



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

CAROLINA BARROS DA SILVA

**INTERPRETAÇÃO DO GRÁFICO DE HINGLE
ATRAVÉS DE REDE COMPETITIVA ANGULAR**

Belém
2007

Universidade Federal do Pará
Centro de Geociências
Curso de Pós-Graduação em Geofísica

CAROLINA BARROS DA SILVA

**INTERPRETAÇÃO DO GRÁFICO DE HINGLE
ATRAVÉS DE REDE COMPETITIVA ANGULAR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica da Universidade Federal do Pará – UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Mestre em Geofísica.

Orientador: Prof. Dr. André José Neves Andrade

**Belém
2007**

CAROLINA BARROS DA SILVA

**INTERPRETAÇÃO DO GRÁFICO DE HINGLE
ATRAVÉS DE REDE COMPETITIVA ANGULAR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geofísica da Universidade Federal do Pará – UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Mestre em Geofísica.

Área de concentração: Geofísica de Poço

Data de aprovação:
Conceito:
COMITÊ DE TESE:

Dr. André José Neves Andrade (Orientador)

Dr. Antonio Abel Gonzalez Carrasquila

Dr. Mario Vicente Caputo

Belém
2007

*Ao meu filho Fábio Gabriel Barros
Oliveira*

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. André Andrade pela orientação e dedicação com que se envolveu neste projeto tornando possível a realização deste trabalho e, por todo incentivo a mim concebido.

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

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	15
2.1	AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO	15
2.1.1	Histórico	15
2.1.2	Perfis de resistividade	17
2.1.2.1	Perfil de indução	18
2.1.2.2	Perfil lateroperfil	19
2.1.3	Perfis de porosidade	20
2.1.3.1	Perfil neutrônico	20
2.1.3.2	Perfil de densidade	21
2.1.3.3	Perfil sônico	22
2.2	SATURAÇÃO DA ÁGUA	23
2.2.1	Lei de Archie	24
2.2.2	Método de Hingle	26
2.3	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	29
2.3.1	Histórico	29
2.3.2	Neurônio artificial	30
2.3.3	Rede neural competitiva	32
2.3.4	Rede competitiva angular	35
2.3.4.1	Arquitetura	35
2.3.4.4.1	<i>Camada de entrada</i>	35

2.3.4.1.2	<i>Dados de entrada</i>	36
2.3.4.1.3	<i>Camada seletiva</i>	37
2.3.4.1.4	<i>Neurônio seletivo</i>	38
2.3.4.1.5	<i>Camada competitiva</i>	39
3	METODOLOGIA	40
3.1	INTRODUÇÃO	40
3.2	DADOS SINTÉTICOS	41
3.3	APLICAÇÃO AO MÉTODO DE HINGLE	42
3.3.1	Treinamento inicial	43
3.3.2	Pesos sinápticos	45
3.3.3	Dados de entrada	45
3.3.4	Rede competitiva angular	46
3.3.5	Operação da rede competitiva angular	47
3.3.6	Determinação da linha da água	48
3.3.7	Determinação da resistividade da água	51
4	RESULTADOS	52
4.1	DADOS SINTÉTICOS	52
4.1.2	Dados sintéticos gerados com a matriz arenito e dolomita	55
4.2	DADOS REAIS	56
5	CONCLUSÕES	57
	REFERÊNCIAS	65

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figuras

Figura 1: Gráfico de Hingle	28
Figura 2: Gráfico de Hingle com as linhas de saturação de água	28
Figura 3: Representação de um neurônio artificial	31
Figura 4: Exemplo da arquitetura de uma rede neural competitiva. As setas em vermelho representam o vetor de entrada e em azul as ligações sinápticas entre a camada de entrada e a camada competitiva. As linhas em verde representam as ligações laterais entre os neurônios competitivos	32
Figura 5: Arquitetura básica da rede competitiva angular.....	36
Figura 6: Dados de entrada para a rede competitiva angular.....	37
Figura 7: Função de ativação dos neurônios da camada seletiva.....	39
Figura 8: Gráfico de Hingle para dados sintéticos (círculos vermelhos). A linha em vermelho mostra a reta exata representativa dos pontos com 100% de saturação de água.....	43
Figura 9: Gráfico de Hingle para dados sintéticos (círculos vermelhos). Os círculos na cor azul marcam o conjunto de treinamento.....	44
Figura 10: Rede competitiva angular.....	46
Figura 11: Gráfico de Hingle para dados sintéticos (círculos vermelhos). A linha em azul mostra a reta determinada para a linha da água e o asterisco na cor azul marca o elemento do conjunto de treinamento associado ao neurônio vencedor.....	50
Figura 12: Comparação entre o processamento da rede competitiva (linha em azul) e a regressão linear (linha em preto) para a determinação da linha da água no Gráfico de Hingle.....	51
Figura 13: Gráfico de Hingle. Os círculos em vermelho representam pontos sintéticos com a porosidade calculada com a matriz calcária. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento. A reta em vermelho representa a reta da água estimada pela rede competitiva angular.....	53

- Figura 14: A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.....54
- Figura 15: Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz arenito e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.....55
- Figura 16: A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.....56
- Figura 17: Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz formada por uma mistura de iguais proporções de arenito e dolomita e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.....58
- Figura 18: A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.....59
- Figura 19: Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz dolomita e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.....60
- Figura 20: Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz dolomita e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.....61
- Figura 21: Perfis reais. RG: perfil de raio gama natural. R_t : perfil de resistividade profunda. Δt : perfil sônico Darling (2005).....62
- Figura 22: Os círculos vermelhos representam pontos reais. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.....63
- Figura 23: A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.....64

RESUMO

A saturação de água é a principal propriedade petrofísica para a avaliação de reservatórios de hidrocarbonetos, pois através da análise dos seus valores é definida a destinação final do poço recém perfurado, como produtor ou poço seco. O cálculo da saturação de água para as formações limpas é, comumente, realizado a partir da equação de Archie, que envolve a determinação da resistividade da zona virgem, obtida a partir de um perfil de resistividade profunda e o cálculo de porosidade da rocha, obtida a partir dos perfis de porosidade. A equação de Archie envolve ainda, a determinação da resistividade da água de formação, que normalmente necessita de definição local e correção para a profundidade da formação e da adoção de valores convenientes para os coeficientes de Archie. Um dos métodos mais tradicionais da geofísica de poço para o cálculo da saturação de água é o método de Hingle, particularmente útil nas situações de desconhecimento da resistividade da água de formação. O método de Hingle estabelece uma forma linear para a equação de Archie, a partir dos perfis de resistividade e porosidade e a representa na forma gráfica, como a reta da água ou dos pontos, no gráfico de Hingle, com saturação de água unitária e o valor da resistividade da água de formação é obtido a partir da inclinação da reta da água. Independente do desenvolvimento tecnológico das ferramentas de perfilagem e dos computadores digitais, o geofísico, ainda hoje, se vê obrigado a realizar a interpretação de ábacos ou gráficos, sujeito a ocorrência de erros derivados da sua acuidade visual. Com o objetivo de mitigar a ocorrência deste tipo de erro e produzir uma primeira aproximação para a saturação de água em tempo real de perfilagem do poço, insere-se o trabalho apresentado nesta dissertação, com a utilização de uma conveniente arquitetura de rede neural artificial, a rede competitiva angular, capaz de identificar a localização da reta da água, a partir da identificação de padrões angulares presentes nos dados dos perfis de porosidade e resistividade representados no gráfico de Hingle. A avaliação desta metodologia é realizada sobre dados sintéticos, que satisfazem integralmente a equação de Archie, e sobre dados reais.

Palavras-chave: Geofísica. Perfilagem geofísica de poços. Avaliação de formação. Rede neural artificial.

ABSTRACT

Water saturation is an important petrophysical property for formation evaluation, defining the final wellbore destination. The Archie's equation calculates the water saturation for clean formations in function of rock resistivity, from a deep resistivity log and porosity, from one porosity log. The Archie's equation, still involves the knowledge of formation water resistivity, which requires local determination and appropriated Archie's coefficients. Hingle plot is traditional method in well logging for water saturation calculus, specially when the water resistivity is unknown. This method promotes a linearization of Archie's equation from resistivity and porosity logs as the water line in the Hingle plot. The water resistivity is obtained from water line inclination. Independent of logging tools and digital computers development, the log analyst still handles with visual data interpretation and as all visual data interpretation, the Hingle plots interpretation is subject of sharpness errors. The objective of this dissertation is to simulate the visual interpretation of Hingle plot by a angular competitive neural network to mitigate the occurrence of sharpness errors and produces a real time first approach of water saturation, based on angular pattern identification in the raw well logging data.. The evaluation of this methodology is accomplished on synthetic data that satisfies the Archie's equation and on actual well logging data.

Keywords: Geophysics. Well logging geophysics. Formation evaluation. Neural network

1 INTRODUÇÃO

A avaliação de formação trata da estimativa das propriedades petrofísicas de um reservatório petrolífero, como a porosidade e a saturação de fluidos, obtidas a partir dos perfis geofísicos de poço, de modo a possibilitar a valoração das reservas, a estimativa da capacidade produtiva e, ainda, auxiliar na definição das estratégias de exploração. A saturação de fluidos é o principal fator para a qualificação de um reservatório, definindo a fração do espaço poroso ocupado por hidrocarbonetos.

As propriedades petrofísicas são estimadas, pela geofísica de poço, através do estabelecimento de relações empíricas entre as medidas das propriedades físicas das rochas registradas, *in site*, pelos perfis geofísicos de poço e medidas laboratoriais, realizadas sobre amostras de rocha ou testemunhos.

Gustave E. Archie, um pioneiro da avaliação de formação e a quem é creditado a autoria do termo "petrofísica", desenvolveu as relações empíricas fundamentais entre a porosidade, a resistividade da rocha e a saturação de hidrocarboneto, conhecida na indústria do petróleo, como a equação de Archie. Esta relação é a base da moderna avaliação de formação e foi estabelecida no seu trabalho de 1942, intitulado "*The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics*" (ARCHIE, 1942).

A utilização prática da equação de Archie envolve a determinação de várias quantidades, derivadas dos perfis geofísicos, como a resistividade da zona virgem, obtida a partir dos valores corrigidos dos perfis de resistividade profunda, e a porosidade, calculada a partir dos perfis de porosidade. A equação de Archie também depende dos chamados coeficientes de Archie e da resistividade da água na zona virgem, que, eventualmente, pode se obtida a partir do perfil de potencial espontâneo. Considerando a necessidade do estabelecimento de valores particulares para cada poço para os coeficientes de Archie e, principalmente, para a resistividade da água de formação, particularmente, nos casos onde o perfil de potencial espontâneo não foi corrido ou não apresenta deflexões é que se insere o método de Hingle, que realiza uma linearização da equação de Archie e a apresenta na forma de um gráfico conveniente, o gráfico de Hingle, onde estima-se a resistividade da água de formação, a partir da inclinação da, chamada, reta da água ou dos pontos com saturação de água unitária.

Independente do desenvolvimento tecnológico inserido nos equipamentos de medida das propriedades físicas das rochas atravessadas por um poço, o geofísico, ainda, vê-se obrigado a conviver com a interpretação de ábacos ou gráficos. Por outro lado, as técnicas da computação inteligente, tais como rede neural artificial, sistemas de inferência *fuzzy* e os algoritmos genéticos, entre outras, vêm assumindo um papel importante nas ciências da terra. Isto se deve, em parte, à natureza subjetiva da interpretação de medidas de propriedades físicas (NIKRAVESH, 2004).

Com o objetivo de mitigar a necessidade da interpretação visual do gráfico de Hingle e de produzir, em tempo real de perfilagem, uma primeira estimativa para a saturação de água, insere-se o trabalho apresentado nesta dissertação, com a utilização de uma conveniente arquitetura de rede neural artificial, capaz de identificar a localização da reta da água, a partir da identificação de padrões angulares presentes nos dados dos perfis de porosidade e resistividade representados no gráfico de Hingle e, conseqüentemente, permite realizar o cálculo da resistividade da água de formação.

A avaliação da metodologia, aqui apresentada, é realizada sobre dados sintéticos, que satisfazem integralmente a equação de Archie, e sobre dados reais.

Esta dissertação está estruturada na seguinte forma:

No Capítulo 2 e no Capítulo 3 apresenta-se o embasamento da Geofísica de Poço necessário para a compreensão do trabalho realizado.

No Capítulo 4 apresenta-se um resumo da teoria das redes neurais artificiais, enfatizando as redes neurais com camada competitiva e as bases construtivas da rede competitiva angular utilizada neste trabalho.

No Capítulo 5 mostra-se a metodologia desenvolvida nesta dissertação para a locação da reta da água e o cálculo resistividade da água de formação.

No Capítulo 6 apresentam-se os resultados e a avaliação da aplicação da rede competitiva angular sobre dados sintéticos e dados reais.

Nas Conclusões, destaca-se a adequabilidade e eficiência do método aplicado, apresentando novas idéias que irão, no futuro, refinar a metodologia apresentada.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1 AVALIAÇÃO DE FORMAÇÃO

É definida como o conjunto de técnicas e métodos para a interpretação das propriedades físicas das camadas rochosas atravessadas por um poço. As medidas são adquiridas por equipamentos especiais descidos por cabo ao fundo do poço ou atrelados ao sistema colunabroca, durante a perfuração. A interpretação destas medidas pode ser realizada a mão, usando fórmulas estabelecidas, como a de Archie, ou através de sofisticadas rotinas de computador. A avaliação de formação é atividade chave para produzir a qualificação dos reservatórios e determinar se um poço é produtor ou seco.

2.1.1 Histórico

Nos primeiros poços petrolíferos, os perfuradores conheciam muito pouco sobre as formações atravessadas e eles não tinham nenhum interesse no conhecimento da estratigrafia, traduzida pelas amostras de calha (rocha triturada) que chegava a superfície. O seu principal interesse para a construção do poço era a identificação da presença do óleo. Com o passar do tempo e o aumento nas dificuldades para a localização de novos reservatórios, os perfuradores sentiram então a necessidade de obter maiores informações geológicas, percebendo que o conhecimento da estratigrafia poderia ser útil para a exploração, eles passaram a realizar o exame das amostras de calha. As amostras de calhas são tratadas com acetona ou éter e expostas a luz ultravioleta para identificar a ocorrência de óleo, mesmo em pequenas quantidades. Estes experimentos são repetidos várias vezes durante a perfuração, e os resultados, ou a falta deles, são documentados, na forma de um gráfico contra a profundidade, os chamados perfis de amostras de calha. Um posterior avanço ocorreu com a realização, em laboratório, de medidas da densidade, da dureza, e das propriedades elétricas nestas amostras de rocha, além da realização de análises da sua composição química. Com uma maior produção de informações sobre as rochas em subsuperfície, mesmo carecendo da precisão da profundidade, onde estas se encontravam.

Por mais de 50 anos as descrições de amostras de calha foram à única fonte de conhecimento das formações em subsuperfície. Nos anos 20, do século XX, a primeira ferramenta de testemunhagem, usando brocas especiais de diamante, foi colocada em operação nos campos petrolíferos na Califórnia, no Oeste do Texas e no Colorado (HAYKIN, 1985). Estas ferramentas cortavam amostras cilíndricas das formações do fundo do poço, os testemunhos, que

eram coletados e analisados em experimentos laboratoriais, cujos resultados produziram valiosas informações sobre as formações perfuradas. Os testemunhos, mesmo produzindo informações mais qualificadas sobre as formações, que as amostras de calha são, ainda hoje, de alto custo e precisam ser coletados continuamente com a perfuração do poço, aumentando consideravelmente os tempos de perfuração.

Durante os anos 30, John T. Hayward desenvolveu o perfil de análise contínua de lama (“mud logging”), que mostrava os resultados combinados da análise da lama para gás e óleo e relacionava estes resultados a fatores como taxa de perfuração e profundidade. Hayward então deduziu que como o óleo é um material imiscível, e mesmo lavado das amostras de calhas pela lama, ele poderia ser identificado facilmente nas análises da lama de perfuração. Com a realização de medidas apropriadas na superfície, o perfil de lama apresenta algum sucesso na determinação do conteúdo de óleo e gás nas várias formações atravessadas do poço, correlacionando estas observações com a profundidade de perfuração e criando um diagrama contínuo do conteúdo de óleo e conteúdo de gás das formações atravessadas durante o prosseguimento da perfuração, fornecendo uma variedade de dados úteis para a avaliação de formação, incluindo as quantidades de metano, hidrocarboneto leve e óleo.

Nos anos 40, o aumento na demanda pelo petróleo, implicou na exigência do desenvolvimento de novas técnicas para uma maior economia e redução do custo exploratório. Logo, perfurar poços se tornava cada vez mais fácil e difícil era a sua completação e a perfeita avaliação das camadas capazes de produzir hidrocarbonetos, com lucros para o investidor.

Os perfis obtidos com a análise das amostras de calha e da lama são ditos perfis manuais e são realizados durante a perfuração em todos os poços. A depender de vários fatores, tais como: tempo de perfuração, pressão de bombeio do fluido de perfuração e outros, essas análises podem não representar as profundidades reais de localização dos reservatórios.

Na perfilagem geofísica de poço, as rochas são diferenciadas através de suas propriedades elétricas, acústicas e radioativas. O resultado destas medidas, quando apresentados na forma gráfica em função da profundidade, é conhecido como perfil de poço aberto. Os perfis são obtidos através do deslocamento ascensional e contínuo de um equipamento de perfilagem, conhecido como ferramenta de perfilagem, ao longo de um poço.

As principais diferenças observadas entre os perfis manuais e os perfis geofísicos são:

- As profundidades nos perfis geofísicos são mais exatas;

- A construção de um perfil geofísico pode ser realizado em um tempo relativamente curto, com um registro simultâneo de várias propriedades físicas das rochas;
- O fator humano é praticamente eliminado nos perfis geofísicos e o aparelho registra uma propriedade da rocha no local, enquanto que um geólogo registra no perfil manual uma propriedade que ele supõe ser referente a profundidade da broca.
- Os poucos dados obtidos por um geólogo no poço são substituídos, nos perfis geofísicos por várias curvas contínuas, dentro de uma amplitude bastante representativa para cada tipo litológico distinto.

2.1.2 Perfis de resistividade

Em março de 1921, Marcel Schlumberger e sócios realizaram as primeiras medidas de resistividade em poços de 820m de profundidade imaginando que eles podiam melhorar a interpretação de dados sísmicos de superfície. A técnica inventada por Conrad Schlumberger e seu irmão Marcel, partia do princípio que as diferentes condutividades dos minérios metálicos poderiam ser usadas para a identificação dos seus ambientes. Nestes experimentos, eles observaram que as medidas de resistividade refletiam a real variação da natureza das formações atravessadas pelo poço. Seis anos depois, no campo de Pechelbronn na França, com a ajuda do físico experimental Henri Doll foi produzido o primeiro perfil elétrico do mundo em um poço com 500 metros de profundidade, com a realização de medidas sucessivas da resistividade contra a profundidade e assim produzindo uma curva contínua da variação da resistividade em subsuperfície.

Não levou muito tempo para perceber-se que o perfil de resistividade resultante poderia ser uma valiosa ferramenta para a avaliação de formação. As argilas, normalmente apresentam uma baixa resistividade. As areias permoporosas são condutivas se saturadas com água salgada, e moderadamente resistiva se o fluido de saturação for água doce e muito resistiva se o fluido for óleo. Assim, rochas de natureza selante poderiam ser separadas daquelas de natureza reservatório e informações sobre o tipo de fluido nos poros poderiam se deduzidas.

Seguindo seu primeiro uso na França em 1927, a perfilagem com ferramentas elétricas foi introduzida na Venezuela, na Rússia e na Índia Oriental holandesa. Em 1932, depois de umas

séries de demonstrações, as perfilagens elétricas começaram a ser realizadas nos Estados Unidos, quando a Shell contratou a Schlumberger para um trabalho na Califórnia.

2.1.2.1 Perfil de indução

Aplicado na exploração rasa de minério durante mais de 25 anos, o processo de indução não tinha sido usado na exploração de óleo antes de 1942. Sua aplicação na indústria petrolífera é creditada a Henri G. Doll, que utilizava o processo de indução eletromagnética no desenvolvimento de um veículo militar que poderia descobrir minas inimigas enterradas em seu caminho. Durante a segunda guerra mundial, Doll percebeu as possibilidades da aplicação do processo de indução à exploração de óleo. Os seus colegas da Schlumberger fizeram uma forte oposição ao uso do seu processo de indução, citando problemas notavelmente pequenos, como a interferência da indução mútua e da falta de apoio e de tecnologias adequadas.

A ferramenta de Indução foi introduzida na metade de 1940, empregando uma corrente alternada de magnitude constante em uma bobina transmissora, responsável pela criação de um campo magnético alternado, o qual induz correntes circulares na formação. As correntes circulares seguem caminhos centrados com o eixo da ferramenta, que por sua vez, criam um campo magnético secundário que induz uma força de eletromotriz na bobina receptora, também localizado na sonda. A intensidade deste campo magnético é proporcional à quantidade de elementos condutores presente na rocha, ou em outros termos a sua condutividade, assim temos:

$$\begin{aligned} \Delta V_R &\cong C \Leftrightarrow \Delta V_R = K \cdot g \cdot C, \\ \frac{\Delta V_R}{K} &= g \cdot C = CIL, \end{aligned} \tag{1}$$

em que,

V_R = diferença de potencial na bobina receptora,

K = constante ferramental,

g = fator geométrico,

C = condutividade do meio,

CIL = condutividade aparente da formação.

O sinal é amplificado e retificado pela corrente e então transmitido à superfície onde é registrado na forma do perfil de indução, que apresenta as variações dos valores de condutividade das rochas que atravessam um poço, obtidas a partir da indução de correntes elétricas.

2.1.2.2 Perfil lateroperfil

Nos anos 40, a Schlumberger introduziu as ferramentas de resistividade como o lateroperfil e o microlateroperfil. O primeiro Lateroperfil foi inventado por Conrad Schlumberger nos anos vinte, e foi desenvolvido para ser utilizado em poços perfurados com lama condutiva, onde definia mais nitidamente as sucessões das camadas perfuradas. O lateroperfil é gerado pelas chamadas ferramentas com contatos galvânicos, do tipo focalizado; o que implica na existência de um ou mais eletrodos de corrente dentro do poço, e ela mede a resistividade através de um sistema de focalização em série.

O perfil de resistividade produzido pelas ferramentas do tipo lateroperfil não opera com qualidade em todas as condições de lama. Isto é especialmente verdade em casos no qual não há nenhuma ocupação líquida no poço que permita o estabelecimento do contato entre os eletrodos e a formação ou em casos no qual a lama é altamente resistiva, com as lamas a base de óleo. Para estas situações, o perfil de indução é muito mais satisfatório.

O lateroperfil é o registro da resistividade das rochas, e dos fluidos nelas contidos. Com uma ferramenta que utiliza correntes elétricas focalizadas em série com contatos galvânicos, capaz de ler mais profundamente nas formações. O lateroperfil pode ser utilizado em poços com fluido de perfuração condutivo (a base de sal) eliminando ou minimizando os efeitos da condutividade, além de permitir a obtenção de bons valores de R_t , quando as formações têm espessuras menores que 1 metro e são constituídas de rochas com altas resistividades (baixa condutividade).

A versão mais simples da ferramenta de lateroperfil é composta por um eletrodo central de corrente e dois eletrodos de corrente posicionados a cima e abaixo do eletrodo central, denominados como eletrodos guardas. A focalização é obtida mantendo-se os eletrodos guardas no mesmo potencial do 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:

$$R_a = K \cdot \frac{V_o}{I_0}, \quad (2)$$

em que,

R_a = resistividade aparente,

K = constante ferramental,

V_o = diferença de potencial medida,

I_0 = corrente emitida pelo eletrodo central.

2.1.3 Perfis de porosidade

2.1.3.1 Perfil neutrônico

A ferramenta neutrônica foi a primeira ferramenta a ser utilizada para obter uma estimativa direta da porosidade. Ela é constituída por uma fonte e dois detectores de nêutrons. A fonte emite nêutrons rápidos, que penetram nas camadas adjacentes ao poço. Os nêutrons, através de sucessivas colisões elásticas com os átomos da formação, perdem parte da sua energia. Os detectores são sensíveis a nêutrons de baixa energia e estão localizados a distâncias fixas da fonte. A maior perda energética ocorre quando os nêutrons se chocam com os núcleos do hidrogênio (presentes nos poros das rochas na forma de hidrocarboneto ou água), pois os mesmos têm uma alta seção de choque e massa praticamente igual ao do nêutron.

As medidas da ferramenta neutrônica, que refletem a densidade de hidrogênio na região próxima aos detectores, são calibradas para uma litologia, normalmente o calcário e para um fluido conhecido, como a água doce, de modo a produzir uma medida direta da porosidade das rochas na vizinhança do poço.

A porosidade neutrônica é uma grandeza que varia linearmente com a porosidade (ϕ) e o volume de argila (V_{sh}), para um modelo de rocha monomineral, na forma,

$$\phi_N = \phi\phi_{Nw} + V_{sh}\phi_{Nsh} + (1 - \phi - V_{sh})\phi_{Nm}, \quad (3)$$

em que,

ϕ_N = leitura do perfil,

ϕ_{Nw} = porosidade neutrônica da água (1),

ϕ_{sh} = porosidade neutrônica do folhelho,

ϕ_{Nm} = porosidade neutrônica da matriz.

A Equação 3 permite a estimativa da porosidade corrigida pelo efeito da argilosidade, através da expressão:

$$\phi = \frac{\phi_N - \phi_{Nm}}{\phi_{Nw} - \phi_{Nm}} - V_{sh} \left[\frac{\phi_{Nsh} - \phi_{Nm}}{\phi_{Nw} - \phi_{Nm}} \right]. \quad (4)$$

2.1.3.2 Perfil de densidade

Nos anos 60, o perfil de densidade foi introduzido como uma nova técnica de perfilagem. Esta ferramenta registra a contínua variação de densidade das rochas atravessadas por um poço, tanto a densidade da matriz, constituinte da rocha, como a do fluido contido no espaço poroso, proporcionando assim uma relação inversamente proporcional entre a densidade da rocha e sua porosidade.

A medida de densidade é realizada por um dispositivo que utiliza uma fonte radioativa que emite raios gama que ao atravessarem as rochas do poço interagem com seus elétrons orbitais através do Efeito Compton (que é o meio preferencial de interação entre o raio gama e os elétrons dos átomos da rocha). À proporção que os raios gama vão se dispersando, ou sendo absorvidos, a intensidade do feixe emitido vai diminuindo, esta diminuição é então medida pelos detectores, que são colocados em contato com a parede do poço.

A mudança de intensidade do feixe de raios gama emitidos pela fonte é função da variação na densidade eletrônica das rochas. Quanto menor a intensidade da radiação, maior a densidade da formação. A densidade é uma grandeza que varia linearmente com a porosidade (ϕ) e o volume de argila (V_{sh}), para um modelo de rocha monomineral, na forma,

$$\rho_b = \phi\rho_w + V_{sh}\rho_{sh} + (1 - \phi - V_{sh})\rho_m, \quad (5)$$

em que,

ρ_b = leitura do perfil,

ρ_w = densidade da água (1),

ρ_{sh} = densidade do folhelho,

ρ_m = densidade da matriz,

V_{sh} = volume de argila,

ϕ = porosidade corrigida.

A Equação 5, a estimativa da porosidade corrigida pelo efeito da argilosidade, através da expressão:

$$\phi = \frac{\rho - \rho_m}{\rho_w - \rho_m} - V_{sh} \left[\frac{\rho_{sh} - \rho_m}{\rho_w - \rho_m} \right]. \quad (6)$$

2.1.3.3 Perfil sônico

O perfil sônico ou acústico antigamente era utilizado como uma ferramenta auxiliar da sísmica. Posteriormente Wyllie (1956) estudando a correlação entre o tempo de trânsito e a porosidade das rochas, demonstrou que este perfil pode ser usado para a determinação da porosidade intergranular das rochas reservatório.

A velocidade do som varia segundo o meio em que suas ondas se propagam. Ela é mais rápida nos sólidos que nos líquidos e gases. A ferramenta sônica usa um transmissor de frequência ultra-sônica e dois receptores. Um pulso sonoro emitido pelo transmissor propaga-se ao longo da parede do poço até ativar dois receptores posicionados a distâncias fixas. A ferramenta mede a diferença do tempo de trânsito entre os dois receptores, isto é, o inverso da velocidade de propagação do som entre os mesmos.

Em duas rochas semelhantes, aquela que contiver maior quantidade de líquido dentro de seus poros (maior porosidade) apresentará um tempo de trânsito maior do que aquela de menor volume de fluido (menor porosidade).

Pode-se estimar porosidade através da correlação entre a porosidade e o tempo de trânsito, na forma:

$$\Delta t = \phi \Delta t_w + V_{sh} \Delta t_{sh} + (1 - \phi - V_{sh}) \Delta t_m, \quad (7)$$

em que,

Δt = leitura do perfil,

Δt_w = tempo no fluido ou da combinação dos fluidos nos poros,

Δt_{sh} = tempo de trânsito no folhelho,

Δt_m = tempo de trânsito da onda na matriz da rocha,

V_{sh} = volume de argila,

ϕ = porosidade corrigida.

A Equação 7 permite a estimativa da porosidade através da seguinte expressão:

$$\phi = \frac{\Delta t - \Delta t_m}{\Delta t_w - \Delta t_m} - V_{sh} \left[\frac{\Delta t_{sh} - \Delta t_m}{\Delta t_w - \Delta t_m} \right]. \quad (8)$$

A motivação para estimar a porosidade das rochas atravessadas em um poço vem da relação direta entre a porosidade e a saturação de água, que é o primeiro fator de qualificação de um reservatório. A saturação de uma rocha permoporosa ocorre quando o seu espaço intersticial está preenchido por fluidos diferentes, como a água de formação e hidrocarbonetos. Para esta estimativa, no interior do poço, não se tem nenhuma ferramenta direta.

2.2 SATURAÇÃO DA ÁGUA

A determinação da saturação de fluidos através das medidas registradas nos perfis de resistividade teve seu início a partir do desenvolvimento da equação de Archie, para o caso de formações limpas. Outras equações foram desenvolvidas para os casos mais complexos, com a consideração da influência da participação das argilas na condução de corrente, para o tratamento das formações sujas. Não há métodos diretos para a determinação da saturação em formações sujas. Diferentes relações existem e muitas delas baseadas em observações empíricas e locais, portanto, de validade limitada, apesar de apresentarem algum sucesso nas estimativas da saturação em certas aplicações particulares.

Apesar da simplicidade da equação de Archie, a sua aplicação na prática da avaliação de formações nem sempre é direta, uma vez que, os valores apropriados para as constantes e respectivas formações devem ser determinados. Duas soluções gráficas da equação de Archie para a determinação da resistividade da água e saturação foram desenvolvidas, como o Método de Hingle e o Método de Pickett, que ainda permitem a determinação do expoente de cimentação apropriado para uma determinada zona.

2.2.1 Lei De Archie

Uma rocha sedimentar é constituída basicamente por matriz e poros. A matriz corresponde à porção sólida da rocha, e é geralmente formada por minerais não condutivos. O poro é o local armazenador do fluido, e a ocorrência da condutividade da rocha, dá-se justamente devido a presença de fluidos condutivos nestes espaços vazios ou poros.

Archie pode ser considerado o pai da moderna geofísica de poço pela realização da união dos conceitos de propriedade petrofísica com as medidas de resistividade das rochas. Através de experimentos cuidadosos realizados em 1942, Archie desenvolveu uma lei que possibilita o cálculo da saturação de água em uma rocha reservatório (desde que ela esteja isenta de minerais condutivos), tendo-se para tanto, o conhecimento da resistividade da rocha, da resistividade da água de formação e da porosidade.

A principal vantagem ou relevância da lei de Archie é a de possibilitar a transformação de uma interpretação qualitativa de dados geofísicos de poço para uma avaliação quantitativa dos volumes de hidrocarboneto em subsuperfície.

Archie imaginou uma rocha como sendo uma caixa d'água salgada de resistividade igual a R_w . Em termos de porosidade, esta caixa é 100% porosa, ou seja, $\phi = 1$. Ao se colocar grãos de sílica isolante na caixa, verifica-se que a nova resistividade (R_o) varia com a porosidade (ϕ) e o volume de liquido condutivo. Em outras palavras, R_o varia na razão direta da resistividade da água (R_w) e na razão inversa da porosidade (ϕ).

$$R_o \propto R_w \propto \frac{1}{\phi}. \quad (9)$$

A partir destas constatações, Archie define o parâmetro fator de formação (F) na forma.

$$F = \frac{R_o}{R_w} \propto \frac{1}{\phi}. \quad (10)$$

Assim, quando a porosidade for igual a 1 (ou 100%) $R_o = R_w$ e $F = 1$.

A relação entre o fator de formação (F) e a porosidade foi obtida empiricamente com a introdução de duas constantes: o coeficiente litológico (a), que avalia as diferenças litológicas das rochas reservatórios, e o coeficiente de cimentação (m), que corresponde ao expoente de cimentação que considera a tortuosidade ou a complexidade da rede formada pelos poros interconectados. O coeficiente litológico e o coeficiente de cimentação aparecem exclusivamente

em função da aproximação linear da relação em escala logarítmica existente entre o fator de formação e a porosidade, que permite escrever:

$$\log F = \log a - m \log \phi. \quad (11)$$

A expressão final fica, então, na forma:

$$F = \frac{R_o}{R_w} = \frac{a}{\phi^m}. \quad (12)$$

Quando se realiza uma aproximação numérica para a relação entre duas grandezas físicas, a realidade física destas aproximações somente é possível a partir da interpretação das constantes ou coeficientes da relação aproximada em termos das características do problema que envolve as grandezas relacionadas. Normalmente, quando se estima a aproximação da relação entre duas grandezas com base em medidas, a caracterização das constantes é realizada em função das características das amostras do material utilizado.

Nos experimentos de Archie, verifica-se que o coeficiente linear da reta que aproxima a relação entre a porosidade e o fator de formação varia para os diferentes tipos de rocha reservatório, mesmo tendo-se rochas saturadas com água de mesmo R_w e rochas de mesma porosidade. Constatou-se assim a dependência desta constante com o tipo de rocha, ou litologia. Essa dependência é a responsável pela denominação da constante (a) como coeficiente litológico.

Considerando que a condução elétrica nas rochas sedimentares é exclusivamente eletrolítica, Archie observou que rochas com mesma litologia, mesma porosidade, saturadas com água de mesma resistividade produziam valores diferentes para o fator de formação. Assim, foi conceituada a propriedade denominada como tortuosidade, representada pelo parâmetro m , que corresponde a dificuldade que a rocha oferece ao deslocamento dos íons ao longo das ligações dos poros interconectados (gargantas).

Para determinação da resistividade de uma rocha 100% saturada com água temos, a partir da Equação (12).

$$R_o = \frac{a.R_w}{\phi^m}. \quad (13)$$

A fração ou porcentagem do volume de poros ocupados com água é definida como saturação de água (S_w). Os poros de uma rocha permoporosa saturam-se com 100% de fluidos. Somente com a presença de água ($S_w=1$) ou de uma mistura de água e hidrocarboneto ($S_w=1-S_{hc}$), sendo que S_{hc} é a saturação de hidrocarboneto.

Se uma rocha contém gás, óleo e/ou água misturados em seus poros, a resistividade dessa rocha aumentará consideravelmente devido à capacidade isolante da fração hidrocarboneto. Quanto maior for a quantidade de hidrocarboneto (ou menor a quantidade de água), maior a dificuldade da corrente elétrica em atravessar certo volume de rocha. Assim, a resistividade da rocha R_t será proporcional à resistividade da rocha saturada com água e inversamente proporcional à saturação de água.

Quando Archie buscou uma aproximação da relação entre a razão da resistividade da rocha com/sem hidrocarboneto, com a saturação de água, ele observou que a relação linear em escala logarítmica destas grandezas mantém-se constante e independente das seguintes parcelas: R_w , ϕ , R_o e R_{hc} . Assim, Archie denominou e interpretou esta constante como Constante de Saturação, definindo seu valor como sendo 2, com base em seus experimentos. Esta lei, obtida empiricamente por Archie, pode ser expressa na forma:

$$R_t = \frac{R_o}{S_w^2} \quad (14)$$

Finalmente, combinando-se as equações, (13) e (14), obtém-se a forma final da Lei de Archie:

$$R_t = \frac{a.R_w}{\phi^m . S_w^2} \quad (15)$$

A interpretação básica do problema inicia-se com a determinação da resistividade da formação (R_t), da porosidade (ϕ) e da resistividade da água (R_w); relacionadas através da equação de Archie (Equação 15). Em uma aplicação prática, o valor usado para R_w pode apresentar problemas nos casos de ausência de deflexão no perfil de potencial espontâneo. O desconhecimento da matriz da formação pode produzir alterações sobre os valores de porosidade. Finalmente, ainda podem existir incertezas quanto ao valor do expoente de cimentação a ser usado.

2.2.2 Método De Hingle

A primeira técnica gráfica, desenvolvida para contornar os problemas da aplicação da equação de Archie é o Método de Hingle (“HINGLE PLOT”). Assume-se a disponibilidade de pelo menos um perfil de porosidade (densidade ou sônico). Neste caso, uma representação gráfica apropriada é construída para a determinação da matriz, da porosidade e da saturação de água.

Essa conveniência, junto com a facilidade produzida pela obtenção simultânea dos perfis sônicos e de resistividade contribuiu muito para o sucesso desse método para a produção de avaliações de formação em tempo real (HINGLE, 1959).

O desenvolvimento do Método de Hingle parte de uma interpretação da equação de Archie, assumindo o expoente de saturação igual a 2, o coeficiente de cimentação igual a 2 e coeficiente litológico igual a 1, na forma:

$$S_w = \sqrt{\frac{R_w}{R_t} \cdot \frac{1}{\phi}}, \quad (16)$$

em que ϕ varia em função $\frac{1}{\sqrt{R_t}}$, para um valor fixo de saturação de água e assumido que a resistividade da água é constante. Para a construção do gráfico, mostrado na Figura 1, que mostra o inverso da raiz quadrada da resistividade versus a porosidade. É óbvio, que formações com saturação de água constante apresentarão pontos alinhados, como pode ser visto reescrevendo-se a Equação (16), na forma:

$$\frac{1}{\sqrt{R_t}} = S_w \frac{1}{\sqrt{R_w}} \phi. \quad (17)$$

Formações limpas, com saturação de água igual 100%, produzirão pontos no gráfico, que cairão em uma linha de máxima inclinação. Pontos com saturação inferior a 100% e de mesma porosidade cairão sobre linhas com inclinações menores. Uma vez identificada a linha reta correspondente aos pontos de $S_w=100\%$ é relativamente fácil produzir uma escala de saturação definindo as inclinações das demais retas como mostrado na Figura 5.

O valor de R_w é determinado imediatamente através da inspeção do gráfico. Na construção da Figura 2, as linhas correspondem a valores de R_o como a linha de maior inclinação, corresponde a zona completamente saturada com água o valor de R_w satisfazendo a relação:

$$F = \frac{R_o}{R_w} = \frac{1}{\phi^2}. \quad (18)$$

No caso de valores de porosidade não conhecidos, o eixo horizontal pode ser escalonado em valores de porosidade pelo perfil: Δt (tempo de trânsito) ou ρ_b (densidade gama). A interseção das linhas retas de R_o com o eixo horizontal (correspondendo a uma resistividade infinita) determina o valor característico de Δt ou ρ_b para a matriz envolvida na construção da escala de porosidades.

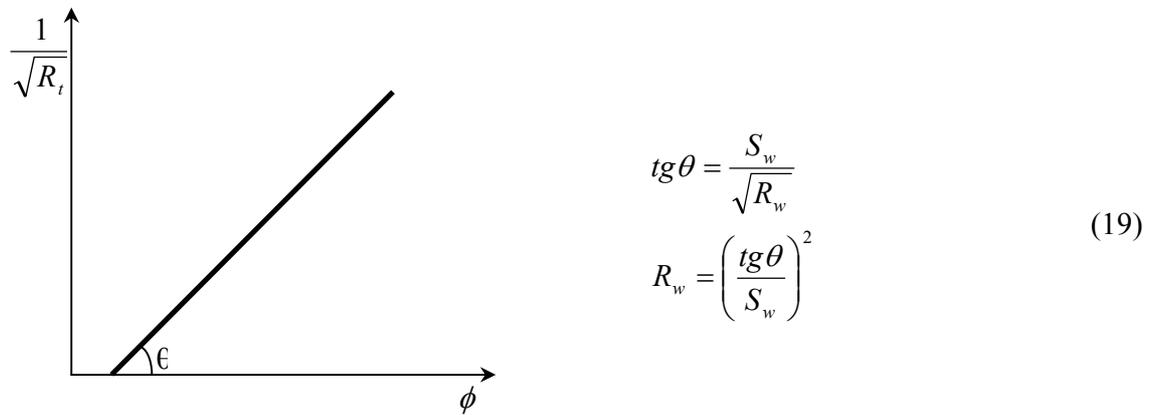


Figura 1 – Reta da água no gráfico de Hingle.

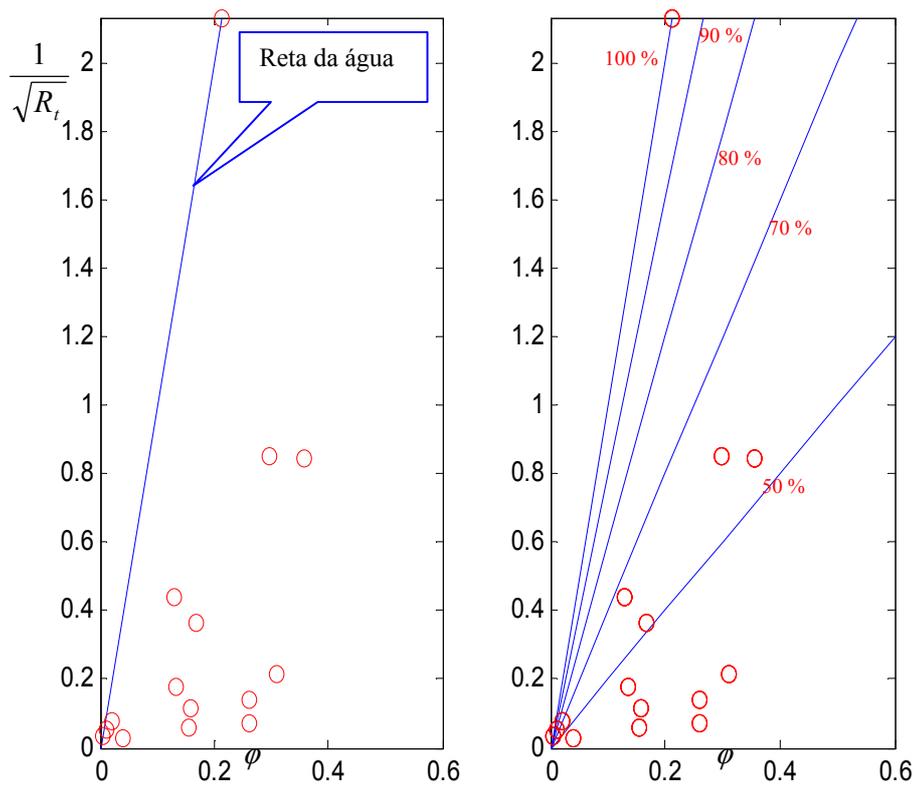


Figura 2 – Gráfico de Hingle com as linhas de saturação de água.

2.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

São técnicas computacionais cujas características são inspiradas em um modelo de funcionamento do cérebro dos mamíferos, cuja principal característica é a aquisição de conhecimento através da experiência. Assim, as redes neurais artificiais podem adquirir armazenar e usar a informação experimental, o que as difere completamente de um algoritmo seqüencial, uma vez que a informação em uma rede neural não é armazenada em um local predefinido, mas sim distribuída por toda a sua arquitetura.

Uma rede neural é composta por um conjunto de elementos processadores, denominados neurônios artificiais, que são dispostos em um arranjo fixo, ou camada, cujo conjunto é conhecido como arquitetura. A forma como a informação propaga-se através das camadas e a arquitetura da rede defini as suas características.

O aspecto das redes neurais aqui abordado é o da capacidade de reconhecimento de padrões, ou da extração de características comuns e estatisticamente relevantes dos dados de entrada. Uma rede neural com estas características é conhecida como rede neural competitiva.

Nesta seção abordam-se resumidamente o histórico da evolução das redes neurais, suas características elementares e particularmente apresentam-se as redes neurais competitivas.

2.3.1 Histórico

As primeiras perspectivas para a construção das redes neurais artificiais surgiram através dos artigos que sugeriam uma maquina baseada ou inspirada no cérebro humano por McCulloch e Pitts , que introduziram o conceito de neurônio artificial. Desde então surgiram artigos e livros tratando dos neurônios artificiais como Donald Hebb , que escreveu um livro intitulado “The Organization of Behavior”, o primeiro a propor uma lei de aprendizagem para os neurônios artificiais.

Em 1951, Marvin Minsky constrói o SNARK, primeiro neuro-computador com capacidade de aprendizado,. Este computador operava com sucesso a partir de um ponto de partida técnico, ajustando-se internamente de forma automática.

Em 1956, no Dartmouth College surgiu o paradigma da Inteligência Artificial conexionista, que acredita na construção de um sistema que simule a estrutura do cérebro, este

sistema apresentará inteligência, ou seja, será capaz de aprender, assimilar, errar e aprender com seus erros.

Em 1957, Rosenblat concebeu o “perceptron”, que era uma rede neural de duas camadas, usado no reconhecimento de caracteres. Nesta mesma época, Bernard Widrow com a ajuda de alguns estudantes, desenvolveu um novo tipo de neurônio artificial, que compunha a rede neural chamada ADALINE, equipada com uma poderosa lei de aprendizagem.

Na década de 60, Widrow desenvolveu um processador para redes neurais e fundou a primeira empresa de circuitos neurais digitais, a Memistor Corporation..

Em 1974, Werbos lançou bases para o algoritmo de aprendizagem da retro propagação do erro (error backpropagation), que é a base de treinamento das redes neurais mais populares.

Nos anos 80, Teuvo Kohonen, da Universidade de Helsinki, Finlândia fez algumas publicações sobre o modelo de rede neural, denominado Mapa Auto-organizável (SOM) que é um tipo de rede neural desenvolvido para reconhecimento de padrões com um método de classificação não supervisionado. Nesta década, Hopfield lançou as bases das redes neurais recorrentes.

A história das redes neurais artificiais embora tenha tido os seus momentos de crédito e descrédito, prevaleceu a perseverança dos pesquisadores em busca de conhecimentos, indo cada vez mais longe. Podemos dizer que esta história está apenas em seu primeiro estágio de desenvolvimento. Conhecer suficientemente bem a inteligência e ser capaz de construir o seu modelo de trabalho é certamente o mais excitante problema de desafio da raça humana (MCCORDOCK).

2.3.2 Neurônio artificial

O neurônio artificial é a unidade processadora fundamental para a computação das redes neurais artificiais. A sua constituição é baseada na morfologia do neurônio biológico, com dendritos, núcleo e axônio.

Os dendritos são os caminhos de entrada do impulso elétrico ao núcleo da célula nervosa. Nos neurônios artificiais eles são representados através de um vetor de entrada. O núcleo, ou a unidade central da célula nervosa é onde ocorre o processamento da informação no neurônio artificial através de uma combinação linear entre os sinais de entrada e os pesos sinápticos. E é

onde se encontra a função de ativação responsável pela limitação da amplitude do sinal de saída do neurônio. O axônio é a parte da célula nervosa responsável pela transmissão do pulso elétrico para os outros neurônios. No caso do neurônio artificial ele é representado por um vetor.

A junção ou a ligação entre duas células nervosas é denominada como sinapse e no caso de dois neurônios artificiais esta ligação é representada por um valor peso denominado como peso sináptico. A quantidade de informações transferida entre neurônios depende unicamente da magnitude desta ligação, que é angular quando a rede aprende alguma nova informação oriunda do meio externo.

Matematicamente, a operação de um neurônio artificial pode ser descrita através das seguintes equações:

$$\begin{aligned}\bar{U} &= \bar{W} \cdot \bar{X}, \\ \bar{Y} &= f(\bar{U}),\end{aligned}\tag{20}$$

em que, \bar{X} representa o vetor de entrada, \bar{W} é a matriz dos pesos sinápticos e \bar{Y} representa a função de ativação (Figura 3).

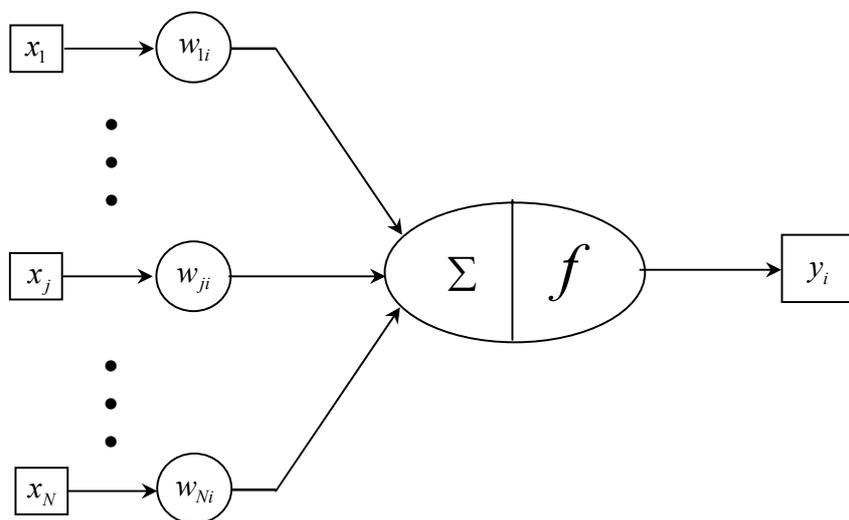


Figura 3: Representação de um neurônio artificial

2.3.3 Rede neural competitiva

A rede neural competitiva é um tipo de rede neural especialmente desenvolvida para o reconhecimento de padrões presentes nos dados de entrada da rede. Elas são caracterizadas por um treinamento não supervisionado, onde a partir de um conjunto de critérios pré-estabelecidos, que definem o neurônio vencedor e a forma de atualização dos pesos sinápticos, possibilitam a extração de características estatisticamente relevantes presentes nos dados de entrada. Neste tipo de rede os dados de entrada são trabalhados de forma a explicitar algumas propriedades comuns presentes em seu conjunto.

A arquitetura básica de uma rede neural competitiva é composta por dois conjuntos de neurônios artificiais distribuídos em duas camadas. A camada que recebe os dados de entrada é denominada como camada de entrada e é completamente interligada a segunda camada, denominada como camada competitiva, através de conexões sinápticas. Cada neurônio pertencente a camada competitiva, denominado como neurônio competitivo é ligado a todos os outros neurônios da camada competitiva através de ligações conhecidas como ligações laterais. A Figura 4 mostra um exemplo de arquitetura de uma rede neural competitiva, como acima apresentado.

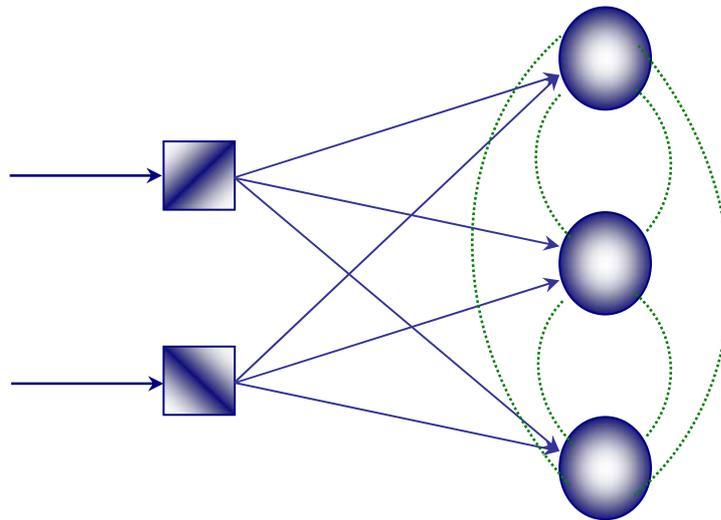


Figura 4 – Exemplo de arquitetura de uma rede neural competitiva. As setas em vermelho representam o vetor de entrada e em azul as ligações sinápticas entre a camada de entrada e a camada competitiva.. As linhas em verde representam as ligações laterais entre os neurônios competitivos.

O treinamento de uma rede neural competitiva consiste na atualização dos pesos associados às ligações sinápticas, de tal sorte que o critério de competição associado as 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). Temos então o potencial de entrada expresso na forma,

$$u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j, \quad (21)$$

com j representando um neurônio qualquer da camada de entrada, com N neurônios.

A regra de competição pode ser expressa como,

$$u_k > u_i,$$

para todos neurônios i da camada competitiva, com $i \neq k$. Assim, o valor saída de todos os neurônios competitivos podem ser expressos na forma,

$$y_k = \begin{cases} 1, & \text{Se } u_k > u_i, \\ 0 & \text{Outros casos.} \end{cases}$$

Um dos métodos mais utilizados para o treinamento de uma rede neural competitiva é o proposto por Kohonen (KOHONEN,1989), onde os pesos associados as ligações sinápticas são atualizados continuamente no sentido de aproximarem-se dos valores do vetor de entrada. Deste modo, o neurônio que vence a competição, para um determinado vetor de entrada, tem a sua capacidade de vencer a competição por vetores de entradas iguais ou semelhantes continuamente aumentadas. Os pesos associados às ligações sinápticas dos demais neurônios da camada competitiva não sofrem alteração, e assim, a capacidade de todos os outros neurônios competitivos de reconhecimento deste particular vetor de entrada é continuamente reduzida. Assim, este método de treinamento por ser expresso na forma,

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}. \quad (22)$$

O termo de atualização (Δw_{ij}) do peso associado a uma ligação sináptica qualquer é expresso como,

$$\Delta w_{kj} = \begin{cases} \rho(x_j - w_{kj}), & \text{se } k \text{ é o neurônio vencedor} \\ 0, & \text{outros casos.} \end{cases} \quad (23)$$

O termo ρ é o parâmetro de treinamento, normalmente adotado como um valor inferior à unidade.

No caso geral, o treinamento de uma rede neural competitiva pode ser interpretado como uma movimentação continua dos pesos associados as ligações sinápticas do neurônio vencedor na direção do centro de gravidade da nuvem ou padrão de entrada, que este particular neurônio representa ou é capaz de identificar ou classificar. A fase do trabalho realizado por uma rede neural quando lhe é apresentado um vetor de entrada que, não participou da sua fase treinamento é denominado como operação. A fase de operação de uma rede neural competitiva apresenta um conjunto de características que a particulariza em relação aos demais modelos de computação conexionista.

Na operação da maioria das redes neurais, o interesse na sua fase de operação concentra-se basicamente nos valores produzidos pelos neurônios da camada de saída da rede. No caso das redes competitivas podem-se utilizar tanto os valores de saída produzidos pela camada competitiva, ou seja, um vetor binário, quanto os valores dos pesos associados às ligações sinápticas do neurônio vencedor, dependendo, obviamente, do tipo de problema tratado pela rede.

Classicamente, as redes competitivas são utilizadas para a identificação da localização de nuvens de pontos, no espaço n -dimensional, definido pelo número de vetores de entrada. Neste caso cada nuvem será identificada por um ponto formado pelos valores dos pesos sinápticos associados a no mínimo um neurônio vencedor, que teve os seus pesos sinápticos migrados para a proximidade do centro de gravidade desta particular nuvem.

Outra aplicação clássica das redes competitivas é a produção de uma solução de um problema de classificação de padrões. Neste caso, é necessária uma informação a priori para a associação de uma particular nuvem de pontos a um particular padrão ou sobre o significado da posição de cada nuvem de pontos no espaço n -dimensional dos vetores de entrada.

2.3.4 Rede competitiva angular

Uma rede neural competitiva com seus neurônios na camada competitiva treinados pela regra de Kohonen (1989) tem como objetivo capturar relações estatisticamente relevantes contida nos dados de entrada. Para o caso em que os dados de entrada são pontos no plano, esta rede busca localizar os centros de gravidades das nuvens de pontos por ventura existentes 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.

A aplicação das redes competitivas é então indicada quando se busca determinar relações que envolvem a posição relativa dos pontos nos dados de entrada no plano. Este tipo de rede não é adequado ao caso em que se busca estabelecer relações angulares presentes nos dados de entrada.

Apresenta-se uma rede neural do tipo competitiva, com treinamento não supervisionado especializado para a determinação de características angulares, estatisticamente relevantes, eventualmente existentes em um conjunto de dados de entrada. Particularmente esta rede pode ser utilizada para a definição de subconjuntos do conjunto de dados de entrada que apresentem inclinações em relações iguais em relação ao eixo das abscissas.

2.3.4.1 Arquitetura

A arquitetura original de uma rede competitiva é alterada com a introdução de uma camada intermediária, localizada entre a camada de entrada e a camada competitiva, como mostrada na Figura 5. Esta nova camada recebe o nome de camada seletiva. Por construção, todas as três camadas possuem o mesmo número de neurônios.

A nova arquitetura da rede implica na existência de duas matrizes de pesos sinápticos. A primeira estabelece a conexão entre a camada de entrada e a camada seletiva, recebendo o nome de matriz de diferença dos pesos. A segunda matriz de pesos sinápticos define as conexões entre a camada seletiva e a camada competitiva. Esta matriz é por construção uma matriz unitária.

2.3.4.1.1 *Camada de entrada*

A camada de entrada, como usualmente é proposta na teoria das redes neurais, realiza a ligação entre o interior da rede e o exterior, recebendo os dados de entrada e passando-os ao interior da rede. Normalmente nenhum processamento é realizado nesta camada.

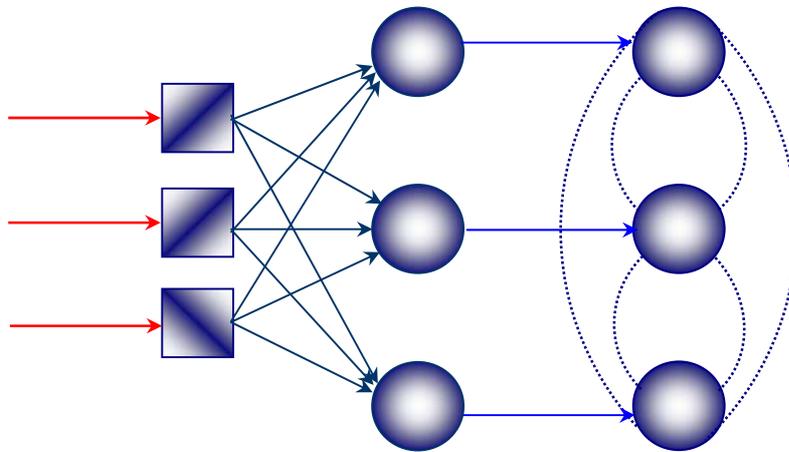


Figura 5 – Arquitetura básica da rede competitiva angular.

2.3.4.1.2 *Dados de entrada*

Para o estabelecimento de relações que envolvem as posições relativas dos pontos no plano, as coordenadas dos pontos são suficientes. O mesmo não ocorre para a determinação de relações angulares. Neste caso um pré-processamento sobre as coordenadas de cada ponto é necessário.

Por cada ponto do conjunto de dados a serem tratados define-se um vetor posição, como mostrado na Figura 6. Os dados de entrada da rede competitiva angular serão os vetores resultantes da subtração de cada ponto do conjunto de dados, por cada um dos pontos definidos como pontos de treinamento. Como cada vetor diferença carrega consigo a informação sobre o módulo, a direção e o sentido, para a identificação de características angulares a informação de módulo é irrelevante, assim transforma-se cada vetor diferença em seu correspondente vetor unitário, de modo a enfatizar a relevância da informação sobre direção e sentido. O resultado desta operação envolve as duas coordenadas do vetor diferença. A forma conveniente de armazenar a informação das duas coordenadas do vetor diferença em uma única posição de uma matriz é representá-las na forma de um número complexo. Definindo assim, a denominada matriz de diferença global, com um número de linhas igual ao número de pontos de treinamento e colunas iguais ao número de pontos a serem processados. Em cada instante de tempo uma única coluna da matriz global de diferença é apresentada a camada de entrada da rede competitiva angular.

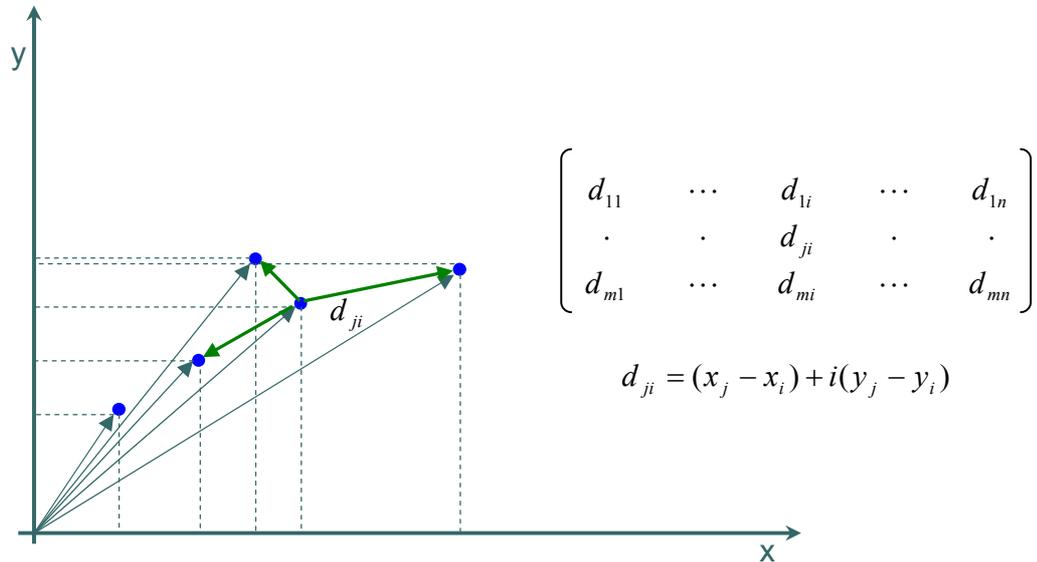


Figura 6 – Dados de entrada para a rede competitiva angular.

2.3.4.1.3 Camada seletiva

Esta camada opera no sentido de capturar nos dados de entrada relações angulares presentes no conjunto de treinamento. Ela é composta por um número de neurônios seletivos igual ao número de neurônios da camada de entrada e está completamente conectada a esta camada através da matriz de pesos sinápticos.

A camada seletiva é estimulada por cada um dos neurônios da camada de entrada como se os demais não existissem, ou seja, cada neurônio da camada de entrada conecta-se a camada competitiva por um particular vetor de pesos sinápticos, que correspondem a uma coluna da matriz de diferença dos pesos.

A matriz de diferença de pesos é a matriz de pesos sinápticos convencional da teoria das redes neurais artificiais e criadas após o treinamento dos neurônios processadores da rede. No caso da rede competitiva angular o treinamento não segue uma regra de treinamento pré-estabelecido, mas sim, na definição das características angulares presentes nos dados que formam o conjunto de treinamento. Deste modo, para garantir a operação da rede é imprescindível que a informação angular desejada esteja presente nos pontos arbitrados como conjunto de treinamento.

A construção da matriz de diferença de peso é completamente semelhante a construção da matriz de diferença global. Estritamente a matriz de diferença de pesos é construída a partir de

particulares colunas da matriz de diferença global, correspondente aos vetores diferença correspondente aos pontos contidos no conjunto de treinamento. Deste modo, a matriz de diferença de pesos é uma matriz quadrada, de ordem igual ao número de linhas da matriz global de diferenças e conseqüentemente, igual ao número de pontos de treinamento. Por construção esta matriz possui diagonal nula e é simétrica, se tomada em valor absoluto.

2.3.4.1.4 Neurônio seletivo

Cada neurônio seletivo produz como sinal de saída a avaliação da sua função de ativação para o seu potencial de entrada.

O potencial de entrada de um neurônio seletivo é definido na forma,

$$u_j = \begin{cases} \text{real}(x_{ij} \bar{w}_{kj}) = \cos(\theta); & \text{para } w_{kj} \neq 0, \\ 0; & \text{para } w_{kj} = 0. \end{cases}$$

em que, x_{ij} é o elemento da matriz de diferença global, correspondente a diferença entre o vetor posição do ponto j , do conjunto de dados, e o vetor posição do ponto i , do conjunto de treinamento; w_{ki} é um elemento da coluna i da matriz de diferença de peso, correspondente aos vetores diferença entre o vetor posição associado ao ponto i do conjunto de treinamento e todos os outros. Os valores de w_{ki} nulos implicam em pontos da diagonal da matriz de pesos.

A cada neurônio seletivo está associado uma função de ativação, referida como função seletiva, correspondente a particular característica angular de interesse. Por exemplo, para a determinação de pontos alinhados, segundo uma reta, no conjunto de dados pode-se adotar a seguinte função (Figura 7),

$$y_j = f(u_j) = \begin{cases} 1; & \text{para } -1 \leq u_j \leq -0,98 \text{ ou } 0,98 \leq u_j \leq 1, \\ 0; & \text{para os outros casos.} \end{cases}$$

Após a apresentação de uma coluna da matriz de diferença global, a camada seletiva produz como sinal de saída um vetor binário, de comprimento igual ao número de neurônios seletivos. Um elemento deste vetor igual a unidade indica que o vetor posição associado ao ponto j satisfaz a seleção definida pela função de ativação. O valor 0 indica o contrário. Este vetor é passado a camada competitiva.

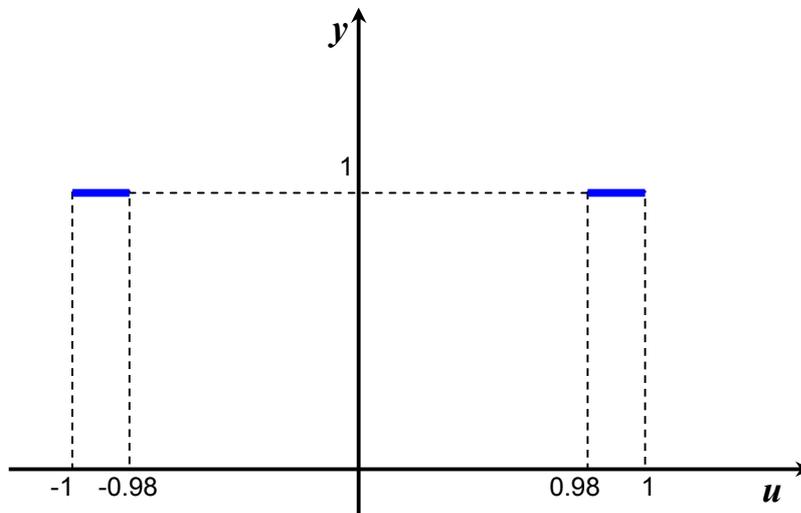


Figura 7 – Função de ativação dos neurônios da camada seletiva

2.3.4.1.5 Camada competitiva

A camada competitiva da rede neural angular opera na forma competitiva somente após a apresentação de todas as colunas da matriz de diferença global. Após a operação da camada seletiva, a sua saída é passada para a camada competitiva, que realiza um somatório das entradas. O resultado deste somatório corresponde ao valor do potencial de entrada de cada neurônio competitivo, que através das conexões laterais realizarão a competição estabelecendo o neurônio vencedor como aquele que possui o maior potencial de entrada. A operação na camada competitiva pode ser sumarizada, tomando-se o potencial de entrada (y_j) de cada neurônio competitivo na forma,

$$y_j(t) = y_j(t-1) + \sum z_i \cdot w_{ij},$$

em que, z_i é um elemento do vetor de saída da camada seletiva e w_{ij} é uma coluna da matriz unitária de pesos sinápticos que conecta a camada seletiva a camada competitiva.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo apresentam-se as arquiteturas das redes neurais e as novas regras competitivas, desenvolvidas nesta dissertação, para a interpretação do gráfico de Hingle a partir de dados sintéticos, definindo-se a reta de 100% de saturação de água, que implica na determinação da resistividade da água intersticial e na temperatura de formação ($R_w @ FT$). Esta metodologia tem como consequência imediata, a possibilidade da realização de estimativas da saturação de água e a avaliação do potencial produtivo do poço em tempo real ou durante a operação de perfilagem.

3.1 INTRODUÇÃO

A estimativa da saturação de água é o principal objeto da avaliação de formação, assim, a precisão do seu cálculo é determinante para realização de uma previsão realista das reservas de hidrocarbonetos e, crítica no sentido de reduzir a incerteza econômica associada ao investimento em petróleo e gás.

A qualidade do cálculo da saturação de água, para as formações isentas de argilosidade, depende da qualidade dos perfis de resistividade e de porosidade, da melhor estimativa da resistividade da água de formação e, necessariamente, da precisão na determinação dos parâmetros ou constantes de Archie (a , m e n). Como estes parâmetros não são diretamente medidos no laboratório, o uso de valores inadequados têm efeitos danosos, significativos, sobre os valores estimados para a saturação de água (HOSSEINI-NIA ; REZAEI, 2002) e como nem sempre é viável a reprodução dos experimentos de Archie para a sua determinação, é regra comum, a adoção de valores tabelados, como mostrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores usuais para os parâmetros de Archie.

Tipo de Rocha	Constantes de Archie		
	a	m	n
Terrígenas	0,62	2,15	2,00
	0,81	2,00	2,00
Carbonáticas	1,00	2,00	2,00

As limitações impostas ao cálculo da saturação de água pela adoção de valores inadequados para os parâmetros de Archie e, principalmente, para a resistividade da água de formação são consideravelmente reduzidas, quando da solução da equação de Archie pelo método Hingle, no entanto, como é um método gráfico, ele, em muitas situações, pode ser contaminado por erros advindos da interpretação visual. Uma outra abordagem para a atenuação dos possíveis erros visuais quando da locação da reta de 100% de saturação de água, seria a adoção de um método estatístico, como a regressão linear, que se mostrou inadequado, segundo os testes aqui realizados.

3.2 DADOS SINTÉTICOS

De modo a possibilitar uma melhor apresentação e avaliação da metodologia para a realização do cálculo da saturação de água, foi criado um conjunto de dados sintéticos para simular os perfis de resistividade para ser utilizado com o método de Hingle.

Um conjunto de valores aleatórios no intervalo fechado de $[0, 1]$ e distribuição uniforme, constituiu-se os valores reais da porosidade (ϕ_e). Um outro conjunto, com as mesmas características estatísticas e com um número aleatório de valores iguais a unidade e dispostos em posições aleatórias, foi construído para representar a saturação de água (S_w), com os, necessários, pontos completamente saturados com água.

O perfil sônico foi construído a partir do conjunto de valores de porosidade, satisfazendo a equação de Wyllie, ou

$$\Delta t = (1 - \phi_e)\Delta t_M + \phi_e\Delta t_F. \quad (24)$$

Considerando a matriz como calcário ($\Delta t_M = 47,50 \mu s / m$) e o fluido intersticial como uma mistura de hidrocarboneto ($\Delta t_{hc} = 210,0 \mu s / m$) e água ($\Delta t_w = 189,0 \mu s / m$), satisfazendo a seguinte equação de balanço volumétrico,

$$\Delta t_F = (1 - S_w)\Delta t_{hc} + S_w\Delta t_w. \quad (25)$$

Na Equação 25, S_w é a saturação de água e $(1 - S_w)$ é a saturação de hidrocarboneto, que posteriormente serão comparadas aos valores de saturação de água aqui estimados.

O cálculo da porosidade a ser utilizada no método de Hingle é realizado na forma convencional, tomando-se a água como o único fluido intersticial, ou

$$\phi_s = \frac{\Delta t - \Delta t_M}{\Delta t_w - \Delta t_M}, \quad (26)$$

O perfil de resistividade profunda (R_t) é simulado a partir da equação de Archie, reproduzida aqui por conveniência,

$$R_t = \frac{aR_w}{\phi^m S_w^n}. \quad (27)$$

Os valores da resistividade da água (R_w) e das constantes a e m de Archie são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Valores dos coeficientes de Archie e resistividade da água.

Resistividade da água (ohm.m)	Coeficientes de Archie		
	a	m	n
0,2	1,0	2,0	2,0
2,0	1,0	2,0	2,0

3.3 APLICAÇÃO A INTERPRETAÇÃO DO MÉTODO DE HINGLE

Em função das peculiaridades da automação do método de Hingle, torna-se necessária a introdução de uma particular rede neural competitiva. Inicia-se com a determinação dos dados de entrada e completa-se, com a definição das novas regras de competição, que serão utilizadas pela rede neural na sua fase de operação e que diferem daquelas utilizadas na fase de treinamento.

Para a apresentação formal da metodologia, toma-se o gráfico de Hingle, gerado para um conjunto de dados sintéticos, com 30 pontos, como apresentado na seção anterior e mostrado na Figura 6, por meio de círculos em vermelho. Neste caso, tomam-se como matriz o calcário e a resistividade da água (R_w) igual a 0,2 ohm.m e as constantes de Archie, como apresentadas na Tabela 2, para rochas carbonáticas. Observa-se, que mesmo desconhecendo-se o real fluido intersticial para o cálculo da porosidade, tem-se que satisfazer a premissa fundamental para utilização do método de Hingle, que é a ocorrência de pontos completamente saturados com água no intervalo de perfil sob análise. Para este conjunto de dados foi estabelecido que apenas cinco

pontos fossem pontos de água, no entanto, a geração aleatória de valores de saturação produziu quatro pontos com saturação próxima da unidade. A Figura 8 mostra, na linha em vermelho, a exata localização da reta dos pontos de 100% de saturação de água.

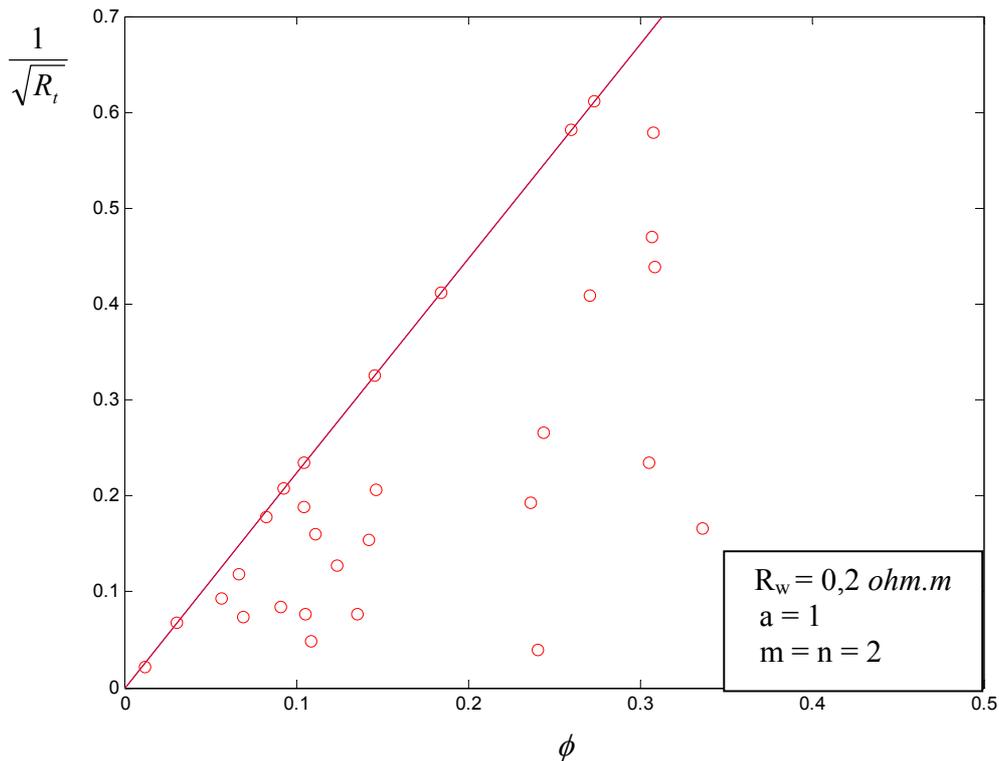


Figura 8 – Gráfico de Hingle para dados sintéticos (círculos vermelhos). A linha em vermelho mostra a reta exata representativa dos pontos com 100% de saturação de água.

Da observação da Figura 8, tem-se facilidade e confiança para o traçado da correta linha da água, de modo a possibilitar uma avaliação visual do comportamento da metodologia apresentada.

3.3.1 Treinamento Inicial

A descrição da metodologia para a automação da interpretação do Gráfico de Hingle inicia-se com a determinação do conjunto de treinamento, que forçosamente deve conter um mínimo de dois pontos com saturação de água igual à unidade. Como os valores de porosidade são afetados pelo efeito da matriz e do fluido, dirige-se a escolha do conjunto de treinamento,

tomando-se um número igual a um terço do total de pontos no gráfico, com os menores valores de resistividade. Neste exemplo, o conjunto de treinamento é formado por dez pontos, marcados na cor azul, como mostrado mais adiante na Figura 9.

Um conjunto de treinamento com uma grande população de pontos, representados pelos pares ordenados $(\phi, 1/\sqrt{R_t})$, são apresentados a uma rede competitiva, com dois neurônios, na camada de entrada e a camada competitiva e formada por um número de neurônios exatamente igual ao número de pontos no conjunto de treinamento. Os neurônios competitivos são treinados pela regra de treinamento de Kohonen (Kohonen, 1989). Esta rede neural é utilizada tão somente para produzir, a partir da determinação dos pesos sinápticos uma aproximação estatisticamente relevante dos pontos de treinamento. No caso de dados sintéticos sem ruído, esta aproximação pode ser considerada exata. No caso geral, este treinamento produz uma atenuação do ruído. Os valores dos pesos sinápticos são transformados para serem os pesos sinápticos numa segunda rede competitiva, projetada para a determinação da localização da reta da água.

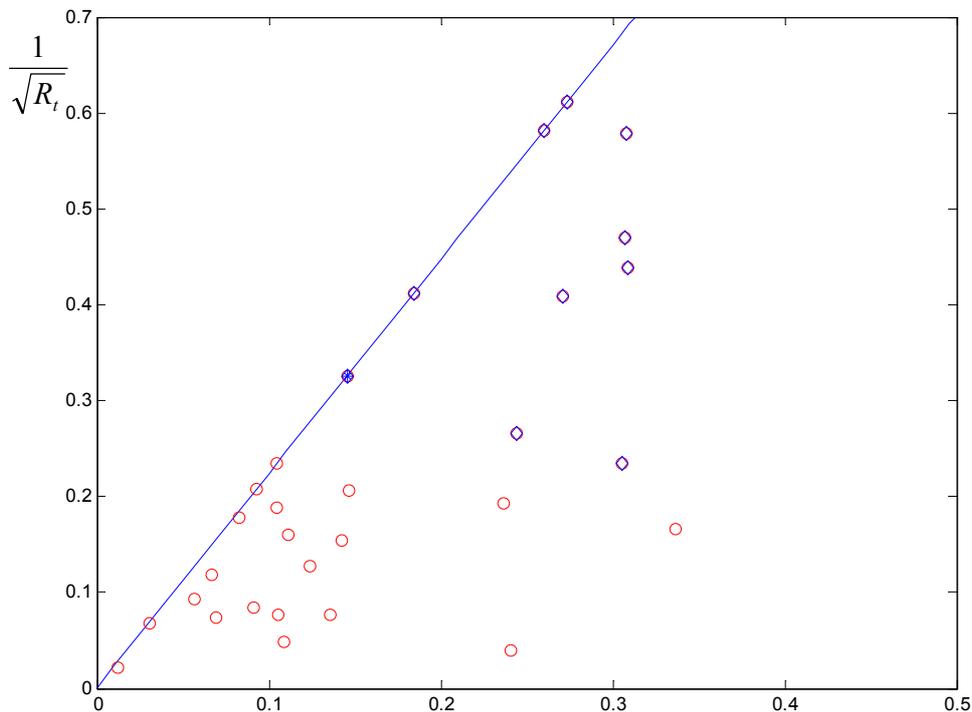


Figura 9 – Gráfico de Hingle para dados ϕ sintéticos (círculos vermelhos). Os círculos na cor azul marcam o conjunto de treinamento.

3.3.2 Pesos Sinápticos

O conjunto de pesos sinápticos obtidos na seção anterior são aproximações do conjunto de treinamento, na forma de pares ordenados $(\phi, 1/\sqrt{R_i})$. Assim, cada peso sináptico pode ser associado a um ponto no plano de Hingle, como mostrado mais adiante por círculos em azul na Figura 9. Associando cada um destes pontos a um vetor posição, constrói-se a matriz de pesos sinápticos da rede competitiva tomando-se os vetores resultantes da subtração de cada vetor por cada um dos vetores do conjunto de pesos sinápticos. Para cada vetor diferença é calculado o seu correspondente vetor unitário.

A forma conveniente de armazenamento das coordenadas desses vetores diferença unitários é associar-las a números complexos, com as abscissas $(\Delta\phi)$ na parte real e as ordenadas $(\Delta(1/\sqrt{R_i}))$ na parte imaginária, na forma de uma matriz quadrada complexa, de ordem igual ao número de pesos sinápticos e diagonal nula.

3.3.3 Dados de Entrada

Assumindo cada ponto no plano de Hingle associado a um vetor posição. Os dados de entrada na rede competitiva para a determinação da linha da água serão, então, formados a partir dos vetores resultantes da subtração de cada vetor tomado por cada ponto no Gráfico de Hingle por cada um dos vetores tomado no conjunto de pesos sinápticos e calculado o seu correspondente vetor unitário. A forma de armazenamento das coordenadas dos vetores diferença unitários é exatamente igual à forma utilizada para o armazenamento dos vetores diferença unitários produzidos pelo conjunto de pesos sinápticos, ou como uma matriz complexa, com as abscissas dos vetores diferença $(\Delta\phi)$ associados à parte real e as correspondentes ordenadas $(\Delta(1/\sqrt{R_i}))$ formando a parte imaginária de cada elemento complexo. Esta matriz de diferença global possui um número de linhas igual ao número de pesos sinápticos e um número de colunas igual ao número de pontos presentes no Gráfico de Hingle. Cada coluna da matriz é formada pelos vetores diferença unitários resultantes da diferença entre um vetor qualquer, no plano de Hingle e cada um dos vetores representativos dos pontos do conjunto de pesos sinápticos.

3.3.4 Rede Competitiva Angular

A arquitetura da rede competitiva para a definição do posicionamento da linha da água não segue a arquitetura convencional das redes competitivas. Ela possui uma camada de entrada, uma camada competitiva de saída e uma camada processadora intermediária, camada seletiva, como mostrada na Figura 10. Cada particular conjunto de treinamento define dinamicamente o número de neurônios da camada de entrada, que é exatamente igual ao número de neurônios em cada uma das outras camadas.

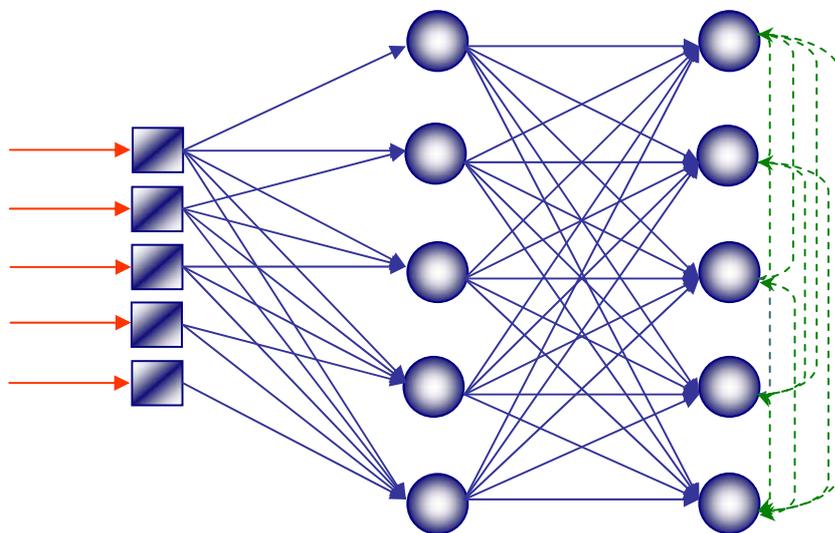


Figura 10 – Rede competitiva angular.

A camada seletiva opera de modo diferenciado de uma camada competitiva convencional, no sentido em que ela permite mais de um neurônio vencedor. Esta camada atua como uma camada seletiva, uma vez que as suas funções de ativação operam no sentido de permitir ou não que cada um dos neurônios produza uma saída efetiva, a depender do critério de seleção. A matriz de pesos sinápticos atua exatamente entre a camada de entrada e a camada seletiva. Assim a cada neurônio seletor representa um único ponto do conjunto de treinamento, sendo a ele associada uma coluna da matriz de pesos sinápticos, cujos elementos representam os vetores unitários resultantes da diferença entre o ponto ou vetor posição associado ao neurônio e todos os outros elementos do conjunto de pesos.

A segunda camada competitiva atua no sentido lato de uma camada competitiva, promovendo a competição entre os neurônios e permitindo que apenas um deles vença a competição e produza a saída efetiva da rede.

3.3.5 Operação da Rede Competitiva Angular

A cada instante de tempo, uma coluna da matriz global de vetores diferença unitários é apresentada a camada de entrada da rede e passada diretamente a camada seletiva. A operação realizada em cada neurônio da camada seletiva, que resulta no seu potencial de entrada é o cálculo da parte real do produto do seu elemento correspondente no vetor de entrada (coluna da matriz global) pelo conjugado complexo de cada elemento do vetor de pesos (coluna da matriz de pesos). Este resultado é numericamente igual ao cosseno do ângulo entre os vetores diferença unitários expressos como números complexos em cada elemento dos vetores de entrada e de pesos sinápticos. Como a condição para que dois vetores tenham mesma direção é de apresentar o valor do cosseno do ângulo por eles formado igual a 1 ou -1, a função de ativação opera de modo a verificar o valor do potencial de entrada em cada neurônio da camada seletiva e permitir uma saída efetiva ou igual a unidade, somente para aqueles neurônios com potenciais de entrada nos intervalos fechados $[-1 -0,98]$ e $[0,98 1]$, como mostrado na Figura 5. Assim, a cada instante de tempo, a camada seletiva é ativada por um único neurônio da camada de entrada e produz um vetor binário como saída, que é diretamente passado a camada competitiva.

Considere um ponto j , qualquer, no Gráfico de Hingle. O vetor resultante da subtração do vetor j pelo vetor i do conjunto de pesos sinápticos, ocupa a linha i e a coluna j da matriz global de diferença. Quando da apresentação da coluna j da matriz global à rede competitiva, pode-se entender a operação que ocorre na camada seletiva, pensando-se apenas na entrada do elemento na posição (i,j) da matriz global de diferença. O potencial de entrada em cada neurônio resulta da parte real da multiplicação deste elemento (i,j) por cada um dos elementos da coluna i da matriz de pesos sinápticos, que representam os vetores unitários, na forma complexa, da diferença entre todos os elementos do conjunto de pesos e o elemento na posição i .

Explicitamente, a operação realizada em cada neurônio pode ser descrita, tomando-se $M(i,j)$ como um elemento da matriz global de diferença, na forma, $M(i,j) = a + b\iota$. Admitindo-se $\iota = \sqrt{-1}$. Do mesmo modo, um elemento qualquer da coluna i da matriz de pesos sinápticos pode ser representado por $W(k,i)$, na forma, $W(k,i) = c + d\iota$ e seu conjugado complexo como $\overline{W}(k,i) = c - d\iota$.

A multiplicação de dois números complexos é expressa como,

$$M(i,j)\overline{W}(k,i) = (ac + bd) + (bc - ad)\iota. \quad (28)$$

Retendo-se apenas a parte real, tem-se $(ac + bd)$.

O produto escalar dos vetores unitários $[a \quad b]$ e $[c \quad d]^t$ pode ser escrito na forma,

$$ac + bd = \cos(\varphi). \quad (29)$$

Tem-se, finalmente, que a parte real da Equação 28 é numericamente igual ao cosseno do ângulo (φ) entre estes dois vetores.

As saídas efetivas da camada seletiva são passadas diretamente para a camada competitiva ou de saída da rede. Cada neurônio da camada de saída atua simplesmente na forma de um contador do número de vezes que o seu correspondente elemento na camada seletiva produziu uma saída efetiva ou foi ativado após a apresentação de cada uma das colunas da matriz global de diferenças. O neurônio vencedor ou a saída efetiva da rede é aquele que corresponde ao neurônio da camada seletiva com o maior número de ativações.

3.3.6 Determinação da Linha da Água

Para a determinação da linha da água no Gráfico de Hingle, assumem-se duas premissas, estatisticamente fracas. A primeira supõe a presença de no mínimo dois pontos com saturação de água unitária no conjunto de treinamento e a segunda, supõe que em um trecho qualquer de um poço, o intervalo de profundidades saturado por água seja suficientemente amostrado.

Do conjunto de arquiteturas de redes neurais artificiais, as redes competitivas são as que permitem uma maior flexibilidade na utilização dos resultados da sua operação. Para a determinação da linha da água, toma-se a posição do neurônio

vencedor na camada competitiva. Seja k a posição do neurônio vencedor, isto indica que na direção do vetor diferença k , correspondente ao k -ésimo elemento do conjunto de pesos sinápticos, ocorreu o maior número de alinhamentos, ou de vetores com a mesma direção, se o intervalo saturado por água foi suficientemente amostrado, esta é a direção da linha da água. Assim, a reta representativa da linha da água, passa pelo ponto k com inclinação igual a tangente do ângulo de fase do vetor de diferença k .

Para o Gráfico de Hingle apresentado na Figura 6, mostra-se na Figura 11, a reta representativa da linha da água, como aqui determinada, na cor azul e o elemento do conjunto de treinamento associado ao neurônio vencedor da competição no processamento da rede competitiva, marcado por um asterisco na cor azul.

Em muitas situações, o processamento com as redes neurais artificiais é argüido com um ou outro método estatístico. Mostra-se na Figura 12 uma comparação entre o processamento realizado pela rede competitiva, aqui apresentada e um método estatístico, como a regressão linear, operando sobre o mesmo conjunto de dados, ou seja, o conjunto de treinamento, marcado por círculos em azul na Figura 11; tem-se claramente a inadequação da regressão linear para a determinação da linha da água no Gráfico de Hingle.

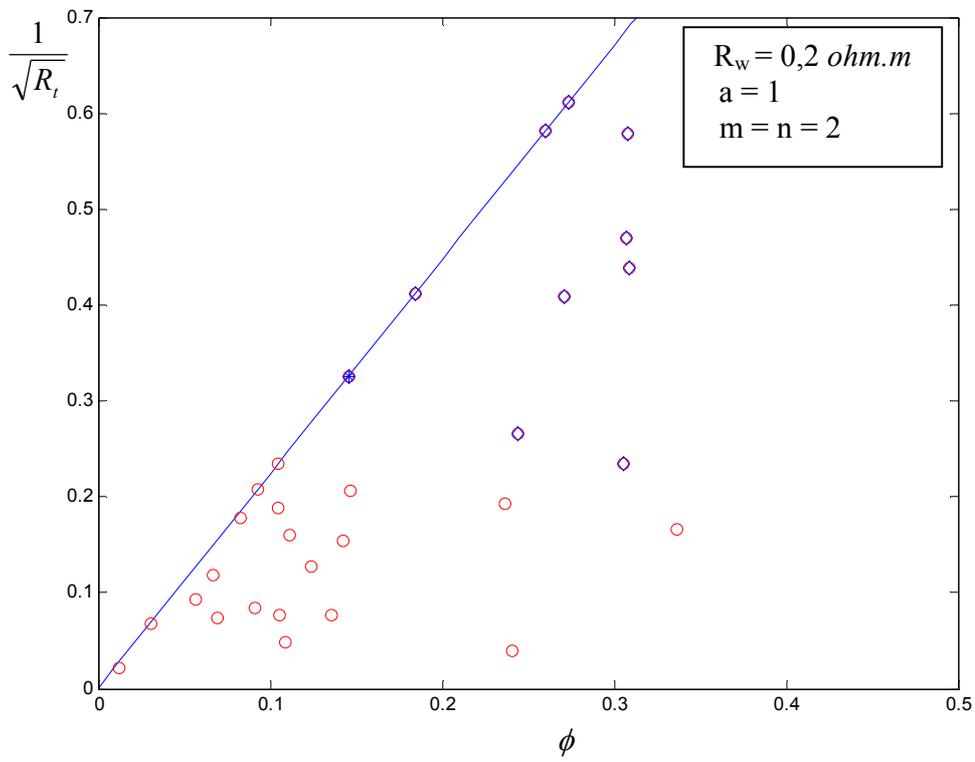


Figura 11 – Gráfico de Hingle para dados sintéticos (círculos vermelhos). A linha em azul mostra a reta determinada para a linha da água e o asterisco na cor azul marca o elemento do conjunto de treinamento associado ao neurônio vencedor.

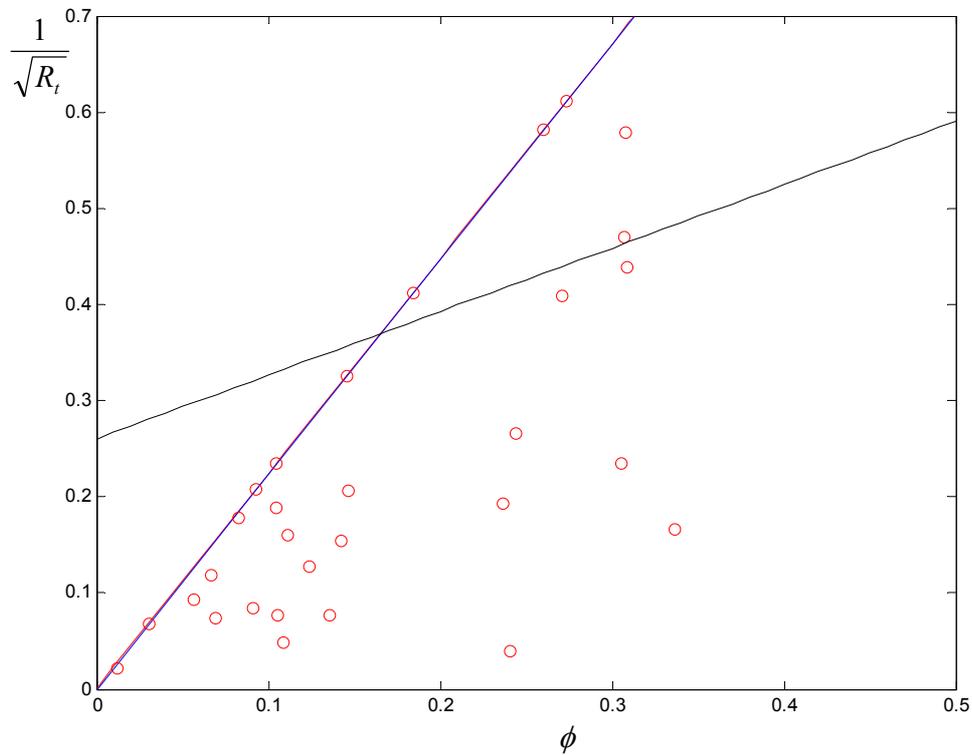


Figura 12 – Comparação entre o processamento da rede competitiva (linha em azul) e a regressão linear (linha em preto) para a determinação da linha da água no Gráfico de Hingle.

3.3.7 Determinação da Resistividade da Água

Uma das principais características do Método de Hingle é a determinação da resistividade da água na temperatura da formação. Especificamente, o Método de Hingle determina o produto aR_w , considerando o parâmetro a de Archie igual à unidade, tem-se o valor da resistividade da água. Como todos os pontos da linha da água têm inclinação ν , para o ponto com 100% de porosidade, pode-se escrever,

$$\operatorname{tg}(\phi) = \nu = \frac{1/\sqrt{R_w}}{1} \Rightarrow R_w = \frac{1}{\nu^2}. \quad (30)$$

4 RESULTADOS

O cálculo da saturação de água pelo método de Hingle passa necessariamente pela determinação da reta da água, ou aquela a qual pertencem todos os pontos de saturação de água unitária. A locação ou o posicionamento desta reta depende da distribuição dos pontos no plano de Hingle. Esta atividade é normalmente realizada a partir de uma interpretação visual e a locação da reta e a conseqüente estimativa da resistividade da água dependerão da experiência do intérprete com a distribuição particular dos pontos no plano de Hingle para a área de localização do poço em avaliação.

Um dos principais fatores que prejudicam a determinação da reta da água é a sua dependência em relação ao cálculo da porosidade, que por sua vez depende do conhecimento prévio do tipo de matriz e do fluido nos poros. Para a reta da água, as porosidades calculadas dependem unicamente do conhecimento da matriz, que no caso geral não é conhecida.

O objeto deste capítulo é estudar o efeito da matriz no cálculo da porosidade, que se traduz, no gráfico de Hingle, por um deslocamento da linha da água da origem e de produzir uma avaliação da aplicabilidade da rede neural competitiva angular sobre dados sintéticos e dados reais.

4.1 DADOS SINTÉTICOS

Neste experimento, adota-se a matriz calcária para a geração do perfil sônico. O perfil sônico é gerado como na seção de dados sintéticos do capítulo anterior, ou a partir de valores exatos da porosidade tomados em um conjunto de valores aleatórios, com distribuição uniforme, no intervalo de $[0,1]$ e utilizando a equação geral do perfil, a qual considera nulo o volume de argila têm-se os valores lidos no perfil sônico. Os valores do perfil de resistividade são obtidos pela equação de Archie, tomando-se um conjunto de valores aleatórios com as mesmas propriedades estatísticas que o conjunto tomado para a porosidade. Os parâmetros de Archie utilizados serão, ao longo de todo este capítulo, iguais a 1 para o coeficiente litológico ($a=1$) e 2 para o coeficiente de cimentação e para o expoente de saturação ($m=n=2$). Para este experimento adotou-se a resistividade da água igual a $2,0 \text{ ohm.m}$.

A Figura 13 mostra o gráfico de Hingle obtido para 40 pontos, para os quais se obteve a porosidade a partir do perfil sônico, como descrito, tomando-se na equação de Wyllie o tempo de trânsito correspondente a matriz calcária. Deste modo, as porosidades calculadas correspondem

aos exatos valores gerados para este experimento para a reta da água. A aplicação da rede neural competitiva angular, com a matriz de diferenças de peso determinada pelos pontos marcados por círculos azuis, na Figura 13, tem como resultado a reta da água representada pela linha em vermelho. Adicionalmente, obtém-se a resistividade da água calculada exatamente igual ao valor de $0,2 \text{ ohm.m}$, adotado no modelo.

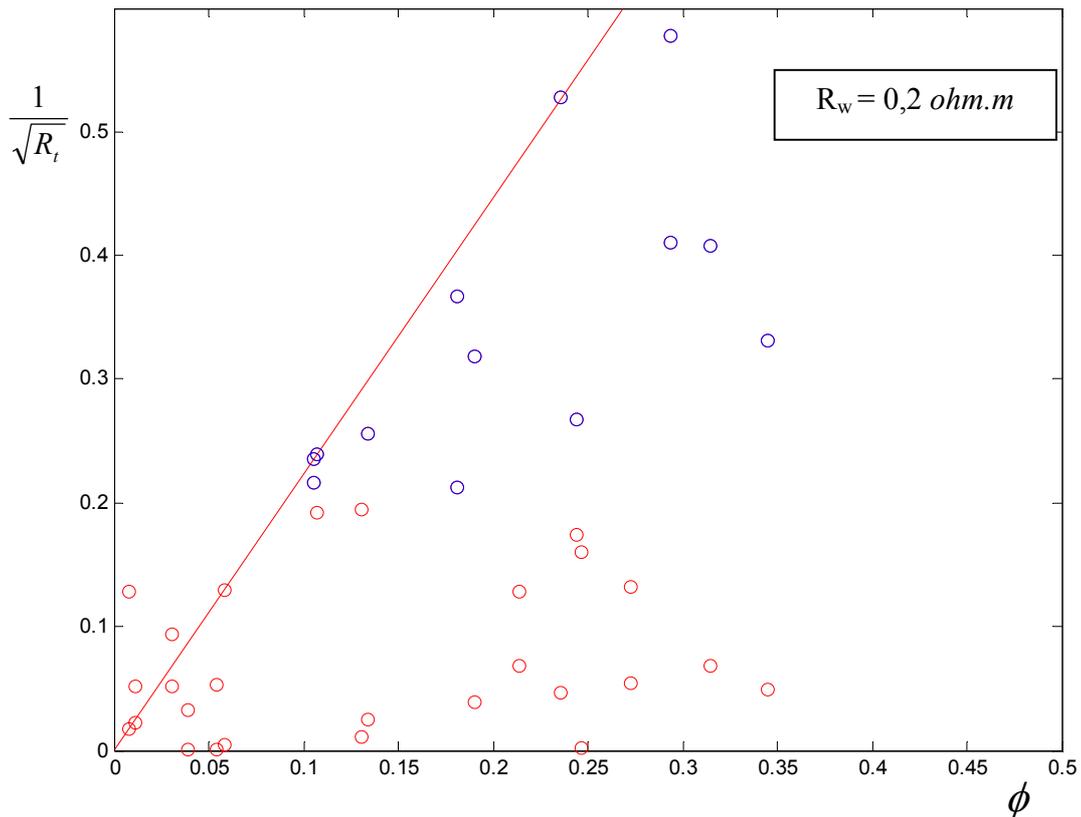


Figura 13 – Gráfico de Hingle. Os círculos em vermelho representam pontos sintéticos com a porosidade calculada com a matriz calcária. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento. A reta em vermelho representa a reta da água estimada pela rede competitiva angular.

A Figura 14 mostra uma comparação entre a reta da água, representada pela linha em vermelho, obtida pela rede competitiva angular e a reta resultante da aplicação da regressão linear obtida através da utilização dos pontos do conjunto de treinamento, mostrada pela linha em preto.

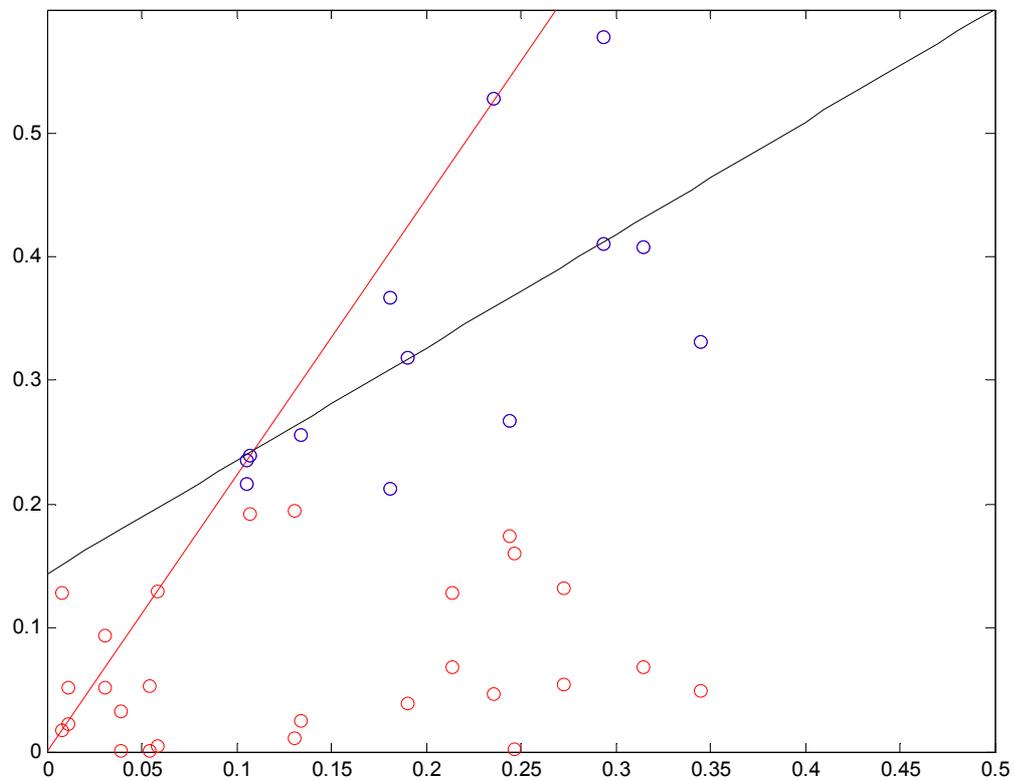


Figura 14 – A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.

Para a avaliação do efeito do desconhecimento da matriz rochosa sobre o gráfico de Hingle, mostra-se na Figura 15, um conjunto de pontos, marcados por círculos vermelhos, gerados a partir de uma matriz arenito e com a porosidade calculada, tomando-se na equação de Wyllie o tempo de trânsito da matriz como calcário. Visualmente torna-se difícil a locação imediata da reta da água. A aplicação da rede neural competitiva treinada com o conjunto de treinamento, mostrado na Figura 15, por círculos em azul leva a determinação da linha da água mostrada pela reta em vermelho e ao valor da resistividade da água igual a $2,0 \text{ ohm.m}$. Na Figura 16, apresenta-se a comparação com a reta obtida pela regressão linear mostrada em preto.

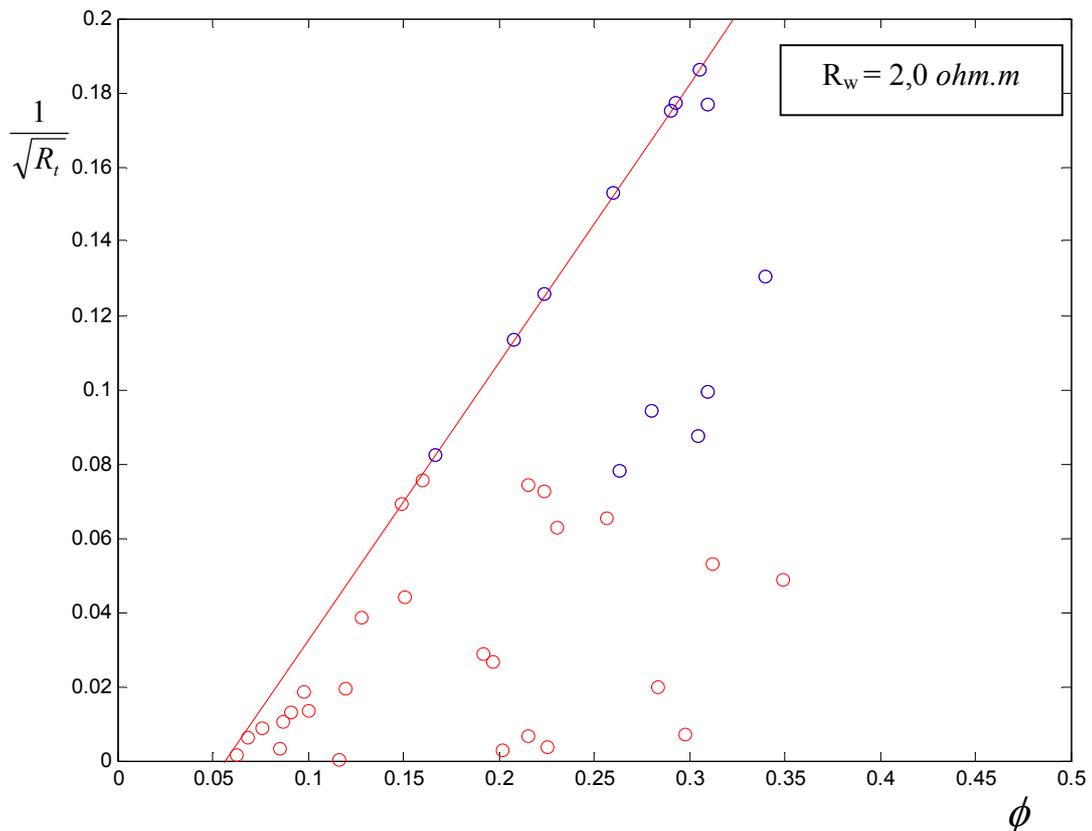


Figura 15 – Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz arenito e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.

4.1.2 Dados sintéticos gerados com a matriz arenito e dolomita

Neste experimento, apresentado na Figura 17, toma-se para a geração dos dados sintéticos um modelo de rocha com a matriz formada por uma mistura de iguais proporções de arenito e dolomita. A porosidade a ser lançada no gráfico de Hingle será obtida através da equação de Wyllie adotando-se o tempo de trânsito da matriz igual ao valor correspondente ao calcário.

A aplicação da rede competitiva angular a este conjunto de pontos de entrada e treinada a partir do conjunto de treinamento mostrado em círculos azuis na Figura 17 resulta na locação da reta da água e no cálculo da resistividade da água igual a $1,94 \text{ ohm.m}$. A Figura 18 mostra ainda o resultado da aplicação da regressão linear, pelos pontos do conjunto de treinamento, representado pela linha em preto.

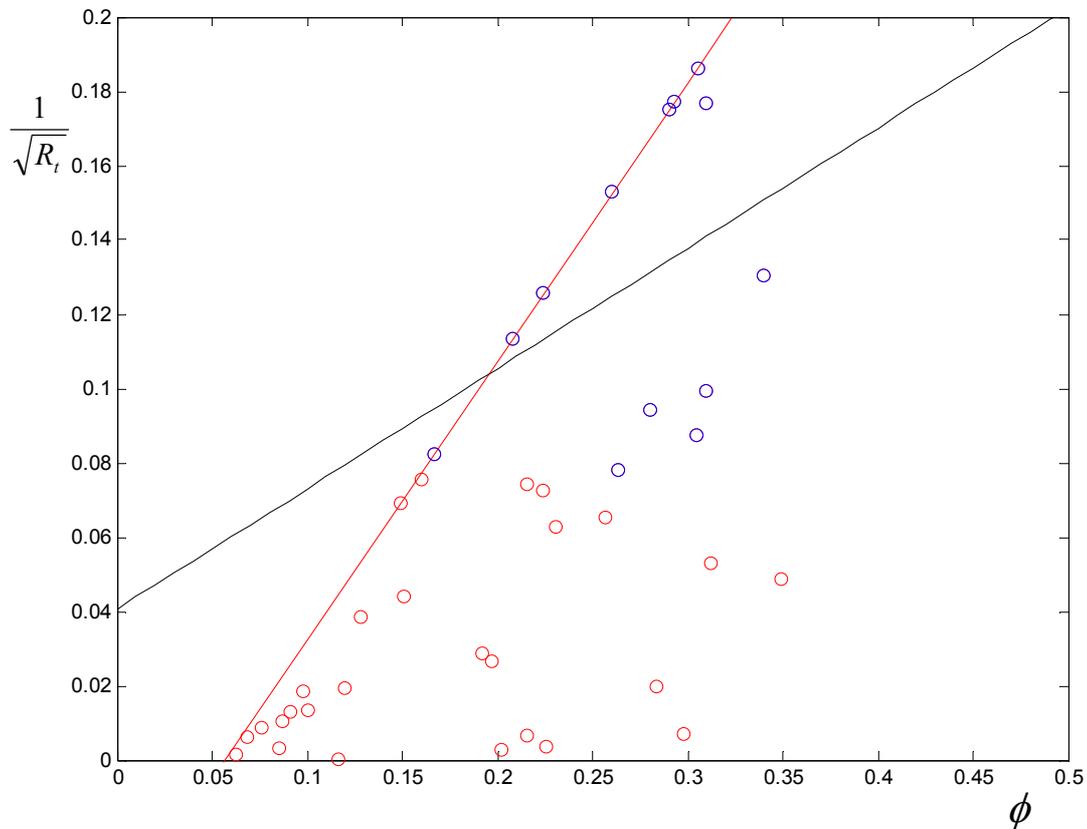


Figura 16 - A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.

4.1.3 Dados sintéticos gerados com a matriz dolomita

Quando se tem pontos de medidas ao longo da profundidade de um poço, frente a uma formação com matriz dolomita e calcula-se a porosidade usando-se o tempo de trânsito correspondente a matriz calcário, tem-se uma redução artificial da porosidade calculada em função das diferenças dos tempos de trânsito na dolomita e no calcário. Este efeito é visualizado no gráfico de Hingle, como mostrado na Figura 19, através de pontos marcados com círculos vermelhos, que se deslocam em relação a origem do plano de Hingle. A Figura 19, apresenta a reta da água, marcada pela linha em vermelho, determinada pela aplicação da rede neural competitiva angular, tendo como conjunto de treinamento os pontos marcados por círculos em azul. Observa-se que a rede consegue extrair dos pontos marcados no plano de Hingle uma boa estimativa para a posição da linha da água e conseqüentemente determinar o valor da

resistividade da água igual a 2.04 *ohm.m*. Na figura 20 mostra-se a comparação com a regressão linear.

4.2 DADOS REAIS

A avaliação do cálculo da saturação de água pelo método de Hingle segundo a metodologia desenvolvida nesta dissertação, requer um conjunto de dados reais com valores de saturação de água e da resistividade da água previamente determinados e independentes de qualquer cálculo realizado neste trabalho. Tal conjunto de dados, com as necessárias informações, é descrito por Darling (DARLING, 2005). Trata-se de um conjunto de perfis contendo as curvas de resistividade profunda e densidade aparente atravessando um reservatório entre as profundidades de 622 a 646 metros, e uma zona de água de 646 a 670 metros. Na Figura 21, apresenta-se o conjunto de perfis utilizados. Na trilha 1, mostra-se o perfil de raio gama natural na escala de 0 a 150 (UAPI), na trilha 2, mostra-se o perfil de resistividade profunda e na trilha 3, o perfil densidade. A matriz de cálculo da porosidade é o calcário, admitindo-se água nos poros.

A Figura 22 mostra o gráfico de Hingle produzido pelos perfis mostrados na figura 21. É clara a complexidade da distribuição dos pontos do perfil apresentados por círculos na cor vermelha, que implicam na impossibilidade do traçado visual da linha da água. A figura 23 apresenta, através da linha em vermelho, a localização da linha da água estimada pela rede competitiva angular. A figura 23, mostra a adequação da rede neural competitiva angular para a determinação da linha da água em comparação a regressão linear obtida a partir dos pontos do conjunto de treinamento e apresentada pela linha na cor preta.

A Tabela 3 mostra os valores da resistividade da água obtidos por Darling (Darling, 2005) e pela metodologia aqui apresentada.

Tabela 3 – Comparação dos valores obtidos para a resistividade da água

Método	Darling, 2005	RCA
Resistividade da água	0,025	0,027

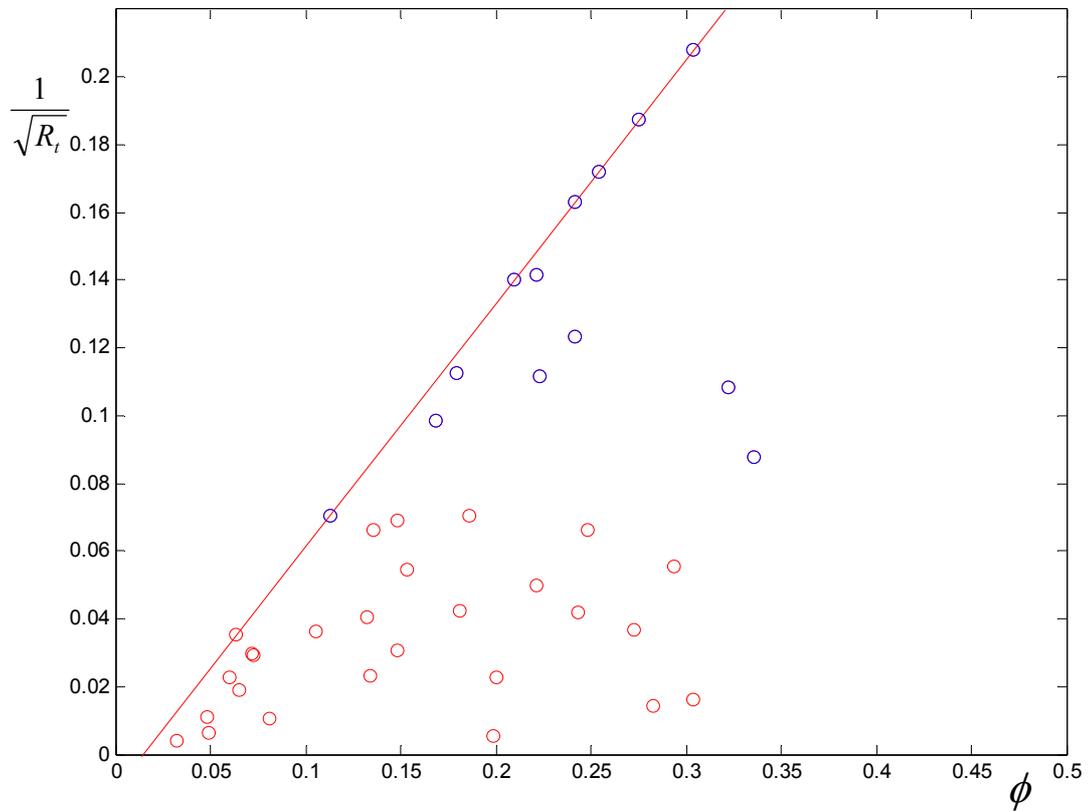


Figura 17 - Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz formada por uma mistura de iguais proporções de arenito e dolomita e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.

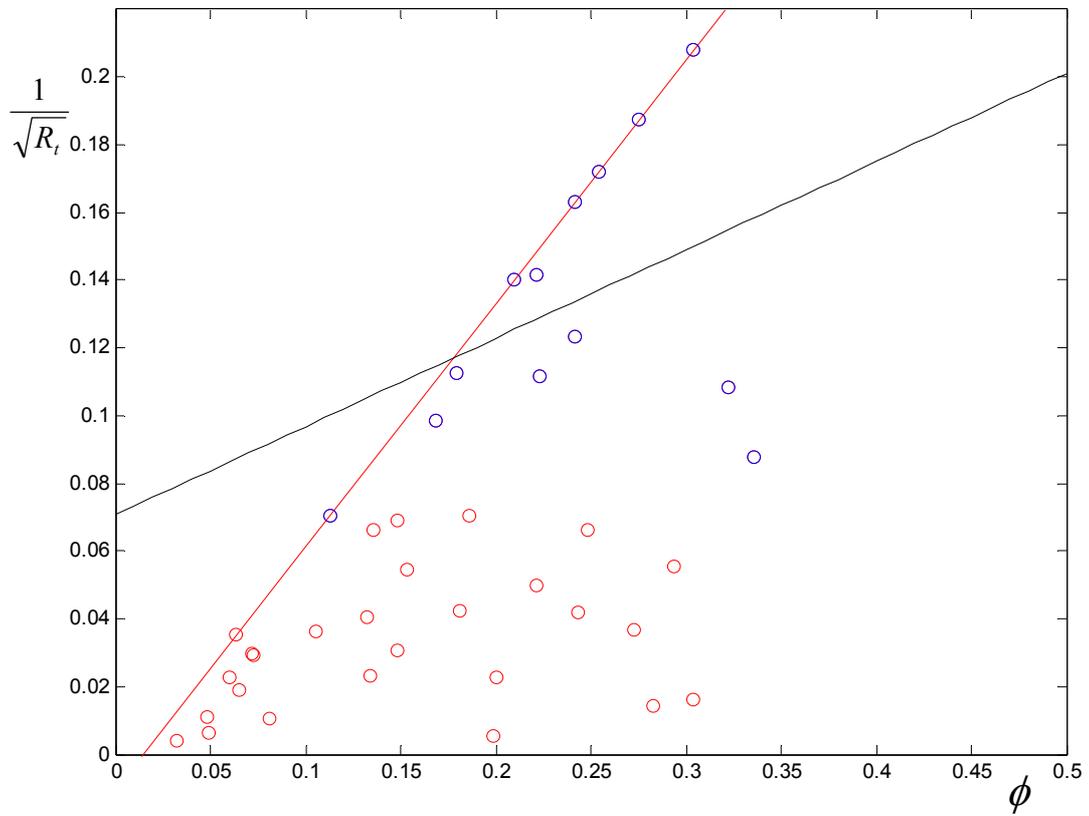


Figura 18 - A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.

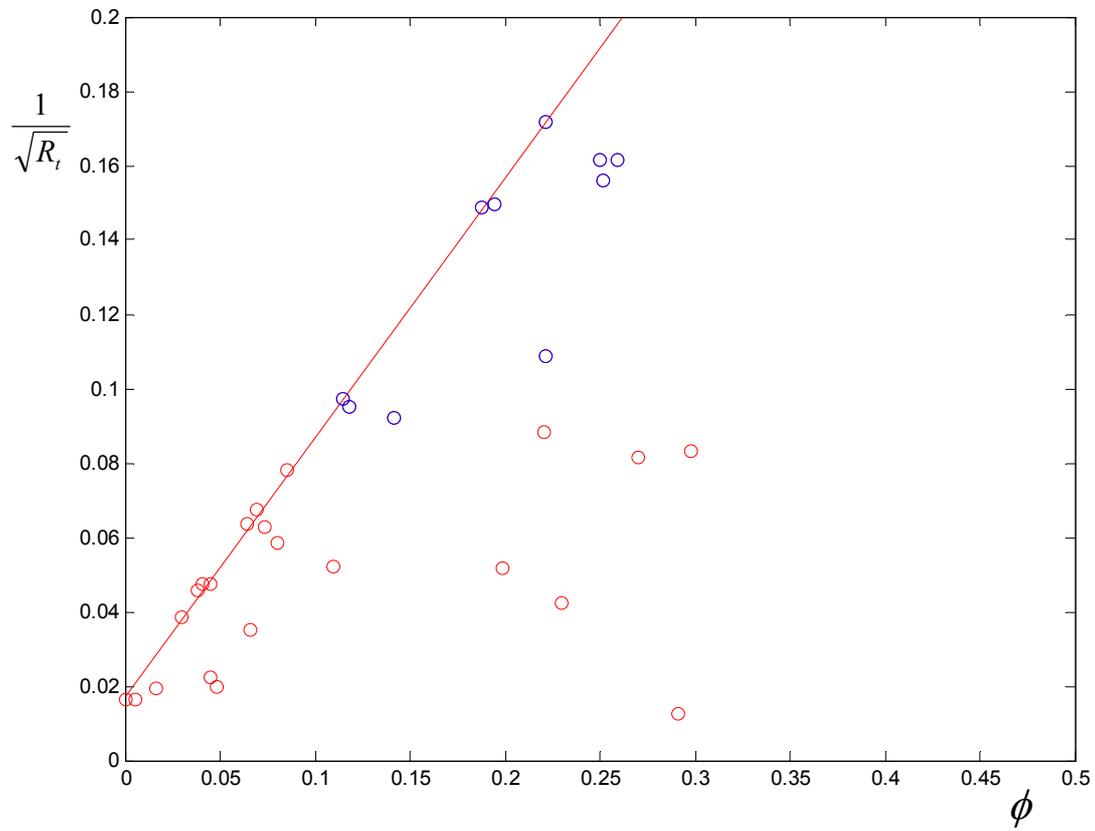


Figura 19 - Os círculos vermelhos representam pontos gerados a partir de uma matriz dolomita e com a porosidade calculada com o tempo de trânsito da matriz calcário. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.

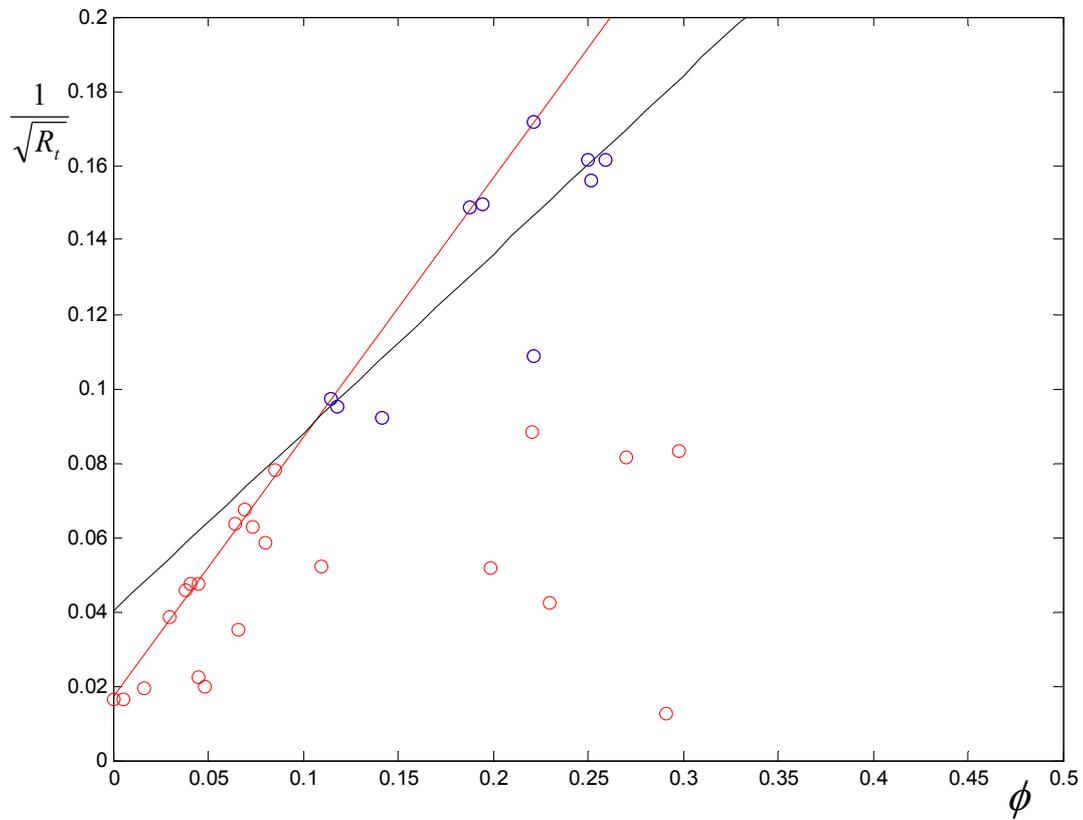


Figura 20 - A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.

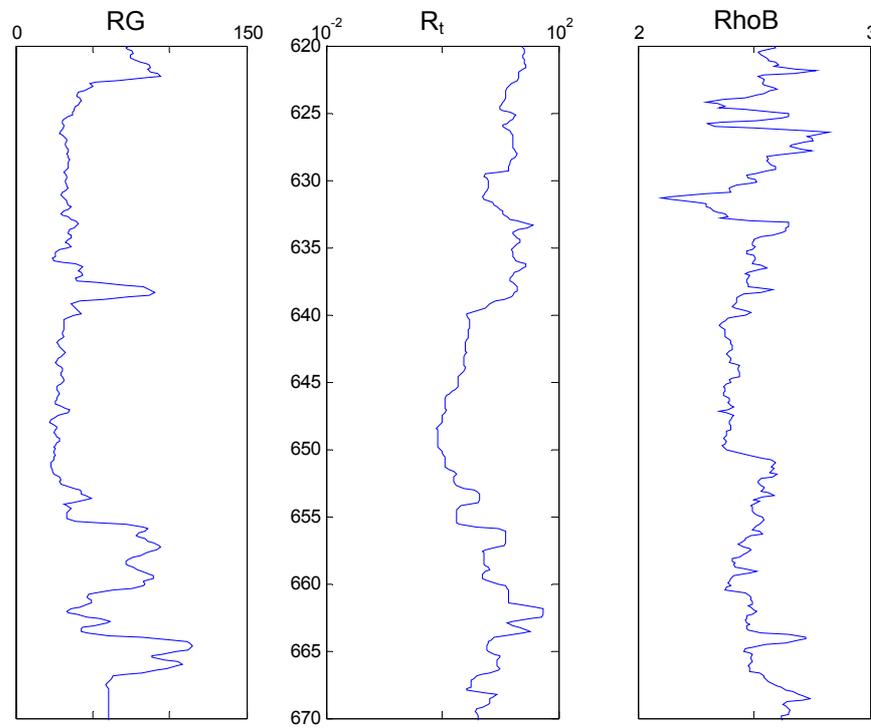


Figura 21 – Perfis reais. RG: perfil de raio gama natural. R_t: perfil de resistividade profunda. RhoB: perfil de densidade (Darling, 2005).

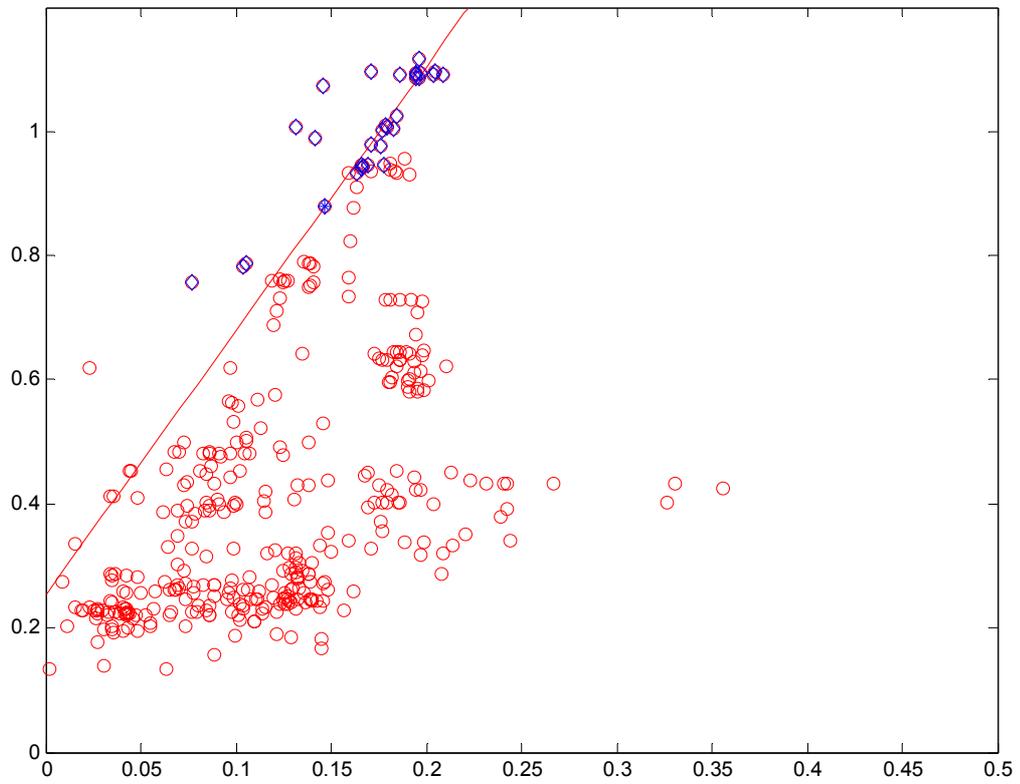


Figura 22 - Os círculos vermelhos representam pontos reais. Os círculos azuis marcam os pontos tomados como o conjunto de treinamento.

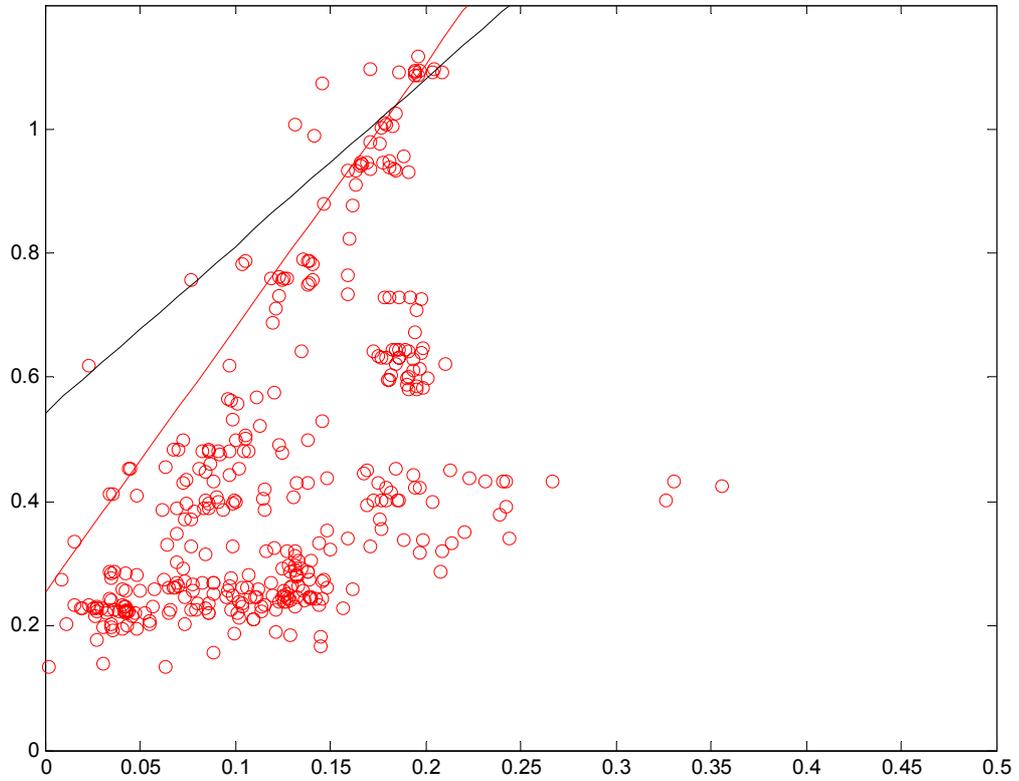


Figura 23 – A linha em vermelho representa a linha da água obtida pela rede competitiva angular e a linha em preto, a reta da água resultante da aplicação da regressão linear.

5 CONCLUSÕES

Geralmente, todo método gráfico utilizado em qualquer área da ciência ou da engenharia é considerado como impreciso. O método de Hingle possui uma classificação semelhante na geofísica de poço, como um método rápido de interpretação (“quick look method”). Este tipo de classificação não deve-se a existência de simplificações ingênuas do modelo de rocha ou, por muito menos, a existência de contradições teóricas na equação de Archie, que é a fundamental relação utilizada pelo método de Hingle, deve-se sim à necessidade de que seja realizada uma interpretação visual do gráfico de Hingle, para a locação da reta da água, sem qualquer outra alternativa estabelecida pelas bases do método, que não o olhar experiente do intérprete para a determinação da resistividade da água de formação. Com esta informação e adotando-se valores convenientes para os coeficientes de Archie, o cálculo da saturação de água apresenta uma solução numérica, a partir da equação de Archie, evitando-se que as estimativas da saturação de água inferiores a unidade sejam produzidas visualmente, com base na escala gráfica de saturações estabelecida no gráfico de Hingle.

Este trabalho apresenta uma metodologia, baseada nos chamados algoritmos inteligentes, aqui ilustrados pela rede competitiva angular, que se mostrou capaz de produzir uma boa estimativa para a locação da reta da água e, conseqüentemente para a resistividade da água, mesmo na presença de ruído coerente, como o produzido pelo desconhecimento da matriz rochosa e com maior precisão que qualquer interpretação visual.

A adequação da rede competitiva angular para a interpretação automática do gráfico de Hingle, não a restringe a solução de problemas da geofísica de poço, mas sim indício de sua aplicabilidade a outras áreas da engenharia de petróleo. A avaliação da metodologia aqui apresentada com dados reais mostrou a produção de uma estimativa para a resistividade da água muito próxima da obtida por medida direta em laboratório. Como resultado final, a rede competitiva angular possibilita a produção automática de valores de saturação a partir da interpretação inteiramente computacional ou algorítmica do gráfico de Hingle. Esta característica é particularmente útil para a produção de uma avaliação de formação, em tempo real de perfilagem, reduzindo o tempo de tomada de decisão sobre a destinação final do poço.

REFERÊNCIAS

ARCHIE, G.E. The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics. *Trans. Am. Inst. Min. Metal. Pet. Eng. Inc.* v.146, p. 54-62. 1942.

CRAIN, E.R. *The Log analysis handbook: quantitative log analysis methods*, Tulsa: Pennwell Books. 1986. v.1. 684p.

DARLING, T. *Well logging and formation evaluation*. New York: Elsevier, 2005. 326p.

DOVETON, J. H. *Log analysis of subsurface geology: concepts and computer methods*. New York, John-Wiley & Sons. 1986. 273p.

ELLIS, D.V. *Well logging for earth scientists*. New York: Elsevier, 1987. 532p.

HINGLE, A.T. *The use of logs in exploration problems*. 29th Mtg. Los Angeles : Soc. Exploration Geophysicists, 1959.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. In: *NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES*, 79., 1982, *Proceedings*. p.2554-2558. 1982.

HOSSEINI-NIA, T.; REZAEI, M. R. Error sensitivity of petrophysical parameters on water saturation calculation for hydrocarbon reservoirs. *J. Sci. Univ. Tehran*, n. 28, p. 69-91. 2002.

KOHONEN, T. *Self-organization and associative memory*. Berlin, Springer- Verlag, 1989. 312 p.

McCORDOCK, P. *Machine who thinks*. New York: W. H. Freeman and Company. 1979. p. 113.

MCCULLOH, W.S. ; PITTS, W.A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, n.5, p. 115-133. 1943.

NIKRAVESH, M. Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization. *Expert Systems with Applications*, n. 26, p.19-38. 2004.

WYLLIE, M.R.J.; GREGORY, A.R.; GARDNER, L.W. Elastic waves velocities in heterogeneous and porous media. *Geophysics*, v.21 n.1, 41–70. 1956.

WIDROW, B. ; SMITH, F. Pattern-recognizing control system. *Computer and Information Sciences*, p. 288-317. 1964.