

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

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**ESTIMATIVA DOS PERFIS DE PERMEABILIDADE E DE
POROSIDADE UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL**

LAÉRCIO GOUVÊA GOMES



BELÉM

2002



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

**ESTIMATIVA DOS PERFIS DE PERMEABILIDADE E DE
POROSIDADE UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

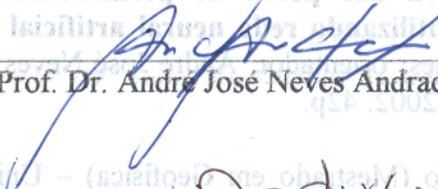
LAÉRCIO GOUVÊA GOMES

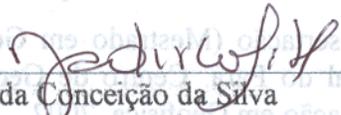
COMO REQUISITO PARCIAL À OBTENÇÃO DE GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS NA ÁREA DE GEOFÍSICA

Data da aprovação: 05 / 11 / 2002

Conceito: 92,33 % (EXCELENTE)

COMITÊ DE TESE:


Prof. Dr. André José Neves Andrade (Orientador)


Prof. Dr. Jadir da Conceição da Silva


Prof. Dr. Roberto Célio Limão de Oliveira

BELEM

2002

Em primeiro lugar, dedico, com a mais profunda admiração e respeito, esta conquista aos meus pais, Nataniel Gomes e Maria Leonice Gouvêa Gomes, pela constante formação recebida desde o meu nascimento, ensinando-me a caminhar com fé, firmeza e honestidade, assim como, incentivando-me a prosseguir nas jornadas da vida, sejam quais fossem obstáculos à superar.

À minha companheira Ranilda e ao meu filho Fernando Gama Gomes, pela carinho e compreensão que me dedicaram durante todo período desta conquista.

Aos meus irmãos, Fernando (*in memoriam*), Orlando, José, Waldemir e Natanael; e irmãs Ivanil e Felícia, pelo afeto demonstrado durante toda minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, nosso criador, que sempre está próximo nos momentos difíceis, iluminando nossas vidas.

Ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. André José Neves Andrade, que dedica a maior parte de seu dia ao ensino, moldando vocações e incentivando estudantes e profissionais a transformar ideais em realizações, por transmitir suas experiências e por suas contribuições que culminaram na realização deste trabalho.

Aos meus familiares, amigos e companheiros Engenheiros, Geólogos e Geofísicos, que compartilham desse objetivo, pois colaboraram direta e indiretamente para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	ii
LISTA DE ILUSTRAÇÕES.....	iv
RESUMO	1
ABSTRACT.....	2
1 – INTRODUÇÃO.....	3
2 – METODOLOGIA.....	5
2.1 – POROSIDADE.....	6
2.1.1 – Fatores que influenciam no valor da porosidade	8
2.1.2 – Métodos para a determinação da porosidade	10
2.2 – PERMEABILIDADE.....	13
2.2.1 – Fatores que afetam o valor da permeabilidade.....	14
2.2.2 – Relações entre a porosidade e a permeabilidade.....	15
2.2.3 – Métodos para determinar a permeabilidade.....	17
2.2.4 – Conceitos de permeabilidade absoluta, efetiva e relativa.	18
2.2.5 – Cálculo de permeabilidade efetiva a partir de dados de testes de formação.....	19
2.3 – REDE NEURAL ARTIFICIAL.....	21
2.3.1 – Rede neural com função de base radial.....	23
3 – RESULTADOS	27
3.1 – DADOS DE POROSIDADE E PERMEABILIDADE.....	27
3.2 – ARQUITETURA DA REDE NEURAL	28
3.3 – ESTIMATIVA DA POROSIDADE	30
3.4 – ESTIMATIVA DA PERMEABILIDADE.....	34
4 – CONCLUSÕES.....	38
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	39

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURAS:

Figura 1: Exemplo de porosidade nos arenitos.	7
Figura 2: Exemplo de permeabilidade.	14
Figura 3: Arquitetura de rede neural artificial com função de base radial.	24
Figura 4: Função gaussiana.	26
Figura 5: Dados. (A) Perfil de densidade. (B) Perfil de porosidade. (C) Perfil de permeabilidade.	28
Figura 6: Arquitetura da rede neural artificial com função de base radial, para a estimativa da porosidade da formação.	30
Figura 7: Gráfico da porosidade obtida em laboratório x porosidade obtida pela rede neural.	31
Figura 8: Estimativas da porosidade realizadas pela rede sobre o conjunto completo de dados. ...	31
Figura 9: Perfil de porosidade obtido a partir da aplicação de rede neural artificial.	32
Figura 10: Gráfico da porosidade obtida em laboratório x porosidade obtida pela rede neural. ...	33
Figura 11: Estimativas da porosidade realizadas pela rede sobre o conjunto completo de dados. ...	33
Figura 12: Perfil de porosidade obtido a partir da aplicação de rede neural artificial.	34
Figura 13: Dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural.	35
Figura 14: Perfil de permeabilidade determinado em laboratório (linha vermelha). Perfil de permeabilidade estimado pela rede neural (linha azul).	35
Figura 15: Dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural.	36
Figura 16: Perfil de permeabilidade medido (linha vermelha). Perfil de permeabilidade estimado (linha azul).	37

TABELAS:

Tabela 1: Variação da granulação com a porosidade.....8

Tabela 2: Escala de efetividade da porosidade.....12

Tabela 3: Escala de permeabilidade.....20

RESUMO

A permeabilidade e a porosidade são duas das mais importantes propriedades petrofísicas para a qualificação dos reservatórios de óleo e gás. A porosidade está relacionada à capacidade de armazenamento de fluidos e a permeabilidade, com a capacidade de produção destes fluidos. Suas medidas são, normalmente, realizadas em laboratório, através de testemunhos da rocha. Esses processos têm custos elevados e nem todos os poços são testemunhados.

As estimativas da permeabilidade e da porosidade são de fundamental importância para os engenheiros de reservatório e geofísicos, uma vez que seus valores podem definir a completção ou não de um poço petrolífero.

O perfil de porosidade e sua relação com o perfil de densidade, é bem conhecida na geofísica de poço. No entanto, existem poucas relações quantitativas e/ou qualitativas entre a porosidade e a permeabilidade, como por exemplo as relações de Kozeny. Sendo assim, este trabalho busca o estabelecimento do perfil de permeabilidade e do perfil de porosidade, a partir de informações do perfil de densidade. Para tanto, buscamos a relação entre a propriedade física da rocha (densidade) e as propriedades petrofísicas: permeabilidade e porosidade, utilizando como metodologia a técnica de redes neurais artificiais, como a rede neural artificial com função de base radial. A obtenção da permeabilidade e da porosidade a partir da rede neural artificial, que possui como entrada a informação da densidade possibilita um menor custo para a aquisição dessas importantes informações petrofísicas, permite ao intérprete de perfis de poço optar ou não pela exploração de uma unidade estudada, além de uma visão mais completa do reservatório.

Os procedimentos para a estimativa da permeabilidade e da porosidade estão direcionados para uma única formação, mas os intérpretes de perfis poderão aplicar a diretriz apresentada no programa de rede neural artificial com função de base radial, utilizando a estimativa dessas propriedades petrofísicas para outras formações, inclusive de outros campos petrolíferos. Portanto, recomenda-se a utilização de um conjunto de dados completo, com quantidade de dados suficientes de um mesmo poço, a fim de viabilizar corretamente a melhor interpretação.

ABSTRACT

The permeability and the porosity are the two most important petrophysical properties for qualification of oil and gas reservoirs. The porosity is related to the capacity of fluids storage and the permeability, with the production of these fluids.

The estimates of the permeability and porosity are of fundamental importance for reservoir engineers and geophysicists, once its values can define the completion or not of an oil well. Its measures are, usually, accomplished in laboratory, through cores of the rock. The porosity log and its relationship with the density log, is very well-known in the well logging, however, it just exist a few qualitative relationships (Kozeny's relation, for instance) between the porosity and the permeability.

This work search the establishment of the permeability log and of the porosity log, starting from information of the density log. For so much, we looked for the relationship among the physical property of the rock (density) and the petrophysical properties: permeability and porosity, using as methodology the technique of artificial neural networks with radial base function. To obtaining the permeability and the porosity, the artificial neural network possessing as input the information of the density that facilitates a smaller cost for the acquisition of those important petrophysical information, giving possibility to the well log analysts, to opt or not for the exploration of a studied unit, in addition, it facilitates a more complete vision of the reservoir.

The procedures for the estimate of the permeability and of the porosity are addressed for an only formation, but the log interpreters can apply the guideline presented in the program of artificial neural network with radial base function, using the estimate of those properties for another formations, besides of another oil fields. Therefore, is recommended the use of a large data set of the same well in order to make possible the best interpretation.

1 – INTRODUÇÃO

Uma das atividades mais importantes da avaliação de formação se refere à qualificação dos reservatórios de hidrocarbonetos. As propriedades que dominam este procedimento são a porosidade e a permeabilidade dos reservatórios. O conhecimento dessas propriedades a partir das informações dos testemunhos e dos perfis geofísicos de poço aberto orienta os engenheiros de reservatórios no projeto de exploração dos reservatórios e no desenvolvimento dos campos petrolíferos.

As ferramentas de perfuração obtêm amostras (testemunhos) da rocha na zona de perfuração. As medidas da porosidade e da permeabilidade nas condições do poço são realizadas em laboratório diretamente sobre estas amostras. Esta é uma das maneiras mais práticas e antigas para a obtenção das estimativas mais precisas dos valores destas propriedades. No entanto, nem toda perfuração de poço é conduzida com a coleta de testemunhos e em alguns campos petrolíferos tais testemunhos são impossíveis de serem obtidos tendo em vista a baixa cimentação da rocha (Bacia de Campos, RJ). Mesmo assim, devido à valiosa importância da informação de porosidade e, principalmente, da permeabilidade, é absolutamente necessário a testemunhagem de pelo menos alguns poços da Bacia.

Com o propósito de minimizar custo e facilitar a prévia interpretação das camadas adjacentes em subsuperfície, este trabalho consiste na proposta do estabelecimento do perfil de permeabilidade e do perfil de porosidade, a partir de informações do perfil de densidade. O conhecimento do perfil de porosidade e sua relação com o perfil de densidade é bem conhecido na geofísica de poço, através da equação de Willye. A relação clássica entre a densidade e a porosidade implica no conhecimento *a priori* da litologia e do tipo de fluido. A densidade dos fluidos pode ter um efeito relativamente pequeno sobre o valor final da porosidade, o que não ocorre com a densidade da matriz e para a sua definição é necessária a informação de outros perfis; e nos casos de litologias complexas, pode até ser indeterminada. Contudo, utilizando o conhecimento de vários estudiosos, percebemos que para a permeabilidade existe apenas uma relação qualitativa, através do princípio de Kozeny, estabelecida entre a porosidade e a permeabilidade nas rochas reservatórios (arenitos). Uma relação analítica com a densidade da rocha ainda não foi estabelecida.

Uma ferramenta relativamente nova, não-linear e não-paramétrica, denominada de rede neural artificial (ou simplesmente rede neural), tem se tornado progressivamente popular na solução de vários problemas da análise de perfis de poço. O modelo mais comumente usado para a produção de estimativas de permeabilidade é chamado de rede neural de retropropagação do erro. Recentes estudos de comparação têm mostrado que a rede neural de retropropagação do erro possui melhor desempenho que métodos empíricos (Balan *et al.*, 1995; Malki *et al.*, 1996) e métodos estatísticos (Mohaghegh *et al.*, 1995; Rogers *et al.*, 1995; Wong *et al.* 1995b, 1998; Huang *et al.*, 1996), para o estabelecimento do perfil de permeabilidade.

Mohaghegh *et al.* (1996) usou a rede neural de retropropagação do erro e como dados de entrada os perfis de raio gama (gamma ray log), densidade (density log) e indução (induction log), com a finalidade de prever a permeabilidade, a porosidade e a saturação de água e óleo. A aplicação das redes neurais também fornece uma indicação da contribuição relativa de cada um dos perfis de poço para a determinação da propriedade do reservatório (Wong *et al.*, 1995a, 1998). Arpat *et al.* (1998) utilizou a rede neural de retropropagação do erro (error backpropagation), onde os dados de entrada da rede foram a litologia (dolomita, xisto e carbonato), profundidade, porosidade e a saturação de água. O objetivo foi obter a permeabilidade. Jamialahmadi & Javadpour (1999) relacionou a profundidade, permeabilidade e a porosidade através da rede neural com função de base radial (radial basis function), a fim de estimar a permeabilidade da rocha.

Um dos métodos atuais para obter-se uma relação entre duas grandezas é estabelecido no formalismo das redes neurais artificiais com treinamento supervisionado, tendo como destaque as redes neurais com função de base radial (Radial Basis Function – RBF), pois elas atuam na forma de um aproximador universal de funções. Nos cálculos referentes à rede neural artificial RBF, é assumido que existe uma relação não-linear entre a densidade e a permeabilidade e entre a densidade e a porosidade das rochas.

Os procedimentos para a obtenção da permeabilidade e da porosidade estão direcionados para uma única formação, porém os intérpretes de perfil poderão aplicar a diretriz estudada no programa de rede neural artificial com função de base radial para outras formações, inclusive para outros campos petrolíferos. Portanto, recomenda-se a utilização de um conjunto de dados completo com quantidade suficientes de dados de perfis de um mesmo poço, a fim de viabilizar corretamente a melhor interpretação de suas propriedades petrofísicas.

2 – METODOLOGIA

A metodologia utilizada neste trabalho baseia-se numa técnica computacional, biologicamente inspirada na rede neural natural, o cérebro humano. A rede neural artificial tem a habilidade de aprender, imitando o método de aprendizagem usado no cérebro humano para determinar as possíveis relações existentes entre os dados dos perfis geofísicos com as propriedades petrofísicas de um reservatório, para um determinado campo petrolífero.

O uso de redes neurais artificiais oferece alguns benefícios, como o mapeamento suave de entrada-saída dos dados e adaptabilidade de seus pesos sinápticos às modificações do meio ambiente. Ainda mais, as respostas da rede neural apresentam tolerância a falhas e possuem uniformidade de análise e projeto, desfrutando da universalidade como processadores de informações e se fazem potencialmente rápidas na computação de certas tarefas. A rede neural proporciona uma fantástica capacidade de processamento e armazenamento de informação. Um dos aspectos principais da rede neural artificial é a capacidade que ela possui de adaptar-se a diversos tipos de condições ambientais, através de mudanças na sua força conectiva ou estrutura.

Neste trabalho utiliza-se a rede neural artificial com função de base radial (RBF). Esta rede tem como finalidade o estabelecimento de uma relação entre a propriedade física da rocha medida no poço, através dos dados do perfil de densidade, e as propriedades petrofísicas da formação: permeabilidade e porosidade. Contudo, a rede neural RBF servirá como um aproximador de funções, executando um mapeamento suave dos dados de densidade requeridos na camada de entrada, processando-os na camada oculta da rede, através dos cálculos de seus pesos sinápticos e, finalmente, comparando-os com os resultados desejados.

Além disso, a porosidade e a permeabilidade são estudadas profundamente porque são as mais importantes propriedades petrofísicas relacionadas com a produtividade de um reservatório de hidrocarbonetos. Estas propriedades indicam o quanto se armazena de fluido em subsuperfície, através dos valores de porosidade e o quão facilmente pode-se retirá-lo da formação, através da estimativa da permeabilidade.

Dessa forma, o conhecimento da porosidade e da permeabilidade e sua relação com a formação, através do perfil de densidade, deverão ser entendidos completamente a fim de proporcionar um melhor entendimento do processo proposto neste trabalho.

2.1 – POROSIDADE

A porosidade é a propriedade petrofísica das rochas sedimentares e está relacionada com a capacidade de armazenamento de fluidos e expressa a fração do volume total de uma rocha que pode ser ocupada por fluido.

Sendo assim, a porosidade de uma amostra de rocha é definida, em percentual, como a relação entre o volume de espaços vazios, V_V , e seu volume total, V_T , Equação (1). O volume total de uma rocha é constituído pelo volume dos poros e pelo volume do material sólido, Equação (2).

$$\phi = \frac{V_V}{V_T}, \quad (1)$$

$$V_T = V_V + V_S. \quad (2)$$

Estudos geológicos mostram que a porosidade pode ser classificada em primária, original ou deposicional e secundária ou pós-deposicional. A porosidade primária é controlada pelos espaços vazios que se formam durante os processos de acumulação e sedimentação, a partir da superposição das partículas. Podemos destacar a porosidade intergranular dos arenitos, que refere-se aos espaços vazios naturalmente existentes entre os grãos sólidos das areias; porosidade interparticular dos calcários, sendo semelhante à porosidade intergranular, mas os grãos sólidos são representados por carapaças ou esqueletos carbonáticos como os fragmentos de conchas.

A porosidade secundária ou pós-deposicional, refere-se aos espaços vazios que se desenvolvem no corpo rochoso após a sua consolidação ou resultante de algum tipo de atividade ou processo geológico subsequentes ao período de litificação dos sedimentos. Como exemplo, destacamos o desenvolvimento de fraturas nos arenitos, folhelhos, calcários e embasamento. A porosidade secundária poderá ocorrer através de vugos, mais conhecida como porosidade vugular, que pode ocorrer devido a dissoluções carbonáticas. A substituição de íons, conhecida como porosidade intracristalina ocorre quando a rocha carbonática está sendo dissolvida e, ao mesmo tempo, os íons de carbono são substituídos por íons de magnésio, transformando a rocha carbonática em rocha dolomítica (dolomita). No caso da porosidade secundária desenvolvida pela dissolução da rocha carbonática, o tamanho dos poros varia desde milímetro até cavernas.

Podemos ainda distinguir a porosidade absoluta ou total, que é a percentagem total de espaços poroso das rochas; e a porosidade efetiva, que leva em conta somente os espaços porosos que estão interconectados. Esta distinção é importante na geologia do petróleo ou na hidrogeologia, porque a porosidade absoluta é o valor encontrado nos serviços de perfilagem de poços e a porosidade efetiva é mais importante comercialmente, pois é ela que governa a possibilidade de recuperação do petróleo ou produção de água subterrânea.

Diante do exposto, entendemos que os sedimentos inconsolidados possuem porosidade total e efetiva iguais, mas os sedimentos consolidados podem apresentar diferenças significativas, dependendo do grau de obstrução dos poros por cimentação. Os poros completamente obstruídos não influem nos processos de fluxo fluidos.

Dessa forma, concluímos que a porosidade calculada pelos perfis geofísicos de poço é a porosidade aparente e , refere-se ao volume de vazios interconectados ou não. Este valor está sob o efeito da argilosidade da formação. Entretanto, a porosidade que interessa para a indústria do petróleo é a porosidade efetiva, Equação (3), e que se refere somente ao volume de vazios interconectados. A porosidade efetiva é a melhor aproximação da porosidade nas rochas reservatórios, corrigida pelo efeito das argilas,

$$\phi_e = \phi_a - V_{sh}. \quad (3)$$

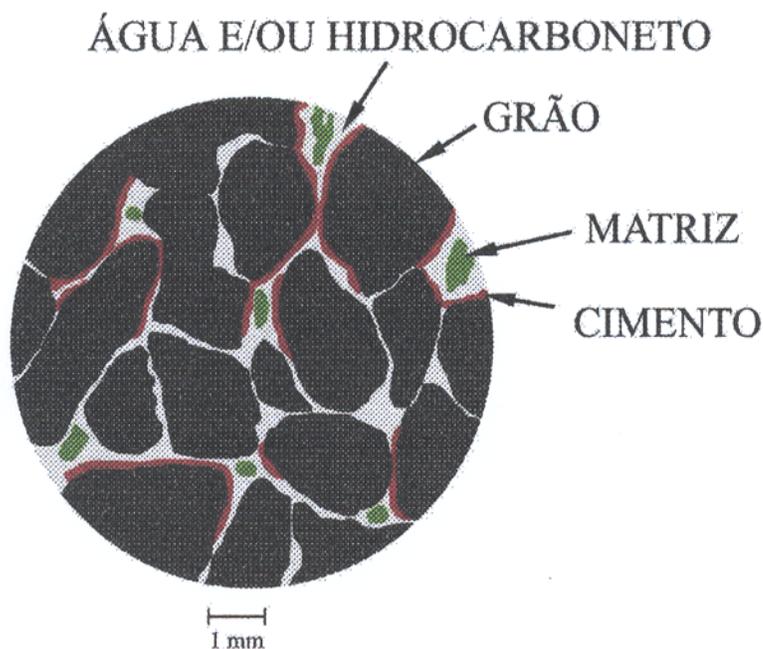


Figura 1: Exemplo de porosidade nos arenitos.

2.1.1 – Fatores que influenciam no valor da porosidade

Dentre muitos fatores, alguns podem influenciar no estudo e na determinação do valor da porosidade, como a seleção das partículas. Quanto melhor for a seleção das partículas de um sedimento, maior será a porosidade, pois os sedimentos bem selecionados possuem poucos detritos finos que possam preencher os espaços vazios deixados pelos mais grosseiros. O tamanho das partículas ou granulometria, teoricamente, não deveria influir no valor da porosidade. Contudo, na prática, tem sido verificado que os sedimentos grosseiros possuem porosidade menor que os mais finos, mas isto é também parcialmente função das diferenças na disposição dos grãos (*packing*) e orientação. Segundo Pettijohn (1957), tem-se em média os seguintes valores de porosidade, conforme a variação da granulação:

Tabela 1: Variação da granulação com a porosidade.

GRANULAÇÃO	POROSIDADE (%)
AREIA GROSSA	39 – 41
AREIA MÉDIA	41 – 48
AREIA FINA	44 – 49
SILTE FINO	50 – 54

Talvez a causa seja atribuível ao maior arredondamento das partículas mais grosseiras, o que diminui a porosidade. Além disso, nos sedimentos finos podem aparecer os minerais de argilas que, devido ao seu hábito placóide, determinam valores mais altos de porosidade.

A forma dos grãos também influencia na porosidade, pois quanto mais arredondados e esféricos os grãos, menor será a porosidade da formação. Os efeitos da forma dos grãos sobre os valores de porosidade ainda não estão muitos bem compreendidos, pois partículas irregulares permitem um empacotamento mais frouxo. Um exemplo é o quartzo moído que possui porosidade de 44 %, enquanto que areia de duna apresenta 38 %. Como a esfericidade do quartzo moído é de cerca de 0,60 a 0,65 e da areia de praias está em torno de 0,82 a 0,84, a forma dos grãos parece ter certa influencia, embora que pequena. Portanto, quanto maior for a irregularidade na forma dos grãos, maior será o valor da porosidade da rocha.

O empacotamento (arranjo) ou disposição (*packing*) das partículas é outro fator que influi na porosidade, porque as partículas achatadas, dispostas caoticamente, são as que determinam maiores porosidades. Sendo assim, uma argila recente pode ter porosidade de até 85 %, porém uma vez compactada, a porosidade se reduz consideravelmente. Graton & Fraser (1935) discutiram os efeitos da disposição das partículas sobre a porosidade e estudaram diferentes porosidades teóricas em função dos diferentes arranjos que podem tomar as esferas. Portanto, o valor obtido para o empacotamento cúbico ideal, proporciona uma porosidade matemática de cerca de 47,64 %; e o empacotamento romboédrico ideal, uma porosidade da ordem de 25,95 %, com média de 36,7 %.

A compactação através do peso dos sedimentos superpostos torna os subjacentes mais compactados, aproximando, em consequência, os grãos e diminuindo a porosidade. Assim, um arenito pode passar de 35 a 40 % para 15 ou 20 %. O efeito da compactação sobre as rochas argilosas é ainda maior e, neste caso, a porosidade parece ser uma função da profundidade de soterramento. Assim, a compactação reduz a porosidade. A cimentação também acarreta na redução da porosidade, pois a porosidade inicial de uma rocha arenito com 35 a 40 % pode ser radicalmente diminuída por preenchimento com cimento introduzido nos poros, passando a obter um valor de porosidade média inferior com cerca de 15 a 20 %.

A natureza das partículas através de minerais com composição diferente da sílica é muito reativa e reduz a porosidade. Entretanto, a dissolução aumenta a porosidade que passa a ser chamada de porosidade secundária. A dissolução pode ocorrer nos minerais do material depositado ou no cimento autígênico, formado posteriormente à deposição. Minerais que substituíram minerais preexistentes também são passíveis de dissolução. Outro fator que afeta a porosidade é a autigênese, processo de recristalização de minerais dentro da própria rocha e ocorre nos espaços porosos existentes dessa rocha. Ou seja, os minerais formados após a deposição reduzem significativamente a porosidade.

A porosidade também pode diminuir com a profundidade, isto porque o peso dos sedimentos superpostos vai compactando-os. A cimentação e a compactação podem ser secundárias, quando ocorre muito tempo após a deposição dos sedimentos. Um caso clássico, que inclui processos principalmente de recristalização, é o dos calcários cavernosos, pois elevam a produtividade de um reservatório ou campo de petróleo.

De acordo com Levorsen (1954), nas rochas carbonáticas é menos evidente a diferença entre a porosidade primária e secundária. A porosidade secundária parece predominar pelo efeito da dolomitização, cuja tendência à forma idiomórfica talvez force o material para os lados, aumentando a porosidade.

Outro fator que influi na porosidade é a testemunhagem, que são amostras indeformadas das rochas atravessadas pelo poço, podendo ser compreendidas como testemunhos de fundo, obtidas durante a perfuração do poço, substituindo a broca pelo testemunhador; e testemunhos laterais, obtidas após a perfuração por meio de equipamentos superficiais que são colocados na profundidade de interesse e recolhem pequenas amostras cilíndricas (plug) da formação. O processo de obtenção de testemunhos poderá influenciar de forma incorreta o valor da porosidade da formação, se o testemunho estiver deformado ou mal recuperado.

A limpeza e a secagem das amostras ou dos testemunhos também podem perturbar na determinação do valor da porosidade da formação, pois se não for retiradas impurezas das amostras de rocha (lama, petróleo, água, etc.) a porosidade não será determinada com perfeição.

2.1.2 – Métodos para a determinação da porosidade

A porosidade pode ser medida por vários métodos. Macroscopicamente ou com lupa binocular através de estimativa visual ou por comparação; e microscopicamente, também, através de estimativa visual ou por comparação.

As medidas de porosidade mais precisas são realizadas através de análises petrofísicas em aparelhos chamados porosímetros. Obtém-se valores de porosidade bastante precisos se corrigirmos o efeito do volume de argila existente na formação. Sendo assim, devemos considerar duas situações distintas para a determinação da porosidade, com o material coerente ou incoerente.

No caso de materiais coerentes, as amostras obtidas para análise da porosidade de uma rocha devem ter um volume de cerca de 15 a 25 cm³, que corresponde a um peso de cerca de 30 a 60 g. Após a remoção da água ou do petróleo, as amostras são secas por várias horas em estufa a 110 °C antes da pesagem. Quando a amostra está embebida de petróleo, executa-se antes da secagem a extração do mesmo. A extração do petróleo é feita em aparelho denominado Soxhlet, usando-se como solvente uma mistura na relação 1:3 de clorofórmio, cloreto de metileno e álcool benzol ou ainda tetracloreto de carbono.

➤ MÉTODOS LABORATORIAIS:

- ✚ **Método da flutuação:** Determina-se o volume dos sólidos; volume dos poros e o volume total.
- ✚ **Método do porosímetro:** Obtêm-se o volume total e o volume dos sólidos.
- ✚ **Método da balança de Westphal.**
- ✚ **Método do densímetro de Stoe.**
- ✚ **Método do volumímetro de Russell.**
- ✚ **Porosímetro de Beckman.**
- ✚ **Método de flutuador em mercúrio ou Imersão em mercúrio:** Usa o volume total da amostra.
- ✚ **Lei de Boyle:** Usa o volume de vazios ou o volume dos sólidos.
- ✚ **Princípio de Arquimedes:** Usa o volume total da amostra.
- ✚ **Medição Direta:** Usa o volume total.
- ✚ **Soma de Fluidos:** Determina-se o volume de vazios e o volume total da amostra.
- ✚ **Ressaturação:** Determina-se o volume de vazios.

Os materiais incoerentes ou mal recuperados da formação deverão ser manipulados com o máximo de cuidado durante o processo de determinação da porosidade, para que se minimize os erros inerentes. Porém, para se medir a porosidade de um sedimento incoerente ou mesmo de areias de praia, introduz-se um cilindro metálico, na forma de um tubo de paredes finas com volume interno conhecido, na amostra que é seca lentamente. Com o material seco, vai-se colocando água gradativamente até haver completa saturação. Medindo-se o volume de água necessário para que ocorra a saturação completa, pode-se ter diretamente a porosidade. Suponhamos que para saturar 50 cm^3 de material foram necessários 12 cm^3 de água; então a porosidade será de 24 %. Neste caso, deve-se tomar o máximo de cuidado para perturbar o mínimo possível a disposição dos grãos.

Existem outros métodos que fornecem a porosidade da formação. Entre eles vale a pena citar o da bomba de mercúrio (Baroid), em uso nos laboratórios da Petrobrás. Neste aparelho, executa-se a leitura 0 da bomba (sem amostra) e em seguida a leitura da bomba com a amostra. A diferença entre as duas leituras fornece o volume externo da amostra. A seguir, executa-se a

leitura da bomba à pressão de 750 lb/pol², quando a amostra deverá ficar totalmente saturada de mercúrio. A porosidade é dada pelos espaços vazios ocupados por gás mais água mais petróleo em cm³, em caso de rocha contendo todos esses fluidos.

Na geofísica de poço, a porosidade pode ser determinada através de ferramentas de perfilagem sensíveis a porosidade da rocha, mas este valor está sob o efeito da argilosidade. Dentre os perfis utilizados para a determinação da porosidade da formação podemos destacar:

✿ **Perfil de Densidade:** Usa a equação de Willye, Equação (4), medindo a densidade da rocha e do fluido na formação e relaciona com o valor da porosidade;

$$\rho_b = (1 - \phi) \cdot \rho_M + \phi \cdot \rho_F \quad (4)$$

✿ **Perfil de Porosidade Neutrônica:** Mede-se o índice de hidrogênio (HI) da formação e o relaciona com a porosidade;

✿ **Perfil Sônico:** Estabelece uma relação direta entre a velocidade do som medido na rocha e a sua porosidade, utilizando o tempo de trânsito e uma equação semelhante à equação (4).

A porosidade de uma rocha reservatório pode ser classificada quanto a sua efetividade, conforme a escala de porosidade mostrada na Tabela 2.

Tabela 2: Escala de efetividade da porosidade.

POROSIDADE (ϕ)	TIPO
< 5 %	Insignificante
5 – 10 %	Pobre
10 – 15 %	Regular
15 – 20 %	Boa
20 – 25 %	Muito Boa
> 25 %	Excelente

2.2 – PERMEABILIDADE

A permeabilidade é a propriedade petrofísica que tem a rocha de permitir a passagem de quaisquer fluidos através de seus vazios ou interstícios, sem se deformar estruturalmente ou ocasionar o deslocamento relativo de suas partes. Uma rocha é considerada permeável quando permite a passagem de uma apreciável quantidade de fluido através dela; e impermeável se a razão de fluxo for insignificante. Obviamente, a razão de descarga de fluidos, através de uma dada seção transversal, depende não somente da rocha em si, mas também da natureza do fluido e do gradiente de pressão hidrostática.

A permeabilidade pode ser devida à existência de poros e, também, de fraturas (permeabilidade fissural). Hoje em dia a permeabilidade das rochas é determinada, na maior parte dos laboratórios, utilizando-se o ar como fluido de medição, porque ele possui a vantagem de não trazer modificações nas amostras por dissolução ou entumescimento por hidratação de eventuais minerais suscetíveis a essas ações.

A permeabilidade pode ser expressa pela velocidade de fluxo ou vazão Q (cm^3/seg) que passa através de uma amostra cilíndrica de rocha de seção A (cm^2) e comprimento L (cm). Como a velocidade depende também do gradiente de pressão $(P_1 - P_2)/L$ e da viscosidade do fluido μ (em centipoises), as relações observadas entre estes fatores podem ser expressas pela Equação,

$$Q = k \frac{A(P_1 - P_2)}{\mu L} \quad (5)$$

O coeficiente de proporcionalidade k é a permeabilidade e é um fator característico da rocha. A unidade de permeabilidade foi chamada Darcy, em homenagem ao engenheiro francês Henry Darcy que investigou o fluxo de água através de camadas de areia, publicando o resultado de suas pesquisas em 1856. Sendo assim, uma rocha possui permeabilidade de 1 Darcy quando ela deixa passar 1 cm^3 de fluido de viscosidade 1 centipoise, por segundo, através de uma seção de 1 cm^2 de área e comprimento de 1 cm, quando submetida a uma diferença de pressão de 1 atmosfera (atm) entre os extremos da amostra, Figura 2. Então temos a lei de Darcy expressa por,

$$k = \frac{\mu Q L}{A(P_1 - P_2)} \quad (6)$$

Como o Darcy é uma unidade muito grande para os casos normais, costuma-se usar o milidarcy, que equivale à milésima parte do Darcy. A permeabilidade dos arenitos armazenadores de petróleo varia de 1 à 3000 milidarcy. Segundo Levorsen (1954), sob o ponto de vista de produtividade de petróleo, permeabilidade de 10 milidarcy é considerada regular; de 10 a 100, boa; e de 100 a 1000 milidarcy, muito boa. Porém há casos excepcionais em que há boa produtividade com permeabilidade menor que 1 milidarcy. Os folhelhos podem possuir permeabilidade tão baixa quanto 10^{-4} milidarcy e os calcários 10^{-7} .

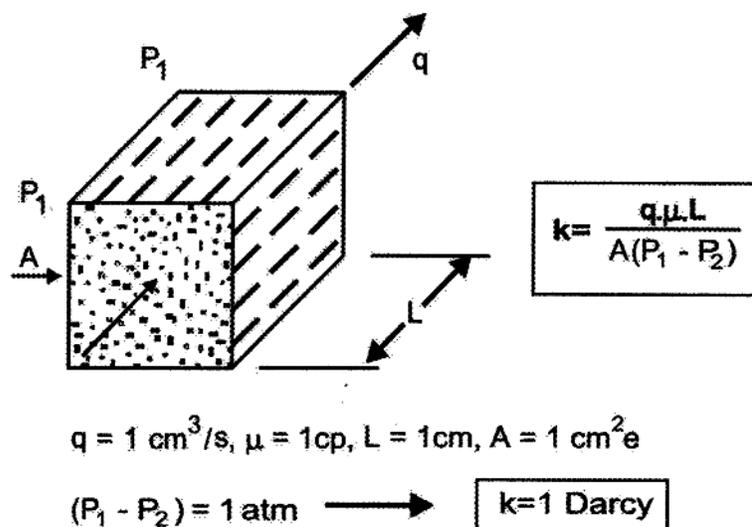


Figura 2: Exemplo de permeabilidade.

2.2.1 – Fatores que afetam o valor da permeabilidade

O coeficiente de permeabilidade k de um sedimento inconsolidado é afetado pela granulometria e seleção das partículas, forma dos grãos e arranjo das partículas. Os efeitos do tamanho e da uniformidade dos grãos foram estudados experimentalmente por vários autores. Krumbein & Monk (1942), por exemplo, usaram uma areia de lavagem glacial que foi peneirada e recombinaada em misturas de areias de composição desejada. Esses autores encontraram que o coeficiente de permeabilidade varia com o quadrado do diâmetro e inversamente com o logaritmo do desvio-padrão. Em outros termos, a permeabilidade aumenta com o aumento da granulometria e com a melhoria do grau de seleção.

As formas dos constituintes granulares, expressas pela sua esfericidade, afetam de algum modo a permeabilidade. Além disso, como areias com esfericidade mais baixas possuem porosidade mais altas, certamente devem apresentar também permeabilidades mais altas.

Como a permeabilidade é dependente do tamanho e forma dos poros e também da disposição espacial das partículas, para materiais de uma determinada granulação a permeabilidade depende somente da disposição das partículas. Nessas condições, quaisquer mudanças que aumentem a porosidade, aumentam também os valores de permeabilidade. Em sedimentos estratificados tem sido verificado que a permeabilidade é maior em direção paralela ao acamamento do que perpendicularmente ao mesmo, ou seja, a permeabilidade horizontal geralmente é maior que a permeabilidade vertical. Certamente este último fato está ligado a petrofábrica anisotrópica dos minerais placóides, tais como dos minerais de argila.

Portanto, a permeabilidade da formação varia devido as seguintes características de granulometria: quanto menor a granulometria, maior a porosidade, mas prejudica a permeabilidade devido ao aumento da tortuosidade da passagem de fluidos e aumento de adesão do fluido às paredes dos poros. Seleção granulométrica: quanto melhor selecionado, melhor a permeabilidade. Forma dos fragmentos: quanto maior o arredondamento, maior é a permeabilidade. Empacotamento (arranjo) das partículas: se as partículas estiverem dispostas na forma romboédricas, proporciona uma porosidade da ordem de 25,95 %, com uma média de 36,70 % e menor será a permeabilidade dessa rocha, porém se o empacotamento estiver disposto na forma cúbica, a porosidade é cerca de 47,64 % e a permeabilidade será maior nessa rocha. Partículas irregulares permitem um empacotamento mais frouxo. A cimentação, precipitação, litificação e a compactação acarretam na redução da permeabilidade. A dissolução aumenta a permeabilidade, podendo ocorrer nos minerais do material depositado ou no cimento antigênico formado posteriormente à deposição. No caso de fraturas, um aumento na frequência das fraturas aumenta a permeabilidade.

2.2.2 – Relações entre a porosidade e a permeabilidade

A porosidade, apesar de relacionada à permeabilidade, não se constitui sinônimo desta, pois pode haver casos, por exemplo, de argila, que depois de saturadas tornam-se praticamente impermeáveis. Portanto, não existe uma conexão direta entre a porosidade e a permeabilidade, embora seja verdade que rochas de alta porosidade sejam, em geral, muito permeáveis. Isso se

deve somente ao número de poros interligados e, teoricamente, é impossível ter uma rocha com muitos poros sem comunicação e, assim, ser impermeável. Sob certas condições específicas, o valor aproximado da permeabilidade pode ser estimado a partir de dados de análises granulométricas e determinações de porosidade, mas na maioria dos casos é preferível recorrer à determinação direta.

Embora a porosidade e a permeabilidade sejam grandezas geometricamente distintas, apresentam certas correlações. As relações entre porosidade, permeabilidade e granulometria foram estudadas por Engelhardt & Pitter (1951). Teoricamente, tem-se

$$k = 2 \cdot 10^7 \cdot \frac{\phi^3}{(1 - \phi^2)} \cdot \frac{1}{S^2}, \quad (7)$$

O coeficiente k é a permeabilidade em Darcy, ϕ é a porosidade e S é a superfície específica (centímetros quadrados por centímetros cúbicos) de areia. A superfície específica é uma função da forma e tamanho dos grãos; ela pode ser calculada a partir da granulometria, se os grãos forem considerados esféricos. As relações teóricas foram obtidas por estudos experimentais de areias soltas.

Se a superfície específica S for calculada para um sedimento consolidado e obtida também a partir de medidas de porosidade e permeabilidade, os resultados são discordantes. A diferença encontrada é a medida do grau de cimentação. Naturalmente, a deposição da matéria mineral (argila) entre os interstícios reduz tanto a porosidade quanto a permeabilidade.

Geralmente não são considerados nos estudos de permeabilidade os efeitos da reação entre os minerais de um sedimento e os fluidos presentes. Se estiverem presentes argilas intersticiais do grupo da montmorillonita, havendo introdução de água nas rochas reservatórios de petróleo, por exemplo, pode haver intumescimento dessas argilas e conseqüente bloqueio de circulação. Outra relação entre porosidade e permeabilidade é reconhecida por Archie que estabelece uma relação qualitativa e direta entre essas propriedades petrofísicas nas rochas reservatórios, especificamente nos arenitos, através da Equação (8),

$$\phi = C \cdot k^n, \quad (8)$$

onde ϕ é a porosidade da formação, k é a permeabilidade intergranular e C e n são constantes.

2.2.3 – Métodos para determinar a permeabilidade

A permeabilidade é determinada em laboratório com aparelhos denominados permeabilímetros, pelos métodos de nível constante e de nível variável. Em ensaios de campo a permeabilidade é determinada pelos métodos do bombeamento em dois poços, pelo bombeamento em um poço (pontual), método de recuperação, de infiltração ou de rebaixamento e, também, por perfis geofísicos complexos como o de ressonância magnética nuclear.

Desta forma, a permeabilidade é determinada no laboratório pela medida da pressão associada ao fluxo de um fluido viscoso que atravessa uma amostra de rocha. Os testes de laboratório, entretanto, não são aplicados para os materiais de testemunhos mal recuperados ou para as amostras de calha. Em tais casos, uma técnica para a estimativa da permeabilidade do reservatório torna-se absolutamente essencial.

A permeabilidade é sempre determinada em meios saturados, sua unidade é dada em Darcy e depende não só do meio poroso, mas também do peso específico do líquido e de sua viscosidade. Pode-se corrigir o valor da permeabilidade, medido a uma temperatura qualquer (k_t), mediante o uso de tabelas ou gráficos que contenham a relação k_t/k_{20} , para o valor teórico de permeabilidade a 20 °C (k_{20}). Aqui também podem ser considerados, como na determinação da porosidade, casos de sedimentos inconsolidados e sedimentos consolidados.

A permeabilidade de materiais inconsolidados é comumente determinada no laboratório por medidas da razão de fluxo de um fluido, normalmente água, através de uma coluna do sedimento em questão, contido em algum tipo de cilindro de percolação. Stearns (1927) descreve o teste idealizado por Meinzer, em que dois tipos de aparelhos são usados. As diferenças estão unicamente no comprimento dos cilindros de percolação. Um dos cilindros tinha 121,92 cm de altura e o outro 142,24 cm, ambos construídos de cobre e tendo um diâmetro de 7,62 cm. Havia uma abertura próxima ao fundo, para entrada de água e outra próxima ao topo para descarga da água que subia através da coluna de sedimento.

Segundo Krumbein & Pettijohn (1938), no permeâmetro de Meinzer, usado especialmente em sedimentos incoerentes, a diferença de nível entre o topo e a base é regulada por meio de um suprimento ajustável e determinada pela leitura dos tubos capilares ligados no topo e na base do cilindro. A parte da água que extravasa é recolhida em um cilindro graduado. A água é então introduzida lentamente na parte inferior do cilindro e vai passando através da amostra, previamente compactada, para ocupar o menor volume e, quando se inicia uma descarga

uniforme no topo do cilindro, o teste é iniciado. A temperatura é lida, as diferenças de nível nas colunas capilares são tomadas e a razão de descarga é estabelecida para períodos de 30 ou 60 segundos. Diversos testes com diferentes níveis de água são registrados.

Para sedimentos consolidados, e de acordo com o método de Nutting (1930), a rocha é cortada em discos de tamanho padrão de cerca de 1,27 cm de diâmetro e 5 mm de espessura. Esta amostra deve ser envolvida lateralmente por lacre e cimentada dentro de tubo de seção cilíndrica. A amostra convenientemente preparada é adaptada em um tubo ligado a uma garrafa de gás. O tempo requerido para um determinado volume de gás passar pela amostra é registrado e a permeabilidade é determinada por intermédio de tabelas.

Nevin (1932) e Botset (1931) depreciam o valor de determinação de permeabilidade efetuada por meio de água, que flui através da areia ou rocha. A razão de fluxo da água através da areia diminui com o tempo. Segundo Botset isso se deve à hidrólise da sílica pela água e ocorre a formação de ácido silícico. Portanto, Nevin recomenda o uso de ar na medida de fluxo através de amostras. Ainda, segundo este autor, haveria uma relação direta entre a permeabilidade ao ar e à água das amostras.

Durante a perfuração de um poço para petróleo, vários dados podem ser obtidos a fim de se ter uma idéia aproximada da permeabilidade da rocha que está sendo perfurada. Em determinados casos, têm-se valores mais interessantes do que aqueles medidos em laboratórios, pois neste caso, algumas amostras são tomadas para representar dezenas de metros de espessura de sedimentos. Um desses casos pode estar ligado à dissolução de lama por penetração da água das formações na lama, quando as formações possuem pressões menores do que o peso da coluna de lama de perfuração. Frequentemente o segundo caso está ligado a fraturamentos ou cavernas nas formações carbonáticas. Outro dado que pode estar ligado à maior permeabilidade é a diminuição do tempo de perfuração.

A medida da permeabilidade não está diretamente relacionada aos perfis geofísicos, sendo a sua obtenção somente realizada através da medição em amostras testemunhadas da rocha.

2.2.4 – Conceitos de permeabilidade absoluta, efetiva e relativa.

A permeabilidade absoluta é aquela determinada em laboratório, segundo a Lei de Darcy, que é válida para um fluxo que sature por completo um meio poroso. Isto não se verifica na natureza, onde existe juntamente água, gás e petróleo ou água e gás, etc.

A permeabilidade efetiva é aquela determinada para um certo fluido (gás, petróleo ou água) na presença de outro. O valor desta permeabilidade difere com a saturação de fluidos e meio, e há proporcionalidade na mudança da permeabilidade com a saturação, mas esta varia com a amostra, então deverá ser determinada empiricamente. Exemplos: k_o (60,13) significa permeabilidade efetiva para petróleo, havendo 60 % de óleo, 13 % de água e os restantes 27 % de gás. k_a (50,40) significa permeabilidade efetiva para água, quando a porcentagem de saturação é de 50 % de óleo, 40 % de água e 10 % de gás.

A permeabilidade relativa é obtida pela razão entre a permeabilidade efetiva e a permeabilidade absoluta (saturação de 100 %). Têm-se, assim, os valores $k_{ra} = k_o/k$ ou $k_{ro} = k_a/k$. O valor máximo, com a saturação de 100 %, é a unidade. A permeabilidade relativa terá diferentes valores, dependendo da natureza do outro fluido ou dos outros fluidos presentes. É determinada experimentalmente para cada caso particular. Para exemplificar, uma dada amostra com petróleo e gás retém capilarmente o petróleo até 30 %, quando fluirá somente o gás e a permeabilidade ao petróleo é nula; com 55 % de petróleo, ambos fluirão com a mesma intensidade e acima deste ponto, o gás vai fluindo cada vez menos, em forma de bolhas descontínuas dentro do petróleo.

Com relação à permeabilidade relativa à água, ela flui quando sua porcentagem alcança valores maiores do que 20 %. Com valores inferiores, a água é irredutível e se adere capilarmente aos grãos e fluirá somente petróleo, ou seja, em um poço quando estiver fluindo água e petróleo, a quantidade de petróleo será cada vez menor em relação à água, até o ponto que fluirá somente água.

2.2.5 – Cálculo de permeabilidade efetiva a partir de dados de testes de formação

Durante ou após a perfuração dos poços de petróleo, são realizadas operações denominadas testes de formações. Estas geralmente têm a finalidade de permitir que uma formação produza fluidos antes da completação final de um poço, para se decidir sobre a necessidade ou não desta fase final.

Para sua execução, serve-se dos princípios básicos da mecânica e hidromecânica, utilizando-se diversos instrumentos tubuliformes, que vão atarraxados na extremidade das hastas de perfuração até atingirem a profundidade do teste. Basicamente os instrumentos de teste de

formação são constituídos de conjuntos de tubos com válvulas e registradores de pressão e mecanismos para acionar esses dispositivos.

Como resultados dessas operações, no teste de formação, são obtidos dois tipos de registros de variação das pressões, a carta do tipo T e a carta do tipo E. A carta do tipo T é de interesse para a determinação da permeabilidade, pois a pressão no poço varia com o tempo. A configuração geral da carta T de teste de formação está baseada na verificação da pressão no poço durante sua produção. A permeabilidade efetiva é calculada pela fórmula oriunda da lei de Darcy.

$$k = \frac{49,6 \times Q \times \mu}{h \times \Delta P}, \quad (9)$$

onde a permeabilidade efetiva (k) é dada em milidarcy (md), a produção média do fluido (Q), em barris por dia, obtida no teste de formação, a viscosidade do fluido recuperado (μ) em centipoises, a espessura da zona testada (h), em metros; e a queda de pressão (ΔP) através de um ciclo logaritmo (1 a 10).

Na obtenção do ΔP usam-se gráficos onde no eixo das ordenadas são representadas as pressões, em libras/polegada quadrada, em escala aritmética e nas abscissas aparecem os valores de tempo marcado em escala logarítmica, onde se verifica o tempo de fluxo e o tempo de fechamento para a pressão estática final (PEF). Sabendo-se o valor de ΔP , determina-se a viscosidade e, juntamente com a espessura da camada testada e produção média obtida durante o teste de formação, entra-se na fórmula para se achar o valor da permeabilidade.

A permeabilidade efetiva por este processo, apesar de aproximada, é de grande valor, pois traduz a permeabilidade média de toda a zona drenada pelo teste de formação. Para melhor entendimento considera-se rocha com características de permeabilidade segundo a escala.

Tabela 3: Escala de permeabilidade.

PERMEABILIDADE (k)	TIPO
< 1 md	Baixa
1 – 10 md	Regular
10 – 100 md	Boa
100 – 1000 md	Muito Boa
> 1000 md	Excelente

2.3 – REDE NEURAL ARTIFICIAL

A abordagem de redes neurais artificiais consiste em capturar os princípios básicos de manipulação de informação do cérebro humano e aplicar esse conhecimento na resolução de problemas que exigem aprendizado a partir da experiência.

As redes neurais artificiais se fundamentam nos estudos sobre a estrutura do cérebro humano para tentar emular sua forma inteligente de processar informações. Apesar de se desconhecer a maneira pela qual o cérebro manipula informações complexas, sabe-se que a modelagem do conhecimento contido em um problema específico pode ser representada através de interconexões entre células nervosas. Estruturalmente, a rede neural artificial, também conhecida por modelo conexionista de computação, se assemelha à rede neural biológica pela composição de seus neurônios e pela conexão entre eles.

Por serem baseadas nas redes neurais biológicas, as redes neurais artificiais apresentam um surpreendente número de características observadas no processo cognitivo humano, como o aprendizado pela experiência, a generalização a partir de exemplos e a abstração de características essenciais de informações que contém fatos irrelevantes.

Dessa forma, o uso de redes neurais artificiais oferece alguns benefícios como mapeamento suave de entrada-saída dos dados, adaptabilidade em seus pesos sinápticos e modificações do meio ambiente. Ainda mais, as respostas são evidentes na rede neural. Ela apresenta tolerância à falhas e possui uniformidade de análise e projeto, desfrutando da universalidade como processadores de informações e se faz potencialmente rápida na computação de certas tarefas, além de apresentar analogia neurobiológica.

Sendo assim, a rede neural proporciona uma fantástica capacidade de processamento e armazenamento de informação. Um dos aspectos principais da rede neural artificial é a capacidade que ela possui de adaptar-se a diversos tipos de condições ambientais, através de mudanças na sua força conectiva ou estrutura.

Assim como o sistema nervoso é composto por bilhões de células nervosas, a rede neural artificial também seria formada por centenas ou milhares de unidades de processamento que nada mais são que pequenos módulos que simulam o funcionamento de um neurônio. Estes módulos devem funcionar de acordo com os elementos em que foram inspirados, recebendo e retransmitindo informações.

As redes neurais artificiais são sistemas de neurônios artificiais, ou unidades processadoras, ligados por conexões sinápticas e divididos em camadas: Camada de entrada, que recebe os estímulos do meio externo. Camada interna ou oculta, onde se processam as informações da rede e camada de saída, que se comunica com o meio exterior.

Embora a rede neural natural consiste em bilhões de neurônios formados pelo núcleo ou soma e caminhos de sinais nervosos, para o estudo das redes neurais artificiais é preciso apenas alguns neurônios artificiais típicos representadas pelos dendritos, núcleo e axônio. Os dendritos representam um conjunto de sinapses e formado por um especificado conjunto de valores chamados pesos sinápticos, o núcleo é constituído pelo somador, que produz uma combinação linear entre os sinais de entrada e seus pesos sinápticos, e pela função de ativação, que é responsável pela limitação da amplitude do sinal de saída do neurônio, e o axônio representa o sinal de saída da rede neural artificial. Dessa forma, a rede neural artificial utiliza as técnicas computacionais que apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência.

Contudo, a idéia fundamental das redes neurais artificiais é a de simular, por meio de algoritmos matemáticos, o comportamento do cérebro humano quando este trabalha na solução de problemas triviais, mas que apresentam um tratamento bastante complexo e oneroso nos computadores convencionais. As redes neurais processam os dados e aprendem em paralelo, elas podem descobrir relações altamente complexas entre várias variáveis que são apresentadas a ela. As redes neurais podem mapear da entrada para a saída não importando a complexidade da relação.

Em um sistema neural, a informação pode parecer ter representação redundante, porém, o fato de que ela se encontre distribuída por todos os elementos da rede significa que mesmo que parte da rede seja destruída, a informação contida nesta parte ainda estará presente na rede, e poderá ser recuperada. Portanto, a redundância na representação de informações em uma rede neural, diferente de outros sistemas, transforma-se em uma vantagem, que torna o sistema tolerante à falhas. Os atributos de uma rede neural, tais como aprender através de exemplos, generalizações redundantes, e tolerância à falhas, proporcionam fortes incentivos para a escolha de redes neurais como uma escolha apropriada para aproximação para a modelagem de sistemas biológicos.

A propriedade mais importante das redes neurais é a habilidade de aprender de seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho. Isso é feito através de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos sinápticos, o treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

A rede neural se baseia nos dados para extrair um modelo geral. Portanto, a fase de aprendizado deve ser rigorosa e verdadeira, a fim de se evitar modelos falsificados. Todo o conhecimento de uma rede neural está armazenado nos pesos sinápticos, ou seja, nos pesos atribuídos às conexões entre os neurônios. A maioria dos dados deve ser separada para o treinamento da rede neural, esses dados são escolhidos aleatoriamente, a fim de que a rede “aprenda” as regras e não “decore” exemplos. O restante dos dados somente é apresentado à rede neural na fase de testes a fim de que a rede possa “deduzir” corretamente o inter-relacionamento entre os dados.

Durante a fase de treinamento da rede neural artificial, o conjunto de dados de teste é utilizado para determinar a performance da rede com dados que não foram previamente utilizados. A performance da rede, medida nesta fase, é uma boa indicação de sua performance real. Devem ser considerados ainda outros testes como análise do comportamento da rede utilizando entradas especiais e análise dos pesos atuais da rede, pois se existirem valores muito pequeno, as conexões associadas podem ser consideradas insignificantes e assim serem eliminadas. Outro fator importante é a maneira pela qual uma rede neural se relaciona com o ambiente. Os sinais de entrada para uma rede neural a partir de fora da rede chegam através de conexões que se originam do mundo externo, as saídas da rede para o mundo externo são conexões que deixam a rede.

2.3.1 – Rede neural com função de base radial

As funções de base radial foram primeiramente introduzidas na solução do problema de interpolação multivariada. O trabalho inicial neste assunto é detalhado em Powell (1985), e um trabalho mais recente é examinado em Light (1992).

Sendo assim, o projeto de uma rede neural com função de base radial (RBF) é visto como um problema de ajuste de curva (aproximação) em um espaço de alta dimensionalidade. Para isso, aprender em uma rede RBF é equivalente a encontrar ou mapear uma superfície, em um espaço multidimensional, que forneça o melhor ajuste para os dados de treinamento. E

generalizar é equivalente ao uso desta superfície multidimensional para interpolar os dados de treinamento. A generalização é a principal característica de uma rede neural artificial e a responsável pela sua capacidade de solucionar problemas.

A rede neural artificial com função de base radial passa por um processo de treinamento a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Sendo assim, a rede neural artificial RBF é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais.

A construção da arquitetura da rede neural com função de base radial (RBF) envolve três camadas totalmente diferentes, conforme a Figura 3. A primeira camada é a camada de entrada da rede, sendo constituída por nós de fonte (unidades sensoriais), que conectam a rede ao seu ambiente. A camada de entrada é composta por um conjunto de dados, perfil de densidade. A segunda camada é a única camada oculta que tem grande dimensão e serve para processar um sinal diferente na multicamada. A terceira camada é a camada de saída, é linear, e fornece uma resposta da rede ao padrão (sinal) de ativação aplicados à camada de entrada. É representada pelo perfil de permeabilidade e pelo perfil de porosidade.

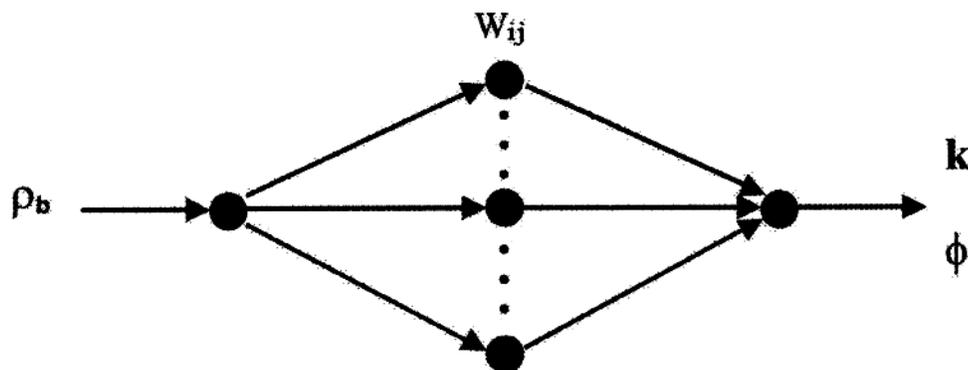


Figura 3: Arquitetura de rede neural artificial com função de base radial.

De acordo com o estudo da rede neural RBF, ocorre uma transformação não linear do sinal da camada de entrada para o sinal processado na camada oculta e uma transformação linear do sinal da camada oculta para o sinal na camada de saída da rede.

A justificativa matemática para uma transformação não linear seguida de uma linear é que um problema de classificação, estabelecido em um espaço de grande dimensionalidade, tem maior probabilidade de ser linearmente separável. Quanto maior a dimensão da camada oculta, maior será a precisão na aproximação da função realizada pela rede, que produzirá um mapeamento suave entre a entrada e a saída da rede. Para que uma rede RBF possua uma alta

dimensão em sua camada oculta está relacionada à capacidade da rede de aproximar um mapeamento suave de entrada-saída, ou seja, quanto maior for a dimensão da camada oculta, mais precisa será a aproximação do resultado desejado.

Diante do exposto, neste trabalho, utilizou-se a rede RBF para a obter uma estimativa do perfil de permeabilidade e de porosidade da formação, com a entrada representada pelo perfil de densidade (ρ_b) e a saída d , representa a permeabilidade ou a porosidade, conforme o caso. A situação geral do mapeamento entre a entrada e a saída, pode ser mostrada da seguinte maneira.

Dado um conjunto de N entradas diferentes $\{x_i \in \mathcal{R}^2 / i = 1 \text{ à } N\}$, que são os dados medidos da densidade da formação e um conjunto de N saídas $\{d_i \in \mathcal{R}^2 / i = 1 \text{ à } N\}$, que são os dados de porosidade ou permeabilidade, obtidos através da análise de testemunhos do poço, encontrar uma função $F: \mathcal{R}^N \rightarrow \mathcal{R}^1$ que satisfaça a condição de interpolação,

$$F(x_i) = d_i \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (10)$$

Desta forma, a superfície de interpolação F obrigatoriamente passará em todos os pontos dos dados de treinamento. A técnica da rede de função de base radial (RBF) consiste em escolher uma função F com a seguinte forma,

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(\|x - x_i\|). \quad (11)$$

Usando as condições de interpolação da Equação (10) na Equação (11), obtemos um sistema de equações lineares simultâneas para os coeficientes (pesos sinápticos) desconhecidos w_i ,

$$\Phi w = d, \quad (12)$$

onde Φ representa uma matriz ($N \times N$) de interpolação, com elementos φ_{ji} , na forma;

$$\Phi = \{ \varphi_{ji} / (j,i) = 1, 2, \dots, N \} \quad (13)$$

e

$$\varphi_{ji} = \varphi(\|x_j - x_i\|), \quad (14)$$

onde φ_{ji} é a função de base radial e $\|x_j - x_i\|$ é a norma euclidiana. Considere,

$$\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_N]^T; \quad (15)$$

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_N]^T. \quad (16)$$

Assumimos que Φ é não-singular, ou seja, que existe uma matriz inversa Φ^{-1} . Resolvendo a Equação (12) para o vetor de peso sináptico \mathbf{w} , obtemos;

$$\mathbf{w} = \Phi^{-1} \mathbf{d}. \quad (17)$$

O teorema de Michelli (1986) mostra que há uma grande classe de funções de base radial, dentre elas, inclui-se a função gaussiana, Figura 4, na forma.

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{para um } \sigma > 0 \text{ e } r \in \mathfrak{R}. \quad (18)$$

As funções de base radial caracterizam-se por possuírem os pontos $\{x_i\}_{i=1}^N$ diferentes, sendo isto exigido para a não-singularidade da matriz de interpolação Φ , independente dos valores dos N pontos de dados ou do tamanho dos vetores de entrada x_i .

As redes RBF (Radial Bases Function) podem ser consideradas como rede MLP (multilayer Perceptron), com apenas uma camada oculta para a qual a saída é uma função linear da saída das unidades ocultas.

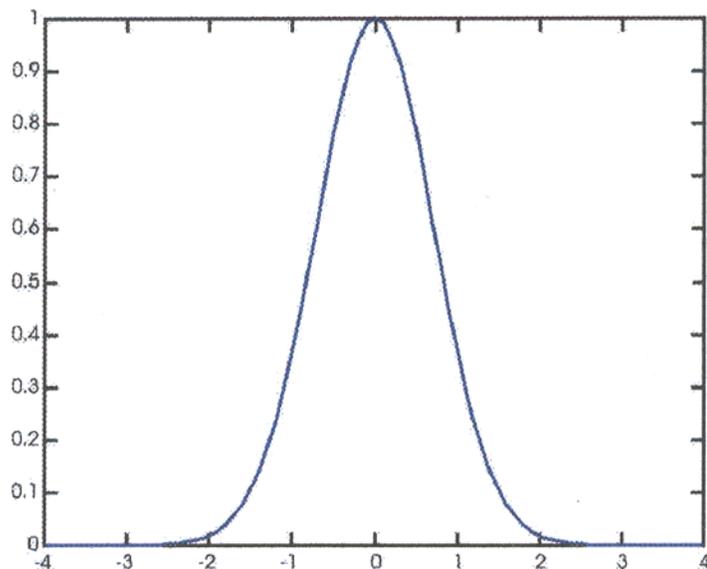


Figura 4: Função gaussiana.

3 – RESULTADOS

A busca de uma estimativa para porosidade e permeabilidade das rochas nas proximidades das paredes de um poço, a partir dos dados geofísicos de poço, seguiu basicamente por dois caminhos. O primeiro tratou do estabelecimento de relações empíricas a partir de medidas petrofísicas diretas sobre as amostras recolhidas nos poços (Ellis, 1987). O segundo buscou o estabelecimento destas relações a partir dos perfis geofísicos de poço, com a utilização das redes neurais artificiais, normalmente utilizando a rede neural direta treinada com o algoritmo da retro-propagação do erro (Arpat *et. al.*, 1998; Wong, 1998; Jamialahmadi & Javadpour, 1999).

Neste trabalho, introduzimos dois novos conceitos. O primeiro diz respeito ao tipo de dado ou da utilização de medidas petrofísicas (laboratoriais) da porosidade e da permeabilidade. O segundo refere-se à utilização de uma outra arquitetura de rede neural artificial – a rede neural com função de base radial.

Neste capítulo será discutido cada um desses tópicos detalhadamente.

3.1 – DADOS DE POROSIDADE E PERMEABILIDADE

Os dados utilizados neste trabalho provêm de análises petrofísicas sobre 18 (dezoito) amostras indeformadas de um poço petrolífero da Bacia de Campos (Bastos, 1993), perfazendo um intervalo em profundidade de 6,00 metros. Foram realizadas medidas de densidade, de porosidade e de permeabilidade, como mostrado na Figura 5. Os valores de densidade mostram uma variação litológica do arenito para o calcário, numa situação de ambiente geológico de mar raso.

O motivo para a utilização desse tipo de dados refere-se ao fato de que eles, mesmo sendo representativos dos valores destas propriedades nas condições ambientes, apresentam uma distribuição muito abrupta e em termos de série temporal (espacial) muito complexa. Assim, os testes para a verificação da capacidade de generalização das arquiteturas de rede neural, aqui introduzidas serão mais complexos, principalmente, para o caso do estabelecimento de relações claramente não lineares.

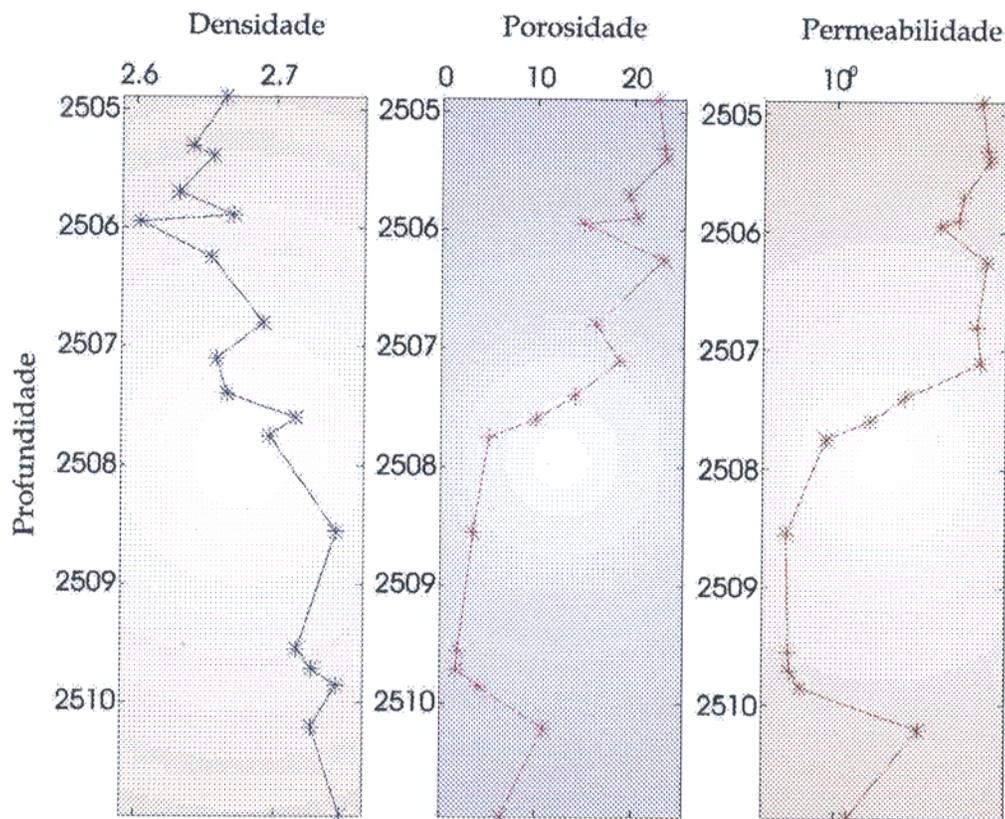


Figura 5: Dados: (A) Perfil de densidade. (B) Perfil de porosidade. (C) Perfil de permeabilidade.

3.2 – ARQUITETURA DA REDE NEURAL

A literatura tem mostrado a dificuldade na estimativa de relações entre as propriedades físicas mensuradas nos perfis geofísicos e as propriedades petrofísicas de interesse para a avaliação de formação e a engenharia de petróleo. Nesse sentido, definimos a estratégia de construção das arquiteturas das redes a partir da premissa da existência, mesmo que desconhecida, de uma relação entre as grandezas físicas e as grandezas petrofísicas.

No trabalho com as redes neurais artificiais, duas questões cruciais devem ser estabelecidas *a priori*:

- O tipo de arquitetura da rede neural;
- O conjunto de treinamento.

Adotamos neste trabalho a utilização da rede neural com função de base radial. Estamos basicamente interessados nas suas qualidades de generalização ou, em outras palavras, na sua capacidade de estabelecer uma relação de ajuste entre os dados de entrada e os dados de resposta desejada, a qual é estabelecida durante a fase de treinamento da rede. Desse modo, estamos interessados no estabelecimento da matriz de interpolação como definida na equação (13). Sendo assim, a arquitetura adotada refletirá uma estrutura de 03 (três) camadas, com uma única camada processadora oculta, onde cada neurônio terá a função gaussiana, como definida na equação (18), como função de ativação.

É bem conhecida a relação entre a redundância ou quantidade de dados de entrada e a performance do treinamento de uma rede neural artificial. Normalmente, este tipo de aplicação levá a situações de instabilidades numéricas característicos da fase de treinamento da rede. Quando se opta pela utilização do treinamento através do algoritmo de retro-propagação do erro, esta instabilidade está de algum modo implícito nos ajustes a serem aplicados aos pesos sinápticos. Uma forma normalmente aplicada para a obtenção da estabilidade numérica é a utilização de varias grandezas na composição do conjunto de entrada (Haykin, 2001). No entanto, a introdução dessas novas grandezas, em função da estabilização numérica, carece de uma melhor interpretação física. No caso das redes com função de base radial, esta instabilidade é claramente visível e explícita na matriz de interpolação. Deste modo, podemos adotar como conjunto de entrada apenas os valores daquelas grandezas físicas que possuem uma relação física bem estabelecida com as grandezas petrofísicas.

No caso deste trabalho, adotou-se como grandeza de entrada somente os valores de densidade cuja relação com a porosidade é bem conhecida desde os primórdios da geofísica de poço. Para o caso da permeabilidade estas relações, quando existem, são muito complexas, no entanto, existe uma relação qualitativa entre a porosidade e a permeabilidade das rochas.

A linha de raciocínio, neste trabalho, parte então da utilização dos valores de densidade para produzir uma estimativa da porosidade, e da associação dessas duas grandezas para a produção de uma estimativa da permeabilidade.

Conforme visto nas seções anteriores, as relações empíricas entre a densidade e a porosidade são bem conhecidas. Assim, projetamos uma arquitetura de rede neural com função de base radial cuja camada de entrada é composta por um único neurônio, uma camada oculta com 20 neurônios processadores e a camada de saída composta por um único neurônio e

responsável pela apresentação dos valores estimados da porosidade. A construção da camada de entrada com um único neurônio parte da premissa de que estamos associando as variações da densidade com uma série espacial, tendo a profundidade como índice. Essa arquitetura pode ser visualizada na Figura 6.

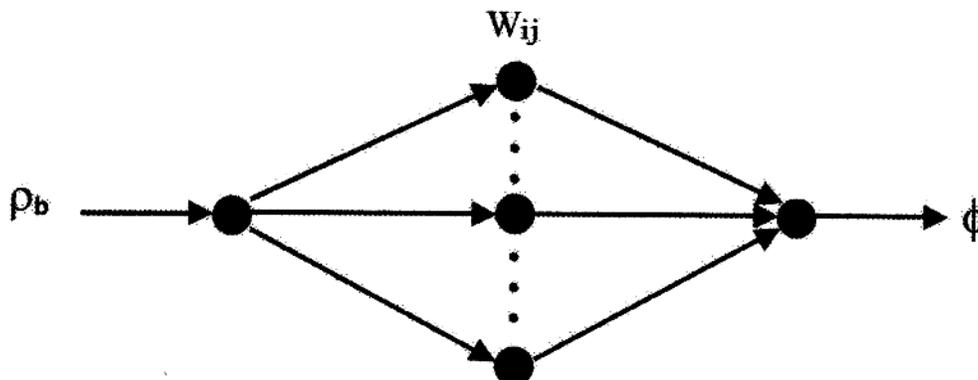


Figura 6: Arquitetura da rede neural artificial com função de base radial, para a estimativa da porosidade da formação.

3.3 – ESTIMATIVA DA POROSIDADE

A arquitetura de rede neural com função de base radial descrita na seção anterior será agora utilizada para a produção de estimativa dos valores laboratoriais de porosidade, a partir da utilização dos valores de densidade como entrada da rede.

A Figura 7 mostra a qualidade do treinamento da rede neural com função de base radial em aproximar os valores escolhidos de forma aleatória no conjunto de treinamento. Por asteriscos (*) são mostrados os valores laboratoriais de porosidade e pelos círculos (o) mostramos os valores de porosidade estimados pela rede neural a partir dos valores laboratoriais de densidade, nas mesmas profundidades.

Na Figura 8, mostramos o desempenho da rede treinada a partir do conjunto de treinamento que originou a Figura 7. Por círculos estão representadas as estimativas de porosidade realizadas pela rede e por asteriscos os seus valores laboratoriais. Observa-se que a rede é capaz de estimar corretamente os valores do treinamento e produzir uma aproximação, ainda que razoável, dos valores desconhecidos na fase de treinamento.

A Figura 9 mostra através da linha azul os valores de porosidade medidos em laboratórios e pela linha vermelha os valores de porosidade estimados pela rede neural. Por asteriscos (*) estão representados os valores medidos em laboratório e por círculos (o) os valores de saída da rede.

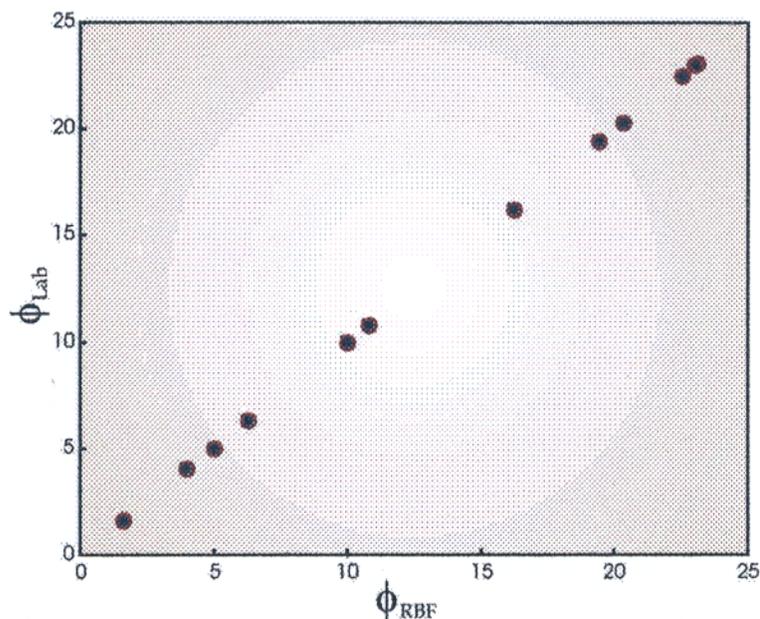


Figura 7: Gráfico da porosidade obtida em laboratório (ϕ_{Lab}) x porosidade obtida pela rede neural (ϕ_{RBF}).

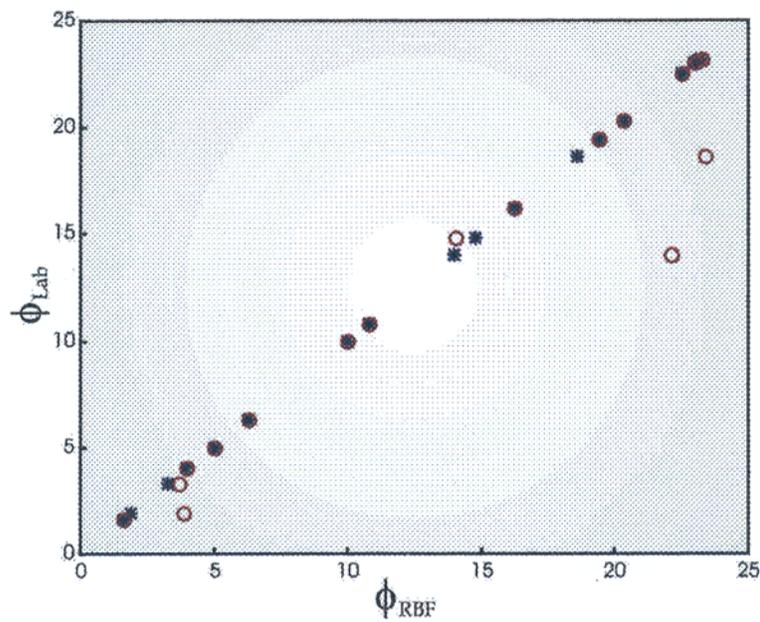


Figura 8: Estimativas da porosidade realizadas pela rede sobre o conjunto completo de dados.

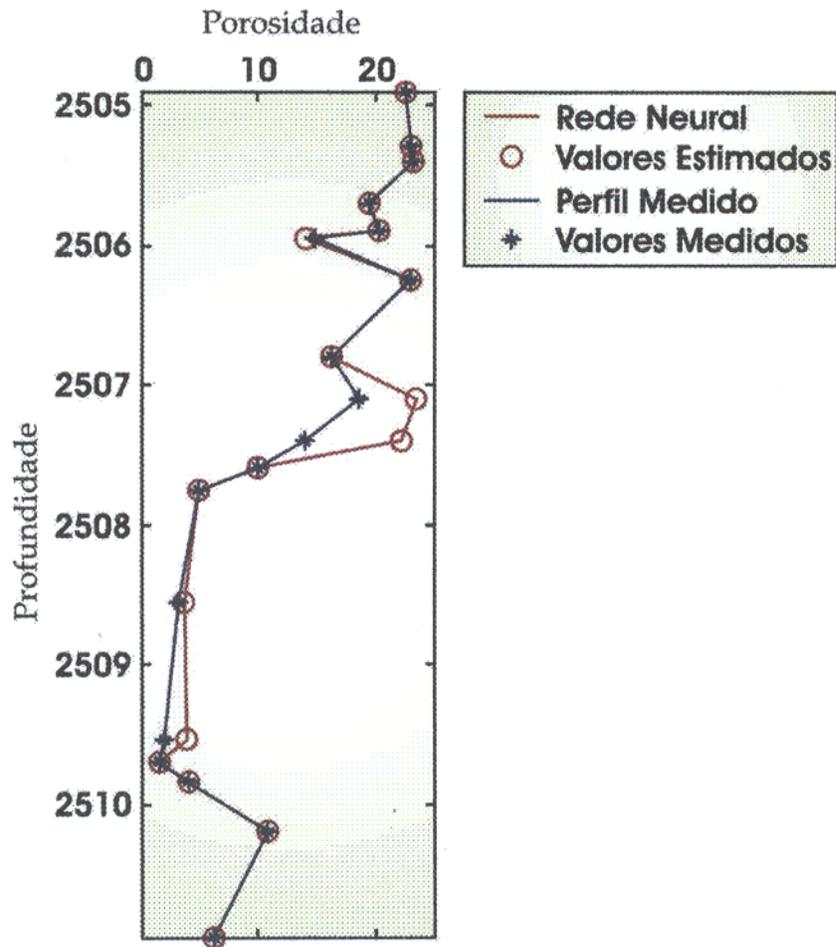


Figura 9: Perfil de porosidade obtido a partir da aplicação de rede neural artificial.

O segundo experimento trata da utilização de todos os dados disponíveis para a formação do conjunto de treinamento. Deste modo, buscamos testar a habilidade da arquitetura de rede aqui apresentada para um mapeamento do conjunto completo dos pares ordenados (densidade, porosidade), o que não foi possível nos testes anteriores. A Figura 12, mostra a relação estimada pela rede neural entre a densidade e a porosidade expressa em valores de porosidade em função da profundidade. A linha azul mostra os valores de porosidade medidos em laboratório e a linha vermelha mostra os valores estimados pela rede neural.

A Figura 10, refere-se aos pares ordenados (densidade, porosidade) utilizados no treinamento da rede (asteriscos) e a saída ao final do treinamento da rede, representada por círculos (o). Nesta figura observa-se a dispersão entre os valores de porosidade do conjunto de treinamento (*) e as estimativas da porosidade realizada pela rede neural (o). A Figura 11 mostra

a estimativa de porosidade produzida pela rede, com a aplicação de um conjunto de teste obtido a partir de um novo conjunto de treinamento. A simbologia aqui adotada é a mesma utilizada no experimento anterior. Observa-se novamente que a rede neural é capaz de estimar corretamente os valores do treinamento e produzir uma boa aproximação dos valores na fase de teste.

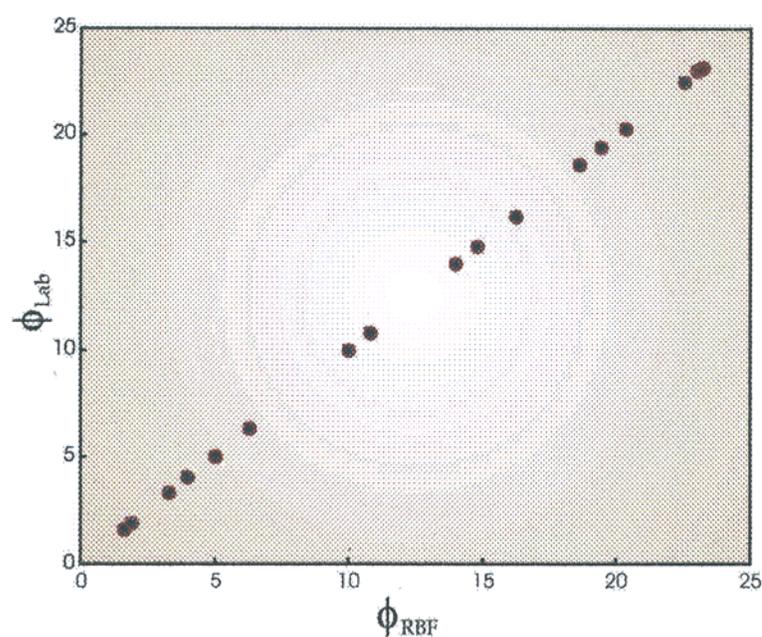


Figura 10: Gráfico da porosidade obtida em laboratório (ϕ_{Lab}) x porosidade obtida pela rede neural (ϕ_{RBF}).

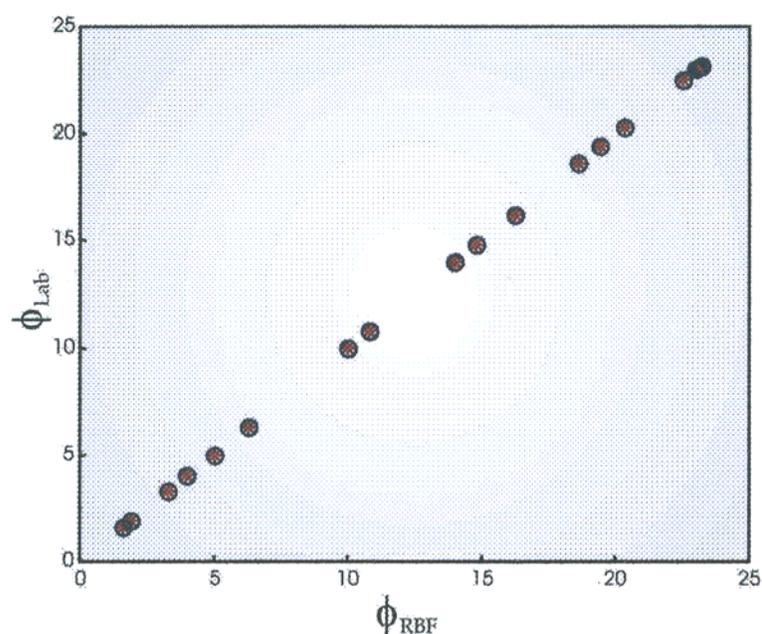


Figura 11: Estimativas da porosidade realizadas pela rede sobre o conjunto completo de dados.

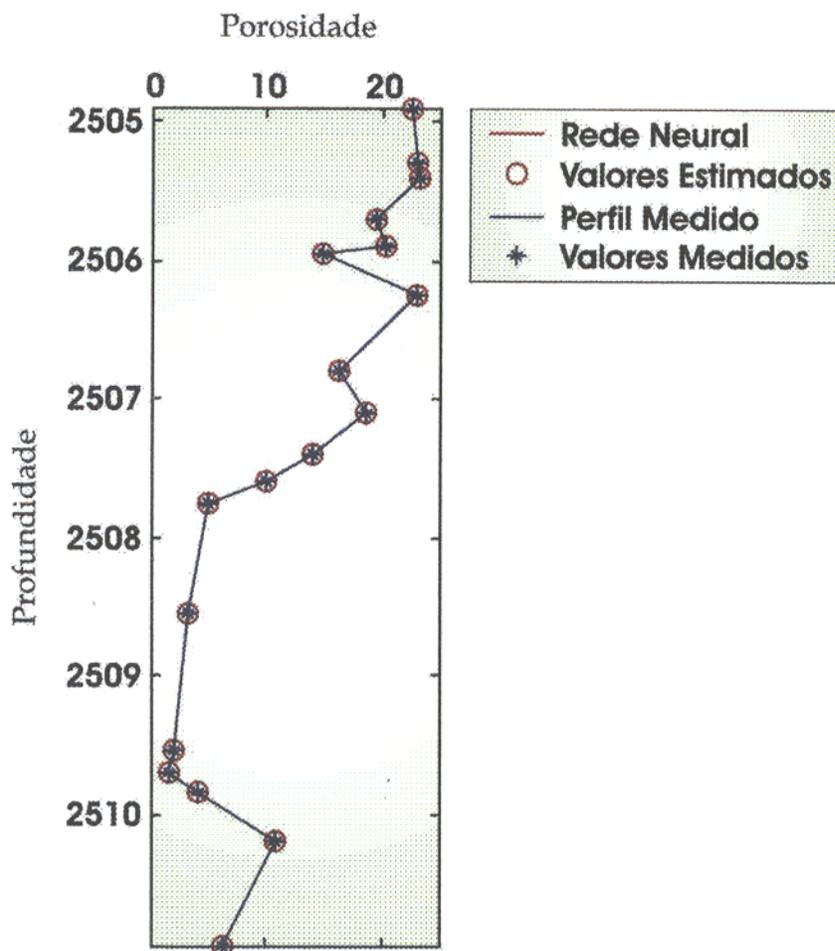


Figura 12: Perfil de porosidade obtido a partir da aplicação de rede neural artificial.

3.4 – ESTIMATIVA DA PERMEABILIDADE

O estabelecimento de uma relação entre a permeabilidade e as propriedades físicas das rochas são muito mais complexas que as correspondentes relações constituídas da porosidade com essas propriedades.

Desenvolvemos nessa seção uma tentativa do estabelecimento de uma relação entre a permeabilidade e a densidade das rochas, a partir da utilização de uma arquitetura de rede neural com função de base radial. Nosso objetivo aqui é buscar esta relação, unicamente, a partir da informação de densidade e da permeabilidade obtidas de amostras de rocha, deixando que os dados falem por si próprio.

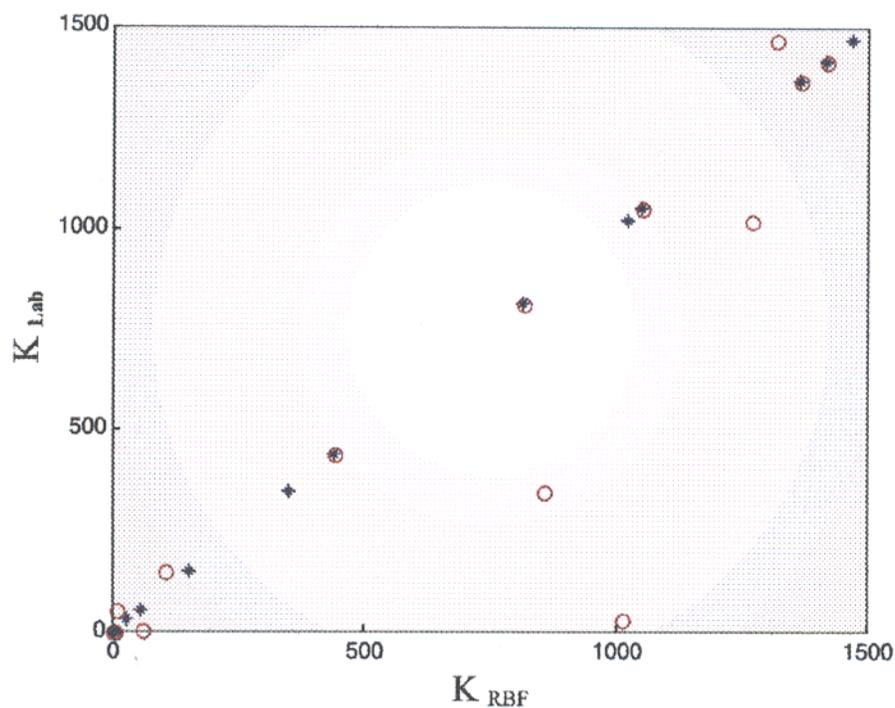


Figura 13: Dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural.

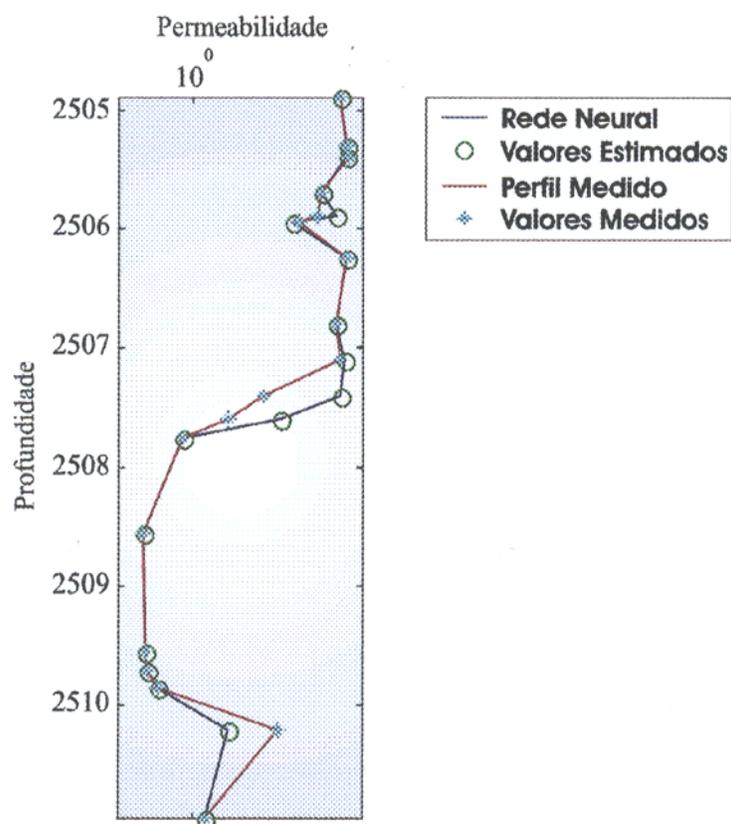


Figura 14: Perfil de permeabilidade determinado em laboratório (linha vermelha). Perfil de permeabilidade estimado pela rede neural (linha azul).

A Figura 14 mostra o resultado da operação da rede neural aqui apresentada, treinada com subconjunto aleatório dos dados de densidade. A linha vermelha mostra o perfil de permeabilidade definido pelos pontos marcados por asteriscos, como medido nos ensaios laboratoriais. A linha azul apresenta o perfil de permeabilidade estimada pela rede neural. Os círculos em azul mostram os valores de permeabilidade estimados pela rede neural em cada profundidade. A Figura 13 mostra a dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural. Os círculos coincidentes com a reta a 45° mostram os pontos utilizados como resposta desejada no conjunto de treinamento.

A Figura 16 mostra uma melhor estimativa dos valores de permeabilidade produzidos em laboratório. Observa-se a profunda dependência do mapeamento do conjunto de treinamento realizado pela rede neural em relação às especificidades do próprio conjunto de treinamento. Em linha vermelha é mostrado o perfil de permeabilidade medida e em linha azul o perfil de permeabilidade estimado. Na Figura 15 é apresentada a dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural. Os asteriscos mostram os valores de permeabilidade estimados e os círculos sobre a linha azul representam os valores de permeabilidade utilizados no conjunto de treinamento. A dependência da performance da rede em relação ao conjunto de treinamento pode ser visualizada através da comparação entre as Figuras 13 e 15.

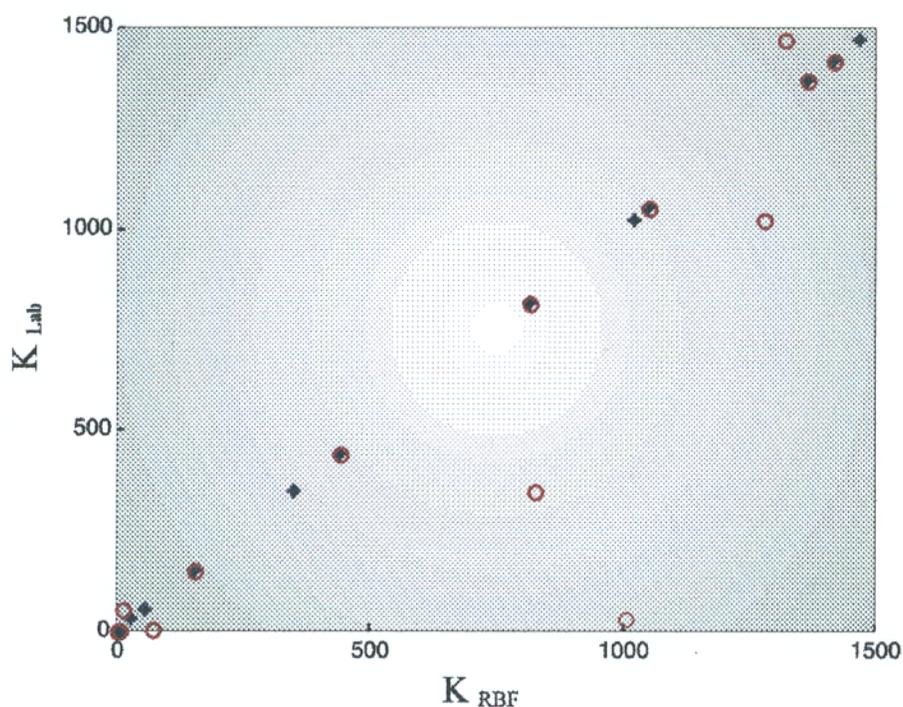


Figura 15: Dispersão dos valores de permeabilidade estimados pela rede neural.

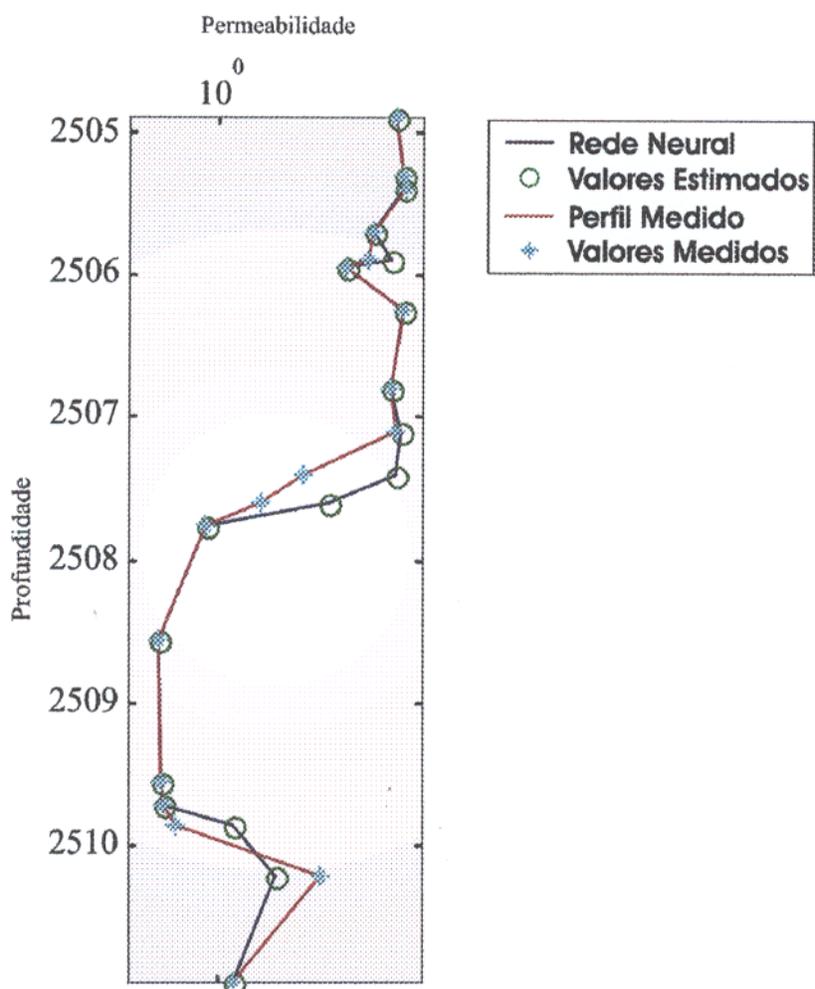


Figura 16: Perfil de permeabilidade medido (linha vermelha). Perfil de permeabilidade estimado (linha azul).

4 – CONCLUSÕES

O cálculo da porosidade através dos perfis geofísicos de poço é bem conhecido e o seu grau de confiança com os dados de campo foi o principal responsável pelo desenvolvimento das ferramentas de porosidade (densidade, neutrônico e sônico). No contexto desse trabalho, a estimativa da porosidade através da aplicação das redes neurais com função de base radial foi realizada com o objetivo de produzir o dado de entrada necessário ao melhor projeto do conjunto de treinamento para uma arquitetura de rede neural com função de base radial, visando a possibilidade de produzir-se boas estimativas da permeabilidade a partir de dados laboratoriais de densidade, como aqui apresentado e tornando clara a possibilidade de sua aplicação direta aos dados do perfil de densidade.

Este trabalho mostra que a rede neural RBF é capaz de estimar a permeabilidade e a porosidade da formação, utilizando medidas do poço obtidas em laboratório e um conjunto de dados aleatórios de densidade para o treinamento da rede e cujos resultados, tanto para a estimativa da permeabilidade quanto da porosidade, estão compatíveis com os resultados apresentados na literatura.

Pela experiência adquirida ao longo da realização deste trabalho e da realização de inúmeras variações do conjunto de treinamento julgamos que há grande dependência do tipo de conjunto de treinamento para o mapeamento densidade-porosidade, bem como do mapeamento densidade-permeabilidade. Estes fatos induzem uma tendenciosidade no processo, que de maneira alguma retira seus méritos. No entanto, a indisponibilidade de um conjunto de dados mais representativos nos impediu de avaliarmos a estimativa das propriedades petrofísicas a partir dos dados de densidade, assumindo este último na forma de uma série caótica e o novo tratamento dado ao problema, como previsão de série caótica, o que fica como sugestão para futuros trabalhos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ARPAT, G. B., GÜMRAH, F., YETEN, B. 1998. The neighborhood approach to prediction of permeability from wireline logs and limited core plug analysis data using backpropagation artificial neural networks. *Journal of Petroleum Science Engineering*. 20: 1 – 8.
- BALAN, B., MOHAGHEGH, S., AMERI, S. 1995. State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data: Part 1 – A Comparative Study, Model Development. *SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, Proceedings*, SPE 30978: 33 – 42.
- BASTOS, A. C. 1993. *Velocidades de ondas compressãois e cisalhantes como indicadores de litologia e tipo de fluido contido em rochas porosas*. Belém, UFPA, C.G. (Dissertação de Mestrado).
- BOTSET, H. G. 1931. The measurement of permeabilities of porous alundum discs for water and oils. *Review of Scientific Instruments*, 2 (2): 84 – 95.
- ELLIS, D. V. 1987. *Well Logging for Earth Scientists*. New York, Elsevier Science Publishing Co.
- GRATON, L. C. & FRASER, H. J. 1935. Systematic packing of spheres with particular relation to porosity and permeability. *Journal of Geology*, 43: 785 – 909.
- HAYKIN, S. 2001. *Redes Neurais – Princípios e Práticas*. 2ª Ed., Porto Alegre, Bookman Companhia Editora.
- HUANG, Z., SHIMEL, J., WILLIAMSON, M., KATSUBE, J. 1996. Permeability prediction with artificial neural network modeling in the venture gas field, offshore Eastern Canada. *Geophysics*, 61: 422 – 436.
- JAMIALAHMADI, M. & JAVADPOUR, F. G. 1999. Relationship of permeability, porosity and depth using an artificial neural network. *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 26: 235 – 239.
- KRUMBEIN, W. C. & MONK, C. D. 1942. *Permeability as a function of the size parameters of unconsolidated sands*. Amer. Inst. Mining Metal. Engrs., Tech. Publ.
- KRUMBEIN, W. C. & PETTIJOHN, F. J. 1938. *Manual of sedimentary petrography*. New York, Appleton Century Crofts Inc. 549 pp.
- LEVORSEN, A. I. 1954. *Geology of Petroleum*. San Francisco, W. H. Freeman and co.
- LIGHT, W. 1992. Ridge functions, sigmoidal functions and neural networks. In: CHENEY, E. W., CHUI, C.K., SCHUMAKER, L. L. (eds.). *Approximation Theory*, Boston: Academic Press. V 7, p. 163 – 206.

- MALKI, H. A., BALDWIN, J. L., KWARI, M. A. 1996. Estimating permeability by the use of neural networks in thinly bedded shaly gas sands. *SPE Computer Applications*, April. 58-62.
- MICHELLI, C. A. 1986. Interpolation of scattered data: Distance matrices and conditionally positive definite functions. *Constructive Approximation*, 2: 11 – 22.
- MOHAGHEGH, S., AREFI, R., AMERI, S., AMINIAND, K., NUTTER, R. 1996. Petroleum reservoir characterization with the aid of artificial neural networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 16: 263 – 274.
- MOHAGHEGH, S., BALAN, B., AMERI, S. 1995. State-of-the-art in permeability determination from well log data: Part 2 – Verification, accurate permeability predictions, the touch-stone of all models. *SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, proceedings: Society of Petroleum Engineers*, 43 – 47.
- NEVIN, C. M. 1932. Permeability, its measurement and value. *Amer. Assoc. Petrol. Geol., Bull.*, 16: 313 – 384.
- NUTTING, P. G. 1930. Physical analysis of oil sands. *Amer. Assoc. Petrol. Geol. Bull.*, 14: 1342 – 1347.
- PETTJOHN, F. J. 1957. *Sedimentary Rocks*, 2 Ed. New York, Harper and Brothers.
- POWELL, M. J. D. 1985. *Radial basis functions for multivariable interpolation: A review in IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data*. RMCS, Shrivenham, UK, pp. 143 – 167.
- ROGERS, S. J., CHEN, H. C., KOPASKA-MERKEL, D. C. FANG, J. H. 1995. Predicting permeability from porosity using artificial neural networks. *AAPG Bulletin*, 79: 1786 – 1797.
- STEARNS, N. D., 1927. *Laboratory tests on physical properties of water bearing materials*, 134 – 137. U.S. Geol. Survey, Water Supply Paper, 596F.
- SUGUIO, K. 1973. *Introdução à sedimentologia*. São Paulo, Edgard Blucher, Ed. da Universidade de São Paulo, pp. 166 – 175.
- WIENER, J. 1995. Predict Permeability From Wireline Logs Using Neural Networks. *Petroleum Engineering International*, May. 18 – 24.
- WILSON, J. L. 1975. *Carbonate facies in geologic history*. New York. Springer-Verlag.
- WILSON, M. D. (Ed.) 1994. *Reservoir quality assessment and prediction in clastic rocks*. Tulsa. Society for Sedimentary Geology.
- WONG, P. M., 1998. *Use of interpolation neural networks for permeability estimation from well logs*. School of Petroleum Engineering, The University of New South Wales. Sydney, 18 – 25.

WONG, P. M., GEDEON, T. D., TAGGART, I. J. 1995a. An improved technique in porosity predictions: A neural network approach. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*. 44: 971 - 980.

WONG, P. M., HENDERSON, D. J., BROOKS, L. 1998. Permeability determination using neural networks in the ravva field, offshore India. *SPE Reservoir Evaluation and Engineering*. 1: 99 - 104.

WONG, P. M., TAGGART, I. J., JIAN, F. X. 1995b. A critical comparison of neural networks and discriminant analysis in lithofacies, porosity and permeability predictions. *Journal of Petroleum Geology*. 18: 191 - 206.