



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE

CENTRO DE TECNOLOGIA – CT

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA TERRA – CCET

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E ENGENHARIA DE

PETRÓLEO - PPGCEP



TESE DE DOUTORADO

**SISTEMA INTELIGENTE PARA ESTIMAR A POROSIDADE EM
SEDIMENTOS A PARTIR DA ANÁLISE DE SINAIS GPR**

Eduardo Henrique Silveira de Araújo

Orientador: Prof. Dr. Francisco Pinheiro Lima Filho

Co-Orientador: Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto

Natal / RN, Janeiro de 2013

**SISTEMA INTELIGENTE PARA ESTIMAR A POROSIDADE EM
SEDIMENTOS A PARTIR DA ANÁLISE DE SINAIS GPR**

Eduardo Henrique Silveira de Araújo

Natal / RN, Janeiro de 2013

Catálogo da Publicação na Fonte. UFRN / SISBI / Biblioteca Setorial
Especializada do Centro de Ciências Exatas e da Terra – CCET.

Araújo, Eduardo Henrique Silveira de.

Sistema inteligente para estimar a porosidade em sedimentos a partir da análise de sinais GPR / Eduardo Henrique Silveira de Araújo. – Natal, RN, 2013.

141 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Pinheiro de Lima Filho.

Co-orientador: Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto.

**Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
Centro de Ciências Exatas e da Terra. Programa de Pós-Graduação
em Ciência e Engenharia de Petróleo.**

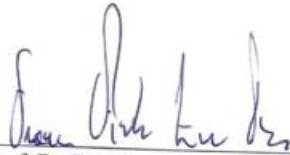
1. Engenharia de petróleo – Tese. 2. Porosidade – Tese. 3. Radar GPR – Tese. 4. Sistema inteligente – Tese. 5. Rede neural artificial – Tese. I. Lima Filho, Francisco Pinheiro de. II. Dória Neto, Adrião Duarte. III. Título.

Eduardo Henrique Silveira de Araújo

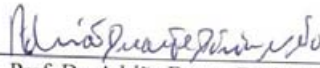
**SISTEMA INTELIGENTE PARA ESTIMAR A POROSIDADE EM
SEDIMENTOS A PARTIR DA ANÁLISE DE SINAIS GPR**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Petróleo PPGCEP, da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciência e Engenharia de Petróleo.

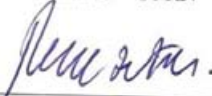
Aprovado em 25 de Janeiro de 2013.



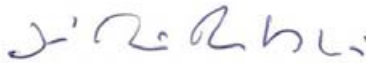
Prof. Dr. Francisco Pinheiro Lima Filho
Orientador – UFRN



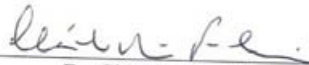
Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto
Co-orientador – UFRN



Prof. Dr. Ronaldo de Andrade
Membro Interno – UFRN



Prof. Dr. Prof. Dr. José Antônio Beltrão Sabadia
Membro Externo – UFC



Dr. Cláudio Pires Florencio
Membro Externo – Petrobras UO RNCE

DEDICATÓRIA

Nesta oportunidade, dedico esta tese a toda minha família ARAÚJO, esposa, filhas, netas, genros, mãe, irmãos, irmãs, sobrinhos e parentes em geral.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Associado Francisco Pinheiro Lima Filho, pela grande orientação neste doutorado e por ter me dado a oportunidade de realizar a pós-graduação na área de Ciência e Engenharia de Petróleo. Agradeço por ter acreditado no meu esforço e dedicação em realizar estudos na área de geofísica e ter me dado acesso ao GEA - Grupo de Estudo de Afloramentos Análogos a Reservatórios Petrolíferos - e a oportunidade de trabalhar no LAE - Laboratório de Análises Estratigráficas - onde conheci profissionais competentes e inteligentes. Obrigado pelos ensinamentos ao longo dos mais de quatro anos de trabalho juntos neste doutorado. Parabéns pela competência em coordenar a equipe de alunos graduação e pós-graduação do LAE.

Agradeço ao meu co-orientador Prof. Dr. Titular Adrião Duarte Dória Neto, professor competente, estimado, uma referência ilustre na UFRN, por ter me dado a oportunidade de trabalhar na área de sistemas inteligentes. Agradeço muitíssimo pelo incentivo, apoio, e por ter sempre me cobrado e me motivado a desenvolver esta tese. Obrigado por tudo que você me proporcionou neste doutorado.

Agradeço a minha família esposa Profa. Dra. Titular Virgínia M. Dantas de Araújo, filhas Profa. Dra. Bianca Araújo, Profa. Dra. Larissa Araújo, genros Dr. Paulo Cunha e Dr. Claudius Barbosa, pelo incentivo, apoio, motivação e por terem sido sempre a maior torcida pelo sucesso desse doutorado.

Agradeço ao Prof. Dr. Ronaldo de Andrade, chefe do Laboratório de Telecomunicações da UFRN, por ter aceitado o convite para participar da banca examinadora e por todo apoio que ofereceu do Laboratório para pudéssemos realizar as medições da constante dielétrica das amostras de areia utilizadas na tese, fico agradecido.

Agradeço ao grande amigo e excelente profissional geólogo, agora doutor Anderson Souza que conheci no LAE-GEA, onde tive a oportunidade de aprender, sobre suas orientações, o método GPR. Muito obrigado por ter me ajudado nas realizações dos experimentos de campo e laboratório e nos ensinamentos nos processamentos dos dados de aquisição GPR para construção dos radargramas, obrigadão.

Agradeço ao grande amigo e excelente profissional geólogo Victor Albuquerque que conheci no LAE-GEA, onde tive a oportunidade de aprender sobre suas orientações e ensinamentos realizar processamentos dos dados de aquisição GPR para construção dos

radargramas no sistema reflexw. Também agradeço na ajuda na realização dos experimentos de campo e laboratório.

Agradeço ao amigo doutorando Evanimek Bernardo pela grande ajuda nas medições da porosidade no Laboratório de Sedimentologia.

Agradeço aos amigos doutorandos Washington Teixeira e João Andrade (LAE-GEA) pela grande contribuição no entendimento das propriedades eletromagnéticas do GPR e orientações para construção dos radargramas sintéticos do reflexw e na ajuda na realização dos experimentos de campo e laboratório.

Agradeço ao engenheiro Joilson Rego, técnico do Laboratório de Telecomunicações, pela grande ajuda e orientações nas medições da constante de dielétrica.

Agradeço a mestranda Francisca F. Silva pela grande orientação e contribuição científica na implementação da rede neural no Matlab.

Agradeço aos amigos presentes hoje no LAE-GEA, Lucila Egito, Alexandre Lima, Jadeilson Ferreira, e aos que já deixaram Tiago Santos (Marduk), Thales Eduardo, Arthur Victor e Ana Cristiane pela ajuda direta ou indiretamente em algum momento deste trabalho e pelo incentivo.

Agradeço a técnica do Laboratório de Sedimentologia da UFRN, Fátima Moraes pela grande ajuda em liberar o laboratório e os equipamentos para as medições da porosidade das amostras de areia e também no peneiramento das amostras utilizadas na tese.

Agradeço aos Professores Josibel Oliveira e Mario Pereira do Departamento de Geofísica da UFRN na indicação de referências bibliográficas importante para construção da tese.

Agradeço ao professor Dr. Albert Casas da Universidade de Barcelona pelas valiosas sugestões na ocasião do exame de qualificação.

Agradeço através da Profa. Marcela Marques, coordenadora, ao Programa Pós-Graduação em Ciências e Engenharia de Petróleo pela oportunidade de cursar o doutorado.

*Ciência só se desenvolve de forma fácil quando se pensa em conjunto.
Henrique Araújo, 2012*

ARAÚJO, Eduardo Henrique Silveira de – Sistema inteligente para estimar a porosidade em sedimentos a partir da análise de sinais GPR. Tese de Doutorado, UFRN, Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Petróleo. Área de Concentração: Pesquisa e Desenvolvimento em Ciência e Engenharia de Petróleo. Natal – RN, Brasil.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Pinheiro Lima Filho

Co-Orientador: Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto

RESUMO

Esta tese apresenta a elaboração de uma proposta metodológica para o desenvolvimento de um sistema inteligente, capaz de obter automaticamente a porosidade efetiva, em camadas sedimentares, a partir de um banco de dados construído com informações do Radar de Penetração no Solo (*Ground Penetrating Radar* – GPR). O sistema inteligente foi construído para modelar a relação entre a porosidade (variável resposta) e os atributos eletromagnéticos do GPR (variáveis explicativas). Com ele foi estimada a porosidade utilizando modelo de rede neural artificial (*Multilayer Perceptron* - MLP) e regressão linear múltipla. Os dados da variável resposta e das variáveis explicativas foram obtidos em laboratório e em levantamentos GPR delineados em sítios controlados em campo e laboratório. O sistema inteligente proposto possui a capacidade de estimar a porosidade a partir de qualquer banco de dados disponível, que envolvam as mesmas variáveis utilizadas nesta tese. A arquitetura da rede neural utilizada pode ser modificada de acordo com a necessidade existente, adequando-se aos bancos de dados disponíveis. A utilização do Modelo de Regressão Linear Múltipla permitiu que fosse identificada e quantificada a influência (grau de efeito) de cada variável explicativa na estimativa da porosidade. A metodologia proposta pode revolucionar o uso do GPR por permitir, não apenas o imageamento das geometrias e fácies sedimentares, mas principalmente a obtenção automática da porosidade – um dos parâmetros mais importantes na caracterização de rochas reservatórios (petrolíferos ou aquíferos).

Palavras-chaves: Porosidade. GPR. Sistema inteligente. Rede neural artificial.

ABSTRACT

This Thesis presents the elaboration of a methodological propose for the development of an intelligent system, able to automatically achieve the effective porosity, in sedimentary layers, from a data bank built with information from the Ground Penetrating Radar – GPR. The intelligent system was built to model the relation between the porosity (response variable) and the electromagnetic attribute from the GPR (explicative variables). Using it, the porosity was estimated using the artificial neural network (Multilayer Perceptron – MLP) and the multiple linear regression. The data from the response variable and from the explicative variables were achieved in laboratory and in GPR surveys outlined in controlled sites, on site and in laboratory. The proposed intelligent system has the capacity of estimating the porosity from any available data bank, which has the same variables used in this Thesis. The architecture of the neural network used can be modified according to the existing necessity, adapting to the available data bank. The use of the multiple linear regression model allowed the identification and quantification of the influence (level of effect) from each explicative variable in the estimation of the porosity. The proposed methodology can revolutionize the use of the GPR, not only for the imaging of the sedimentary geometry and faces, but mainly for the automatically achievement of the porosity – one of the most important parameters for the characterization of reservoir rocks (from petroleum or water).

Keywords: Porosity. GPR. Intelligent system. Artificial neural network.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
2 ESTADO DA ARTE	23
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	29
4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA – PROPRIEDADES ELETROMAGNÉTICAS E A ENERGIA DA REFLEXÃO	32
4.1 Introdução	32
4.2 As Propriedades Eletromagnéticas dos Sinais	32
4.3 A Constante Dielétrica	33
4.4 Energia Eletromagnética de Sinais	36
5 A PROPRIEDADE PETROFÍSICA MECÂNICA	38
5.1 Porosidade	38
5.1.1 Porosidade Total	39
5.1.2 Porosidade Efetiva	40
6 O MÉTODO GPR E O SISTEMA REFLEXW	43
6.1 O método GPR	43
6.2 O Sistema GPR	44
6.2.1 Aplicação do Sistema	45
6.2.2 Propriedades Físicas do Meio	47
6.2.3 Parâmetros de Aquisição	49
6.3 O Sistema Reflex	52
6.3.1 Processamento para construção de Radargrama de Aquisição	53
6.3.2 Processamento para processamento de arquivos brutos no <i>Reflexw</i>	54
6.3.3 Processamento para construção de Radargrama Sintético	55
7 SISTEMA INTELIGENTE	58
7.1 Sistema Inteligente	58
7.2 Modelos de Redes Neurais Artificiais	59
7.3 Modelos de Análise Multivariada – Regressão Linear Múltipla	70
8 EXPERIMENTOS REALIZADOS E DADOS COLETADOS	75
8.1 Experimentos do Sítio Controlado no CCET com GPR	75
8.2 Experimentos Controlados realizados no LAE	81
8.3 Medições da Porosidade em Laboratório	86
8.4 Medições da Constante Dielétrica em Laboratório	87
8.5 Banco de Dados Geral	92
9 APLICAÇÃO DOS MODELOS E O SISTEMA PROPOSTO	100
9.1 Aplicação do Modelo de Rede Neural Artificial – RNA	100
9.2 Aplicação do Modelo Multivariado	113
9.3 O Sistema Proposto	117
10 CONSIDERAÇÕES FINAIS E SUGESTÕES	120

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	122
APÊNDICES	136
Apêndice A – Algoritmo de processamento no Matlab	137
Apêndice B – Banco de dados	141

LISTA DE FIGURAS

Figura 5.1. Representação da forma de arranjos dos grãos com os poros interconectados.....	39
Figura 6.1. Representação da transmissão e recepção do sinal GPR	44
Figura 6.2. Diagrama de bloco de um sistema GPR típico e a ilustração conceitual de um pulso emitido pelo GPR e refletido em subsuperfície	44
Figura 6.3. Representação esquemática do sistema GPR, aquisição e o produto gerado (radargrama)	45
Figura 6.4. Comportamento da velocidade e atenuação frente à frequência.....	49
Figura 6.5. Opções Help/Contents do manual do sistema <i>Reflexw</i> para processamento e criação de Radargramas.....	53
Figura 7.1. Representação esquemática da estrutura do sistema inteligente	58
Figura 7.2. Neurônio biológico.....	61
Figura 7.3. Neurônio artificial	62
Figura 7.4. Algumas funções de ativação.....	63
Figura 7.5. Arquiteturas de redes.....	65
Figura 8.1. Localização do sítio controlado montado no CCET e das amostras de areia utilizada	76
Figura 8.2. Vista geral do local do experimento no CCET, onde podem ser evidenciadas as camadas de brita (basal) e areia grossa, com escala (20cm na porção inferior esquerda da trincheira) e os locais de aquisição (longitudinal e diagonal) GPR.....	76
Figura 8.3. Radargrama mostrando a camada de areia grossa após a realização de um processamento básico no software <i>Reflexw</i>	77
Figura 8.4. Fotografia do segundo experimento onde podem ser visualizadas as camadas de brita, areia grossa e areia fina, obtida durante a aquisição GPR, no sentido diagonal.	78
Figura 8.5. Radargrama após processamento no <i>Reflex</i> onde pode ser interpretada a camada de areia fina e a parte superior da camada de areia grossa.	79
Figura 8.6. Fotos das aquisições GPR sobre a areia fina.....	79
Figura 8.7. Radargrama após processamento no <i>Reflex</i> somente com a camada de areia média	80
Figura 8.8. Separação granulométrica das areias de duna para o experimento. Bandeja plástica onde foram colocadas as amostras (a); conjunto de peneiras utilizadas para separação das amostras de areia (b). Colocação da fração areia com diâmetro médio de 0,250mm (c) na bandeja plástica utilizada.....	82
Figura 8.9. Aquisição GPR com antena de 2.600 MHz e areia de 0,250mm.....	83
Figura 8.10. Radargrama após processamento no <i>Reflexw</i> , com as escalas de profundidade, em metros, tempo de propagação, em nanosegundos, e comprimento, em metros.....	84
Figura 8.11. Radargrama sem processamento final no <i>Reflexw</i> , com as escalas de tempo de propagação, medida em nanosegundos, comprimento, medido em metros. Destacado por um retângulo vermelho está a área de interesse para o cálculo das reflexões	85
Figura 8.12. Amostra de areia inserida na bureta para posterior saturação com água destilada	87
Figura 8.13. Configuração do conjunto do sistema <i>Set Up</i> , imagem da <i>Probe</i> , do calibrador, do <i>Network Analyzer</i> e dos cabos coaxiais para a medição de K.....	89
Figura 9.1. Concepção da rede com: a entrada, o tipo de rede MLP, o algoritmo de treinamento <i>Levenberg-Marquardt</i> e a saída desejada	103
Figura 9.2. Arquitetura da rede com a camada de entrada, número de neurônio em cada uma das 3 camadas intermediárias e a camada de saída	104
Figura 9.3. Gráfico das linhas dos dados da porosidade real e estimada durante o treinamento da rede	106

Figura 9.4. Gráfico dos valores dos erros absolutos para o conjunto de treinamento	107
Figura 9.5. Gráfico com os valores do erro médio quadrático durante as épocas de treinamento, validação e teste	108
Figura 9.6. Gráfico das linhas de pontos da porosidade real e estimada pela rede MLP para o conjunto dos 10 registros de validação	109
Figura 9.7. Gráfico dos erros absolutos para o conjunto de validação	110
Figura 9.8. Gráfico da linha de pontos da porosidade estimada pela rede MLP para o conjunto de 12 registros de valores aleatórios das variáveis explicativas	111
Figura 9.9. O Sistema Inteligente proposto para relacionar valores das variáveis eletromagnética do GPR e a porosidade de meios sedimentares análogos a depósitos petrolíferos	112
Figura 9.10. Valores dos resíduos e valores esperados da distribuição gaussiana	116
Figura 9.11. Ilustração do Sistema Inteligente Proposto	118

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1. Relação entre a frequência das antenas do sistema GPR, profundidade de penetração e resolução vertical.....	47
Tabela 6.2. Valores de K ou ϵ_r – constante dielétrica, velocidade de propagação, condutividade e do coeficiente de atenuação	48
Tabela 6.3. Valores médios da janela de amostragem, medidos em nanosegundos (ns) em função da profundidade e de alguns materiais.....	51
Tabela 6.4. Intervalo máximo de amostragem em função da frequência central da antena	52
Tabela 8.1 – Valores das energias de reflexões E dos experimentos, calculadas em função do número de traços após processamento e da área de aquisição	81
Tabela 8.2. Valores das energias de reflexões E dos experimentos, calculadas em função do número de traços, após o processamento.....	85
Tabela 8.3. Valores em percentual dos valores de Porosidade Total para as cinco classes texturais de areia utilizadas nos experimentos	87
Tabelas 8.4. Estatísticas de tendência central e variabilidade da constante dielétrica em cada repetição do experimento, medidas com a <i>Probe</i> para cada fração granulométrica e intervalo de frequência de medição de 2.599,9 a 2.600,1 MHz	91
Tabela 8.5. Estatísticas de tendência central e variabilidade da constante dielétrica em cada repetição do experimento, medidas com a <i>Probe</i> para cada granulometria no intervalo de frequência de medição de 899,1 a 900,1 MHz	91
Tabela 8.6. Valores de \emptyset (porosidade) medidos no Laboratório de Sedimentologia e valores da CD (constante dielétrica) das amostras de areia estimadas pelo sistema Reflexw e valores medidos no Laboratório Telecomunicações - LT da UFRN, nas frequências de 900MHz e 2600MHz.....	94
Tabela 8.7. Banco de dados geral das variáveis	96
Tabela 9.1 Valores das variáveis de entrada, da resposta desejada da porosidade e o erro absoluto	105
Tabela 9.2. Valores das variáveis de entrada, da resposta desejada da porosidade e o erro absoluto para o conjunto de validação	108
Tabela 9.3. Estatísticas descritivas do erro absoluto dos conjuntos de treinamento e validação para as estimativas da porosidade	111
Tabela 9.4. Valores aleatórios das variáveis de entrada e estimativa da resposta desejada da porosidade	115
Tabela 9.5. Valores da análise de variância multivariada – MANOVA	100

LISTA DE ABREVIATURAS

CCET – Centro de Ciências Exatas e da Terra

CD - constante dielétrica

CMP – Common Midpoint

E – energia de reflexão

E/T/A – energia de reflexão por traço por área

F – estatística F de Fisher-Snedecor

GHz – giga hertz

GPR – Ground Penetrating Rada

H - matriz Hessiana

H_0 – hipótese nula

H_A – hipótese alternativa

K - constante dielétrica ou permissividade dielétrica ϵ

LAE – Laboratório de Análises Estratigráficas

LM - *Levenberg-Marquardt*.

LS – Laboratório de Sedimentologia

LT – Laboratório de Telecomunicações

MHz – mega hertz

MLP – Rede Neural MultiLayer Perceptron

\emptyset – porosidade total

R^2 – grau de explicação do modelo (bondade do ajuste)

RN – Rede Neural

RNA - Rede Neural Artificial

TDR – Time Domain Reflectometry

$V = C$ - velocidade do sinal eletromagnético

Capítulo 1
Introdução

1. Introdução

A indústria do petróleo tem direcionado muitos esforços para melhor compreender as heterogeneidades (deposicionais e deformacionais) e geometrias dos reservatórios petrolíferos. Estas informações são a base para o sucesso na exploração e exploração de hidrocarbonetos. Para tanto, é necessário o conhecimento da arquitetura deposicional dos sistemas deposicionais envolvidos, além das características petrofísicas das rochas reservatório que podem funcionar como dutos ou barreiras de fluxo. Por sua vez, o conhecimento das propriedades petrofísicas das rochas reservatório propicia a elaboração de modelos que explicam de forma mais realística e coerente a migração de fluidos. Dentre estas propriedades a porosidade e a permeabilidade são os parâmetros mais importantes para o engenheiro e/ou geólogo de reservatório.

Como as informações disponíveis sobre os reservatórios são, muitas vezes, restritas aos poços perfurados (testemunhos de sondagens, amostras de calha e perfis elétricos/radioativos), a indústria do petróleo vem usando, mais recentemente, os chamados “afloramentos análogos a reservatórios”. Estes afloramentos são escolhidos por possuírem algumas características que guardam estreita relação com o reservatório de interesse como, por exemplo: a geometria dos pacotes sedimentares, as relações estratigráficas, os padrões de fraturamento, sua idade e tectônica associada.

Um dos métodos geofísicos mais utilizados na caracterização de afloramentos análogos a reservatórios petrolíferos é o Radar de Penetração no Solo, referido na literatura internacional como *Ground Penetrating Radar* ou simplesmente GPR e que foi utilizado nos trabalhos científicos dos autores Annan (2001, 2002), Annan e Davis (1997), Araújo (2004), Atekwana, Sauck e Werkena (2000), Beres et al. (1995), Bridge, Collier e Alexander (1998), Bristow (1995), Bristow et al. (2010), Bristow, Lancaster e Duller (2005), Fracasso (2005), Francelino (2009), Gandolfo et al. (2001), Gauw (2007), Gawthorpe et al. (1993), Harari (1996), Huggenberger, Meier, Beres (1994), Jesus (2010), Lima Filho (2004, 2005a, 2005b, 2006, 2007, 2008, 2009, 2011, 2012), McMechan, Gaynor e Szerbiak (1997), Menezes e Lima Filho (2001), Menezes (2004),

Moura (2004), Neal (2004), Neal e Roberts (2001), Neal et al. (2002), Pérez (2003, 2008), Pérez et al. (2003, 2004), Polleto et al. (2002), Porsani (2002), Porsani e Rodrigues (1995a, 1995b), Pratt e Miall (1993), Souza (2006, 2008), Tatum e Francke (2012).

Com o uso dessa técnica geofísica é possível fazer a caracterização 2D e/ou 3D dos afloramentos análogos e elaborar os denominados modelos de sólidos digitais (*Digital Solid Models*). Dentre as vantagens de uso do GPR podem ser enumeradas a sua alta resolução (subsísmica), a facilidade operacional no campo, o baixo custo durante a aquisição e não necessitar de grande capacidade computacional durante o processamento dos dados adquiridos, além de responder adequadamente ao imageamento de camadas sedimentares resistivas. Entretanto, suas vantagens estão restritas à caracterização geométrica das feições deposicionais ou deformacionais, pois não fornecem dados sobre as propriedades petrofísicas dos depósitos investigados.

Nesta tese está sendo proposta uma metodologia para a obtenção da porosidade de camadas sedimentares, de forma indireta, o que pode representar um salto tecnológico no uso do método GPR para a caracterização de afloramentos análogos a reservatórios petrolíferos.

O GPR é um método geofísico de imageamento da superfície rasa, composto por um conjunto de antenas para transmissão e recepção de ondas eletromagnéticas de alta frequência (10 e 2.600 MHz) e uma unidade de controle para o registro dos sinais. É por meio dos sinais refletidos e processados que, utilizando-se softwares específicos (Radan, Gradix, Reflex), são construídas imagens das feições encontradas em subsolo no que se define como um Radargrama.

As diferenças das propriedades elétricas dos materiais atravessados pela onda eletromagnética produz maior ou menor reflexão dos sinais do GPR. A intensidade ou atenuação da reflexão dos sinais está diretamente relacionada com a constante dielétrica, a permissividade magnética, a condutividade elétrica (PORSANI, 2002). A disposição ou arranjo dos grãos minerais e o diâmetro médio das partículas sedimentares também controlam o desenvolvimento da porosidade no depósito sedimentar, que por sua vez influenciará a resistividade elétrica da camada analisada.

Quanto maior a porosidade dos depósitos, mais vazios existirá e, conseqüentemente, influenciará na constante dielétrica final obtida.

Com o valor da intensidade de reflexão, medida pela estimativa da energia de reflexão do meio, que por sua vez pode ser encontrada em função da amplitude do sinal, pode-se, através de modelagem estatística e do uso de uma rede neural artificial, relacionar valores da porosidade: com variações da constante dielétrica, com as variações da frequência de pulso do sinal e com variações da energia de reflexão.

Com o objetivo de correlacionar e modelar a variabilidade da porosidade de um depósito sedimentar, a partir de dados de levantamento de GPR, foram realizados experimentos em dois sítios controlados: o primeiro realizado em campo com camadas de areia e o segundo realizado em laboratório com camadas de areia totalmente homogêneas, obtidas com a técnica de peneiramento. Os dados das variáveis do GPR foram obtidos nos radargramas dos levantamentos nos experimentos realizados nos sítios controlados, nos levantamentos realizados pela equipe do LAE – Laboratório de Análises Estratigráficas e nos radargramas construídos nos cenários sintéticos. Os valores respectivos da porosidade foram calculados em laboratório. O conjunto de dados obtidos foi então tratado através da técnica estatística de Análise Multivariada de dados. Além disso, também foi utilizada a técnica de Rede Neural Artificial para identificar a relação entre a resposta “porosidade” e as variáveis “explicativas eletromagnéticas”.

A base de dados desta pesquisa foi obtida a partir dos dois citados experimentos, dos radargramas sintéticos e de um grande número de medidas da constante dielétrica do material sedimentar utilizada nos experimentos.

Foram ainda selecionadas as informações disponíveis no banco de dados composto por todas as aquisições com GPR do grupo de pesquisadores do LAE/GEA/UFRN para a criação de um conjunto de cenários análogos geológicos de interesse, complementado por Radargramas sintéticos, para estimativa da energia de reflexão. Estes dados foram então utilizadas no modelo de regressão e na rede neural.

Nesse sentido, para a realização deste estudo foi idealizada uma modelagem estatística para a inferência da propriedade petrofísica, utilizando-se um Sistema Inteligente que foi concebido de forma a permitir a estimativa da porosidade de

camadas sedimentares, com dados de aquisições de GPR que contemplam as informações dos afloramentos análogos a reservatórios petrolíferos.

O Sistema dito Inteligente se baseia em técnicas de inteligência computacional ou aprendizagem de máquina tais como: redes neurais artificiais, lógica fuzz, computação evolucionária, inteligência artificial, aprendizado por reforço dentre outras, Freeman e Skapura (1992), Haykin (1999, 2001).

1.1 – Tema e Desafios da Pesquisa

Esta pesquisa foi desenvolvida com o objetivo de elaborar um modelo, baseado em um sistema inteligente, que permitisse estimar a propriedade petrofísica “porosidade” (indiretamente) em um depósito sedimentar. Assim, o desafio imposto nesta pesquisa e que pode revolucionar o uso de GPR, como um instrumento útil na caracterização de afloramentos análogos a reservatórios petrolíferos e aquíferos, é a obtenção automática daquela propriedade petrofísica a partir de um simples levantamento geofísico.

Ademais, a utilização do modelo de rede neural artificial combinado com o modelo estatístico multivariado implementado no sistema inteligente, foi o grande recurso para estimar a propriedade petrofísica “porosidade”. Encontrar o melhor modelo de rede neural para estimar a porosidade representou também um desafio. Através do modelo estatístico multivariado de regressão múltipla, determinou-se quais propriedades eletromagnéticas tiveram maior efeito na variabilidade dos dados da porosidade.

1.2 - Objetivo

O objetivo desta pesquisa é desenvolver uma metodologia de modelagem através de um sistema inteligente para estimar valores de porosidade, tendo como base os resultados de aquisições de GPR e dados de variáveis eletromagnéticas de materiais siliciclásticos, dispostos em estratos que simulam o ambiente sedimentar.

1.3 – Relevância da pesquisa

Este trabalho foi desenvolvido para suprir a inexistência de modelos que descrevam a relação linear entre resultados de análises e interpretações de GPR com estimativas de valores de porosidade. A porosidade de depósitos sedimentares de hidrocarbonetos é uma das propriedades petrofísicas mais importantes para caracterizar a capacidade de armazenamento e as propriedades dinâmicas hidráulicas para caracterizar o fluxo de fluidos em reservatórios petrolíferos e aquíferos.

Portanto, a realização dos estudos de afloramentos análogos e seus resultados podem contribuir para a construção de modelos realísticos mais consistentes da porosidade de reservatórios. Deste modo, apresentar um sistema inteligente que possibilite estimar através de técnicas estatísticas e matemáticas valores da porosidade em depósitos sedimentares é um fato relevante para o avanço científico nessa área. As estimativas podem ser utilizadas para entender como as heterogeneidades eletromagnéticas dos materiais que formam o meio sedimentar análogo a reservatórios petrolíferos podem auxiliar no entendimento da dinâmica de escoamento dos fluidos: óleo e gás. O resultado geral da modelagem presente no sistema inteligente que apresentamos para estimar valores da porosidade utilizando resultados da interpretação GPR pode ser uma ferramenta importante para ser utilizado por profissionais pesquisadores e também pela indústria petrolífera mundial.

1.4 - Estrutura conceitual e metodológica da pesquisa

A estrutura conceitual apresentada é uma referência ao encadeamento lógico dos diversos temas e assuntos abordados nas áreas de geofísica e sistemas inteligentes, e sobre propriedades, métodos, sistema, experimentos, como apoio a Metodologia para o Desenvolvimento do Sistema Inteligente.

Esta tese é composta por dez capítulos, sendo o primeiro, um capítulo introdutório. No segundo capítulo apresenta-se uma revisão bibliográfica dos principais assuntos abordados no trabalho, concluindo com uma sintetização dos temas pesquisados. Neste capítulo, enfocam-se os modelos de relação empíricas entre a propriedade petrofísica, a porosidade e os atributos eletromagnéticos do GPR, bem

como fica clara a inexistência de modelos que apresentam uma relação direta entre a porosidade e os parâmetros.

No capítulo três trata-se da metodologia utilizada na pesquisa onde utiliza-se um conjunto de atividades, buscando apresentar com mais detalhes o processo de construção do sistema inteligente e a definição dos materiais a serem utilizados na pesquisa.

No capítulo quatro, descrevemos toda a parte teórica das propriedades eletromagnéticas dos sinais e a fórmula de cálculo da energia de reflexão. Já no capítulo cinco, descreve-se a parte teórica da propriedade petrofísica mecânica porosidade.

O sexto capítulo trata também da descrição objetiva do método GPR e também do sistema *Reflexw* que é utilizado para processar os resultados das aquisições do GPR. No capítulo sete, descreve-se o Sistema Inteligente e os modelos matemáticos e estatísticos multivariados e os modelos de redes neurais que fazem parte do sistema.

No capítulo oito, apresentam-se os experimentos planejados em campo e em laboratório para obtenção dos dados e a implementação no Sistema para comprovar sua eficiência. No capítulo nove, é apresentado o melhor modelo de rede neural e o de regressão múltipla que foram implementados no sistema inteligente. Por fim, compondo o capítulo dez, são colocadas as considerações finais e as sugestões de pesquisas futuras sobre modelagem nessa área.

Capítulo 2
Estado da arte

2. Estado da arte

Na revisão da literatura algumas referências apresentam resultados relacionando as propriedades petrofísicas com atributos de aquisições de GPR, Porsani e Rodrigues (1995), Greaves et al. (1996), Ramke, Van Dan and Schlager (2000), Hagrey e Muller (2000), Szerbiak et al (2000), Botelho et al (2003), Lai e Tsang (2006), Oliveira e Medeiros (2008). Nas referências analisadas alguns autores utilizam dados medidos de propriedades petrofísicas em amostras de material coletadas em campo e analisados em laboratório para relacionar com interpretações de aquisições de GPR, Greaves et al (1996), Hagrey and Muller (2000), Szerbiak et al (2000), Corbeanu *et al.*, (2001), Turesson (2005), Damasceno et al (2005) Oliveira e Medeiros (2008), Barbosa et al (2010), Cezar et al (2012). Nas referencias consultadas, verificou-se que utilização de resultados de interpretações de GPR para estimar valores das propriedades diretamente através de modelos matemáticos e estatísticos, não foram encontrados concretamente modelos com essa característica.

Diante do objetivo definido na pesquisa, deu-se enfoque a uma revisão bibliográfica em artigos que descrevem a determinação da constante dielétrica de materiais, da porosidade total e permeabilidade de solos. Durante a revisão dos artigos, também deu-se enfoque aqueles que tratavam da utilização do GPR para interpretar perfis geológicos, com base na frequência de antena para aquisição de imagens e da energia de reflexão calculada em função da amplitude de sinais.

Após realização de extensa revisão bibliográfica encontramos poucos trabalhos científicos que tratam da relação entre resultados de interpretações de aquisições de GPR com propriedades petrofísicas, tais como Greaves et al (1996), Hagrey and Muller (2000), Szerbiak et al (2000), Corbeanu *et al.*, (2002), Turesson (2005), Damasceno et al (2005) Oliveira e Medeiros (2008), Barbosa et al (2010), Cezar et al (2012). Nos artigos encontrados apenas cita-se Corbeanu *et al.*, (2002), que utiliza um modelo estatístico estocástico de regressão linear múltipla para relacionar a permeabilidade com amplitude de sinal e frequência instantânea de GPR. A mesma relação foi apresentada por Damasceno et al (2005). Também, por outro lado, encontramos o trabalho de Szerbiak et al (2000) que relaciona a permeabilidade com velocidade de propagação de sinais de GPR. Modelos matemáticos e ou estatísticos que relacionem a propriedade petrofísica porosidade com atributos do GPR como constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão não foram encontrados. Para

pesquisadores que utilizam o GPR, com o método de investigação em afloramentos análogos a reservatórios é uma promissora área de pesquisa. Os pesquisadores estão investindo em estudos que possam apresentar resultados significativos e que sejam referência para serem utilizados por empresas da indústria petrolífera.

Topp, Davis e Annan, (1980) realizaram experimentos para determinar conteúdo de água em solos sem utilizar o GPR. Os autores utilizaram equipamentos eletromagnéticos para medir e determinar conteúdo de água e da saturação de solos. Posteriormente, alguns pesquisadores nas décadas de 1990 e 2000 começaram a utilizar o GPR para imagear feições de subsuperfície, de sedimentos e também para determinar a porosidade de solo através da medição do conteúdo de água, como Greves *et al.* (1996), Galagedara e Parkin (2003) e Huisman *et al.* (2003), Remke e Schlager (2000), Tapias *et al.* (2001), Turesson (2006) e Lai e Tsang (2008).

Greves *et al.* (1996) apresentam relações entre as velocidades intervalares e o conteúdo de água em amostras de solo ou das rochas para inferir porosidade em solos arenosos. Greves (op cit) utilizam o GPR para, através da técnica *Common Midpoint Processing* (CMP), determinar velocidades de propagação e conteúdo de água; e, com a aplicação de um modelo empírico, estimar a porosidade em solos arenosos. Esse mesmo procedimento foi realizado por outros pesquisadores como, por exemplo, Galagedara e Parkin (2003) e Huisman *et al.* (2003), que utilizaram o GPR para determinar velocidades de propagação e conteúdo de água em solo para definir a porosidade.

Com base nos resultados da análise de umidade de solos medidos pelo método avaliativo *Time Domain Reflectometry* (TDR), Remke e Schlager (2000) realizaram algumas pesquisas para identificar as causas das reflexões do GPR. Por outro lado, Tapias *et al.* (2001), usando o TDR e a relação empírica entre teor de umidade e constante dielétrica, estimaram o conteúdo volumétrico de água do solo em zonas distintas de campos de golfe. Também na mesma linha de pesquisa, Barbosa et al (2010) estimaram teores de umidade através do GPR e também fazem comparação das estimativas com valores determinados com os métodos TDR e gravimétricos. Pantebre et al (2001) utilizou a técnica TDR para estimar medidas de variação espacial e temporal de umidade em solos de campo de golfe.

Diante da necessidade de desenvolver metodologias que sejam mais rápidas e menos onerosas para estudos investigativos dos solos, pesquisadores como Hubbart, Grote e Rubin (2002), Grote, Hubbart, e Rubin (2003), Galagedara e Parkin (2003), Huisman e Bouten

(2003) Huissman *et al.* (2003), utilizaram o GPR para estimar a umidade volumétrica do solo. Posteriormente, Bradford *et al.* (2009), em experimentos controlados, utilizaram o GPR para estimar a porosidade dos solos com a equação semiempírica do método indexado de refração complexa.

Szerbiak *et al.* (2000) relacionam a propriedade permeabilidade com a velocidade de propagação de sinais eletromagnéticos do GPR e as amplitudes de reflexão em interfaces de argila e areia, em depósito fluvial. Para tanto, os autores utilizam modelos geoestatísticos.

Corbeanu *et al.* (2002), apresentam uma relação estatística entre a propriedade permeabilidade com o atributo de amplitude e frequência instantânea, com dados obtidos em um levantamento 3-D com GPR, em um arenito. A relação é representada por uma regressão linear múltipla entre a propriedade petrofísica, a permeabilidade, com os atributos do GPR amplitude e a frequência instantânea. Para as amostras de material utilizado os autores determinam que tanto a amplitude do sinal como a frequência da antena são significantes para influenciar as variações da permeabilidade dos fluidos. Corbeanu *et al.* (2002), também citam que existe uma associação probabilística entre as variações de permeabilidade com as variações de porosidade, dependendo da litologia investigada.

Segundo Turesson (2006) os atributos fornecidos pelo GPR e a resistividade, combinando com as equações empíricas de Topp *et al.* (1980) e de Archie's (Ward, 1990) permitem estimar as variações de conteúdo de água em corpos arenosos saturados e com isto calcular a porosidade.

Hagrey e Muller (2000) realizaram estudos para investigar a capacidade do GPR em determinar o conteúdo de água para estimar a salinidade de solos. Os parâmetros utilizados por esses para a estimativa da salinidade foram a Amplitude de Reflexão dos sinais e a Frequência de antena. Eles utilizam a equação de Archie's para determinar a porosidade, em função da resistividade dos poros com água do meio argiloso investigado. Uma vez que a propagação da onda eletromagnética depende principalmente da constante dielétrica K e da condutividade σ do meio sedimentar, esses parâmetros estão relacionados com a saturação e da salinidade do meio. Neste artigo também afirmam que na prática é impossível se calcular a porosidade e a saturação do meio em função da constante dielétrica K .

A determinação da constante dielétrica K , foi feita por Reppert et al (1999) quando relacionaram a velocidade de propagação de sinais GPR com CMP, correlacionada com modelos de análises de ângulos de reflexão de Brewster.

Topp, Davis e Annan (1980) usaram amostras de solo com vários graus de saturação para determinar a relação entre a constante dielétrica e o conteúdo de água. Os autores apresentam uma equação na qual a constante dielétrica K é calculada em função do conteúdo de água através de polinômio de terceiro grau.

Cezar et al (2012) desenvolveram uma pesquisa para avaliar a porosidade total e umidade volumétrica do solo argilosos utilizando o GPR. Para tanto, utilizaram a equação empírica de CRIM – método indexado de refração complexa (Wyllie e Gregory, 1953). O modelo CRIM é comumente usado para interpretações de perfis geofísicos de poços, para determinar a velocidade de ondas acústicas, em meios porosos. Posteriormente, esse método foi expandido e adaptado para ondas eletromagnéticas. Estes autores mostraram também que a porosidade medida no laboratório são estatisticamente diferentes das obtidas pela equação de CRIM a um nível de significância de 5% .

Lai et al. (2006) também utilizam o GPR combinado com a equação semi-empírico CRIM para estimar a constante dielétrica e a porosidade de asfalto (2% - 7%) e solos (44% - 48%).

Botelho, et al.(2003) também utilizaram o GPR (1GHz) e a equação semi-empírica CRIM para analisar a influência da água e de hidrocarbonetos na velocidade de propagação dos sinais.

Os pesquisadores Oliveira Jr. e Medeiros (2008) estudaram as causas das reflexões de pulsos de GPR em amostras de corpos arenosos, não consolidados, com variações de água, granulometria e minerais pesados. Eles apresentaram resultados mostrando as relações entre conteúdo de água, da constante dielétrica e da velocidade de propagação de ondas eletromagnéticas. Esses autores também afirmam que o tamanho de grãos (mm) não tem efeito na constante dielétrica e na velocidade de propagação das ondas.

Lai e Tsang (2008) utilizam o GPR para caracterizar um sistema composto por ar/água em concretos curados. Como a propagação da onda eletromagnética gerada pelo GPR depende das correspondentes propriedades eletromagnéticas dos materiais, da constante dielétrica, da permeabilidade magnética e da condutividade elétrica, estes autores destacam

que a energia de atenuação da onda é determinada em função das amplitudes (na escala dB/m) de reflexão dos sinais em um determinado ponto de investigação do meio.

Hagrey e Muller (2000) mostram que a energia de reflexão (Teorema de Parseval), determinada pela amplitude de sinal, tem uma correlação com o tempo de propagação da onda e a frequência de antena do GPR, quando investigadas em meios com alguma salinidade.

Damasceno; Nascimento; Medeiros (2005) apresentam relações estatísticas entre atributos de GPR e a distribuição de permeabilidade medida com minipermeâmetro em poços de um arenito siliciclástico falhado. A permeabilidade tem uma distribuição logarítmica e a relação estatística entre a permeabilidade e os atributos de amplitude e frequência instantânea dada por uma regressão múltipla. A amplitude e frequência instantânea são calculadas com dados de reflexões do GPR.

Os métodos GPR, TDR, tem sido utilizados para estudar a umidade de solos como, por exemplo, o artigo de Barbosa *et al.* (2010), que, através de experimentos controlados de laboratório e campo, comparam estimativas de umidade utilizando a combinação do GPR (antena 1 GHz) e TDR, com medidas de umidade. Os teores de umidade foram obtidos pela relação empírica entre a constante dielétrica K proposta por Topp; Davis; Annan (1980).

Esta revisão bibliográfica apresenta a descrição de alguns resultados de estudos e pesquisa sobre metodologias que relacionam a propriedade petrofísica porosidade com parâmetros eletromagnéticos ou atributos de GPR, através de modelos empíricos conhecidos. Entretanto, modelos estocásticos que relacionam diretamente a porosidade com os parâmetros eletromagnéticos, como a constante dielétrica, a frequência de antena e a energia de reflexão de sinais GPR, não foram encontrados.

Capítulo 3
Procedimientos Metodológicos

3 Procedimentos Metodológicos

A metodologia de trabalho utilizada para atingir os objetivos propostos nesta pesquisa é sumariamente apresentada a seguir e detalhada no Capítulo 8. Inicialmente, foi realizada uma extensa pesquisa bibliográfica sobre GPR e as propriedades petrofísicas de rochas e sedimentos, e em especial sobre a porosidade. O objetivo principal desta pesquisa bibliográfica foi subsidiar a construção, implantação e a validação de experimentos visando a obtenção automática da porosidade, em sedimentos arenosos, a partir de um sistema de inteligência artificial. Paralelamente, foi realizada também uma revisão bibliográfica sobre os modelos multivariados de regressão linear múltipla e de redes neurais artificiais.

A segunda etapa da pesquisa consistiu no planejamento e na operacionalização dos experimentos para as aquisições GPR, com o GPR SIR 3000 da Geophysical Survey Systems, Inc – GSSI. O primeiro experimento foi realizado em um sítio controlado, escavado em uma área próxima ao estacionamento do prédio sede do CCET – Centro de Ciências Exatas e da Terra, com 2,5m x 1,5m (comprimento e largura) por 0,8 m de profundidade, no qual foram depositadas 4 camadas de diferentes textura (C1- seixo; C2- areia grossa; C3- areia fina; e, C4- areia média), separadas por uma lâmina de mineral pesado (80% ilmenita). As aquisições foram realizadas com a antena de 900 MHz. O segundo experimento controlado consistiu na construção de um modelo reduzido, montado sobre uma caixa plástica com 58cm x 39cm (comprimento e largura), por 12cm de profundidade. Foram depositadas camadas arenosas, respectivamente com o diâmetro médio de 0,250 e 0,125. As aquisições foram realizadas com a antena de 2,6 GHz. Paralelamente, foram realizadas medidas da constante dielétrica dos sedimentos utilizados para montar as camadas investigadas. Estes experimentos foram realizados no Laboratório de Telecomunicações da UFRN, utilizando-se o equipamento *Probe*, fabricado pela empresa *Agilent Technologies Inc*. Outros procedimentos foram também adotados, com o objetivo de identificar o diâmetro médio dos sedimentos utilizados nos experimentos e determinar suas respectivas porosidades.

A terceira e quarta etapa desta pesquisa consistiram, respectivamente, do processamento (realizado com o software Reflexw versão 6.1) e interpretação dos dados GPR.

Para permitir a aplicação do modelo de rede neural artificial MLP e do modelo multivariado de regressão linear múltipla, foi estruturado e construído um banco de dados com base nos valores obtidos de porosidade, constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão.

Capítulo 4
Fundamentação Teórica – Propriedades Eletromagnéticas e a
Energia da Reflexão

4 Fundamentação Teórica – as Propriedades Eletromagnéticas e a Energia da Reflexão

4.1 – Introdução

Como um dos objetivos desta tese é o de encontrar a relação existente entre a porosidade do meio e os sinais obtidos com o GPR e modelar um sistema de obtenção automática desta propriedade petrofísica, neste capítulo será apresentada uma descrição de três itens importantes relacionados com as características físicas das ondas e as propriedades eletromagnéticas dos materiais que formam as camadas sedimentares estudadas. Particularmente, sobre as propriedades relacionadas com a formação e propagação de sinais e a energia eletromagnética observada nas camadas, que é resultante da propagação e da reflexão dos sinais GPR.

4.2 – As Propriedades Eletromagnéticas dos Sinais

Segundo Youne & Freedman (2010) o sinal ou onda eletromagnética é o resultado da energia de um pulso formado pela combinação de um campo elétrico e um campo magnético que se propagam no meio (vácuo) numa mesma direção, porém em planos ortogonais. Esses planos podem ser refletidos ou atenuados, dependendo da estrutura deposicional dos materiais que formam o meio. Para toda propagação de um sinal ou onda são mensurados a *frequência*, o *comprimento*, o *período*, a *velocidade* e a *amplitude* produzidas pela reflexão. Sua representação matemática é dada por uma equação de uma senoide.

A *frequência* f é o número de oscilações (ciclos) por segundo, isto é, o número de vezes que a onda se repete por uma unidade de tempo, no caso, o segundo (período). A frequência é encontrada pela relação entre a velocidade de propagação da luz no vácuo e o produto do comprimento de onda λ e a constante dielétrica do material que forma o meio sedimentar. A unidade de medida utilizada para a frequência de onda é o Hertz. Que representa o número de oscilações por segundo. O *comprimento* de onda, representado por λ ,

é a distância mínima em que um padrão temporal (oscilação ou ciclo) se repete como, por exemplo, a distância entre duas cristas na representação da senoide. O comprimento de onda penetrante é dado pelo produto da velocidade, em metros por segundo, e do período, em segundos. Também pode ser calculado em função da velocidade da luz do vácuo, da frequência central da antena e da constante dielétrica. O *período* da onda é o tempo que essa onda leva para percorrer exatamente o seu comprimento e é inversamente proporcional a frequência. A *velocidade* (m/s) de propagação da onda é a relação entre o comprimento e o período. No vácuo a velocidade de propagação da onda eletromagnética C é dada em função da permissividade elétrica ϵ_0 e da permeabilidade magnética μ_0 . O valor de C é aproximadamente igual a $3,0 \times 10^8$ m/s, que é a velocidade da luz, 300.000 Km/s. As ondas eletromagnéticas podem se propagar em materiais não condutores, ou seja, em dielétricos. Nos materiais dielétricos a velocidade V da onda é menor do que no vácuo. Ela pode ser calculada em função da distância percorrida e o tempo gasto para percorrer a distância. A *velocidade* de propagação da onda no meio é dada pela relação entre a velocidade da luz no vácuo e a raiz quadrada da constante dielétrica. As diferenças entre os materiais dielétricos alteram a velocidade, em função do índice de refração, por esse motivo a *velocidade* de propagação da onda diminui com profundidade. A *amplitude* da onda (sinal) eletromagnética é uma medida escalar (distância para um eixo) em decibéis positiva e negativa da magnitude da oscilação. A amplitude da onda pode ser afetada pelas reflexões que ocorrem com os arranjos e textura do material do meio analisado e é utilizada para calcular a energia de reflexão do meio.

4.3 – A Constante Dielétrica

A permissividade ou constante dielétrica é um parâmetro importante que deve ser observado durante a aquisição de sinais de GPR. Dada a importância dessa constante, foi realizado um conjunto de experimentos em laboratório para medir seus valores em todas as amostras utilizadas nesta tese. Os experimentos foram realizados com o objetivo de extrair, através do processamento de sinais refletidos, a energia de reflexão de camadas de areia.

Equações para determinação da Constante Dielétrica (K)

Cada material tem suas próprias características elétricas, entre elas a permissividade, a permeabilidade, a resistência, a condutividade, a resistividade entre outras. O conhecimento desse valor é importante, pois cada material – com valores diferentes de constante dielétrica – tem aplicações em diferentes áreas como, por exemplo, na alimentação e na indústria (borrachas, plásticos, petróleo e cerâmicas). Cada material pode ter uma constante dielétrica, ou seja, ela pode variar em função da temperatura, da orientação de suas moléculas, da mistura, da pressão e da estrutura molecular. Nesse sentido, um mesmo material sintetizado com pressões e temperaturas diferentes apresenta constantes dielétricas diferentes (Agilent Technologies, 2010).

Materiais geológicos submetidos a um campo eletromagnético externo têm suas cargas elétricas não livres deslocadas da sua posição de equilíbrio elétrico neutro para novas posições. Esse movimento gera uma corrente elétrica denominada Corrente de Deslocamento. A nova configuração de cargas provoca uma polarização com conseqüente transferência de energia do campo elétrico aplicado para o material. Cessada a influência do campo elétrico aplicado, as cargas elétricas se deslocam novamente para um novo estado de equilíbrio neutro, liberando parte da energia armazenada, sendo o complemento dissipado na forma de calor. A polarização é diretamente proporcional ao campo elétrico aplicado, sendo a permissividade dielétrica $\epsilon = K \epsilon_0$ a constante de proporcionalidade. Esse fenômeno possui analogia com o componente do tipo capacitor encontrados em circuitos eletrônicos, sendo, portanto, quantificada em unidades de capacitância, representadas por Farads, por metro (Neal, 2004). A permissividade dielétrica nunca é igual a zero, e no vácuo tem o valor constante de $8,85 \times 10^{-12}$ F/m (Agilent Technologies, 2010).

Um material é denominado ‘dielétrico’ se ele tem capacidade de armazenar energia quando um campo elétrico externo é nele aplicado. Se tivermos duas placas metálicas paralelas e a uma distância fixa e entre elas o vácuo, teremos uma determinada capacitância. Se em lugar do vácuo for colocado um novo material teremos uma nova capacitância. A relação entre uma capacitância e outra nos dará o valor da ‘permissividade’. A permissividade tem um valor complexo na forma (eq. 4-1):

$$K = \epsilon/\epsilon_0 = \epsilon_r = \epsilon_r' - j\epsilon_r'' \quad (4-1)$$

onde ϵ_r' é a parte real e ϵ_r'' a imaginária e $\epsilon_0 = \frac{1}{36\pi} \times 10^{-9}$ F/m. Na prática, utiliza-se a constante dielétrica K em substituição à permissividade dielétrica ϵ já que é mais conveniente, por ser adimensional (Agilent Technologies, 2010). Matematicamente, a constante dielétrica é definida segundo a equação (eq. 4-2), onde ϵ_r é a permissividade dielétrica relativa ao vácuo (Annan, 2001).

$$K = \epsilon_r = \epsilon / \epsilon_0 \quad (4-2)$$

Através de modelos empíricos, a constante dielétrica K também pode ser calculada. Na reflexão de sinais eletromagnéticos pelo GPR a constante dielétrica é diretamente relacionada com a velocidade V (ns) de propagação do meio. Como c é a velocidade do sinal eletromagnético no espaço livre (vácuo) igual a $3,0 \times 10^8$ m/s (Cezar, *et al*, 2012). A velocidade pode ser calculada pela fórmula (eq. 4-3):

$$V = c / (K)^{1/2}, \quad (4-3)$$

Nas aquisições GPR e através do processamento dos sinais e determinação da velocidade de propagação registrado no Radargrama, pode-se estimar o valor da constante dielétrica, utilizando a equação acima. Esse procedimento não determina um valor exato da constante dielétrica do meio e sim uma aproximação.

Além das estimativas com dados do GPR, vários pesquisadores têm utilizado o *Method Index Refractive Complex* (CRIM), de Wyllie e Gregory (1953), para determinar a constante dielétrica do solo ou de rochas, permitindo assim, fazer inferências sobre as propriedades da constante em questão. Esse método utiliza uma equação semi-empírica que relaciona a constante dielétrica com a porosidade (Cezar, *et al*, 2012).

De acordo com *Agilent Technologies* (2010), existem vários processos para medição da permissividade dielétrica e da permeabilidade magnética (μ_r), tais como:

- Com uso do equipamento Probe coaxial para medição do $\epsilon = K$ (para líquidos, substâncias pastosas, semi e pós-sólidas);
- Com uso de Linha de Transmissão, para medição do ϵ e μ_r (para sólidos facilmente maleáveis);
- Espaço Livre, para medição do ϵ e μ_r (para altas temperatura, amostras grande e plantas). Não se tem contato com a amostra;

- Cavidade Ressonante, para medição do ϵ e μ_r (medição precisa e para pequenas amostras) e
- Placa Paralela, para medição do ϵ_r (melhor para baixas frequências e superfícies planas e finas).

4.4 – Energia Eletromagnética de Sinais

A energia de reflexão do meio E é igual à soma do quadrado das amplitudes do sinal refletido. Se a variável é aleatória a amplitude do sinal refletido tem distribuição estocástica e a energia de reflexão é igual à variância (Oppenheim, 1989). Assim, se considerarmos S um sinal amostrado no domínio do tempo e A_i a amplitude do sinal no instante i , $i=1, \dots, t$ e N o número de emissões do sinal no tamanho da linha de aquisição, a energia E de reflexão do meio é calculada pela fórmula (eq. 4-4):

$$E = \sum_j \sum_i (A_i)^2, \text{ com } i = 1, \dots, t \text{ e } j = 1, \dots, N. \quad (4-4)$$

Nos Radargramas, N representa o número de traços do sinal na linha de aquisição, i representa o conjunto de tempos de medição observados na profundidade do meio analisado. Por exemplo, em um Radargrama com 512 traços e 1100 tempos de medição por traço, o total de valores da amplitude é 563.200.

Outra forma de calcular a energia e que não foi utilizada nesta tese, é fundamentada no Teorema de Parseval (HSU, 1973), que estabelece: a energia contida no sinal é igual à soma das energias concentradas nos diferentes níveis de resolução da sua transformada *wavelet*. Segundo Cândido, (2002), isso significa que a energia do sinal pode ser decomposta em termos dos seus coeficientes *wavelets*.

Capítulo 5

A Propriedade Petrofísica Mecânica – Porosidade

5. A Propriedade Petrofísica Mecânica – Porosidade

As rochas reservatórios apresentam, nas suas características, propriedades físicas e mecânicas importantes no que diz respeito a capacidade de armazenamento e migração de fluidos. Na indústria de petróleo, apresentar uma metodologia que possibilite, com certo grau de confiabilidade, para calcular ou estimar, a partir de levantamentos geofísicos com GPR ou sísmica, os valores das propriedades petrofísicas em rochas reservatórios é extremamente desejável. Isso está ligado ao fato de que a dimensão de seus valores está diretamente relacionada com a capacidade de armazenamento e do fluxo de fluídos. Diante disso, torna-se de considerável importância científica e prática o conhecimento dos parâmetros de porosidade, permeabilidade e saturação de fluidos das rochas sedimentares (Rabelo, 2004) e (Bonet, 1991).

5.1 – Porosidade

A porosidade é uma propriedade petrofísica das rochas, que pode ser classificada de duas formas: porosidade total ou absoluta e porosidade efetiva. Por outro lado, a ocorrência da porosidade se dá em função de duas classes de fatores: primárias, que estão relacionados com as características deposicionais e originam a porosidade primária e as secundárias, chamadas diagenéticas (Rabelo, 2004) e (Chicourel, 1959).

A porosidade primária é a que se desenvolveu durante a deposição do material detrítico ou orgânico. Os fatores que produzem efeito na sua formação são o diâmetro dos grãos, o empacotamento, a seleção, forma, esfericidade, arredondamento e seleção. A porosidade intergranular de um arenito e a porosidade oolítica de alguns calcários são exemplos de porosidade primária (Bonet, 1991). A porosidade secundária é a que se desenvolveu como consequência da ação de agentes geológicos logo após o processo de formação da rocha, que podem contribuir para o aumento ou diminuição da porosidade primária. Pela sua natureza solúvel (composição química), os carbonatos podem oferecer excelentes exemplos de porosidade secundária ou induzida com a dissolução e recristalização de minerais como a calcita e dolomita (Welex, 1984).

A porosidade pode ser interconectada, estagnada e isolada. A primeira, interconectada, ocorre quando os poros constituem uma fase contínua no meio poroso, a segunda quando apresentam apenas uma ligação de conexão e a última quando não ocorre ligação com os poros vizinhos. Na Figura 5.1 pode ser observado o arranjo dos grãos da rocha com os poros interconectados (Rabelo, 2004); (Serra, 1984).

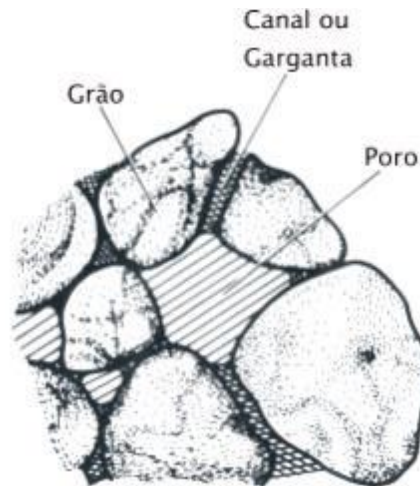


Figura 5.1 – Representação da forma de arranjos dos grãos com os poros interconectados. (Serra, 1984).

A unidade de medida da porosidade é expressa em porcentagem (%) ou na forma decimal (p. ex. 0,25) e tem sua magnitude de porcentagem de acordo as formas de ocorrência (Serra, 1984).

5.1.1 – Porosidade Total

Simbolizada por ϕ_t , a porosidade total ou absoluta é definida e calculada como sendo a relação entre o volume de vazios de uma rocha (poros, canais, fissuras, *vugs*), sejam eles interconectados ou não, e o volume total da mesma. A forma de cálculo é dada pela equação (eq. 5-1):

$$\phi_t = \frac{V_v}{V_t} \quad (5 - 1)$$

onde ϕ_t é a porosidade total ou absoluta, V_v é o volume de vazios, V_t é o volume total. A magnitude da porosidade total tem efeito direto no cálculo do volume de reservas de fluidos (Bonet, 1991; Suguio, 1973).

5.1.2 – Porosidade Efetiva

A porosidade efetiva ϕ_e representa o espaço ocupado por fluidos que pode ser deslocado através do meio poroso. É calculada pela relação entre o volume dos espaços vazios interconectados de uma rocha e o seu volume total. A porosidade efetiva é calculada pela fórmula (eq. 5-2):

$$\phi_e = \frac{V_i}{V_t} \quad (5 - 2)$$

onde ϕ_e é porosidade efetiva, V_i é volume de poros interconectados, V_t é o volume total (Bonet, 1991). As rochas com material granular e pobre a moderadamente cimentados, apresentam valores aproximadamente iguais de ϕ_e e ϕ_t . Já as rochas altamente cimentadas como, por exemplo, os carbonatos, geralmente apresentam grandes diferenças entre os valores de porosidade total e efetiva (Bonet, 1991).

O valor da porosidade total em arenitos, que formam a maioria dos reservatórios de hidrocarbonetos, varia entre 5,0% e 48% (Lima, 2006; Welex, 1984). Todavia, outros tipos de rocha não granulares (denominadas de cristalinas) podem apresentar valores consideráveis de porosidade, a ponto de serem consideradas importantes como reservatório. Geralmente, nesses casos a porosidade está relacionada à presença de fraturas.

Métodos de Determinação da Porosidade

Para calcular a porosidade podem-se utilizar os métodos de medição em perfis geofísicos ou em laboratório. Para a determinação da porosidade em rochas consolidadas, são utilizadas pequenas amostras, sendo que o valor da porosidade para grandes volumes de rochas é extrapolado estatisticamente. Os três parâmetros básicos de medida de porosidade em laboratório são volume total, volume de sólidos e volume de poros. Para medir a porosidade feita em laboratório é necessária a determinação de dois desses três parâmetros básicos, segundo Bonet (1991). Para esse autor, existem quatro métodos de medição, o Direto, o da Bomba de Mercúrio, do Picnômetro e o de Embebição. No Método Direto o cálculo do volume total é utilizado quando um testemunho tem forma geométrica definida. Nesse método mede-se o volume total da amostra e o volume de sólidos, seu o volume poroso é obtido pela diferença entre as medidas. O Método da Bomba de Mercúrio mede o volume total e o volume de vazios de testemunhos consolidados. O volume total da amostra é imerso em mercúrio e não deverá invadir o espaço poroso espontaneamente, depois é medido o volume

deslocado. Posteriormente, é aplicada pressão para que o mercúrio invada o espaço poroso. A porosidade é obtida a partir da determinação do volume de mercúrio que invadiu a amostra. Esse método fornece também informações quanto ao tamanho das gargantas. O Método do Picnômetro mede o volume total de um corpo sólido. Consiste em medir o volume deslocado de mercúrio ao se mergulhar uma amostra no mesmo. No Método de Embebição a amostra é imersa num fluido molhante sob vácuo por longo tempo. O fluido invade espontaneamente a amostra preenchendo todo espaço poroso. A amostra é pesada antes e depois da embebição, e, como a densidade do fluido é conhecida, pode-se calcular o volume poroso.

Neste trabalho o método direto e de embebição foram utilizados para o cálculo da porosidade. O procedimento está descrito no capítulo oito.

Capítulo 6
O método GPR e o Sistema *Reflexw*

6. O método GPR e o Sistema *Reflexw*

Neste capítulo, está descrito o Método GPR, a sua estrutura e os procedimentos para utilizar o sistema computacional que compõem o método e sua aplicação em campo. Também será apresentada a descrição do processamento computacional dos dados e informações obtidas na aplicação do GPR, através do software *Reflexw*.

6.1 – O Método GPR

O GPR (*Ground Penetrating Radar*), Radar de Penetração no Solo ou Georadar, como também é conhecido, é um método geofísico eletromagnético que gera imagens de alta resolução de estruturas e feições rasas presentes em subsuperfície, com base no registro do tempo duplo de viagem das ondas eletromagnéticas (Souza, 2005). É uma conjunto de técnicas geofísicas não invasivas que detecta descontinuidades elétricas em sub-superfície rasa de até 80m de profundidade, pela geração, transmissão, propagação, reflexão e recepção de pulsos discretos de ondas eletromagnéticas de baixa e alta frequência (Neal, Adrian,2004).

O método GPR baseia-se na emissão, por meio de uma antena transmissora, de um pulso curto de energia eletromagnética com duração de nanosegundo (10^{-9} s) e faixa frequência entre 10 a 2600 MHz que é irradiada ou transmitida no solo. No seu deslocamento, a energia altera sua velocidade ao atingir materiais com propriedades elétricas diferentes. Além disso, esses pulsos emitidos pela antena transmissora sofrem reflexões, refrações e difrações em descontinuidades presentes no subsolo (diferentes propriedades físicas). A onda é então refletida e captada ao retornar a superfície por uma antena receptora. Esses sinais são tratados por uma unidade de controle que grava o tempo duplo de viagem, do pulso e, posteriormente, são amplificados e registrados (Robinson & Michaud, 1999). A Figura 6.1 apresenta um esquema da emissão e recepção das ondas eletromagnéticas a partir das antenas transmissora e receptora. Um histórico sobre o uso do GRP pode ser encontrado em Porsani (2001, 2002), Neal (2004), Annan (1997 e 2002).

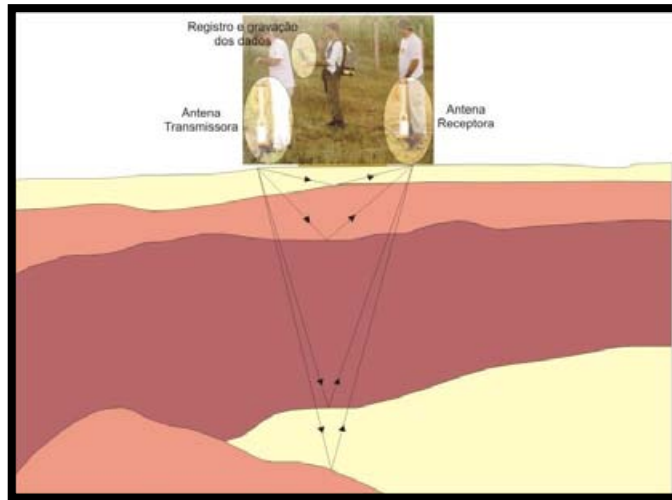


Figura 6.1 – Representação da transmissão e recepção do sinal GPR. Fonte: Souza, Anderson, 2006.

6.2 – O Sistema GPR

O GPR é um sensor remoto ativo que detecta objetos que refletem a energia emitida por ele. A magnitude e identidade dessas reflexões possuem estreita relação com as discontinuidades elétricas existentes entre o objeto e o material encaixante. A geometria do objeto também influi na qualidade do sinal retornado, além de outros fenômenos que interferem nesse processo, podendo inviabilizá-lo. Um estudo bem detalhado pode ser encontrado em Annan (2001). Na Figura 6.2 é apresentado um desenho esquemático do sistema GPR.

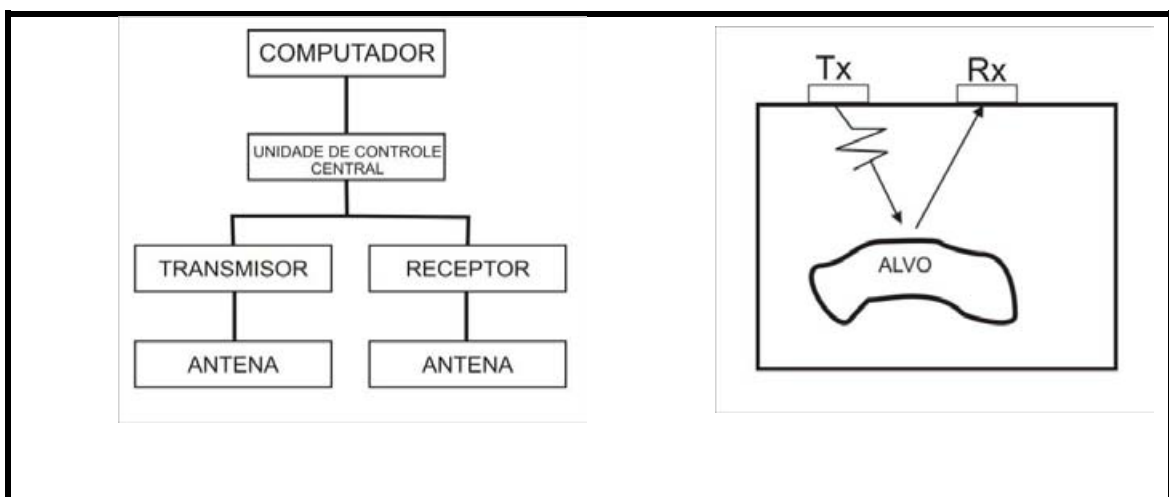


Figura 6.2 – Diagrama de bloco de um sistema GPR típico e a ilustração conceitual de um pulso emitido pelo GPR e refletido em subsuperfície. Fonte: (Annan & Davis, 1997).

O conjunto de traços de sinais refletivos forma uma imagem bidimensional (2D) do meio que pode ser visualizada na tela da unidade de controle e denominado de radargrama.

A Figura 6.3 mostra o desenho esquemático do sistema GPR em operação e o radargrama resultante. Pode ainda ser visualizado em detalhe o traço, conjunto de traços e o radargrama.

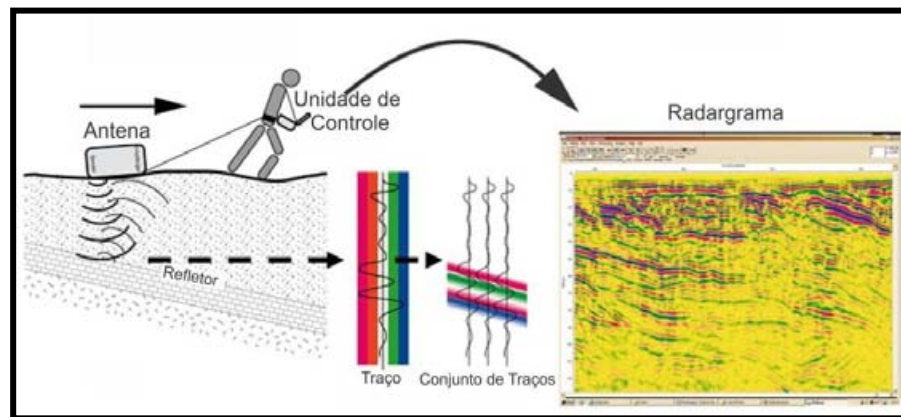


Figura 6.3 – Representação esquemática do sistema GPR, aquisição e o produto gerado (radargrama).
Fonte: <http://www.georadarforum.de>.

No Radargrama o eixo das abscissas representa a distância percorrida pelo GPR ao longo da linha de aquisição e o eixo das ordenadas mostra o tempo duplo de propagação que é proporcional a profundidade de penetração dos sinais.

6.2.1 – Aplicação do Sistema

Como já citado o GPR funciona emitindo pulsos de ondas eletromagnéticas e a emissão de um pulso é denominado *Scan*. Imediatamente após a emissão, a unidade de controle inicia uma contagem de tempo (*time windows* ou *Range*), em nanosegundos, durante o qual a unidade de controle está aberta para receber os sinais (*sample*) e mostra um número fixo de vezes que a antena receptora grava o valor digital correspondente a energia refletida e detectada. A abertura da "janela de tempo" deve ser suficiente para permitir que o pulso atinja a profundidade desejada e retorne a antena receptora, permitindo a profundidade máxima de investigação para aquela frequência central de antena utilizada (Anann, 2001).

O registro das amostragens correspondentes à energia refletida é denominado de traço, que pode ser representado de duas formas: estilos Osciloscópio e Linha. No primeiro caso, as

diversas amostragens são interpoladas para uma função que represente a amplitude do sinal retornado. No segundo caso, o valor da amostragem é codificado como um segmento de linha em tons de uma paleta de cores. Sucessivos *scans* são empilhados lado a lado (*stacked*) formando uma imagem contínua. O registro de uma sequência de amostragens (traços), convenientemente espaçadas, delinea uma seção do refletor. Os contornos obtidos com o processamento do registro das reflexões contêm informações precisas da forma e orientação das estruturas no plano do levantamento (Anann, 2001).

Para detectar e identificar estruturas rasas em subsuperfície, obtendo profundidade, tamanho, forma, espessura, o usuário deve observar três aspectos importantes: a) a penetração, que é a distância da fonte de emissão até a onde as reflexões são distinguíveis do ruído de fundo; b) a velocidade de propagação do sinal, que permite determinar a profundidade dos refletores; c) a resolução que está relacionada diretamente com a distinção ou não de duas descontinuidades próximas (Anann, 2001). Segundo Porsani (2002), a velocidade de propagação no meio e a profundidade de penetração são os dois fatores mais importantes na aplicação do GPR.

Outro aspecto importante é a atenuação que está diretamente relacionada com o tipo de meio investigado.

O sistema GPR pode trabalhar com diferentes tipos de antenas, cada uma correspondendo a uma determinada frequência central. A escolha da antena é dada em função do objetivo do levantamento. Quanto maior for a frequência da antena, menor é a profundidade de penetração, porém, melhor a resolução do produto. Por outro lado, as antenas de menor frequência não possuem boa resolução, entretanto, a profundidade de penetração aumenta consideravelmente, podendo assim, investigar corpos mais profundos (Schenk *et al.* 1993).

A Tabela 6.1 a seguir, apresenta a correlação que existe entre a resolução teórica e a profundidade de penetração, em função da frequência central da antena.

Tabela 6.1 – Relação entre a frequência das antenas do sistema GPR, profundidade de penetração e resolução vertical. Modificado de Porsani, 2002.

Frequência (MHz)	Central	Profundidade Máxima de penetração (m)	Resolução Teórica (m)
2600		0,8	0,003*
900		1,3	0,007*
500		5	0,05 – 0,1
200		12	0,125 - 0,25
100		25	0,25 - 0,5
50		70	0,5 - 1
25		85	1 - 2

*valores aproximados

6.2.2 – Propriedades Físicas do Meio

Os sinais emitidos pelo GPR encontram materiais de diferentes propriedades eletromagnéticas e de diferentes escalas. Isso requer que o comprimento de onda e os objetos estejam em escalas comparáveis para que os mesmos sejam detectados. Maxwell desenvolveu a parte teórica do eletromagnetismo, descrevendo o comportamento de campos elétrico e magnético em qualquer meio.

Segundo Annan (2001), na escala macroscópica os fenômenos decorrentes da interação entre campos elétricos e magnéticos, para os materiais geológicos, podem ser descritos pelas seguintes propriedades eletromagnéticas:

- Permissividade dielétrica (ϵ) ou constante dielétrica K , que expressa a característica de um material em armazenar cargas elétricas;
- Condutividade elétrica (σ), que expressa a capacidade de um material em permitir a movimentação de cargas elétricas quando submetido a um campo elétrico;
- Permeabilidade magnética (μ), que expressa a habilidade de um material em se polarizar quando submetido a um campo magnético.

Davis & Annan (1989) mostraram que as propriedades eletromagnéticas dos materiais bem como a frequência do sinal transmitido influenciam diretamente na propagação do sinal eletromagnético. Em condições de baixa perda da onda eletromagnética, a velocidade de

propagação (v) está relacionada como a parte real da constante dielétrica (k) do meio de propagação. Sua determinação é necessária para converter o tempo duplo de viagem do sinal (distância percorrida pelo refletor entre a transmissão e o retorno do sinal) em profundidades estimadas (Robinson & Michaud, 1999). A profundidade de penetração do sinal é controlada pelo coeficiente de atenuação do material (α), o qual é influenciado primariamente pela condutividade elétrica. Assim, camadas condutivas constituídas de argilas, depósitos com algum conteúdo salino e/ou umidade causam severos problemas de atenuação do sinal. A Tabela 6.2 apresenta a correlação dos valores de velocidade de propagação (V), constante dielétrica (k), coeficiente de atenuação (α) e condutividade (σ) para os diferentes tipos de materiais.

Tabela 6.2 – Valores de K ou ϵ_r – constante dielétrica, velocidade de propagação, condutividade e do coeficiente de atenuação. Fonte: Annan (2001).

Materiais	k	V(m/ns)	σ(mS/m)	α(dB/m)
Ar	1	0,3	0	0
Água doce	80	0,033	0,5	0,1
Areia seca	3-5	0,15	0,01	0,01
Areia saturada	20-30	0,06	0,1-1	0,03-0,3
Argila	5-40	0,06	2-1000	1-300
Granito	4-6	0,13	0,01-1	0,01-1

Equações para cálculo da velocidade de propagação e coeficientes de atenuação e reflexão

Conhecendo-se a velocidade de propagação é possível estimar a profundidade do alvo. A velocidade de propagação em um meio é, matematicamente, expressa pela equação (eq. 6-1) (Neal, 2004):

$$V = C_0 / \sqrt{K} \quad (6-1)$$

com V a velocidade de propagação, C_0 a velocidade da luz no vácuo, e K a constante dielétrica do meio. A Figura 6.4 apresenta os gráficos da relação entre a frequência da antena, a velocidade e a atenuação do sinal.

A velocidade de propagação também pode ser calculada através da aplicação da técnica de CMP (Annan *et al.*, 1975).

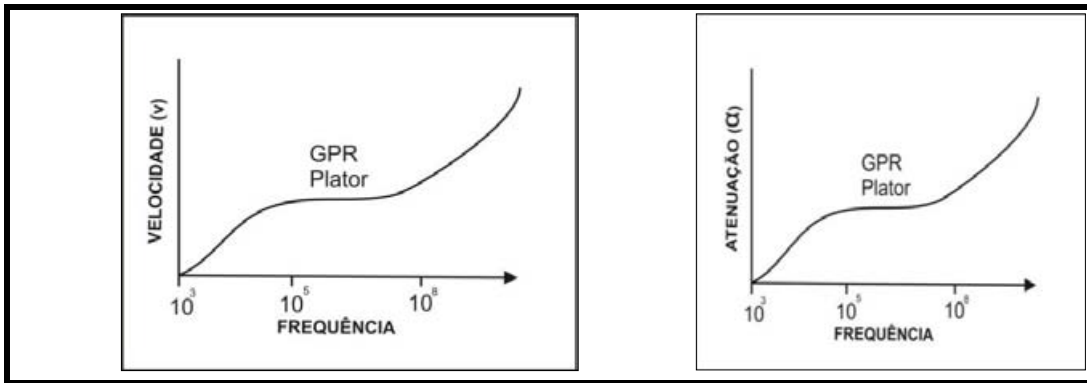


Figura 6.4 Comportamento da velocidade e atenuação frente à frequência. Fonte: (Annan, 1997)

A profundidade de penetração do sinal do radar é controlada pela taxa de atenuação do material, matematicamente expresso pela equação (eq. 6-2) (Davis & Annan, 1989):

$$\alpha = 1,636 \frac{\tau_0}{\sqrt{\epsilon_r}} \quad (6-2)$$

com α o coeficiente de atenuação expresso em dB/m, $\tau_0 = \sigma$ a condutividade elétrica, e $\epsilon_r = K$ a constante dielétrica. A condutividade tem forte influência sobre o coeficiente de atenuação (Davis, 1989).

As reflexões ocorrem quando há diferença significativa nas características elétricas de dois meios de propagação em contato. Matematicamente, o coeficiente de reflexão (R) é expresso pela equação abaixo (eq. 6-3), onde K_1 e K_2 são a constante dielétrica dos meios de propagação 1 e 2 (Neal, 2004).

$$R = \frac{\sqrt{K_1} - \sqrt{K_2}}{\sqrt{K_1} + \sqrt{K_2}} \quad (6-3)$$

6.2.3 – Parâmetros de Aquisição

Para que se obtenha sucesso nas aplicações GPR é necessário o controle de alguns parâmetros físicos que devem ser definidos *a priori* e registrados, tais como: comprimento de linha (m) de aquisição, frequência da antena utilizada, estimativa da profundidade de exploração, dimensão do alvo, constante dielétrica do alvo, janela temporal de amostragem

(ns), intervalo temporal de amostragem (ns), espaçamento entre estações e separação entre antenas (Annan & Cosway, 1992; Annan 2001), Porsani, 2002).

O tamanho de linha, medida em metros (m), de aquisição: a definição da linha de aquisição é feita diretamente pelo usuário do GPR.

A definição da frequência central de operação é um balanço entre três fatores que impõe as restrições à frequência: para a resolução espacial desejada (f_c^R), para a profundidade de exploração (f_c^D) e para limitação do ruído de fundo (*clutter*) (f_c^C). Para a restrição resolução espacial (ΔZ) e espessura do alvo, Annan (2001) recomenda que a frequência central de resolução (f_c^R) para uma taxa de largura de banda unitária em MHz deva satisfazer a equação abaixo (eq. 6-4), onde K é a constante dielétrica do alvo.

$$f_c^R > \frac{75}{\Delta Z \sqrt{K}} \quad (6-4)$$

A profundidade de exploração de resolução (D), *a priori*, é definida em função do objetivo do levantamento e do conhecimento do meio a ser investigado. Para a restrição da profundidade de exploração, Annan (2001), recomenda que a frequência central de f_c^D , em MHz, deve satisfazer a equação abaixo (eq. 6-5), embora não contemple todos os aspectos teóricos.

$$f_c^D < \frac{1200\sqrt{K-1}}{D} \quad (6-5)$$

Para a restrição limitação do ruído de fundo (*clutter*), Annan (2001) recomenda que a frequência central (f_c^C), com ΔL a dimensão mínima do alvo, deve satisfazer a equação abaixo (eq. 6-6),

$$f_c^C > \frac{30}{\Delta L \sqrt{K}} \quad (6-6)$$

Sendo f_c a frequência central a ser definida, esta deve satisfazer a relação:

$$f_c^R < f_c < \min(f_c^D, f_c^C)$$

Se a relação não for satisfeita, há uma incompatibilidade entre a profundidade e a limitação do ruído de fundo (Annan, 2001).

A janela de amostragem, ou *Range*, é o tempo a partir da emissão do pulso que a unidade de controle mostra permite que a antena receptora fique aberta. Para estimar a janela temporal (*W*), em nanosegundos, Annan (2001) recomenda a equação (eq. 6-7):

$$W = 1,3 \frac{2D}{V} \quad (6-7)$$

Com a profundidade de exploração, *D*, desejada e a velocidade no meio encaixante, *V*. A Tabela 6.3 apresenta os valores médios do tempo (ns) da janela de amostragem em função de alguns tipos de materiais.

Tabela 6.3 - Valores médios da janela de amostragem, medidos em nanosegundos (ns) em função da profundidade e de alguns materiais. Fonte: (Annan, 2001)

Profundidade (m)	Rocha	Solo molhado	Solo seco
0.5	12	24	10
1	25	50	20
2	50	100	40
5	120	250	100
10	250	500	200
20	500	1000	400
50	1250	2500	1000
100	2500	5000	2000

Intervalo temporal de amostragem corresponde ao intervalo de tempo (*t*), entre duas amostragens seguidas. A unidade de controle disponibiliza um tempo para a antena receptora, com o objetivo de medir a energia refletida. Annan (2001) desenvolve uma análise e propõe a equação abaixo (eq. 6-8), sendo *f_c* a frequência central da antena, expressa em MHz.

$$t = \frac{1000}{6f_c} \quad (6-8)$$

A Tabela 6.4 apresenta a relação da frequência central de antena e o limite superior do intervalo de amostragem.

Tabela 6.4 - Intervalo máximo de amostragem em função da frequência central da antena.

Fonte: (Annan, 2001)

Frequência central da antena (MHz)	Limite superior do intervalo de amostragem (ns)
10	16,70
20	8,30
50	3,30
100	1,67
200	0,83
500	0,33
1000	0,17

O espaçamento entre estações corresponde ao espaçamento Δx , expresso em metros, entre duas posições seguidas de emissão do pulso. Annan (2001) sugere a equação abaixo (eq.6-9), sendo f a frequência central da antena e K a constante dielétrica do meio encaixante.

$$\Delta x = \frac{75}{f\sqrt{K}} \quad (6-9)$$

A separação das antenas corresponde à distância (S) entre as antenas de emissão e recepção, quando a aquisição é no modo biestático. Annan (2001) sugere o uso da equação abaixo (eq. 6-10), sendo D a profundidade máxima estimada e K a constante dielétrica do meio encaixante.

$$S = \frac{2D}{\sqrt{K}-1} \quad (6-10)$$

6.3 – O Sistema Reflexw

O Sistema *Reflexw* foi produzido pela *Sandmeier Geophysical Software*. A versão utilizada neste trabalho foi REFLEXW 6.1. Esse sistema foi desenvolvido por K. J. Sandmeier, na Alemanha e tem a função de processar dados de sísmica, de reflexão eletromagnética ou acústica e dados de transmissão e refração de sinais. O sistema é composto de cinco módulos de processamento: *2Ddata-analysis*; *CMP velocity-analysis*; *3D data-interpretation*; *modelling*; e, *travel time analysis 2D*. Ativando os modelos pode-se processar e analisar os dados de aquisição de GPR em 2D, analisar os dados para calcular a velocidade de propagação a partir de uma CMP, interpretar dados em 3D, simular cenários

sintéticos e analisar dados de tempo de reflexão e refração em sísmica. Na tela inicial o usuário pode abrir a opção *Project*, que permite localizar os projetos de radargramas processados, abrir o *Modules* de processamento e análise, abrir a opção *Global* para imprimir, obter informações do sistema, definir o tipo de fonte para o texto, os números e os símbolos, abrir o *Help* para ajuda e *Exit* para sair do sistema.

6.3.1 – Processamento para construção de Radargrama de aquisição.

Após a aquisição de sinais com o GPR e imageamento das feições de interesse no depósito sedimentar, realiza-se o processamento da linha de aquisição no arquivo bruto original do tipo *.dzt* com o objetivo de se criar o radargrama. No processamento, são realizados alguns passos para estruturar e melhorar a visualização as feições de interesse ressaltando as reflexões dos sinais entre camadas do meio. Os arquivos brutos foram processados no ambiente do sistema *Reflexw*. Esse processamento é feito com base em uma modelagem pré-estabelecida e pode ser realizado com orientações apresentadas no manual do sistema no ícone *Help/Contents* onde tem informações e procedimentos sobre os módulos de processamento (Figura 6.5).

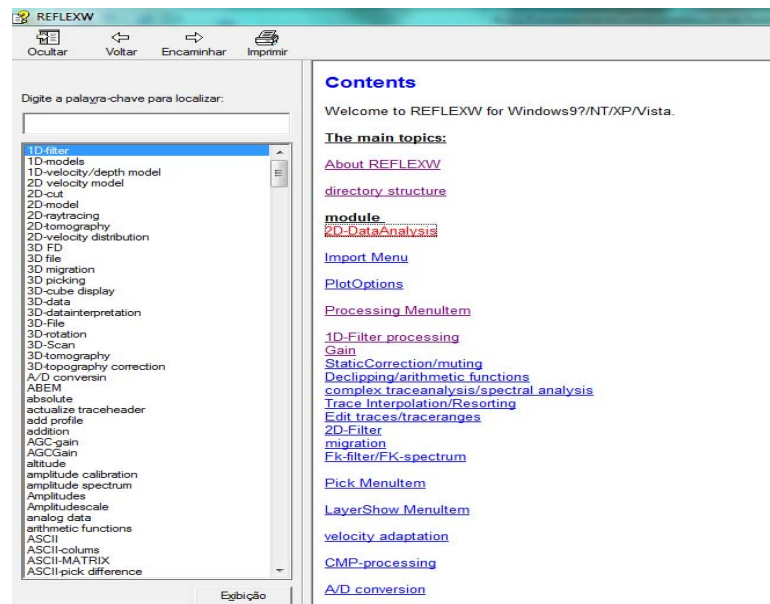


Figura 6.5 – Opções Help/Contents do manual do sistema *Reflexw* para processamento e criação de Radargramas.

6.3.2 – Procedimento para processamento de arquivos brutos no Reflexw

Inicialmente deve-se criar uma pasta com o nome do projeto onde serão armazenados os resultados dos processamentos. Em seguida, importam-se os dados brutos (arquivo com a extensão *.dzt*) da aquisição do GPR. Os resultados dos processamentos são armazenados na pasta de nome *Procedata*, criada automaticamente pelo *Reflexw*. Os dados brutos são processados no módulo *2D - data analysis*, onde são confirmados ou digitados os parâmetros para o processamento, e, desse modo, especificando-se a unidade de medida que se vai trabalhar, o formato dos dados brutos da aquisição e a linha de aquisição para se criar arquivos processados, informando a frequência de antena na aquisição. Com isso, obtêm-se as informações sobre a unidade de tempo de processamento e converte-se o arquivo para o *Relexw*.

Durante o processamento, dimensiona-se a imagem 2D, informando a unidade de medida da escala na horizontal e a localização do último traço dos sinais, definindo o comprimento real da linha. Depois disso, devem-se retirar as ondas (sinais) diretas que não são necessárias para composição da imagem do Radargrama final processado. Como o *Reflexw* processa-se um ganho para retirada de ruídos. A cada processamento, devem-se gravar os arquivos ordenados. O *Reflexw* permite que se visualizem duas imagens na parte superior e inferior da tela, por ordem de processamento. Sempre se deve colocar na parte superior a imagem do último processamento. Com a imagem ativada, processa-se para retirar as ondas aéreas e para dimensionar corretamente a área do radargrama. Em seguida, ativa-se o primeiro processamento para se calcular a velocidade de propagação do sinal na opção “ $V[m/ns] = \Delta S/\Delta T$ ”, dessa forma, identifica-se a profundidade limite ΔS até a camada de interesse e o tempo de propagação ΔT . Com base no valor da velocidade, pode-se processar um comando de ativação de hipérbolas para definir em todos os pontos da imagem do radargrama o mesmo valor da velocidade. Com isso, converte-se o tempo em profundidade. O segundo processamento é utilizado para retirar os efeitos de bordas e os ruídos de baixa frequência, gerados por indução eletromagnética entre a antena transmissora e receptora. Além disso, pode-se também para ampliar o efeito das altas frequências que são perdidas com o aumento da profundidade, ativando, assim, a opção de balanceamento espectral. Por fim, processa-se para retirar altas e baixas frequências sem significado. O terceiro e último processamento é exportar a imagem do Radargrama final para uma pasta com os arquivos que

foram gerados com extensão *.asc*. Essa extensão é representada, por meio uma matriz que represente o tempo de propagação (profundidade) das ondas e as colunas (a quantidade de traços da aquisição). Para cada par de indexação (linha x coluna) da matriz, tem-se os valores das amplitudes dos sinais refletidos.

6.3.3 – Processamento para construção de Radargrama Sintético.

Para compor o banco de dados do Sistema Inteligente com valores das variáveis de estudo, porosidade, constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão, foi planejada a construção de modelos de Radargramas sintéticos por meio do sistema *Reflexw*. Para isso, tivemos como base os tipos de areias, os valores da constante dielétrica das camadas arenosas e a frequência da antena GPR utilizada nos experimentos de campo e do laboratório de pesquisa. Foram utilizados, para a construção dos radargramas sintéticos, os dados do comprimento e a espessura das áreas das camadas projetadas nos experimentos de campo do CCET – Centro de Ciências Exatas e da Terra e no LAE – Laboratório de Análise Estratigráfica da UFRN.

O processamento do sistema *Reflexw* para a construção dos radargramas foi baseado no método matemático de diferenças finitas, para diferenciação de funções discretas. A descrição detalhada do método de modelagem sintética de radargramas pode ser encontrada em Wang e McMechan (2002).

Para construção dos modelos de radargramas sintéticos deve-se estruturar uma tabela com dados de interesse referente aos valores de porosidade (\emptyset) obtidos, da frequência das antenas, da constante dielétrica K , da área do modelo do radargrama, com o comprimento da linha e a espessura de cada camada.

Na modelagem de um radargrama, no *Reflexw*, utiliza-se a opção *modeling* onde se registra os valores da área, o tamanho de linha e a profundidade de cada camada, os valores da constante dielétrica, a permissividade magnética e a condutividade elétrica. Também, registram-se os valores e as informações dos parâmetros físicos dos sinais emitidos, como: a distância entre os traços dos sinais, o incremento temporal máximo de propagação (relacionado a velocidade) para formação dos pontos da malha do radargrama, a frequência de propagação, o tempo máximo de abertura da janela de recepção dos sinais, dos tipos de

absorção dos sinal, de fonte, de entrada e de saída do sinal, o tamanho da linha de interesse e a escala de tempo.

Após a construção do Radargrama sintético, as ondas diretas e aéreas que não são de interesse para o cálculo da energia de reflexão devem ser retiradas. Ao final, os arquivos dos radargramas sintéticos modelados são salvos na pasta ROHDATA do sistema *Reflexw*.

Capítulo 7
Sistema Inteligente

7 Sistema Inteligente

Neste capítulo, será apresentada toda concepção e estrutura do Sistema Inteligente proposto nesta pesquisa. O Sistema Inteligente foi concebido e elaborado de forma estruturada para processar dados de porosidade e eletromagnéticos, com o objetivo de estimar automaticamente valores da porosidade em camadas sedimentares.

7.1 – Sistema Inteligente

A estrutura do sistema é composta de entrada de dados de parâmetros, do processamento computacional dos dados e de uma saída com a estimativa da porosidade. Um fluxograma do sistema é apresentada na Figura 7-1:

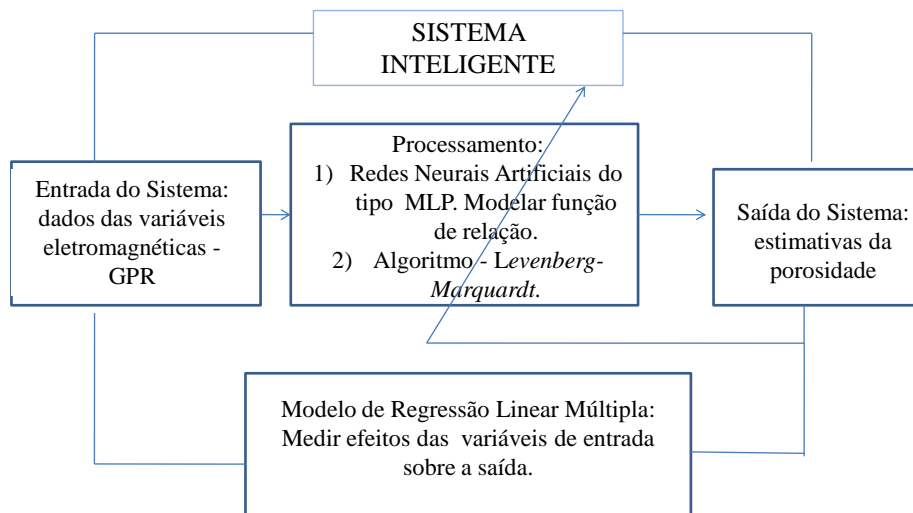


Figura 7.1 – Representação esquemática da estrutura do Sistema Inteligente.

O sistema foi concebido em função da aplicação da técnica de Redes Neurais Artificiais, que, através de modelos de rede, permite estimar valores da porosidade mecânica em depósitos sedimentares, tendo como base, os dados de parâmetros eletromagnéticos obtidos nos experimentos de campo programados e realizados durante a pesquisa. Para tanto, foram programadas a utilização dos modelos de redes neurais do tipo *Multilayer Perceptron* (MLP), combinados com os modelos estatísticos multivariados.

Para a entrada do sistema foi concebida a estruturação de um banco de dados de um conjunto de valores das variáveis explicativas eletromagnéticas medidas e observadas na realização dos experimentos programados e os valores medidos e estimados das variáveis resposta – porosidade. Os valores das variáveis foram obtidos no resultado do processamento do sistema *Reflexw* para construção de imagens vistas nos Radargramas resultante da aplicação do GPR em amostra de material sedimentar do tipo areia e que foram utilizados nos experimentos realizados. No processamento computacional do sistema, foi utilizado para o treinamento da rede MLP o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*. Na saída do sistema foi programada a apresentação dos resultados da aplicação rede com as estimativas da porosidade mecânica (hidráulicas). Também faz parte do sistema, o processamento do modelo de estatístico multivariado de regressão linear múltipla, que, na saída, permite verificar o grau de efeito das variáveis explicativas (parâmetros eletromagnéticos) nas estimativas da porosidade.

7.2 – Modelos de Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA's) foram desenvolvidas a partir de uma tentativa de criar um modelo que descrevesse a estrutura e o funcionamento do cérebro humano. Segundo Haykin (2001), uma rede neural artificial é um processador paralelamente distribuído e constituído um grande número de unidades de processamento simples (nodos). A principal função da RNA é armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso, assemelhando-se ao cérebro humano em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente e de um processo de aprendizagem específico.
- Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

A solução de problemas complexos através de RNA's é bastante atrativa, já que a forma como estes problemas são representados internamente pela rede e o paralelismo natural inerente à arquitetura das RNA's cria a possibilidade de um desempenho superior ao dos modelos convencionais, que são mais frequentemente utilizados por pesquisadores. Nas RNA's, o procedimento mais comum na solução de problemas passa inicialmente por uma fase de aprendizagem, em que um conjunto de exemplos (dados) é apresentado para a rede. Esse tipo de rede irá extrair as características básicas para criar uma representação da informação fornecida. Essas características são utilizadas posteriormente para gerar respostas para o problema.

A capacidade de aprender por meio de exemplos e de generalizar a informação aprendida é, sem dúvida, o atrativo principal da solução de problemas através de RNA's. A generalização está associada à capacidade da rede em aprender por meio de um conjunto reduzido de exemplos e dar respostas coerentes para dados não conhecidos. Essa é uma das capacidades das RNA's que vão muito além do que simplesmente mapear relações de entrada e saída. As RNA's são capazes de extrair por meio dos exemplos informações não apresentadas de forma explícita. Além disso, essas redes são capazes de atuar como mapeadores universais de funções multivariáveis, com custo computacional que cresce apenas linearmente com o número de variáveis. Outra característica importante é a capacidade de auto-organização e de processamento temporal, que, aliada àquelas citadas anteriormente, faz das RNA's uma ferramenta computacional extremamente poderosa e atrativa para a solução de problemas complexos (Braga; Carvalho; Ludermir, 2000). Para um melhor entendimento do que vem a ser uma rede neural, apresenta-se a descrição objetiva do neurônio biológico, do neurônio artificial, da função de ativação, da arquitetura da rede, dos métodos de aprendizagem, do tipo de rede, dos algoritmos de treinamento e da validação.

Neurônio Biológico

Para entender melhor as redes neurais artificiais, é importante fazer algumas considerações sobre o funcionamento do neurônio biológico, já que é este quem inspira a criação do neurônio artificial, e que, por sua vez, é a unidade processadora da rede neural artificial (Silva; Spatti; Flaulino, 2010).

O sistema nervoso humano é o responsável pelas tarefas de automatismo, decisões, integração de ideias ou sensações, e de adaptação do organismo e do próprio ser, sendo esta última realizada por meio do aprendizado. O centro do sistema nervoso é constituído por

células que recebem, geram e transmitem os estímulos que chegam ou partem do nosso cérebro. Com isso, ele pode reconhecer padrões e relacioná-los, usar e armazenar conhecimento por experiência, além de interpretar observações. Essas células são denominadas de neurônios biológicos e estão presentes em nosso cérebro em uma quantidade da ordem de 10^{11} com cerca de 10^{15} conexões entre elas. Cada um desses neurônios processa e comunica-se com milhares de outros continuamente e em paralelo (Silva; Spatti; Flaulino, 2010).

Os neurônios biológicos são divididos em três seções: o corpo da célula, os dendritos e o axônio, cada um com funções específicas, porém complementares. Resumindo o seu funcionamento: o neurônio recebe informações de outros neurônios através dos dendritos, e, de acordo com o estímulo recebido, ele irá gerar um impulso para outros neurônios através do axônio. A sinapse é o efeito que ocorre quando um axônio de um neurônio libera determinadas substâncias para estimular os receptores dos dendritos de outros neurônios. Assim é feita a transmissão de um impulso nervoso de um neurônio ao outro. Essa transmissão de impulsos nervosos é chamada de sistema simples, e é responsável pela maioria das funções realizadas pelo nosso cérebro (Silva; Spatti; Flaulino, 2010).

A Figura 7.2 apresenta a estrutura biológica de um neurônio, a qual foi utilizada como base para o desenvolvimento da teoria sobre RNA's.

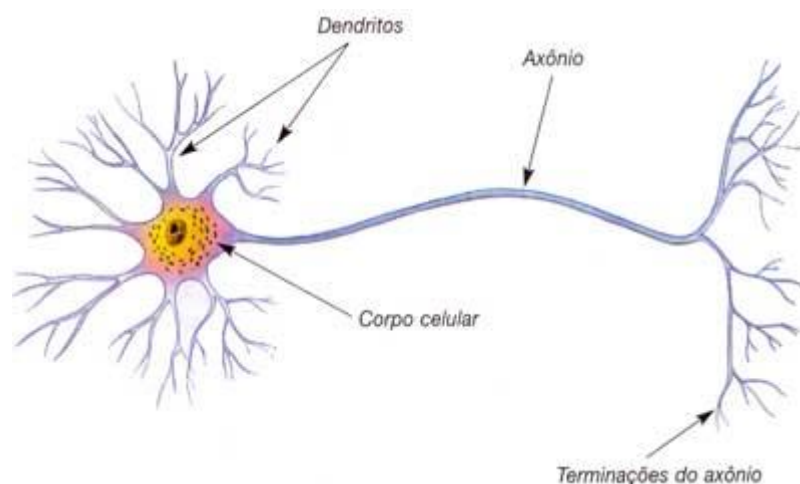


Figura 7.2 – Neurônio biológico

Fonte: <http://www.sogab.com.br/anatomia/sistemanervosojonas.htm>

Neurônio artificial

Em 1943, McCulloch e Pitts propuseram, em um trabalho pioneiro, a formulação do modelo de neurônio artificial, através de uma descrição matemática. O trabalho desses pesquisadores concentra-se em descrever um modelo artificial de neurônio e apresentar suas capacidades computacionais (McCulloch & Pitts, 1943). Nesse modelo existem n terminais de entrada (dendritos) que recebem os valores x_i e apenas um terminal de saída y (axônio). Para representar o comportamento das sinapses, as entradas dos neurônios têm os pesos sinápticos w_i acoplado, cujos valores podem ser positivos ou negativos, dependendo das sinapses correspondentes, sejam elas inibitórias ou excitatórias. No caso do efeito de uma sinapse em um neurônio artificial, a representação matemática é dada pelo produto de $x_i \cdot w_i$. Prosseguindo nessa comparação, o neurônio biológico só dispara um impulso nervoso quando a soma dos impulsos de entrada ultrapassa o seu limiar de excitação. Já em um neurônio artificial, a soma ponderada é representada pela função de soma e comparada à função de transferência/ativação para decidir se o neurônio deve ou não disparar (0 ou 1).

Na descrição original do modelo, a função de ativação é dada pela função de limiar descrita nas equações (eq. 7-1):

$$u = \sum_{i=1}^n w_i * x_i - \theta \text{ e } y = g(u) \quad (7-1)$$

com n sendo o número de entradas do neurônio, w_i o peso sináptico associado à entrada x_i , θ o limiar de ativação do neurônio e y é o sinal de saída, ou seja, o valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de sinais de entrada, podendo ser também utilizado por outros neurônios. A Figura 7.3 representa o funcionamento do neurônio artificial.

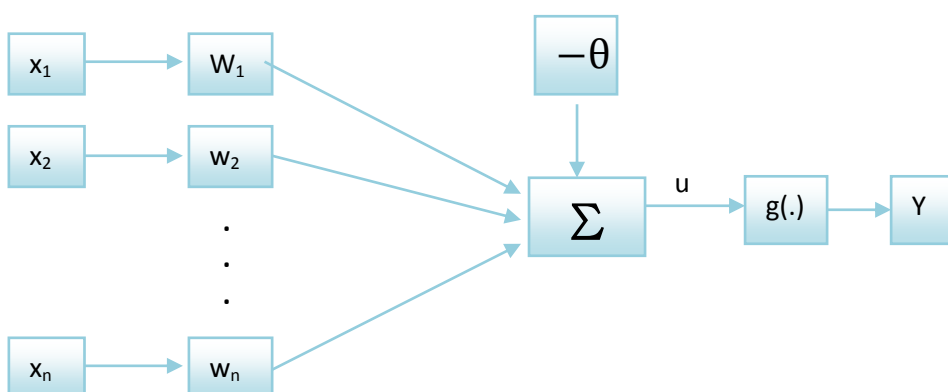


Figura 7.3 - Neurônio artificial

Fonte: O autor

Funções de ativação

A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts (1943) (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000), foram derivados vários outros modelos que permitem a produção de uma saída qualquer, não necessitando ser zero ou um, e com diferentes funções de ativação. Existem quatro tipos de funções de ativação diferentes: a função linear, a função rampa, a função degrau (*step*) e a função sigmoideal.

As duas funções mais utilizadas são a linear e a sigmoideal. A função de ativação linear é definida pela equação $Y = \alpha \cdot x$, em que α é um número real que define a saída linear para os valores de entrada, Y é a saída e x é a entrada. A função sigmoideal, conhecida também como *S-shape*, é uma função semi-linear, limitada e monotônica. É possível definir várias funções sigmoideais. Uma das funções sigmoideais mais importantes é a função logística definida pela equação (eq. 7-2):

$$Y = \frac{1}{1+e^{-x/T}}, \quad (7-2)$$

com o parâmetro T determinando a suavidade da curva. Na Figura 7.4, podem ser visto alguns tipos de gráfico de função de ativação.

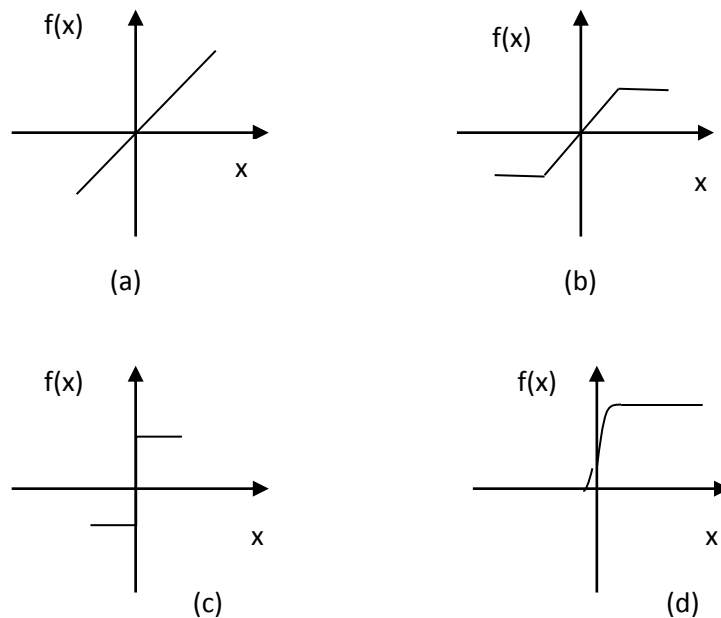


Figura 7.4 - Algumas funções de ativação
Fonte: Braga; Carvalho & Ludermir, 2000

Arquitetura de uma RNA

A arquitetura de uma RNA está relacionada com a maneira com que os neurônios estão arranjados e restringe o tipo de problema que pode ser tratado por ela, (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000).

A definição da arquitetura de uma RNA restringe o tipo de problema que pode ser tratado pela rede. Redes com uma camada única de nodos, por exemplo, só conseguem resolver problemas linearmente separáveis. Fazem parte da definição da arquitetura os seguintes parâmetros: número de camadas da rede, número de nodos em cada camada, tipo de conexão entre os nodos e topologia da rede.

Em uma rede é importante definir inicialmente quem faz o papel da camada de entrada, o número de camadas intermediárias ou escondida, o número de neurônios por camada e a camada de saída (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000)

Os nodos podem ter conexões do tipo acíclica (*feedforward*) ou cíclica (*feedback*). Em conexões do tipo *feedforward*, as saídas de um neurônio em qualquer particular camada se conectam unicamente às entradas dos neurônios da camada seguinte, sem a presença de laços de realimentação. Consequentemente, o sinal de entrada se propaga através da rede progressivamente, camada a camada. Nas conexões do tipo *feedback*, a saída de algum neurônio na *i*-ésima camada da rede é usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a *i*.

Existem vários tipos de rede, são elas:

- Rede *Feedforward* de Camada Única, ou seja, tem-se uma camada de entrada e uma única camada de neurônios, que é a própria camada de saída. Suas aplicações são em: memória associativa e reconhecimento de padrões.
- Na Rede *Feedforward* Multicamadas existe mais de um neurônio entre uma das entradas e uma das saídas da rede. Este tipo de rede pode ser aplicado em reconhecimento de padrões, aproximação funcional, identificação e controle.
- Nas Redes Recorrentes contém retroalimentação entre neurônios de camadas diferentes e as principais aplicações são: controle, previsão, séries temporais, memórias associativas e otimização (Pires, 2011).

A Figura 7.5 apresenta essas três arquiteturas de redes: Rede *Feedforward* de Camada Única, Rede *Feedforward* Multicamadas e Redes Recorrentes, respectivamente.

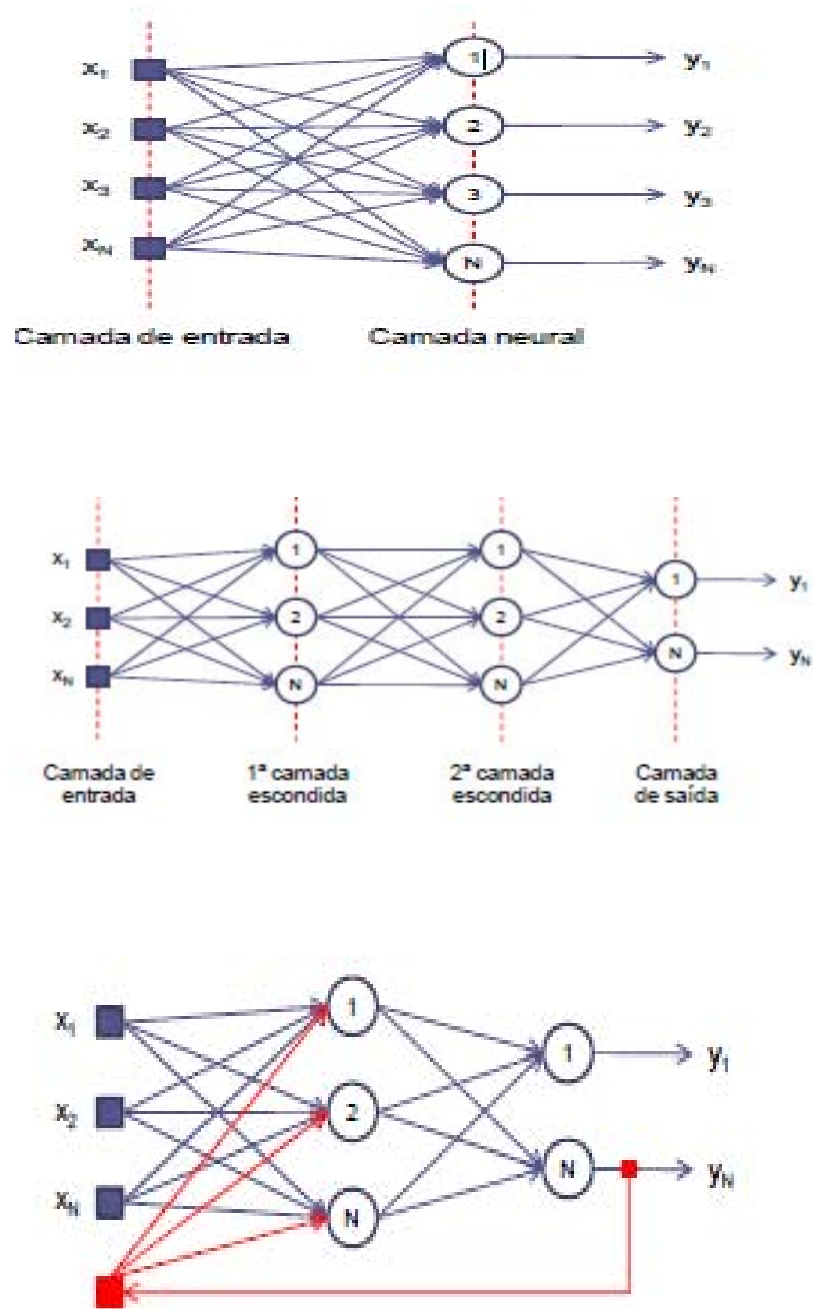


Figura 7.5 - Arquiteturas de redes.

Fonte: <https://sites.google.com/site/matheusgiovannipires/exa868>

Métodos de Aprendizado

As Redes Neurais Artificiais possuem a capacidade de aprender a partir de exemplos e fazer interpolações e extrapolações do que aprenderam. O conjunto de procedimentos bem definidos, utilizados para adaptar os parâmetros de uma RNA e aprender uma determinada função é chamado de algoritmo de aprendizado (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000).

Existem diversos métodos de aprendizado de uma RNA, sendo que os principais são o supervisionado e o não supervisionado. Outros métodos também bastante conhecidos são os de aprendizado por reforço (que é um caso particular de aprendizado supervisionado) e por competição (que é um caso particular de aprendizado não supervisionado) (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000). Neste trabalho, abordamos o método de aprendizado supervisionado.

No aprendizado supervisionado, há uma sequência de entradas ou padrões que são apresentados à rede por um supervisor externo, cada um com uma saída associada. Os pares de entrada/saída são apresentados repetidas vezes até que não haja mais modificações nos pesos das conexões e o seu principal objetivo é ajustar os pesos da rede gradativamente de forma a encontrar uma ligação entre a entrada e a saída fornecida (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000).

A desvantagem do aprendizado supervisionado é que, na ausência do supervisor, a rede não conseguirá aprender novas estratégias para situações não cobertas pelos exemplos do treinamento da rede. Os exemplos mais conhecidos de algoritmos para aprendizado supervisionado são: a regra delta e a sua generalização para redes de múltiplas camadas, o algoritmo *backpropagation*.

No algoritmo regra delta, os pesos das conexões neurais são alterados de forma a minimizar a diferença entre a saída apresentada pela rede e o valor alvo para o padrão de entrada. Com uma determinada entrada, é feita a comparação do resultado da rede com o valor esperado, se a diferença for zero, não é necessário atualizar os pesos, caso contrário, atualizam-se os pesos associados à unidade em questão de acordo com a equação (eq. 7-3) (Braga; Carvalho & Ludermir, 2000).

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \eta e(t) x_i(t) \quad (7-3)$$

Com w_i o peso dos instantes t e $t+1$, x_i o valor da entrada e $\eta e(t)$ a ponderação sobre a entrada.

Redes *Multilayer Perceptron* (MLP's) e o Algoritmo *Back-propagation*

As redes *Multilayer Perceptron* (MLP's) têm sido aplicadas com sucesso em uma variedade de áreas, onde desempenha tarefas como: a classificação de padrões (reconhecimento), o controle e o processamento de sinais (Castro, 2010).

Uma RNA do tipo MLP é constituída por um conjunto de camadas, onde cada camada tem uma função específica. A camada de saída (*output layer*) recebe os estímulos da camada intermediária e constrói o padrão que será a resposta. As camadas intermediárias funcionam como extratoras de características, seus pesos são uma codificação de características apresentadas nos padrões de entrada e permitem que a rede crie sua própria representação, mais rica e complexa, do problema (Castro, 2010). A rede MLP apresenta algumas características bem definidas. A primeira delas é o fato de ser uma rede do tipo *feedforward*, e a segunda característica é a de que o número de neurônios na camada de saída é determinado pela dimensionalidade requerida da resposta desejada. Assim, a elaboração de um projeto de uma rede MLP requer a consideração de três aspectos (Castro e Castro, 2010).

1. A determinação do número de camadas escondidas;
2. A determinação do número de neurônios em cada uma das camadas escondidas;
3. A especificação dos pesos sinápticos que interconectam os neurônios nas diferentes camadas da rede.

Os aspectos I e II determinam a complexidade do modelo de RNA escolhido e, infelizmente, não há regras determinadas para tal especificação. A função das camadas escondidas em uma RNA é a de influir na relação entrada/saída da rede de uma forma ampla. O aspecto III envolve a utilização de algoritmos de treino supervisionados. Existem atualmente vários algoritmos para treinar redes MLP. Esses algoritmos são geralmente do tipo supervisionado. O algoritmo de aprendizado mais conhecido para treinamento dessas redes é o algoritmo *Backpropagation*.

Algoritmo *Backpropagation*

O algoritmo *Backpropagation* utiliza o par de entradas e saídas desejadas para, por meio de um mecanismo de correção de erros, ajustar os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases, em que cada fase percorre a rede em um sentido. Essas duas fases são chamadas de fase *forward* e fase *backward*. A fase *forward* é utilizada para definir a saída da

rede para um dado padrão de entrada e, neste caso, os pesos sinápticos são todos fixos. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões (Castro e Castro, 2010).

O modelo de cada neurônio da rede MLP inclui uma função de ativação não-linear. É importante salientar que esta não-linearidade é suave, ou seja, a função é diferenciável em qualquer ponto. Uma forma comumente utilizada de não-linearidade que satisfaz esse requisito é a não-linearidade sigmoideal definida pela função logística. Além disso, a rede MLP contém uma ou mais camadas de neurônios escondidos que não é parte da camada de entrada ou da camada de saída da rede. Esses neurônios escondidos possibilitam que a rede aprenda tarefas complexas, extraindo progressivamente mais características significativas dos padrões de entrada - vetores de entrada, (Castro, 2010).

Essas mesmas características, entretanto, são também responsáveis pelas dificuldades encontradas na análise de tais redes. Como por exemplo: a presença das não-linearidades distribuídas, deixando a análise teórica das redes MLP's mais difícil e o uso de neurônios escondidos, o que torna o processo de aprendizado mais difícil de ser "visualizado" na estrutura da rede (Castro e Castro, 2010).

Algoritmo de *Levenber-Marquardt*

Como um dos objetivos deste trabalho é modelar a relação entre a porosidade e os parâmetros (variáveis) ou atributos eletromagnéticos e com isso estimar os valores da porosidade em função dos novos valores dos parâmetros, optamos por treinar redes neurais do tipo MLP, utilizando o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*. A função desse algoritmo é ajustar os pesos sinápticos da rede neural com o objetivo de aproximar a saída estimada da saída real do problema (Ranganathan, Ananth, 2004 *Apud* SILVA, Francisca F.N. , 2012).

O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* (LM) foi desenvolvido para resolver de maneira iterativa aos problemas de minimização de funções não-lineares pelo método de mínimos quadrados. Ele é o algoritmo de otimização mais utilizado hoje em dia, superando outros algoritmos em uma grande variedade de problemas (**Ranganathan, Ananth, 2004**).

De maneira geral, o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* propõe uma solução de compromisso entre o algoritmo do gradiente descendente e o método iterativo de Gauss-Newton (Ranganathan, Ananth, 2004 *Apud* SILVA, Francisca F.N. , 2012). Sua regra de atualização dos pesos, como proposta por Levenberg é dada na equação (eq. 7-4):

$$x_{i+1} = x_i - (H + \lambda I)^{-1} \nabla f(x_i) \quad (7-4)$$

x representa o vetor de pesos, ∇f o gradiente do erro médio quadrático, H a matriz Hessiana, I matriz identidade e λ é um fator de ajuste.

A regra de atualização dos pesos leva em consideração tanto a inclinação da superfície do erro (método do gradiente descendente) quanto à curvatura dessa superfície (método de Gauss-Newton). O fator de ajuste indica qual dos dois métodos será redominante: para fatores de ajuste grandes, o método do gradiente descendente predomina e a atualização dos pesos ocorre fortemente na direção de inclinação da superfície do erro, caso contrário, o método de Gauss-Newton predomina e a atualização ocorre mais no sentido da curvatura da função (Ranganathan, Ananth, 2004).

O algoritmo controla o valor do fator de ajuste da seguinte forma: começa-se com um valor arbitrário. Depois, calcula-se o erro na situação atual e aplica-se a regra de atualização de pesos. Então, calcula-se o novo erro. Caso o erro tenha aumentado, desfaz-se a atualização e aumenta o fator de ajuste (geralmente, multiplicando-o por dez). Em seguida, recomeça a iteração, novamente. Caso o erro tenha diminuído, se aceita a iteração e diminui o fator de ajuste, geralmente, dividindo-o por dez. Dessa maneira, quanto mais distante estiver do ponto mínimo, caminha-se mais na direção do gradiente. Ao chegar às proximidades do ponto mínimo, o algoritmo de Gauss-Newton será predominante, fazendo com que o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* (LM) funcione utilizando o que cada um dos algoritmos anteriores tinha de melhor (Ranganathan, Ananth, 2004).

Existem alguns problemas com o algoritmo LM: o primeiro deles é a clara dificuldade de se calcular a Hessiana da função erro. O segundo é calcular a matriz inversa presente na regra de atualização, que é computacionalmente trabalhoso. Por último, para os valores muito elevados do fator de ajuste, o cálculo da matriz Hessiana é praticamente desprezado. Esse último ponto, levou Marquardt a propor uma melhoria no algoritmo original que faz com que a parcela relativa ao gradiente descendente também passe a incorporar informação da curvatura da superfície do erro, fazendo com que a atualização de pesos seja considerável

mesmo quando o gradiente é bem pequeno. A regra final de atualização do algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é segundo Ranganathan pela equação (eq. 7-5) (Ranganathan, Ananth, 2004 *Apud* SILVA, Francisca F.N. , 2012):

$$x_{i+1} = x_i - (H + \lambda \text{diag}[H])^{-1} \nabla f(x_i) \quad (7-5)$$

Os termos da equação estão descritos na equação (7-4) com *diag* a diagonal da matriz H.

Finalmente, ressalta-se que o problema encarado pelo algoritmo LM é exatamente o que ocorre no treinamento *Backpropagation*, onde a função erro a ser minimizada é não linear e no formato de mínimos quadrados. Portanto, o algoritmo LM é perfeitamente aplicável a este tipo de treinamento, sendo uma excelente melhoria em relação ao algoritmo de *Backpropagation* (Ranganathan, Ananth, 2004 *Apud* SILVA, Francisca F.N. , 2012)

7.3 – Modelo de Análise Multivariada – Regressão Linear Múltipla

A análise de regressão é uma técnica de modelagem utilizada para analisar a relação entre uma variável dependente, Y , e uma ou mais variáveis independentes $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$. O objetivo dessa técnica é identificar (estimar) uma função que descreve, o mais próximo possível, a relação entre essas variáveis para assim podermos prever, com maior precisão, o valor que a variável dependente Y irá assumir para determinados valores das variáveis independentes X_i . As variáveis independentes também são conhecidas como regressores (Bussab, 2006). O modelo de regressão é escrito genericamente como (eq. 7-6):

$$Y = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) + \varepsilon \quad (7-6)$$

Sendo o termo ε representando uma perturbação aleatória na função, ou o erro da aproximação, com distribuição estocástica. O número de variáveis independentes varia de uma aplicação para outra. Quando se tem apenas uma variável independente, chama-se Modelo de Regressão Simples, quando se tem mais de uma variável independente chama-se de Modelo de Regressão Múltipla. A forma da função $f(\cdot)$ também varia, podendo ser representada por um modelo linear, polinomial ou até mesmo uma função não linear (Bussab, 2006).

O Modelo de Regressão Linear Simples é utilizado quando existe uma relação linear entre a variável independente Y(resposta) e a variável dependente X (neste caso, apenas uma). A função que expressa esse modelo é dada pela forma abaixo (eq. 7-7) (Bussab, 2006).

$$Y_i = b_0 + b_1 X_i + \varepsilon, i = 1, 2, \dots, n \text{ (tamanho da amostra)} \quad (7-7)$$

Sendo b_0 e b_1 , os parâmetros estimáveis e com a suposição de em média os erros ε tendem a se anular, ou seja: $E(\varepsilon) = 0$, e tem distribuição estocástica. Os parâmetros b_0 e b_1 podem ser estimados a partir da aplicação dos métodos de Mínimos Quadrados ou Máxima Verossimilhança. A eficiência do modelo pode ser comprovada pela comparação entre os dados originais e os dados gerados pelo modelo. Através do resultado, a análise de variância dos dados das variáveis dependente regressora (explicativa), pode-se testar a hipótese da bondade de ajuste do modelo analisando o valor da estatística R^2 . Essa estatística mede o grau de explicação da variável regressora na variabilidade dos dados da variável dependente. Também podem ser testados os parâmetros b_0 e b_1 (Bussab, 2006).

Modelo de Regressão Linear Múltipla

Em algumas situações mais do que uma variável independente (X_1, X_2, \dots, X_n) pode ser necessária para prever o valor da variável dependente (Y). O modelo matemático para esse caso é o Modelo de Regressão Linear Múltipla que é descrito na formula (eq. 7-8) (Bussab, 2006).

$$Y_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (7-8)$$

Com b_0, b_1, \dots, b_k , os parâmetros estimáveis, ε é o erro aleatório com a suposição de que em média os erros tendem a se anular, ou seja: $E(\varepsilon) = 0$. Como os erros são aleatórios, supõe-se que eles possuem um modelo de probabilidade normal ou gaussiana.

Para uma amostra com n observações, o modelo pode ser escrito no sistema (eq. 7-9):

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_{21} + \dots + b_k X_{k1} + \varepsilon_1 \\
 Y_2 &= b_0 + b_1 X_2 + b_2 X_{22} + \dots + b_k X_{k2} + \varepsilon_2 \\
 \dots & \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \\
 Y_n &= b_0 + b_1 X_n + b_2 X_{2n} + \dots + b_k X_{kn} + \varepsilon_n
 \end{aligned} \tag{7-9}$$

Esse modelo forma um sistema linear, que pode ser escrito em forma de vetores e matrizes (eq; 7-10):

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 & X_{21} & X_{k1} \\ 1 & X_2 & X_{22} & X_{k2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_n & X_{2n} & X_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \tag{7-10}$$

O sistema pode ser escrito de uma forma mais compacta e utilizando a representação de vetores e matriz (eq. 7-11):

$$Y = bX + \varepsilon \tag{7-11}$$

Y é um vetor de ordem n por 1 , X uma matriz de ordem k por n , b é um vetor de ordem k por 1 e ε é um vetor

O estimador de mínimos quadrados para o vetor de parâmetros b é dado pelo sistema (eq. 7-12):

$$\hat{b} = (X'X)^{-1}(X'Y) \tag{7-12}$$

Pela equação acima, há necessidade que o produto $X'X$, tenha uma matriz inversa, o que implica na condição obrigatória que nenhuma coluna da matriz X seja combinação linear das outras, isto é, não exista multicolinearidade (Draper e Smith, 1966).

A eficiência do modelo de regressão linear múltipla é medida em função dos resultados da análise de variância multivariada, (MANOVA), dos dados das variáveis. Com

base nos valores da MANOVA, apresentados nas fontes de variação da regressão, dos resíduos, do total e nas estatísticas geradas pelas fontes, são testados a bondade de ajuste do modelo, isto é, se o modelo expressa bem a variabilidade dos dados e a significância de cada parâmetro da regressão (Draper e Smith, 1966).

Para aumentar a eficiência do sistema na estimativa da porosidade, o modelo multivariado de Regressão Linear Múltipla foi o escolhido. Esse modelo é uma excelente ferramenta estatística para relacionar a variável dependente porosidade com variáveis independente constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão do meio. Com a aplicação desse modelo, pode-se fazer inferência e estimar a porosidade. Por outro lado, também pela aplicação do modelo, pode-se verificar a significância e identificar o grau de efeito de cada variável independente na variabilidade da variável dependente porosidade.

Capítulo 8
Experimentos realizados e dados coletados

8. Experimentos realizados e dados coletados

Neste capítulo são apresentados os resultados dos experimentos planejados e realizados para aquisição de dados de GPR em sítios controlados de pequenas dimensões, no campo e no laboratório. Também apresentamos os resultados das medições da porosidade e da constante dielétrica em laboratório e o banco de dados geral formado com os dados dos resultados dos experimentos e das medições (ver item 8.5). O primeiro experimento foi realizado dentro da UFRN em um terreno próximo a sede do Centro de Ciências Exatas e da Terra (CCET) e o segundo foi realizado no Laboratório de Análises Estratigráfica do Departamento de Geologia (LAE), como já foi dito. No item 8.1 e 8.2, respectivamente, descreveremos com mais detalhes esses experimentos. As medições foram realizadas no Laboratório de Sedimentologia e no Laboratório de Telecomunicações da UFRN e estão descritas nos itens 8.3 e 8.4.

Como o objetivo da pesquisa é estimar, através do sistema inteligente, a porosidade em um meio poroso, ficou definido que os experimentos seriam realizados com areias de diferentes texturas, que formam um dos reservatórios (petrolíferos e aquíferos) mais comuns. Como os experimentos foram planejados para serem realizados em sítios controlados, foi também definido que as aquisições de GPR seriam feitas com as antenas de 900 MHz e 2600 MHz.

8.1 – Experimentos do Sítio Controlado no CCET com GPR

Os experimentos foram realizados em um sítio construído em um terreno próximo ao estacionamento do prédio sede do CCET. No terreno foi escavada uma vala com as dimensões: 2,5 m de comprimento, 1,5 m de largura e 0,8 m de altura Figura 8.1 (a). Foram utilizadas três texturas diferentes de areia: grossa, média e fina Figura 8.1 (b). As aquisições de GPR foram realizadas com a antena de 900 MHz, sobre camadas de areias sobrepostas, com 20 cm de espessura cada. Para ressaltar e demarcar a profundidade das reflexões dos sinais GPR, foi montada na base do sítio uma camada de 20 cm com brita. Também com o mesmo objetivo, entre as camadas de areia foi montada uma fina camada de 0,5 cm de mineral pesado do tipo Ilmenita.

Foram programados e realizados três experimentos nos quais foram realizadas várias aquisições GPR. No primeiro, foram realizadas 3 aquisições sobre uma camada de areia grossa, sobreposta a uma camada de brita. No segundo, 3 aquisições foram realizadas, sobre uma camada de areia fina sobreposta a camada de areia grossa. No terceiro, as aquisições (3) foram realizadas sobre uma camada de areia média, sobreposta a camada de areia fina.



Figura 8.1 - Localização do sítio controlado montado no CCET e das amostras de areia utilizadas.

1 - Experimento com camada de areia grossa

Nesse experimento, foram levantados 3 perfis GPR para imagear a camada de areia basal. Foram feitas aquisições no sentido longitudinal do sítio e na diagonal do retângulo que define a superfície da trincheira. A Figura 8.2 mostra as camadas de brita na base e de areia acima, e os locais onde foram levantadas as linhas GPR (sentidos longitudinal e diagonal).



Figura 8.2 - Vista geral do local do experimento no CCET, onde podem ser evidenciadas as camadas de brita (basal) e areia grossa, com escala (20cm na porção inferior esquerda da trincheira) e os locais de aquisição (longitudinal e diagonal) GPR.

Parâmetros de aquisição e do processamento no Reflexw

A definição dos chamados parâmetros de aquisição precede a perfilagem GPR, que são plotados na unidade de controle, em função dos objetivos propostos e da antena utilizada. Outras informações relevantes relacionadas ao arquivo e ao material investigado também estão disponíveis abaixo:

Código do arquivo da aquisição: File _104.03T

Material: areia grossa: 20,0 cm

Volume de material: 0,75 m³

Espessura da camada de areia: $\Delta S = 20,0$ cm

Frequência de antena: 900 MHz

Janela de amostragem: 20 ns = range na vertical (tempo que fica aberta para cada pulso)

Número de amostragem: 1024 (número de registros em cada pulso sinal na janela de amostragem = número pontos que é marcado na vertical em cada pulso).

Scans por metro: 100

Constante dielétrica K calculada: 3,07

Tempo de propagação do sinal: $\Delta T = 2,335$ ns

Velocidade de propagação: $V = 0,171$ m/ns

A Figura 8.3 apresenta um dos radargramas obtidos, já processado onde pode ser visualizada a camada de areia grossa. A camada de brita e as reflexões de borda foram retiradas no processamento.

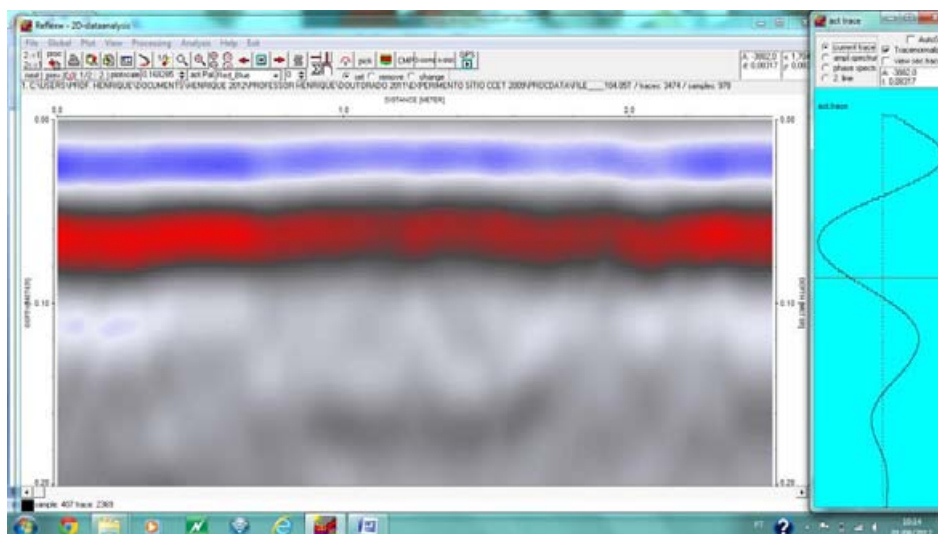


Figura 8.3 - Radargrama mostrando a camada de areia grossa, após a realização de um processamento básico no software Reflexw.

2 - Experimento com camada de areia fina sobre areia grossa

Após a realização das aquisições do primeiro experimento foi adicionada mais uma camada de areia (textura fina) para assim dar início ao segundo experimento. Neste, também, foram realizados 3 aquisições GPR para o imageamento das camadas. Na Figura 8.4, pode-se observar, através da placa de vidro transparente, a disposição das 3 camadas (brita, areia grossa e areia fina) durante a aquisição no sentido diagonal. Percebe-se uma pequena variação na constante dielétrica nos dois experimentos, fruto da variação da textura das areias.



Figura 8.4 – Fotografia do segundo experimento onde podem ser visualizadas as camadas de brita, areia grossa e areia fina, obtida durante a aquisição GPR, no sentido diagonal.

Parâmetros de aquisição e do processamento no Reflexw

Código do arquivo da aquisição: File_106.03T

Material: areia fina: 20,0 cm

Volume de material: 0,75 m³

Espessura da camada de areia: $\Delta S = 20,0$ cm

Frequência de antena: 900 MHz

Janela de amostragem: 20 ns = range na vertical (tempo que fica aberta para cada pulso)

Número de amostragem: 1024 (número de registros em cada pulso sinal na janela de amostragem = número pontos que é marcado na vertical em cada pulso).

Scans por metro: 100

Constante dielétrica K calculada: 3,19

Tempo de propagação do sinal: $\Delta T = 2,381$ ns

Velocidade de propagação: $V = 0,168$ m/ns

8. Experimentos realizados e dados coletados

A Figura 8.5 apresenta o radargrama processado onde pode ser evidenciada a camada de areia fina e a parte superior das camadas de areia grossa, sem as reflexões de borda.

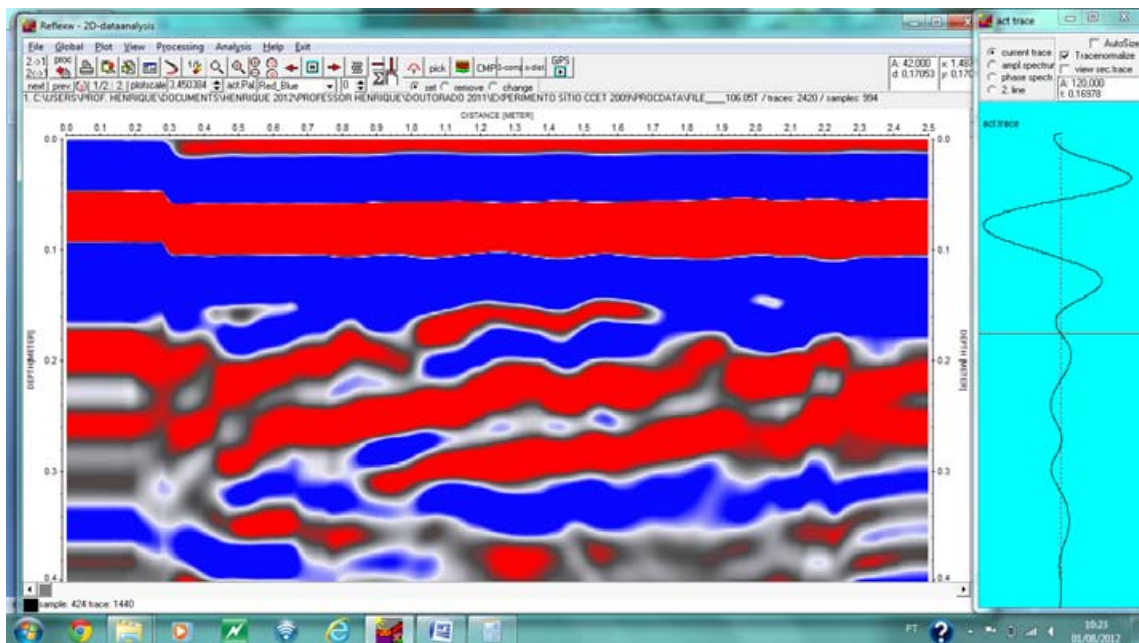


Figura 8.5 - Radargrama após processamento no Reflex onde pode ser interpretada a camada de areia fina e a parte superior da camada de areia grossa.

3 – Experimento com camada de areia média sobre areia fina

Finalizando os experimentos no pátio do CCET foi colocada a última camada de areia (textura fina) e, assim como nos experimentos anteriores, também foram realizadas 3 aquisições de GPR. Abaixo, pode ser observado, na Figura 8.6, as fotos de uma das aquisições, no sentido diagonal.



Figura 8.6 – Fotos das aquisições GPR sobre a areia fina.

Parâmetros de aquisição e do processamento no Reflexw

Código do arquivo da aquisição: 108.03T

Material: areia média: 20,0 cm

Volume de material: 0,75 m³

Espessura da camada de areia fina: $\Delta S = 20,0$ cm

Frequência de antena: 900 MHz

Janela de amostragem: 20 ns = range na vertical (tempo que fica aberta para cada pulso)

Número de amostragem: 1024 (número de registros em cada pulso sinal na janela de amostragem = número pontos que é marcado na vertical em cada pulso).

Scans por metro: 100

Constante dielétrica K calculada: 3,13

Tempo de propagação do sinal: $\Delta T = 2,359$ ns

Velocidade de propagação: $V = 0,1695$ m/ns

A Figura 8.7 apresenta o radargrama processado, com a área da camada de areia média, após a retirada das camadas de brita, areia grossa, areia fina e das reflexões de borda.

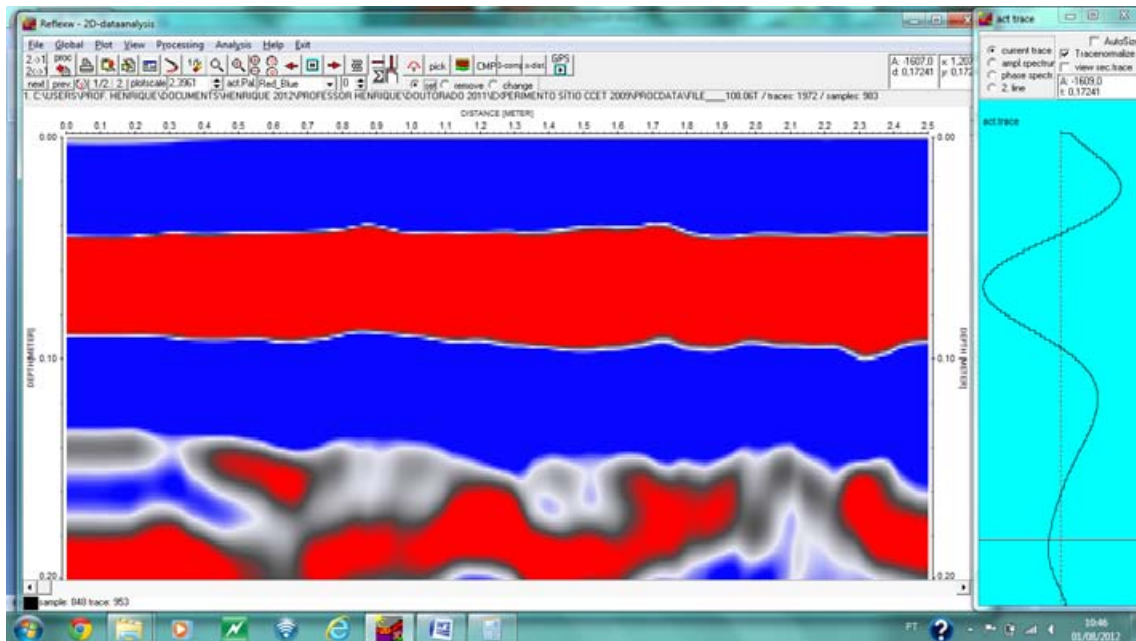


Figura 8.7 - Radargrama após processamento no Reflexw somente com a camada de areia média.

O procedimento final, após os processamentos com os dados das aquisições nos dois experimentos, foi exportar os arquivos com extensão .ASCII, para a pasta do Reflexw ASC.

Cada arquivo contém as reflexões dos sinais registradas na área de interesse 2D, cujos valores representam as amplitudes. A Tabela 8.1 apresenta os valores das energias de reflexões, calculadas em função do número de traços após o processamento e da área de aquisição.

Tabela 8.1 – Valores das energias de reflexões E dos experimentos, calculadas em função do número de traços após processamento e da área de aquisição.

Experimento	Frequência	E/T/A	Radargrama
1	900	56228215538	original
2	900	73884995828	original
3	900	41795288948	original

8.2 – Experimentos Controlados realizados no LAE

Para a realização dos experimentos no sítio controlado montado no Laboratório de Análises Estratigráficas (LAE) foram utilizadas amostras de areia seca, homogênea, distribuídas em 5 frações granulométricas. Em função da alta frequência da antena (2.600 MHz) utilizada para realizar o experimento e da conseqüente pequena profundidade de penetração das ondas eletromagnéticas, as amostras de areia foram colocadas em uma bandeja plástica com apenas 12 cm de altura, 58 cm de comprimento, 39 cm de largura (Figura 8.8a).

As amostras foram obtidas com o peneiramento de aproximadamente um metro cúbico de areia de duna, retirada da Praia de Búzios, da região costeira do município de Nísia Floresta, litoral sul do Rio Grande do Norte.

Para a separação da fração areia foi utilizado um conjunto de peneiras do Laboratório de Sedimentologia do Departamento de Geologia da UFRN, com diâmetro de 2mm; 1mm; 0,5mm; 0,25mm e 0,125mm (Figura 8.8b). Antes do peneiramento, foi retirada completamente a umidade da areia bruta. Entretanto, após o peneiramento foi obtido apenas quantidades significativa das frações areias com granulometria de 0,250mm e 0,125mm (Figura 8.8c).



Figura 8.8 – Separação granulométrica das areias de duna para o experimento. Bandeja plástica onde foram colocadas as amostras (a); conjunto de peneiras utilizadas para separação das amostras de areia (b). Colocação da fração areia com diâmetro médio de 0,250mm (c) na bandeja plástica utilizada.

1 - Experimento com amostras de areia e uma camada

Com as amostras de areia obtidas foram então realizados dois experimentos, com as frações granulométricas de 0,125mm e 0,250mm. O primeiro experimento consistiu na instalação de uma camada com espessura de 12 cm de areia com a fração 0,250 mm. Seguindo o procedimento padrão, adotado no LAE, foram inicialmente definidos os parâmetros de aquisição das linhas GPR, apresentados a seguir.

Os parâmetros de aquisição foram registrados na folha de registro. Os arquivos com os dados brutos das aquisições foram processados no ambiente do *Reflexw* e produzidos os radargramas.

Parâmetros de aquisição e processamento dos dados GPR no software Reflexw

Código do arquivo bruto da aquisição: 141.Dzt

Granulométrica da areia: 0,250 mm

Volume de material: 0,027 m³

Espessura da camada de areia: $\Delta S = 12$ cm

Frequência de antena: 2.6 GHz

8. Experimentos realizados e dados coletados

Janela de amostragem: 5 ns = range na vertical (tempo que fica aberta para cada pulso)

Número de amostragem: 2048 (número de registros em cada pulso ou sinal na janela de amostragem = número pontos que é marcado na vertical em cada pulso).

Scans por metro: 100

Constante dielétrica K calculada: 2,80

Tempo de propagação do sinal: $\Delta T = 1,68$ ns

Velocidade de propagação: $V = 0,179$ m/ns

Para facilitar o deslizamento da antena sobre a camada arenosa, durante a aquisição, foi colocada uma superfície retangular de material plástico (Figura 8.9). As aquisições foram efetuadas longitudinalmente e na diagonal da bandeja.



Figura 8.9 – Aquisição GPR com antena de 2.600 MHz e areia de 0,250mm.

Na Figura 8.10, pode ser observado o radargrama obtido no processamento inicial do *Reflexw*, onde estão visíveis os refletores que marcam as ondas aérea e direta. Na parte inferior aparecem as reflexões geradas na base da bandeja plástica. Nas laterais, podem ainda ser identificadas as reflexões geradas na borda da bandeja de plástico.

Para o cálculo da energia de reflexão de interesse, correspondente à camada de areia, os dados brutos (radargrama inicial) foram processados para retirada dos refletores correspondentes as ondas aéreas e os refletores que marcam a parte inferior sob a base da bandeja e as laterais, direita e esquerda, externas a bandeja. As linhas de cor vermelha a direita no radargrama demarcam a área de interesse onde foi produzido o radargrama final, com a reflexão dos sinais na amostra de areia com granulometria 0,250 mm.

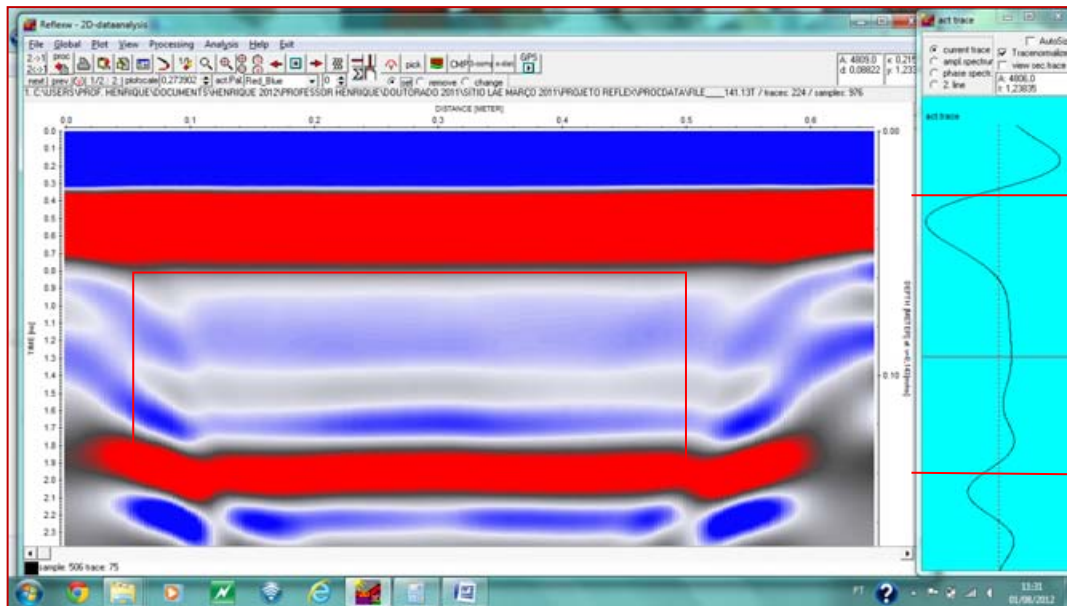


Figura 8.10 - Radargrama após processamento no Reflexw, com as escalas de profundidade, em metros, tempo de propagação, em nanosegundos, e comprimento, em metros.

2 - Experimento com amostras de areia com duas camadas

Devido a pequena quantidade de amostra disponibilizada com o peneiramento de 1 m^3 de areia o segundo experimento consistiu da instalação de duas camadas com espessura de 6cm, nas frações de 0,250mm (base) e 0,125 mm (topo). Entre a camada inferior e a superior foi colocado um plástico cobrindo toda a área da bandeja, para não ocorrer a mistura das areias com diferentes granulometrias, de modo a ressaltar melhor a reflexão gerada pela diferença de textura.

Durante as aquisições a antena do GPR de 2,6 GHz deslizou sobre a barra de material plástico ao longo do comprimento da bandeja. Foram feitas várias aquisição com diferentes configurações de modo a se determinar os melhores parâmetros de aquisição. Na Figura 8.11, pode ser visto um radargrama, sem processamento e a área de interesse, onde foram coletados os dados das reflexões dos sinais.

Parâmetros de aquisição e do processamento no Reflexw

Código do arquivo bruto da aquisição: 149.Dzt

Granulométrica da areia: 0,125mm

Volume de material: $0,013 \text{ m}^3$

Espessura da camada de areia: $\Delta S = 0,06 \text{ cm}$

8. Experimentos realizados e dados coletados

Frequência de antena: 2.6 GHz

Janela de amostragem: 5 ns = range na vertical (tempo que fica aberta para cada pulso)

Número de amostragem: 2048 (número de registros em cada pulso ou sinal na janela de amostragem = número pontos que é marcado na vertical em cada pulso).

Scans por metro: 100

Constante dielétrica K calculada: 3,00

Tempo de propagação do sinal: $\Delta T = 1,276$ ns

Velocidade de propagação: $V = 0,188$ m/ns

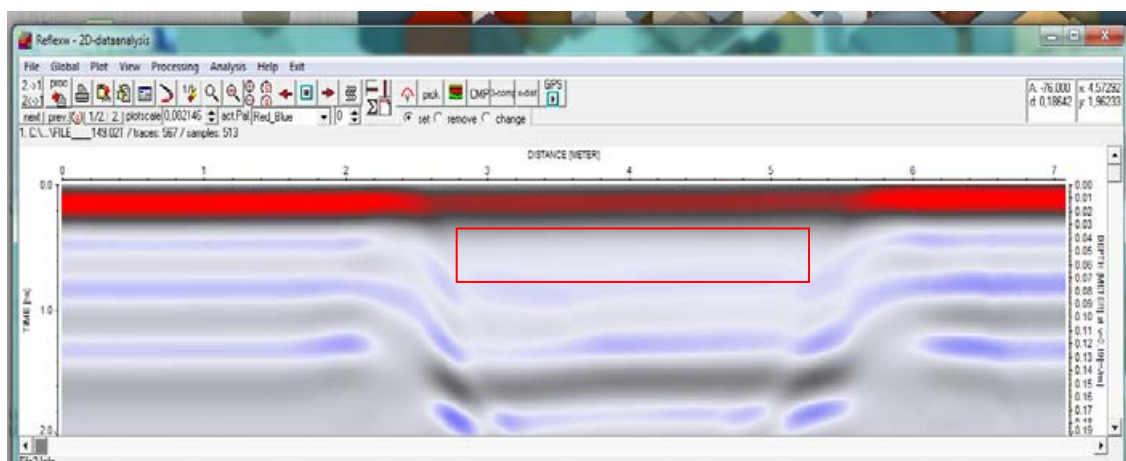


Figura 8.11 – Radargrama sem processamento final no *Reflexw*, com as escalas de tempo de propagação, medida em nanosegundos, comprimento, medido em metros. Destacado por um retângulo vermelho está a área de interesse para o cálculo das reflexões.

Como procedimento final, após o processamento dos dados brutos dos dois experimentos, foram exportados os arquivos obtidos, com a extensão *.asc*, para a pasta do *Reflexw* ASC. Cada arquivo contém as reflexões dos sinais registradas na área de interesse, cujos valores representam as amplitudes. A Tabela 8.2 apresenta os valores das energias de reflexões, calculadas em função do número de traços após, o processamento dos dados da área de interesse.

Tabela 8.2 – Valores das energias de reflexões E dos experimentos, calculadas em função do número de traços, após o processamento.

Experimento	Frequência	E/T/A	Radargrama
1	2600	7,74535E+12	original
2	2600	7,98345E+12	original

8.3 – Medições da Porosidade em Laboratório

As medições da porosidade (\emptyset) foram realizadas no Laboratório de Sedimentologia do Departamento de Geologia da UFRN. Para tanto, foi executado um conjunto de procedimentos técnicos, abaixo descritos.

Seguindo as recomendações de Cleary (1989) foram utilizados recipientes de armazenamento e/ou medição de fluídos e massas, para fazer as medições. Inicialmente, foi colocada uma quantidade de amostra (areia) suficiente para encher a bureta e em seguida despejada uma quantidade de água até saturar totalmente a amostra. Foi então medido o volume de água despejado. Posteriormente, foi drenada a água e medido o volume. Por fim, foi medida a massa seca e úmida antes e após a drenagem.

A porosidade efetiva é medida em função da vazão específica, isto é, o total de fluído que é drenado, mais o total de fluído que ficou retido na massa. Isso significa dizer que o fluído não drenado é a retenção específica e é medido pela relação entre os pesos das massas seca e úmida.

Medição da Porosidade Efetiva

Ainda conforme Cleary (1989) para cada textura de areia de interesse foi retirada uma quantidade suficiente para preencher totalmente um recipiente de 1.000 ml. Nesta operação foram selecionadas amostras de todos os diâmetros utilizados nos experimentos. Entretanto, para se obter as amostras prontas para a medição de porosidade foram realizados os seguintes procedimentos: retirada manual de impurezas; quarteamento, para homogeneização da amostragem; pesagem das partes quarteadas; secagem em uma estufa por aproximadamente 12 horas; e, novamente, pesagem e separação de novas amostras de areia com conteúdo equivalente a 250 ml para formar a massa seca para a medição da porosidade.

Para medição da porosidade, cada amostra de areia seca foi colocada dentro de uma bureta (Figura 8.12). Em seguida, adicionada água destilada até saturar totalmente a areia na quantidade correspondente a 250 ml. Foi então medido o volume de água (ml) drenado da amostra. Em seguida a massa saturada (massa úmida em gramas) foi pesada. Com o valor do volume de água drenada (vazão específica), do peso da massa úmida e do peso da massa seca,

foi determinada a porosidade total para cada tipo de areia. Os resultados estão apresentados na Tabela 8.3.



Figura 8.12 – Amostra de areia inserida na bureta para posterior saturação com água destilada.

Tabela 8.3 - Valores em percentual dos valores de Porosidade (%) para as cinco classes texturais de areia utilizadas nos experimentos.

Propriedade petrofísica	Areia grossa	Areia média	Areia fina	Areia 0,250mm	Areia 0,125mm
Porosidade \emptyset (%)	32,34	28,22	24,89	19,6	16,1

8.4 – Medições da Constante Dielétrica em Laboratório

A partir dos experimentos realizados e com os dados obtidos da reflexão de sinais GPR e na velocidade média de propagação das ondas, o valor da constante dielétrica ϵ ou k dos materiais presentes no meio sedimentar investigado é estimado. Entretanto, a obtenção mais precisa do valor da constante dielétrica das frações arenosas investigadas é uma exigência da metodologia utilizada, uma vez que procura-se obter os valores de porosidade de forma automática, através das redes neurais.

Na elaboração dos radargrama sintéticos, para rápida e repetitiva construção de cenários que simulados diferentes camadas de interesse, é necessário dentre outros parâmetros informar o valor da constante dielétrica. Desta forma, quanto mais preciso for o valor da

constante dielétrica utilizado na construção do radargrama sintético, melhor se produz o cenário simulado e assim se tem a representação de um meio mais próximo do real.

Neste trabalho foi programada a construção de radargramas sintéticos de camadas formadas pelos mesmos tipos de areias utilizadas nos experimentos do CCET e LAE. Diante desse cenário foi realizada uma série de experimentos no Laboratório de Telecomunicações - LT, do Departamento de Engenharia de Comunicações da UFRN para medir, com precisão, a constante dielétrica das diferentes frações arenosas (0,090mm, 0,125mm, 0,180mm e 0,250mm).

Experimentos Realizados no LT

Para se obter valores da constante dielétrica K das frações arenosas e que foram utilizados na construção dos radargramas sintéticos, foram realizadas repetições de experimentos com cada um das frações nas frequências de sinal de 2600 e 900 MHz.

Para medir os valores de k , foi utilizado o equipamento *Probe* – Ponta de Prova Eletromagnética, fabricado pela empresa *Agilent Technologies Inc.* O modelo do equipamento utilizado foi *Agilent 85070E* que pode medir a constante dielétrica de materiais com temperatura variando entre -40°C e $+200^{\circ}\text{C}$. O *Agilent 85070E* tem um limite de medição até 50 GHz de frequência. Para as medições da constante dielétrica com a *Probe* é necessário utilizar o conjunto formado da *Network Analyzer* que seja compatível com o *software* de regulação para as medições e armazenamento de dados. O conjunto *Network Analyzer* é constituído por um leitor, cabos coaxiais, do kit de calibração, do computador e de portas GPIB para interligação com o computador. Também para cada medição é necessário definir o intervalo de frequência da antena para leitura de K . Em cada medição da *Probe* são registradas 51 leituras de K no intervalo de frequência definido. Para a medição, a *Probe* a ponta de prova é colocada diretamente sobre a superfície da amostra. Para substâncias sólidas e granulosas, têm-se as seguintes ressalvas: os sólidos devem ter diâmetro de amostra $> 20\text{mm}$; altura da amostra $> \frac{20}{\sqrt{|e_r^*|}}$ mm e o pó ou assemelhado deve ter granulometria $< 0,3\text{mm}$ diâmetro.

Na Figura 8.13 pode ser observada o conjunto *Network Analyzer*, a *Probe*, o calibrador e equipamento de registro de leitura K .



Figura 8.13 – Configuração do conjunto do sistema *Set Up*, imagem da *Probe*, do calibrador, do *Network Analyzer* e dos cabos coaxiais para a medição de K.

Da Calibração e Medição

O *software* que acompanha a *Probe* exige que, antes da medição, seja executado o procedimento de calibração do equipamento. Para tanto, deve ser determinada inicialmente a faixa de frequência que se deseja trabalhar. Como referência padrão utiliza-se uma amostra de água em uma temperatura de aproximadamente 25°C e para a calibração do equipamento. Por medida de segurança, após a calibração, o equipamento é testado medindo-se a constante dielétrica da água (80) e do ar (1). Confirmados esses valores, são realizadas então as medidas das constantes dielétricas das amostras de interesse. Ressalta-se que variações na temperatura, na umidade e na pressão exercida sobre as amostras durante a operação podem alterar os valores obtidos.

Experimentos Programados e Realizados

De acordo com o que foi programado na pesquisa para obtenção em laboratório de valores da constante dielétrica K, foram realizados dois conjuntos de experimentos no Laboratório de Telecomunicações - LT, onde foram medidos valores de K em função da frequência das antenas GPR utilizadas nos levantamentos geofísicos com o GPR (900 e 2600MHz). No primeiro conjunto, foram realizados quatro experimentos com a frequência de leitura em 900 GHz, para as quatro frações granulométricas. Com o objetivo de medir a variabilidade nas constantes dielétricas para cada fração granulométrica foram realizadas três repetições de cada experimento, com intervalo 2 minutos entre as medições. No segundo conjunto, também foram realizados quatro experimentos, com a frequência e sinal de leitura em 2.600 MHz com três repetições.

Para padronizar os procedimentos e assim evitar erros de leitura da constante dielétrica as aquisições foram realizadas em recipiente padronizados, quatro recipientes cilindros, de material plástico com as mesmas dimensões. Apresentando 2cm de diâmetro e 8cm de profundidade, com capacidade para armazenar aproximadamente 25cm^3 de areia.

De acordo com o objetivo proposto neste trabalho, foram planejadas três repetições de cada experimento, para cada tipo de material e para cada intervalo de frequência pré-determinada. Para o primeiro experimento, foi fixado o intervalo de frequência de sinal de 899,1 a 900,1 MHz, para medição de K . Já o segundo intervalo foi de 2.599,9 a 2.600,1 MHz. Ao todo foram realizadas 12 repetições do experimento para o primeiro intervalo de frequência do sinal e 12 repetições para o segundo intervalo de frequência do sinal.

Resultados Estatísticos

Análise Estatística Descritiva

Para cada experimento, foram medidos 51 valores de K . Com o objetivo de se estudar a variabilidade das medidas de K nos experimentos programados, foi realizada uma análise estatística descritiva com os valores medidos nas 51 leituras da *Probe* para cada repetição de cada experimento. Inicialmente, para a definição de qual estatística de tendência seria utilizada para a representação dos valores das medições da constante dielétrica, foram calculadas as estatísticas de tendência central e de variabilidade que são apresentadas nas Tabelas 8.4 e 8.5 para cada fração granulométrica e em cada repetição de cada um dos experimentos realizados nos intervalos de frequências de sinal pré-estabelecidos.

Para se verificar se existe diferença nas médias de K obtidas com os valores medidos nas repetições dos experimentos, foi realizada uma análise estatística inferencial com base em teste de hipótese, na qual foram testadas as hipóteses nulas de que as médias são iguais para cada repetição de cada experimento. Analisando os valores das médias das estatísticas obtidas com as medições no intervalo frequência de 2.599,9 a 2.600,1 MHz, Tabela 8.4, verifica-se estatisticamente que são iguais, quando comparadas as repetições de cada experimento. A igualdade entre os valores das médias nas repetições é válida para todas as frações granulométricas. Verifica-se também que a variabilidade dos valores das medições é insignificante, isto é, o desvio-padrão dos valores em cada repetição de cada experimento é

muito pequeno, menor ou igual 0,001. Isto pode ser comprovado estatisticamente através do coeficiente de variação cujo valor obtido foi aproximadamente igual a 0,3%.

Tabela 8.4 – Estatísticas de tendência central e variabilidade da constante dielétrica em cada repetição do experimento, medidas com a *Probe* para cada fração granulométrica e intervalo de frequência de medição de 2.599,9 a 2.600,1 MHz.

Repetição	Estatísticas	Granulometria			
		0,090mm	0,125mm	0,180mm	0,250mm
1	média	3,04	2,52	2,48	2,38
	desvio-padrão	0,009	0,009	0,010	0,010
2	média	3,04	2,51	2,47	2,37
	desvio-padrão	0,009	0,009	0,010	0,010
3	média	3,02	2,51	2,47	2,35
	desvio-padrão	0,009	0,010	0,010	0,010
	média geral	3,03	2,51	2,47	2,36
	desvio-padrão da média	0,010	0,005	0,004	0,013

De acordo com a mesma análise estatística inferencial de teste de hipótese, analisando também os valores médios no intervalo de 899,1 a 900,1 MHz, Tabela 8.5 verifica-se estatisticamente que são iguais quando comparadas nas repetições do experimento. A igualdade entre os valores das médias nas repetições é válida para todas as granulometrias. Verifica-se também que a variabilidade dos valores das medições é insignificante, isto é, o desvio-padrão dos valores em cada repetição do experimento é muito pequeno, isto é menor ou igual 0,04, comprovando estatisticamente através do coeficiente de variação aproximadamente igual a 0,3% que a média é uma boa representação dos valores da constante dielétrica em cada experimento e em cada repetição.

Tabelas 8.5 – Estatísticas de tendência central e variabilidade da constante dielétrica em cada repetição do experimento, medidas com a *Probe* para cada granulometria no intervalo de frequência de medição de 899,1 a 900,1 MHz.

Repetição	Estatísticas	Granulometria			
		0,090mm	0,125mm	0,180mm	0,250mm
1	média	2,74	2,29	2,28	2,13
	desvio-padrão	0,04	0,04	0,04	0,03
2	média	2,71	2,28	2,28	2,13
	desvio-padrão	0,04	0,03	0,03	0,03
3	média	2,71	2,27	2,27	2,12
	desvio-padrão	0,04	0,03	0,03	0,03
	média geral	2,72	2,28	2,28	2,13
	desvio-padrão da média	0,017	0,008	0,004	0,008

Análise Estatística para Comparação de Médias de K

Com o objetivo de verificar se as médias dos valores da constante dielétrica são iguais quando comparadas em função das granulometrias, foi realizada uma análise estatística inferencial através da aplicação do Teste de Hipótese de Tukey. A comparação entre as médias é feita através do teste da hipótese estatística $H_0: \mu_{g1} = \mu_{g2}$ com μ_{g1} a média geral de K na granulometria 1 e μ_{g2} a média geral de K na granulometria 2. A hipótese alternativa do teste é $H_A: \mu_{g1} \neq \mu_{g2}$.

Os resultados desses testes mostraram, para os dois experimentos, as comparações entre as duas médias de K nas granulometrias 0,125mm e 0,180mm, isto é, a hipótese $H_0: \mu_{g1} = \mu_{g2}$ não foi rejeitada. Para as outras comparações duas a duas das médias de K , a hipótese $H_0: \mu_{g1} = \mu_{g2}$ foi rejeitada a um nível de significância $\alpha < 0,05\%$.

Com os resultados dos testes de hipótese para comparação de médias de K , pode-se concluir que a média geral de K é estatisticamente diferente para os níveis de granulometria 0,090mm, 0,125mm e 0,250mm, quando comparadas. Esse é um resultado importante que foi considerado e utilizado na construção dos radargramas sintéticos para medir a energia de reflexão dos cenários simulados de meios análogos a depósitos sedimentares.

8.5 – Banco de Dados Geral

Para a aplicação do modelo de rede neural artificial MLP e do modelo multivariado de regressão linear múltipla, foi construído um banco de dados com as informações sobre as variáveis utilizadas nesta pesquisa: a porosidade e as variáveis explicativas (constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão). O banco apresentado abaixo (Tabela 8.6) foi construído em uma planilha com seis colunas (código de registro, porosidade, constante dielétrica, frequência de antena, energia de reflexão final, tipo de Radargrama) e sessenta e uma linhas representando os levantamentos de GPR e as simulações sintéticas.

Procedimentos utilizados para a construção do banco de dados

Para subsidiar a construção do banco de dados geral, com os valores da porosidade \emptyset , da constante dielétrica K, da frequência de antena e energia de reflexão, foi construído um banco de dados somente com valores da porosidade obtidas nas medições de laboratório e da constante dielétrica K obtidas nas medições de laboratório e através do sistema *Reflexw*. Para facilitar a identificação dos valores de \emptyset e K das amostras de areia utilizadas nos experimentos do CCET e LAE e nos experimentos de campo realizados pelo LAE, foi feita uma codificação com letras para cada amostra da seguinte forma:

- A - Areia grossa heterogênea
 - B - Areia média heterogênea
 - C - Areia fina heterogênea
 - D - Areia com granulometria 0,090mm homogênea
 - E - Areia com granulometria 0,125mm homogênea
 - F - Areia com granulometria 0,180mm homogênea
 - G - Areia com granulometria 0,250mm homogênea
- O material do tipo arenito foi codificado com AR.

Os valores da porosidade \emptyset das amostras de areia (A, B, C, E e G) foram obtidos através das medições no Laboratório de Sedimentologia do Departamento de Geologia da UFRN. Os valores da constante dielétrica das amostras de areia (A, B, C, E e G) foram obtidos nas estimativas dos processamentos do sistema *Reflexw*. Também para essas mesmas amostras, os valores da constante dielétrica foram obtidos através de medições no Laboratório de Telecomunicações do Departamento de Engenharia de Comunicações da UFRN. A Tabela 8.6 apresenta o banco de dados somente com os valores da porosidade e da constante dielétrica. Os valores da porosidade e da constante dielétrica das amostras de areia de códigos D e F da codificação acima não foram utilizados para a construção do banco de dados geral. Os valores estimados e medidos da constante dielétrica foram utilizados na construção dos radargramas sintéticos e com isto determinados os valores da energia de reflexão.

Tabela 8.6 - Valores de \emptyset (porosidade) medidos no Laboratório de Sedimentologia e valores da CD (constante dielétrica) das amostras de areia estimadas pelo sistema Reflexw e valores medidos no Laboratório Telecomunicações - LT da UFRN, nas frequências de 900MHz e 2600MHz.

Tipo de Areia	Valores da porosidade \emptyset (%)	Valores estimados e medidos da constante dielétrica pelo Reflexw e no LT			
		Freq. 900 MHz		Freq. 2600 MHz	
		Reflexw	LT	Reflexw	LT
A	32,34	3,07	2,15	-	2,33
B	28,22	3,13	2,41	-	2,52
C	24,89	3,19	3,38	-	3,69
D	-	-	2,72	-	3,03
E	16,10	-	2,28	3,0	2,51
F	-	-	2,28	-	2,47
G	19,60	-	2,13	2,8	2,36

Fonte: Medições e estimativas de dados nos experimentos.

Banco de dados geral

O banco de dados geral foi estruturado e construído em uma planilha eletrônica com seis colunas. A primeira coluna do banco de dados (Tabela 8.7) apresenta os códigos dos registros com os dados das variáveis analisadas para cada aquisição de GPR nos experimentos realizados e para cada cenário sintético construído no sistema Reflexw. O código de cada registro da primeira coluna é formado por dígitos e representado da seguinte forma: o primeiro dígito representa a letra A de arquivo; o segundo e terceiro representam o número do arquivo; o quarto, quinto e sexto dígitos representam o código de cada amostra de areia utilizada nos experimentos de campo e em laboratório. A segunda coluna contém os valores da porosidade. A terceira coluna contém os valores da constante dielétrica. A quarta contém os valores da frequência de antena. A quinta contém os valores da energia de reflexão e a sexta o tipo de radargrama construído. Os registros com a descrição do local de aquisição GPR ou de cenários sintéticos é apresentada abaixo.

As 16 primeiras linhas do banco de dados geral contém os 16 registros de código A0-A a A15-AR. As linhas de número 16 a 20 contém os 5 registros de código A16-A a A20-G. As linhas de 21 a 43 contém os 22 registros de códigos A21-B a A43-BCAm. As linhas de número 44 a 61 contém os 28 registros de códigos A56-A100 a A73-C400.

Códigos dos registros dos arquivos para formação do banco de dados com a fonte de origem dos valores das variáveis.

Registro A0-A: Aquisição em duna da praia de Búzios/RN.

Registro A1-AR e A2-AR: Aquisição em Amarante/PI- arenito eólico.

Registro A3-AR a A6-AR: Aquisição em Barão de Grajaú/MA – arenito eólico.

Registro A7-AR a A9-AR: Aquisição na mineração Milenium/PB - arenito eólico.

Registro A10-AR: Aquisição em Picos/PI - arenito fluvial.

Registro A11-AR e A12-AR: Aquisição em Serra das Confusões/PI - arenito marinho.

Registro A13-AR e A14-AR: Aquisição em Sete Cidades/PI - arenito transicional.

Registro A15-AR: Aquisição em Chapada Diamantina/BA (afloramento Mengão) – (quartzito com metamorfismo baixo grau).

Registros A16-A a A20-G: aquisições dos experimentos do CCET e LAE.

Registros de A21-B a A43-BCAm e A56 a A72 - Valores dos radargramas sintéticos.

Nos registros de A1 a A15, os valores da porosidade foram simulados em com base nas informações disponíveis no banco de dados do LAE. Os valores da constante dielétrica foram os calculados em função dos valores da velocidade de propagação dos sinais obtidos nos processamentos dos Radargramas no *Reflexw*. Os valores das frequências são os definidos nas aquisições.

Nos registros de A16 a A20, os valores da porosidade são os medidos no Laboratório de Sedimentologia (LS) da UFRN. Os valores da constante dielétrica são os medidos no Laboratório de Telecomunicações (LT). As frequência de antena foram os mesmos definidos nas aquisições de GPR nos experimentos do CCET e LAE.

Nos registros de A21 a A37 os valores da porosidade são os medidos no LS. Os valores da constante dielétrica, são os medidos no LT e os estimados nos processamentos dos Radargramas do *Reflexw*. Os valores da frequência de antena foram os mesmos definidos nas aquisições de GPR nos experimentos do CCET e LAE.

Nos registros de A38 a A43 o valor da porosidade é igual a média dos valores medidos no LS para as areias A, B, C. O valor da constante dielétrica é igual a média dos valores estimados nos processamentos do *Reflexw*. As frequências são simuladas em 100, 200 e 400 MHz.

8. Experimentos realizados e dados coletados

Nos registros de A56 a A73 os valores da porosidade são os medidos no LS. Os valores da constante dielétrica são os medidos no Laboratório de Telecomunicações e os estimados nos processamentos dos Radargramas do *Reflexw*. Os valores da frequência de antena são simulados em 100, 200 e 400 MHz.

Tabela 8.7 - Banco de dados geral das variáveis

Registro	Porosidade	C. dielétrica	Frequência	Energia final	Radargrama
A0-A	22,4	4	100	147406999	original
A1-AR	5,4	4,1	200	36080456,8	original
A2-AR	4,9	4,0	400	311551424,9	original
A3-AR	4	3,9	200	37927359,29	original
A4-AR	4,8	3,8	200	52977022,22	original
A5-AR	5	3,8	400	70454833,01	original
A6-AR	5,5	3,8	400	75195946,77	original
A7-AR	6	3,5	50	39093593,93	original
A8-AR	4,2	3,6	50	1450490,064	original
A9-AR	5,8	3,7	50	21337797,77	original
A10-AR	5,1	4,8	400	28987981,49	original
A11-AR	5,3	4,5	200	17378010,65	original
A12-AR	4,8	4,5	400	2668602062	original
A13-AR	4,5	4,0	100	13231056,99	original
A14-AR	4,1	4,0	400	27854856,83	original
A15-AR	5,4	4,2	400	279512,9824	original
A16-A	32,34	2,15	900	5,62282E+11	original
A17-C	24,89	3,38	900	41795288949	original
A18-B	28,22	2,41	900	73884995829	original
A19-E	19,6	2,13	2600	7,74535E+12	original
A20 -G	16,1	2,28	2600	7,98345E+12	original
A21-B	28,22	3,13	900	116281610,3	sintético
A22-C	24,89	3,19	900	2433653,18	sintético

8. Experimentos realizados e dados coletados

A23-A	32,34	3,07	900	2832271,28	sintético
A24-B	28,22	2,41	900	140724300,6	sintético
A25-C	24,89	3,38	900	4608356,88	sintético
A26-A	32,34	2,15	900	4503029,82	sintético
A27-B	28,22	2,52	2600	363902400,9	sintético
A28-C	24,89	3,69	2600	115371267,4	sintético
A29-A	32,34	2,36	2600	32619497	sintético
A30-E	16,1	3,00	900	169681647,9	sintético
A31-G	19,6	2,80	900	5225614,88	sintético
A32-E	16,1	2,28	900	131301126,9	sintético
A33-G	19,6	2,13	900	52337095,8	sintético
A34-E	16,1	2,51	2600	477644909,2	sintético
A35-G	19,6	2,36	2600	123223,0556	sintético
A36-E	16,1	3,00	2600	564590885,4	sintético
A37-G	19,6	2,80	2600	253622,6389	sintético
A38-BCAm	28,48	3,13	100	2446948,472	sintético
A39-BCAm	28,48	3,13	200	4781327,088	sintético
A40-BCAm	28,48	3,13	400	2766163,907	sintético
A41-BCAm	28,48	3,13	100	3419154,349	sintético
A42-BCAm	28,48	3,13	200	3681326,708	sintético
A43-BCAm	28,48	3,13	400	3681436,439	sintético
A56-A100	32,34	3,07	100	907531,3885	sintético
A57-A200	32,34	3,07	200	1355474,333	sintético
A58-A400	32,34	3,07	400	2667935,31	sintético
A59-A100	32,34	2,15	100	1225324,17	sintético
A60-A200	32,34	2,15	200	1894170,23	sintético
A61-A400	32,34	2,15	400	3433168,66	sintético
A62-B100	28,22	3,13	100	927961,49	sintético

8. Experimentos realizados e dados coletados

A63-B200	28,22	3,13	200	1473267,46	sintético
A64-B400	28,22	3,13	400	2965592,44	sintético
A65-B100	28,22	2,51	100	1079680,31	sintético
A66-B200	28,22	2,51	200	1644913,26	sintético
A67-B400	28,22	2,51	400	2971735,91	sintético
A68-C100	24,84	3,19	100	1387638,72	sintético
A69-C200	24,84	3,19	200	1446574,98	sintético
A70-C400	24,84	3,19	400	2872294,76	sintético
A71-C100	24,84	3,38	100	893649,55	sintético
A72-C200	24,84	3,38	200	1498800,90	sintético
A73-C400	24,84	3,38	400	3039486,76	sintético

Fonte: Valores medidos, simulados e calculados.

Capítulo 9

Aplicação dos Modelos e o Sistema Proposto

9. Aplicação dos Modelos e o Sistema Proposto

Neste capítulo são apresentados os procedimentos e os resultados da aplicação do modelo de Rede Neural Artificial e do Modelo de Regressão Linear Múltipla que foi aplicado ao banco de dados das variáveis. Também é apresentada a configuração final do sistema inteligente proposto. Por último, apresenta as considerações finais sobre o desempenho do sistema inteligente.

9.1 – Aplicação do Modelo de Rede Neural Artificial – RNA

Para atingir o objetivo de estimar a porosidade através de uma relação entre variáveis eletromagnéticas (atributos) utilizadas nas aquisições de GPR e a frequência pré-determinada de antena na aquisição, foi programada a implementação da Rede Neural *MultilayerPerceptron* (MLP). Nesse sentido, utilizou-se para o treinamento o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*. Já na aplicação da rede foi utilizado o banco de dados formado por 61 registros (apresentado no item 8.6) com: os valores das variáveis de estudo da porosidade (variável resposta – \emptyset), a constante dielétrica K , a frequência de antena F e a energia de reflexão E (variáveis de entrada). Sendo a porosidade medida em percentual, a constante dielétrica é adimensional, a frequência medida em MHz e a energia de reflexão medida em função da amplitude do sinal refletido (em decibéis). Através de uma análise estatística descritiva, observa-se uma elevada discrepância entre os valores das variáveis. Diante desse fato, os valores da matriz de entrada e a resposta desejada foram normalizados.

Para implementação da rede MLP, optou-se por trabalhar com o *software* de programação, o *MatLab*. Foi escolhido esse *software* por permitir que sejam operadas as matrizes e os vetores com mais facilidade e possuir uma linguagem interpretada bastante intuitiva. Além disso, possui vários *toolboxes* para diferentes aplicações, entre elas para otimização e utilização de diversos tipos de redes neurais. Para a implementação da rede foi necessário programar um conjunto de ações. Inicialmente, estudou-se um conjunto de opções da arquitetura para definir o número de camadas (entrada, intermediária e saída), bem como o

número de neurônios em cada camada. A escolha do número adequado de camadas ocultas e os respectivos números de neurônios são encontrados empiricamente por meio de testes com diferentes configurações da rede. Desta forma, foi escolhida aquela que apresentou menor erro para o conjunto de treinamento. Após a delimitação da arquitetura, foi definido o tipo de função matemática de ativação das camadas intermediárias e de saída. Depois de definida a estrutura da rede, ativar um algoritmo para lê a matriz de valores das três variáveis de entrada (a constante dielétrica, a frequência e a energia de reflexão), do banco de dados geral e também ativar o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*. Esse algoritmo ajusta os pesos sinápticos da rede neural durante o treinamento com o objetivo de aproximar a saída estimada da saída real do problema. Em seguida, foi treinada a rede com uma amostra significativa de registros do banco de dados e observada a saída do treinamento com os valores das estimativas da variável resposta feitas pela rede neural. O desempenho da rede neural durante o treinamento pode ser avaliado por meio de um gráfico da curva do erro de treinamento. Após o treinamento, foi utilizada outra amostra aleatória com um número menor de registros para a validação da rede neural. Na etapa de validação é verificada a capacidade de generalização da rede neural ao problema. O resultado da validação pode ser analisado por meio de um gráfico que apresenta a saída dos valores reais e os valores estimados pela rede neural até a variável resposta. Esse resultado representa a performance da rede durante a validação.

Implementação da Rede

Para facilitar a implementação da rede, foi feita uma transformação nos valores das variáveis dos 61 registros do banco de dados original. Os valores das variáveis foram normalizados. Desse bando de dados foram retiradas duas amostras, uma com 51 registros para ser utilizada no treinamento da rede neural e outra com 10 registros para ser utilizada na validação. Desses 10 registros, cinco contém os valores da porosidade medidos em laboratório e os outros cinco foram selecionados aleatoriamente dos 56 que sobraram do banco.

Para utilizar os dados do treinamento da rede, os valores da amostra com 51 registros foram transformados em uma matriz 51×3 , composta pelos valores das variáveis de entrada da rede. Na composição da saída, utilizou-se o vetor de dimensão 52×1 com os valores da variável resposta-porosidade. Esse vetor foi apresentado à rede neural como sendo a resposta desejada. Dessa maneira, foi definido que a função de ativação escolhida para as camadas intermediárias e para a camada de saída a função linear. Com a execução de um pequeno

algoritmo no *Matlab*, foram lidos os valores da matriz de entrada e os valores do vetor de saída (resposta desejada). Com o propósito de treinar, testou-se varias arquiteturas da rede MLP. Depois disso, analisou-se as possibilidades de erro do treinamento da rede. Com o objetivo de buscar o melhor número de camadas e de neurônios por camada, observou-se que a melhor arquitetura é formada, respectivamente, de uma camada de entrada com três neurônios (variáveis de entrada), três camadas ocultas (intermediarias) com 10, 15 e 20 neurônios e uma camada de saída com um neurônio (resposta desejada).

Na verificação do desempenho da rede neural definida, ou seja, para avaliar sua capacidade de aprendizado e generalização dos resultados, foi feita a validação da seguinte maneira: apresentou-se à rede apenas uma matriz de dimensão 10x3 formada pelos 10 registros com valores das variáveis de entrada. Esses valores não foram apresentados à rede neural (RN) durante o treinamento. Nesse caso, a RN deverá ser capaz de apresentar boas estimativas para a variável resposta e para as amostras desconhecidas.

Nas figuras a seguir pode ser visto, através dos quadros e dos gráficos dos relatórios de saída do *Matlab*, como ficou definida a arquitetura da rede, o comportamento da rede neural durante o treinamento, o desempenho da RN por meio da curva do erro de treinamento, a validação e teste para as épocas de treinamento, e as linhas de pontos da porosidade original e estimada pela rede MLP para o conjunto dos 10 registros de validação.

Com o resultado das análises realizadas, com a aplicação da rede MLP que modelou a variabilidade dos valores da variável resposta-porosidade, com a variabilidade dos valores das variáveis explicativas (constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão), foi verificado que o sistema inteligente utilizado é uma ferramenta com capacidade para estimar os valores da porosidade em função de parâmetros fornecidos pelo GPR, obtidos nas aquisições em depósitos sedimentares.

Na Figura 9.1 é apresentado o esquema que constitui a metodologia de processamento do sistema proposto no estudo, com a entrada da rede, a rede neural com o algoritmos de treinamento e a saída desejada da porosidade.

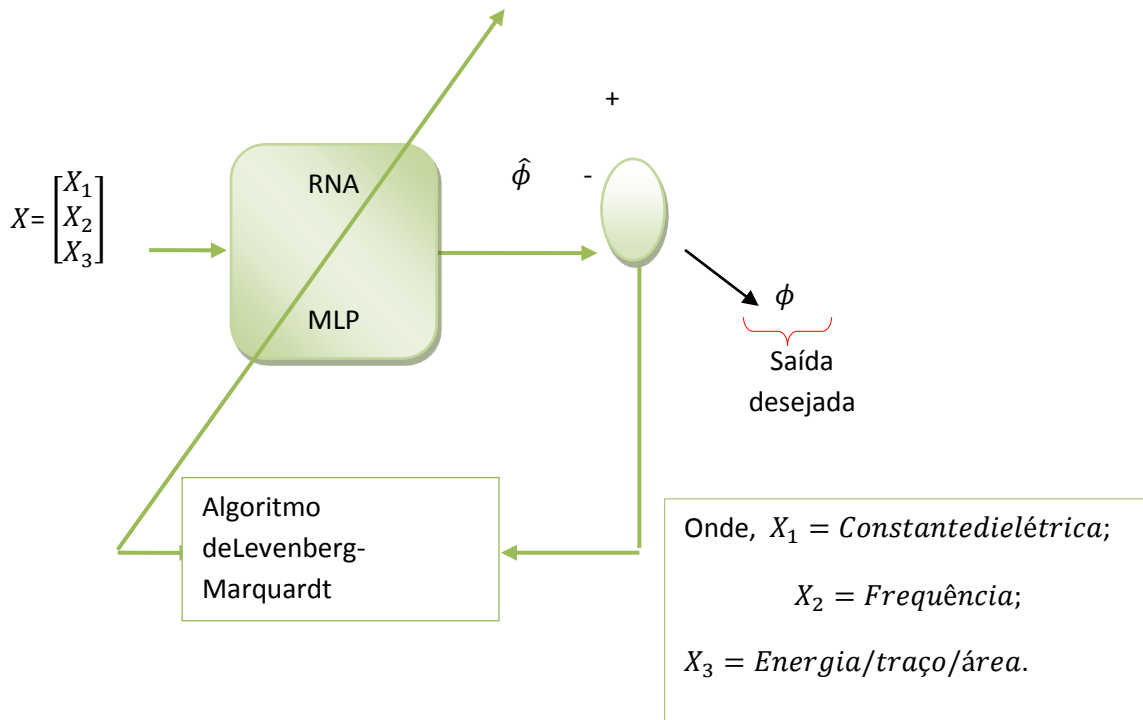


Figura 9.1 – Concepção da rede com: a entrada, o tipo de rede MLP, o algoritmo de treinamento *Levenberg-Marquardt* e a saída desejada.

Após a aplicação de várias configurações de arquiteturas de redes MLP, a rede que melhor apresentou desempenho é composta de cinco camadas, sendo que 3 neurônios estão nas camadas de entrada, 10, 15, 20 nas três camadas intermediárias e um neurônio na camada de saída, com uma arquitetura MLP (3,10,15,20,1). Na Figura 9.2, pode-se observar a arquitetura da rede com as camadas e os respectivos números de neurônios, o algoritmo de treinamento, a estatística de medição da performance, o número de épocas, os valores da performance e do gradiente.

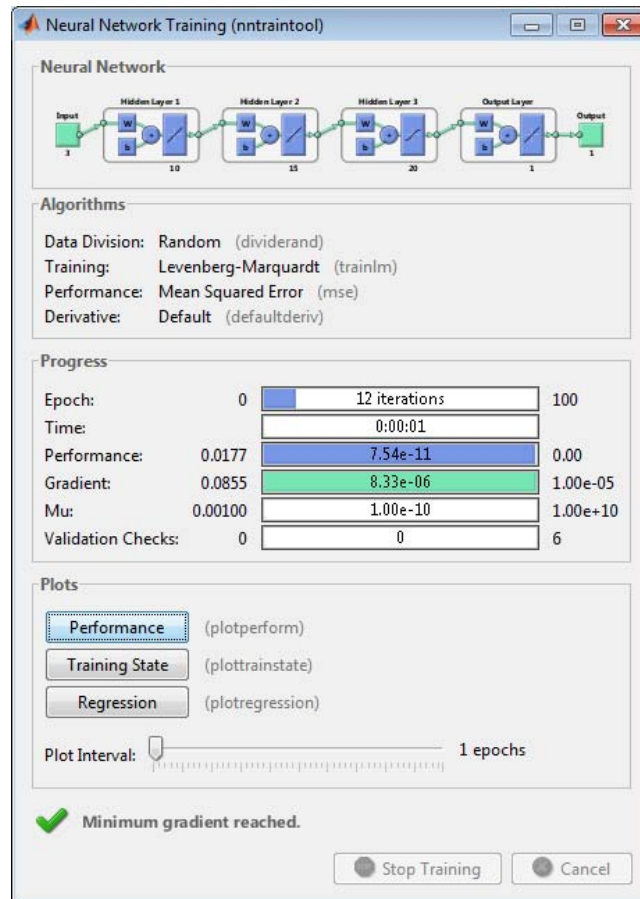


Figura 9.2 – Arquitetura da rede com a camada de entrada, número de neurônio em cada uma das 3 camadas intermediárias e a camada de saída.

Após o treinamento, foi verificado que a Rede Neural foi capaz de estimar com eficiência os valores associados da porosidade \emptyset , como mostra o gráfico da Figura 27. Observa-se que nesse gráfico o comportamento das linhas com os valores da porosidade real e estimada é semelhante a todos os outros valores apresentados no treinamento da rede, isto é, praticamente não se percebe a diferença entre as duas linhas.

A Tabela 9.1 apresenta os valores das variáveis explicativas, da porosidade real e estimada, e os valores dos erros das estimativas para o conjunto de treinamento da rede. Ao analisar os valores dos erros, verificou-se que esses valores são muito pequenos na ordem da terceira casa decimal, exceto para um valor com erro na segunda casa. O valor médio dos erros é igual a -0,003 e o desvio padrão igual a 0,0098. O erro quadrático médio é igual a $1,015e^{-4}$ que em termos estatísticos é considerado muito pequeno.

Esse resultado do treinamento foi motivado por duas características importantes das Redes Neurais: a adaptação por experiência e a capacidade de aprendizado.

Tabela 9.1 – Valores das variáveis de entrada, da resposta desejada da porosidade e o erro absoluto.

Variáveis de entrada			Resposta desejada		Erro absoluto
Constante dielétrica	Frequência	Energia/T/A	Porosidade real	Saída (Porosidade estimada pela RNA)	
4	100	147406999	22,400	22,400	0,000
4,1	200	36080456,8	5,400	5,403	-0,003
4,0	400	311551424,9	4,900	4,902	-0,002
3,9	200	37927359,29	4,000	4,003	-0,003
3,8	200	52977022,22	4,800	4,802	-0,002
3,8	400	70454833,01	5,000	5,002	-0,002
3,8	400	75195946,77	5,500	5,501	-0,001
3,5	50	39093593,93	6,000	6,002	-0,002
3,6	50	1450490,064	4,200	4,203	-0,003
3,7	50	21337797,77	5,800	5,803	-0,003
4,8	400	28987981,49	5,100	5,103	-0,003
4,5	200	17378010,65	5,300	5,303	-0,003
4,5	400	2668602062	4,800	4,800	0,000
4,0	100	13231056,99	4,500	4,503	-0,003
4,0	400	27854856,83	4,100	4,103	-0,003
4,2	400	279512,9824	5,400	5,403	-0,003
3,13	900	116281610,3	28,220	28,231	-0,011
3,19	900	2433653,18	24,890	24,890	0,000
2,51	900	140724300,6	28,220	28,226	-0,006
3,38	900	4608356,88	24,890	24,890	0,000
2,15	900	4503029,82	32,340	32,338	0,002
2,52	2600	363902400,9	28,220	28,219	0,001
3,69	2600	115371267,4	24,890	24,888	0,002
2,36	2600	32619497	32,340	32,365	-0,025
3,00	900	169681647,9	16,100	16,101	-0,001
2,80	900	5225614,88	19,600	19,601	-0,001
2,28	900	131301126,9	16,100	16,166	-0,066
2,13	900	52337095,8	19,600	19,600	0,000
2,36	2600	123223,0556	19,600	19,600	0,000
3,00	2600	564590885,4	16,100	16,100	0,000
2,80	2600	253622,6389	19,600	19,601	-0,001
3,13	100	2446948,472	28,480	28,480	0,000
3,13	200	4781327,088	28,480	28,480	0,000
3,13	400	2766163,907	28,480	28,480	0,000
3,13	100	3419154,349	28,480	28,480	0,000
3,13	200	3681326,708	28,480	28,480	0,000
3,07	200	1355474,333	32,340	32,340	0,000
3,07	400	2667935,314	32,340	32,340	0,000

2,15	100	1225324,165	32,340	32,339	0,001
2,15	200	1894170,226	32,340	32,339	0,001
2,15	400	3433168,662	32,340	32,339	0,001
3,13	100	927961,493	28,220	28,220	0,000
3,13	200	1473267,457	28,220	28,220	0,000
2,51	100	1079680,31	28,220	28,220	0,000
2,51	200	1644913,26	28,220	28,220	0,000
2,51	400	2971735,911	28,220	28,220	0,000
3,19	100	1387638,72	24,840	24,840	0,000
3,19	200	1446574,976	24,840	24,840	0,000
3,19	400	2872294,755	24,840	24,840	0,000
3,38	100	893649,5453	24,840	24,840	0,000
3,38	200	1498800,905	24,840	24,840	0,000
3,38	400	3039486,76	24,840	24,840	0,000

Fonte: valores coletados, medidos e estimados na pesquisa.

No gráfico da Figura 9.3 pode ser visto o comportamento das linhas com os valores da porosidade real e estimada para o conjunto de treinamento apresentado a rede. Verifica-se que no treinamento a rede apresenta uma performance excelente na estimativa da porosidade. Este resultado é referência segura para utilização desta arquitetura de rede na estimativa da porosidade e ser implementada no sistema inteligente.

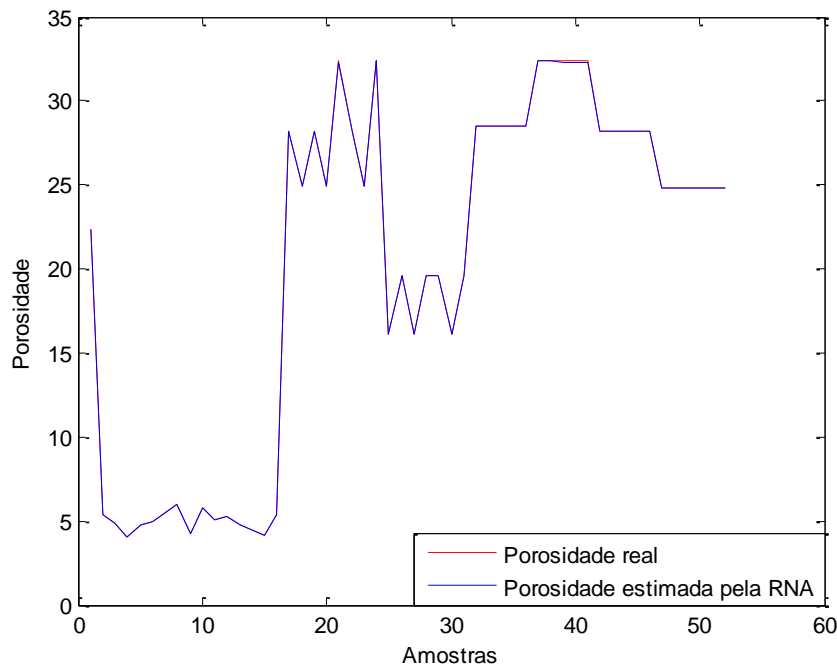


Figura 9.3 – Gráfico das linhas dos dados da porosidade real e estimada durante o treinamento da rede.

O gráfico da Figura 9. apresenta os pequenos valores dos erros absolutos nas estimativas da porosidade no conjunto de treinamento, isto implica que a rede realizou um bom treinamento.

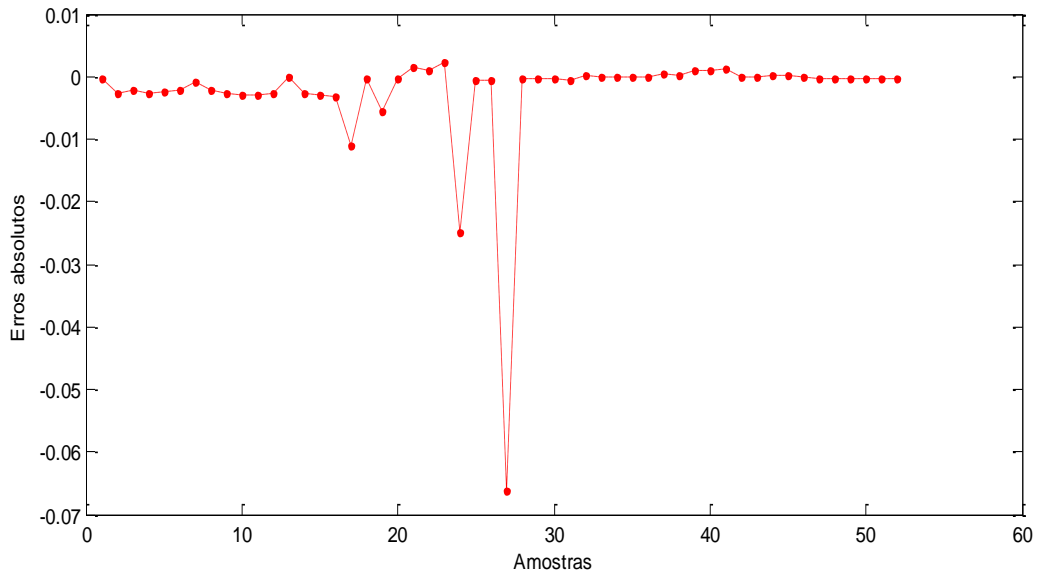


Figura 9.4 – Gráfico dos valores dos erros absolutos para o conjunto de treinamento.

Na Figura 9.5 mostra-se o desempenho da rede com base no erro médio quadrático, ou seja, as variações do erro para as diferentes épocas de treinamento e as linhas de treinamento, a validação e o teste. Nota-se com isso, que o erro quadrático médio converge para $2,156e^{-8}$ durante o treinamento. Esse resultado é semelhante durante a validação dos valores do conjunto de treinamento. Além disso, as linhas de treinamento e validação estão muito próximas até 10 épocas de processamento. Esse é um aspecto importante para a performance da rede, pois ele apresenta um comportamento de adaptação e capacidade de aprendizado com muito precisão.

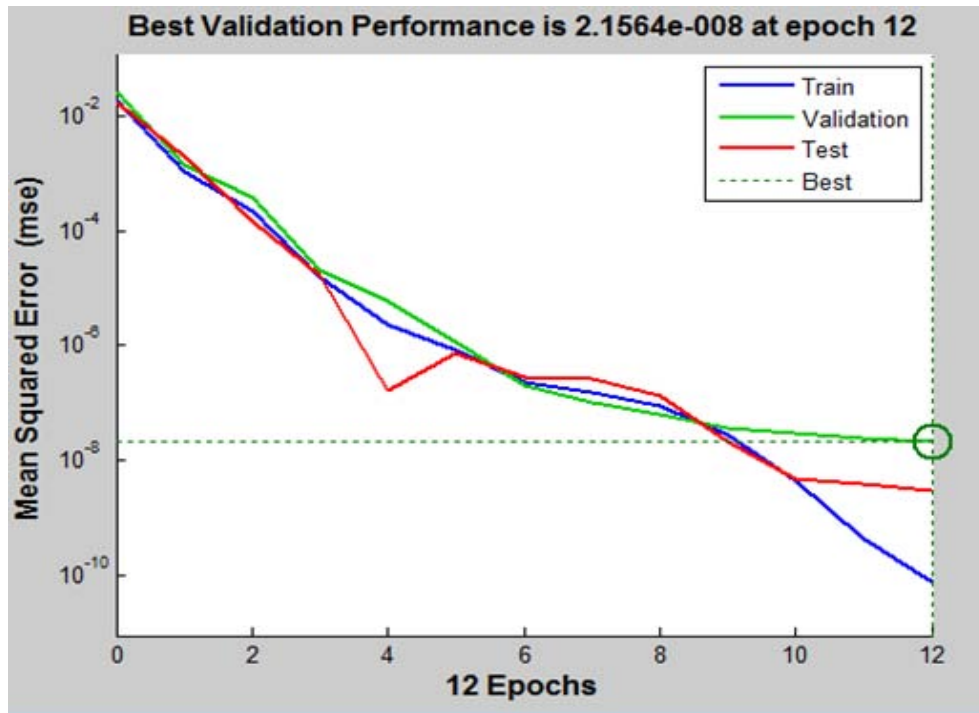


Figura 9.5 – Gráfico com os valores do erro médio quadrático durante as épocas de treinamento, validação e teste.

A Tabela 9.2 apresenta os valores das variáveis de entrada, os valores da resposta desejada da porosidade real e estimada pela rede, e os valores do erro absoluto para o conjunto de validação. O valor médio do erro absoluto é igual a **0,010** e o desvio padrão igual a **0,979**. O erro quadrático médio é igual a 0,862, que, em termos estatísticos, é considerado muito pequeno. Este é um resultado importante na implementação da rede.

Tabela 9.2 – Valores das variáveis de entrada, da resposta desejada da porosidade e o erro absoluto para o conjunto de validação.

Variáveis de entrada			Resposta desejada		Erro absoluto
Constante dielétrica	Frequência	Energia/T/A	Porosidade Real	(Porosidade Estimada pela RNA)	
2,15	900	5,62282E+11	32,34	31,98	0,365
3,38	900	41795288949	24,89	24,44	0,450
2,41	900	73884995829	28,22	29,96	-1,744
2,13	2600	7,74535E+12	19,6	18,26	1,335
2,28	2600	7,98345E+12	16,1	15,39	0,707
3,13	400	3681436,439	28,48	29,59	-1,105
3,07	900	2832271,28	32,34	31,84	0,500
3,07	100	907531,3885	32,34	31,84	0,500
2,51	2600	477644909,2	16,1	15,91	0,192
3,13	400	2965592,439	28,22	29,32	-1,096

Fonte: valores coletados, medidos e estimados na pesquisa.

Na Figura 9.6, pode ser visto o comportamento das linhas dos valores da porosidade real e estimada para o um conjunto de validação composto pelos cinco registros de valores da porosidade que foram medidos em laboratório e de uma amostra aleatória de cinco registros retirada do conjunto de treinamento. Os registros do banco de dados apresentados para a validação estão grifados na Tabela 9.2. Ao analisar o comportamento das duas linhas da porosidade real e estimada, verificou-se que são estatisticamente semelhantes para os 10 valores apresentados na validação, isto é, percebe-se que a rede estima muito bem os valores da porosidade. As estimativas apresentadas pela rede são bem semelhantes tanto para valores baixos, médios e também para as altas porosidades.

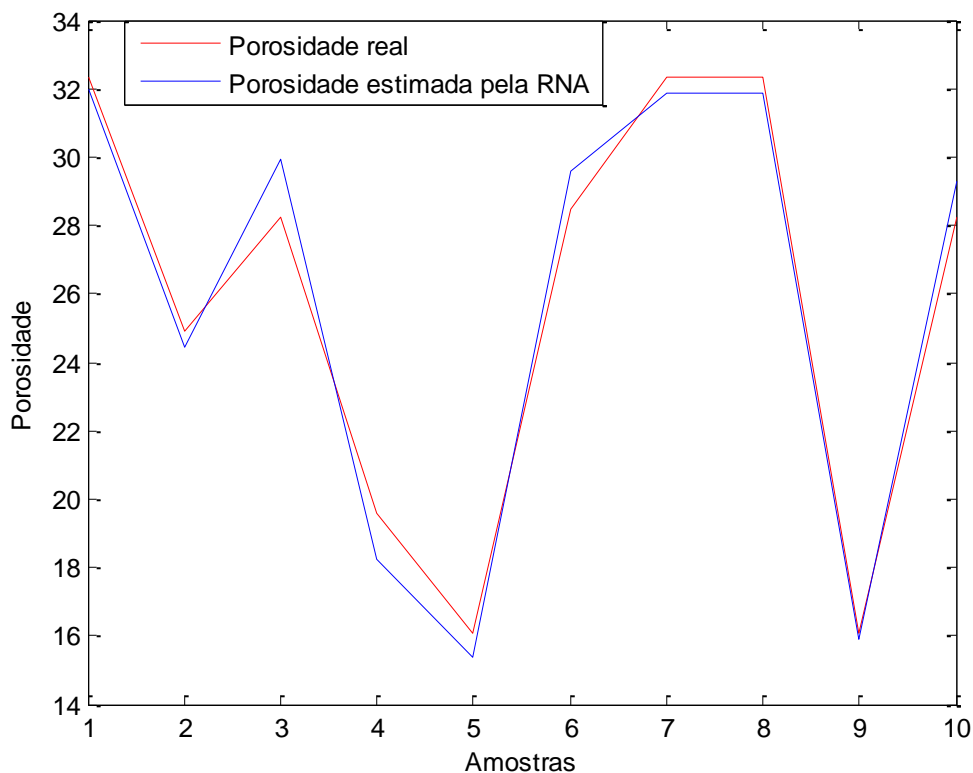


Figura 9.6 – Gráfico das linhas de pontos da porosidade real e estimada pela rede MLP para o conjunto dos 10 registros de validação.

O gráfico da Figura 9.7 apresenta os pequenos valores dos erros absolutos para o conjunto de validação. Os valores dos erros de -1,8 a 1,4 para todas as amostras apresentadas na validade. Este é um aspecto importante, pois indica que rede foi bem treinada e que os dados apresentados para a validação apresentam erros pequenos em todas amostras fazendo com que as estimativas da porosidade sejam muito próximas dos valores reais. Em poucas amostras o erro se distanciou do valor zero.

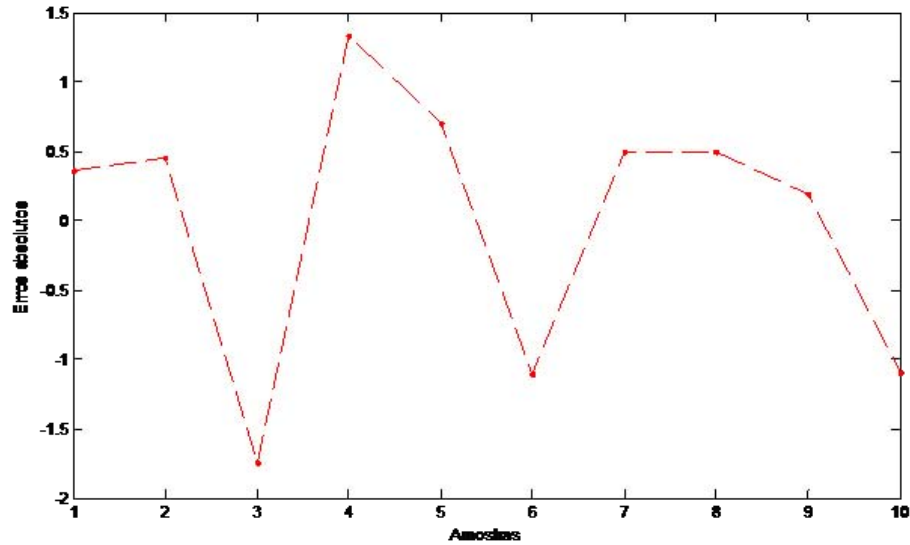


Figura 9.7 – Gráfico dos erros absolutos para o conjunto de validação.

Na Tabela 9.3 pode-se observar os valores das estatísticas descritivas do erro absoluto, desvio-padrão e erro quadrático médio nas estimativas da porosidade pela rede nos conjuntos de treinamento e de validação. Apesar do valor do erro quadrático médio do conjunto de validade ser maior, esse resultado já é esperado quando se implementa uma rede neural. Isto ocorre porque o conjunto de valores na validação é menor do que no treinamento.

Tabela 9.3 – Estatísticas descritivas do erro absoluto dos conjuntos de treinamento e validação para as estimativas da porosidade.

Resultado da rede	Média do erro absoluto	Desvio padrão do erro absoluto	Erro quadrático médio
Treinamento	-0,003	0,0098	$1,015 e^{-4}$
Validação	0,010	0,9790	0,862

Para testar a competência da rede em estimar os valores da porosidade, foi apresentada à rede entradas com valores aleatórios das variáveis: constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão, mostrada na Tabela 9.4. Note que na quarta coluna da tabela, estão os valores da porosidade estimada pela rede. Esses valores estimados estão entre os limites mínimos e máximos dos valores reais apresentados à rede nos conjuntos de treinamento e validação. Isto significa que a rede aprendeu e consegue identificar a variabilidade dos valores da porosidade apresentados no treinamento e na validação.

Tabela 9.4 – Valores aleatórios das variáveis de entrada e estimativa da resposta desejada da porosidade.

Constante dielétrica	Frequência (MHz)	Energia/T/A	Porosidade estimada (%)
4,5	50	35080456,8	28,288
3,5	50	1650490,064	23,992
3,1	100	291551424,9	17,870
4,2	100	16378010,65	28,047
4,6	200	2146948,472	29,198
3,9	200	24337797,77	27,445
2,6	400	36093593,93	17,272
4	400	106281610,3	28,677
3,2	900	73195946,77	20,892
3	900	1650490,064	19,578
3,6	2600	141301126,9	20,960
3	2600	160724300,6	18,736

O gráfico da Figura 9.8 apresenta os valores estimados da porosidade para o conjunto de 12 valores aleatórios apresentados a rede. Pode-se verificar que os valores estimados estão dentro do intervalo mínimo e máximo dos valores reais apresentado no banco de dados. Isto comprovar que a rede estima muito bem valores da porosidade para qualquer conjunto de valores das variáveis explicativas constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão, desde que estejam nos limites mínimo e máximo de valores apresentados no treinamento e validação para essas variáveis.

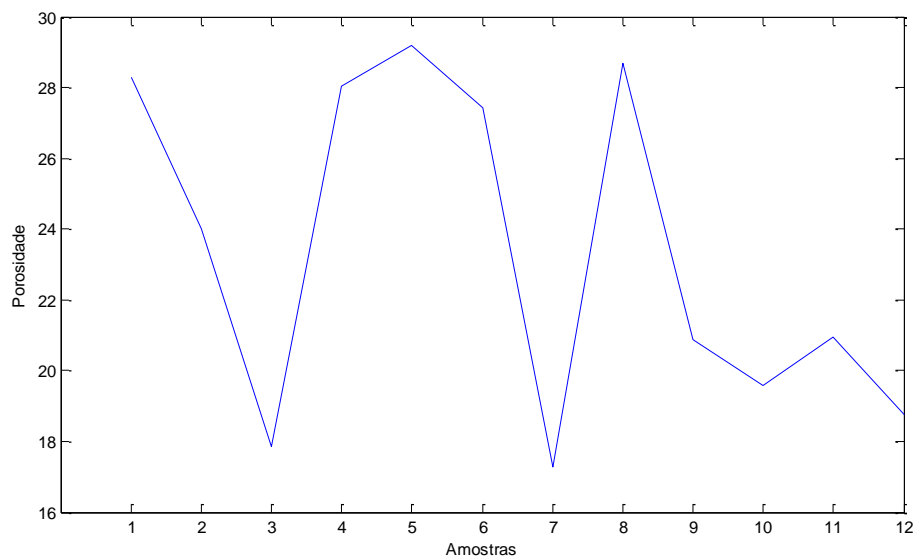


Figura 9.8 – Gráfico da linha de pontos da porosidade (%) estimada pela rede MLP para o conjunto de 12 registros de valores aleatórios das variáveis explicativas.

Considerações Finais da Rede Neural Artificial MLP

Os resultados apresentados acima e as análises realizadas com dados das saídas da rede neural, permitiram-nos construir o sistema inteligente com a configuração composta da entrada, da rede neural MLP e da saída desejada. A Figura 9.9 representa o desenho esquemático do sistema inteligente.



Figura 9.9 – O Sistema Inteligente proposto para relacionar valores das variáveis eletromagnética do GPR e a porosidade de meios sedimentares análogos a depósitos petrolíferos.

Diante dos resultados obtidos consideramos que o Sistema Inteligente, composto pela rede MLP, mostrou ser uma importante ferramenta na estimativa da porosidade. Esse sistema pode ser utilizado para modelagem da porosidade, com as variáveis eletromagnéticas de aquisições de GPR. O Sistema Inteligente proposto é uma ferramenta simples, de uma consistência elevada e de fácil aplicação. Assim, de posse de novos valores dos parâmetros de aquisições em campo do GPR, referentes a constante dielétrica, a frequência de antena e a energia de reflexão do meio, é possível, através do Sistema Inteligente, estimar valores da porosidade de camadas sedimentares de interesse.

9.2 – Aplicação do Modelo Multivariado

Com o objetivo de modelar a relação entre a variável dependente porosidade (\emptyset), com as variáveis independentes (Constante Dielétrica (K), Frequência de antena (F) e a Energia Total (E)) foi aplicado aos dados das variáveis o Modelo Multivariado de Regressão Linear Múltipla. O modelo de parâmetros estimáveis é descrito por uma função linear da variável dependente \emptyset , sendo explicada pelas variáveis regressoras independentes K , F e E . Através dos resultados da análise de variância multivariada (MANOVA), foi testada sua capacidade de ajuste, isto é, quanto o modelo proposto explica as variabilidades dos valores das variáveis dependente e independentes. Outro teste realizado foi a avaliação da significância dos parâmetros do modelo. Testou-se também, com os resultados da MANOVA, as hipóteses dos parâmetros serem iguais a zero e, assim, verificar o grau de efeito de cada variável independente do modelo na variável dependente. Para comprovar também a eficiência do modelo de regressão linear múltipla, realizamos uma análise do comportamento dos resíduos (erros aleatórios). Nos parágrafos seguintes é apresentado os resultados das estimativas dos parâmetros do modelo, as estatísticas dos testes realizados sobre a nulidade do parâmetros e também é apresentado o resultado da análise da bondade (eficiência) do ajuste do modelo de regressão.

Para os 61 vetores de valores das variáveis: porosidade, constante dielétrica, frequência e energia de reflexão, o modelo de regressão proposto é representado pela função (eq. 9-1):

$$Y_i = f(X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}) + \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, 62. \quad (9-1)$$

Sendo Y a porosidade, X_1 a constante dielétrica, X_2 a frequência e X_3 a energia. O termo ε significa a parte aleatória do modelo, representa o erro ou o resíduo e tem como suposição uma distribuição de probabilidade gaussiana. A equação do modelo linear é escrito na formula (eq. 9-2):

$$Y_i = b_0 + b_1X_{1i} + b_2X_{2i} + b_3X_{3i}, \quad i = 1, 2, \dots, 62 \quad (9-2)$$

O parâmetro b_0 representa o intercepto e os parâmetros b_1 , b_2 , b_3 , representam os efeitos das variáveis sobre a resposta da porosidade.

Resultado da Aplicação do Modelo de Regressão Linear

Para a definição do modelo e dos cálculos das variabilidades gerais, foi realizada uma MANOVA (análise de variância multivariada) e calculadas as estimativas dos parâmetros do modelo. Para isso, utilizou-se o *Software Statistica* versão 7.0 da empresa *Statsoft*. Antes de ser feita a MANOVA, foi feita uma análise exploratória nos valores de cada variável, com a intenção de determinar a amplitude total, os valores máximos e mínimos e calcular as estatísticas de tendência central e de variabilidade das variáveis.

O modelo ajustado com os parâmetros estimados para a amostra de 61 vetores de valores das variáveis é (eq. 9-3):

$$Y_i = 60,37 - 11,98 K_i - 0,0019 F_i - 0,1e^{-12} E_i, \quad i = 1, 2, \dots, 62. \quad (9-3)$$

Na Tabela 9.5 apresenta-se os valores calculados da análise de variância multivariada. A coluna da soma de quadrados tem os valores das fontes de variação da regressão, do resíduo e da variação total. Nessa tabela observa-se também a estatística F que é utilizado para testar a hipótese nula H_0 : não existe regressão. A tabela também apresenta nível de significância α do teste. O valor de F é significativo e indica que a hipótese nula foi rejeitada, para uma confiança acima de 99,99%.

O resultado importante da análise de variância múltivairada é que o modelo se adapta perfeitamente aos valores da variável, isto é, o modelo capta todas as variações de valores das variáveis resposta e explicativa. Pelo resultado do teste de hipótese verificamos que existe a regressão linear múltipla e que as variáveis explicativas constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão explicam 99,99% da variação total dos valores da variável resposta porosidade.

De acordo com os parâmetros do modelo de regressão múltipla estimado, vê-se pela magnitude do parâmetro (11,98) que a variável explicativa constante dielétrica é a produz mais efeito na variabilidade da porosidade. Embora o valor do parâmetro estimado da variável explicativa energia de reflexão ser muito pequeno ($0,1e^{-12}$), ele significativo e produz o segundo maior efeito sobre a variabilidade da porosidade, isto pode ser explicado, os valores da energia tem magnitude muito grande. A frequência de antena produz um efeito pequeno na variabilidade da porosidade.

Tabela 9.5 – Valores da análise de variância multivariada – MANOVA

Fonte de variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	Estatística F e nível de significância
Regressão	3	3338,80	1112,93	F= 21,98 $\alpha < 0,00001$
Resíduo	58	2936,42	50,62	
Total	61	6275,23		

O valor da bondade de ajuste R^2 é igual a 53,2%. Esse valor é significativo, portanto, o modelo proposto diminui a variância residual em mais da metade e explica 53,2% da variabilidade total de \emptyset . Verifica-se então que é vantajosa a adoção do Modelo Linear Multivariado para explicar a variabilidade dos valores de \emptyset em função da variabilidade dos valores das variáveis K , F , e E .

Outro dado importante extraído da análise de variância é o resultado dos testes de hipótese sobre os parâmetros do modelo. As hipóteses testadas sobre os parâmetros do modelo foram $H_0: b_1 = 0$, $H_0: b_2 = 0$ e $H_0: b_3 = 0$. Os parâmetros b_1 , b_2 e b_3 apresentaram as seguintes intensidades: -8,01; -1,55 e -1,927 e indicam o quanto cada parâmetro pode ser considerado distinto de zero. Percebe-se que os parâmetros b_1 e b_3 têm as maiores intensidade e, portanto, produzem mais efeito na variabilidade da porosidade. Os intervalos de confiança dos parâmetros b_1 , b_2 , b_3 , foram respectivamente: [-15,42; -8,54], [-0,005; -0,001] e [-3,05e⁻¹²; -2,69e⁻¹³].

Para um nível de significância $\alpha = 5,0\%$, as hipóteses $H_0: b_1 = 0$, $H_0: b_3 = 0$ foram rejeitadas, indicando que as variáveis K e E tem efeito significativo sobre a variável resposta porosidade. A variável F tem efeito significativo ao nível de 12,0%.

Na análise dos resíduos para comprovar a eficiência do modelo, verifica-se que os resíduos possuem distribuição de probabilidade gaussiana e aleatória. Esse aspecto pode ser visto no comportamento linear da dispersão dos valores dos resíduos e valores esperados da distribuição gaussiana, como mostra o gráfico abaixo (Figura 9.10). Desse modo, podemos confirmar a bondade do ajuste do modelo de regressão linear múltipla apresentado acima e que os dados da variável resposta porosidade provém de uma distribuição gaussiana, isto é, a variabilidade da porosidade provém de uma distribuição normal.

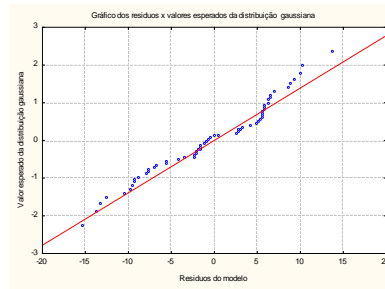


Figura 9.10 - Valores dos resíduos e valores esperados da distribuição gaussiana.

Considerações Finais sobre a Regressão

Para os dados da amostra analisada verifica-se que ocorreu uma ordenação no grau de efeitos das variáveis independentes sobre a resposta. A magnitude dos valores dos parâmetros e o resultado do teste de significância dos parâmetros do modelo, indicam o grau de efeito. A variável constante dielétrica apresenta maior grau de efeito sobre a porosidade, comprovada pela significância do valor do parâmetro b_1 . A energia de reflexão, embora o valor do parâmetro b_3 estimado seja pequeno em magnitude, pode-se considerar que apresenta um grau de efeito moderado e significativo sobre a porosidade. A frequência de antena apresenta o menor grau de efeito, isso ocorre por que a amplitude dos valores é alta e porque se trabalhou com pequena variabilidade de frequência de antena na amostra. Portanto, diante desses resultados, pode-se afirmar que o modelo de regressão linear múltipla é uma ferramenta estatística para complementar para o sistema inteligente proposto. Com ele pode-se identificar o grau de efeito que cada variável independente exerce sobre a variabilidade da variável dependente. Desta maneira, fica demonstrado que o sistema inteligente proposto, formado pela rede neural, deve ser complementado pelo modelo de regressão linear múltipla.

9.3 – O Sistema Proposto

Após a aplicação do modelo de rede neural artificial e do modelo de regressão múltipla aos valores da amostra, verifica-se que ambos foram eficientes na modelagem da relação entre a variável petrofísica porosidade e as variáveis eletromagnética constante dielétrica, a frequência de antena e a energia de reflexão de sinais GPR. Assim, esta metodologia apresentada para o desenvolvimento do Sistema Inteligente, com o objetivo de estimar a porosidade em função das variáveis eletromagnéticas, pode ser considerada consistente.

Como produto deste trabalho é apresentado um sistema composto da Rede MLP, com algoritmo de treinamento do *Levenberg-Marquardt*, e do modelo de Regressão Linear Múltipla. Ao final, por meio da rede neural implementada no sistema, foram estimados valores da porosidade e com o modelo de regressão identificou-se o grau de efeito que cada variável eletromagnética produz sobre a porosidade.

O Sistema Inteligente proposto é a rede MLP com cinco camadas, tendo 3 neurônios na camada de entrada, 10, 15, 20 nas três camadas intermediárias e um neurônio na camada de saída, isto é, MLP(3,10,15,20,1).

O modelo de regressão que complementa o sistema é (eq. 9-4):

$$\emptyset_i = 60,37 - 11,98 K_i - 0,0019 F_i - 0,1e^{-12} E_i, \quad i = 1, 2, \dots, 62. \quad (9-4)$$

Sendo \emptyset representando a porosidade, K representando a constante dielétrica, F representando a frequência de antena, E representando a energia de reflexão e i representando o vetor de valores das variáveis. A Figura 35 ilustra o sistema inteligente proposto para o banco de dados analisado nesta pesquisa.

Considerações Finais

O sistema inteligente proposto nesta tese pode ser adaptado para outras situações geológicas similares as observadas neste trabalho. Um sistema com essa configuração simples e eficiente permite que, de posse de um novo conjunto de valores das variáveis independentes eletromagnéticas, possa ser estimada a porosidade.

Um dos aspectos positivo desse sistema é que ele é dinâmico. Com os dados de aquisições de GPR, com os valores estimados da porosidade do meio investigado e com esta configuração do sistema inteligente, pode-se modelar uma nova rede MLP e também estimar novos valores dos parâmetros do modelo de regressão linear múltipla. Assim, para uma nova configuração de parâmetros da rede MLP, pode-se estimar valores da porosidade com dados de novas investigações. Ainda é possível com o modelo apresentado estimar novos valores dos parâmetros da regressão e identificar o grau de efeito de cada variável eletromagnética sobre a porosidade. Por fim a Figura 9.11 abaixo ilustrar bem o sistema inteligente proposto para o conjunto de dados analisados. O fluxograma abaixo apresenta a entrada do sistema representado pelo banco de dados formado pelos valores da variável resposta porosidade e das variáveis explicativas constante dielétrica, frequência de antena e energia de reflexão. O fluxograma apresenta também o processamento do sistema que é representado pelo modelo de rede neural artificial do tipo MLP com 5 camadas, tendo a primeira camada 3 neurônios, as três camadas intermediárias com 10, 15 e 20 neurônios respectivamente e a camada de saída com um neurônio. Ainda no processamento pode ser visto o modelo de regressão múltipla com o intercepto e os valores estimados dos parâmetros das variáveis explicativas. Também pode ser visto a saída do sistema que representado pelas estimativas da porosidade, isto é, a parte principal da implementação do sistema.

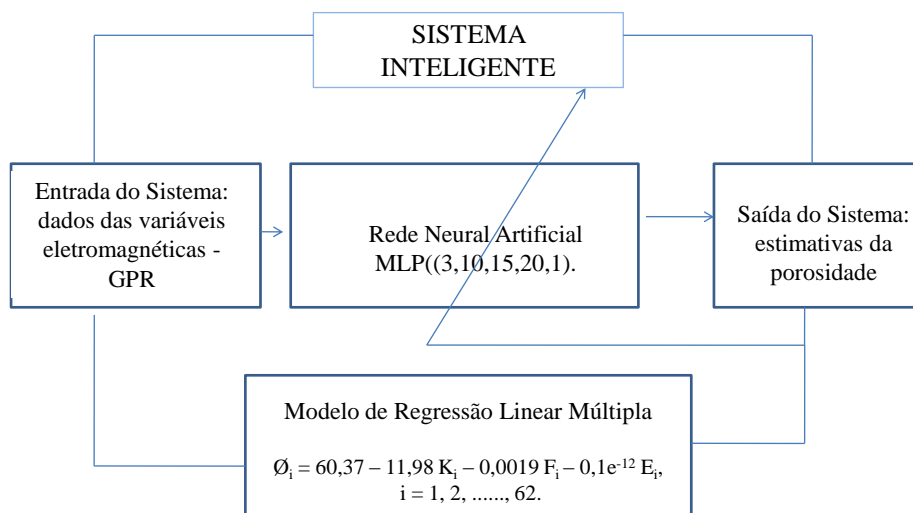


Figura 9.11 – Ilustração do Sistema Inteligente Proposto.

Capítulo 10
Considerações finais e sugestões

10. Considerações finais e sugestões

Foi alcançado o objetivo principal desta tese que foi o desenvolvimento de uma proposta metodológica para a elaboração de um sistema inteligente, capaz de obter automaticamente a porosidade efetiva em camadas sedimentares, a partir de um banco de dados construído com informações do GPR.

Este sistema inteligente possui a capacidade de estimar a porosidade a partir de qualquer banco de dados disponível, que envolvam as mesmas variáveis utilizadas nesta tese.

A arquitetura da rede neural utilizada (do tipo MLP) pode ser modificada de acordo com a necessidade existente, adequando-se aos bancos de dados disponíveis.

A utilização do Modelo de Regressão Linear Múltipla permitiu que fosse identificada e quantificada a influência (grau de efeito) de cada variável explicativa na estimativa da porosidade.

O sistema desenvolvido permite que a combinação dos modelos de Rede Neural e de Regressão Linear Múltipla possa, além de estimar a porosidade, determinar o grau de efeito de cada variável explicativa. Neste caso, foi identificada que a variável explicativa Constante Dielétrica tem a maior influência (grau de efeito) entre as variáveis analisadas neste trabalho, seguida da energia de reflexão. A frequência de antena, embora tenha um efeito menor sobre a estimativa da porosidade não pode ser desconsiderada.

Ressalta-se a importância da criação de um banco de dados elaborado com base em dados experimentais, em dados obtidos nas simulações com o radargrama sintético, em dados obtidos nas medições das constantes dielétricas e de porosidades efetuadas em todos os tipos de sedimentos utilizados nesta tese e, dados obtidos na literatura.

O sistema tem uma implementação simples e pode processar as informações em qualquer software de banco de dados constituídos pelas variáveis utilizadas neste trabalho.

A metodologia proposta nesta tese pode revolucionar o uso do GPR por permitir, a partir de agora, não mais apenas o imageamento das geometrias e fácies sedimentares, mas principalmente a obtenção automática da porosidade, um dos parâmetros mais importantes na caracterização de rochas reservatórios (petrolíferos ou aquíferos).

Outro aspecto importante foi a utilização do software reflexw para a construção de radargramas sintéticos que simularam condições semelhantes as dos experimentos realizados em campo e laboratório. Como os radargramas sintéticos pôde-se calcular a energia de reflexão, em função dos valores medidos em laboratório da constante dielétrica.

Destaca-se que esta tese é uma ferramenta científica ainda não encontrada nas literaturas pesquisadas e que poderá ser útil em pesquisas de estudos de análogos para caracterização de rochas reservatórios.

Por fim, enfatizamos a utilidade do Sistema Inteligente desenvolvido nesta tese como uma ferramenta simples, eficiente e fácil de ser utilizada. Desse modo, qualquer pesquisador, ao implementar neste sistema os dados da aquisição GPR, pode estimar a porosidade do meio investigado com confiabilidade.

É aqui sugerida a continuidade desta pesquisa envolvendo levantamentos GPR, medições de porosidade e de constante dielétrica, em diferentes tipos texturais (argilitos, siltitos, arenitos e conglomerados), ampliando assim a base de dados (banco de dados) para que o sistema possa estimar a porosidade, em diferentes tipos de rochas reservatórios ou selantes, de origem siliciclástica.

Referências Bibliográficas

Referências Bibliográficas

ANNAN, A. P. *Ground Penetrating Radar Workshop Notes*. Canada: Sensors & Software, 2001.

ANNAN, A. P. GPR: History, Trends, and Future Developments. *Subsurface Technologies and Applications*, Canada: Sensors & Software Inc., 3, 4, 2002.

ANNAN, A.P., DAVIS, J.L. Ground Penetrating Radar – Coming of age at last. In: “proceedings of Exploration 97: Fourth Decennial International Conference on Mineral Exploration”, p.515-522, 1997.

ANNAN, A. P., COSWAY, S. W. Simplified GPR beam model for survey design. In: INTERNATIONAL CONGRESS OF SOCIETY OF EXPLORATION GEOPHYSICAL, 1992, New Orleans, 1992a.

ANNAN, A. P., COSWAY, S. W. Ground penetrating radar survey design. In: SYMPOSIUM ON THE APPLICATION OF GEOPHYSICS TO ENGINEERING AND ENVIRONMENTAL PROBLEMS, 1992, Oakbrook, 1992b.

ANNAN, A. P., COSWAY, S. W. GPR frequency selection. In: International Conference on Ground Penetrating Radar. Ontario, 1994.

APPLICATION NOTE, Agilent Basics of Measuring the Dielectric Properties of Materials, Agilent Technologies, 2010.

ARAÚJO, V. D. Mapeamento geológico de uma área entre Natal e Nísia Floresta-RN, com ênfase na geometria de depósitos eólicos. UFRN/Departamento de Geologia/Relatório de Graduação, 90p, 2004.

ARCHIE, G. E. The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics. Transactions of the American Institute of Mining and Metallurgical Engineers/Petroleum Division, 1942.

ATEKWANA, E. A., SAUCK, W. A., WERKENA Jr., D. D. Investigations of geoelectrical signatures at a hydrocarbon contaminated site. Journal of Applied Geophysics, 44, 167-180, 2000.

BARAPATRE, PRACHI., TARAPORE, N. Z.; PUKAKE, S. G., DHORE, M. L. Training MLP Neural Network to Reduce False Alerts in IDS. International Conference on Computing, Communication and Networking, 2008.

BARBOSA, E. E. M., PRADO, R. L., MENDES, R. M., MARINHO, F. A. M. Estimativas do teor de umidade empregando o método GPR: Uma avaliação comparativa em experimentos de laboratório e campo. Sociedade Brasileira de Geofísica - SBGf, Revista Brasileira de Geofísica – RBGf, 2010.

BEARD, D. C., WEYL, P. K. The influence of texture on porosity and permeability on unconsolidated sand. The American Association of Petroleum Geologists Bulletin, 1973.

BERES, M., GREEN A., HUGGENBERGER P., HORSTMAYER, H. Mapping the architecture of glaciofluvial sediments with three-dimensional georadar. Geology 23:1087–1090p, 1995.

BONET, E.J. & GABRIELLI, M.L. Propriedades das rochas – PETROBRAS, Salvador, 1991.

BOTELHO, M. A. B., MACHADO, S. L., DOURADO, T. C., AMPARO, N. S. Experimentos laboratoriais com GPR (1GHz) em corpos arenosos para analisar a influência da água e de hidrocarbonetos na sua velocidade de propagação. Sociedade Brasileira de Geofísica - SBGf, Revista Brasileira de Geofísica – RBGf, 2003.

BRADFORD, J. H., CLEMENT, W. P., BARRASH, W. *Estimating Porosity with Ground-Penetrating Radar Reflection Tomography: A Controlled 3-D Experiment at the Boise Hydrogeophysical Research Site*. CGISS Publication Presentations, 2009.

BRAGA, A., LUDERMIR, A., CARVALHO, E. T. *Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações*. LTC, 2000.

BRIDGE J.S., COLLIER R.E.L., ALEXANDER J. Large-scale structures of Calamus River deposits (Nebraska, U.S.A.) revealed using ground-penetrating radar: *Sedimentology*, 45:977-986, 1998.

BRISTOW C.S. Internal geometry of ancient tidal bedforms revealed using Ground penetrating radar. In: *Tidal Signatures in modern and ancient sediments*, Spec. Publ. Int. Ass. Sediment 21:313-328, 1995.

BRISTOW C.S., LANCASTER, N., DULLER, G.A.T., Combining ground penetrating radar surveys and optical dating to determine dune migration in Namibia. *Journal of the Geological Society* 162 (Part 2), 315–321, 2005.

BRISTOW C.S., JOL, H.M., AUGUSTINUS, P., WALLIS, I. Slipfaceless ‘whaleback’ dunes in a polar desert, Victoria Valley, Antarctica: insights from ground penetrating radar. *Geomorphology* 114, 361–372, 2010.

BUSSAB, W. O. *Análise de variância e regressão*. Atual Editora, 2006.

CÂNDIDO, C. K. S. S. *Classificação de Distúrbios na Rede Elétrica usando Redes Neurais e Wavelets*. Tese (Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2002.

CASTRO, FERNANDO CÉSAR C., MARIA C. F. DE CASTRO. *Redes Neurais Artificiais (Capítulo 4)*. PUCRS - FENG - DEE - Mestrado em Engenharia Elétrica. 2010.

CEZAR, E., NANNI, M. R., CHICATI, M. L., OLIVEIRA, R. B. *Employment of GPR in the study of soils and its correlation with laboratory methods*. Semina: Ciências Agrárias, 2012.

CHENG & HUANG, T. M. Finite-difference Time Domain Simulation of GPR data. *Journal of Applied Geophysics*, 40, pp 139-163, 1998.

CLEARY, R. W. Águas Subterrâneas. *Clean Environment Brasil*, Princeton Groundwater Inc, 1989.

CHICOUREL, V. Diversos métodos de determinação da porosidade em laboratório: Estudo Comparativo. *Bol. Tec. PETROBRAS*, 3, 107-119, dez. 1959.

CORBEANU, R. M., McMechan G. A., Szerbiak R. B., Soegaard K. Prediction of 3-D fluid permeability and mudstone distributions from ground-penetrating radar (GPR) attributes: Example from the Cretaceous Ferron Sandstone Member, east-central Utah. *Geophysics*, 1495, 1503, 2002.

CUNHA, M. C. C. Métodos Numéricos, 2 ed, Campinas, SP, Editora da Unicamp, PP 173-198, 2003.

DAMASCENO, A. C., NASCIMENTO, A. F., MEDEIROS, W. E. *Proposta de predição de distribuição de permeabilidade em um arenito siliciclástico falhado utilizando atributos de GPR*. Instituto Brasileiro de Petróleo - IBP, 3 Congresso Brasileiro de Petróleo, 2005.

DAVIS, J. L., ANNAN, A. P. Ground-penetrating rada for high-resolution mapping of soil and rock stratigraphy. *Geophys Prospect*. 37, 531–551, 1989.

DRAPER, N. R., SMITH, H. *Applied Regression Analysis*. New York. John Wiley and Sons, 1966.

FISHER, R. S., BARION, M. D., TYLER N. Quantifying reservoir heterogeneity through outcrop characterization: 1. Architecture, litology and permeability distribution

of a landward-steppin fluvial-deltaic sequence. Ferron Sandstone central Utah. Gas. Res. Inst. Topical Report, 1993.

FRACASSO P., Sistemas de Dunas do Parque das Dunas e Barreira do Inferno/Natal (RN): Levantamento Geológico/Geofísico, Elaboração do Modelo Determinístico e Avaliação da Vulnerabilidade/Susceptibilidade frente às pressões antrópicas. UFRN/PPGG, Natal, Dissertação de mestrado, 186p, 2005.

FRANCELINO, A.V.M. Estudo das heterogeneidades em diferentes hierarquias, com ênfase em dados de permeabilidade de depósitos transicionais na bacia potiguar. Relatório de Graduação. UFRN. pp. 73, 2009.

FREEMAN, J. A., SKAPURA, D. M. Neural Networks: Algorithms, Applications and Programming Techniques, 1992.

FREIRE, R.C. Técnicas de aquisição de dados geológicos com a tecnologia lidar. Dissertação no Mestrado em Geofísica e Geodinâmica da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2006.

GANDOLFO, O.C.B., SOUZA, L.A.P., TESSLER, M.G., RODIGURES, M. Estratigrafia rasa da Ilha Comprida (SP):um exemplo de aplicação do GPR. Brazilian Journal of Geophysics, 19 (3): 217-250, 2001.

GAUW D.S. Estudo integrado de análogo a reservatórios petrolíferos fluviais: caracterização, parametrização e modelagem tridimensional de depósitos recentes do Rio Assu (Rio Grande do Norte/Brasil), Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte/Programa de Pós-Graduação em Geodinâmica e Geofísica, Natal/RN, 99 p, 2007.

GAWTHORPE R.L., COLLIER R.E.L, ALEXANDER J., BRIDGE J.S., LEEDER M.R..Ground penetrating radar: application to sandbody geometry and heterogeneity studies, inC. P. North and D. J. Prosser, eds., Characterization of fluvial and Aeolian reservoirs: Geological Society Special Publication 73:421-432p, 1993.

GREAVES, R. J., LEMES, D. P., LEE, J. M., TOKSOZ, M. N. Velocity variations and water content estimated from multi-offset, ground-penetrating radar. *Geophysics*, 61, 683, 1996.

GUÉRGUEM, Y., PALCIAUSSKAS, V. *Introduction to the physics of rocks*. New Jersey: Princeton University Press, 1994.

HAGREY, S. A., MULLER, C. GPR study of pore water content and salinity in sand. *Geophysical Prospecting*. European Association of Geoscientists & Engineers, 63-85, 2000.

HAMMON, W. S. III., ZENG, X., CORBEANU, R. M., McMCHAN, G. A. Estimation of the spatial distribution of fluid permeability from surface e borehole GPR data and cores, with a 2-D example from the Ferron Sandstone. *Geophysics*, 2002.

HAYKIN, S. *Redes Neurais: princípios e prática*. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 900 p. Tradução de Paulo Martins Engel, 2001.

HARARI Z. Ground Penetrating Radar (GPR) for imaging stratigraphic features and groundwater in sand dunes. *J. Appl. Geophys*, 36:43-52, 1996.

HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. New Jersey: Prentice Hall, USA, 1999.

HUGGENBERGER P., MEIER E., BERES, M. Three-dimensional geometry of fluvial gravel deposits from GPR reflection patterns: A comparison of results of three different antennae frequencies. *Proc. Fifth Int. Conf. on Ground Penetrating Radar*, Kitchener, Ont., p. 805–816, 1994.

HUISMAN, J. A., HUBBARD, S. S., REDMAN, J. D., ANAMM, A. P. Measuring Soil water content with ground penetrating radar: a review. *Vadose Zone Journal Madison*, 2003.

JESUS, T.E.S. Mapeamento de rochas carbonáticas da borda oeste da Bacia Potiguar e imageamento digital de paleocavernas colapsadas. UFRN/Depart. Geologia, Relatório de Graduação, 57p, 2010.

JOHNSON, R.A., WICHERN, D.W. Applied Multivariate Statistical Analysis. Editora New Jersey: Prentice-Hall, 1992.

LAI, W. L., TSANG, W. F. Experimental determination of bulk dielectric proprieties and porosity of porous asphalt and soils by ground penetrating radar based on a cyclic moisture variation technique. *Geophysics*, 2006.

LIMA, R. D., DE ROS, L. F. Silica diagenesis and porosity preservation in devonian reservoirs from the solimões basin, Northern Brazil. In: Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, 3 Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo & Gás, 2005.

LIMA FILHO, F.P. Mapeamento e Parametrização de Afloramentos do Sistema Fluvial e Flúvio-Estuarino da Formação Açu – Bacia Potiguar, Para Uso em Modelagem Geológica 3D de Reservatórios Petrolíferos. PETROBRAS, rel. int. 13p, 2004.

LIMA FILHO, F.P. Estratigrafia física de depósitos de maré como análogos na predição de reservatórios em subsuperfície. PETROBRAS, rel. int. 51p, 2005.

LIMA FILHO, F.P. Estudo de afloramentos análogos a reservatórios petrolíferos da Formação Açu. PETROBRAS, rel. int. 90p, 2006.

LIMA FILHO, F.P. Estratigrafia física de depósitos eólicos recentes como análogos na predição de reservatórios em subsuperfície. PETROBRAS, rel. int. 224p, 2007.

LIMA FILHO, F.P. Parametrização e modelagem de sistemas fluviais e eólicos na Bacia do Parnaíba. PETROBRAS, rel. int. 97p, 2008.

LIMA FILHO, F.P. Estudos de Análogos e Homólogos dos Reservatórios da Formação Açu – Unidade Açu 4. PETROBRAS, rel. int. 154p, 2009.

LIMA FILHO, F.P. Imageamento digital piloto de rochas carbonáticas análogas a reservatórios do pré-sal na região de Salta - Argentina. PETROBRAS, rel. int. 46p, 2011.

LIMA FILHO, F.P..Imageamento digital de afloramentos carbonáticos em paleocavernas colapsadas visando a elaboração de modelos estáticos 3d.PETROBRAS, rel. int. 214p, 2012.

MANZOCCHI, T., RINGROSE, P. S., UNDERHIL, J. R. Flow through fault systems in high-porosity sandstone. Geol. Soc. LondonSpec. Publ., 1998.

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

MCMECHAN G.A., GAYNOR G.C., SZERBIAK, R.B. Use of ground-penetrating radar for 3-D sedimentological characterization of clastic reservoir analogs. *Geophysics* 62(3): 786-796, 1997.

MENEZES, L., LIMA FILHO, F. P. Técnicas para parametrização de reservatórios utilizando afloramentos fluviais análogos: exemplo da Formação Açú, Bacia Potiguar. *Revista Técnica de Energia, Petróleo e Gás*, No 0: 7–13, 2001.

MENEZES, L. Mapeamento digital de análogos a reservatórios petrolíferos: exemplo para depósitos fluviais da Unidade Açú-3 - Bacia Potiguar. Dissertação de Mestrado. UFRN. 118p, 2004.

MINGOTI, S. A. Análise de dados através de métodos de estatística multivariada. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 295 p. 2005.

MORRISON, D. F. Multivariate statistical methods. 2. ed. Tokyo: McGraw Hill, 415p.1978.

MOURA, M.V.M., Monitoramento da Morfologia de Superfícies Praias na Enseada dos Golfinhos, Pipa/RN. Relatório de Graduação, UFRN, Natal, 84p, 2004.

NEAL A. Ground-penetrating radar and its use in sedimentology principles, problems and progress. *Earth Science Reviews*, 66, 261-330, 2004.

NEAL, A., ROBERTS C. L. Internal structure of a trough blowout, determined from migrated ground penetrating radar profiles. *Sedimentology*, 48:791-810, 2001.

NEAL, A., PONTEE, N.I., PYE, K., RICHARDS, J. Internal structure of mixed-sand-and-gravel beachdeposits revealed using ground-penetrating radar. *Sedimentology*, 49: 789–804, 2002.

OLIVEIRA JR., J. G., MEDEIROS, W. E. Influência do conteúdo de água, granulometria e minerais pesados sobre as reflexões de GPR em corpos arenosos inconsolidados. Sociedade Brasileira de Geofísica – SBG, *Revista Brasileira de Geofísica - RBGf*, 2008.

OLIVEIRA, A. M. S., BRITO, S. M. Geologia de Engenharia. Associação Brasileira de Geologia de Engenharia, CNPq, Fapesp, 1988.

OPPENHEIN A. V., SHAFER, R. W. *Discrete: Time Signal Processing*. New Jersey: Prentice Hall Processing Series; Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1989.

PANTEBRE, J. C. T., MARCAY, M. S., PONSATI, A. C. Utilidad de a técnica TDR para la variación espacial e temporal de la humedad del suelo em campos de golf. *Edafologia*, vol. 8 (3) pp. 1-10, 2001.

PEREIRA, B. B. Redes Neurais em Estatística. 13 Sinape, Caxambú, 1998.

PÉREZ Y.A.R. Caracterização da geometria de depósitos sedimentares na Borda Sudoeste da Bacia Potiguar. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte/Programa de Pós-Graduação em Geodinâmica e Geofísica, Natal/RN, 81 p, 2003.

PÉREZ Y.A.R. Caracterização geométrica e parametrização de depósitos transicionais recentes esua aplicação na modelagem de reservatórios petrolíferos. Tese de Doutorado.

Universidade Federal do RioGrande do Norte/Programa de Pós-Graduação em Geodinâmica e Geofísica, Natal/RN, 126p, 2008.

PÉREZ, Y.A.R, LIMA-FILHO, F.P., MENEZES, L., PORSANI, J. L., APPI, C.J., ARAÚJO, V.D., SOUZA, A.M. Caracterização da geometria de depósitos sedimentares da formação Açú na borda sudoeste da bacia Potiguar, NE do Brasil. Revista de Geologia (UFC), 16 (2): 19-34, 2003.

PÉREZ, Y.A.R, LIMA FILHO, F.P., SOUSA, A.M., PORSANI, J. L. Aplicação do GPR no estudo de tufas calcárias na Bacia Potiguar, Nordeste do Brasil. In: I Simpósio de GPR, Fortaleza, CDRom, 3p, 2004.

PHELPS, R.M., KERANS, C. Architectural Characterization and Three-Dimensional Modeling of a Carbonate Channel Levee Complex: Permian San Andres Formation, Last Chance Canyon, New Mexico, U.S.A. Journal of Sedimentary Research, v. 77, n. 11, p. 939-964, 2007.

PIRES, MATHEUS GIOVANNI. Introdução à Redes Neurais Artificiais. Material Didático: TEC 456 – IA Não-Simbólica. Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS). 2011. <https://sites.google.com/site/matheusgiovannipires/exa868>

POLLETO, C.A., MENEZES, L., LIMA FILHO, F.P., TAVARES, G., LOPES, H., PESCO, S. Fluvial Outcrops Parametrization Applied to Object Based Geological. Terra Nostra, Berlim, 1(3): 179-184, 2002.

PORSANI, J. L. *Método GPR: Aplicações em Geologia, Geotecnia, Meio Ambiente e Planejamento Urbano*. IV Escola de Verão de Geofísica, 2002.

PORSANI, J. L., RODRIGUES, A. R. GPR: Uma nova ferramenta para aquisição de dados geofísicos de muita alta resolução. Levantamentos Experimentais. Rio de Janeiro: Petrobrás/Cenpes/Segef, 1995a.

PORSANI, J. L., RODRIGUES, A. R. O método GPR aplicado à caracterização de reservatórios: um exemplo na Bacia Potiguar. In: 4 Congresso Internacional da SBGf e 1 Conferência Latino-America de Geofísica, 1995b.

PRATT B.R., MIALL A.D. Anatomy of a bioclastic grainstone megashoal (Middle Silurian, southern Ontario) revealed by ground-penetrating radar: *Geology*, 21:223-226, 1993.

RABELO, S. K. L. *Estudo sobre a viabilidade do cálculo da porosidade com base em um conjunto reduzido de perfis e sua aplicação na bacia de Almada/BA*. Tese de Doutorado na Universidade Estadual do Norte Fluminense – UENF, 2004.

RANGANATHAN, ANANTH. The Levenberg-Marquardt Algorithm. Tutorial on LM Algorithm, 2004.

REMKE L., V. D., SCHLAGER, W. Identifying causes of ground-penetrating radar reflection using time-domain reflectometry and sedimentological analyses. *International Association Sedimentologists*, 2000.

REPPERT, P. M.; MORGAN, F. D.; TOKSOZ, M. N. Dielectric Constant Determination Using Ground-Penetrating Radar - Reflection Coefficients. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA 02142, USA, 1999.

RODRIGUES, S. I. Caracterização GPR de Tambores Metálicos e Plásticos: Estudo sobre Sítio Controlado do IAG/USP. Dissertação de Mestrado, IAGCA, Departamento de Geologia / USP, 2004.

RIPLEY, B. D. Neural networks and flexible regression and discrimination. *Advances in Applied Statistics: Statistics and Images. A Supplement to Journal of Applied Statistics*, v 21, 1994.

SERRA, O., *Fundamentals of well-log interpretation*. V.1, Amsterdam: Elsevier Science Publishers B. V., 1984.

SHERLOCK D.H., DODDS K. J. & WEIR G. The development of analog reservoir modelling for seismic and reservoir engineering research. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 57, 82–91, 2007.

SILVA, FRANCISCA DE F. N. Um Modelo Híbrido para Previsão de Séries Temporais: Uma Aplicação na Indústria de Petróleo. Dissertação de Mestrado, UFRN, Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Petróleo. Natal-RN, 2012.

SILVA, I. N., SPATTI D. H., FLAUZINO, R. A. Redes Neurais Artificiais, Curso prático para engenharia e ciências aplicadas. São Paulo: Artliber, 2010.

SOUZA, A. M. *Mapeamento Digital e Modelagem Determinística*. Relatório (Graduação em Geologia) – Curso de Geologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2006.

SOUZA, A.M. Uso do GPR na geração de modelos estáticos 3d para o planejamento de lavra de minerais pesados depositados em dunas eólicas. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte/Programa de Pós-Graduação em Geodinâmica e Geofísica, Natal/RN, 110p, 2008.

SOFTWARE REFLEXW, versão 6.1, Sandmeier Geophysical Software.

SOFTWARE STATISTICA – versão 7, Statsoft Brasil, 2006.

SUGUIO, Introdução à sedimentologia. São Paulo: Ed. Edgard Blucher - EDUSP, 1973.

SZERBIAK, R. B., McMECHAN, G. A., CORBEANU, R., FORSTER, C. SNELGROVE, S. H. 3-D characterization of a reservoir analog: From 3-D GPR data to a 3-D permeability model. *Geophysics*, 1026, 1035, 2000.

TAPIAS PANTEBRE, J. C., MARÇAY, M. S., PONSATI, A. C. Utilidad del La técnica TDR para la medida de la variación espacial e temporal de la humedad del suelo em campos de golv. *Edafologia*, 8, 1-10, 2001.

TATUM, D.I, FRANCKE, J. Constructing hydrocarbon reservoir analogues of aeolian systems using groundpenetrating radar. *Journal of Applied Geophysics*.v.81, p.21-28, 2012.

TOPP, G. C., DAVIS, J. L., ANNAN, A. P. Electromagnetic determination of soil water content: measurements in coaxial transmission lines. *Water Resources Research*, United States, 1980.

TURESSON, ANITA. Water content and porosity estimated from ground-penetrating radar and resistivity. *Journal of APPLIED GEOPHYSICS*, 2006.

WANG, D., McMECHAN, G. A. Finite-diference modeling of borehole ground-penetrating radar data: *J. Appl. Geophys*, 2002.

WARD, S. H. Resistivity and induced polarization methods. *Geotechnical and Environmental Geophysics*, Tulsa Oklahoma: Society of Exploration Geophysicists, 1. 1990.

WELEX. Introduccion al perfilaje. 2ª Edição, Neuquen: Welex Training System, 1984.

YOUNG; FREEDMAN. *Física III: Eletromagnetismo*. Pearson Education – Addison Wesley, 2010.

YOUNG R.A., SLATT R.M., STAGGS J.G. Application of ground penetration radar imaging to deepwater (turbidite) outcrops. *Marine Petroleum Geology*, 20, 809-821, 2003.

ZENG. McMECHAN, G. A. GPR Characterization of buried tanks and pipes. *Geophysics*, 62, 3 797-806, 1997.

Apêndices

APÊNDICE A – ALGORÍTMO DE PROCESSAMENTO NO MATLAB

COMANDOS UTILIZADOS NO MATLAB PARA IMPLEMENTAÇÃO DA REDE MLP E EXECUÇÃO DO ALGORITMO LM

% Matrizes de entrada e saída desejada

```
[l,c] = size(data);
```

```
x = zeros(3,52);
```

```
x2 = zeros(3,10);
```

```
x3 = zeros(3,12);
```

```
d = zeros(1,52);
```

```
d2 = zeros(1,10);
```

```
x(1,:) = data(1:52,2)';
```

```
x2(1,:) = data(53:end,2)';
```

```
x3(1,:) = data1(63:end,2)';
```

```
x(2,:) = data(1:52,3)';
```

```
x2(2,:) = data(53:end,3)';
```

```
x3(2,:) = data1(63:end,3)';
```

```
x(3,:) = data(1:52,8)';
```

```
x2(3,:) = data(53:end,8)';
```

```
x3(3,:) = data1(63:end,8)';
```

```
d = data(1:52,1)';
```

```
d2 = data(53:end,1)';
```

% entradas normalizadas

```
x(1,:) = x(1,:)/norm(x(1,:));
```

```
x(2,:) = x(2,:)/norm(x(2,:));
```

```
x(3,:) = x(3,:)/norm(x(3,:));
```

```
x2(1,:) = x2(1,:)/norm(x2(1,:));
```

```
x2(2,:) = x2(2,:)/norm(x2(2,:));
```

```
x2(3,:) = x2(3,:)/norm(x2(3,:));
```

```
x3(1,:) = x3(1,:)/norm(x3(1,:));
```

```
x3(2,:) = x3(2,:)/norm(x3(2,:));
```

```
x3(3,:) = x3(3,:)/norm(x3(3,:));
```

```
dn = d/norm(d); %saída normalizada
```

```
dn2 = d2/norm(d2);
```

```
p=dn*norm(d) %desnormalizando a resposta desejada para o conjunto de treinamento
```

```
p2=dn2*norm(d2) %desnormalizando a resposta desejada para o conjunto de validação
```

```
%embaralhando os dados
```

```
% tam = length(x);
```

```
% shuffle = randperm(tam);
```

```
% xshuffle = x(:,shuffle);
```

```
% dshuffle = d(shuffle);
```

```
%treinamento da rede com entradas e saídas normalizadas
```

```
% mlp_net = newff(x, dn,[10 15 20],{'purelin' 'purelin'});
```

```
% mlp_net.trainParam.epochs = 100; % Número de épocas
```

```
% mlp_net = train(mlp_net,x, dn);
```

```
% Y1 = sim(mlp_net,x);% Simulando todo o conjunto de Treinamento
```

```
load ('BD04_ÓTIMA_1')
```

```
Y2 = sim(mlp_net,x2); %Simulação para o conjunto de Validação 1
```

```
Y3 = sim(mlp_net,x3);%Simulação para o conjunto de Validação 2
```

```
p1=Y1*norm(d) % Valores da porosidade estimados pela RNA - Treinamento
```

```
pr=Y2*norm(d2) % Valores da porosidade estimados pela RNA - Validação 1  
p3=Y3*norm(d2) % Valores da porosidade estimados pela RNA - Validação 2
```

```
%treinamento da rede normalizando só as entradas  
% mlp_net = newff(x, p,[10 15 20],{'purelin' 'purelin'});  
% mlp_net.trainParam.epochs = 100; % Número de épocas  
% mlp_net = train(mlp_net,x, p);  
% Y1 = sim(mlp_net,x);  
% p1=Y1*norm(d) % Valores da porosidade estimados pela RNA
```

```
% % gráficos porosidade real e porosidade estimada pela RNA, respectivamente
```

```
Treinamento
```

```
% figure(1)  
% plot(p, '-r'); figure(gcf)  
% hold all;  
% plot(p1, '-b'); figure(gcf); xlabel('Amostras'); ylabel('Porosidade');  
% legend('Porosidade real', 'Porosidade estimada pela RNA')
```

```
% % gráficos porosidade real e porosidade estimada pela RNA, respectivamente
```

```
% % (validação 1)
```

```
% figure(2)  
% plot(p2, '-r'); figure(gcf)  
% hold all;  
% plot(pr, '-b'); figure(gcf); xlabel('Amostras'); ylabel('Porosidade');  
% legend('Porosidade real', 'Porosidade estimada pela RNA')  
%
```

```
% gráficos porosidade real e porosidade estimada pela RNA, respectivamente
```

```
% (validação 2)
```

```
% figure(3)  
% plot(p2, '-r'); figure(gcf)  
% hold all;  
% plot(pr, '-b'); figure(gcf); xlabel('Amostras'); ylabel('Porosidade');  
% plot(p3, '-black'); figure(gcf); xlabel('Amostras'); ylabel('Porosidade');
```

```
% legend('Porosidade real-validação 1','Porosidade estimada pela RNA-validação 1',  
'Porosidade estimada pela RNA-validação 2')
```

```
plot(p1,'DisplayName','p1','YDataSource','Y3');figure(gcf);  
plot(p2,'DisplayName','p2','YDataSource','Y3');figure(gcf);  
plot(p3,'DisplayName','p3','YDataSource','Y3');figure(gcf);
```

```
% %estimativas dos erros
```

```
% ep2 = mse(d);% erro quadrático médio da porosidade real
```

```
% ep1 = mse(p1);% erro quadrático médio da porosidade estimada pela RNA no  
treinamento
```

```
% errototal = (d-p1); % erro absoluto treinamento
```

```
% e=mse (errototal); % erro quadrático médio absoluto treinamento
```

```
% errototal1 = (p2-pr); % erro absoluto validação 1
```

```
% e1=mse (errototal1); % erro quadrático médio absoluto validação 1
```

APÊNDICE B – BANCO DE DADOS

1 BANCO DE DADOS DOS VALORES DAS VARIÁVEIS PETROFÍSICAS E ELETROMAGNÉTICAS										
2 Origem dos valores das variáveis:										
3 Registro A0 - Aquisição em duna da praia de Buzios/RN										
4 Registro A1 e A2 - Aquisição em Amarante- arenito eólico										
5 Registro A3 a A6 - Aquisição em Barão de Grajaú - arenito eólico										
6 Registro A7 a A9 - Aquisição na mineração Milenium - arenito eólico										
7 Registro A10 - Aquisição em Picos/PI - arenito fluvial										
8 Registro A11 e A12 - Aquisição em Serra das Confusões -arenito marinho										
9 Registro A13 e A14 - Aquisição em Sete Cidades - arenito transicional										
10 Registro A15 - Aquisição em Chapada (afioramento mengão) - arenito										
11 Registros A16 a A20 - Valores medidos nos experimentos do CCET e LAE										
12 Registros de A21 a A43 e A56 a A72 - Valores dos Radargramas sintéticos										
13	Registro	Porosidade	C. dielétrica	Frequência	A - Area (m²)	E - Energia	T - # Traços	E/T	E/T/A	Radargrama
14	A0	22,4	4	100	120	1,76888E+11	100	1768883987	14740699,9	original
15	A1	5,4	4,1	200	160	2,88644E+12	500	5772873088	36080456,8	original
16	A2	4,9	4,0	400	30	2,33664E+12	250	9346542747	311551424,9	original
17	A3	4	3,9	200	120	2,27564E+12	500	4551283114	37927359,29	original
18	A4	4,8	3,8	200	120	3,17862E+12	500	6357242666	52977022,22	original
19	A5	5	3,8	400	80	2,81819E+12	500	5636386641	70454833,01	original
20	A6	5,5	3,8	400	80	3,00784E+12	500	6015675742	75195946,77	original
21	A7	6	3,5	50	357	1,1863E+13	850	13956413032	39093593,93	original
22	AR	4,7	3,6	50	5000	3,62623E+13	5000	7252450318	1450490,064	original
23	A9	5,8	3,7	50	700	2,61388E+13	1750	14936458438	21337797,77	original
24	A10	5,1	4,8	400	120	3,47856E+12	1000	3478557779	28987981,49	original
25	A11	5,3	4,5	200	440	1,52926E+12	200	7646324685	17378010,65	original
26	A12	4,8	4,5	400	24	6,40464E+13	1000	64046449477	2668602062	original
27	A13	4,5	4,0	100	400	5,0278E+12	950	5292422798	13231056,99	original
28	A14	4,1	4,0	400	190	5,0278E+12	950	5292422798	27854856,83	original
29	A15	5,4	4,2	400	1000	1,39756E+12	5000	279512982,4	279512,9824	original
30	A21-BCA	28,22	3,13	900	0,5		126	58140805,16	116281610,3	sintético
31	A22-BCA	24,89	3,19	900	0,5		126	1216826,59	2433653,18	sintético
32	A23-BCA	32,34	3,07	900	0,5		126	1416135,64	2832271,28	sintético
33	A24-BCA	28,22	2,51	900	0,5		126	70362150,28	140724300,6	sintético
34	A25-BCA	24,89	3,38	900	0,5		126	2304178,44	4608356,88	sintético
35	A26-BCA	32,34	2,15	900	0,5		126	2251514,91	4503029,82	sintético
36	A27-BCA	28,22	2,52	2600	0,25		126	90975600,22	363902400,9	sintético
37	A28-BCA	24,89	3,69	2600	0,25		126	28842816,85	115371267,4	sintético
38	A29-BCA	32,34	2,36	2600	0,25		126	8154874,25	32619497	sintético
39	A30-EG	16,1	3,00	900	0,5		126	84840823,96	169681647,9	sintético
40	A31-EG	19,6	2,80	900	0,5		126	2612807,44	5225614,88	sintético
41	A32-EG	16,1	2,28	900	0,5		126	65650563,43	131301126,9	sintético
42	A33-EG	19,6	2,13	900	0,5		126	26168547,9	52337095,8	sintético
43	A34-EG	16,1	2,51	2600	0,072		101	34390433,46	477644909,2	sintético
44	A35-EG	19,6	2,36	2600	0,072		101	8872,06	172723,0556	sintético
46	A37-EG	19,6	2,80	2600	0,072		101	18260,83	253622,6389	sintético
47	A38-BCAm	28,48	3,13	100	20		64	48938969,44	2446948,472	sintético
48	A39-BCAm	28,48	3,13	200	20		126	95626541,75	4781327,088	sintético
49	A40-BCAm	28,48	3,13	400	20		251	55323278,13	2766163,907	sintético
50	A41-BCAm	28,48	3,13	100	20		64	68383086,98	3419154,349	sintético
51	A42-BCAm	28,48	3,13	200	20		126	73626534,15	3681326,708	sintético
52	A43-BCAm	28,48	3,13	400	20		251	73628728,78	3681436,439	sintético
53	A56-A100	32,34	3,07	100	60		60	54451883,31	907531,3885	sintético
54	A57-A200	32,34	3,07	200	40		126	54218973,31	1355474,333	sintético
55	A58-A400	32,34	3,07	400	20		251	53358706,27	2667935,31	sintético
56	A59-A100	32,34	2,15	100	60		60	73519449,9	1275324,17	sintético
57	A60-A200	32,34	2,15	200	40		126	75766809,04	1894170,23	sintético
58	A61-A400	32,34	2,15	400	20		251	68663373,23	3433168,66	sintético
59	A62-B100	28,22	3,13	100	60		60	55677689,58	927961,49	sintético
60	A63-B200	28,22	3,13	200	40		126	58930698,28	1473267,46	sintético
61	A64-B400	28,22	3,13	400	20		251	59311848,77	2965592,44	sintético
62	A65-B100	28,22	2,51	100	60		60	64780818,62	1079680,31	sintético
63	A66-B200	28,22	2,51	200	40		126	65796530,4	1644913,26	sintético
64	A67-B400	28,22	2,51	400	20		251	59434718,21	2971735,91	sintético
65	A68-C100	24,84	3,19	100	60		60	83258323,21	1387638,72	sintético
66	A69-C200	24,84	3,19	200	40		126	57862999,02	1446574,98	sintético
67	A70-C400	24,84	3,19	400	20		251	57445895,1	2877294,76	sintético
68	A71-C100	24,84	3,38	100	60		60	53618972,72	893649,55	sintético
69	A72-C200	24,84	3,38	200	40		126	59952036,19	1498800,90	sintético
70	A73-C400	24,84	3,38	400	20		251	60789735,19	3039486,76	sintético
71	A16-A	32,34	2,15	900	0,5	7,02853E+13	250	2,81141E+11	5,62282E+11	original
72	A17-C	24,89	3,38	900	0,5	5,22441E+12	250	20897644474	41795288949	original
73	A18-B	28,22	2,41	900	0,5	9,23562E+12	250	36942497914	73884995829	original
74	A19-E	19,6	2,13	2600	0,07	3,25305E+13	60	5,42175E+11	7,74535E+12	original
75	A20-G	16,1	2,28	2600	0,07	3,35305E+13	60	5,58841E+11	7,98345E+12	original