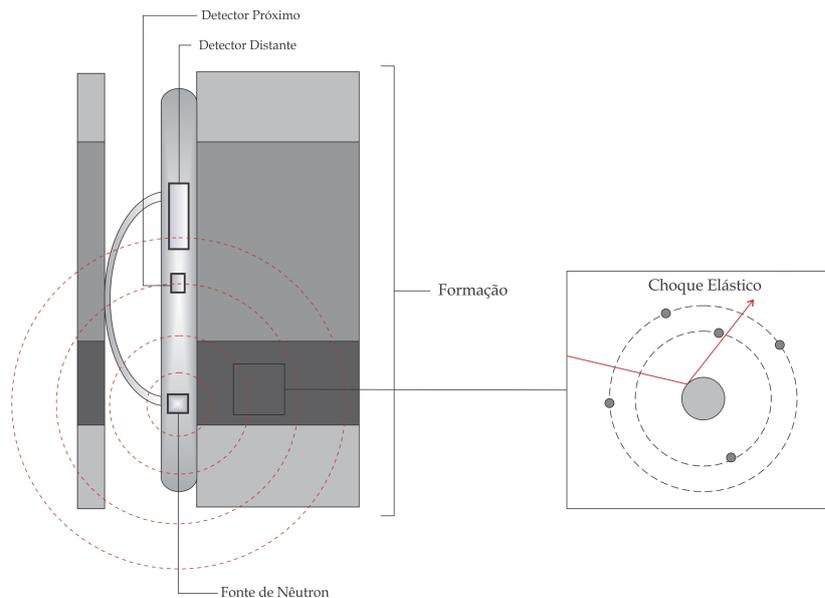


Figura 4.2: Princípios da ferramenta Neutrônica

É importante ressaltar que não é necessariamente o hidrogênio que irá absorver os nêutrons quando eles atingem a mesma energia termal do ambiente ( $0,025 \text{ eV}$ ) e difundem de forma errática, sem perderem mais energia. Qualquer núcleo pode ficar excitado ao ponto de emitir raios gama de alta energia, com o objetivo de retornar à estabilidade molecular e por sua vez, o nível energético a ser detectado depende do tipo de ferramenta utilizada. Mas como o hidrogênio é o elemento químico essencialmente associado à constituição dos fluidos nas rochas (água e hidrocarboneto), 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.

Bem como o caso da ferramenta de densidade, a apresentação da porosidade neutrônica no perfil (padrão API) é o resultado de uma calibração da ferramenta de porosidade neutrônica. Essa calibração é realizada com a ferramenta de densidade em um calcário padrão, completamente saturada por água doce. A equação de calibração do perfil de porosidade neutrônica pode ser escrita na forma:

$$\phi_n = 1,5848 - 0,585\rho. \quad (4.4)$$

Na Equação (4.4) acima,  $(\phi_n)$  representa a porosidade neutrônica do perfil, normalmente expressa em unidades de porosidade do calcário e  $(\rho)$  é o valor registrado no perfil de densidade.

## 5 MODELO PETROFÍSICO

As rochas sedimentares mais estudadas na Geofísica de poço e na avaliação de formação são as rochas siliclásticas e as rochas carbonáticas.

Nery (2013) descreve de maneira simples as rochas terrígenas ou siliciclásticas como rochas resultantes de materiais erodidos fora da bacia de sedimentação e transportados como fragmentos sólidos. Enquanto isso, as rochas carbonáticas são rochas bioconstruídas ou resultantes do retrabalhamento de substâncias precipitadas na própria bacia.

Entretanto, embora as rochas siliclásticas e carbonáticas tenham suas especificidades, como rochas sedimentares elas apresentam algumas características gerais e comuns como, por exemplo, sua organização mineralógica que as dividem em arcabouço (fração da rocha que geralmente lhe dá sustentação), matriz ou micrita (fração fina que é transportada em suspensão) e o cimento (constituente da rocha precipitado quimicamente nos poros, responsável por agregar os grãos).

A Figura 5.1 apresenta a ilustração do modelo petrofísico utilizado.

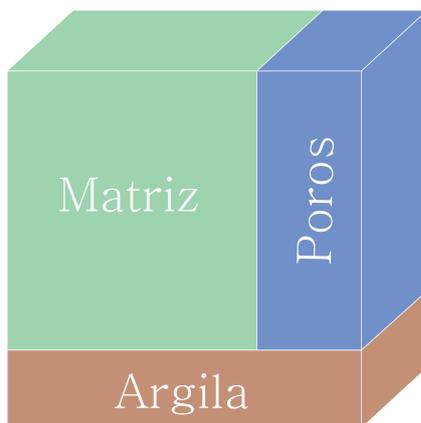


Figura 5.1: Modelo Petrofísico

De maneira geral, para o estudo de avaliação de formação em uma rocha sedimentar, considera-se três componentes básicos em sua constituição: matriz, poros e argila. Nesta denominação, a matriz corresponde à fração sólida da rocha e seus constituintes minerais geralmente não condutivos, os poros correspondem aos espaços armazenadores de fluido na rocha sedimentar e a argila é um constituinte presente nas rochas sedimentares que precisam ser considerados, devido sua influência nas medidas das propriedades físicas e na estimativa das propriedades petrofísicas da rocha.

Dessa forma, além do modelo petrofísico fazer essa divisão simples da rocha sedimentar em 3 componentes principais, ele prevê uma rocha em que a soma da matriz e da argila correspondem a todo o material sólido constituinte da estrutura da rocha, independentemente de sua origem; e o poro corresponde a todo e qualquer espaço “vazio”, isto é,

não sólido que possa haver na rocha e que, por sua vez, possa estar preenchido por fluídos como a água e os hidrocarbonetos. Assim sendo, pode-se expressar o volume total em uma rocha sedimentar como:

$$V_T = V_m + V_{sh} + (\phi). \quad (5.1)$$

Acima,  $(V_m)$  corresponde ao volume da matriz,  $(V_{sh})$  ao volume de argila e  $(\phi)$  ao volume de fluido, isto é, a porosidade. Como o modelo representa o volume unitário, a soma acima resulta em 1 (um).

## 6 MÉTODOS PARA SOLUÇÃO DA EQUAÇÃO DE ARCHIE

Diante da dificuldade de se resolver a equação de Archie por conta do desconhecimento de mais de uma incógnita, foram desenvolvidos alguns métodos práticos para solucionar essa equação e garantir a obtenção dos valores de porosidade e saturação.

### 6.1 MÉTODO DE HINGLE

O método de Hingle (Hingle Plot) foi a primeira técnica gráfica desenvolvida para contornar os problemas de aplicação da equação de Archie. Nesse método, assume-se a disponibilidade de ao menos um perfil de porosidade (densidade, porosidade neutrônica ou sônico).

Um problema de interpretação básico da equação de Archie, dada a resistividade corrigida de uma zona limpa (não invadida) na formação ( $R_t$ ) e uma porosidade ( $\phi$ ), pode ser escrita em sua forma mais simples como:

$$S_w^2 = \frac{R_w}{R_t} \frac{1}{\phi^2}. \quad (6.1)$$

Para visualização em termos da resistividade, a Equação (6.1) pode ser ajustada na forma da Equação (6.2):

$$\sqrt{\frac{1}{R_t}} = \frac{1}{\sqrt{R_w}} S_w \phi. \quad (6.2)$$

Para se realizar as operações necessárias pelo método de Hingle, assume-se que a resistividade da água ( $R_w$ ) possui valor constante, embora desconhecido. Além disso, foi realizada uma simplificação onde  $m = n = 2$ , indicando que a porosidade vai variar de  $\frac{1}{\sqrt{R_t}}$  a um valor fixo de saturação de água.

Formações com valores de saturação de água iguais plotarão pontos alinhados, de modo que Formações com saturação de água igual a 100% ( $S_w = 1$ ) produzirão pontos alinhados no gráfico na forma de uma reta de máxima inclinação, denominada como *reta d'água*. Pontos com saturação inferior a 100% e de mesma porosidade cairão sobre linhas com inclinações menores. Uma vez identificada a reta d'água é possível produzir uma escala de saturação definida pelas sucessivas retas paralelas e distribuídas na direção sudeste do gráfico.

A Figura (6.1) apresenta um exemplo do gráfico de Hingle e a reta da água

Entretanto, o método de Hingle convencional necessita das informações da matriz para o cálculo da porosidade. Diante dessa limitação apresenta-se uma adaptação do método de Hingle que proporciona essa informação.

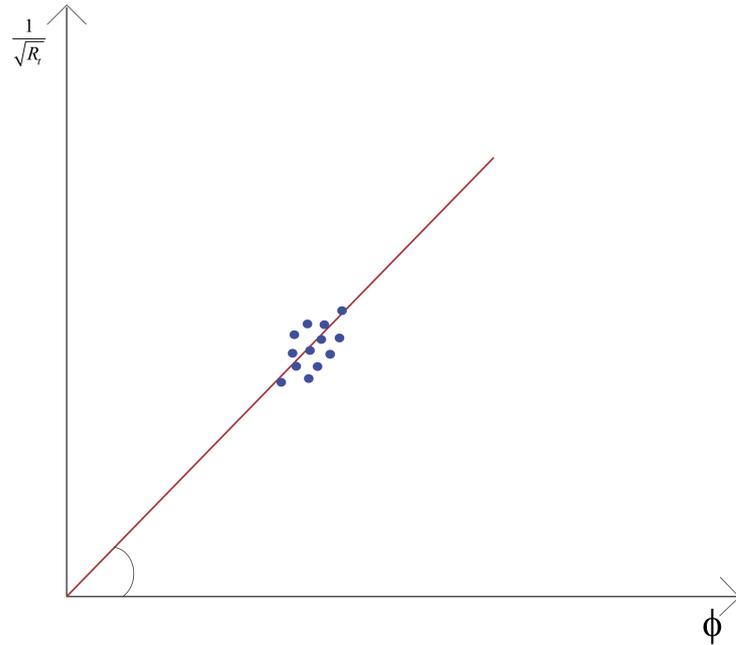


Figura 6.1: Gráfico de Hingle

## 6.2 MÉTODO DE HINGLE EM FUNÇÃO DA DENSIDADE

Wyllie (1956), a partir de experimentos com materiais homogêneos e heterogêneos, utilizando a transmissão de ondas acústicas, percebeu que o tempo de trânsito ( $\Delta_t$ ) se mantinha constante independente do volume, em materiais homogêneos como quartzo e água. Enquanto isso, em materiais heterogêneos como rochas multiminerais e com diferentes fluidos, o tempo de trânsito ( $\Delta_t$ ) variava significativamente dependendo do volume. Essa alteração é válida para as propriedades de volume (tempo de trânsito, densidade e porosidade neutrônica).

Assim, Wyllie estabeleceu uma Equação que relaciona uma propriedade de volume como densidade, por exemplo, com a porosidade. Essa relação pode ser escrita na forma:

$$\rho = \phi\rho_w + (1 - \phi)\rho_m. \quad (6.3)$$

Na equação acima, ( $\rho$ ) representa a propriedade física de volume medida na formação, ( $\rho_w$ ) é essa propriedade física medida na água e ( $\rho_m$ ) a propriedade física da matriz. Reescrevendo a Equação (6.3) em termos da porosidade, obtemos:

$$\phi = \frac{\rho - \rho_m}{\rho_w - \rho_m}. \quad (6.4)$$

Associando a Equação do método de Hingle (6.2) com a Equação de Wyllie para a porosidade (6.4), pode-se demonstrar uma relação direta entre ( $\frac{1}{\sqrt{R_t}}$ ) e uma propriedade física de volume, como a densidade, por exemplo. O que permite dizer que:

$$\frac{1}{\sqrt{R_t}} = f(\rho). \quad (6.5)$$

Utilizando a informação da porosidade ( $\phi$ ) apresentada na Equação (6.3), aplicando na Equação do método de Hingle (6.2) e assumindo que  $S_w = 1$ , obtemos:

$$\frac{1}{\sqrt{R_t}} = \frac{1}{\sqrt{R_w}} \left( \frac{\rho - \rho_m}{\rho_w - \rho_m} \right). \quad (6.6)$$

A Equação acima nos leva a forma geral que fundamenta o método de Hingle adaptado, associando  $\frac{1}{\sqrt{R_t}}$  a densidade ( $\rho$ ):

$$\frac{1}{\sqrt{R_t}} = \frac{1}{\sqrt{R_w}(\rho_w - \rho_m)} \rho \frac{\rho_m}{\sqrt{R_w}(\rho_w - \rho_m)}. \quad (6.7)$$

A Equação (6.7) pode ser diretamente associada à equação de uma reta na forma  $y = ax + b$ . Nesse caso, os coeficientes angular e linear  $a$  e  $b$  seriam determinados como:

$$a = \frac{1}{\sqrt{R_w}(\rho_w - \rho_m)}. \quad (6.8)$$

$$b = \frac{\rho_m}{\sqrt{R_w}(\rho_w - \rho_m)}. \quad (6.9)$$

O coeficiente linear  $b$  não tem significado físico, uma vez depende da existência de uma rocha com densidade nula.

O coeficiente angular  $a$  tem o papel definidor da resistividade da água de formação ( $R_w$ ), a partir da medida da inclinação da reta d'água. Através de uma interpretação gráfica se define a densidade da matriz ( $\rho_m$ ), como o ponto de intercessão da reta com o eixo das abcissas.

Na forma apresentada pela Equação (6.7), o gráfico de Hingle assume a forma mostrada na Figura (6.2), onde pode-se resolver a indeterminação apresentada na equação do coeficiente angular, tomando-se a interseção do prolongamento da reta d'água com o eixo da densidade. Assim tem-se um ponto de resistividade infinita, que equivale à propriedade da matriz mineral. Assim, o valor da densidade no ponto de interseção equivale à densidade da matriz ( $\rho_m$ ).

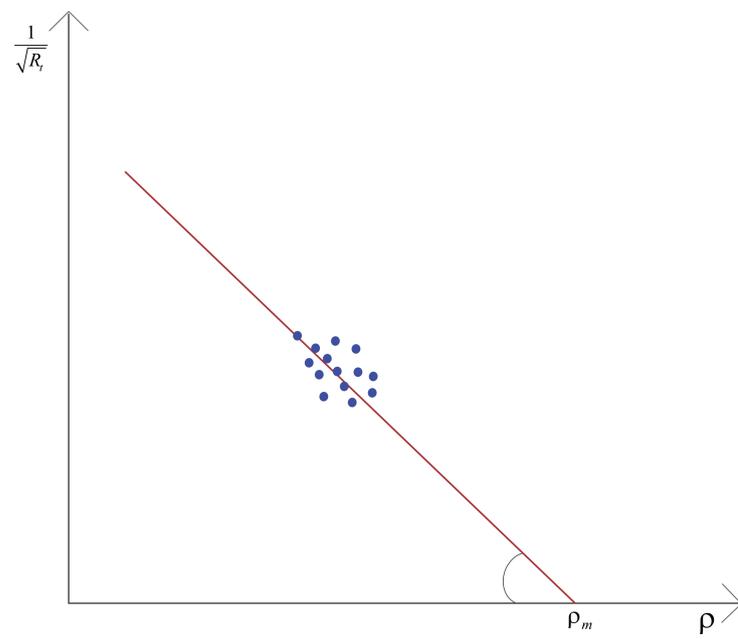


Figura 6.2: Gráfico de Hingle em função da densidade

## 7 REDES NEURAIS

Atualmente, cada vez mais, algoritmos inteligentes têm sido utilizados para solucionar problemas complexos principalmente devido a sua capacidade de operar e encontrar uma solução aceitável para o problema em questão, mesmo diante de condições desfavoráveis como imprecisão e incerteza, por exemplo.

Nesse contexto de utilização de inteligência artificial para solução de problemas complexos, as Redes Neurais Artificiais (RNAs) podem ser definidas como técnicas computacionais cuja estrutura de processamento é inspirada no comportamento de um cérebro de um mamífero. Sua estrutura e características dispõem de unidades de processamento interconectadas que são chamadas de *neurônios artificiais*.

Muito embora o processamento de informações do cérebro humano ainda permaneça um mistério cheio de incertezas e especulações, existem modelos que representam o que se sabe até os dias atuais a respeito da arquitetura e funcionamento do cérebro de um mamífero. Nesses modelos, o cérebro biológico dispõe de unidades interconectadas que são responsáveis pela transmissão de informações, chamados neurônios. A Figura (7.1) apresenta um modelo simplificado de um neurônio biológico.

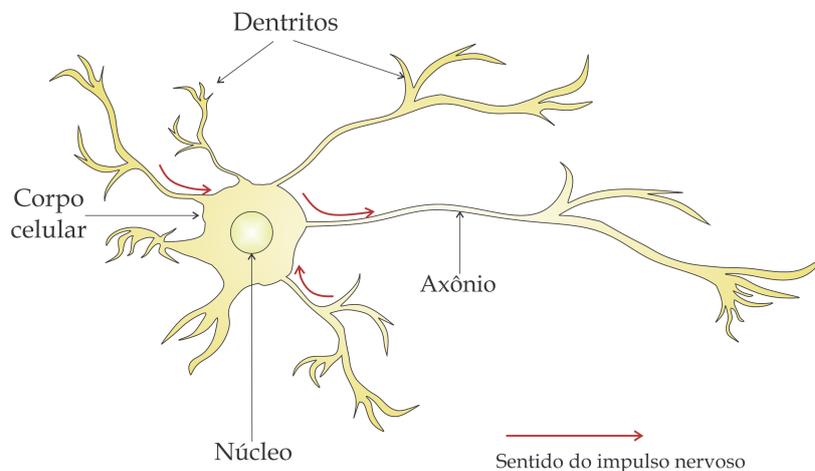


Figura 7.1: Modelo simplificado de um neurônio biológico

A unidade identificada como dendrito, juntamente com a soma (corpo celular e núcleo) compõem a superfície de entrada de um neurônio, enquanto que o axônio e suas ramificações correspondem à região de saída do fluxo de informação. O sentido do impulso nervoso que chamamos de informação, na realidade são impulsos elétricos que são transmitidos pelos neurônios. Este impulso elétrico é a mensagem que os neurônios transmitem uns aos outros, ou seja, é a propagação de um estímulo ao longo dos neurônios que pode ser qualquer sinal captado pelos receptores nervosos.

Os dendritos recebem informações, ou impulsos nervosos, provenientes de outros neurônios e os conduz até o corpo celular. O corpo do neurônio é responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios. Ali, a informação é processada e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando pelo axônio e atingindo os dendritos dos neurônios seguintes.

A conexão entre o axônio de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de sinapse. É pelas sinapses que os neurônios se unem funcionalmente, formando as redes neurais. As sinapses funcionam como válvulas, sendo capazes de controlar a transmissão de impulsos, isto é, o fluxo da informação entre os neurônios na rede neural. O efeito das sinapses é variável e essa variação proporciona ao neurônio a capacidade de adaptação.

Acredita-se que um dos mecanismos responsáveis pela aprendizagem biológica esteja associado a modificações nas sinapses ocorrendo durante o processo de aprendizagem. Esta capacidade de as sinapses sofrerem modificações é chamada de *plasticidade sináptica*.

## 7.1 NEURÔNIO ARTIFICIAL

No caso das Redes Neurais Artificiais, a estrutura e funcionamento dos neurônios artificiais segue o mesmo padrão apresentado para os neurônios biológicos.

Em uma RNA os neurônios biológicos são representados por unidades de processamento não lineares, dispostos em arranjos fixos (camada de entrada e camada de saída). Os dendritos são substituídos por unidades de entrada; as sinapses, vistas biologicamente como as conexões entre os neurônios, são representadas por conjuntos de valores em matrizes e vetores denominados pesos sinápticos; os impulsos eletroquímicos, transmitidos pelo axônio e recebidos pelos dendritos, são representados por vetores de entrada e números reais de saída. Estes impulsos são processados pela função soma ou junção somadora. O limiar de disparo do neurônio biológico onde a transferência do impulso elétrico é controlada é substituído pela função de transferência que é utilizada geralmente com dois propósitos: limitar/controlar a saída do neurônio e introduzir não-linearidade no modelo. A Figura (7.2) apresenta o modelo básico simplificado de um neurônio artificial.

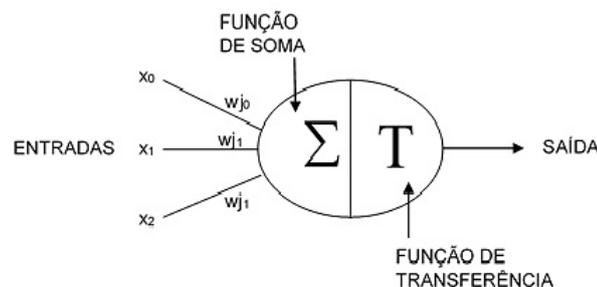


Figura 7.2: Modelo simplificado de um neurônio artificial

A disposição dos neurônios no cérebro animal e toda esta estrutura é apresentada na

forma da arquitetura da rede neural artificial, que consiste em um conjunto de neurônios agrupados em camadas e totalmente interligados entre si; e até mesmo o processo de aprendizagem do cérebro é simulado no modelo através do treinamento da rede neural. Esse treinamento consiste nos ajustes dos pesos sinápticos da rede como um todo de tal modo que o sinal de saída seja satisfatório para uma condição de resposta pré-estabelecida (Almeida, 2017).

## 7.2 APRENDIZAGEM

Embora pouco se saiba a respeito dos padrões de conexões entre os neurônios biológicos, a maioria das RNAs utilizam arquiteturas padronizadas, projetadas especialmente para resolver determinadas classes de problemas.

Conforme mencionado acima, bem como no padrão de um neurônio biológico, cuja característica principal consiste na aquisição de conhecimento através de experiência, as RNAs passam por uma etapa de preparação denominada *processo de aprendizagem*, a fim de adquirirem conhecimento suficiente para se tornarem aptas para resolver os problemas propostos.

A aprendizagem de uma RNA trata-se da capacidade/habilidade de adaptar-se de acordo com regras pré-estabelecidas ao seu ambiente, alterando seu desempenho ao longo do tempo. Essa aprendizagem geralmente acontece através de alterações feitas na estrutura da rede. É um processo de ajuste dos parâmetros livres da rede através de um mecanismo de apresentação de estímulos ambientais, conhecidos como padrões (ou dados) de entrada ou de treinamento. Assim, o processo de aprendizagem/treinamento de uma RNA segue o fluxo:

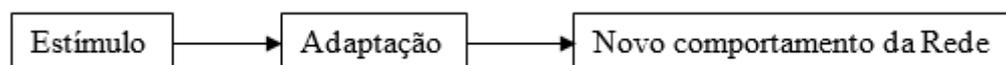


Figura 7.3: Fluxograma do processo de aprendizagem de uma RNA

Algumas alterações que impulsionam o processo de aprendizagem de uma rede neural são: desenvolver novas conexões entre os neurônios; excluir uma ou mais conexões existentes; modificar os pesos das conexões; inserir novos neurônios na rede ou ainda excluir neurônios existentes. De todas essas alterações, a mais comumente utilizada no processo de aprendizagem de uma rede neural é a modificação nos pesos das conexões.

O tipo de aprendizado de uma rede neural é determinado pela técnica empregada no processo de ajuste dos pesos sinápticos (parâmetros da rede neural), enquanto que a maneira como o ambiente influencia a rede em seu processo de aprendizagem, é denominado de *paradigma de aprendizagem*. Existem dois tipos principais de paradigmas de aprendizagem de uma RNA: *aprendizagem supervisionada* e *aprendizagem não-supervisionada*.

### 7.2.1 Aprendizagem Supervisionada

Em uma aprendizagem supervisionada, o treinamento consiste na inserção de padrões correspondentes ao resultado que se espera no final do processo. Assim, cada resultado que aparece na saída da rede é comparado diretamente com a informação de entrada que corresponde à solução correta e esperada. Os pesos da rede neural são alterados a fim de proporcionar uma aproximação do resultado com a solução desejada.

O objetivo desse tipo de aprendizagem é fornecer à rede, além da capacidade de comparar e associar os dados de entrada e saída independentemente após o treinamento, mas também fornecer resultados coerentes para padrões desconhecidos, mas similares ao padrão de entrada. Isto é, que a rede seja capaz de fazer generalizações coerentes após o treinamento.

### 7.2.2 Aprendizagem Não-supervisionada

No paradigma não supervisionado ou auto-organizado, não existe nenhum supervisor para avaliar o desempenho da rede em relação aos dados de entrada. Para que a rede seja treinada, são fornecidos apenas padrões de entrada, de modo que a RNA tenta encontrar padrões similares e classificá-los em categorias.

A rede se adapta a regularidades estatísticas dos dados de entrada, desenvolvendo a capacidade de criar representações internas que codifiquem as características dos dados de entrada, tornando-se capaz de identificar a quais classes esses novos padrões pertencem.

Geralmente as redes auto-organizadas ou não-supervisionadas empregam um *algoritmo competitivo de aprendizagem*. Na aprendizagem competitiva, os neurônios de saída competem entre si para se tornarem ativos, de modo que apenas um único neurônio segue sendo o vencedor da competição. Uma regra de aprendizagem define a estratégia da competição e a modificação dos pesos sinápticos (Kriesel, 2007).

A aprendizagem competitiva usa a regra de Kohonen (2012), que define o neurônio vencedor como sendo aquele cujos pesos sinápticos mais se assemelham ao padrão de entrada. Esse neurônio tem seus pesos movidos para mais próximo do padrão de entrada.

## 7.3 REDE NEURAL COMPETITIVA

Uma rede neural competitiva utiliza a regra de Kohonen (2012), onde os pesos sinápticos são atualizados continuamente por meio de uma relação de distância entre os valores de um dado pré-existente e os pesos sinápticos. Sua principal característica é a identificação de padrões presentes nos dados de entrada. A partir dessa identificação, a rede competitiva é capaz de realizar uma separação em classes ou conjuntos, de acordo com critérios pré-estabelecidos, ajustando os pesos sinápticos para que, ao final, um único neurônio seja considerado vencedor. O neurônio vencedor é expresso no dado de saída

através de um número não nulo, que representa a classe à qual o dado de entrada pertence.

A arquitetura de uma rede neural competitiva é composta apenas por duas camadas de neurônios artificiais, completamente conectadas por pesos sinápticos. A primeira camada (camada de entrada) contém apenas unidades sensoriais que recebem os dados de entrada e repassam a informação à segunda camada (camada competitiva), composta por neurônios competidores, conforme ilustrado na Figura (7.4).

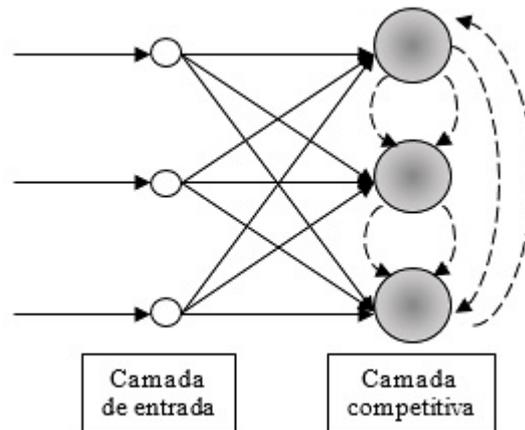


Figura 7.4: Arquitetura da Rede Neural Competitiva

O treinamento ou aprendizagem de uma rede neural competitiva consiste na atualização dos pesos associados às ligações sinápticas, de tal sorte que o critério de competição associado às ligações laterais opere de modo a produzir um único neurônio competitivo ativo, ou com valor de saída igual a unidade e todos os demais neurônios competitivos inativos, ou com valores nulos como saída. Para um neurônio  $k$  qualquer ser o neurônio vencedor, o seu potencial de ativação  $u_k$  para um determinado vetor de entrada  $X$ , deve ser o maior valor do conjunto de potenciais de entrada da camada competitiva. O sinal de saída  $y_k$  do neurônio vencedor  $k$  é colocado em 1 (um); os sinais de saída de todos os neurônios que perderam a competição são colocados em 0 (zero). Assim temos o potencial de entrada expresso na forma da Equação (7.1):

$$u_i = \sum w_{ij}x_j. \quad (7.1)$$

Na Equação acima,  $j$  representa um neurônio qualquer da camada de entrada, conectado ao neurônio  $i$  da camada competitiva pelo peso sináptico  $w_{ij}$ .

A regra de competição dos neurônios pode ser expressa na forma:

$$u_k > u_i. \quad (7.2)$$

Se isto acontece para todos os neurônios da camada competitiva, os valores de saída de todos os neurônios competitivos obedecerão à seguinte equação:

$$y_k = \begin{cases} 1 \rightarrow u_k > u_i \\ 0 \rightarrow u_k \leq u_i \end{cases} \quad (7.3)$$

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, 2001).

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, 2012) e este novo dado recebe a mesma classificação dos pontos na vizinhança do neurônio vencedor.

A regra de competição que define o neurônio vencedor atualiza continuamente os pesos sinápticos no sentido de aproximá-los dos valores do vetor de entrada. Assim, o neurônio vencedor tem sua capacidade de vitória aumentada continuamente ao vencer cada competição por valores de entrada iguais ou semelhantes. Os pesos sinápticos dos demais neurônios não serão alterados, bem como a sua capacidade de vitória para esses valores de entrada.

De maneira geral e explicativa, o treinamento de uma rede competitiva consiste na movimentação, isto é, alteração dos valores dos pesos sinápticos do neurônio vencedor para mais próximo do centro de gravidade da nuvem ou padrão de entrada que este neurônio específico representa ou é capaz de identificar ou classificar.

Dentre as várias aplicações das redes neurais competitivas, destaca-se a identificação da localização de nuvem de pontos em um espaço n-dimensional, definido pelo número de vetores de entrada. Outra aplicação das redes neurais competitivas é a identificação de padrões, sendo que para essa finalidade, é necessário o conhecimento a priori para associação de uma particular nuvem de pontos a um específico padrão de entrada, por exemplo.

Com a variedade de aplicações, surge também uma variedade de especificidades das redes neurais para satisfazer as peculiaridades de cada problema. Dentro da categoria de redes neurais competitivas, foram desenvolvidas diversas variações, todas com o objetivo de estabelecer diferentes critérios para o dado de entrada no intuito de se obter o resultado desejado, melhorando a classificação de um dado de entrada qualquer. Dentre essas variações, pode-se destacar a *rede neural competitiva angular*.

### 7.3.1 Rede Neural Competitiva Angular

Para o caso em que os dados de entrada são pontos no plano, a rede competitiva busca localizar os centros de gravidades das nuvens de pontos que por ventura existam nos dados. Fundamentalmente trata-se de relações de distância entre os pontos dos dados de entrada e os valores presentes na matriz de pesos sinápticos, determinada após a fase de treinamento.

Entretanto, quando se busca estabelecer relações angulares presentes nos dados de entrada, a rede neural competitiva simples não é adequada. Logo, é necessária a apresentação de uma rede neural competitiva que seja especializada na determinação de características angulares eventualmente existentes em um conjunto de dados de entrada. Essa rede é a Rede Neural Competitiva Angular.

Diferente do caso que envolve apenas as posições relativas dos pontos no plano, onde as coordenadas dos pontos são suficientes, para o caso de relações angulares é necessário um pré-processamento das coordenadas de cada ponto. Isto é, partindo de um volume de dados qualquer, e tendo definido seus respectivos vetores posição, é realizada uma operação de subtração de todos os pontos entre si, ou seja, cada ponto será subtraído de todos os outros. Como resultado, teremos um segundo conjunto de vetores que consistirão nos dados de entrada para a rede competitiva angular. Estes vetores são chamados de *vetores diferença*.

Cada vetor diferença carrega consigo as informações de módulo, direção e sentido, sendo que para identificação de características angulares a informação de módulo é desnecessária. Nesse caso, torna-se o componente de módulo de cada vetor diferença em seu correspondente unitário para enfatizar as informações de direção e sentido. Esta operação resulta em apenas duas coordenadas de cada vetor diferença.

A forma conveniente de armazenar as informações das duas coordenadas dos vetores diferença em uma única posição de uma matriz é através de um número complexo. Nesta matriz, denominada *matriz de diferença global*, o número de linhas representa o número de pontos de treinamento e o número de colunas representa o número de pontos a serem processados. Para cada instante de processamento, uma única coluna da matriz de diferença global é apresentada à camada de entrada da rede.

Após esse processo que resulta na informação que passa pela camada de entrada, estimula-se cada neurônio da camada competitiva como se os demais não existissem. Isto é, cada neurônio da camada de entrada se conecta aos neurônios da camada competitiva por um peso sináptico particular e específico. A camada competitiva é responsável por identificar as relações angulares presentes nos dados de entrada. Isso acontece por meio dos neurônios competitivos, conectados lateralmente entre si. Aqui acontece a identificação dos menores ângulos unitários que aproximam ao máximo os dados de entrada do centro de gravidade e seus pontos mais próximos, através de padrões definidos pela função de

ativação utilizada para satisfazer o sistema da rede.

## 8 METODOLOGIA

O problema da realização de uma avaliação rápida ao tempo da perfuração possui como elemento principal o desenvolvimento de uma Rede Neural Competitiva Angular capaz de identificar um número qualquer de retas d'água presentes no trecho de perfil lançado no gráfico de Hingle. Esta utilização do gráfico de Hingle difere da sua proposta original, que exige uma pré-interpretação dos perfis e o conhecimento a priori da matriz rochosa, necessário ao cálculo da porosidade.

Em outras palavras, o gráfico de Hingle foi desenvolvido para a determinação da Resistividade da água especificamente em uma única camada de rocha reservatório. Enquanto que a Rede Neural prescinde de qualquer pré-interpretação, sendo capaz de identificar os pontos da água nas diversas camadas lançadas no gráfico de Hingle.

A definição das retas d'água e dos pontos d'água significam a região de rocha reservatório com presença de água de formação. Sabendo que, geralmente, as reservas de hidrocarbonetos se localizam acima da região saturada com água, devido a diferença de densidade e outros fatores, essa localização da zona de água em uma rocha reservatório abre espaço para uma investigação detalhada especificamente na região com provável presença de hidrocarbonetos.

A Rede Neural utilizada opera em duas etapas. Na primeira, são apresentados os vetores diferença unitários produzidos pelos pontos no gráfico de Hingle. A Rede Competitiva Angular identifica as direções de todo esse conjunto. Por certo, estas direções não indicam o número de retas d'água presentes no intervalo de poço lançado no gráfico de Hingle, mas tão somente as direções predominantes no conjunto de vetores diferença unitários.

Na segunda etapa do processamento da Rede Neural são apresentados como dados de entrada o conjunto de direções, produzidos na primeira etapa. Esta segunda competição elimina as direções associadas a pequenos conjuntos de vetores diferença unitários. Os neurônios competitivos ativos após essa etapa representam o número de linhas d'água e, a partir de seus pesos sinápticos, tem-se as correspondentes direções das retas d'água presentes no trecho de poço lançados no gráfico de Hingle.

Assim, a Rede Neural identifica apenas a direção das retas d'água ou a sua inclinação, necessária ao cálculo da Resistividade da água em cada camada e alguns pontos presentes na reta d'água. Deve-se destacar que a rede neural não opera diretamente com os pontos lançados no gráfico de Hingle, mas sim com os vetores diferença unitários produzidos a partir deles.

Uma primeira aproximação dos limites de topo e base da camada reservatório é a consequente informação necessária para possibilitar a realização dos trabalhos de complementação no poço. Nesta dissertação apresenta-se uma primeira aproximação da solução deste

problema implementando um pós-processamento na forma de um filtro de diferença sobre o perfil de Resistividade Profunda de forma a produzir uma continuidade da camada a partir do ponto de menor profundidade da linha d'água e um valor de diferença negativa. Considerando que em uma camada reservatório, os valores de resistividade medidos aparecem no perfil de forma decrescente com a profundidade, ou seja, pontos do poço com baixa resistividade representam regiões saturadas por água de formação (água salgada), localizando-se na base da camada reservatório. Enquanto que os maiores valores de resistividade, considerando a ausência de reduções bruscas da porosidade são associadas à zona de óleo. Assim produzindo-se a diferença entre um ponto mais raso e o consecutivo ponto mais profundo, tem-se normalmente diferenças positivas.

A Figura (8.1) apresenta um fluxograma que resume brevemente as etapas da metodologia. Nela temos as 3 etapas principais da metodologia: primeiro há a criação do gráfico de Hingle com os pontos do perfil de resistividade ( $R_t$ ) e densidade ( $\rho$ ); a segunda etapa consiste na execução da Rede Neural, onde acontece o processamento dos vetores diferença dos pontos do gráfico de Hingle e, posteriormente, na competição dos conjuntos de vetores para se obter as direções das retas d'água; a terceira etapa é o pós-processamento que consiste na aplicação do filtro de diferença sob o perfil de resistividade ( $R_t$ ) para se obter as estimativas dos limites de base e topo da camada reservatório.

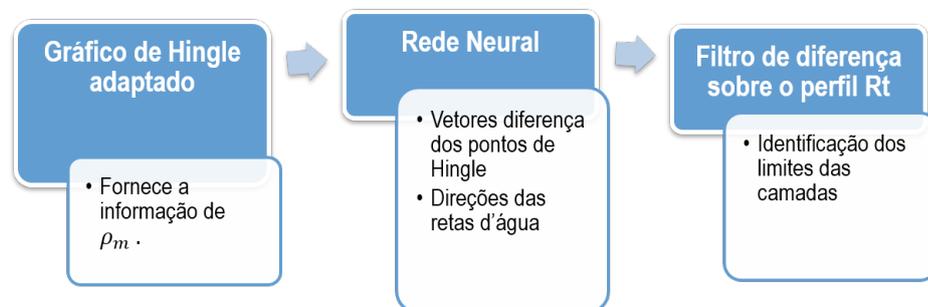


Figura 8.1: Fluxograma das etapas metodológicas

## 9 RESULTADOS

Apresentam-se os resultados da metodologia desenvolvida nessa dissertação, na forma de um exemplo com dados sintéticos, que satisfazem o modelo petrofísico e um exemplo de dados reais apresentado por Darling (2005) que apresentam também resultados de uma Avaliação de Formação completa e rigorosa, mostrando os valores obtidos para a Resistividade da água e para a Densidade da matriz, que possibilita a comparação com os valores estimados pela metodologia aqui desenvolvida.

### 9.1 DADOS SINTÉTICOS

A Figura (9.1) mostra o conjunto reduzido de perfis adotados na metodologia aqui apresentada. A primeira trilha mostra o perfil de Raio Gama Natural, a segunda trilha mostra o perfil de Resistividade Profunda e a terceira trilha mostra o perfil de Densidade. Na quarta trilha apresenta-se a descrição do testemunho.

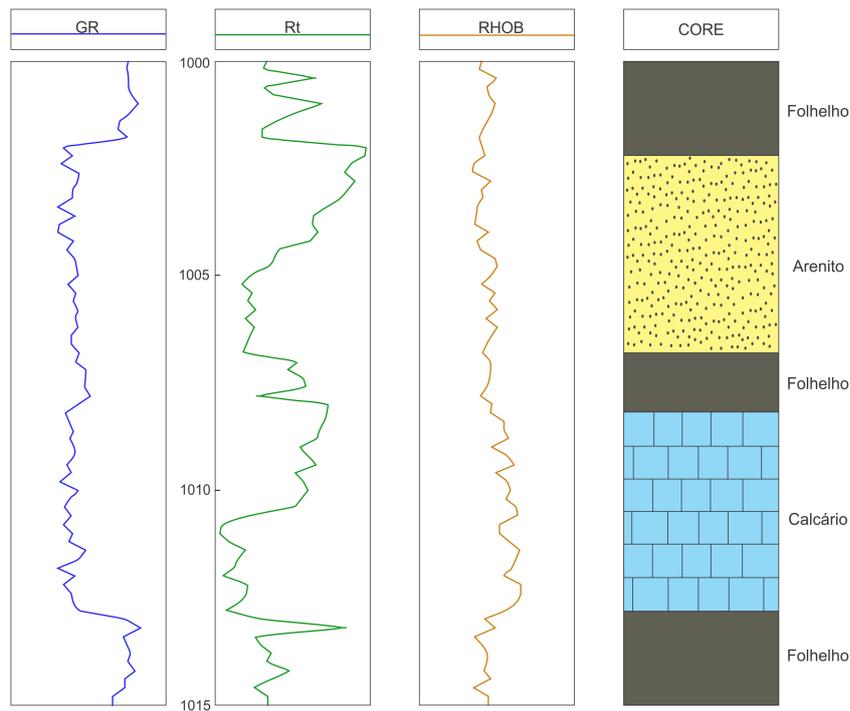


Figura 9.1: Perfis sintéticos utilizados

A interpretação qualitativa do perfil de Raio Gama Natural, sem a consideração do testemunho pode conduzir à falsa constatação de que o intervalo reservatório é constituído por uma única camada. Investiga-se aqui a capacidade da metodologia aqui apresentada conseguir discriminar as duas camadas reservatório identificadas na descrição do testemunho.

A Figura (9.2) mostra os pontos do intervalo de rocha reservatório lançados no gráfico de Hingle e representados por cruces pretas. Este conjunto de dados foi particularmente escolhido de modo a possibilitar uma interpretação visual do gráfico de Hingle de modo a validar os resultados produzidos pela aplicação da rede competitiva angular.

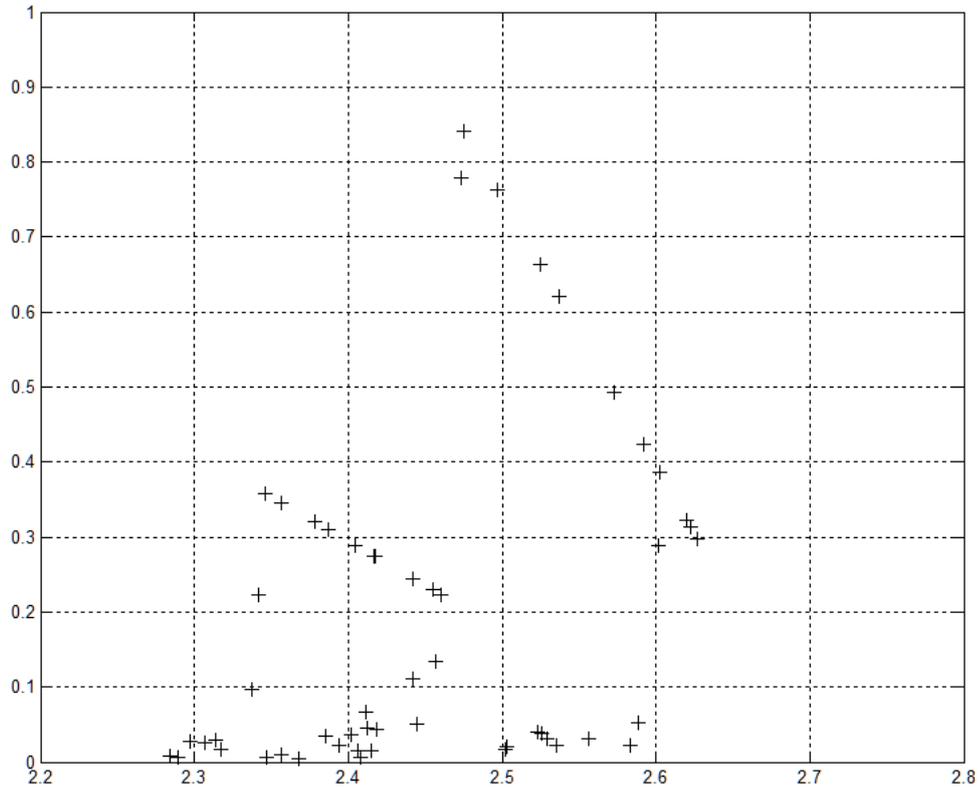


Figura 9.2: pontos do intervalo de rocha reservatório dos dados sintéticos sob o gráfico de Hingle

A Figura (9.3) apresenta o resultado da aplicação da rede neural competitiva, realizando a interpretação computacional dos pontos de rocha reservatório lançados no gráfico de Hingle. As cruces em preto, semelhante à Figura 10.2, representam os pontos do intervalo de rocha reservatório. A reta azul indica uma linha da água em uma camada com densidade da matriz próxima de  $2,65g/cm^3$ , indicando uma camada de arenito. As cruces azuis indicam os pontos de água na camada de arenito. A linha vermelha e as cruces vermelhas, em interpretação semelhante, indicam a reta da água em uma camada com densidade próxima de  $2,7g/cm^3$ , indicando uma camada de calcário. As cruces vermelhas marcam os pontos de água da camada de calcário.

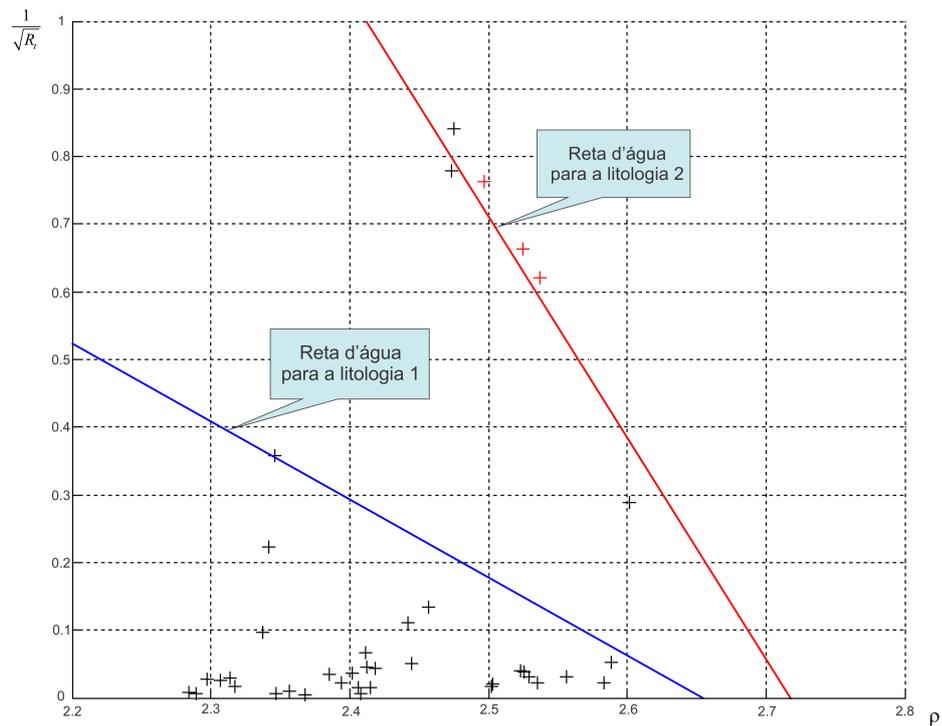


Figura 9.3: Retas d'água do gráfico de Hingle encontradas com a Rede Neural

A Figura (9.4) reproduz o conjunto de perfis aqui utilizados e mostrados inicialmente na Figura (9.1). Na trilha do perfil de Resistividade Profunda (segunda trilha) estão marcados por cruzes os pontos de água nas cores indicativas de cada litologia, identificada pelas diferentes retas d'água, mostradas na Figura (9.3). Em cada uma das trilhas, uma linha azul sobre a linha original do perfil marca o resultado da aplicação do filtro de diferença na camada de arenito. Por sua vez, a linha vermelha marca os resultados da aplicação do filtro de diferença na camada de calcário.

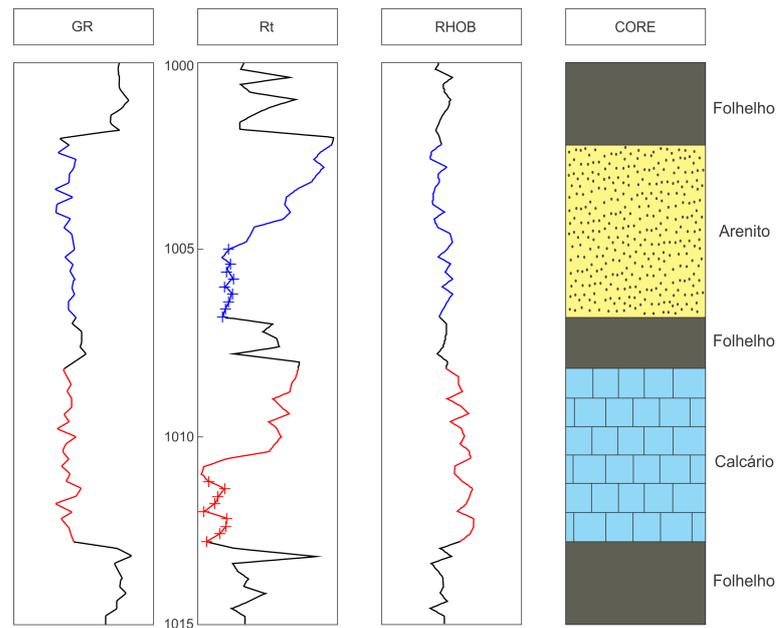


Figura 9.4: Resultado da aplicação do filtro de diferença sobre o perfil de ( $R_t$ )

A Tabela (9.1) mostra uma comparação entre os valores de Densidade da matriz e Resistividade da água de formação, utilizados no modelamento e aqueles obtidos pela interpretação computacional do gráfico de Hingle, realizado pela rede competitiva angular. Observa-se a boa coerência dos valores.

Tabela 9.1: Valores de  $\rho_m$  e  $R_w$  utilizados no modelamento e obtidos pela Rede Neural

Rocha	Densidade da Matriz		Resistividade da água	
	Modelo	Estimado	Modelo	Estimado
<b>Arenito</b>	2.65	2.66	0.30	0.28
<b>Calcário</b>	2.71	2.70	0.03	0.031

## 9.2 DADOS REAIS

A Figura (9.5) mostra o conjunto de perfis utilizados pela metodologia aqui desenvolvida extraído de um poço real apresentado por Darling (2005). Semelhante a apresentação dos dados sintéticos, a primeira trilha traz o perfil de Raio Gama Natural, a segunda o perfil de Resistividade Profunda e a terceira traz o perfil de Densidade. Na quarta trilha é apresentada a descrição do testemunho.

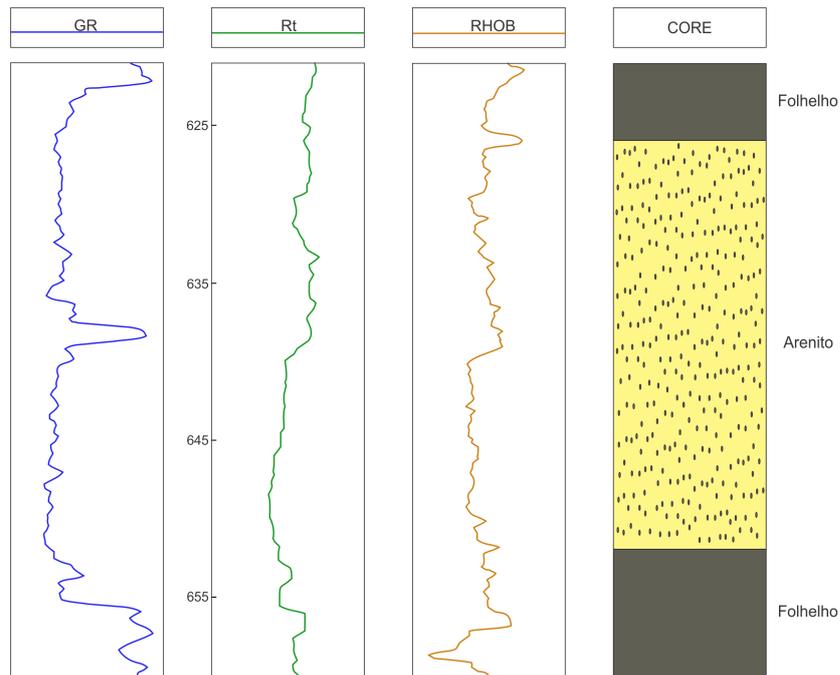


Figura 9.5: Perfis reais utilizados (Darling, 2005)

A interpretação visual ou qualitativa do perfil de Raio Gama Natural poderia levar à constatação da presença de duas camadas reservatório, separadas por uma camada de folhelho, localizada nas proximidades da profundidade de  $637m$ . Esta interpretação, por óbvio, não é corroborada pela descrição do testemunho.

O objetivo agora é testar a habilidade da metodologia aqui apresentada de produzir resultados coerentes com a descrição do testemunho em sua interpretação computacional do intervalo de rocha reservatório.

O gráfico de Hingle para o intervalo de rocha reservatório identificado na interpretação visual do perfil de Raio Gama Natural, mostrado na Figura (9.5), é apresentado na Figura (9.6), com os pontos correspondentes marcados por cruzeiras pretas. Infelizmente, tratando-se com dados reais, uma identificação visual das possíveis linhas d'água não é tão trivial quanto no caso dos dados sintéticos apresentados.

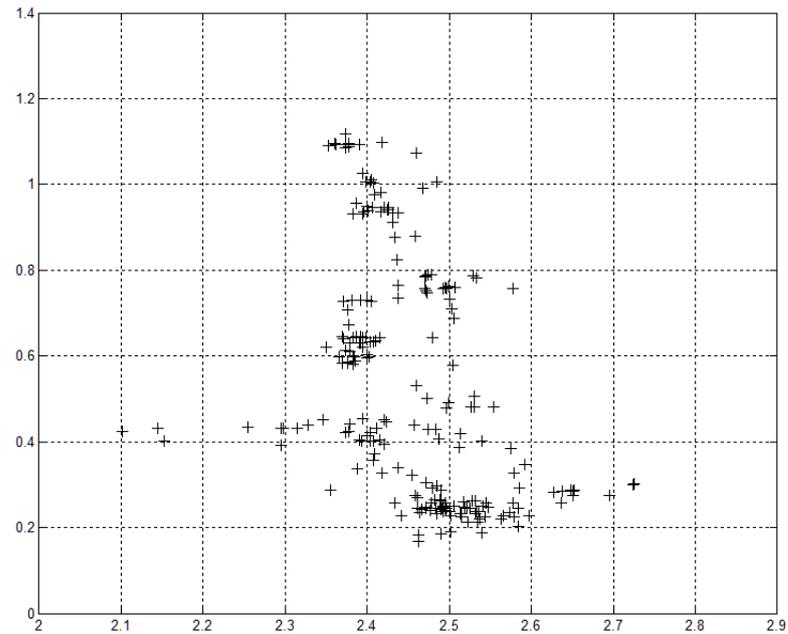


Figura 9.6: Pontos do intervalo de rocha reservatório dos dados reais sob o gráfico de Hingle

A Figura (9.7) apresenta o resultado da aplicação da rede neural competitiva, realizando a interpretação computacional dos pontos de rocha reservatório lançados no gráfico de Hingle. As cruces em preto, semelhante à Figura (9.6), representam os pontos do intervalo de rocha reservatório. A reta azul indica uma linha da água em uma camada com densidade da matriz próxima de  $2,65g/cm^3$ , indicando uma camada de arenito.

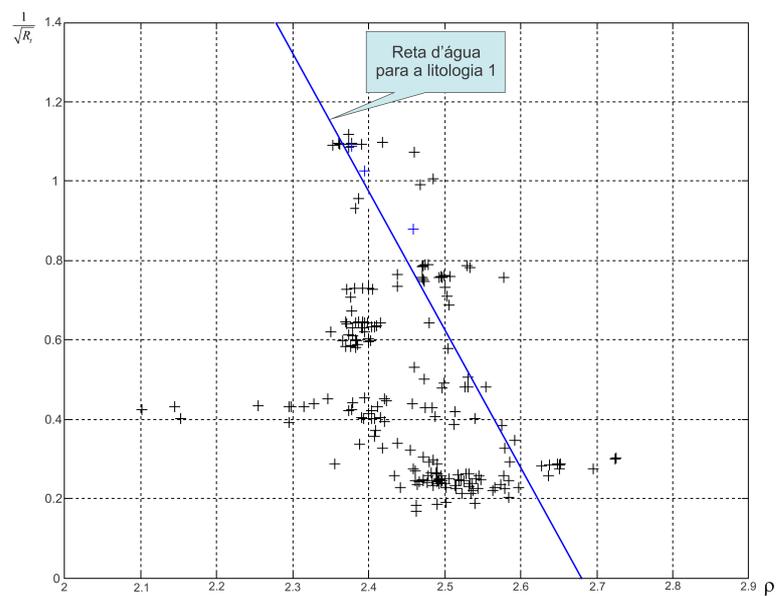


Figura 9.7: Reta d'água do gráfico de Hingle encontrada com a Rede Neural

A Figura (9.8) reproduz o conjunto de perfis aqui utilizados e mostrados inicialmente na Figura (9.5). Na trilha do perfil de Resistividade Profunda (segunda trilha) estão marcados por cruzes azuis os pontos de água da camada de arenito. Em cada uma das trilhas, uma linha azul sobre a linha original do perfil marca o resultado da aplicação do filtro de diferença na camada de arenito. Observa-se a coerência da interpretação computacional na realização de uma rápida ou preliminar Avaliação de Formação com a descrição do testemunho.

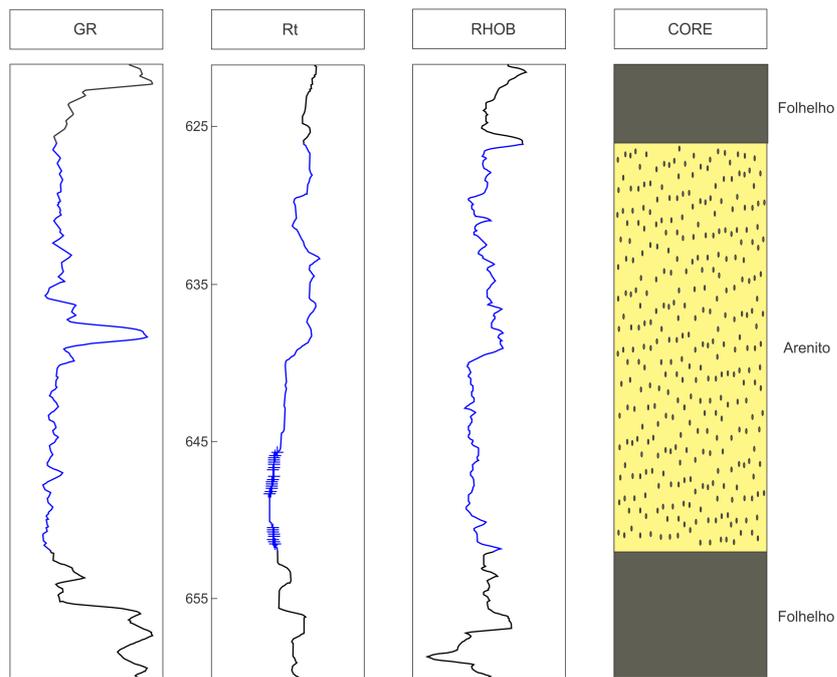


Figura 9.8: Resultado da aplicação do filtro de diferença sobre o perfil de  $R_t$  sobre os dados reais

A Tabela (9.2) mostra uma comparação entre os valores de Densidade da matriz e Resistividade da água de formação, determinados por Darling (2005) e aqueles obtidos pela interpretação computacional do gráfico de Hingle, realizado pela rede competitiva angular. Observa-se a boa coerência dos valores.

Tabela 9.2: Valores de  $\rho_m$  e  $R_w$  apresentados por Darling (2005) e obtidos pela Rede Neural

Rocha	Densidade da Matriz		Resistividade da água	
	Modelo	Estimado	Modelo	Estimado
Arenito	2.66	2.67	0.025	0.029

## 10 CONCLUSÃO

Através da análise dos resultados apresentados pela metodologia proposta, percebe-se que houve um desempenho satisfatório da Rede Neural, bem como do filtro de diferença para estimativa dos limites de base e topo da camada reservatório. Essa qualidade nos resultados apresentados pela metodologia abre caminho para uma Avaliação de Formação ao tempo da perfilagem.

É importante destacar que essa Avaliação preliminar proporciona uma otimização no tempo despendido na perfuração, de modo a reduzir, conseqüentemente, o investimento financeiro, reduzindo o tempo de locação das sondas, uma vez que os trabalhos de completação se dariam imediatamente após a perfilagem.

Entretanto, a metodologia aqui apresentada não elimina, de forma alguma, a necessidade da realização de uma completa Avaliação de Formação do poço recém-perfurado, que deve ser realizada em uma etapa posterior. Isso porque, com a Avaliação de Formação preliminar, serão definidos precisamente os intervalos de canhoneio, que não carecem mais da presença da sonda de perfuração. Assim a completação do poço pode ser finalizada já com a sonda de produção, o que é mais uma redução nos custos da indústria do petróleo.

## REFERÊNCIAS

- Almeida, T. L. P. d., 2017, Cálculo da porosidade - identificação do argilomineral.: Master's thesis, Universidade Federal do Pará.
- Archie, G. E., et al., 1942, The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics: Transactions of the AIME, **146**, 54–62.
- Barros, C., and A. Andrade, 2008, Determination of water saturation by intelligent algorithm: III SimBGf.
- Darling, T., 2005, Well logging and formation evaluation: Elsevier.
- Ellis, D. V., and J. M. Singer, 2007, Well logging for earth scientists: Springer.
- Haykin, S., 2001, Redes neurais artificiais: princípios e práticas. 2. ed.
- Kohonen, T., 2012, Self-organization and associative memory: Springer Science Business Media, **8**.
- Kriesel, D., 2007, A brief introduction on neural networks.
- Nery, G. G., 2013, Perfilagem geofísica em poço aberto: fundamentos básicos com ênfase em petróleo: INCTGP/CNPq-SBGf.
- Silva, C. B. d., 2011, Solução da equação de archie com algoritmos inteligentes: PhD thesis, Universidade Federal do Pará.
- Winsauer, W. O., H. Shearin Jr, P. Masson, and M. Williams, 1952, Resistivity of brine-saturated sands in relation to pore geometry: AAPG Bulletin, **36**, 253–277.
- Wyllie, M. R. J., A. R. Gregory, and L. W. Gardner, 1956, Elastic wave velocities in heterogeneous and porous media: Geophysics, **21**, 41–70.