

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**SONDAGEM DE MEIOS ESTRATIFICADOS COM O
RADAR DE SUBSUPERFÍCIE NEURAL**

TESE SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ELIZEU PEREIRA LOPES

Orientador: Professor Jorge Muniz Barreto

Co-orientador: Professor Luiz Muniz Barreto

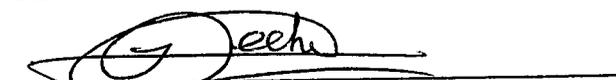
FLORIANÓPOLIS, DEZEMBRO DE 1998

SONDAGEM DE MEIOS ESTRATIFICADOS COM O RADAR DE SUBSUPERFÍCIE NEURAL

ELIZEU PEREIRA LOPES

ESTA TESE FOI JULGADA PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE DOUTOR EM ENGENHARIA , ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA, E APROVADA NA SUA FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA.


Prof. Jorge Muniz Barreto, D.Sc.A
Orientador


Prof. Idemar Cassana Decker, D.Sc.
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

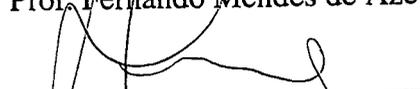
BANCA EXAMINADORA:


Prof. Luiz Muniz Barreto, D.Sc.


Prof. Luiz Costa da Silva, Ph.D.


Prof. Augusto César Bittencourt Pires, Ph.D.


Prof. Fernando Mendes de Azevedo, Dr.


Prof. Renato Garcia Ojeda, Dr.

*À minha madrinha, Maria da Conceição Lopes Pereira.
Aos meus pais; e ao meu irmão, Eliezer Pereira Lopes.*

A ignorância é atrevida porque não sabe o que ignora.

Luiz Muniz Barreto

SUMÁRIO

LISTA DE SÍMBOLOS	vii
LISTA DE ILUSTRAÇÕES	ix
LISTA DE TABELAS	x
RESUMO	xi
ABSTRACT	xii
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	1
1.1. CONCEITOS BÁSICOS.....	1
1.2. OBJETIVOS.....	5
1.3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E APLICAÇÕES.....	9
1.4. ONDAS ELETROMAGNÉTICAS PLANAS.....	23
CAPÍTULO 2 - SONDAÇÃO DE MEIOS HOMOGÊNEOS COM O RADAR DE SUBSUPERFÍCIE	33
2.1. RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DIRETO.....	33
2.2. RESOLUÇÃO DO PROBLEMA INVERSO.....	37
2.3. A INCLINAÇÃO DA ONDA EM FREQUÊNCIAS ELEVADAS.....	38
2.4. A INCLINAÇÃO DA ONDA EM FREQUÊNCIAS BAIXAS.....	39
2.5. EXEMPLO ILUSTRATIVO.....	41
2.6. DETERMINAÇÃO DO ÂNGULO DE INCLINAÇÃO DA ONDA.....	41
CAPÍTULO 3 - RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DIRETO DE MEIOS ESTRATIFICADOS	46
3.1. SOLOS DIELÉTRICOS COMPOSTOS DE DUAS CAMADAS HORIZONTAIS.....	46
3.2. SOLOS DISSIPATIVOS COMPOSTOS DE TRÊS CAMADAS HORIZONTAIS.....	55
3.3. SOLOS COM CARACTERÍSTICAS ESPECÍFICAS.....	63
3.3.1. Solos Homogêneos.....	64
3.3.2. Solos Compostos de Duas Camadas Horizontais.....	65
3.3.3. Solos Dielétricos Compostos de Três Camadas Horizontais.....	66
CAPÍTULO 4 - ALGORITMOS DE INVERSÃO	68
4.1. INTRODUÇÃO.....	68
4.2. O ALGORITMO DE RETROPROPAGAÇÃO.....	69
4.3. TÉCNICAS QUE MELHORAM O ALGORITMO DE TREINAMENTO E O DESEMPENHO DAS REDES DIRETAS.....	79
4.4. PROPOSTA DE UM ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO, BASEADO NO MÉTODO DOS GRADIENTES DESCENDENTES.....	81
4.5. CONCLUSÕES.....	83

CAPÍTULO 5 - RESOLUÇÃO DOS PROBLEMAS INVERSOS DE MEIOS HOMOGÊNEOS OU ESTRATIFICADOS	85
5.1. INTRODUÇÃO.....	85
5.2. O MÉTODO DE INVERSÃO.....	85
5.3. EXEMPLOS DE SONDAGEM.....	92
5.4. O GEORADAR RAMAC.....	95
5.5. CONCLUSÕES.....	96
CAPÍTULO 6 - SIMULAÇÕES	98
6.1. MEDIDAS DE INCLINAÇÃO DA ONDA.....	98
6.2. RESULTADOS.....	100
6.2.1. Testes do Método de Otimização Proposto.....	100
6.2.2. Testes do Radar de Subsuperfície Neural e Proposta de um Método de Deleção de Neurônios das Camadas Intermediárias de Redes Diretas.....	102
6.3. CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....	115
CAPÍTULO 7 - DISCUSSÃO	117
CAPÍTULO 8 - CONCLUSÕES	129
GLOSSÁRIO	134
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	139
BIBLIOGRAFIA	146
ÍNDICE REMISSIVO	147

LISTA DE SÍMBOLOS

- | | |
|---|--|
| B: vetor densidade de fluxo magnético. | J: número de neurônios na camada intermediária. |
| c: velocidade da luz no espaço livre. | J: vetor densidade de corrente de condução. |
| D: vetor densidade de fluxo elétrico. | K: número de neurônios na camada de saída. |
| $e(t)$: campo elétrico instantâneo. | M: número de exemplos usados durante a fase de treinamento da rede neural. |
| E: fasor complexo campo elétrico. | n: nível de ruído. |
| E: vetor campo elétrico. | N: número máximo de pesos sinápticos. |
| E_p: erro associado ao padrão p . | N_o: número máximo de pesos da camada de saída. |
| G: fração de padrões generalizados corretamente. | N_h: número máximo de pesos da camada escondida. |
| $h(t)$: campo magnético instantâneo. | S: vetor de Poynting. |
| H: fasor complexo campo magnético. | W_{ji}^h: peso associado à conexão entre o j -ésimo nó da camada escondida e o i -ésimo nó da camada de entrada. |
| H: vetor campo magnético. | |
| H_h: componente horizontal do campo magnético. | |
| H_v: componente vertical do campo magnético. | |
| I: número de nós na camada de entrada de uma rede neural direta. | |

W_{kj}^o : peso associado ao k -ésimo neurônio da camada de saída e o j -ésimo neurônio da camada escondida.

\bar{w}^h : valor médio dos pesos da camada escondida.

\bar{w}_j^h : valor médio dos pesos do neurônio j da camada intermediária.

W_R : inclinação da onda para a polarização TE e para a incidência rasante.

X_p : vetor de entrada associado ao padrão p .

Y_{pk} : k -ésimo valor de saída desejado, associado ao padrão p .

Z : impedância ou nível de atividade interna de neurônio.

α : fator de atenuação.

β : parâmetro de momentum ou fator de fase.

γ : fator de propagação.

δ : desvio padrão da distribuição de pesos médios.

δ_A : discrepância acumulada para solos acamados.

δ_H : discrepância acumulada para solos homogêneos.

ϵ : permissividade elétrica.

ϵ_r : permissividade elétrica relativa.

η : parâmetro de aprendizagem ou impedância intrínseca.

μ : permeabilidade.

λ : comprimento de onda.

ρ : densidade volumétrica de carga elétrica.

σ : condutividade elétrica.

τ : ângulo de inclinação da onda.

Ψ_R : fase da inclinação da onda para a polarização TE e para a incidência rasante.

ω : frequência angular.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Fig. 2.1 - Geometria do problema estudado	37
Fig. 2.2 - A permissividade elétrica relativa em função da frequência, para uma amostra de arenito	39
Fig. 2.3 - Variação da condutividade elétrica com a frequência, para uma amostra de xisto argiloso	40
Fig. 2.4 - Direção de propagação da onda eletromagnética no solo	42
Fig. 2.5 - A inclinação da onda, para a polarização transversal elétrica	44
Fig. 3.1 - Um solo dielétrico dividido em duas camadas	47
Fig. 3.2 - A linha de transmissão eletricamente equivalente a um solo dividido em duas camadas horizontais.....	50
Fig. 3.3 - Um solo dissipativo dividido em três camadas.....	55
Fig. 3.4 - A linha de transmissão eletricamente equivalente a um solo dividido em três camadas horizontais	56
Fig. 3.5 - A linha de transmissão usada para a obtenção da impedância na superfície de um solo dividido em três camadas horizontais.....	58
Fig. 3.6 - Representação do problema direto como um sistema.....	63
Fig. 4.1 - A estrutura da rede direta clássica	70
Fig. 4.2 - Funções de transferência sigmóides	72
Fig. 4.3 - Diagrama esquemático de uma rede neural direta com três camadas	73
Fig. 5.1 - Esquema de resolução do problema inverso de meios acamados	86
Fig. 5.2 - Esquema que utiliza uma rede neural real para resolver o problema inverso de meios acamados	89
Fig. 5.3 - Uma face da formação calcária sondada pelo radar geofísico	93
Fig. 5.4 - Geometria empregada nas sondagens efetuadas em Marte com um radar biestático.....	94
Fig. 5.5 - O georadar RAMAC, da MALÁ Geoscience	96
Fig. 7.1 - O radar GEM-300, da Geophysical Survey Systems Inc. (GSSI)	123
Fig. 7.2 - "RADAN for Windows"	124
Fig. 7.3 - O SIR SYSTEM-2 da GSSI	125
Fig. 7.4 - A antena 3200MLF da GSSI.....	126
Fig. 7.5 - O SIR SYSTEM-10B da GSSI.....	127
Fig. 7.6 - O sistema de aquisição e processamento de dados da Delta Epsilon Instruments Inc.....	128

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 - <i>Permeabilidade relativas médias de minerais e de rochas</i>	32
Tabela 3.1 - <i>Determinação da permissividade elétrica relativa da segunda camada de um solo dielétrico, através da relação (3.17)</i>	54
Tabela 3.2 - <i>A magnitude da inclinação da onda, em função da frequência, para um solo dividido em três camadas (exemplo 3.2), e para o mesmo solo dividido em duas camadas (exemplo 3.3)</i>	61
Tabela 3.3 - <i>A fase da inclinação da onda, em função da frequência, para um solo dividido em três camadas (exemplo 3.2), e para o mesmo solo dividido em duas camadas (exemplo 3.3)</i>	62
Tabela 6.1 - <i>Comparação entre o Método dos Gradientes Descendentes convencional e o método proposto</i>	101
Tabela 6.2 - <i>Características da primeira fase de treinamento</i>	106
Tabela 6.3 - <i>Características da segunda fase de treinamento</i>	108
Tabela 6.4 - <i>Capacidades de generalização das redes neurais diretas usadas para resolver exclusivamente o problema inverso de solos estratificados</i>	109
Tabela 6.5 - <i>Desempenho do método de inversão proposto</i>	111
Tabela 6.6 - <i>Capacidades de generalização das redes neurais diretas usadas para resolver os problemas inversos de solos homogêneos ou estratificados</i>	114
Tabela 6.7 - <i>Desempenho da inversão neural, aplicada a solos homogêneos ou estratificados</i>	115

RESUMO

Título: Sondagem de Meios Estratificados com o Radar de Subsuperfície Neural.

Este trabalho propõe um método robusto para a caracterização de um meio geofísico homogêneo ou estratificado. Ela consiste na determinação das condutividades elétricas, das permissividades elétricas relativas e das espessuras dos estratos que compõem o meio investigado. Os sinais são captados na superfície do solo. O conjunto de dados é constituído de razões entre os campos magnéticos vertical e horizontal, em diversas frequências, utilizando-se a polarização transversal elétrica. A natureza relativa das medições confere ao método proposto grande imunidade a ruídos. A descrição analítica dos sinais captados, bem como o estabelecimento de um modelo eletromagnético de meio geofísico, constitui o problema direto. Esse problema é resolvido para vários tipos de meio geofísico. A análise da sensibilidade dos sinais medidos aos parâmetros característicos do meio geofísico indica que o método proposto é adequado à sondagem eletromagnética de solos compostos de, no máximo, três ou, possivelmente, quatro camadas. O problema inverso consiste na determinação dos parâmetros característicos do meio investigado, a partir do conhecimento dos sinais medidos. Desenvolve-se uma solução analítica para o problema inverso de solos homogêneos. Em solos heterogêneos acamados, propõe-se a realização da inversão através do emprego de uma rede neural, o que reduz a transferência para os parâmetros de interesse das inconsistências induzidas pelas limitações do modelo e pelos ruídos presentes nos sinais captados. Desenvolve-se um algoritmo que decide se o meio investigado deve ser considerado homogêneo ou não. Propõe-se uma técnica que melhora o algoritmo de treinamento das redes diretas. Ela consiste em atualizar os valores dos pesos da camada escondida, utilizando os valores dos pesos da camada de saída que só seriam empregados na próxima iteração do algoritmo de retropropagação clássico. Apresenta-se um novo método de otimização, que se baseia no Método dos Gradientes Descendentes. Descreve-se uma técnica versátil de deleção de neurônios das camadas intermediárias de redes neurais diretas, que explora o fato de os parâmetros livres das camadas escondidas das redes treinadas tenderem a assumir valores próximos do valor médio. Descrevem-se várias sondagens geofísicas que utilizaram o radar de subsuperfície, exemplificando-se assim as aplicações que ele possui. Demonstra-se que, embora a inclinação média da frente de onda seja muito pequena, a quantidade de energia eletromagnética injetada no solo é suficiente para viabilizar a coleta de dados com relações sinal-ruído suficientemente elevadas. A natureza relativa dos sinais recebidos, assim como a capacidade interpretativa da rede neural, permite o fornecimento de resultados bastante satisfatórios, apesar das condições pouco ideais geralmente encontradas nas sondagens geofísicas eletromagnéticas. Apresentam-se detalhadamente vários tópicos, relacionados ao radar geofísico, que poderão ser explorados futuramente.

Palavras-chaves: geoprocessamento, processamento de sinais, métodos eletromagnéticos, prospecção geofísica, sensoriamento remoto, ciências da terra, redes neurais, radar geofísico, problemas inversos, meios estratificados, redes multidimensionais, radar de penetração de solo.

ABSTRACT

Title: Probing Stratified Media with a Neural Subsurface Radar.

A robust method for characterizing homogeneous or layered geophysical media is proposed. It determines the electrical constitutive parameters and the thicknesses of the layers that make up the probed medium by inverting magnetic wave-tilt data collected on or above the ground surface. An algorithm is presented for establishing whether the medium should be considered homogeneous or stratified. An exact analytical solution to the inverse problem of homogeneous media is deduced. The inverse problem of stratified media is solved by a three-layer feedforward neural network. An algorithm is proposed for speeding up the training of the neural network. Compared to the standard back-propagation algorithm, the new algorithm is faster, more robust, and easier to implement both in hardware form and in software form. Also, the new algorithm requires less memory space. Such an algorithm stems from applying a new gradient-based method to the problem of adjusting the free parameters of a feedforward neural network. The new method outmatches the standard gradient descent method as regards convergence speed, robustness, ease of implementation, and amount of memory saved. Many kinds of inverse problems can benefit from the qualities of the new gradient-based method. A network-pruning technique is proposed. It explores the fact that the hidden weights of a trained feedforward neural network tend to take on values close to their mean. The technique is very versatile, since it extracts all the information it needs from the training examples. An important feature of the proposed network-pruning technique is that it deletes some hidden-layer neurons without inducing significant increases in the output-layer errors. The characteristics of magnetic wave-tilt data are analysed in detail. The insight provided by this analysis helps to properly interpret the results of the inversions. The available methods of inverting wave-tilt data from stratified soils are less efficient than the method proposed herein. Some advantages of the neural inversion are its conceptual simplicity, ease of implementation, and the ability to reduce the transference of data noise to the solution of the inverse problem. The neural network automates the resolution of the wave-tilt inverse problem of layered soils. This permits the characteristic parameters of the probed media to be known *in situ* so that corrective actions can be immediately taken for the geophysical surveys to succeed. The neural inversion bestows two properties of interest on the wave-tilt georadar: generalization and abstraction. Generalization is the ability of the neural network to yield correct results for data on which the network has not been trained. Abstraction is the ability of a trained network to recognize the significant features of the data and discard the irrelevant features. Such properties allow the wave-tilt neural georadar to provide satisfactory results in spite of the less than ideal conditions usually found in geophysical surveys.

Key words: geoprocessing, signal processing, electromagnetic methods, geophysical prospecting, remote sensing, earth sciences, neural networks, georadar, inverse problems, layered media, multidimensional networks, ground-penetrating radar.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1. CONCEITOS BÁSICOS

A Geofísica lida com a física da Terra e de sua atmosfera. A descoberta, feita por William Gilbert, de que a Terra se comporta como um grande magneto irregular, e o estabelecimento da Teoria da Gravitação de Newton são considerados os marcos iniciais da Geofísica (Barreto, 1997). O ponto de partida na aplicação de uma *técnica de processamento de sinais* para a busca de minerais ocorreu, provavelmente, em 1843, quando Von Wrede sugeriu que o teodolito magnético, empregado por Lamont para medir variações no campo magnético terrestre, podia também ser utilizado para descobrir corpos magnéticos soterrados. Entretanto, essa idéia não foi posta em prática até a publicação, em 1879, do livro de Robert Thalén, cujo título é *Examinando-se Depósitos de Minério de Ferro através de Métodos Magnéticos*. O magnetômetro de Thalén-Tiberg, construído na Suécia, e, posteriormente, o instrumento de Thomson-Thalén forneceram os meios para localizar a extensão, inclinação e profundidade de veios minerais.

O objetivo da *Geofísica Pura* é deduzir as propriedades físicas da Terra e estimar sua constituição interna, a partir da observação e medição de fenômenos físicos, tais como: o campo geomagnético, a propagação de ondas sísmicas e a força da gravidade. Por outro lado, o objetivo da *Geofísica Aplicada* é a investigação de estruturas específicas, pouco profundas, e cujas dimensões sejam relativamente pequenas. Algumas dessas estruturas são: as falhas

geológicas, os domos de sal e os depósitos de argila. Sabe-se atualmente que a investigação dessas estruturas é útil para a prospecção petrolífera, a descoberta de água subterrânea, a exploração mineral e a construção de estradas (Ellis & Peden, 1997; Genter et al., 1997; Mohaghegh et al., 1996; Wilt et al., 1997; Wong et al., 1997).

A *Geologia* é o estudo da Terra, realizado não só através de observações diretas de rochas, mas também através da dedução da estrutura, composição e história dessas rochas. A *Geofísica* é o estudo de partes da Terra que são inacessíveis ou pouco acessíveis, mediante tanto medições de propriedades dessas partes, quanto interpretações das medições. A distinção entre essas duas Ciências da Terra nem sempre é percebida. Perfis de poços, por exemplo, são amplamente usados em estudos geológicos, embora eles apresentem resultados obtidos através de observações instrumentais. Tais observações costumam ser enquadradas em um campo conhecido como *Geofísica de Poço* (Chang et al., 1997). De maneira geral, a Geofísica fornece as ferramentas para o estudo da estrutura e da composição do interior da Terra. Quase tudo o que se conhece sobre a Terra, abaixo de certas profundidades que os poços e as minas subterrâneas atingem, provém de observações geofísicas. A existência e as propriedades da crosta terrestre, do manto e do núcleo foram basicamente determinadas através de observações de ondas sísmicas geradas por terremotos, bem como por medições das propriedades gravitacionais, magnéticas e térmicas da Terra. Os principais métodos geofísicos são (Sharma, 1986): os métodos gravimétricos, os magnéticos, os elétricos, os eletromagnéticos, os sísmicos e os radioativos. O *método magnetotélico* utiliza como fonte correntes elétricas naturais que são geradas na alta atmosfera (Kaufman & Keller, 1981). Os campos elétrico e magnético produzidos por tais correntes são alterados pelas propriedades eletromagnéticas das rochas. Esse método eletromagnético é bastante empregado na Rússia, para mapear bacias sedimentares, no início de prospecções que visem a encontrar petróleo.

Os métodos geofísicos utilizados para investigar estruturas pouco profundas, localizadas na litosfera, variam de acordo com as propriedades físicas das rochas que compõem tais estruturas. Esses métodos são enquadrados em quatro classes muito abrangentes. A classe dos *métodos estáticos*, a dos *métodos dinâmicos*, a dos *métodos de relaxação* e a dos *métodos de efeitos integrados*. Os métodos estáticos são aqueles em que as distorções de um campo físico, considerado estático, são detectadas e medidas, a fim de determinar as dimensões ou as localizações das estruturas que produziram essas distorções. O campo pode ser, por exemplo, o geomagnético, o gravitacional, ou um campo artificial. Nos *métodos dinâmicos*, sinais são injetados no solo, e, após atravessarem uma parte do meio geofísico, as amplitudes ou os tempos de propagação são medidos em pontos adequadamente escolhidos. É importante ressaltar que, nos métodos dinâmicos, a dimensão temporal sempre está presente nas equações de campo. Em muitos casos, essa presença ocorre indiretamente, através da frequência ou da diferença de fase (Lopes & Lopes, 1992). Os *métodos de relaxação* enquadram-se entre os métodos estáticos e os dinâmicos. Nos métodos de relaxação, a dimensão temporal aparece como o tempo necessário para que a alteração induzida em determinadas características do meio geofísico se reduza até um valor prescrito. Nessa classe, encontram-se os métodos de polarização induzida. Nos *métodos de efeitos integrados*, os sinais detectados são médias estatísticas, calculadas em uma área ou volume. Muitos métodos geofísicos que utilizam a radioatividade pertencem a essa classe. Os métodos geofísicos podem também ser classificados como *terrestres*, *aéreos* ou *de furos*, embora tal classificação verse apenas sobre o procedimento operacional. Muitos métodos terrestres também podem ser empregados no ar, na água ou em furos (Prensky, 1994). Os métodos magnéticos, gravimétricos, eletromagnéticos e radioativos têm sido adaptados para a prospecção geofísica aérea. Essa forma de prospecção é o meio mais rápido de encontrar anomalias geofísicas. Ela é uma maneira relativamente barata de reconhecer preliminarmente áreas

extensas. Anomalias de interesse são posteriormente investigadas, por meio de expedições aéreas mais detalhadas, ou de expedições terrestres. *O radar de subsuperfície é um método dinâmico de sondagem eletromagnética, que permite tanto o reconhecimento quanto a caracterização detalhada não invasiva de uma região.* Esse radar é empregado em sondagens espaciais, aéreas, terrestres e em sondagens realizadas a partir de furos (Bamler & Hartl, 1998; Lopes & Lopes, 1989; Lopes & Lopes, 1992; Lopes et al., 1997b; Prenskey, 1994).

A transmissão, a recepção e o processamento de sinais, realizados com o objetivo de identificar e localizar objetos, denomina-se *localização ativa de eco*. Quando o sinal usado é causado por uma onda eletromagnética, o processamento recebe o nome de *radar* (“radio detection and ranging”). Quando ondas de som são empregadas, o processamento é chamado de *sonar* (“sound navigation and ranging”). O princípio de funcionamento do radar é o seguinte. Uma antena transmissora emite radiação eletromagnética. Quando essa radiação atinge qualquer objeto, parte dela é refletida e é captada por uma antena receptora convenientemente localizada. O sinal refletido chama-se *eco*, e o objeto que o reflete é denominado *alvo*. A presença de eco indica que algum alvo foi detectado. Se o alvo for o procurado, o eco é chamado de *sinal do alvo*. Se, entretanto, ecos são causados por alvos indesejáveis, que podem dificultar a identificação do alvo procurado, os ecos indesejáveis são chamados de *ruídos*. Várias feições do meio investigado podem ser identificadas pelo processamento dos sinais transmitidos e recebidos. Um sistema de radar possui algumas partes ou subsistemas, tais como: os subsistemas de transmissão, de controle e de recepção. Frequentemente, a palavra *sistema* é omitida, quando se faz referência ao radar como um conjunto de subsistemas. Os termos *radar de subsuperfície* ou *radar geofísico* dizem respeito a uma ampla faixa de técnicas eletromagnéticas destinadas, principalmente, à localização de objetos ou interfaces soterrados. O conjunto de aplicações do radar de subsuperfície está crescendo, juntamente com a sofisticação das técnicas de

processamento de sinais, projetos em *hardware* e práticas operacionais, que compreendem sondagens aéreas e por satélite (Kumar et al., 1997; Murai & Omatu, 1997).

As designações *georadar*, *radar geofísico* e *radar de penetração* costumam ser usadas em determinadas aplicações do *radar de subsuperfície*. Essas quatro denominações não possuem significados exatamente iguais. As duas primeiras designações devem ser empregadas somente em aplicações que envolvam terra. Portanto, não é adequado dizer que um georadar sondou o subsolo de Marte. Também não é correto dizer que um radar de penetração mapeou a topografia de uma região da Terra, porque, nessa aplicação, somente os sinais refletidos na superfície terrestre apresentaram interesse. Os sinais que porventura *penetraram* o solo não serviram aos objetivos topográficos.

1.2. OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é resolver o problema inverso do georadar de forma genérica e robusta. O potencial das técnicas propostas é ilustrado através da caracterização de meios estratificados. Isso não significa que a inversão neural só é aplicável a esses meios. Ela permite caracterizar meios cujas interações com ondas eletromagnéticas só podem ser rigorosamente simuladas por modelos extremamente complexos (Alumbaugh et al., 1996; Bergmann et al., 1996). Mesmo que tais modelos não sejam disponíveis, ainda assim a caracterização pode ser efetuada, porque a inversão neural requer apenas um conjunto de dados representativos dessas interações (Lopes et al., 1997a). Esse conjunto não precisa ser formado por *dados sintéticos*; ele pode ser constituído de *dados medidos*, o que permite incorporar, nas inversões, a influência de fenômenos físicos de difícil modelagem, como difrações. Até mesmo

fenômenos físicos desconhecidos podem ser abrangidos pela inversão neural. O caráter genérico da inversão neural permite que o georadar seja utilizado em situações muito variadas, tais como: a localização de objetos e pessoas soterrados; a caracterização de meios com diversos tipos de estratificação; a detecção de paráclases e a realização de levantamentos topográficos aéreos. Um dos objetivos do trabalho é revelar o potencial que a inversão neural confere ao georadar. Ela interpreta automaticamente os dados, o que reduz sobremaneira a transferência, para os parâmetros de interesse, das inconsistências induzidas por ruídos e por limitações de modelos que visem à descrição das interações das ondas eletromagnéticas com a matéria.

Objetiva-se também estudar a capacidade de generalização do georadar neural. Ele pode caracterizar adequadamente meios que não lhe tenham sido apresentados previamente. A generalização é influenciada por três fatores: a quantidade e a representatividade dos dados usados durante a fase de aprendizagem do georadar, o tipo de rede neural, e a complexidade do problema físico abordado. Pode-se alcançar o objetivo de prover o georadar de uma capacidade de generalização adequada, selecionando-se os dados, para um nível de complexidade física e uma rede neural preestabelecidos. Outras estratégias de projeto podem ser empregadas. Uma delas consiste em descobrir a rede neural que forneça uma capacidade de generalização adequada, para os dados e o nível de complexidade física existentes. A estratégia de projeto empregada neste trabalho consiste em efetuar poucas modificações na rede neural e variar amplamente os dados, para um nível de complexidade física estabelecido antecipadamente. As principais razões para a escolha dessa estratégia de projeto são: a facilidade de gerar dados sintéticos, para o tipo de meio geofísico analisado; e a necessidade de realizar inversões robustas, para que o georadar neural satisfaça o requisito de confiabilidade, que é característico dos métodos eletromagnéticos mais usados em expedições geofísicas. Redes neurais novas ou pouco estudadas (Casasent & Natarajan, 1995; Shuai et al., 1995) podem não apresentar as garantias de

robustez exigidas em muitas aplicações do georadar. A realização de modificações radicais nas características de uma rede neural robusta pode afetar adversamente a sua robustez. Por isso, somente é utilizada neste trabalho uma rede neural robusta e bastante estudada.

Outros objetivos são os seguintes.

- 1) Estabelecer diretrizes para a interpretação adequada dos resultados das inversões efetuadas pelo georadar neural.
- 2) Descrever aplicações reais do georadar, para investigar as situações em que ele pode ser empregado, e para respaldar os procedimentos desenvolvidos.
- 3) Listar métodos de prospecção geofísica que complementem o georadar, ou sejam complementados por ele.
- 4) Lembrar que a maior parte do instrumental necessário à implementação física do georadar é disponível comercialmente.
- 5) Divulgar o Geoprocessamento, o Sensoriamento Remoto, as Ciências da Terra, o georadar e suas aplicações.
- 6) Revelar que outros métodos de prospecção geofísica podem beneficiar-se da inversão neural.
- 7) Demonstrar que o algoritmo proposto para o treinamento das redes diretas é mais eficiente do que o algoritmo clássico.
- 8) Aventar que o estudo das redes neurais multidimensionais pode ser bastante útil ao georadar.
- 9) Descrever um novo algoritmo de otimização, baseado no Método dos Gradientes Descendentes.

- 10) Propor um método sistemático para determinar a quantidade adequada de neurônios de cada camada intermediária de uma rede neural direta, sem a realização de tentativas e erros.
- 11) Apresentar um método novo para determinar automaticamente se a região sondada pelo radar de subsuperfície é homogênea ou não.
- 12) Propor uma inversão analítica, matematicamente exata, que permite calcular a condutividade elétrica e a permissividade elétrica de meios homogêneos, a partir de medições de magnitude e de fase da inclinação da onda.

É amplamente conhecido o fato de que a Companhia Vale do Rio Doce é uma das maiores empresas do mundo. Ela é brasileira e atua no ramo da mineração. Por outro lado, a Petrobrás é uma das principais companhias petrolíferas existentes atualmente. Em extração *offshore* de hidrocarbonetos, ela é líder mundial incontestemente. Basta mencionar que são da Petrobrás trinta e cinco dos setenta poços do tipo *offshore*, postos em produção no mundo em 1993. A outra companhia que mais se aproximou da Petrobrás só colocou em produção quatro poços desse tipo naquele ano. Ademais, a maior plataforma flutuante do mundo, para a produção de petróleo no mar, foi construída a partir da tecnologia desenvolvida pelo Centro de Pesquisas da Petrobrás. A plataforma está na Bacia de Campos, no Estado do Rio de Janeiro.

As características deste trabalho refletem as pressões que as indústrias de informática, de instrumentação eletroeletrônica e de mineração exercem sobre as pesquisas em geoprocessamento. As redes neurais reais são geralmente mais robustas do que as redes neurais multidimensionais. Aquelas redes são treinadas mais facilmente do que estas redes (Lopes et al., 1998a) Do ponto de vista da área de Geoprocessamento, não é justificável a resolução do problema inverso abordado neste trabalho de uma maneira menos eficiente do que a efetuada, só porque as redes neurais multidimensionais despertam, atualmente, grande interesse nos

conexionistas. As pressões das indústrias mencionadas explicam por que não se apresentam, neste trabalho, algoritmos para o treinamento de redes neurais multidimensionais, embora eles sejam importantes para a área de Inteligência Artificial.

1.3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E APLICAÇÕES

Vitebskiy et al. (1997) investigam um radar de banda muito ampla e que emite pulsos de duração curta. Ele é capaz de detectar e de identificar alvos soterrados ou localizados na superfície do solo. Os cálculos são efetuados por um algoritmo tridimensional rigoroso, baseado no Método dos Momentos. A descrição rigorosa do comportamento de ondas eletromagnéticas espalhadas por corpos tridimensionais, localizados em ambientes dispersivos, é assunto bastante complexo. Até recentemente, essa descrição era inibida pela dificuldade de avaliar as funções de Green, requisitadas pelo Método dos Momentos. Entretanto, o desenvolvimento recente do Método das Imagens Complexas, que determina eficientemente as integrais de Sommerfeld, permitiu a descrição mais rigorosa dos campos espalhados por alguns alvos de interesse. Embora vários algoritmos numéricos e assintóticos, existentes há bastante tempo, possam calcular as integrais de Sommerfeld, nenhum deles é suficientemente geral, para ser aplicado eficientemente quando a banda é muito ampla. Testes realizados na cidade de Yuma, no Estado norte-americano do Arizona, levaram em consideração perdas elétricas, o que costuma ser negligenciado por muitos sistemas de georadar. Os cálculos teóricos são comparados com medições executadas por um radar de banda muito ampla, que emite pulsos de duração curta, e que emprega a Técnica da Abertura Sintética. O radar opera no domínio do tempo, serve-se de uma largura de banda de aproximadamente 0,1 GHz a 1,5 GHz, possui a capacidade de emitir

150 kW de potência de pico, e utiliza as polarizações VV, HH, HV e VH. O transmissor emprega uma chave semicondutora de arsenieto de gálio. A forma de onda transmitida apresenta um tempo de subida igual a cento e cinqüenta picossegundos, e um tempo de descida igual a aproximadamente dois nanossegundos. O radar é capaz de emitir cento e vinte e oito pulsos com um tipo de polarização, seguidos por igual número de pulsos com polarização oposta. Há dois canais de recepção, que operam paralelamente. A resolução temporal de dez picossegundos é alcançada, graças ao uso de dois conversores analógico-digitais de 2 GHz, fabricados pela Tektronix / Analytek. A maior parte do *hardware* do radar está localizada numa cesta de uma haste telescópica, capaz de mover-se à velocidade de um quilômetro por hora, enquanto a cesta é elevada à altura de quarenta e cinco metros. Os ângulos entre a horizontal e alvos localizados na superfície do solo ou abaixo dela costumam variar entre dez graus e quarenta e cinco graus. Há quatro antenas cornetas de duzentos watts, terminadas resistivamente, com cerca de dois metros de comprimento e abertura de trinta centímetros. As antenas são conectadas a baluns de banda larga. Duas antenas transmissoras e duas antenas receptoras são necessárias para que a matriz de polarização possa ser preenchida completamente. O radar opera de maneira quase monoestática. Ele é movido ao longo de trajetórias retilíneas, como é usual aos radares de abertura sintética. Algumas limitações do algoritmo tridimensional utilizado pelos autores são as seguintes: os alvos precisam ser condutivos, eles só podem ser corpos de revolução, e o solo deve ser homogêneo. O algoritmo é apropriado à detecção de minas explosivas. Os autores concluem que é bastante improvável que o georadar venha a ser uma ferramenta eficiente para detectar todo tipo de alvo, qualquer que seja o tipo de solo.

Brewster & Annan (1994) mostram que o radar geofísico pode ser empregado para detectar e monitorar o movimento de líquidos densos não aquosos no subsolo. Esses líquidos possuem características semelhantes às de certas substâncias tóxicas, que podem contaminar o

lençol freático. O contraste acentuado entre as permissividades elétricas do líquido não aquoso e da água tornam o líquido um alvo ideal para o radar de subsuperfície. Os dados foram coletados empregando antenas de 200 MHz. A investigação de uma mesma região, em tempos distintos, permitiu deduzir a movimentação do líquido não aquoso. O processamento dos sinais colhidos permitiu que se concluísse que a presença desse líquido modificava a magnitude da velocidade de propagação das ondas eletromagnéticas em até trinta por cento. A distribuição do líquido pôde ser mapeada em três dimensões, em tempos distintos, graças à coleta de dados ao longo de dezesseis trajetórias retilíneas, divididas em dois grupos de oito trajetórias paralelas. As trajetórias que compunham o primeiro grupo eram ortogonais às que formavam o segundo grupo. A interpretação dos eventos presentes nas imagens foi dificultada pela estratificação do meio geofísico. Observou-se que o líquido tendia a se acumular nas superfícies das interfaces menos permeáveis hidráulicamente. Os autores concluem que a eficiência do radar geofísico em detectar líquidos densos não aquosos depende das características específicas da região investigada.

Peters et al. (1994) revisam tópicos básicos associados ao radar de subsuperfície, tais como: antenas, propagação, espalhamento e mapeamento. Importantes aplicações do radar geofísico são brevemente descritas. Ele tem sido muito utilizado para localizar alvos naturais e artificiais, que estejam em profundidades menores do que dez metros. Entretanto, dependendo das características elétricas do meio investigado, alvos que estejam em profundidades maiores do que dez metros também podem ser localizados. Alguns dos alvos mencionados são: canos, tanques e túneis soterrados, lençóis freáticos, líquidos tóxicos, vigas internas a estruturas de concreto, artefatos militares e camadas do solo. Os autores revisam o conceito de *ressonância complexa*, que é uma técnica de processamento de sinais usada para discriminar certos alvos de ruídos, ou identificar as formas de determinados alvos. Os autores concluem que qualquer

tecnologia empregada para detectar, identificar e localizar alvos soterrados deve permitir sondagens rápidas de áreas extensas, apesar da presença de ruídos. O radar de subsuperfície é uma das tecnologias mais adequadas para realizar tais sondagens.

Witten et al. (1994) reconstruíram imagens de canos e de urnas funerárias soterrados. A geometria empregada envolveu uma antena transmissora e uma antena receptora, separadas por sessenta e um centímetros. Como nos casos estudados tal distância era relativamente pequena, os sinais foram processados considerando-se que não havia separação entre as antenas. Em cada caso, sinais foram coletados ao longo de uma trajetória retilínea na superfície do solo. Um dos procedimentos de inversão empregou a Transformada de Fourier Espacial dos sinais medidos. Exigia-se que as heterogeneidades do meio investigado fossem profundas, ou seja, a menor profundidade até qualquer heterogeneidade devia ser muito maior do que um comprimento de onda. Outro procedimento de inversão empregado requeria que as heterogeneidades presentes no meio investigado fossem não somente eletricamente profundas, mas que também fossem pequenas, em comparação ao comprimento de onda. Entretanto, esse procedimento de inversão não necessitava do cálculo da Transformada de Fourier Espacial dos sinais captados. Ambos os procedimentos de inversão foram usados para reconstruir imagens representativas de variações espaciais tanto do índice de refração como da função de verossimilhança. A equação bidimensional escalar de Helmholtz foi aproximadamente resolvida, graças à generalização do Teorema das Projeções (Lopes & Lopes, 1991) e do emprego da aproximação de Born (Lopes & Lopes, 1994b). Essa aproximação causa o aparecimento de artefatos significativos nos contornos dos eventos reconstruídos. As frequências empregadas variaram entre 40 MHz e 110 MHz. O primeiro procedimento de inversão mencionado forneceu resultados melhores, tanto em termos de qualidade das imagens reconstruídas como em termos de rapidez de execução. Os autores acreditam que esse procedimento seja adequado para processar os sinais

em tempo real, porquanto o processador empregado precisou de apenas vinte segundos para fornecer os resultados.

Tillard (1994) demonstra que determinados empregos pouco convencionais do radar geofísico podem melhorar a qualidade dos sinais medidos, ou mesmo permitir a obtenção de outras informações além da localização de refletores. Duas dessas informações versam sobre espalhamentos e anisotropia. Dentre os empregos pouco convencionais do radar de subsuperfície, destacam-se a elevação das antenas e modificações em suas orientações. O autor observou a ocorrência de um deslocamento do espectro de frequências em direção às frequências baixas, quando o meio investigado possuía permissividade elétrica elevada. A resolução das estruturas sondadas tende a aumentar nos solos que possuam permissividades elétricas baixas. Como a frequência de ressonância de uma antena depende da permissividade elétrica do meio sobre o qual ela se encontre, sinais que apresentem frequências mais elevadas são esperados, se a permissividade elétrica desse meio for propositadamente reduzida. Isso pode ser conseguido elevando-se as antenas, de modo a introduzir uma camada de ar entre as antenas e a superfície do solo, durante a coleta de sinais. É importante ressaltar que a permissividade elétrica relativa do ar é aproximadamente igual à unidade, enquanto a maioria dos materiais geológicos apresenta permissividades elétricas relativas entre 5 e 20. Experimentos acerca da anisotropia elétrica foram realizados em uma formação xistosa. As antenas foram posicionadas paralelamente e perpendicularmente ao plano da xistosidade. Embora essas sejam as orientações que as antenas geralmente assumem, as melhores propagações dos sinais ocorreram quando as antenas eram posicionadas em orientações diferentes das mencionadas. A *frequência nominal* do sistema de radar empregado nesses experimentos foi 100 MHz. Sondagens de formações graníticas têm sido realizadas, com o fim de determinar se essas formações são suficientemente seguras para

abrigar rejeitos radioativos. O autor conclui que tais sondagens podem ser satisfatoriamente efetuadas, empregando-se o radar geofísico em furos ou em galerias de minas.

Yamaguchi et al. (1994) apresentam o princípio de funcionamento do radar de onda contínua, frequência modulada e abertura sintética. Eles usaram esse tipo de radar para detectar vários objetos cobertos por neve natural. Mostra-se que a Transformada de Fourier do sinal de batimento do radar equivale a um tipo de holograma de Fresnel, o que permite o emprego da Técnica da Abertura Sintética. As frequências empregadas situaram-se na banda L de microondas. Nos experimentos realizados, observou-se que a espessura do conjunto de camadas de neve acumulada era aproximadamente igual a dois metros e meio. Detectaram-se eficientemente placas metálicas; um cano com dez centímetros de diâmetro e um metro de comprimento; um bloco de concreto, cujas dimensões eram $10 \times 39 \times 19$ centímetros; e um corpo humano. As distâncias envolvidas nas medições dependiam do valor da permissividade elétrica da neve, que era desconhecido. Portanto, o processo de calibração de distâncias foi efetuado, medindo-se as frequências de batimento nas quais o radar de subsuperfície identificava uma placa metálica, inserida horizontalmente na neve, em várias profundidades prescritas. Dessa forma, a permissividade elétrica relativa média da neve pôde ser deduzida. Ela situa-se entre 1,6 e 2,5. Dentre os fatores que influenciam a permissividade elétrica da neve, os autores mencionam os seguintes: a temperatura, a pressão causada pelo próprio peso da neve, a presença de água e o tamanho das partículas. Durante a fase de operação do radar, tanto a antena transmissora quanto a antena receptora foram manualmente deslocadas na superfície da neve, a intervalos de um centímetro e meio. As imagens geradas contêm 128×300 células. Os autores concluem que, graças à implementação da Técnica da Abertura Sintética, foi possível que o tipo de radar empregado fornecesse imagens com elevada resolução na direção azimutal. Embora o desempenho da Técnica da Abertura Sintética tenha sido prejudicado por fatores como a

atenuação da onda eletromagnética e ruídos, a técnica possibilitou o discernimento dos contornos dos alvos. Reduziu-se a degradação das imagens pelos artefatos característicos do acamamento da neve, realizando-se uma filtragem simples, totalmente implementada no espaço de sinais.

Nicollin & Kofman (1994) explicam e interpretam os sinais obtidos por meio do radar de subsuperfície, em *sondagens profundas*, realizadas em uma geleira localizada nos Alpes Franceses. A fim de investigar profundidades na faixa das centenas de metros, com resolução vertical de aproximadamente oito metros no gelo, os autores desenvolveram um radar que processa os deslocamentos de fase dos sinais envolvidos. A fase do sinal transmitido é modulada por seqüências codificadas, e os ecos captados são comprimidos, graças ao emprego de um filtro casado. Dessa forma, a relação sinal-ruído é aumentada, e a profundidade de investigação torna-se proporcional à duração da seqüência codificada. Os ecos não podiam ser causados por estruturas presentes nas geleiras em certas profundidades, porque os sinais apresentavam uma ampla distribuição de energia, que decrescia com a profundidade. Apesar disso, os autores demonstram que a geleira pode ser modelada por um meio acamado. A interface gelo-solo pôde ser considerada uma superfície irregular, que produzia espalhamentos. A freqüência da portadora era 40 MHz. A modulação dessa freqüência, por seqüências codificadas, possibilitou o emprego de uma largura de faixa de 10 MHz ou de 20 MHz. As antenas usadas para a transmissão e a recepção dos sinais eram dipolos elétricos resistivamente carregados. A potência transmitida era aproximadamente igual a 1 W. Efetuou-se a caracterização de cada um dos estratos do meio investigado, empregando-se um modelo cujas camadas possuíam *valores típicos* de espessuras, permissividades elétricas e tangentes de perdas. As espessuras da geleira, determinadas em vários locais por intermédio do radar geofísico, foram confirmadas por dados obtidos através não só de perfurações mas também de um método sísmico de sensoriamento remoto.

Porcello et al. (1974) descrevem o sistema de radar empregado na missão Apolo 17 da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*). O objetivo principal da missão era detectar e localizar descontinuidades no subsolo lunar. Os objetivos secundários da missão eram a geração de imagens da superfície da Lua e a medição de ruído galáctico no ambiente lunar. O radar de abertura sintética empregado emitia radiação eletromagnética em três frequências: 5 MHz, 15 MHz e 150 MHz. Os sinais associados às frequências baixas foram mais adequados à sondagem do subsolo, embora a resolução espacial tenha sido relativamente baixa. Por outro lado, os sinais que apresentavam frequências mais elevadas foram mais adequados à pesquisa topográfica, porque eles penetravam menos no solo lunar. Os autores afirmam que o regolito lunar apresenta perdas elétricas baixas, pois a ausência de água provavelmente explica as condutividades elétricas bem menores do que as tipicamente encontradas em solos terrestres. Uma das principais dificuldades à detecção das feições presentes no subsolo lunar foi o forte sinal de eco da superfície do solo. Esse sinal possuía as informações necessárias à realização dos objetivos topográficos da missão. Os sinais colhidos possuíam informações, influenciadas por ruídos galácticos, sobre a superfície e sobre o subsolo da Lua. A *interpretação* desses sinais é diferente, para cada um dos três objetivos da missão. O eco causado pela superfície lunar é composto de dois componentes: o componente especular e o componente difuso. O primeiro é causado pela reflexão normal na parte lisa da superfície, e o segundo é causado pelas irregularidades da superfície lunar. Aproximadamente um quarto da energia da onda eletromagnética incidente era refletida na superfície da Lua. Uma quantidade pequena da energia que penetrava a primeira camada era refletida pela primeira interface presente no subsolo, voltando ao radar de subsuperfície, cuja altitude era aproximadamente igual a cento e dez quilômetros. A potência média transmitida era inferior a treze watts. As tangentes de

perdas do solo lunar, medidas em 5 MHz, 15 MHz e 150 MHz, são, respectivamente, 0,025, 0,010 e 0,003.

Skolnik et al. (1992) declaram que reservatórios subterrâneos de óleo e gás talvez possam ser descobertos pelo uso de um radar sensível às mudanças que os gases associados a hidrocarbonetos venham a causar na atmosfera, em regiões próximas dos reservatórios. A própria existência dessas mudanças é controversa, embora a técnica já tenha sido empregada comercialmente para localizar óleo e gás, e patentes dela já tenham sido requeridas. A companhia *Hydrocarbon Gas Surveys*, de Dallas, no Estado norte-americano do Texas, afirma que de vinte e cinco perfurações, realizadas em locais recomendados pela técnica, dezenove poços resultaram na descoberta de reservatórios novos. Alcançou-se a taxa de aproximadamente setenta e cinco por cento de sucesso nessas perfurações, o que supera a taxa de perfurações bem-sucedidas, efetuadas nos Estados Unidos em 1981, que é igual a dezoito por cento. A mesma companhia também afirma que poços que vieram a ser perfurados em vinte e três locais não recomendados pelo radar se mostraram secos ou não comerciais. O radar usado pela *Hydrocarbon Gas Surveys* é o modelo 2700 da *Raytheon*, que costuma ser empregado em navios e barcos. Nas sondagens, o radar operava na banda X, a frequência nominal era igual a 9410 MHz, a potência de pico era 5 kW, e a largura do feixe azimutal da antena era igual a três graus. A cada minuto, a antena executava vinte e três rotações. Quando a frequência de repetição do pulso era igual a 1500 Hz e a largura do pulso era igual a 0,08 microssegundos, a potência média do radar era aproximadamente igual a 0,6 W. Os ecos vindos das áreas onde ocorrem vazamentos de gás costumam apresentar-se na tela do radar como feições que aparecem e desaparecem a uma taxa diferente da dos ruídos comuns, conhecidos como *clutter*. Esse fato facilita o reconhecimento dos ecos de interesse. Eles não se originam no solo, mas em regiões localizadas pouco acima de sua superfície. Ecos com tais características são raramente

observados nas cercanias de locais onde não existam depósitos de óleo ou de gás. Os autores declaram que o radar deve ser um detector mais eficiente de vazamentos de gases associados a hidrocarbonetos do que os detectores convencionais, porque ele é sensível ao efeito integrado que os gases causam numa *região*, enquanto os detectores tradicionais de gás atuam em *pontos isolados*.

Em abril de 1994, um radar sondou a cratera de Aitken, que está situada no pólo sul da Lua. A cratera tem dois mil e quinhentos quilômetros de diâmetro e doze quilômetros de profundidade. O radar estava na sonda espacial *Clementine*, da NASA. Ela orbitava a Lua a mil e quinhentos quilômetros de sua superfície. Outras regiões da Lua refletem as emissões de radar mais intensamente do que a cratera de Aitken. Durante a fase de interpretação, compararam-se os resultados das sondagens da cratera de Aitken com os de sondagens de radar efetuadas nos pólos gelados da Terra e de outros planetas, como Marte e Mercúrio. Os pesquisadores concluíram que as características dos sinais refletidos na cratera de Aitken podiam ser explicadas pela presença de gelo nas profundezas do abismo. Não se trata de uma camada espessa de gelo, como a existente nos pólos da Terra, mas de um lago do tamanho de quatro campos de futebol, com dez metros de profundidade. Um radiotelescópio localizado na cidade de Arecibo, em Porto Rico, detectou sinais do mesmo tipo que os do radar da sonda *Clementine*; mas eles apareciam tanto nas áreas sombreadas da Lua quanto em algumas zonas iluminadas pelo Sol. E, nessas zonas, com o calor extremo, não poderia haver água, muito menos gelo. Portanto, não existiam evidências terminantes de que os sinais de radar captados pela sonda *Clementine* fossem mesmo a assinatura do gelo. A sonda *Lunar Prospector*, da NASA, partiu da Flórida com destino à Lua, em 6 de janeiro de 1998. A sonda portava um espectrômetro de nêutrons e um espectrômetro de raios gama, para tentar confirmar a existência de gelo no interior da cratera de Aitken. O espectrômetro de nêutrons serve para detectar a presença de hidrogênio, através da

medição do fluxo de nêutrons. Para detectar gelo, é necessário encontrar três tipos de nêutrons: os nêutrons quentes, os frios e os rápidos. Os dois primeiros tipos são detectáveis pelo espectrômetro de nêutrons; o último tipo é detectável pelo espectrômetro de raios gama. Muitas sondagens da cratera foram necessárias para que a presença de hidrogênio fosse determinada de forma confiável. As primeiras interpretações das observações da sonda *Lunar Prospector*, divulgadas em março de 1998, não deixam praticamente qualquer dúvida de que há gelo não só no pólo sul da Lua, mas também no pólo norte. Estima-se que o volume de água existente no fundo das gélidas crateras polares seja maior do que onze bilhões de litros e menor do que trezentos e trinta bilhões de litros. A maioria dos cristais de gelo está enterrada, misturada ao regolito. Calcula-se que a concentração de água varie de 0,3 % a 1 %. Em outras palavras, para cada quilo de regolito das crateras em questão, existiriam, no máximo, dez gramas de água. Isso equivale a dez mililitros, ou seja, duas colheres de sopa, aproximadamente.

Spagnolini (1997) afirma que a inversão eletromagnética é útil para a realização de análises quantitativas, em determinadas aplicações de radares que emitam pulsos. Duas abordagens são empregadas para estimar as propriedades de meios acamados, através do emprego de um radar monoestático. Uma delas consiste na retirada sucessiva das influências exercidas por cada camada do meio sobre os sinais medidos, explorando informações relacionadas à amplitude e ao tempo de atraso de eco. A outra abordagem envolve a otimização de parâmetros do problema inverso eletromagnético, mediante a minimização do erro quadrático médio entre dados medidos e sintéticos. Na primeira abordagem, admite-se que cada estrato seja não só homogêneo, mas também lateralmente contínuo. Em ambas as abordagens, utiliza-se a aproximação de ondas planas. As perdas elétricas tiveram de ser estabelecidas de antemão, porque não é possível determinar perfis de condutividade elétrica e de permissividade elétrica, empregando-se somente radares monoestáticos que emitam pulsos. Essa é uma das principais

causas dos erros observados nos resultados das inversões. Os métodos foram usados para estimar espessuras de calçamentos asfálticos. O sistema de radar foi montado em um automóvel, para efetuar sondagens contínuas à velocidade de cinquenta quilômetros por hora. Os resultados obtidos através do emprego do radar foram comparados aos resultados de análises de testemunhos. As magnitudes dos erros relativos cometidos nos cálculos das espessuras dos revestimentos asfálticos eram geralmente inferiores a dez por cento.

Sato et al. (1997) descrevem um radar que sonda automaticamente regiões que estejam sendo escavadas por uma perfuratriz rotativa de túneis. O radar é capaz de localizar dois tipos básicos de alvo: canos e objetos isolados. O radar informa a permissividade elétrica do meio que esteja diante da perfuratriz, a localização do alvo e o seu tipo. Embora a distribuição de permissividade elétrica seja considerada uniforme, é possível que o meio apresente estratos horizontais. Nesse caso, a permissividade elétrica medida tende a um valor efetivo, porque o radar fica próximo à extremidade da perfuratriz e gira em torno do eixo dela, com a mesma velocidade angular da broca. O radar é capaz de evitar acidentes graves, como o que pode ocorrer se um dente da broca atingir um cano de metal existente na região que esteja sendo perfurada. Durante as perfurações, determinam-se o fator de atenuação médio da região localizada defronte da perfuratriz e a velocidade de propagação média da onda eletromagnética nessa região, graças ao processamento dos sinais do radar. O conhecimento dessa velocidade permite atribuir, de forma aproximada, um valor efetivo à permissividade elétrica da região sondada. O desempenho do radar foi testado, empregando-se um protótipo que possuía uma broca cujo diâmetro era igual a um metro e meio.

Dawson et al. (1997) declaram que embora progressos significativos tenham sido alcançados na habilidade de adquirir dados sobre solos, através de sensores localizados em

aviões ou em satélites, a extração de informações sobre a umidade de solos tem sido dificultada por algumas razões, como, por exemplo, as seguintes.

- 1) O perfil de umidades não costuma ser determinado em análises detalhadas de solos, e as medições de umidade efetuadas em um ponto podem não ser representativas da região sondada pelo radar.
- 2) Não se dispõe ainda de um modelo robusto e abrangente que relacione certos parâmetros de superfície desconhecidos ao campo espalhado medido. Um desses parâmetros é a umidade de solo volumétrica.
- 3) É difícil isolar as contribuições, aos campos espalhados, de determinadas influências tais como a presença de vegetação, a umidade do solo e a rugosidade de sua superfície.
- 4) O relacionamento entre a umidade do solo e o campo espalhado não é linear, e o problema de determinação dos parâmetros de interesse não costuma ser condicionado adequadamente.

Os autores examinam o emprego de uma inversão estatística robusta, para estimar a umidade do solo, a partir de medições efetuadas com um radar. Dois conjuntos de funções-base são investigados: o primeiro é constituído de combinações dos sinais de entrada; o segundo envolve funções-base geradas por uma rede neural. Várias maneiras de treinar esses estimadores são analisadas, inclusive o emprego de dados gerados por modelos empíricos de resolução do problema direto. Os autores concluem que o primeiro tipo de estimador não permite criar funções-base tão gerais quanto o segundo, embora aquele estimador necessite de menos tempo para ser treinado do que este estimador. O condicionamento insuficiente do problema inverso é um fator que limita a utilidade das técnicas de inversão analisadas, particularmente quando o solo é coberto de vegetação, porque, nesse caso, os ecos não são necessariamente influenciados

pelas características do solo. Os autores afirmam que o uso de redes neurais para efetuar a inversão é vantajoso, porque todos os parâmetros de interesse podem ser incluídos no problema inverso, e a rede treinada atua como uma relação empírica entre as medições do radar e esses parâmetros. Uma desvantagem da abordagem neural é que essa relação empírica é tão complexa, que não se pode descrevê-la com facilidade. Conseqüentemente, não costuma haver qualquer expressão matemática disponível para análise, após a rede ter sido treinada. Alguns usuários menosprezam a ferramenta neural porque ela lhes parece uma *caixa-preta*.

Embora a literatura disponível sobre o radar de subsuperfície seja vasta, os trabalhos apresentados neste capítulo foram judiciosamente escolhidos, com o fim de esclarecer sucintamente as aplicações deste tipo de radar, as técnicas atualmente empregadas para processar os sinais de interesse nessas aplicações, as frequências envolvidas, a resolução espacial esperada e as características dos meios que podem ser satisfatoriamente sondados. É importante ressaltar que, em muitos casos, as informações obtidas pelo radar de subsuperfície precisam ser complementadas por informações fornecidas por outros métodos de sensoriamento remoto (Lopes & Lopes, 1993; Lopes et al., 1997c; Lopes et al., 1997d; Lopes, 1998).

O conjunto de informações fornecido pelo georadar geralmente precisa ser submetido a rígidos critérios interpretativos, que visam a dirimir dúvidas acerca da plausibilidade física dos resultados. Evidência a esse respeito é fornecida por Sun & Young (1995). Eles afirmam que os dados colhidos pelo georadar, na superfície do solo, podem estar fortemente degradados por ruídos, resultantes de espalhamentos causados por estruturas localizadas na superfície do solo ou em nível superior ao dela. A influência dessas estruturas sobre os dados pode ser grande, em comparação à de reflexões em estruturas soterradas, porque as ondas eletromagnéticas são mais atenuadas na terra do que no ar. Foram efetuadas medições em um campo da *British Petroleum*, localizado próximo à cidade de Tulsa, no nordeste do Estado norte-americano de Oklahoma. O

objetivo das medições era caracterizar a estratigrafia de uma região arenítica. As estruturas presentes acima do solo que influenciaram os dados foram fios elétricos suspensos e postes de cercas. A frequência central empregada foi 50 MHz. Outras medições com o georadar foram realizadas perto da cidade de Ada, em Oklahoma, empregando antenas de 100 MHz. Os dados foram substancialmente influenciados por ondas que se propagaram pelo ar. A topografia irregular, árvores e troncos de árvores tombadas também podem afetar as medições efetuadas com o georadar. Os autores concluem que a interpretação das informações fornecidas pelo georadar é bastante facilitada pela remoção da influência exercida sobre elas por certas estruturas que não estão abaixo da superfície do solo, mas que se encontram nas imediações da região investigada.

1.4. ONDAS ELETROMAGNÉTICAS PLANAS

Nesta seção, apresentam-se muitas quantidades que serão empregadas em outros capítulos. As notações, as denominações e as unidades dessas quantidades variam de uma área de conhecimento para outra. Por isso, é necessária uma descrição da maneira como essas quantidades são usadas neste trabalho. Em Geofísica Aplicada, a permeabilidade costuma ser expressa em dina por abampère; enquanto, em Sensoriamento Remoto e em Engenharia Eletrônica, a unidade de permeabilidade é geralmente o henry por metro. Nesta seção, apresentam-se resumidamente os conteúdos básicos de Eletromagnetismo que são imprescindíveis para a descrição do modelo gerador de dados sintéticos, usado nas avaliações das técnicas desenvolvidas.

As equações de Maxwell, em regime harmônico, são dadas por (Lopes & Lopes, 1994a; Sadiku, 1994):

$$\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{E} = -j\omega\mathbf{B}, \quad (1.1)$$

$$\nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{H} = \mathbf{J} + j\omega\mathbf{D}, \quad (1.2)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0, \quad (1.3)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{D} = \rho. \quad (1.4)$$

Nessas equações, \mathbf{E} representa o campo elétrico, dado em V/m (volt / metro); \mathbf{H} é o campo magnético, cuja unidade é A/m (ampère / metro); \mathbf{D} representa a densidade de fluxo elétrico, que é expressa em C/m² (coulomb / metro quadrado); \mathbf{B} indica a densidade de fluxo magnético, dada em T (tesla) ou Wb/m² (weber / metro quadrado); ρ é a densidade volumétrica de carga elétrica, cuja unidade é C/m³; \mathbf{J} é a densidade de corrente de condução, que é expressa em A/m²; ω é a frequência angular, dada em rad/s (radiano / segundo); e $j = \sqrt{-1}$. Um meio é linear e isotrópico se (Sadiku, 1994):

$$\mathbf{D} = \varepsilon \mathbf{E}, \quad (1.5)$$

$$\mathbf{B} = \mu \mathbf{H}, \quad (1.6)$$

$$\mathbf{J} = \sigma \mathbf{E}, \quad (1.7)$$

onde ε , μ e σ são independentes de \mathbf{E} e de \mathbf{H} , qualquer que seja a direção de propagação da onda eletromagnética. Nas relações (1.5)–(1.7), ε representa a permissividade elétrica, que é expressa em F/m (farad / metro); μ é a permeabilidade, dada em H/m (henry / metro); e σ é a condutividade elétrica, cuja unidade é S/m (siemens / metro). O relacionamento entre o campo elétrico instantâneo $e(t)$ e o fasor complexo E é dado por $e(t) = \text{parte real de } (Ee^{j\omega t})$, onde t indica o tempo. Admite-se a existência de relacionamento semelhante a esse entre o campo magnético instantâneo $h(t)$ e o fasor complexo H . Quando a condutividade do meio não é nula,

não pode haver nele distribuição permanente de cargas livres. Conseqüentemente, a equação (1.4) se torna

$$\nabla \cdot \mathbf{D} = 0. \quad (1.8)$$

Deduzem-se as equações de Maxwell para um meio linear, isotrópico e sem cargas, combinando-se as equações (1.1)–(1.8). Os resultados são os seguintes:

$$\nabla \times \mathbf{E} = -j\omega \mu \mathbf{H}, \quad (1.9)$$

$$\nabla \times \mathbf{H} = (\sigma + j\omega \epsilon) \mathbf{E}, \quad (1.10)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{H} = 0, \quad (1.11)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = 0. \quad (1.12)$$

A identidade vetorial (Sadiku, 1994) $\nabla \times (\nabla \times \mathbf{E}) = \nabla(\nabla \cdot \mathbf{E}) - \nabla^2 \mathbf{E}$ se reduz a

$$\nabla \times (\nabla \times \mathbf{E}) = -\nabla^2 \mathbf{E}, \quad (1.13)$$

graças à relação (1.12). A expansão de $\nabla^2 \mathbf{E}$, em *coordenadas retangulares*, fornece

$$\nabla^2 \mathbf{E} = \nabla^2 E_x \mathbf{a}_x + \nabla^2 E_y \mathbf{a}_y + \nabla^2 E_z \mathbf{a}_z, \quad (1.14)$$

onde \mathbf{a}_x , \mathbf{a}_y e \mathbf{a}_z são vetores unitários que apresentam direções iguais às dos eixos x , y e z , respectivamente. Esses vetores apontam para os sentidos crescentes dos eixos respectivos. Por analogia com a equação (1.13), pode-se escrever a seguinte expressão, para o campo magnético:

$$\nabla \times (\nabla \times \mathbf{H}) = -\nabla^2 \mathbf{H}, \quad (1.15)$$

porque a divergência do campo magnético é nula, conforme estabelece a relação (1.11). Aplicando-se o rotacional a ambos os membros das equações (1.9) e (1.10), e considerando-se que o meio seja homogêneo, obtêm-se os seguintes resultados:

$$\nabla \times \nabla \times \mathbf{E} = -j\omega \mu \nabla \times \mathbf{H}, \quad (1.16)$$

$$\nabla \times \nabla \times \mathbf{H} = (\sigma + j\omega \epsilon) \nabla \times \mathbf{E}. \quad (1.17)$$

Os membros esquerdos das equações (1.16) e (1.17) são respectivamente iguais a $-\nabla^2 \mathbf{E}$ e $-\nabla^2 \mathbf{H}$, conforme estabelecem as equações (1.13) e (1.15):

$$-\nabla^2 \mathbf{E} = -j\omega\mu \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{H}, \quad (1.18)$$

$$-\nabla^2 \mathbf{H} = (\sigma + j\omega\epsilon) \nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{E}. \quad (1.19)$$

Combinando-se as equações (1.10) e (1.18), obtém-se

$$\nabla^2 \mathbf{E} = j\omega\mu(\sigma + j\omega\epsilon) \mathbf{E}. \quad (1.20)$$

A combinação das equações (1.9) e (1.19) conduz a

$$\nabla^2 \mathbf{H} = j\omega\mu(\sigma + j\omega\epsilon) \mathbf{H}. \quad (1.21)$$

As equações (1.20) e (1.21) podem ser escritas em função do fator de propagação γ :

$$\nabla^2 \mathbf{E} - \gamma^2 \mathbf{E} = 0, \quad (1.22)$$

$$\nabla^2 \mathbf{H} - \gamma^2 \mathbf{H} = 0, \quad (1.23)$$

onde $\gamma^2 = j\omega\mu(\sigma + j\omega\epsilon)$. γ^2 é complexo, e, portanto, pode ser expresso da seguinte forma:

$\gamma^2 = (\alpha + j\beta)^2 = [j\omega\mu(\sigma + j\omega\epsilon)]^2$. Donde se conclui que:

$$\alpha^2 - \beta^2 = \omega^2 \mu \epsilon, \quad (1.24)$$

$$2\alpha\beta = \omega\mu\sigma. \quad (1.25)$$

Elevando-se ao quadrado ambos os membros das equações (1.24) e (1.25), obtêm-se os seguintes resultados:

$$\alpha^4 - 2\alpha^2\beta^2 + \beta^4 = \omega^4 \mu^2 \epsilon^2, \quad (1.26)$$

$$4\alpha^2\beta^2 = \omega^4 \mu^2 \sigma^2. \quad (1.27)$$

Somando-se, membro a membro, as equações (1.26) e (1.27), obtém-se

$$\alpha^4 + 2\alpha^2\beta^2 + \beta^4 = \omega^4 \mu^2 \epsilon^2 [1 + (\sigma / \omega\epsilon)^2].$$

Calculando-se a raiz quadrada de ambos os membros da equação anterior, conclui-se que

$$\alpha^2 + \beta^2 = \omega^2 \mu \epsilon [1 + (\sigma / \omega \epsilon)^2]^{1/2}. \quad (1.28)$$

Combinando-se as equações (1.24) e (1.28), isolam-se α e β (Lopes & Lopes, 1989):

$$\alpha = \omega \left\{ \frac{\mu \epsilon}{2} \left[1 + \left(\frac{\sigma}{\omega \epsilon} \right)^2 \right]^{1/2} - \frac{\mu \epsilon}{2} \right\}^{1/2} \quad (1.29)$$

e

$$\beta = \omega \left\{ \frac{\mu \epsilon}{2} \left[1 + \left(\frac{\sigma}{\omega \epsilon} \right)^2 \right]^{1/2} + \frac{\mu \epsilon}{2} \right\}^{1/2}, \quad (1.30)$$

onde α é o fator de atenuação e β é o fator de fase. As unidades de α , β e γ são, respectivamente, Np/m (neper / metro), rad/m (radiano / metro) e m^{-1} .

Algumas considerações importantes devem ser feitas em relação ao que foi apresentado. A equação (1.7), conhecida como *a forma pontual da lei de Ohm*, indica que a densidade de corrente de condução e o campo elétrico possuem a mesma direção espacial, *em meios isotrópicos*. As equações (1.5)–(1.7) são conhecidas como *equações materiais* ou *relações constitutivas*. Elas descrevem o comportamento elétrico dos materiais submetidos a campos eletromagnéticos, suplementando as equações (1.1)–(1.4), para que seja possível a determinação, sem ambigüidades, dos campos vetoriais, a partir do conhecimento da distribuição de correntes e cargas. A permeabilidade do espaço livre é $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$ H/m. Define-se a permeabilidade relativa de um material como a razão entre a permeabilidade dele e μ_0 . Portanto, $\mu_r = \mu / \mu_0$. A Tabela 1.1 apresenta as permeabilidades relativas *médias* de alguns minerais e de certas rochas. Convém discriminar entre mineral e rocha. *Mineral* é toda a substância sólida, de origem inorgânica, homogênea e naturalmente encontrada. Quando um mineral possui faces definidas, ele é chamado de *crystal*. Os minerais raramente são encontrados isoladamente. Um

mineral geralmente se apresenta junto a outros minerais, formando um agregado chamado *rocha*. Uma rocha é um agregado de minerais. O granito é uma rocha constituída basicamente dos seguintes minerais: quartzo, feldspato e mica. O mineral que possui importância econômica é chamado de *minério*. O beneficiamento do minério origina o *bem mineral*, que pode ser imediatamente aproveitado, ou sofrer processos industriais de transformação. Assim, uma rocha com ouro disseminado é um minério de ouro. O ouro em barra é um bem mineral.

Na Tabela 1.1, observa-se que as *rochas sedimentares* apresentam as menores permeabilidades. Essas rochas são formadas pela desagregação de rochas preexistentes. As rochas sedimentares se acumulam em depressões, onde sofrem compactação. As rochas ígneas, também chamadas de *rochas magmáticas*, apresentam as permeabilidades mais elevadas. Tais rochas resultam da consolidação do magma. As rochas ígneas que se formam na parte inferior da crosta terrestre são denominadas *plutônicas* ou *intrusivas*. Esse é o caso do granito. As rochas ígneas que se formam na superfície da crosta terrestre, pelo resfriamento rápido da lava, são denominadas *vulcânicas* ou *extrusivas*. O basalto se enquadra nesse caso. As rochas metamórficas são formadas a partir da modificação de rochas ígneas e sedimentares, através de processos geológicos complexos, que incluem aumentos de temperatura e pressão. A Tabela 1.1 indica que as permeabilidades das rochas metamórficas são geralmente maiores do que as das rochas sedimentares e menores do que as das rochas ígneas. O ar é um material paramagnético, para o qual $\mu_r = 1,0000004$. A água é um material diamagnético, cuja permeabilidade relativa é 0,999991. Os *minerais* que apresentam as maiores permeabilidades são a magnetita, a ilmenita e a pirrotita. Geralmente, as permeabilidades das rochas são determinadas pelas quantidades que elas possuam de um ou mais desses três minerais. Doravante, será utilizada a aproximação $\mu \cong \mu_0$, qualquer que seja o material envolvido. Ela influenciará muitas expressões

matemáticas que serão apresentadas ao longo deste trabalho. A Tabela 1.1 evidencia que tal aproximação é válida para muitos materiais litológicos.

A hipótese de linearidade do meio investigado é justificada pelo fato de as intensidades dos campos elétrico e magnético, envolvidas na maioria das aplicações do radar de subsuperfície, não serem muito elevadas. Portanto, os membros direitos das equações materiais (1.5)–(1.7) não precisam ser suplementados por termos que envolvam componentes de \mathbf{E} e \mathbf{H} em potências superiores à primeira. Nas substâncias ferromagnéticas, \mathbf{B} depende do passado de \mathbf{H} . Diz-se que a substância possui histerese. Dependência semelhante a essa é observada entre \mathbf{D} e \mathbf{E} , em certos dielétricos. Os efeitos de histerese geralmente diminuem com o aumento da frequência.

Uma solução para as equações (1.22) e (1.23) é uma onda plana, propagando-se no sentido positivo do eixo dos x . Para esse caso, as expressões dos campos elétrico e magnético são:

$$\mathbf{E} = E_0 e^{-\gamma x} \mathbf{a}_E \quad (1.31)$$

e

$$\mathbf{H} = H_0 e^{-\gamma x} \mathbf{a}_H. \quad (1.32)$$

Os vetores unitários \mathbf{a}_E e \mathbf{a}_H possuem direções fixas: $\mathbf{a}_E = \mathbf{E} / \|\mathbf{E}\|$ e $\mathbf{a}_H = \mathbf{H} / \|\mathbf{H}\|$.

Decompondo-se \mathbf{a}_E , em vetores unitários cartesianos, encontra-se

$$\mathbf{a}_E = (\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_x) \mathbf{a}_x + (\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_y) \mathbf{a}_y + (\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_z) \mathbf{a}_z. \quad (1.33)$$

Combinando-se as equações (1.31) e (1.33), obtém-se

$$\mathbf{E} = E_0 e^{-\gamma x} [(\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_x) \mathbf{a}_x + (\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_y) \mathbf{a}_y + (\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_z) \mathbf{a}_z]. \quad (1.34)$$

Combinando-se as equações (1.12) e (1.34), conclui-se que

$$\frac{\partial}{\partial x} \left[E_0 e^{-\gamma x} \mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_x \right] = 0$$

ou

$$\gamma E_0 e^{-\gamma x} \mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_x = 0.$$

Portanto, $\mathbf{a}_E \cdot \mathbf{a}_x = 0$. Realizando-se procedimento semelhante a esse, empregando-se as equações (1.11) e (1.32), conclui-se que $\mathbf{a}_H \cdot \mathbf{a}_x = 0$. Tanto o campo magnético como o campo elétrico não possuem componentes na direção de propagação da onda. Em suma, pode-se afirmar que *ondas eletromagnéticas planas são transversais em qualquer meio linear, homogêneo, isotrópico e estacionário*. Como \mathbf{E} e \mathbf{H} são perpendiculares à direção de propagação, a onda é chamada *transversal eletromagnética (TEM)*.

Admitindo-se $\mathbf{a}_E = \mathbf{a}_y$, na equação (1.31), e calculando-se o rotacional de \mathbf{E} , encontra-se

$$\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{E} = \frac{\partial E_y}{\partial x} \mathbf{a}_z = -\gamma E_0 e^{-\gamma x} \mathbf{a}_z. \quad (1.35)$$

A combinação das equações (1.9) e (1.35) conduz a

$$H_z = \frac{\gamma E_0 e^{-\gamma x}}{j\omega \mu_0} = \frac{\gamma E_y}{j\omega \mu_0}, \quad (1.36)$$

onde foi empregada a aproximação $\mu \cong \mu_0$. A equação (1.36) indica que o campo magnético é perpendicular ao campo elétrico. A partir da equação (1.36), pode-se escrever

$$\eta = \frac{E_y}{H_z} = \frac{j\omega \mu_0}{\gamma} = \left[\frac{j\omega \mu_0}{(\sigma + j\omega \epsilon)} \right]^{1/2}, \quad (1.37)$$

onde η é a *impedância intrínseca* do meio, *para ondas planas*. Ela é independente das intensidades dos campos elétrico e magnético. A unidade de η é Ω (ohm). Se a onda eletromagnética se propaga na direção do eixo x , porém em sentido negativo, a razão E_y/H_z é

igual a $-\eta$. A equação (1.37) indica que os campos elétrico e magnético nem sempre estão em fase, pois η pode ser complexo. Se σ for muito menor do que $\omega\epsilon$, então

$$\eta \cong \eta_0 / \sqrt{\epsilon_r}, \quad \sigma \ll \omega\epsilon, \quad (1.38)$$

onde $\eta_0 = \sqrt{\mu_0/\epsilon_0} \cong 376,73 \Omega$ é a *impedância intrínseca do espaço livre* (Lopes & Lopes, 1994a); $\epsilon_0 = 8,854185 \times 10^{-12} \text{ F/m}$ é a *permissividade elétrica do espaço livre* e $\epsilon_r = \epsilon/\epsilon_0$ é a *permissividade elétrica relativa* do meio. A impedância descrita pela relação (1.38) é real; portanto, nesse caso, os campos elétrico e magnético estão em fase. O vetor de Poynting, \mathbf{S} , definido por (Sadiku, 1994)

$$\mathbf{S} = \frac{1}{2} \mathbf{E} \times \mathbf{H}^*, \quad (1.39)$$

possui direção igual à de propagação da onda e magnitude igual à densidade de potência complexa (watt / metro quadrado) que atravessa uma superfície normal à direção de propagação.

Tabela 1.1 - *Permeabilidades relativas médias de minerais e de rochas. As letras I, M e S designam, respectivamente, rochas ígneas, metamórficas e sedimentares (Sharma, 1986; Telford et al., 1976).*

	MATERIAL	PERMEABILIDADE RELATIVA MÉDIA
MINERAIS	calcita	0,999987
	carvão	1,000025
	cassiterita	1,001131
	cromita	1,007540
	fluorita	0,999975
	grafita	0,999899
	hematita	1,006912
	hornblenda	1,000150
	ilmenita	2,884956
	magnetita	7,283185
	pirita	1,001634
	pirrotita	2,570796
	quartzo	0,999987
ROCHAS	andesito (I)	1,169646
	anfíbólito (M)	1,000754
	ardósia (M)	1,006283
	arenito (S)	1,000377
	basalto (I)	1,075398
	calcário (S)	1,000314
	diabásio (I)	1,056549
	diorito (I)	1,087965
	dolomito (S)	1,000126
	filito (M)	1,001634
	gabro (I)	1,075398
	gnaisse (M)	1,012630
	granito (I)	1,002513
	peridotito (I)	1,163363
	piroxenito (I)	1,131947
	porfiro (I)	1,062832
quartzito (M)	1,004398	

CAPÍTULO 2

SONDAGEM DE MEIOS HOMOGÊNEOS COM O RADAR DE SUBSUPERFÍCIE

2.1. RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DIRETO

A Figura 2.1 apresenta a geometria do problema estudado. Admite-se, neste capítulo, que o meio geofísico seja homogêneo, linear, isotrópico e desprovido de fontes de corrente. A onda está linearmente polarizada na direção y . Empregando-se a equação (1.22), no ar e no solo, encontram-se os seguintes resultados, graças ao uso da relação (1.14).

$$\nabla^2 E_{my} - \gamma_m^2 E_{my} = 0, \quad \text{para } m = 0 \text{ e } m = 1; \quad (2.1)$$

onde

$$\gamma_m^2 = -\mu_0 \varepsilon_m \omega^2 + j\sigma_m \mu_0 \omega. \quad (2.2)$$

Considera-se que m seja nulo para o ar, e que seja igual à unidade para o solo. Como a condutividade elétrica do ar é praticamente nula, e sua permissividade elétrica é aproximadamente igual à do espaço livre, então, graças à equação (2.2), pode-se escrever

$$\gamma_0^2 = -(\omega / c)^2, \quad (2.3)$$

onde $c = (\mu_0 \varepsilon_0)^{-1/2} \cong 3 \times 10^8$ m/s é a velocidade da luz no espaço livre (Lopes & Lopes, 1994a).

Admite-se que a onda eletromagnética apresente incidência rasante sobre o solo, no sentido positivo do eixo x . Como o campo elétrico da onda incidente é perpendicular ao plano de

incidência, diz-se que a polarização da onda é *transversal elétrica (TE)*. Resolvendo-se a equação (2.1), obtém-se

$$E_{my} = \left[a_m e^{-(\gamma_m^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} + b_m e^{(\gamma_m^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} \right] e^{-\gamma_0 x}, \quad (2.4)$$

onde a_m e b_m são constantes reais. O campo elétrico incidente pode ser expresso da seguinte forma.

$$E_{0y}^{incidente} = E_0 e^{-\gamma_0 x}. \quad (2.5)$$

Fazendo-se $m = 0$, na equação (2.4), e comparando-a com a equação (2.5), conclui-se que $a_0 = E_0$, ou seja, a_0 é a amplitude do campo elétrico incidente. Conseqüentemente, b_0 é a amplitude do campo elétrico refletido. Como o campo elétrico só possui o componente y , então o rotacional do campo elétrico só possui componentes nas direções dos eixos x e z :

$$\nabla \times \mathbf{E} = - \frac{\partial E_{my}}{\partial z} \mathbf{a}_x + \frac{\partial E_{my}}{\partial x} \mathbf{a}_z. \quad (2.6)$$

Empregando-se as equações (1.9) e (2.6), conclui-se que:

$$H_{mx} = (j\omega \mu_0)^{-1} \frac{\partial E_{my}}{\partial z} \quad (2.7)$$

e

$$H_{mz} = -(j\omega \mu_0)^{-1} \frac{\partial E_{my}}{\partial x}. \quad (2.8)$$

Combinando-se as equações (2.8) e (2.4), obtém-se

$$H_{mz} = (j\omega \mu_0)^{-1} \left[a_m e^{-(\gamma_m^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} + b_m e^{(\gamma_m^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} \right] e^{-\gamma_0 x} \gamma_0. \quad (2.9)$$

No ar, onde $m = 0$, e na superfície do solo, onde $z = 0$, as equações (2.4) e (2.9) se reduzem, respectivamente, a:

$$E_{0y}|_{z=0} = (a_0 + b_0) e^{-\gamma_0 x} \quad (2.10)$$

e

$$H_{0z}|_{z=0} = (j\omega\mu_0)^{-1} (a_0 + b_0) e^{-\gamma_0 x} \gamma_0. \quad (2.11)$$

Dividindo-se a equação (2.10) pela equação (2.11), obtém-se

$$\frac{E_{0y}}{H_{0z}}|_{z=0} = \frac{j\omega\mu_0}{\gamma_0}. \quad (2.12)$$

Combinando-se as equações (2.3) e (2.12), conclui-se que

$$\frac{E_{0y}}{H_{0z}}|_{z=0} = \mu_0 c = \left(\frac{\mu_0}{\epsilon_0}\right)^{1/2}, \quad (2.13)$$

onde se utilizou a relação $c = (\mu_0 \epsilon_0)^{-1/2}$. A impedância do solo é

$$Z_1 = - \frac{E_{1y}}{H_{1x}}|_{z=0}. \quad (2.14)$$

Dividindo-se a equação (2.14) pela equação (2.13), obtém-se

$$\frac{Z_1}{(\mu_0 / \epsilon_0)^{1/2}} = - \frac{E_{1y} H_{0z}}{E_{0y} H_{1x}}|_{z=0}. \quad (2.15)$$

A continuidade de campos tangenciais à interface solo-ar implica que

$$[E_{1y}]_{z=0} = [E_{0y}]_{z=0}. \quad (2.16)$$

O simétrico da razão entre os componentes vertical e horizontal do campo magnético, na superfície do solo, é simbolizado por W_R . Assim,

$$W_R = - \frac{H_{0z}}{H_{1x}}|_{z=0}.$$

O subscrito R indica que a onda eletromagnética incide de forma *rasante* na interface solo-ar (Barrick, 1998; Dogaru & Carin, 1998; Tatarskii & Charnotskii, 1998). Portanto, o vetor de

Poynting associado à onda incidente só possui componente na direção do eixo x , mostrado na Figura 2.1. W_R se denomina *inclinação da onda para a polarização TE* (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1997b; Lopes et al., 1998a). Empregando-se, na definição de W_R , as relações (2.15) e (2.16), obtém-se

$$W_R = \frac{Z_1}{(\mu_0 / \epsilon_0)^{1/2}}. \quad (2.17)$$

Combinando-se as equações (2.4) e (2.7), pode-se determinar o componente x do campo magnético existente no solo:

$$H_{1x} = (j\omega\mu_0)^{-1} \left[-a_1(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} e^{-(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} + b_1(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} e^{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} \right] e^{-\gamma_0 x}. \quad (2.18)$$

Utilizando-se a equação (2.4) para $m = 1$, encontra-se

$$E_{1y} = \left[a_1 e^{-(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} + b_1 e^{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} z} \right] e^{-\gamma_0 x}. \quad (2.19)$$

Se o solo for considerado homogêneo, então não há ondas refletidas dentro dele. Conseqüentemente, $b_1 = 0$. Assim, empregando-se as equações (2.14), (2.18) e (2.19), pode-se determinar a impedância do solo:

$$Z_1 = \frac{j\omega \mu_0}{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2}}. \quad (2.20)$$

Combinando-se as relações (2.17) e (2.20), encontra-se

$$W_R = \frac{j\omega}{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} c}. \quad (2.21)$$

Os conceitos de coeficiente de reflexão e de coeficiente de transmissão (Sadiku, 1994) podiam ter sido envolvidos na resolução deste problema direto. Tal abordagem tornaria mais complexa a resolução do problema, apesar de conduzir ao mesmo resultado final, que está sintetizado pela equação (2.21).

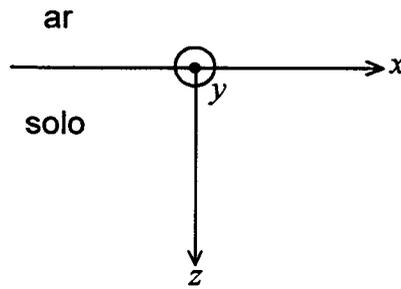


Figura 2.1 - Geometria do problema estudado. Admite-se, neste caso, que o solo seja homogêneo. O eixo y aponta para fora. O campo elétrico incidente é paralelo ao eixo y . O plano de incidência é o plano xz .

2.2. RESOLUÇÃO DO PROBLEMA INVERSO

Determina-se γ_1^2 , escrevendo-se a equação (2.2) para $m=1$. γ_0^2 é dado pela equação (2.3). Portanto, W_R , na equação (2.21), pode ser expresso em função da frequência e dos parâmetros elétricos constitutivos do solo:

$$W_R = j \left[1 - \epsilon_r + j\sigma(2\pi\epsilon_0 f)^{-1} \right]^{-1/2}, \quad (2.22)$$

onde $f = \omega / 2\pi$. É interessante observar que a equação (2.22) não envolve permeabilidades, nem a velocidade da luz no espaço livre. Como a variável W_R é complexa, ela pode ser expressa da seguinte maneira: $W_R = a + jb$, onde a e b são reais. Conseqüentemente, a equação (2.22) equivale à seguinte expressão.

$$\epsilon_r - 1 - j \frac{\sigma}{2\pi\epsilon_0 f} = \frac{1}{(a + jb)^2}. \quad (2.23)$$

A expansão do membro direito da equação (2.23) conduz a

$$\frac{1}{(a + jb)^2} = \frac{a^2 - b^2}{(a^2 + b^2)^2} - j \frac{2ab}{(a^2 + b^2)^2}. \quad (2.24)$$

As partes real e imaginária do membro esquerdo da equação (2.23) são, respectivamente, iguais às partes real e imaginária do membro direito da equação (2.24):

$$\varepsilon_r - 1 = \frac{a^2 - b^2}{(a^2 + b^2)^2} \quad (2.25)$$

e

$$\frac{\sigma}{2\pi\varepsilon_0 f} = \frac{2ab}{(a^2 + b^2)^2} \quad (2.26)$$

A expressão de W_R em forma polar conduz a $W_R = |W_R|e^{j\Psi_R}$, onde Ψ_R é a fase de W_R .

Utilizando as relações $a = |W_R| \cos \Psi_R$, $b = |W_R| \sen \Psi_R$ e $|W_R|^4 = (a^2 + b^2)^2$, nos membros direitos das equações (2.25) e (2.26), obtêm-se os resultados seguintes:

$$\varepsilon_r = 1 + \frac{\cos(2\Psi_R)}{|W_R|^2} \quad (2.27)$$

e

$$\sigma = \frac{2\pi f \varepsilon_0 \sen(2\Psi_R)}{|W_R|^2} \quad (2.28)$$

As equações (2.27) e (2.28) permitem determinar os valores dos parâmetros elétricos constitutivos do solo, a partir do conhecimento de W_R . A substituição desses valores nas equações (1.29) e (1.30) permite calcular o valor do fator de atenuação e o valor do fator de fase, referentes ao solo.

2.3. A INCLINAÇÃO DA ONDA EM FREQUÊNCIAS ELEVADAS

A equação (2.22) indica que a sensibilidade de W_R em relação à frequência diminui com o aumento desta. Em frequências muito elevadas, W_R se torna real e *virtualmente* independente da frequência. Nesse caso, a equação (2.22) se reduz a

$$W_R \cong (\varepsilon_r - 1)^{-1/2}, \quad \sigma \ll 2\pi \varepsilon_0 f (\varepsilon_r - 1). \quad (2.29)$$

Embora a frequência não figure *explicitamente* na expressão de W_R , dada pela relação (2.29), a frequência influencia a permissividade elétrica relativa. Para a maioria dos materiais litológicos,

ϵ_r decresce com o aumento da frequência. A Figura 2.2 ilustra tal fato, para um tipo de arenito. Esse tipo de rocha geralmente apresenta o seguinte relacionamento analítico entre a permissividade elétrica relativa e a frequência: $\epsilon_r = A f^{-\xi}$, onde A e ξ são constantes, que dependem tanto da amostra quanto do nível de saturação. Para o caso apresentado na Figura 2.2, os valores aproximados de ξ e A são 0,17 e 389, respectivamente. A relação (2.29) evidencia que a condutividade elétrica não pode ser satisfatoriamente determinada a partir de medições de W_R em frequências muito elevadas, pois W_R fica muito pouco sensível aos efeitos de condução elétrica.

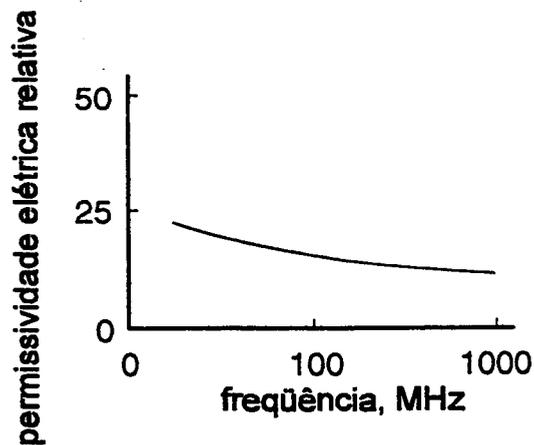


Figura 2.2 - A permissividade elétrica relativa em função da frequência, para uma amostra de arenito (Bibhas, 1986). Os valores de permissividade elétrica dos materiais litológicos geralmente decrescem com o aumento da frequência.

2.4. A INCLINAÇÃO DA ONDA EM FREQUÊNCIAS BAIXAS

Em frequências baixas, a equação (2.22) se reduz a

$$W_R \cong (2\pi \epsilon_0 f / \sigma)^{1/2} e^{j\pi/4}, \quad \sigma \gg 2\pi \epsilon_0 f (\epsilon_r - 1). \quad (2.30)$$

Nessas frequências, a magnitude de W_R é inversamente proporcional à raiz quadrada da *condutividade*, e a fase de W_R é aproximadamente igual a quarenta e cinco graus. Com o intuito de facilitar esta exposição, admite-se que a fase esteja restrita ao primeiro octante. Neste trabalho, chamam-se *baixas* as frequências que satisfazem a condição

$$f \ll \frac{\sigma}{2\pi\epsilon_0(\epsilon_r - 1)},$$

que equivale à condição localizada ao lado da relação (2.30). Essas frequências não pertencem necessariamente ao intervalo [30 kHz, 300 kHz], que se convencionou chamar de *intervalo de frequências baixas (LF)*. A relação (2.30) indica que a permissividade elétrica do solo não pode ser adequadamente determinada a partir de medições de W_R em frequências muito baixas, porque W_R fica muito pouco sensível aos efeitos de deslocamento. Convém mencionar que não é rigorosamente correto afirmar que, em frequências baixas, a magnitude de W_R é proporcional à raiz quadrada da frequência, pois a condutividade elétrica é função da frequência. Tal fato é ilustrado na Figura 2.3, para uma amostra de xisto argiloso. Há uma *grande variação relativa* na condutividade elétrica, entre 100 Hz e 1 MHz.

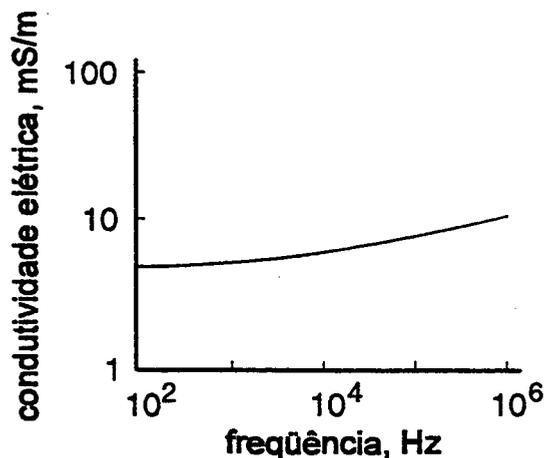


Figura 2.3 - *Variação da condutividade elétrica com a frequência, para uma amostra de xisto argiloso. Os valores de condutividade elétrica dos materiais litológicos geralmente crescem com o aumento da frequência (Scott et al., 1967).*

2.5. EXEMPLO ILUSTRATIVO

Apresenta-se um exemplo, para ilustrar a ordem de magnitude de W_R . Admite-se que o solo possua as seguintes características.

Condutividade elétrica: 0,01 S/m;

Permissividade elétrica relativa: 10;

Permeabilidade: μ_0 .

Para esse conjunto de valores e a frequência de 30 MHz, a equação (2.22) fornece $W_R = 0,3041/16,83^\circ$. É interessante observar que a condutividade e a permissividade relativa do solo podem ser determinadas, *sem ambigüidades*, através das equações (2.27) e (2.28), se $\Psi_R = 16,83^\circ$, ou se $\Psi_R = 16,83^\circ + k 180,00^\circ$, onde k é qualquer número inteiro.

2.6. DETERMINAÇÃO DO ÂNGULO DE INCLINAÇÃO DA ONDA

Seja τ o ângulo entre a direção de propagação da onda no solo, e a superfície do solo, como mostrado na Figura 2.4. Tendo em vista que a parte real do vetor de Poynting, S_r , indica a direção de propagação da onda, ou seja, a direção de propagação da potência ativa, pode-se escrever

$$\operatorname{tg} \tau = \frac{S_{rz}}{S_{rx}}, \quad (2.31)$$

onde S_{rz} e S_{rx} são, respectivamente, os componentes, nas direções z e x , da parte real do vetor de Poynting, definidos em $z = 0$. Aplicando-se a relação (1.39) ao cálculo do componente vertical do vetor de Poynting, encontra-se

$$S_{rz} = -\frac{1}{2} \operatorname{Re} \left[E_{1y} H_{1x}^* \right]_{z=0}, \quad (2.32)$$

onde H_{1x}^* é o complexo conjugado de H_{1x} , e $\operatorname{Re} \left[E_{1y} H_{1x}^* \right]_{z=0}$ significa a parte real de $E_{1y} H_{1x}^*$, calculada em $z = 0$. Combinando-se as equações (2.14) e (2.32), obtém-se

$$S_{rz} = \frac{1}{2} \operatorname{Re} \left[E_{1y} E_{1y}^* / Z_1 \right]_{z=0}. \quad (2.33)$$

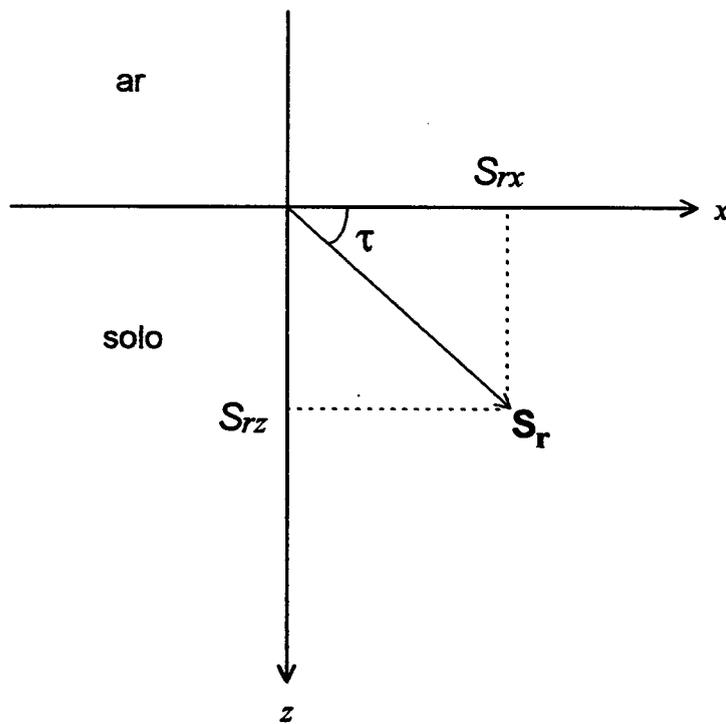


Figura 2.4 - Direção de propagação da onda eletromagnética no solo. S_r simboliza a parte real do vetor de Poynting. A interface solo-ar é representada pelo eixo x, que intercepta o eixo z em $z = 0$. τ representa o ângulo de inclinação da frente de onda em relação à interface solo-ar.

A potência *média* por unidade de área, que flui paralelamente à superfície do solo, é

$$S_{rx} = \frac{1}{2} \operatorname{Re} [E_{0y} H_{0z}^*]_{z=0} = \frac{1}{2} \operatorname{Re} [E_{0y} E_{0z}^* / \eta_0]_{z=0}. \quad (2.34)$$

Empregando-se as equações (2.32)–(2.34), pode-se escrever

$$\operatorname{tg} \tau = \left[\frac{E_{1y} E_{1y}^* \eta_0}{E_{0y} E_{0y}^*} \operatorname{Re} \left(\frac{1}{Z_1^*} \right) \right]_{z=0}.$$

Essa equação pode ser simplificada, graças à utilização da relação (2.16):

$$\operatorname{tg} \tau = \frac{\eta_0 \operatorname{Re} Z_1}{|Z_1|^2}.$$

Combinando-se a equação anterior com a equação (2.17), obtém-se

$$\tau = \operatorname{arctg} \left(\frac{\cos \Psi_R}{|W_R|} \right), \quad (2.35)$$

onde Ψ_R é a fase de W_R . Para um solo com as características mencionadas na seção 2.5, deduziu-se que $|W_R| = 0,3041$ e $\Psi_R = 16,83^\circ$. Utilizando-se tais valores na equação (2.35), conclui-se que $\tau = 72,37^\circ$. As características do solo são determinadas a partir de medições da razão complexa $W_R = H_v / H_h$, onde H_v e H_h são, respectivamente, os componentes vertical e horizontal do campo magnético, na superfície do solo. Assim,

$$H_h = [H_{0x}]_{z=0} = [H_{1x}]_{z=0}$$

e

$$H_v = -[H_{0z}]_{z=0}.$$

É interessante observar que H_v é o simétrico de $[H_{0z}]_{z=0}$. Isso ocorre, porque o sentido positivo de H_v é contrário ao do eixo z , conforme a Figura 2.5 mostra.

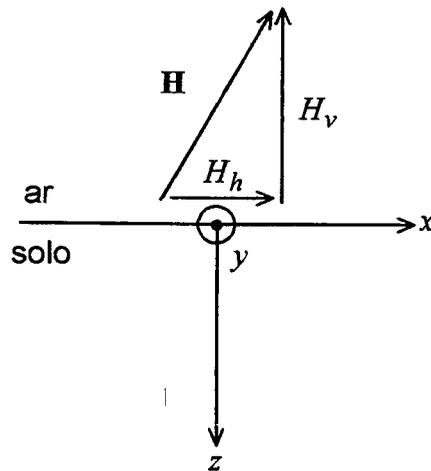


Figura 2.5 - A inclinação da onda, para a polarização transversal elétrica.

Combinando-se as equações (2.27) e (2.28), obtêm-se os seguintes resultados:

$$\operatorname{tg}(2\Psi_R) = \frac{\sigma}{2\pi \epsilon_0 f(\epsilon_r - 1)} \quad (2.36)$$

e

$$|W_R| = \frac{1}{\sqrt{\epsilon_r - 1} \sqrt[4]{1 + \operatorname{tg}^2(2\Psi_R)}} \quad (2.37)$$

As equações (2.36) e (2.37) permitem estabelecer os limites de Ψ_R e de $|W_R|$. O membro direito da equação (2.36) é sempre maior ou igual a zero, pois ele só envolve grandezas não negativas. É conveniente lembrar que ϵ_r é sempre maior ou igual à unidade. Assim, o intervalo de variação do membro direito da equação (2.36) vai de zero até + infinito. Conseqüentemente, $k\pi \leq \Psi_R \leq (k + 1/4)\pi$, onde k é qualquer número inteiro. Se $k = 0$, então $0^\circ \leq \Psi_R \leq 45^\circ$. A observação da equação (2.37) permite que se conclua que $|W_R|$ é máximo, quando $\operatorname{tg}(2\Psi_R) = 0$, ou $\Psi_R = 0$, restringindo-se Ψ_R ao primeiro octante do círculo trigonométrico. Se $\Psi_R = 0$, então

a inclinação da onda W_R é real, sendo dada pela equação (2.29). Quando a fase da inclinação da onda é nula, pode-se afirmar que a frequência está elevada, ou o meio se comporta como um dielétrico. A equação (2.37) também permite concluir que a grandeza $|W_R|$ é mínima, quando $\text{tg}^2(2\Psi_R)$ tende ao infinito, ou seja, quando Ψ_R tende a quarenta e cinco graus. Nesse caso, a grandeza $|W_R|$ é expressa pela equação (2.30). Em resumo, pode-se afirmar que, para $0^\circ \leq \Psi_R \leq 45^\circ$, $|W_R|$ é uma função monótona de Ψ_R : se Ψ_R cresce, então $|W_R|$ decresce.

CAPÍTULO 3

RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DIRETO DE MEIOS ESTRATIFICADOS

3.1. SOLOS DIELÉTRICOS COMPOSTOS DE DUAS CAMADAS HORIZONTAIS

Admite-se, nesta seção, que o solo seja dielétrico. Na verdade, a consideração de um solo como dielétrico é uma aproximação, que só é satisfatória, quando as correntes de condução podem ser consideradas desprezíveis em comparação às correntes de deslocamento. Os objetivos desta seção são os seguintes:

- 1) deduzir as equações que descrevem *os sinais captados na superfície do solo*, resolvendo-se assim parte do *problema direto*;
- 2) enfatizar a dificuldade de resolver *analiticamente* o problema inverso, que consiste na determinação dos valores de permissividade elétrica relativa das duas camadas de solo, e na especificação do valor de espessura da primeira camada.

A Figura 3.1 apresenta a geometria do problema estudado. É importante observar que as condutividades elétricas das camadas do solo não constam da Figura 3.1, porque o solo é considerado um dielétrico sem perdas. Um exemplo de solo pouco condutivo é o solo arenoso seco, encontrado em regiões desérticas. Esse solo possui características semelhantes às de um dielétrico, especialmente quando as frequências envolvidas são elevadas. Na Figura 3.1, o plano xy representa a interface solo-ar.

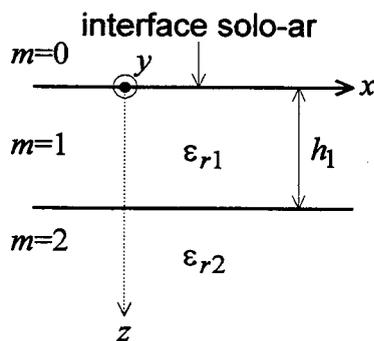


Figura 3.1 - Um solo dielétrico dividido em duas camadas. h_1 é a espessura da camada 1. Admite-se que a espessura da camada 2 seja infinita.

De maneira análoga à equação (2.14), pode-se escrever a seguinte expressão para a impedância característica da segunda camada do solo.

$$Z_2 = - \frac{E_{2y}}{H_{2x}} \Big|_{z=h_1} \quad (3.1)$$

Utilizando-se as equações (2.4) e (2.7), para $m=2$ e $z=h_1$, encontram-se os seguintes resultados:

$$E_{2y} = \left[a_2 e^{-(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} h_1} + b_2 e^{(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} h_1} \right] e^{-\gamma_0 x} \quad (3.2)$$

e

$$H_{2x} = (j\omega\mu_0)^{-1} \left[-a_2 (\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} e^{-(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} h_1} + b_2 (\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} e^{(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} h_1} \right] e^{-\gamma_0 x} \quad (3.3)$$

Combinando-se as equações (3.1)–(3.3), e admitindo-se que b_2 seja nulo, encontra-se

$$Z_2 = \frac{j\omega\mu_0}{(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2}} \quad (3.4)$$

A hipótese de que $b_2 = 0$, utilizada na dedução da equação (3.4), é justificada pela ausência de ondas refletidas no interior da segunda camada do solo, pois a espessura dessa camada é considerada infinita. A comparação entre as equações (2.20) e (3.4) permite que se escreva a seguinte expressão para a impedância característica da camada mais profunda de um solo estratificado horizontalmente.

$$Z_M = \frac{j\omega \mu_0}{(\gamma_M^2 - \gamma_0^2)^{1/2}}, \quad (3.5)$$

onde M é o número de camadas em que o solo é dividido. Para o caso apresentado na Figura 3.1, M é igual a dois. É importante ressaltar que, embora esta seção verse sobre solos dielétricos, a equação (3.5) é aplicável tanto a esses solos quanto aos solos dissipativos.

O problema da propagação de ondas eletromagnéticas em um solo estratificado horizontalmente é análogo ao da propagação dessas ondas em uma linha de transmissão (Chow et al., 1998). A Figura 3.2 ilustra tal fato, para um solo dividido em duas camadas horizontais. Usando-se a terminologia de linhas de transmissão, diz-se que Z_s é a *impedância de entrada da linha*, Z_1 é sua *impedância característica*, e Z_2 é a *impedância de carga*. O relacionamento entre essas impedâncias é dado pela seguinte equação (Abramowitz & Stegun, 1970; Sadiku, 1994).

$$Z_s = Z_1 \frac{Z_2 + Z_1 \operatorname{tgh}(u_1 h_1)}{Z_1 + Z_2 \operatorname{tgh}(u_1 h_1)}, \quad (3.6)$$

onde

$$u_1 = \sqrt{\gamma_1^2 - \gamma_0^2} \quad (3.7)$$

e

$$\operatorname{tgh}(u_1 h_1) = \frac{\operatorname{tgh}[(\operatorname{Re} u_1) h_1] + j \operatorname{tg}[(\operatorname{Im} u_1) h_1]}{1 + j \operatorname{tgh}[(\operatorname{Re} u_1) h_1] \operatorname{tg}[(\operatorname{Im} u_1) h_1]}. \quad (3.8)$$

Em um solo dielétrico, a parte real de u_1 é nula. Conseqüentemente, a equação (3.8) pode ser escrita da seguinte forma.

$$\operatorname{tgh}(u_1/h_1) = j \operatorname{tg}(|u_1|/h_1), \quad (3.9)$$

onde

$$|u_1| = \frac{\omega}{c} \sqrt{\varepsilon_{r1} - 1} = \operatorname{Im} u_1. \quad (3.10)$$

Em um solo dielétrico, a equação (2.2) se reduz a

$$\gamma_m^2 = -\mu_0 \varepsilon_m \omega^2. \quad (3.11)$$

Combinando-se as equações (2.20), (3.4) e (3.11), obtêm-se os seguintes resultados, *que só são válidos em meios dielétricos*:

$$Z_1 = \frac{j\mu_0 c}{(1-\varepsilon_{r1})^{1/2}} \quad (3.12)$$

e

$$Z_2 = \frac{j\mu_0 c}{(1-\varepsilon_{r2})^{1/2}}. \quad (3.13)$$

Baseando-se na relação (2.17), pode-se expressar a inclinação da onda da maneira apresentada a seguir, *considerando-se o meio geofísico estudado nesta seção*.

$$W_R = \frac{Z_s}{\eta_0}, \quad (3.14)$$

onde $\eta_0 = \mu_0 c$ é a impedância intrínseca do espaço livre. Combinando-se as equações (3.6), (3.9), (3.10) e (3.12)–(3.14), obtêm-se o seguinte resultado.

$$W_R = \frac{j - \sqrt{\frac{1-\varepsilon_{r2}}{1-\varepsilon_{r1}}} \operatorname{tg}\left(\frac{\omega \sqrt{\varepsilon_{r1}-1} h_1}{c}\right)}{\sqrt{1-\varepsilon_{r1}} \left[\sqrt{\frac{1-\varepsilon_{r2}}{1-\varepsilon_{r1}}} + j \operatorname{tg}\left(\frac{\omega \sqrt{\varepsilon_{r1}-1} h_1}{c}\right) \right]}. \quad (3.15)$$

Essa equação resolve o *problema direto*, para um solo dielétrico, composto de duas camadas horizontais.

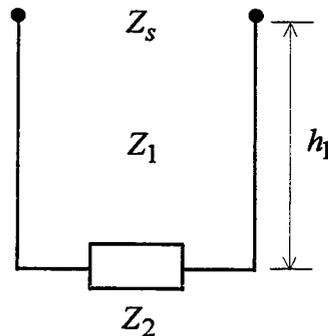


Figura 3.2 - A linha de transmissão eletricamente equivalente a um solo dividido em duas camadas horizontais. Z_2 representa a impedância característica da camada mais profunda. h_1 e Z_1 designam, respectivamente, a espessura e a impedância característica da outra camada. Z_s representa a impedância na superfície do solo.

Algumas considerações importantes são feitas a seguir, com o intuito de evidenciar a consistência da equação (3.15). Se a espessura da primeira camada do solo satisfizer a condição

$$h_1 \ll \frac{c}{\omega \sqrt{\epsilon_{r1} - 1}}, \quad (3.16)$$

então se pode esperar que W_R seja pouco sensível a essa camada. A expressão (3.16) indica que essa sensibilidade é menor nas frequências baixas. Nessa faixa de frequências, o comprimento de onda na camada 1 é grande em comparação a h_1 . Pode-se afirmar que a espessura da primeira camada do solo é *eletricamente pequena*, quando a frequência é baixa. A equação (3.16) também indica que a inclinação da onda é pouco sensível à primeira camada de um solo dielétrico, quando o valor de permissividade elétrica relativa dessa camada é próximo da unidade, que é o valor de ϵ_r da camada de ar, existente acima do nível do solo. Nessa situação, a

onda eletromagnética tende a tornar-se incapaz de discriminar entre a camada de ar e a primeira camada do solo. Admitindo-se que a relação (3.16) seja válida, então se pode esperar que a permissividade elétrica relativa da segunda camada do solo seja determinada, grosseiramente, pela seguinte relação, que é deduzida anulando-se h_1 na equação (3.15):

$$\varepsilon_{r2} \cong 1 + \frac{1}{(\operatorname{Re} W_R)^2}. \quad (3.17)$$

Exemplo 3.1. A fim de ilustrar quantitativamente a validade da aproximação dada pela relação (3.17), apresenta-se este exemplo. Admite-se que o solo possua as características que seguem.

Condutividade elétrica da primeira camada: $\sigma_1 = 1 \times 10^{-5} \text{ S/m}$;

Condutividade elétrica da segunda camada: $\sigma_2 = 3 \times 10^{-5} \text{ S/m}$;

Permissividade elétrica relativa da primeira camada: $\varepsilon_{r1} = 7$;

Permissividade elétrica relativa da segunda camada: $\varepsilon_{r2} = 10$;

Permeabilidades de ambas as camadas: $\mu_1 = \mu_2 = \mu_0$;

Espessura da primeira camada: $h_1 = 0,50 \text{ m}$.

A frequência de operação é 15 MHz. Para essa frequência, e para os parâmetros elétricos constitutivos apresentados, o solo pode ser considerado um dielétrico. Conseqüentemente, a equação (3.15) pode ser usada. O resultado é o seguinte.

$$W_R = 0,3533 / \underline{8,1^\circ}.$$

A utilização da relação (3.16) conduz a $h_1 \ll 1,30$ m. Tal condição não é completamente satisfeita para $h_1 = 0,50$ m. Apesar disso, a relação (3.17) é empregada para determinar, aproximadamente, o valor da permissividade elétrica relativa da segunda camada do solo. O resultado é $\epsilon_r \cong 9,2$. O erro cometido é de aproximadamente -8% . A análise da Tabela 3.1 permite que se conclua que a relação (3.17) fornece resultados satisfatórios, quando h_1 é menor ou igual a $0,30$ m. Em geral, tal relação pode ser considerada suficientemente acurada, se a seguinte condição for satisfeita.

$$\frac{\omega \sqrt{\epsilon_{r1} - 1} h_1}{c} < 0,24, \quad (3.18)$$

onde o membro esquerdo dessa inequação é o argumento das tangentes presentes na equação (3.15). A Tabela 3.1 indica que, se h_1 for suficientemente pequeno, W_R apresenta fase reduzida. O limite de W_R , quando h_1 tende a tornar-se *eletricamente desprezível*, é dado pela equação (2.29). Nesse caso, W_R é praticamente insensível à primeira camada do solo. Conforme indica a relação (3.16), essa insensibilidade pode ser *facilmente* eliminada, aumentando-se a frequência. Tal fato ilustra a *natureza ativa* do radar de subsuperfície.

Se o argumento das tangentes presentes na equação (3.15) satisfizer a condição (3.18), então a seguinte aproximação é válida (Abramowitz & Stegun, 1970).

$$\operatorname{tg}\left(\frac{\omega \sqrt{\epsilon_{r1} - 1} h_1}{c}\right) \cong \frac{\omega \sqrt{\epsilon_{r1} - 1} h_1}{c}. \quad (3.19)$$

O módulo do maior erro percentual cometido ao empregar-se essa aproximação é apenas

$$\frac{|0,24 - \operatorname{tg} 0,24|}{\operatorname{tg} 0,24} \times 100\% = 1,9\%.$$

O módulo do erro diminui monotonamente com a redução do argumento da tangente. Combinando-se as equações (3.15) e (3.19), obtém-se o seguinte resultado.

$$W_R = \frac{\sqrt{\epsilon_{r2} - 1} \omega h_1 - j c}{(\epsilon_{r1} - 1) \omega h_1 - j c \sqrt{\epsilon_{r2} - 1}}, \quad \frac{\omega \sqrt{\epsilon_{r1} - 1} h_1}{c} < 0,24. \quad (3.20)$$

A equação (3.20) simplifica bastante o problema direto abordado neste capítulo. Se a espessura da primeira camada for 0,30 m, e se as outras características do meio geofísico forem idênticas às do Exemplo 3.1, então a equação (3.20) fornece o seguinte resultado, para a frequência de 15 MHz.

$$W_R = 0,3404 \angle 5,1^\circ.$$

Esse valor é bastante próximo do que se obtém através do emprego da equação (3.15), conforme mostra a Tabela 3.1.

Para resolver completamente o problema inverso de um solo dielétrico, composto de duas camadas, é necessário que sejam determinados os valores de permissividade elétrica de ambas as camadas, e o valor de espessura da camada superior. Há, portanto, três incógnitas. Cada medida realizada fornece dois dados, que são o módulo e a fase da inclinação da onda. Conseqüentemente, necessita-se de, no mínimo, dois valores *distintos* de W_R , para que as três incógnitas mencionadas possam ser determinadas. A variação de W_R pode ser induzida pela variação da frequência de operação. A determinação dessas incógnitas, a partir do conhecimento de W_R , é um tipo de *problema inverso* (Lopes et al., 1998a).

Simulações realizadas com algoritmos iterativos não lineares, que visavam a resolver esse problema inverso, mostraram que os algoritmos não eram suficientemente robustos. Em várias situações, os algoritmos apresentaram comportamento divergente. Propõe-se, no Capítulo 5, um

método para resolver problemas inversos associados a solos dielétricos, bem como a solos dissipativos.

Tabela 3.1 - Determinação do valor da permissividade elétrica relativa da segunda camada de um solo dielétrico, através da relação (3.17). A geometria em questão está mostrada na Figura 3.1. Os valores envolvidos no cálculo de W_R estão especificados no Exemplo 3.1.

h_1 (m)	W_R (dada pela equação (3.15))	ϵ_{r2} (dada pela relação (3.17))	erro percentual em ϵ_{r2}
3,00	0,4158 / $-11,5^\circ$	7,0	-30,0%
2,50	0,4758 / $-7,6^\circ$	5,5	-45,0%
2,00	0,4998 / $0,7^\circ$	5,0	-50,0%
1,50	0,4675 / $8,6^\circ$	5,7	-43,0%
1,00	0,4057 / $11,5^\circ$	7,3	-27,0%
0,50	0,3533 / $8,1^\circ$	9,2	-8,0%
0,30	0,3407 / $5,2^\circ$	9,7	-3,0%
0,20	0,3366 / $3,5^\circ$	9,9	-1,0%
0,10	0,3342 / $1,8^\circ$	10,0	0%

3.2. SOLOS DISSIPATIVOS COMPOSTOS DE TRÊS CAMADAS HORIZONTAIS

Este tipo de solo apresenta grande importância. Embora seja possível a resolução analítica do problema direto para um número arbitrário de camadas horizontais; na prática, a baixa relação sinal-ruído dos dados captados geralmente impede a sondagem geofísica de um solo dividido em mais do que três camadas, empregando-se o radar de subsuperfície. As informações contidas na seção 3.1 são úteis para facilitar a resolução do problema abordado nesta seção. Utiliza-se o modelo da linha de transmissão com perdas, evitando-se assim a manipulação explícita de equações de campos elétrico e magnético. A Figura 3.3 ilustra a geometria envolvida. A camada m possui a condutividade elétrica σ_m , a permissividade elétrica relativa ϵ_{rm} e a espessura h_m . Admite-se que a espessura da camada mais profunda seja infinita. Conseqüentemente, não há sinais refletidos no interior dessa camada. Considera-se que os valores de permeabilidade das quatro camadas apresentadas na Figura 3.3 sejam iguais ao valor da permeabilidade do espaço livre. A Tabela 1.1 fornece evidências que respaldam tal consideração.

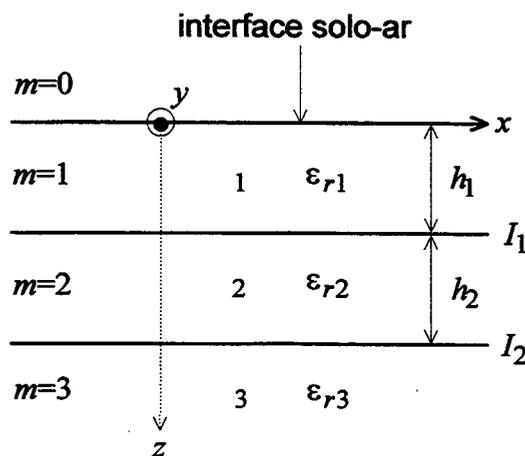


Figura 3.3 - Um solo dissipativo dividido em três camadas. h_1 e h_2 são, respectivamente, as espessuras das camadas 1 e 2. Admite-se que a espessura da camada 3 seja infinita. As interfaces I_1 e I_2 são paralelas à interface solo-ar.

A Figura 3.4 apresenta a linha de transmissão *eletricamente* equivalente ao tipo de solo estudado nesta seção. Z_{I1} designa a impedância equivalente das duas camadas mais profundas, vista na interface I_1 . Por analogia com as equações (3.6)–(3.8), pode-se escrever a seguinte equação.

$$Z_{I1} = Z_2 \frac{Z_3 + Z_2 \operatorname{tgh}(u_2 h_2)}{Z_2 + Z_3 \operatorname{tgh}(u_2 h_2)}, \quad (3.21)$$

onde

$$u_2 = \sqrt{\gamma_2^2 - \gamma_0^2}. \quad (3.22)$$

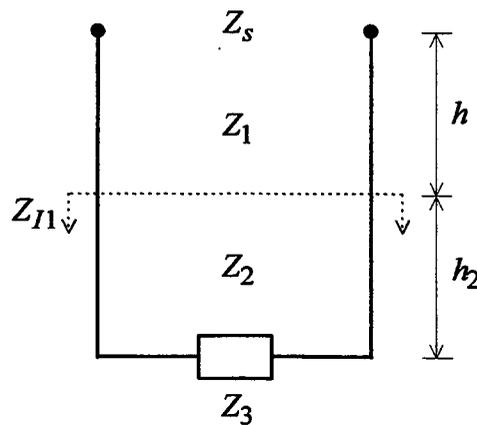


Figura 3.4 - A linha de transmissão eletricamente equivalente a um solo dividido em três camadas horizontais. Z_1 , Z_2 e Z_3 representam, respectivamente, as impedâncias características das camadas 1, 2 e 3. Z_{I1} designa a impedância equivalente das camadas 2 e 3, calculada na interface I_1 . Z_s simboliza a impedância na superfície do solo.

Obtém-se a impedância na interface solo-ar, Z_s , utilizando-se o modelo de linha de transmissão apresentado na Figura 3.5. A analogia entre as Figuras 3.2 e 3.5 permite que se utilize a equação (3.6), desde que a impedância Z_{I1} seja usada em lugar de Z_2 :

$$Z_s = Z_1 \frac{Z_{I1} + Z_1 \operatorname{tgh}(u_1 h_1)}{Z_1 + Z_{I1} \operatorname{tgh}(u_1 h_1)}, \quad (3.23)$$

onde u_1 é dado pela relação (3.7). Combinando-se as equações (3.14), (3.21) e (3.23), obtém-se o seguinte resultado.

$$W_R = \frac{j\omega \left[u_1 u_2 + u_1 u_3 \operatorname{tgh}(u_2 h_2) + u_2 u_3 \operatorname{tgh}(u_1 h_1) + u_2^2 \operatorname{tgh}(u_1 h_1) \operatorname{tgh}(u_2 h_2) \right]}{cu_1 \left[u_2 u_3 + u_2^2 \operatorname{tgh}(u_2 h_2) + u_1 u_2 \operatorname{tgh}(u_1 h_1) + u_1 u_3 \operatorname{tgh}(u_1 h_1) \operatorname{tgh}(u_2 h_2) \right]}, \quad (3.24)$$

onde

$$u_m = \sqrt{\gamma_m^2 - \gamma_0^2}, \quad m = 1, 2 \text{ e } 3; \quad (3.25)$$

e γ_m^2 é dado pela equação (2.2). A equação (3.24) resolve o problema direto, para um solo dissipativo, dividido em três camadas horizontais, *considerando-se a polarização transversal elétrica*. Apresenta-se a seguir um exemplo, para ilustrar a ordem de magnitude da inclinação da onda, quando a geometria mostrada na Figura 3.3 é empregada.

Exemplo 3.2. Admite-se que o solo possua as seguintes características.

Condutividade elétrica da primeira camada: $\sigma_1 = 1 \times 10^{-4} \text{ S/m}$;

Condutividade elétrica da segunda camada: $\sigma_2 = 1 \times 10^{-3} \text{ S/m}$;

Condutividade elétrica da terceira camada: $\sigma_3 = 1 \times 10^{-2} \text{ S/m}$;

Permissividade elétrica relativa da primeira camada: $\epsilon_{r1} = 3$;

Permissividade elétrica relativa da segunda camada: $\epsilon_{r2} = 20$;

Permissividade elétrica relativa da terceira camada: $\epsilon_{r3} = 12$;

Permeabilidades das camadas: $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_0$;

Espessuras das duas camadas superiores do solo: $h_1 = h_2 = 9$ m.

As frequências envolvidas variam entre 2 MHz e 30 MHz, conforme mostram as Tabelas 3.2 e 3.3. As magnitudes e as fases da inclinação da onda estão listadas nas segundas colunas das respectivas tabelas, onde está escrito *exemplo 3.2*. Tais valores de magnitude e fase foram calculados através do emprego da equação (3.24).

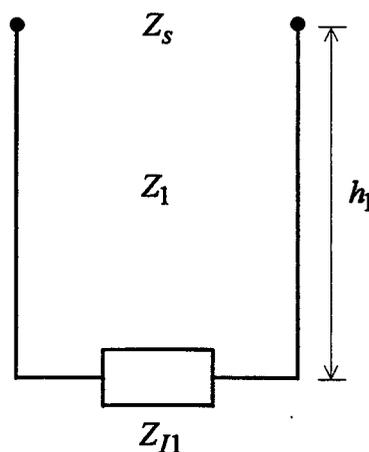


Figura 3.5 - A linha de transmissão usada para a obtenção da impedância na superfície de um solo dividido em três camadas horizontais. Transfere-se, para a superfície, a impedância equivalente das duas camadas mais profundas. O problema se assemelha ao apresentado na Figura 3.2. A carga é a impedância equivalente Z_{I1} .

Exemplo 3.3. Considera-se que o solo possua apenas as duas camadas superiores, presentes no Exemplo 3.2. A espessura da primeira camada é $h_1 = 9$ m. Admite-se que a espessura da segunda camada seja infinita. As magnitudes e as fases da inclinação da onda, em função da frequência, estão listadas nas terceiras colunas das Tabelas 3.2 e 3.3, onde está escrito *exemplo 3.3*. As quartas colunas das Tabelas 3.2 e 3.3 mostram, respectivamente, os módulos das variações percentuais da magnitude e da fase de W_R , em relação aos valores correspondentes obtidos no Exemplo 3.2. Essas variações são mais significativas na Tabela 3.3 do que na Tabela 3.2, evidenciando o fato de que a terceira camada do solo influencia mais a fase da inclinação da onda do que sua magnitude. A média dos módulos das variações percentuais das magnitudes de W_R , listadas na quarta coluna da Tabela 3.2, é 6,2%. A média dos valores que constam da quarta coluna da Tabela 3.3 é 26,3%. Conclui-se que quanto mais afastada da superfície do solo estiver uma camada, menor tende a ser a influência dela sobre a inclinação da onda. O método da inclinação da onda não consegue caracterizar as camadas mais profundas de um solo composto de muitas camadas, porquanto o conteúdo de informação acerca dessas camadas, presente nos dados, tende a ser obliterado pelo ruído ambiente. A presença da terceira camada no Exemplo 3.2 influencia a magnitude da inclinação da onda em menos do que 10%, em média.

Devido à inexistência, na literatura internacional, de dados de expedições geofísicas destinadas a medir a inclinação da onda, empregando-se a polarização *TE* e a incidência rasante, é difícil assegurar que o método sempre possa caracterizar satisfatoriamente um solo dividido em mais do que três camadas. Efetuaram-se muitas simulações computacionais, para analisar a sensibilidade da inclinação da onda às características das camadas de diversos meios. Os

Exemplos 3.2 e 3.3 foram selecionados com o intuito de expor como se concluiu que o método da inclinação da onda pode caracterizar adequadamente muitos solos compostos de até três camadas.

O meio geofísico mostrado na Figura 3.3 pode ser caracterizado eletricamente, se oito parâmetros forem determinados. Tais parâmetros são: as espessuras das duas camadas superiores do solo, bem como as permissividades elétricas relativas e as condutividades elétricas das três camadas do solo. O problema inverso se resume em determinar tais parâmetros, a partir do conhecimento da inclinação da onda em, no mínimo, quatro frequências diferentes. Matematicamente, a resolução desse problema inverso implica a resolução de um sistema não linear, composto de, no mínimo, quatro equações complexas, resultantes do emprego da equação (3.24) nas várias frequências. Quatro condicionamentos complexos diferentes equivalem a oito condicionamentos reais distintos. No caso em questão, esses oito condicionamentos reais são os seguintes: quatro valores de magnitude da inclinação da onda, e quatro valores de fase da inclinação da onda. A utilização de algoritmos iterativos convencionais para a resolução de sistemas de equações não lineares não é satisfatória para a resolução desse problema inverso, porque os algoritmos podem apresentar comportamento divergente. Os métodos de inversão utilizados em aplicações geofísicas precisam ser robustos, porque as condições geralmente encontradas em sondagens de campo tendem a degradar os sinais medidos e a aumentar a separação existente entre o modelo e a realidade física (Lopes et al., 1998a). A fim de ilustrar a versatilidade da equação (3.24), algumas situações específicas são abordadas na seção seguinte.

Tabela 3.2 - A magnitude da inclinação da onda, em função da frequência, para um solo dividido em três camadas (exemplo 3.2), e para o mesmo solo dividido em duas camadas (exemplo 3.3), cujas características são as de ambas as camadas superiores do solo analisado no exemplo 3.2.

f (MHz)	$ W_R $ (exemplo 3.2)	$ W_R $ (exemplo 3.3)	MÓDULO DA VARIAÇÃO PERCENTUAL DA MAGNITUDE DE W_R
2	0,4346	0,4869	12,0%
6	1,6836	1,6422	2,5%
10	0,4789	0,4580	4,4%
14	0,5151	0,5435	5,5%
18	1,7982	1,6189	10,0%
22	0,3932	0,4251	8,1%
26	0,6199	0,5894	4,9%
30	1,5352	1,5634	1,8%

Tabela 3.3 - A fase da inclinação da onda, em função da frequência, para um solo dividido em três camadas (exemplo 3.2), e para o mesmo solo dividido em duas camadas (exemplo 3.3), cujas características são as de ambas as camadas superiores do solo analisado no exemplo 3.2.

f (MHz)	$\angle W_R$ (exemplo 3.2)	$\angle W_R$ (exemplo 3.3)	MÓDULO DA VARIAÇÃO PERCENTUAL DA FASE DE W_R
2	40,7°	52,9°	30,0%
6	11,2°	0,4°	96,4%
10	-41,1°	-35,2°	14,4%
14	47,7°	43,5°	8,8%
18	-10,8°	-8,4°	22,2%
22	-36,1°	-34,0°	5,8%
26	46,8°	43,7°	6,6%
30	-20,2°	-14,9°	26,2%

3.3. SOLOS COM CARACTERÍSTICAS ESPECÍFICAS

Embora a equação (3.24) tenha sido deduzida para solos dissipativos, compostos de três camadas, ela pode também ser empregada em outros tipos de solo, contanto que o solo encerre no máximo três camadas. O objetivo desta seção é mostrar como realizar isso. O processo de inversão que será descrito no Capítulo 5 necessitará do conhecimento de dados associados a várias espécies de solo. *Tais dados não precisam ser gerados pelo emprego de equações especificamente desenvolvidas para cada tipo de solo.* É útil entender-se a equação (3.24) como a descrição analítica de um sistema não linear, cujas entradas são: a frequência angular da onda eletromagnética, as espessuras e os parâmetros elétricos constitutivos de cada camada do solo. A saída do sistema é a inclinação da onda, para a incidência rasante e a polarização transversal elétrica. A Figura 3.6 ilustra o relacionamento entre as nove entradas e a saída do sistema analisado.

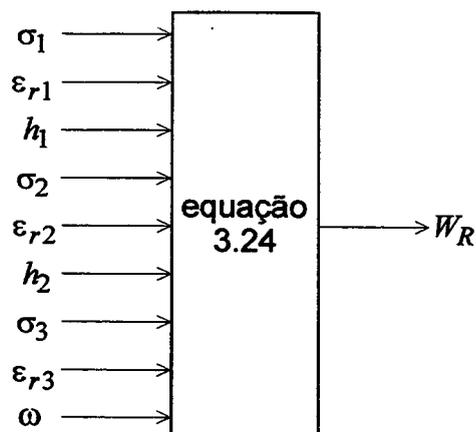


Figura 3.6 - Representação do problema direto como um sistema. Excitando-se convenientemente o sistema, obtêm-se, em sua saída, valores da inclinação da onda associados a solos dielétricos ou dissipativos, divididos em três ou menos estratos horizontais.

3.3.1. Solos Homogêneos

Se a condição $h_1 = h_2 = 0$ for imposta ao sistema apresentado na Figura 3.6, então o sinal de saída é a inclinação da onda, em um solo homogêneo com as características elétricas da terceira camada do solo mostrado na Figura 3.3. Sabendo-se que $\text{tgh}(0) = 0$, pode-se escrever a equação (3.24) da seguinte forma.

$$W_R = \frac{j\omega}{(\gamma_3^2 - \gamma_0^2)^{1/2} c}. \quad (3.26)$$

É importante notar a semelhança entre as equações (2.21) e (3.26).

Se a primeira camada do solo for eletricamente muito espessa, então o sinal de saída do sistema apresentado na Figura 3.6 assume o valor da inclinação da onda, em um solo homogêneo cujas características elétricas são as mesmas da primeira camada do solo mostrado na Figura 3.3. Quando h_1 é grande, a função $\text{tgh}(u_1 h_1)$ tende a assumir o valor unitário (Abramowitz & Stegun, 1970). Nesse caso, a equação (3.24) se reduz a

$$W_R = \frac{j\omega}{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)^{1/2} c},$$

que é a equação (2.21). Essa redução ocorre independentemente das características elétricas e das espessuras das duas camadas mais profundas do solo mostrado na Figura 3.3. É interessante lembrar que o modelo de solo apresentado nessa figura admite que a espessura da camada mais profunda seja infinita.

Se o sistema mostrado na Figura 3.6 for excitado por um conjunto de entradas em que $h_1 = 0$ e $h_2 \rightarrow \infty$, então o sinal de saída é a inclinação da onda, em um solo homogêneo com as características elétricas da segunda camada do solo apresentado na Figura 3.3. Nesse caso, a equação (3.24) se torna

$$W_R = \frac{j\omega}{(\gamma_2^2 - \gamma_0^2)^{1/2} c}$$

3.3.2. Solos Compostos de Duas Camadas Horizontais

Excitando-se o sistema mostrado na Figura 3.6 com um conjunto de entradas em que $h_1 \neq 0$, $h_2 = 0$ e $\sigma_1 \neq \sigma_3$ ou $\epsilon_{r1} \neq \epsilon_{r3}$, o sinal de saída é a inclinação da onda, em um solo dissipativo, composto de duas camadas horizontais, cujas características elétricas são, respectivamente, as mesmas das camadas superior e inferior do solo apresentado na Figura 3.3. Aplicando-se as condições supracitadas na equação (3.24), obtém-se o seguinte resultado.

$$W_R = \frac{j\omega \left[\sqrt{\gamma_1^2 - \gamma_0^2} + \sqrt{\gamma_3^2 - \gamma_0^2} \operatorname{tgh} \left(\sqrt{\gamma_1^2 - \gamma_0^2} h_1 \right) \right]}{c \left[\sqrt{(\gamma_1^2 - \gamma_0^2)(\gamma_3^2 - \gamma_0^2)} + (\gamma_1^2 - \gamma_0^2) \operatorname{tgh} \left(\sqrt{\gamma_1^2 - \gamma_0^2} h_1 \right) \right]}, \quad (3.27)$$

onde γ_1^2 é determinado pela relação (2.2), e γ_0^2 é dado pela relação (2.3). É bem mais prático resolver o problema direto do radar de subsuperfície, excitando o sistema apresentado na Figura 3.6 com um conjunto conveniente de sinais de entrada, em vez de deduzir e utilizar equações específicas para cada tipo de solo, como é o caso da equação (3.27). O caráter sistemático da primeira maneira de geração de dados a torna adequada à implementação eficiente em *hardware*, o que agiliza não só a resolução do problema direto, mas também a resolução do problema inverso. É interessante notar que a equação (3.27) não envolve quaisquer características da camada intermediária do solo ilustrado na Figura 3.3. Obviamente, procedimentos parecidos com o que conduziu à dedução da equação (3.27) podem ser efetuados, a fim de descrever analiticamente a inclinação da onda associada a um solo dissipativo, composto somente de duas camadas horizontais, que apresente as características das duas

camadas superiores ou das duas camadas inferiores do solo apresentado na Figura 3.3. Omitem-se as equações resultantes do emprego desses procedimentos por motivo de concisão.

Se o sistema mostrado na Figura 3.6 for excitado com um conjunto de entradas em que $h_1 \neq 0$, $h_2 = 0$, $\sigma_1 = \sigma_3 = 0$ e $\epsilon_{r1} \neq \epsilon_{r3}$, então o sinal de saída é a inclinação da onda, em um solo dielétrico, constituído de duas camadas horizontais, cujas características elétricas são, respectivamente, as mesmas dos estratos superior e inferior do solo apresentado na Figura 3.3. A equação que descreve a inclinação da onda, nesta situação, é parecida com a equação (3.15). A única diferença entre as equações é que a variável ϵ_{r3} deve ser usada, na equação (3.15), em vez da variável ϵ_{r2} .

3.3.3. Solos Dielétricos Compostos de Três Camadas Horizontais

Estes solos possuem as seguintes características: $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = 0$, $\epsilon_{r1} \neq \epsilon_{r2}$, $\epsilon_{r2} \neq \epsilon_{r3}$, $h_1 \neq 0$ e $h_2 \neq 0$. Se esses condicionamentos forem aplicados ao sistema mostrado na Figura 3.6, o sinal de saída correspondente é descrito analiticamente por

$$W_R = \frac{v_1 v_2 - v_2^2 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_1 h_1}{c}\right) \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_2 h_2}{c}\right) + j v_2 v_3 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_1 h_1}{c}\right) + j v_1 v_3 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_2 h_2}{c}\right)}{v_1 \left[v_2 v_3 - v_1 v_3 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_1 h_1}{c}\right) \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_2 h_2}{c}\right) + j v_1 v_2 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_1 h_1}{c}\right) + j v_2^2 \operatorname{tg}\left(\frac{\omega v_2 h_2}{c}\right) \right]}, \quad (3.28)$$

onde $v_m = \sqrt{\epsilon_{rm} - 1}$, $m = 1, 2$ e 3 . É interessante notar que os condicionamentos que conduziram à dedução da equação (3.28) excluem a possibilidade de que a permissividade elétrica do estrato intermediário do solo seja idêntica à permissividade elétrica de um dos outros estratos. No entanto, os condicionamentos não excluem a possibilidade de o estrato superior do solo apresentar a mesma permissividade elétrica do estrato mais profundo. Embora nenhum solo

possa ser rigorosamente classificado como dielétrico; em certas aplicações (Dai & Young, 1997; Richardson et al., 1997), a utilização dos condicionamentos mencionados é justificada pelo menos por uma das razões seguintes:

- 1) as perdas elétricas são baixas, considerando-se as frequências empregadas pelo radar de subsuperfície (Voles, 1997);
- 2) a anulação dos valores de condutividade elétrica de todos os estratos do solo agiliza a resolução do problema direto e a do problema inverso;
- 3) o emprego de um modelo de solo mais simples tende a reduzir a transferência das inconsistências presentes nos dados para os parâmetros de interesse (Dogaru & Carin, 1998).

CAPÍTULO 4

ALGORITMOS DE INVERSÃO

4.1. INTRODUÇÃO

A organização deste capítulo é a seguinte.

- 1) Apresenta-se uma introdução breve às redes neurais, onde se ressaltam as diferenças entre a computação tradicional e a computação neural.
- 2) Descreve-se o algoritmo de retropropagação clássico, que serve para o treinamento de redes neurais diretas. Essa descrição é imprescindível porque o algoritmo proposto para o treinamento de redes diretas multicamadas se fundamenta no algoritmo clássico.
- 3) Propõe-se um algoritmo de otimização que se baseia no Método dos Gradientes Descendentes. Tal algoritmo serve para a resolução de vários tipos de problema inverso.
- 4) Estabelecem-se, nas conclusões, os subsídios para a proposição de uma técnica inovadora de remoção de neurônios das camadas intermediárias de redes diretas multicamadas. Essa técnica será apresentada no Capítulo 6.

A rede neural é um sistema de computação, composto de vários elementos simples e interconectados, que processa informação por meio de sua resposta dinâmica a sinais externos. O computador serial consiste em um processador central, que pode ter acesso a um conjunto de posições de memória, onde dados e instruções estão armazenados. O processador recebe uma instrução e os dados requisitados por essa instrução, executa-a, e guarda os resultados em

determinada posição de memória. Tanto o sistema serial quanto o sistema paralelo padrão são essencialmente seqüenciais. A seqüência de operações é determinista. Por outro lado, a rede neural não é seqüencial nem necessariamente determinista. A memória não fica separada da rede, e os processadores não constituem unidades centrais complexas. A rede neural não executa uma série de instruções; ela responde, em paralelo, às entradas que lhe são apresentadas. O resultado não é guardado em uma área específica de memória, mas consiste no estado geral da rede, após a satisfação de algum tipo de condição.

As redes diretas são úteis em muitas aplicações (Adler & Guardo, 1994; Alirezaie et al., 1997; Amari & Cichocki, 1998; Campbell et al., 1997; Demeter, 1997; Jones et al., 1998; Kim & Park, 1998; Lee & Lai, 1997; Wong et al., 1995). Algumas delas são: a equalização adaptativa de canais de comunicação, a quantização vetorial de imagens, a classificação de imagens de satélites, a resolução de problemas inversos geofísicos, o reconhecimento de caracteres manuscritos e a filtragem de sinais.

4.2. O ALGORITMO DE RETROPROPAGAÇÃO

A rede direta é a rede neural mais conhecida e mais utilizada até hoje. A palavra *retropropagação* se refere ao método de treinamento pelo qual os pesos da rede são ajustados. Durante a fase de operação da rede direta, toda a informação flui somente no sentido das entradas para as saídas; não há, portanto, retroação. Embora a rede direta tipicamente apresente desempenho elevado, quando usada para o reconhecimento de padrões semelhantes aos que ela tenha aprendido, ela não possui capacidade de reconhecer novas classes de padrões. A fim de reconhecer e classificar uma nova classe de padrão, a rede direta precisa de exemplos dessa

classe. Em outras palavras, as redes neurais precisam adequar-se aos novos tipos de sinais de entrada e de saída. Ademais, como o novo treinamento envolve mudanças nos pesos das conexões que já se haviam estabilizado, as redes neurais devem também ser novamente treinadas para as classes previamente conhecidas. Destarte, os novos pesos permitem que as redes tendam a fornecer resultados satisfatórios para todas as classes em questão. A necessidade de treinamentos longos é uma das maiores limitações das redes diretas.

A Figura 4.1 apresenta a estrutura de uma rede direta com três camadas de nós. Essas camadas são geralmente conhecidas como: camada de entrada, camada escondida e camada de saída. A camada de entrada costuma servir para ajustar os sinais que chegam à rede. Ela geralmente atua como um *buffer*. Os neurônios escondidos são importantes para a extração de feições e para a realização de generalizações. Na rede apresentada na Figura 4.1, todas as conexões são feitas entre camadas adjacentes.

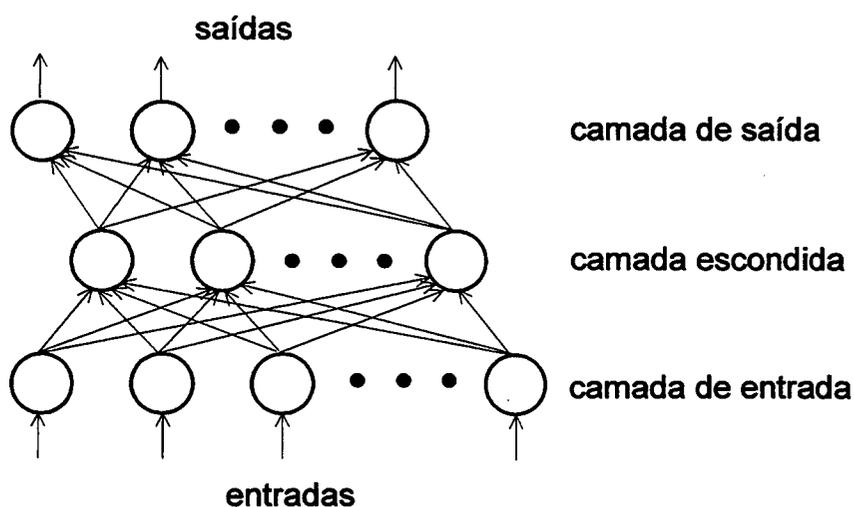


Figura 4.1 - A estrutura da rede direta clássica.

A Figura 4.2 apresenta exemplos de funções de ativação sigmóides. As funções de ativação são também chamadas de *funções de transferência*. A curva da Figura 4.2(a) em que α é igual à unidade é conhecida como *função sigmóide padrão* ou *função de Fermi-Dirac*. O algoritmo de retropropagação requer que a função de transferência associada a cada nó seja contínua (Haykin, 1994). Essa função é assintótica, para valores negativos e positivos infinitamente grandes, conforme mostra a Figura 4.2. A função de transferência não tende aos seus valores assintóticos somente para uma pequena faixa de valores de Z .

A Figura 4.3 apresenta uma rede direta composta de três camadas. Um vetor $\mathbf{X}_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pi}, \dots, X_{pl})$ é aplicado à camada de entrada da rede. O nível de atividade interna do neurônio j da camada escondida h é definido como (Magoulas et al., 1997)

$$Z_{pj}^h = \sum_{i=1}^l W_{ji}^h X_{pi} + \Theta_j^h, \quad (4.1)$$

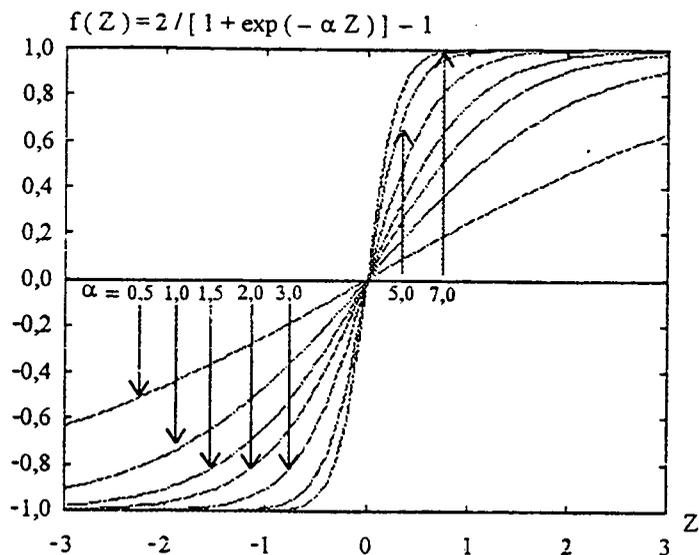
onde W_{ji}^h é o peso associado à conexão entre o j -ésimo neurônio da camada escondida e o i -ésimo nó da camada de entrada. Θ_j^h é o nível de disparo do neurônio j na camada escondida h . A saída do neurônio j na camada h é

$$S_{pj} = f_j^h(Z_{pj}^h), \quad (4.2)$$

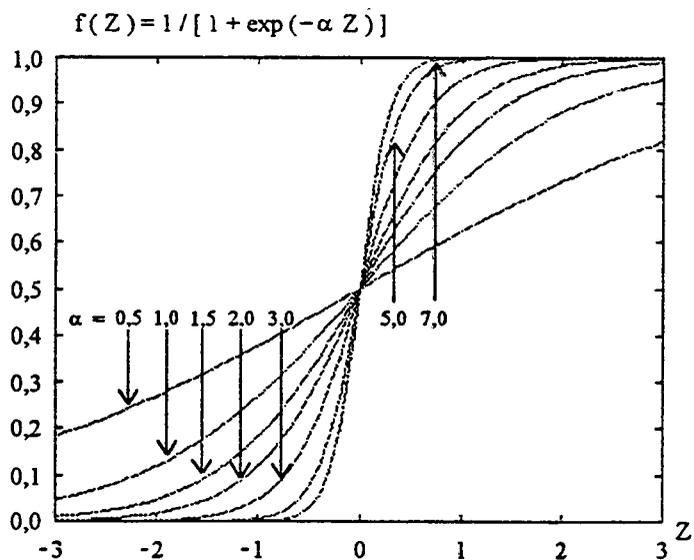
onde

$$f_j^h(Z_{pj}^h) = [1 + \exp(-Z_{pj}^h)]^{-1} \quad (4.3)$$

é a função de ativação do neurônio j na camada h . Tal função está representada graficamente na Figura 4.2(b), pela curva em que α é igual à unidade. Existem outros tipos de função de ativação (Chang et al., 1998; Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1997b; Lopes et al., 1998a). Funções de ativação diferentes da expressa pela equação (4.3) foram usadas nas simulações, que estão descritas no Capítulo 6.



(a)



(b)

Figura 4.2 - Funções de transferência sigmóides: (a) bipolares e (b) unipolares. A inclinação da parte linear de cada função de transferência varia de acordo com α . Quanto maior o valor de α , maior é essa inclinação.

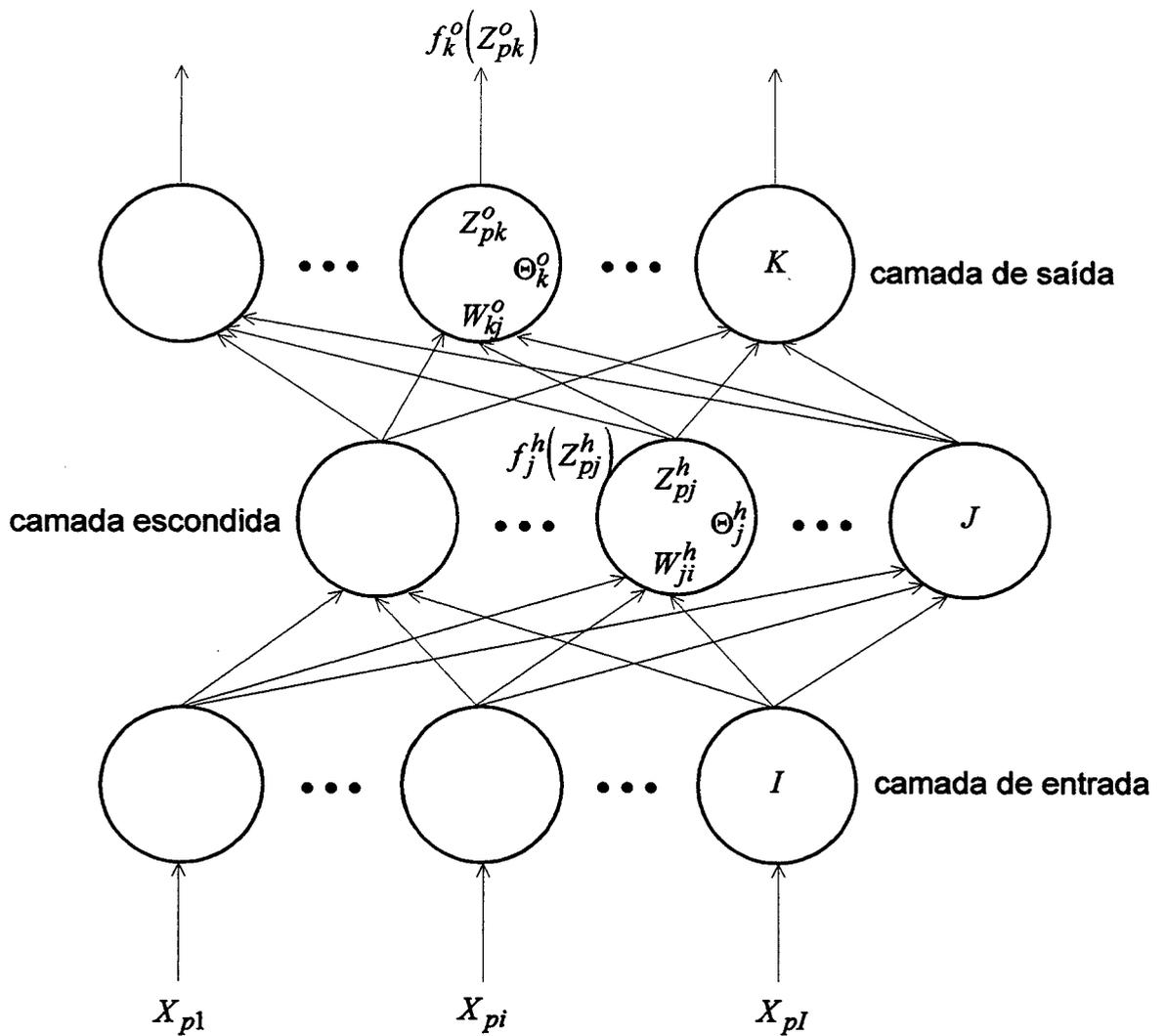


Figura 4.3 - Diagrama esquemático de uma rede neural direta com três camadas. Os níveis de disparo Θ_j^h e Θ_k^o são opcionais. I , J e K são, respectivamente, os números de nós das camadas de entrada, escondida e de saída.

As equações referentes aos nós de saída são:

$$Z_{pk}^o = \sum_{j=1}^J W_{kj}^o S_{pj} + \Theta_k^o \quad (4.4)$$

e

$$O_{pk} = f_k^o(Z_{pk}^o), \quad (4.5)$$

onde Θ_k^o é o nível de disparo do neurônio k na camada de saída o , e O_{pk} é a função de transferência associada à camada de saída: $O_{pk} = f_k^o(Z_{pk}^o) = \left[1 + \exp(-Z_{pk}^o)\right]^{-1}$. Na unidade de saída k , o erro associado ao vetor de treinamento \mathbf{X}_p é $\delta_{pk} = (Y_{pk} - O_{pk})$, onde Y_{pk} é o valor de saída desejado (Mori et al., 1998). Pretende-se minimizar o erro

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \delta_{pk}^2. \quad (4.6)$$

O fator 1/2 foi propositadamente introduzido na equação (4.6), para permitir simplificações posteriores. Como o resultado final irá depender de uma constante arbitrária, a presença desse fator na expressão do erro E_p , associado ao vetor de treinamento \mathbf{X}_p , não altera o desempenho do algoritmo. A derivada de E_p em relação aos pesos da camada de saída é dada por

$$\partial E_p / \partial W_{kj}^o = - \sum_{k=1}^K (Y_{pk} - O_{pk}) (\partial f_k^o / \partial Z_{pk}^o) (\partial Z_{pk}^o / \partial W_{kj}^o). \quad (4.7)$$

Usando-se as equações (4.3)–(4.5), pode-se concluir que

$$\partial f_k^o / \partial Z_{pk}^o = O_{pk} (1 - O_{pk}) \quad (4.8)$$

e

$$\partial Z_{pk}^o / \partial W_{kj}^o = S_{pj}. \quad (4.9)$$

Admite-se que as correções aos pesos, na iteração t da fase de treinamento, sejam proporcionais a $-\partial E_p(t) / \partial W_{kj}^o(t)$:

$$\Delta W_{kj}^o(t) = \eta \left[-\partial E_p(t) / \partial W_{kj}^o(t) \right], \quad (4.10)$$

onde η é conhecido como o *parâmetro de aprendizagem* (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a). Ele é positivo e, geralmente, menor do que a unidade. Cada iteração t envolve um diferente padrão de entrada X_p . A equação (4.10) indica que os pesos se estabilizam com respeito às iterações, quando eles são tais que *minimizam* o erro E_p . Combinando-se as equações (4.7)–(4.10), obtém-se

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \eta S_{pj}(t) \sum_{k=1}^K \left\{ [Y_{pk} - O_{pk}(t)] O_{pk}(t) [1 - O_{pk}(t)] \right\}. \quad (4.11)$$

Considerando que

$$\delta_{pk}^o(t) = [Y_{pk} - O_{pk}(t)] O_{pk}(t) [1 - O_{pk}(t)], \quad (4.12)$$

então a equação (4.11) pode ser reescrita como

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \eta S_{pj}(t) \sum_{k=1}^K \delta_{pk}^o(t).$$

Descreve-se a seguir o método de cálculo dos pesos da camada escondida. A equação (4.6) pode ser escrita das seguintes formas:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (Y_{pk} - O_{pk})^2 = \frac{1}{2} \sum_k [Y_{pk} - f_k^o(Z_{pk}^o)]^2. \quad (4.13)$$

Introduzindo-se a equação (4.4) na equação (4.13), obtém-se

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k \left[Y_{pk} - f_k^o \left(\sum_j W_{kj}^o S_{pj} + \Theta_k^o \right) \right]^2. \quad (4.14)$$

As equações (4.1) e (4.2) mostram que S_{pj} depende dos pesos W_{ji}^h da camada escondida. Esse fato permite derivar E_p , dado pela equação (4.14), em relação aos pesos da camada escondida, por meio do emprego da regra da cadeia:

$$\begin{aligned} \partial E_p / \partial W_{ji}^h &= \frac{1}{2} \sum_k \partial (Y_{pk} - O_{pk})^2 / \partial W_{ji}^h \\ &= - \sum_k (Y_{pk} - O_{pk}) (\partial O_{pk} / \partial Z_{pk}^o) (\partial Z_{pk}^o / \partial S_{pj}) (\partial S_{pj} / \partial Z_{pj}^h) (\partial Z_{pj}^h / \partial W_{ji}^h). \end{aligned} \quad (4.15)$$

Utilizando-se as equações (4.5), (4.4), (4.2) e (4.1), podem-se escrever, respectivamente, as seguintes relações.

$$\partial O_{pk} / \partial Z_{pk}^o = O_{pk} (1 - O_{pk}), \quad (4.16)$$

$$\partial Z_{pk}^o / \partial S_{pj} = W_{kj}^o, \quad (4.17)$$

$$\partial S_{pj} / \partial Z_{pj}^h = S_{pj} (1 - S_{pj}) \quad (4.18)$$

e

$$\partial Z_{pj}^h / \partial W_{ji}^h = X_{pi}. \quad (4.19)$$

Introduzindo-se as equações (4.16)–(4.19) na equação (4.15), obtém-se

$$\partial E_p / \partial W_{ji}^h = - \sum_k (Y_{pk} - O_{pk}) O_{pk} (1 - O_{pk}) W_{kj}^o S_{pj} (1 - S_{pj}) X_{pi}. \quad (4.20)$$

Considerando-se que as correções aos pesos, na iteração t da fase de treinamento, sejam proporcionais a $-\partial E_p(t) / \partial W_{ji}^h(t)$, obtém-se

$$\Delta W_{ji}^h(t) = -\eta \left[\partial E_p(t) / \partial W_{ji}^h(t) \right]. \quad (4.21)$$

Combinando-se as equações (4.12), (4.20) e (4.21), obtém-se

$$W_{ji}^h(t+1) = W_{ji}^h(t) + \eta S_{pj}(t) \left[1 - S_{pj}(t) \right] X_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o(t) W_{kj}^o(t). \quad (4.22)$$

Essa equação indica que a atualização de cada peso da camada escondida depende de todos os termos $\delta_{pk}^o(t)$ da camada de saída. A palavra *retropropagação* se refere ao fato de a atualização dos pesos da rede ser efetuada pela propagação de sinais em direção à camada de entrada, a partir da camada de saída, em cada iteração do algoritmo de aprendizagem.

Uma apresentação de todos os padrões usados durante a fase de aprendizagem constitui uma *época* (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a). No entanto, é possível que certos padrões não sejam usados em algumas épocas. A utilização de cada padrão caracteriza cada iteração. O algoritmo é susado quando o erro E_p , dado pela equação (4.6), é suficientemente pequeno para todos os padrões de entrada usados: $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p, \dots$. A ordem dos padrões deve ser mudada aleatoriamente em cada época, para reduzir a possibilidade de a rede neural privilegiar certos padrões, durante a fase de execução.

Os pesos iniciais *geralmente* assumem valores aleatórios pequenos; por exemplo, valores entre -0,5 e 0,5. Essa informação é respaldada por Dai & MacBeth (1994); Lee (1997); Magouglas et al. (1997); Oh (1997); Tang & Kwan (1993); Yu et al. (1993); e Yu & Chen (1997). O parâmetro de aprendizagem η afeta muito o desempenho do algoritmo de treinamento da rede neural. *Geralmente*, η deve assumir valores entre 0,05 e 0,25, para aumentar as chances de o algoritmo de retropropagação convergir para alguma solução. Se η for relativamente pequeno, o algoritmo de retropropagação provavelmente necessitará de muitas iterações para atingir a estabilização dos pesos. Uma maneira que permite o aumento da velocidade de convergência é incluir, no cálculo dos pesos, uma fração da mudança de pesos usada na iteração anterior. Essa técnica induz as mudanças de peso a ocorrerem em um mesmo sentido (Yu & Chen, 1997). A equação de mudança de pesos na camada de saída se torna então

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \eta S_{pj}(t) \sum_{k=1}^K \delta_{pk}^o(t) + \beta \Delta W_{kj}^o(t-1),$$

onde β é o parâmetro de momentum. Ele é geralmente positivo e menor do que a unidade. Pode-se também desenvolver equação semelhante a essa para a camada escondida. O emprego do parâmetro de momentum e o uso do nível de disparo Θ são opcionais. Atiya & Ji (1997) utilizaram pesos iniciais uniformemente distribuídos no intervalo $[-a, a]$, para implementar a

função $f(x) = e^{-(x+1)^2} + e^{-(x-1)^2}$, no intervalo $-2,6 \leq x \leq 2,6$. As redes neurais usadas eram semelhantes à rede apresentada na Figura 4.1. Utilizaram-se vinte neurônios na camada intermediária de cada rede, bem como funções de ativação sigmóides. Empregou-se $\eta = 0,03$ em todas as simulações. O termo de momentum não foi empregado. Os valores de a empregados foram: 0,05; 0,2; 0,5; 0,6; 1,0; 1,4; 1,8; 2,2 e 10,0. Melhores implementações de $f(x)$ foram obtidas para $a = 0,5$ e $a = 10,0$ do que para $a = 0,05$, destruindo a crença de que, quando as funções de ativação são sigmóides, o uso de pesos iniciais cujos valores absolutos são relativamente elevados sempre causa a paralisação do algoritmo de treinamento.

O algoritmo de aprendizagem da rede direta cessa sua atividade, na iteração em que os pesos são tais que E_p , dado pela equação (4.13), é mínimo local ou globalmente. Se um mínimo local for alcançado, o erro nas saídas da rede ainda pode ser muito elevado. Nesse caso, pode-se tentar reduzir o erro, mudando-se o número de nós da camada escondida, alterando-se o parâmetro de aprendizagem η , ou recomeçando-se o processo de aprendizagem com um novo conjunto de pesos. O aumento do número de neurônios da camada escondida tende a introduzir caminhos extras no espaço de pesos, que talvez possam evitar que o algoritmo de treinamento fique paralisado em mínimos locais. Quando o algoritmo de retropropagação chega a uma solução aceitável, não se pode afirmar que o mínimo global foi alcançado. Mas se a solução é aceitável, provavelmente pouco importa se o mínimo do erro é local ou global, ou mesmo se o algoritmo foi sustado sem que qualquer tipo de mínimo tenha sido alcançado (Hamey, 1994).

Como as saídas da rede direta estudada estão entre zero e a unidade, como indicado pela equação (4.5), elas precisam ser modificadas para se adequarem às saídas desejadas. Algumas possíveis modificações são: a mudança de escala, o deslocamento e a variação da forma da função de transferência. O deslocamento e a mudança de escala permitem que os valores dos

limites da função de transferência associada ao neurônio sejam, por exemplo, -0,4 e 0,4, em vez de 0 e 1, como mostra a Figura 4.2(b). A inclinação da parte linear da função de transferência pode ser facilmente modificada, através da mudança do valor de α . Não existe uma maneira rígida que permita a determinação do melhor número de camadas a ser empregado em uma rede direta, para a resolução de determinado problema. Geralmente o emprego da rede direta com três camadas de nós, como mostra a Figura 4.1, conduz a resultados satisfatórios (Lopes et al., 1998a; Patterson, 1996). O número de neurônios da camada escondida influencia a capacidade de interpretação da rede e a carga de computação. Se o número de neurônios for menor do que o necessário, a rede pode ter dificuldade em associar os sinais de entrada aos sinais de saída desejados. Se a camada escondida possuir um número excessivo de neurônios, a rede tende a memorizar os dados usados na fase de treinamento, o que reduz o poder de generalização; além disso, os pesos tendem a apresentar incertezas significativas e a ser determinados mediante maior esforço de computação (Casasent & Natarajan, 1995). Propõe-se, no Capítulo 6, uma técnica objetiva para determinar os números adequados de neurônios das camadas intermediárias de redes diretas, sem a necessidade da realização de tentativas e erros.

4.3. TÉCNICAS QUE MELHORAM O ALGORITMO DE TREINAMENTO E O DESEMPENHO DAS REDES DIRETAS

O desempenho do algoritmo de retropropagação é melhorado, quando a variável multiplicativa α da função de ativação é atualizada a cada iteração, de modo a reduzir o erro expresso pela equação (4.6) (Tang & Kwan, 1993). A implementação digital de redes diretas pode ser muito facilitada, se seus pesos forem potências de dois. Isso permite que os

multiplicadores sejam substituídos por registradores de deslocamento. Tang & Kwan (1993) realizaram tal substituição em redes diretas. As simulações realizadas indicaram que, para os mesmos números de neurônios, as redes que possuíam seus pesos quantizados em potências de dois operavam mais rapidamente do que as que tinham pesos contínuos. Essas redes apresentaram suas capacidades de generalização muito pouco superiores às das respectivas redes com pesos quantizados. Yu et al. (1993) descrevem uma maneira de acelerar bastante o treinamento das redes diretas convencionais. Essa maneira está baseada na realização de expansões lineares dos sinais de saída das redes, com o objetivo de determinar dinamicamente os valores ótimos do parâmetro de aprendizagem η e do parâmetro de momentum β . Pode-se também aumentar a velocidade de convergência do processo de aprendizagem, incluindo-se, nas equações (4.10) e (4.21), termos que dependam da derivada segunda do erro definido pela equação (4.6). Haykin (1994) afirma que a eficiência do algoritmo de retropropagação é aumentada, se a taxa de aprendizagem de todos os neurônios da rede for praticamente a mesma. Geralmente, o módulo da derivada do erro em relação aos pesos da camada de saída é maior do que o módulo da derivada do erro em relação aos pesos da camada escondida. Portanto, o valor do parâmetro de aprendizagem η usado na equação (4.11) deve ser menor do que o empregado na equação (4.22).

Propõe-se uma técnica para reduzir o tempo de treinamento das redes diretas. A equação (4.22) indica que, na iteração t , o cálculo dos pesos da camada escondida envolve todos os pesos da camada de saída, que haviam sido determinados durante a iteração $t-1$. Quando, na iteração t , a equação (4.22) é usada, todos os pesos da camada de saída, que só seriam empregados na iteração $t+1$, já foram determinados, por meio da equação (4.11). Portanto, é possível empregá-los já na iteração t , para encontrar os pesos da camada escondida, que serão utilizados na iteração $t+1$. A equação que passa a atualizar os pesos da camada escondida é

$$W_{ji}^h(t+1) = W_{ji}^h(t) + \eta^h S_{pj}(t) [1 - S_{pj}(t)] X_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o(t+1) W_{kj}^o(t+1), \quad (4.23)$$

onde η^h é o parâmetro de aprendizagem para a camada intermediária. O sobrescrito h foi incluído, para ressaltar a possibilidade de o parâmetro de aprendizagem associado à camada escondida ser diferente do associado à camada de saída. Algumas características importantes do algoritmo desenvolvido estão apresentadas a seguir (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a).

- 1) Ele requer menos quantidade de memória do que o algoritmo de retropropagação clássico, descrito na seção 4.2.
- 2) Ele tende a ser bem mais rápido do que o algoritmo clássico, porque, em cada iteração, os pesos da camada escondida são calculados a partir de estimativas mais atualizadas dos pesos da camada de saída.
- 3) Ele manifesta sua natureza autocorretiva mais prontamente do que o algoritmo de retropropagação. Portanto, o novo algoritmo está menos sujeito a apresentar um comportamento iterativo divergente do que o algoritmo de retropropagação.
- 4) Ele é aplicável à mesma topologia robusta, confiável e bastante estudada das redes diretas tradicionais. Isso permite que a maioria das técnicas destinadas a melhorar o desempenho do algoritmo de retropropagação clássico (Haykin, 1996; Oh, 1997; Patterson, 1996) seja aplicável ao algoritmo desenvolvido.

4.4. PROPOSTA DE UM ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO, BASEADO NO MÉTODO DOS GRADIENTES DESCENDENTES

O Método dos Gradientes Descendentes clássico pode ser empregado para encontrar um vetor real x que minimize uma função real escalar $E(x)$. Admite-se que exista um vetor x^* que

satisfaça a condição $E(\mathbf{x}^*) \leq E(\mathbf{x}) \forall \mathbf{x} \in \mathfrak{R}^N$. O Método dos Gradientes Descendentes tradicional atualiza os componentes do vetor \mathbf{x} , através das seguintes relações (Lopes et al., 1998a):

$$\begin{aligned} x_1(t+1) &= x_1(t) - \zeta_1 \frac{\partial E}{\partial x_1}(x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)), \\ x_2(t+1) &= x_2(t) - \zeta_2 \frac{\partial E}{\partial x_2}(x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)), \\ &\vdots \\ x_N(t+1) &= x_N(t) - \zeta_N \frac{\partial E}{\partial x_N}(x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)), \end{aligned}$$

onde t representa a iteração e $\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_N$ geralmente assumem valores estabelecidos de antemão, que estejam entre zero e a unidade.

O novo algoritmo de otimização é descrito pelas relações seguintes (Lopes et al., 1998a):

$$\begin{aligned} x_1(t+1) &= x_1(t) - \zeta_1 \frac{\partial E}{\partial x_1}(x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)), \\ x_2(t+1) &= x_2(t) - \zeta_2 \frac{\partial E}{\partial x_2}(x_1(t+1), x_2(t), \dots, x_N(t)), \\ x_3(t+1) &= x_3(t) - \zeta_3 \frac{\partial E}{\partial x_3}(x_1(t+1), x_2(t+1), \dots, x_N(t)), \\ &\vdots \\ x_N(t+1) &= x_N(t) - \zeta_N \frac{\partial E}{\partial x_N}(x_1(t+1), x_2(t+1), \dots, x_N(t)). \end{aligned}$$

Esse algoritmo emprega os valores dos componentes do vetor x , calculados mais recentemente, para determinar os valores dos outros componentes. Logo que um novo valor de x é calculado, ele pode ocupar a posição de memória do respectivo valor original. Em comparação ao Método dos Gradientes Descendentes clássico, a quantidade de memória que pode ser poupada pelo novo algoritmo é o número de incógnitas menos a unidade, ou seja, $N-1$. O algoritmo desenvolvido tende a encontrar a solução do problema de otimização mais rapidamente do que o método clássico. Este método apresenta maior probabilidade do que aquele algoritmo de ficar retido em um mínimo local, porque a natureza mais dinâmica do algoritmo proposto induz uma perturbação intrínseca nos valores das incógnitas. Muitas simulações computacionais indicaram que o método tradicional pode apresentar um comportamento iterativo divergente mais facilmente do que o algoritmo proposto. Isso é explicado principalmente pelo fato de este algoritmo ativar sua natureza iterativa autocorretiva mais prontamente do que aquele método. Se, em determinada iteração, o valor de um componente do vetor x estiver muito errado, a influência adversa desse valor sobre os valores dos outros componentes tende a ser menor, quando o novo algoritmo é usado do que quando o método tradicional é utilizado. O algoritmo descrito na seção 4.3 advém do emprego do algoritmo de otimização apresentado nesta seção ao cálculo dos valores adequados dos pesos de redes neurais diretas.

4.5. CONCLUSÕES

Após a fase de treinamento de uma rede direta, os neurônios da camada escondida respondem com uma saída significativa, se os novos sinais de entrada possuírem feições que se assemelhem às feições aprendidas, mesmo se esses novos sinais forem ruidosos ou incompletos.

As redes diretas tendem a desenvolver relações internas entre os neurônios, de modo a organizar os sinais de entrada em classes. Nem sempre tais relações podem ser facilmente entendidas. Mas, o que importa é que a rede tenha encontrado uma representação interna que lhe permita fornecer os sinais de saída desejados, quando os sinais de entrada forem aqueles usados na fase de aprendizagem. A mesma representação interna pode ser aplicada a sinais de entrada para os quais a rede neural não tenha sido treinada. A rede irá classificar esses sinais desconhecidos de acordo com as feições que eles tenham em comum com os exemplos de sinais usados durante a fase de treinamento. Isso ilustra a capacidade de generalização da rede direta.

O exame periódico dos valores dos pesos associados aos neurônios da camada escondida talvez permita a redução do número desses neurônios. Os neurônios que são passíveis de remoção costumam estar associados a pesos que mudam *relativamente* pouco seus valores, conforme prossegue o processo iterativo de aprendizagem. Na seção 6.2.2, será apresentado um método inovador para a remoção de neurônios das camadas intermediárias de redes diretas.

CAPÍTULO 5

RESOLUÇÃO DOS PROBLEMAS INVERSOS DE MEIOS HOMOGÊNEOS OU ESTRATIFICADOS

5.1. INTRODUÇÃO

O *problema inverso* consiste na determinação dos parâmetros característicos do meio investigado, a partir do conhecimento dos sinais medidos. Propõe-se, neste capítulo, um método que resolve os problemas inversos de meios homogêneos ou estratificados. O método é capaz de classificar o meio sondado: se ele for considerado homogêneo, o método fornece o valor de sua condutividade elétrica e o valor de sua permissividade elétrica relativa; se o meio for considerado acamado, o método não só descobre se o meio possui duas ou três camadas, mas também fornece os valores das espessuras e dos parâmetros elétricos constitutivos de cada estrato. O método de inversão pode empregar uma rede neural treinada somente com dados sintéticos, somente com dados colhidos em experimentos reais ou ambos os tipos de dados. O treinamento da rede neural utiliza sinais associados a modelos de solos compostos somente de dois e de três estratos horizontais.

5.2. O MÉTODO DE INVERSÃO

A Figura 5.1 ilustra o procedimento de execução da rede. Ele visa a selecionar um modelo de meio com *exclusivamente* duas ou três camadas. A rede neural poderia ser treinada

para determinar também as características de solos homogêneos (Lopes et al., 1997b). Entretanto, o problema inverso é resolvido mais eficientemente, se a atuação da rede neural for restrita aos solos heterogêneos. Os motivos para tal assentimento são os seguintes (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a):

- 1) a inversão analítica desenvolvida para solos homogêneos é exata, enquanto a inversão neural é de natureza aproximativa;
- 2) a dedicação exclusiva da rede neural aos solos heterogêneos permite que ela seja treinada de forma mais detalhada, a fim de fornecer resultados mais exatos, para determinada quantidade de memória;
- 3) o emprego da rede neural pode ser dispensado, se evidências indicarem que o meio investigado pode ser considerado homogêneo;
- 4) a inversão analítica pode ser dispensada, quando existirem evidências de que a região sondada é acamada.

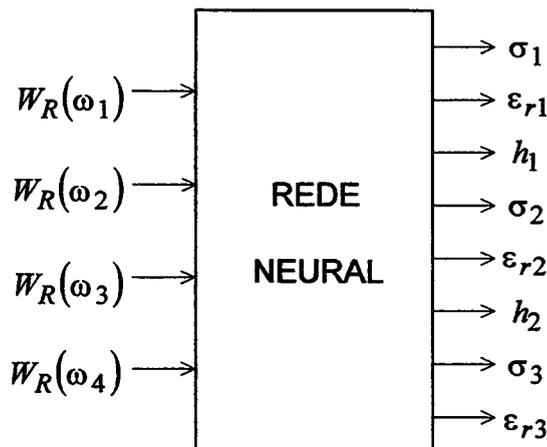


Figura 5.1 - Esquema de resolução do problema inverso de meios acamados. Excitando-se a rede neural com os valores medidos da inclinação da onda, em quatro frequências distintas, obtêm-se, nas saídas da rede, estimativas das espessuras e dos parâmetros elétricos constitutivos dos estratos do meio investigado.

A escassez de evidências prévias acerca das características da região de interesse causa a utilização tanto da inversão analítica quanto da inversão neural. Como ambas as formas de inversão são independentes, elas podem ser realizadas concorrentemente, para agilizar a resolução do problema inverso.

A Figura 5.1 é uma representação esquemática do método proposto para a resolução do problema inverso de solos estratificados. O método emprega valores da inclinação da onda, medidos em quatro frequências, na superfície do solo. Esses valores são números complexos. O algoritmo descrito na seção 4.2 não se aplica a redes neurais complexas. O emprego dessas redes neurais é evitado, convertendo-se os sinais complexos de entrada em sinais reais. A conversão é efetuada, decompondo-se cada valor da inclinação da onda em parte real e parte imaginária, ou em magnitude e fase. Esta decomposição é preferível àquela, porque os sinais medidos no campo são magnitudes e fases da inclinação da onda. A Figura 5.2 apresenta uma maneira de resolver o problema inverso de meios estratificados abordado neste trabalho, empregando uma *rede neural real*. A definição formal desse tipo de rede está no Glossário.

Apresenta-se, a seguir, um método que é capaz não só de descobrir se o meio investigado é homogêneo ou acamado, mas também de fornecer as suas características. O método é descrito pelos seguintes passos (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a).

- 1) Efetua-se a inversão analítica, utilizando-se um dos quatro *valores medidos* da inclinação da onda: $W_R(\omega_1)$, $W_R(\omega_2)$, $W_R(\omega_3)$ e $W_R(\omega_4)$. Admite-se que o valor da inclinação da onda selecionado seja $W_R(\omega_1)$. A inversão analítica emprega as equações (2.27) e (2.28).
- 2) Os valores de condutividade elétrica e de permissividade elétrica relativa, calculados no passo 1, são usados para determinar os valores da inclinação da onda associados às

freqüências ω_2 , ω_3 e ω_4 . Tais valores designam-se, respectivamente: $W'_R(\omega_2)$, $W'_R(\omega_3)$ e $W'_R(\omega_4)$. Eles são computados, empregando-se o método descrito na seção 3.3.1.

- 3) Somam-se os módulos das discrepâncias entre os valores medidos e os valores calculados das magnitudes da inclinação da onda:

$$\delta_H = \sum_{i=2}^4 \left| |W_R(\omega_i)| - |W'_R(\omega_i)| \right|. \quad (5.1)$$

δ_H é a discrepância acumulada para solos homogêneos.

- 4) Utilizando-se os quatro valores medidos da inclinação da onda, efetua-se a inversão neural, sintetizada na Figura 5.2.

- 5) Excita-se o sistema apresentado na Figura 3.6 com os valores encontrados no passo 4. Variando-se a freqüência, obtêm-se, nas saídas do sistema, estes quatro valores calculados da inclinação da onda: $\hat{W}_R(\omega_1)$, $\hat{W}_R(\omega_2)$, $\hat{W}_R(\omega_3)$ e $\hat{W}_R(\omega_4)$.

- 6) Somam-se os módulos das discrepâncias entre os valores medidos e os valores calculados das magnitudes da inclinação da onda:

$$\delta_A = \sum_{i=1}^4 \left| |W_R(\omega_i)| - |\hat{W}_R(\omega_i)| \right|. \quad (5.2)$$

δ_A é a discrepância acumulada para solos acamados.

- 7) Compara-se o valor de δ_H , calculado pela relação (5.1), com o valor de δ_A , calculado pela relação (5.2). Se $\delta_A \geq \delta_H$, então o meio é considerado homogêneo. Em caso contrário, admite-se que o meio possua as características do modelo escolhido pela rede neural no passo 4.

Como a inversão analítica, sintetizada pelas equações (2.27) e (2.28), é exata, é desnecessário calcular o valor da inclinação da onda na freqüência ω_1 , durante o passo 2 do método de

inversão. Esse valor *calculado* seria *exatamente igual* ao valor *medido* $W_R(\omega_1)$; não havendo, portanto, discrepância entre eles. Tal fato explica porque a relação (5.1) não envolve $W_R(\omega_1)$.

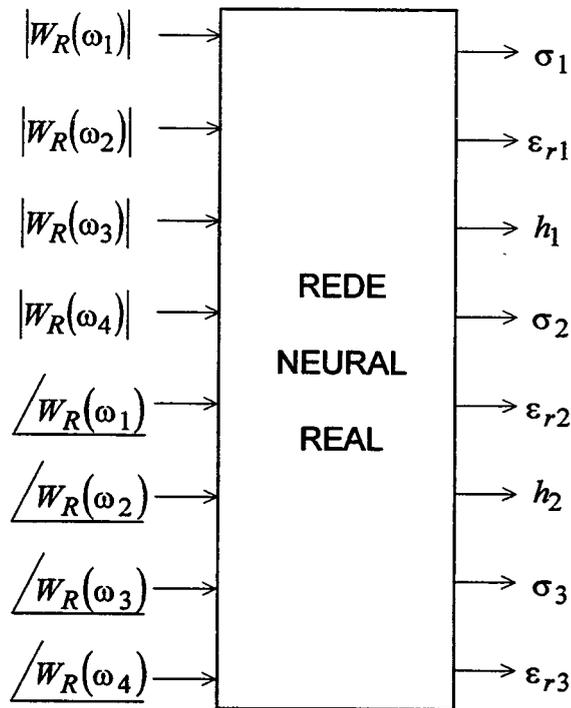


Figura 5.2 - Esquema que utiliza uma rede neural real para resolver o problema inverso de meios acamados. Os sinais reais que excitam a rede são valores da magnitude e da fase da inclinação da onda, medidos em quatro frequências.

A solução do problema inverso de solos acamados não é obtida analiticamente, nem através do emprego de métodos numéricos clássicos de resolução de sistemas não lineares. Os motivos do emprego de uma rede neural, para resolver esse problema inverso, são os que seguem (Lopes et al., 1998a).

- 1) Não é possível resolver analiticamente o sistema não linear de equações complexas, resultante do emprego da equação (3.24), quando as frequências são ω_1 , ω_2 , ω_3 e ω_4 . As incógnitas desse sistema são os valores de espessura, condutividade elétrica e permissividade elétrica relativa de cada estrato.
- 2) Os métodos numéricos disponíveis para a resolução de sistemas não lineares de equações complexas são geralmente não só pouco robustos, mas também trabalhosos do ponto de vista computacional. Frequentemente, esses métodos apresentam comportamento iterativo divergente, convergem para soluções inadequadas ou só convergem para a solução adequada, quando esta é parecida com a estimativa usada para encetar o processo iterativo.
- 3) O reconhecido potencial que a rede neural tem de efetuar mapeamentos não lineares (Haykin, 1996) sugere que ela talvez resolva eficientemente o problema abordado, que é fortemente não linear.
- 4) A capacidade de generalização e interpretação que a rede neural possui frequentemente lhe permitem fornecer resultados plausíveis, embora os sinais que excitam suas entradas possam estar degradados. Essa degradação costuma ser bastante significativa em expedições geofísicas eletromagnéticas (Deming & Devaney, 1997; Gibert et al., 1994; Haber & Oldenburg, 1997; Khruslov & Shepelsky, 1994; Ladas & Devaney, 1992; Lopes & Lopes, 1989; Lopes & Lopes, 1991; Lopes & Lopes, 1992; Lopes & Lopes, 1993; Lopes & Lopes, 1994a; Lopes & Lopes, 1994b; Lopes, 1998). As soluções fornecidas pelos métodos numéricos clássicos de resolução de sistemas de equações não lineares tendem a ser adversamente afetadas pela degradação dos sinais medidos e pelas limitações do modelo físico empregado.

- 5) Se a rede neural for treinada com um conjunto representativo de dados reais, coletados no campo, então ela consegue incorporar certas informações que não seriam previstas por qualquer modelo existente que tente explicar as interações complexas entre as ondas eletromagnéticas e o meio geofísico. A rede neural assim treinada pode até mesmo dispensar completamente o entendimento e o emprego desses modelos.

Os números compostos de 2^n elementos, onde $n = 0, 1, 2, 3, \dots$, são chamados *multidimensionais*. $n = 0, n = 1, n = 2, n = 3$ e $n = 4$ se referem, respectivamente, aos números *reais, complexos, hamiltonianos, de Cayley e de Clifford*. Casasent & Natarajan (1995) desenvolveram uma rede neural complexa. Nas simulações efetuadas, observou-se um desempenho de classificação de padrões significativamente superior ao da rede direta real, treinada com o algoritmo de retropropagação, se as quantidades de neurônios das camadas escondidas de cada rede fossem pequenas. Quando essa condição não foi satisfeita, houve casos em que a rede real apresentou melhor desempenho do que a rede complexa. As simulações e a teoria formulada não estabelecem categoricamente as condições necessárias para que a rede neural complexa desenvolvida classifique qualquer tipo de padrão de maneira consideravelmente mais eficiente do que a rede direta real, treinada com o algoritmo de retropropagação. Shuai et al. (1995) utilizaram uma rede neural hamiltoniana, para reconhecer padrões de cor. Observou-se, nos exemplos estudados, que a capacidade de armazenagem da rede hamiltoniana era um pouco inferior à da rede de Hopfield (Atkinson & Tatnall, 1997). A rede hamiltoniana é adequada ao reconhecimento de padrões de cor com dezesseis níveis, que consistam de três cores básicas, como o vermelho, o azul e o verde. As três partes imaginárias de um número hamiltoniano podem ser associadas às três cores básicas, e a parte real pode representar o grau de saturação de cor.

Embora seja possível resolver o problema inverso de solos estratificados, empregando-se uma rede neural complexa, conforme a Figura 5.1 sugere, prefere-se resolver esse problema mediante o uso de uma rede neural real. Os motivos para tal preferência são os seguintes (Lopes et al., 1998a):

- 1) conhece-se ainda pouco a capacidade de as redes multidimensionais implementarem eficientemente funções que envolvam variáveis complexas;
- 2) não há menção, na literatura consultada, à existência de condições que assegurem previamente que o desempenho de uma rede multidimensional será superior ao de uma rede real;
- 3) há maiores chances de os problemas associados ao emprego de uma rede real serem resolvidos satisfatoriamente, porque existem mais heurísticas referentes às redes reais do que às multidimensionais;
- 4) as técnicas de processamento de sinais utilizadas em Geofísica Aplicada precisam ser confiáveis e robustas, para aumentar as chances de cobertura dos custos da expedição geofísica, bem como para tentar evitar as conseqüências graves que podem resultar da caracterização inadequada de um meio geofísico (Anderson, 1995; Hicks, 1996; King & Sandler, 1997; Sharma, 1986; Singh & Lal, 1997; Vasco, 1998; Wait, 1997; Yang, 1997a).

5.3. EXEMPLOS DE SONDAGEM

O georadar tem sido muito utilizado para sondar meios estratificados. Dubois (1995) empregou o georadar para investigar a formação calcária apresentada na Figura 5.3, não só a

partir de patamares localizados sobre a formação, mas também a partir de furos. Esses patamares não são visíveis na figura. As espessuras das camadas mostradas na figura variam de um metro a dois metros e meio. A frequência utilizada nas sondagens efetuadas a partir dos patamares foi igual a 100 MHz. A profundidade de investigação foi superior a quinze metros; os efeitos da anisotropia elétrica não foram significativos; e houve poucas variações na velocidade de propagação das ondas eletromagnéticas. Valores de condutividade elétrica menores do que 0,017 S/m, característicos da formação rochosa investigada, são também encontrados em arenitos e rochas calcárias que contenham água ou petróleo em seus poros. Isso motiva o emprego do georadar para sondar reservatórios petrolíferos.

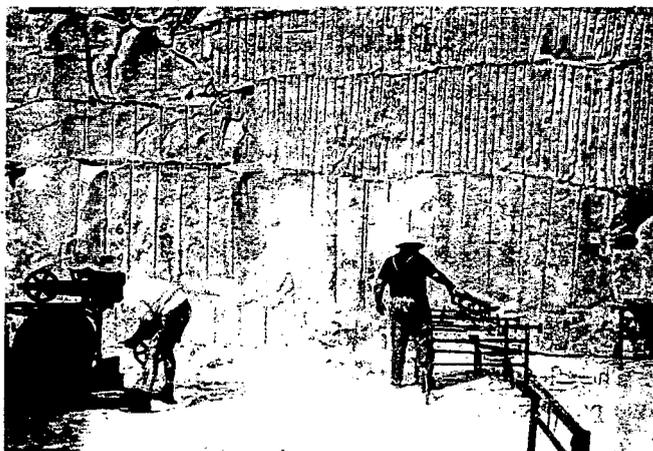


Figura 5.3 - Uma face da formação calcária sondada pelo radar geofísico.

Tang et al. (1977) descrevem como sondagens da superfície de Marte foram efetuadas com um radar biestático, durante a missão *Viking*, da NASA. A Figura 5.4 apresenta esquematicamente a geometria empregada. Os sinais eletromagnéticos transmitidos possuíam

freqüência igual a 381 MHz. Eles atingiam o módulo orbital tanto diretamente quanto após reflexão na superfície de Marte. A altura da antena transmissora, \overline{LA} , era aproximadamente igual a apenas um metro. O sinal refletido, influenciado pelo coeficiente de reflexão do terreno, continha informações sobre a condutividade elétrica e a permissividade elétrica da região próxima da antena transmissora.

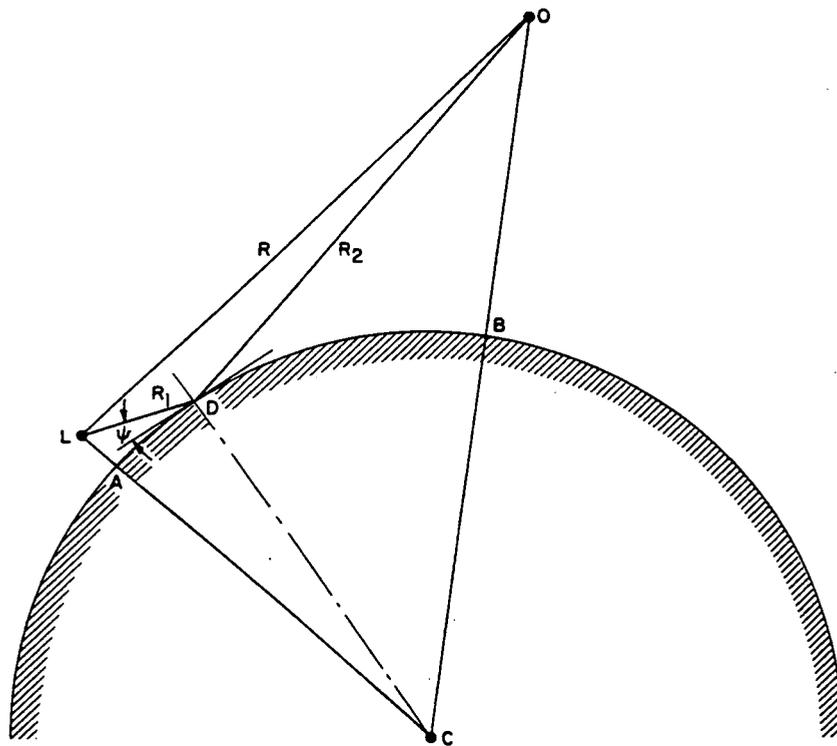


Figura 5.4 - Geometria empregada nas sondagens efetuadas em Marte com um radar biestático. "C" denota o centro do planeta. "L" indica a localização da antena transmissora. "O" designa a localização do módulo que orbitava Marte. O comprimento do caminho direto é $R = \overline{LO}$. O comprimento do caminho indireto é $R_1 + R_2 = \overline{LD} + \overline{DO}$.

Utilizando a Teoria do Espalhamento Quase-Especular, Tang et al. (1977) deduziram a seguinte expressão.

$$P_t = P_d + P_i - 2\sqrt{P_d P_i} \cos\left(\frac{2\pi f \Delta R}{c} + \Delta\theta\right), \quad (5.3)$$

onde P_t é a potência total observável no receptor, P_d é a potência que chega ao receptor através do caminho direto, P_i é a potência que atinge o receptor através do caminho indireto, f é a frequência, c é a velocidade da luz no espaço livre, $\Delta R = R_1 + R_2 - R$ é a diferença de comprimento entre o caminho direto e o caminho indireto, e $\Delta\theta$ é a diferença de fase efetiva entre o sinal que percorre o caminho direto e o sinal que percorre o caminho indireto. Empregando a equação (5.3), Tang et al. (1977) calcularam que o valor da permissividade elétrica relativa da região sondada é $3,3 \pm 0,7$, se for admitido que o valor da condutividade elétrica esteja entre 0,01 mS/m e 1 mS/m. Tais características elétricas são bastante parecidas com as da pedra-pomes e do tufo. Os dados que conduziram a esses resultados foram coletados entre 20 de julho e 15 de novembro de 1976, numa região de Marte chamada *Chryse Planitia*.

5.4. O GEORADAR RAMAC

Existem vários tipos de radar de subsuperfície (Arcone et al., 1997; Baum, 1997; Chan et al., 1997; Cherniakov, 1996; Deming & Devaney, 1997; McMechan et al., 1997; Vasudevan et al., 1997). Um deles está apresentado na Figura 5.5. O RAMAC, fabricado na Suécia, opera em uma faixa de frequências ampla: 50 MHz, 100 MHz, 200 MHz e 400 MHz. Ele é portátil, rápido, leve, robusto e relativamente barato. Os dados podem ser coletados continuamente, enquanto o georadar é movido, ou podem ser colhidos com o georadar parado. O fabricante

também fornece os instrumentos necessários à utilização do georadar em furos. Destarte, podem-se efetuar medições direcionais, medições de sinais refletidos em estruturas circunjacentes a um furo, bem como medições de sinais transmitidos de um furo a outro. Todo o processamento de sinais é efetuado por circuitos digitais.



Figura 5.5 - O georadar RAMAC, da MALÁ Geoscience.

5.5. CONCLUSÕES

O método de resolução dos problemas inversos abordados neste capítulo interpreta automaticamente os dados captados, e decide se o meio sondado deve ser considerado homogêneo ou estratificado. Em ambos os casos, o método informa as características do meio.

Embora o problema inverso de meios estratificados possa ser resolvido através do uso de redes neurais multidimensionais, preferiu-se resolver esse problema por meio do emprego de redes neurais reais. Apresentaram-se várias razões para tal preferência. Estudos estão sendo efetuados, com o intuito de resolver eficientemente o problema inverso de meios heterogêneos, mediante a utilização de um tipo de rede neural multidimensional. Os exemplos de sondagem apresentados ilustraram a versatilidade e a ubiqüidade do radar. O uso do radar para investigar um terreno localizado fora da Terra mostrou por que as designações *georadar* e *radar geofísico* nem sempre podem ser empregadas. Como a sondagem do terreno marciano só envolveu reflexões na superfície do planeta, parece inadequado chamar o radar em questão de *radar de penetração*. A denominação *radar de subsuperfície* parece mais apropriada a essa aplicação, porque o radar serviu para fornecer certas características do material que se encontrava *sob* a interface ar-solo.

CAPÍTULO 6

SIMULAÇÕES

6.1. MEDIDAS DE INCLINAÇÃO DA ONDA

Embora o método da inclinação da onda venha sendo empregado há bastante tempo, é difícil encontrar, na literatura, dados associados à inclinação magnética da onda, coletados em expedições geofísicas reais. Medidas de inclinação elétrica da onda têm sido efetuadas por muitos pesquisadores.

Wait (1970) usou nomogramas, para inverter dados relativos à inclinação elétrica da onda, colhidos sobre um lago congelado, um terreno argiloso plano, e uma região, localizada no Estado norte-americano do Alasca, onde lentes salinas, altamente condutivas, foram encontradas em profundidades que variavam de três metros a trinta metros. Em todos os casos, os resultados experimentais concordaram bem com as previsões do modelo. Determinaram-se as características da região localizada no Alasca, através do emprego de um modelo baseado nos mesmos princípios do modelo usado nesta tese. Essas características foram posteriormente confirmadas por estudos que envolveram perfurações na mesma região. Apesar das semelhanças entre o modelo usado nos trabalhos efetuados por Wait e o modelo utilizado nesta tese, as polarizações são diferentes. Conseqüentemente, não se pode avaliar o desempenho do método de inversão proposto, empregando-se os dados experimentais associados às sondagens aduzidas por Wait.

Sinha (1989) realizou medições de inclinação magnética da onda, usando, como fonte de ondas eletromagnéticas, uma pequena antena composta de espiras horizontais. Infelizmente, as

características elétricas das regiões sondadas não foram reportadas, porque a expedição geofísica visava principalmente a verificar certas conclusões teóricas, que previam que as variações da inclinação magnética da onda eram mais sensíveis a anomalias laterais, presentes no solo, do que as variações da inclinação elétrica da onda. O processamento dos dados se restringiu à detecção de mudanças abruptas nas curvas de amplitude e de fase da inclinação magnética da onda contra distância à antena transmissora.

Os fundamentos do modelo empregado nesta tese, para gerar os dados de inclinação da onda, têm sido investigados ao longo de mais de sessenta anos (Lopes et al., 1998a; Sinha, 1989). A consonância entre teoria e prática tem justificado muitos estudos envolvendo somente dados sintéticos de inclinação da onda. Algumas conclusões teóricas importantes que foram posteriormente ratificadas por experimentos práticos são as seguintes (Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1997b; Lopes et al., 1998a).

- 1) Medidas de inclinação magnética da onda são mais sensíveis a anomalias laterais soterradas do que medidas de inclinação elétrica da onda.
- 2) Se o solo for homogêneo, a impedância e a admitância na sua superfície estão intimamente relacionadas com as inclinações elétrica e magnética da onda, respectivamente. Tais relacionamentos não se mantêm em solos lateralmente heterogêneos.
- 3) A inclinação magnética da onda é mais sensível à frequência do que a inclinação elétrica da onda.
- 4) Medidas de inclinação da onda, efetuadas perto da superfície do solo, são mais influenciadas pelas características elétricas dele do que medidas tomadas em alturas maiores, como, por exemplo, as medidas realizadas através do uso de aviões.

6.2. RESULTADOS

Muitas simulações foram realizadas, com o intuito de avaliar as técnicas propostas neste trabalho. Alguns resultados dessas simulações estão apresentados a seguir, sob a forma de exemplos. Tais resultados foram criteriosamente selecionados, com a intenção de indicar as qualidades e as limitações do radar proposto. Ressalta-se a importância da subseção 6.2.2, onde se descrevem tanto alguns testes efetuados com o radar neural proposto, quanto uma nova técnica de deleção de neurônios das camadas intermediárias de redes neurais diretas.

6.2.1. Testes do Método de Otimização Proposto

Exemplo 6.1. Neste exemplo, compara-se o desempenho do novo método de otimização com o do Método dos Gradientes Descendentes. Ambos os métodos estão descritos na seção 4.4. Eles são empregados para determinar os valores de x_1 e de x_2 que minimizam a função escalar $E(x_1, x_2) = [0,5 - \text{tgh}(3x_1 + x_2)]^2$. Os métodos foram programados em uma calculadora Hewlett-Packard 48G. Eles utilizaram $x_1(0) = x_2(0) = 1$, $\zeta_1 = 0,3$ e $\zeta_2 = 0,5$. Os processos iterativos foram sustados tão logo a condição $E(x_1, x_2) \leq 10^{-9}$ foi satisfeita. A principal razão do emprego de uma calculadora, em vez de um computador, é que este resolve o problema em questão muito mais rapidamente do que aquela. Tamanha rapidez dificulta a comparação eficiente entre os tempos de execução dos métodos. A solução fornecida pelo Método dos Gradientes Descendentes é $x_1 = 0,02948$ e $x_2 = 0,46082$. O método proposto fornece $x_1 = -0,01867$ e $x_2 = 0,60527$. Ambas as soluções satisfazem a condição $E(x_1, x_2) \leq 10^{-9}$. A

Tabela 6.1 mostra que o tempo médio por iteração do método novo é menor do que o do método convencional, e o tempo necessário para este método completar a tarefa de otimização é quase igual ao dobro do tempo gasto por aquele método. Neste exemplo, o Método dos Gradientes Descendentes requer uma posição de memória a mais do que o método proposto.

Tabela 6.1 - Comparação entre o Método dos Gradientes Descendentes convencional e o método proposto.

MÉTODO	NÚMERO DE ITERAÇÕES	TEMPO TOTAL (s)	TEMPO MÉDIO POR ITERAÇÃO (s)
Convencional	330	79	0,24
Proposto	183	40	0,22

Exemplo 6.2. O objetivo deste exemplo é encontrar valores de x_1 e de x_2 que minimizem a função escalar $E(x_1, x_2) = (3x_1 + x_2)^2$. Encetaram-se ambos os métodos apresentados na seção 4.4 com $x_1(0) = x_2(0) = 1$. Se $\zeta_1 = 0,1$ e $\zeta_2 = 0,5$, então o Método dos Gradientes Descendentes não converge, enquanto o método proposto requer *apenas uma iteração para fornecer uma solução exata*: $x_1 = -1,4$ e $x_2 = 4,2$. É fácil verificar que qualquer *solução exata* para este problema de otimização satisfaz a condição $x_1 = -x_2/3$.

6.2.2. Testes do Radar de Subsuperfície Neural e Proposta de um Método de Deleção de Neurônios das Camadas Intermediárias de Redes Diretas

Exemplo 6.3. O objetivo principal deste exemplo é ilustrar a habilidade que o radar neural de inclinação da onda possui de resolver os problemas inversos de solos homogêneos ou estratificados. As características dos solos, usadas neste exemplo, são as seguintes.

Valores de condutividade elétrica: 1,0 mS/m, 5,5 mS/m e 10,0 mS/m.

Valores de permissividade elétrica relativa: 4,0, 10,0 e 20,0.

Valores de espessura dos estratos: 2,0 m, 5,0 m e 8,0 m.

Solos que apresentam essas características podem ser sondados pelo radar de subsuperfície, se as frequências forem 5 MHz, 6 MHz, 7 MHz e 8 MHz. A descrição do método usado para deduzir as frequências de operação está além dos objetivos deste trabalho (Lopes & Lopes, 1994a). É suficiente mencionar que as frequências satisfazem as condições pertinentes à resolução espacial, à penetração das ondas eletromagnéticas nos meios analisados e à sensibilidade delas aos efeitos de condução e de deslocamento. É significativa a sensibilidade da inclinação magnética da onda à frequência, para os tipos de solo e para a faixa de frequências envolvidos neste exemplo. Os treinamentos das redes diretas, compostas de três camadas de nós, envolveram dados associados a solos constituídos de dois e de três estratos. Geraram-se todos os dados sintéticos, através do emprego do método descrito na seção 3.3. O número de exemplos usados durante a fase de treinamento de cada rede neural foi seis mil oitocentos e quatro.

Uma rede neural que possua um número excessivo de parâmetros ajustáveis pode gerar soluções que apresentem oscilações irrealistas. Por outro lado, uma rede neural demasiadamente simplificada pode deixar de aproximar satisfatoriamente muitas características do problema geofísico. O número de pesos na rede influencia o compromisso entre memorização e

generalização (Atiya & Ji, 1997; Lee, 1997). É importante mencionar que uma rede neural é basicamente uma memória, e, portanto, a capacidade de memorização não é cabalmente indesejável. De fato, uma rede neural não pode funcionar sem tal capacidade. De modo geral, o número total de pesos deve ser menor do que o número de elementos existentes no conjunto de treinamento.

Haykin (1994) menciona que geralmente se consegue boa capacidade de generalização, quando a seguinte condição é satisfeita.

$$M > \frac{N}{(1-G)}, \quad (6.1)$$

onde M é o número de exemplos usados durante a fase de treinamento, N é o número de pesos sinápticos da rede, e G é a fração de padrões generalizados corretamente. A relação (6.1) pode ser empregada para estabelecer um limite superior para o número de nós na camada intermediária. Se I , J e K representarem, respectivamente, os números de nós nas camadas de entrada, intermediária e de saída, então o número máximo de pesos da camada escondida, em uma rede direta constituída de três camadas de nós, é $N_h = I \times J$; e o número máximo de pesos da camada de saída é $N_o = J \times K$. O número máximo de pesos sinápticos é $N = N_h + N_o$, o que equivale a $N = (I + K) \times J$. Introduzindo essa equação na relação (6.1), encontra-se

$$J < \frac{M(1-G)}{(I+K)}. \quad (6.2)$$

Para $G = 0,96$, oito nós na camada de entrada ($I = 8$), e oito neurônios na camada de saída ($K = 8$), a relação (6.2) indica que, se o número de neurônios na camada intermediária for inferior a dezessete, a rede neural tende a apresentar boa capacidade de generalização. O motivo por que I e J foram iguados a oito é facilmente compreendido pela observação da Figura 5.2.

A função de ativação dos neurônios da camada intermediária é expressa analiticamente por

$$f^h(Z) = \frac{2}{1 + \exp(-Z)} - 1.$$

Na camada de saída, empregou-se a seguinte função de ativação.

$$f^o(Z) = \frac{1}{1 + \exp(-Z/2)}.$$

Os sinais de saída desejados foram escalados, de modo a se manterem na faixa quase-linear de $f^o(Z)$. Esse procedimento acelerou bastante o processo de aprendizagem.

A Tabela 6.2 apresenta algumas características da primeira fase de treinamento. Utilizou-se o algoritmo de retropropagação para treinar uma rede direta, constituída de dezessete neurônios na camada escondida. Treinou-se outra rede direta igual a essa, através do uso de uma estratégia de cálculo dos pesos da camada intermediária semelhante à estratégia descrita na seção 4.3. Convém mencionar que as funções de ativação empregadas no Capítulo 4 são diferentes das usadas aqui. Conseqüentemente, as expressões (4.11), (4.22) e (4.23) não se aplicam ao caso em questão. Lopes et al. (1998a) apresentam as seguintes expressões genéricas para o cálculo dos valores dos pesos:

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta^o S_{pj}(t) \sum_k \delta_{pk}^o(t), \quad (6.3)$$

$$\delta_{pk}^o(t) = [Y_{pk} - O_{pk}(t)] \partial O_{pk}(t) / \partial Z_{pk}^o(t), \quad (6.4)$$

e

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta^h \left[\partial S_{pj}(t) / \partial Z_{pj}^h(t) \right] X_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o(t) w_{kj}^o(t), \quad (6.5)$$

onde η^o e η^h são os parâmetros de aprendizagem das camadas de saída e escondida, respectivamente. Se, na equação (6.5), for empregada estratégia semelhante à que conduziu à equação (4.23), obtém-se

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta^h \left[\partial S_{pj}(t) / \partial Z_{pj}^h(t) \right] X_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o(t+1) w_{kj}^o(t+1). \quad (6.6)$$

Na primeira fase de treinamento, os parâmetros de aprendizagem são maiores do que os usados na segunda fase. A primeira fase termina, quando o algoritmo iterativo alcança a convergência. Então, calcula-se o valor médio dos pesos de cada neurônio da camada intermediária:

$$\bar{w}_j^h = \frac{1}{I} \sum_i w_{ji}^h, \quad j = 1, 2, \dots, J. \quad (6.7)$$

Determina-se o valor médio de todos os pesos da camada escondida:

$$\bar{w}^h = \frac{1}{J} \sum_j \bar{w}_j^h = \frac{1}{IJ} \sum_j \sum_i w_{ji}^h. \quad (6.8)$$

Computa-se o desvio padrão da distribuição de pesos médios:

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_j (\bar{w}_j^h)^2 - (\bar{w}^h)^2}. \quad (6.9)$$

Deletam-se os neurônios da camada escondida para os quais a condição seguinte se verifica.

$$|\bar{w}_j^h - \bar{w}^h| \geq \delta, \quad j = 1, 2, \dots, J. \quad (6.10)$$

Na segunda fase do processo de treinamento, reduzem-se os parâmetros de aprendizagem, e o processo continua até que os erros entre os sinais de saída desejados e calculados se estabilizem com respeito às iterações. A aplicação dessa técnica de deleção de neurônios causa uma redução na influência das informações menos confiáveis, existentes nos exemplos usados para treinar a rede, sobre as soluções do problema inverso do radar de subsuperfície. Tal qualidade adquire importância suprema, quando o processo de aprendizagem envolve exemplos

que apresentem graus de confiabilidade distintos. Isso costuma ocorrer se exemplos sintéticos forem empregados juntamente com exemplos coletados em sondagens de campo.

Tabela 6.2 - Características da primeira fase de treinamento. Empregaram-se as equações (6.3)–(6.6).

ALGORITMO	NÚMERO DE ÉPOCAS	PARÂMETROS DE APRENDIZAGEM	
		CAMADA ESCONDIDA	CAMADA DE SAÍDA
Convencional	452	0,80	0,50
Proposto	193	0,80	0,50

A Tabela 6.3 apresenta algumas características da segunda fase de treinamento. A técnica de deleção de neurônios prescreveu que a rede treinada com o algoritmo de retropropagação deveria possuir onze neurônios na camada escondida; enquanto a rede treinada com o algoritmo proposto deveria conter nove neurônios nessa camada. Embora o número de neurônios prescrito para a camada intermediária da rede treinada com o algoritmo de retropropagação tenha sido diferente daquele prescrito para a rede treinada com o algoritmo

novo, as características apresentadas na Tabela 6.3 somente versam sobre redes com nove neurônios na camada intermediária, para facilitar comparações.

O algoritmo proposto necessitou de 1185 ($= 193 + 992$) épocas, para treinar a rede; enquanto o algoritmo convencional precisou de 1843 ($= 452 + 1391$) épocas. Cada iteração daquele algoritmo poupou setenta e uma posições de memória em comparação com este algoritmo. A redução dos valores dos parâmetros de aprendizagem, na segunda fase de treinamento, diminui as chances de o algoritmo iterativo de treinamento divergir, e geralmente causa reduções adicionais nos erros observados nas saídas da rede.

Há dois motivos principais para encetar o processo de aprendizagem com um número excessivo de neurônios na camada escondida. Primeiro, a presença de pesos adicionais causa o aparecimento de dimensões extras no espaço de pesos, o que tende a criar caminhos ao redor de alguns mínimos locais que possam existir nos subespaços que apresentam dimensões menores. Segundo, a dimensão aumentada do espaço de pesos freqüentemente permite que os erros observados na camada de saída assumam valores pequenos, após relativamente poucas iterações do algoritmo de aprendizagem.

Uma característica profícua do algoritmo de aprendizagem proposto é que ele acessa os exemplos de treinamento individualmente, em vez de acessá-los coletivamente. Por isso, ocorre, comparativamente, uma redução na carga computacional envolvida na implementação do processo de treinamento. Essa redução é mais expressiva, quando o número de exemplo usados para treinar a rede é grande. Uma rede neural que tenha sido treinada adequadamente apresenta a capacidade de generalização. Isso significa que a rede consegue fornecer resultados plausíveis, relativos a sinais de entrada que não lhe tenham sido apresentados previamente (Schittenkopf et al., 1997).

Tabela 6.3 - Características da segunda fase de treinamento. Empregaram-se as equações (6.3)–(6.6).

ALGORITMO	NÚMERO DE ÉPOCAS	PARÂMETROS DE APRENDIZAGEM	
		CAMADA ESCONDIDA	CAMADA DE SAÍDA
Convencional	1391	0,05	0,01
Proposto	992	0,05	0,01

A Tabela 6.4 apresenta os resultados referentes à propriedade de generalização das redes neurais diretas, treinadas com o algoritmo de retropropagação e com o algoritmo proposto. Os dados empregados em todas as inversões foram degradados por ruído aleatório, uniformemente distribuído ao longo de $\pm 10\%$ dos valores de inclinação da onda, calculados mediante o emprego do método descrito na seção 3.3. A variável n designa o nível de ruído. A Tabela 6.4 versa somente sobre solos estratificados. A principal razão para degradar os dados é simular os efeitos nas inversões de ruídos ambientais e discrepâncias entre o modelo e a realidade geofísica. Ressalta-se que os números de neurônios das camadas escondidas, prescritos pela nova técnica de deleção de neurônios, tendem a ser aqueles associados às maiores capacidades de generalização mostradas na Tabela 6.4. Essa tendência impressionante foi observada nos resultados de muitas simulações. Ela é atribuída à habilidade que a nova técnica de deleção de neurônios possui de adaptar-se automaticamente às características específicas de cada problema.

A técnica identifica tais características no conjunto de dados, e decide quais neurônios devem ser deletados da camada intermediária. A decisão se baseia no fato de a maioria dos pesos dos neurônios da camada intermediária de uma rede direta treinada tender a assumir valores próximos do valor médio (Lopes et al., 1998a).

Tabela 6.4 - *Capacidades de generalização das redes neurais diretas usadas para resolver exclusivamente o problema inverso de solos estratificados. $n = \pm 10\%$.*

NÚMERO DE NEURÔNIOS NA CAMADA ESCONDIDA	CAPACIDADE DE GENERALIZAÇÃO (%)	
	ALGORITMO DE RETROPROPAGAÇÃO	ALGORITMO PROPOSTO
7	92,3	96,5
8	92,3	96,5
9	92,4	96,6
10	92,4	96,7
11	92,5	96,6
12	92,3	95,6

O conjunto usado durante os testes de generalização foi composto de dois mil exemplos. Empregou-se tal conjunto doze vezes, para construir a Tabela 6.4. A palavra *exemplo* se refere a

um grupo composto de valores de magnitude e de fase da inclinação magnética da onda, em quatro frequências distintas, acompanhado dos devidos *valores verdadeiros* de condutividade elétrica, permissividade elétrica relativa e espessura de camada. Os exemplos usados durante os testes de generalização não foram obviamente os mesmos que haviam sido empregados para treinar as redes.

Efetuar-se testes para avaliar a habilidade de o algoritmo apresentado na seção 5.2 discriminar entre meios homogêneos e meios estratificados. Dados ruidosos, relativos a solos homogêneos, foram adicionados aos dados referentes a solos acamados. O conjunto de dados resultante apresentou um nível de ruído aleatório, uniformemente distribuído, igual a $\pm 10\%$. O algoritmo descrito na seção 5.2 jamais deixou de classificar os solos corretamente, para $n = \pm 10\%$. A Tabela 6.5 apresenta alguns resultados que ilustram o desempenho do método de inversão proposto: os números escritos em *itálico* foram determinados por tal método; os números localizados imediatamente sobre eles são os respectivos valores verdadeiros; os números que estão entre parênteses são os erros percentuais entre os valores reconstruídos e os respectivos valores verdadeiros. As frequências de operação foram 5 MHz, 6 MHz, 7 MHz e 8 MHz. Conforme mencionado na seção 5.2, o método de inversão proposto fornece resultados exatos para solos homogêneos. Entretanto, o valor calculado de condutividade elétrica, exposto na Tabela 6.5 para um solo homogêneo, difere do valor verdadeiro por causa da presença de ruído nos dados de inclinação da onda.

Empregou-se o novo algoritmo de aprendizagem, para treinar a rede neural que forneceu os resultados associados a solos estratificados, apresentados na Tabela 6.5. Embora o melhor desempenho de generalização tenha sido alcançado para uma rede neural direta com dez neurônios na camada intermediária, os resultados referentes a solos acamados, mostrados na Tabela 6.5, foram fornecidos por uma rede neural com nove neurônios na camada intermediária,

conforme determinado pela técnica de deleção de neurônios, sintetizada pela relações (6.7)–(6.10).

Tabela 6.5 - Desempenho do método de inversão proposto, $n = \pm 10\%$. Aplicou-se a inversão neural somente aos solos estratificados.

NÚMERO DE CAMADAS	VALORES DE CONDUTIVIDADE ELÉTRICA (mS/m)			VALORES DE PERMISSIVIDADE ELÉTRICA RELATIVA			VALORES DE ESPESSURA DE CAMADA (m)	
	σ_1	σ_2	σ_3	ϵ_{r1}	ϵ_{r2}	ϵ_{r3}	h_1	h_2
1	9,0	9,0	9,0	12,0	12,0	12,0	∞	0
	8,9	8,9	8,9	12,0	12,0	12,0	-	-
	(-1,1%)	(-1,1%)	(-1,1%)	(0,0%)	(0,0%)	(0,0%)	-	-
2	6,0	6,0	8,0	11,0	11,0	15,0	2,0	∞
	6,0	6,0	7,7	11,2	11,1	16,7	2,2	-
	(0,0%)	(0,0%)	(-3,8%)	(1,8%)	(0,9%)	(11,3%)	(10,0%)	-
3	0,1	2,0	3,0	3,0	8,0	17,0	3,0	7,0
	0,1	1,8	2,8	3,1	7,6	19,1	3,0	6,5
	(0,0%)	(-10,0%)	(-6,7%)	(3,3%)	(-5,0%)	(12,4%)	(0,0%)	(-7,1%)

Os fatores que mais fortemente influenciam a capacidade de generalização de uma rede neural direta são (Castellano et al., 1997; Lopes et al., 1997a; Lopes et al., 1998a): o tamanho da rede, o número de exemplos usados durante a fase de treinamento, as funções de ativação, a complexidade do problema em questão, a habilidade de o conjunto de exemplos de treinamento representar esse problema, e o desempenho do algoritmo de aprendizagem. Neste trabalho, a rede neural realiza a maior parte das tarefas subjetivas que são geralmente requeridas nas análises de dados de inclinação da onda, associados a solos estratificados.

Exemplo 6.4. O objetivo fundamental deste exemplo é mostrar que, quando se usa uma rede neural direta para resolver tanto o problema inverso de solos homogêneos, quanto o de solos estratificados, obtém-se desempenho inferior àquele que se consegue quando a rede é empregada exclusivamente para resolver o problema inverso de meios estratificados, e o caso de solos homogêneos é tratado pela inversão analítica, sintetizada pelas equações (2.27) e (2.28). Razões favoráveis à dedicação exclusiva da inversão neural aos solos acamados foram apresentadas no início da seção 5.2.

Treinaram-se várias redes neurais diretas com o algoritmo proposto, a fim de efetuar inversões *neurais* de dados de inclinação magnética da onda, associados não só a solos homogêneos, mas também a solos estratificados. O conjunto de exemplos usado para treinar as redes foi constituído de padrões relativos a solos homogêneos e dos mesmos padrões pertinentes a solos estratificados, utilizados para treinar as redes neurais envolvidas no exemplo 6.3. O conjunto resultante dessa união continha seis mil oitocentos e treze padrões. As funções de ativação usadas nestas simulações foram as mesmas empregadas nos testes descritos no

exemplo 6.3. Os dados usados nas inversões apresentaram um nível de ruído n igual a $\pm 10\%$. A Tabela 6.6 expõe as capacidades de generalização das redes diretas analisadas. Elas possuíam oito nós tanto na camada de entrada, quanto na camada de saída. Grande parte do conjunto de exemplos usado nos testes de generalização, que forneceu os resultados sintetizados na Tabela 6.4, foi empregado para construir a Tabela 6.6. A esse conjunto foi unido um conjunto de exemplos associados a solos homogêneos. O conjunto resultante dessa união possuía dois mil exemplos. Ele foi usado seis vezes, para construir a Tabela 6.6. A dedicação exclusiva da inversão neural aos solos acamados foi responsável por um aumento superior a 6,7% na capacidade de generalização de cada rede neural, conforme atesta a comparação entre as capacidades de generalização mostradas na Tabela 6.6 e as expostas na coluna situada mais à direita da Tabela 6.4. A maior capacidade de generalização observada na Tabela 6.6 ocorreu para uma rede neural com nove neurônios na camada intermediária. Essa rede forneceu os resultados apresentados na Tabela 6.7. Comparando-se a Tabela 6.5 com a Tabela 6.7, nota-se que as magnitudes dos erros percentuais, mostrados entre parênteses, são geralmente maiores nesta tabela do que naquela tabela. Certos resultados apresentados na Tabela 6.7 são difíceis de interpretar. Por exemplo, essa tabela indica que, para um solo homogêneo, a espessura da segunda camada apresenta vinte centímetros. A espessura da primeira camada é representada por um traço, por ter assumido um valor muito grande. Entretanto, um solo homogêneo não pode apresentar mais do que uma camada. Os fatores que permitiram *ao intérprete* classificar o solo em questão como homogêneo são os seguintes:

- 1) a igualdade entre os valores calculados de condutividade elétrica;
- 2) a uniformidade dos valores computados de permissividade elétrica relativa;

- 3) o fato de uma espessura de camada de solo ter assumido um valor muito grande;
- 4) o fato de outra espessura de estrato de solo ter apresentado um valor relativamente pequeno.

Convém ressaltar que o método de inversão descrito na seção 5.2 decide *automaticamente* se o solo deve ser classificado como homogêneo ou estratificado, o que facilita bastante o trabalho deixado ao intérprete humano.

Tabela 6.6 - *Capacidades de generalização das redes neurais diretas usadas para resolver os problemas inversos de solos homogêneos ou estratificados. $n = \pm 10\%$. As redes foram treinadas pelo algoritmo sintetizado pelas equações (6.3), (6.4) e (6.6).*

NÚMERO DE NEURÔNIOS NA CAMADA ESCONDIDA	CAPACIDADE DE GENERALIZAÇÃO (%)
7	88,9
8	89,2
9	89,6
10	89,3
11	88,9
12	88,8

Tabela 6.7 - Desempenho da inversão neural, aplicada a solos homogêneos ou estratificados.

$n = \pm 10\%$.

NÚMERO DE CAMADAS	VALORES DE CONDUTIVIDADE ELÉTRICA (mS/m)			VALORES DE PERMISSIVIDADE ELÉTRICA RELATIVA			VALORES DE ESPESSURA DE CAMADA (m)	
	σ_1	σ_2	σ_3	ϵ_{r1}	ϵ_{r2}	ϵ_{r3}	h_1	h_2
1	9,0	9,0	9,0	12,0	12,0	12,0	∞	0
	8,7	8,7	8,7	12,2	12,2	12,2	-	0,2
	(-3,3%)	(-3,3%)	(-3,3%)	(1,7%)	(1,7%)	(1,7%)	-	-
2	6,0	6,0	8,0	11,0	11,0	15,0	2,0	∞
	6,3	6,2	8,4	11,3	11,1	17,2	1,7	-
	(5,0%)	(3,3%)	(5,0%)	(2,7%)	(0,9%)	(14,7%)	(-15,0%)	-
3	0,1	2,0	3,0	3,0	8,0	17,0	3,0	7,0
	0,1	2,2	3,2	2,7	7,7	17,6	3,1	7,4
	(0,0%)	(10,0%)	(6,7%)	(-10,0%)	(-3,8%)	(3,5%)	(3,3%)	(5,7%)

6.3. CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Os resultados apresentados neste capítulo ilustram basicamente o funcionamento das técnicas propostas neste trabalho. Efetuaram-se muitas outras simulações. Descrevem-se alguns resultados dessas simulações em outros trabalhos (Lopes et al., 1997b; Lopes et al., 1998a). Tais

resultados não estão descritos aqui principalmente porque eles versam sobre questões que estão muito além dos objetivos desta tese. O leitor interessado no emprego de outros métodos de sondagem de meios geofísicos deve consultar as referências citadas (Bamler & Hartl, 1998; Bertero et al., 1998; Gerkens, 1989; Lopes & Lopes, 1989; Lopes & Lopes, 1992; Lopes & Lopes, 1994b; Lopes et al., 1997c; Lopes et al., 1997d; Lopes et al., 1998b; Lopes, 1998; Prenskey, 1994; Sharma, 1986; Telford et al., 1976; Vasco, 1998). Lopes et al. (1998a) analisaram inversões efetuadas com o emprego de vários métodos: Gauss-Newton, *Layer-Stripping*, *High-Frequency Sounding Q*, Elementos Finitos, Inversão de Equações Integrais e/ou Diferenciais, Nomograma, Desconvolução e Solução Integral.

Lopes & Lopes (1991) efetuaram reconstruções de imagens tanto de meios geofísicos, quanto de vários objetos. Os objetos não se restringiram a testemunhos geofísicos. Serão publicados futuramente os resultados relativos ao emprego em reconstruções de imagens de certos tipos de redes neurais, bem como de novas técnicas multidimensionais de super-resolução. Lopes & Lopes (1994a) descrevem um método capaz de deduzir as frequências de operação de qualquer método eletromagnético de sensoriamento remoto. A compreensão desse método é importante para esclarecer questões acerca da resolução espacial e da relação sinal-ruído das medidas. Lopes et al. (1998a) abordam, em detalhes, questões pertinentes à não-unicidade e à plausibilidade das soluções fornecidas pelo radar de subsuperfície neural e por alguns outros métodos de sondagem geofísica. Os autores mostram que a inversão neural requer a coleta de menor quantidade de dados do que certos métodos tradicionais, para fornecer resultados com determinada acurácia. Tal fato contribui para abreviar os tempos de coleta de dados, bem como para reduzir os custos das sondagens. Naquele trabalho, Lopes et al. também apresentam vários benefícios tanto da implementação em *hardware* do método de inversão proposto nesta tese, quanto do emprego dele na realização de inversões sinérgicas. Os detalhes dessas inversões serão apresentados em publicações futuras.

CAPÍTULO 7

DISCUSSÃO

Nas simulações, pretendeu-se, sobretudo, testar a capacidade de o algoritmo de inversão proposto no Capítulo 5 caracterizar uma região, a partir de medições da inclinação da onda, efetuadas na superfície do solo. Os sinais usados nas inversões foram gerados por meio do método descrito resumidamente nos Capítulos 2 e 3. Esses sinais foram propositalmente degradados, não só para simular a presença de ruídos ambientais, mas também para avaliar a adequação do modelo desenvolvido à realidade. A capacidade de generalização se manifestou, em parte, através da filtragem dos ruídos presentes nos sinais medidos simulados. As inversões foram testadas em diversos tipos de solos simulados, que apresentavam, tanto quanto possível, características de solos reais, descritas na literatura especializada.

As simulações realizadas com as redes diretas esclareceram quantos neurônios a camada escondida de cada rede devia possuir, para que as inversões fossem efetuadas da maneira mais eficiente possível. A realização de experimentos de campo com o georadar neural é importante para o conhecimento detalhado de suas características. Como as carências de tempo e de recursos inviabilizaram tais experimentos, as simulações computacionais precisaram ser razoavelmente abrangentes.

Os resultados das inversões geofísicas podem conter características ambíguas, que, em muitos casos, são causadas por limitações do modelo empregado e por degradações dos sinais captados. A resolução de problemas inversos geofísicos com dados sintéticos, propositalmente degradados, auxilia o conhecimento das incertezas associadas aos parâmetros de interesse. Para

a interpretação adequada dos resultados das inversões geofísicas, é necessária a aquisição de muitas informações, em sondagens efetuadas no campo, que permitam a identificação das fontes de degradação dos resultados. Exemplos de tais fontes são: a possibilidade de cada camada do solo não ser homogênea, linear e isotrópica; e o fato de a frente de onda não ser realmente plana, dentro de cada estrato.

A necessidade de avaliar situações imprevistas pelo modelo desenvolvido tornou a interpretação a etapa mais complexa do trabalho. Para a conclusão dessa etapa, foram imprescindíveis:

- 1) a realização de muitas simulações, que elucidassem algumas limitações das técnicas propostas;
- 2) o estudo de casos descritos na literatura especializada;
- 3) a colaboração de pesquisadores que possuíam grande experiência em Geoprocessamento, em Ciências da terra e em sondagens eletromagnéticas.

A capacidade de interpretação das redes neurais tende a reduzir ambigüidades nos resultados das inversões, facilitando o trabalho de interpretação deixado ao intérprete humano. A abordagem neural, empregada para resolver o problema inverso do radar de subsuperfície, condiz com a tendência crescente de utilizar técnicas de Inteligência Artificial em Ciências da terra (Atkinson & Tatnall, 1997; Chang et al., 1997; Daniel & Willsky, 1997; Dawson et al., 1997; Gharbi & Elsharkawy, 1997; Kumar et al., 1997; Mohaghegh, 1995; Mohaghegh et al., 1996; Murai & Omatu, 1997; Nikravesh et al., 1996; Vukelic & Miranda, 1996; Wong et al., 1997).

O estudo de aplicações do radar de subsuperfície possuiu os seguintes objetivos:

- 1) justificar a utilidade da tese;
- 2) fornecer respaldo técnico para os procedimentos teóricos propostos;
- 3) permitir o conhecimento das situações em que o radar geofísico pode ser empregado.

Tais objetivos precisaram ser atingidos, para que houvesse o esclarecimento de questões básicas, tais como: as frequências tipicamente empregadas em cada aplicação, os respectivos critérios de resolução, os níveis de potência dos sinais, as dimensões das regiões sondadas e as técnicas de processamento de sinais utilizadas. Embora as aplicações do radar geofísico sejam bastante diversificadas, enfatizou-se o estudo das sondagens efetuadas em solos acamados.

Apesar de a tese versar somente sobre o radar de subsuperfície, alguns outros métodos de sondagem geofísica foram mencionados. Ressaltou-se a importância da Geologia para o planejamento de sondagens geofísicas. Cada feição geológica, desde os blocos tectônicos de dimensões subcontinentais até as pequenas fraturas nas rochas, pode fornecer pistas que facilitem o alcance dos objetivos das sondagens. A informação geológica pode influenciar bastante a determinação dos locais onde se colherão os dados, a escolha dos métodos de sondagem e, sobretudo, a interpretação dos resultados. A integração entre métodos geofísicos tem sido bastante praticada recentemente (Bigelow, 1997; Haber & Oldenburg, 1997; Lopes & Lopes, 1992). Na exploração petrolífera, é bem-estabelecida a combinação de métodos sísmicos tanto com métodos gravimétricos, quanto com métodos magnéticos (Gerkens, 1989; Prenskey, 1994; Sharma, 1986; Telford et al., 1976). Os dois últimos métodos são mais empregados durante a fase de reconhecimento da região. Os métodos sísmicos são usados tanto para o reconhecimento, quanto para a caracterização detalhada de meios geofísicos. A melhor combinação de métodos geofísicos, para o estabelecimento de um programa integrado de exploração mineral, não é fácil de ser conseguida, devido à existência de vários métodos de sondagem geofísica e de objetivos diversificados. Os trabalhos de campo são *idealmente* executados em uma seqüência ordenada, que começa pelos procedimentos de reconhecimento, seguidos pelos de caracterização. Entretanto, *na prática*, essa seqüência ordenada não é sempre obedecida, por vários motivos, tais como: pressão dos competidores, condições impostas pelos fornecedores dos equipamentos, e

necessidade de conclusão dos trabalhos dentro do prazo estabelecido por aqueles que custeiam a sondagem geofísica.

O radar geofísico e o método da reflexão sísmica apresentam muitas semelhanças, algumas das quais são:

- 1) eles são usados para investigar meios estratificados;
- 2) a coleta dos sinais de interesse é geralmente realizada ao longo de linhas retas;
- 3) eles envolvem o processamento de sinais refletidos nos meios sondados.

O desenvolvimento de fontes de alta frequência melhorou bastante a resolução do método da reflexão sísmica, enquanto o desenvolvimento na instrumentação eletrônica permitiu que o radar de subsuperfície fosse utilizado em sondagens mais profundas. Ambos os métodos de sondagem geofísica são sensíveis ao grau de saturação aquosa da região investigada. As informações fornecidas pelo radar geofísico podem ser complementadas pelas informações geradas pelo método sísmico, porque a energia eletromagnética é menos atenuada em meios secos, e a energia sísmica é menos atenuada em meios saturados. A integração entre diferentes métodos de sondagem geofísica facilita a caracterização dos meios investigados por eles. O estudo de outros métodos de sondagem geofísica fornece subsídios para esclarecer as seguintes questões:

- 1) Quais são os métodos de sondagem geofísica mais indicados para complementar as informações fornecidas pelo radar de subsuperfície?
- 2) Como o conjunto de métodos deve ser ordenado, para minimizar a possibilidade de obtenção de informações pouco significativas ou redundantes?
- 3) Os recursos financeiros e o tempo investidos no uso desses outros métodos não seriam mais bem empregados em perfurações, bem como na coleta e na análise de testemunhos geofísicos?

A sondagem realizada por meio da técnica apresentada neste trabalho requer a medição da inclinação da onda em, no mínimo, quatro frequências. As condições ambientais, as limitações

físicas, o tipo de informação desejada e as características dos equipamentos disponíveis são fatores que influenciam a determinação das frequências do radar de subsuperfície (Cherniakov, 1996; Lopes & Lopes, 1994a). Como tais fatores são amplamente variáveis, os instrumentos precisam ser capazes de operar eficientemente em uma faixa larga de frequências. Isso não significa que o desenvolvimento de um radar geofísico de uso geral tenha feito parte das metas deste trabalho. Os motivos para o desenvolvimento de um sistema de radar geofísico que atue em frequências relativamente baixas e que apresente faixa larga são:

- 1) a existência de perdas menores, o que permite sondar regiões mais amplas e mais profundas;
- 2) o desconhecimento prévio das melhores frequências a serem utilizadas em cada situação;
- 3) a maior sensibilidade aos efeitos de condução, o que favorece o conhecimento da distribuição de condutividade elétrica (Lopes & Lopes, 1993).

O projeto de um radar geofísico de faixa larga envolve um conjunto de decisões que precisam ser tomadas de antemão, para que haja compatibilidade entre as várias etapas do projeto. A decisão fundamental é a da faixa de frequências (Zeng & McMechan, 1997). A segunda escolha é a do sistema de modulação. Tal escolha é a que mais influencia o projeto. Outras decisões compreendem o transmissor, a robustez mecânica, as características das antenas, os subsistemas de processamento e armazenagem de sinais, a ordenação de atividades, a apresentação dos resultados e os controles de movimentação automática das antenas (Roberts & Daniels, 1997; Xiong & Tripp, 1997; Xu & McMechan, 1997). O radar geofísico pode ser dividido em três unidades funcionais: a unidade de geração de sinais, a unidade de coleta de informações e a unidade de processamento de sinais e de apresentação dos resultados. Essa

classificação é útil, porque exigências distintas governam os projetos das unidades. A interface entre as duas últimas unidades é simples, consistindo apenas de sinais armazenados, que possuem características bem-definidas. A principal função da segunda unidade é o fornecimento, sob condições previamente estabelecidas, de determinada quantidade de sinais que apresentem qualidade satisfatória, para processamento ulterior e interpretação. Como a terceira unidade sempre é isolada da segunda, a complexidade do instrumental usado no campo pode ser reduzida. A principal função da terceira unidade é o recebimento de sinais brutos, oriundos da segunda unidade, e o fornecimento de saídas adequadas à interpretação. Uma unidade de processamento de sinais e de apresentação de resultados sofisticada pode efetuar parte da interpretação automaticamente, principalmente quando as características gerais do alvo são conhecidas. Neste trabalho, parte da interpretação e toda a generalização dos resultados são realizadas automaticamente pelo método proposto. Apesar disso, a eficiência da resolução do problema inverso não prescinde da boa qualidade dos sinais captados pela antena receptora.

Novidades em sistemas de radar geofísico têm despertado muito interesse, devido à enorme quantidade de benefícios econômicos que elas propiciam. Esses benefícios advêm da exploração mais eficiente das muitas aplicações dos sistemas de radar de subsuperfície. A maioria das publicações recentes que versam sobre os instrumentos envolvidos em tais sistemas é realizada ou patrocinada por organizações que possuem interesses comerciais. Por causa desses interesses, há escassez de detalhes na descrição do funcionamento dos instrumentos. As Figuras 7.1–7.6 apresentam alguns produtos lançados recentemente pela indústria especializada em georadares. Deve-se ressaltar que a fabricação desses produtos requer conhecimentos em diversas áreas. As mais importantes das quais são: Geoprocessamento, Eletrônica, Sensoriamento Remoto, Processamento de Imagens e Informática.



Figura 7.1 - O radar GEM-300, da Geophysical Survey Systems Inc. (GSSI). Freqüências de operação: 330 Hz a 20 kHz. Comprimento: 190 cm. Maior largura: 20 cm. Maior altura: 15 cm. Peso: 6,4 kg. Memória para 112000 medidas. Faixa de condutividade elétrica: 0,1 mS/m a 1 S/m. Espaçamento entre as espiras: 1,3 m. Baterias recarregáveis. Os resultados são disponíveis em forma de texto ou em forma gráfica.

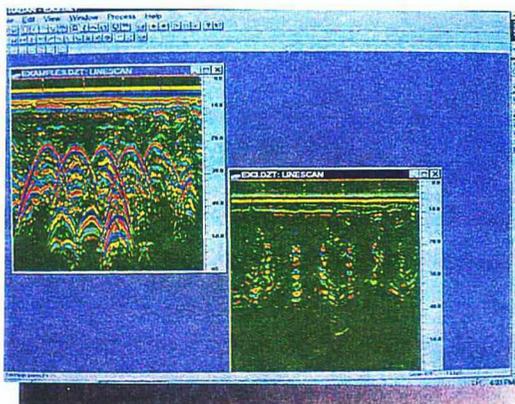
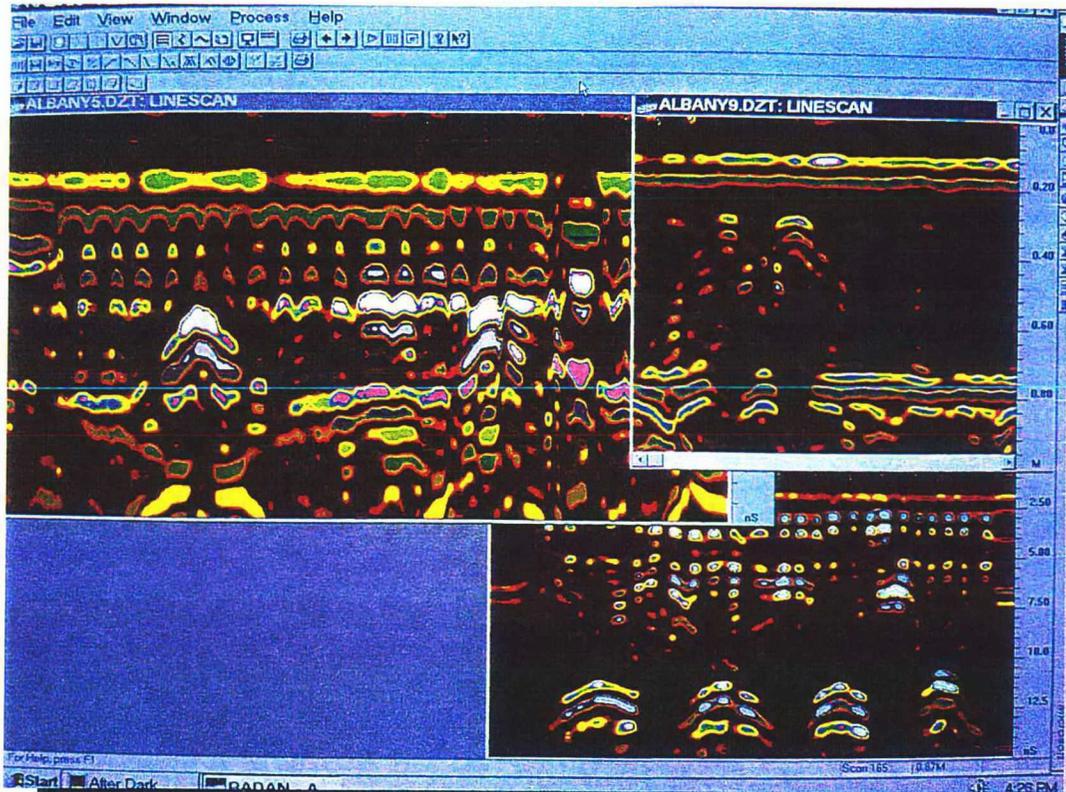


Figura 7.2 - “RADAN for Windows”. Ele é um pacote de processamento de dados de georadar, que utiliza a interface familiar do Sistema Operacional Windows da Microsoft. Algumas funções efetuadas pelo RADAN são: projetos de filtros FIR e IIR, cálculos de desconvoluções, de migrações de Kirchoff, de funções aritméticas e de Transformadas de Hilbert. Esse pacote permite a criação de mapas tridimensionais de interfaces subterrâneas, a realização de correções estáticas, e a aplicação de funções de ganho aritmético, para enfatizar feições importantes nas imagens geradas.

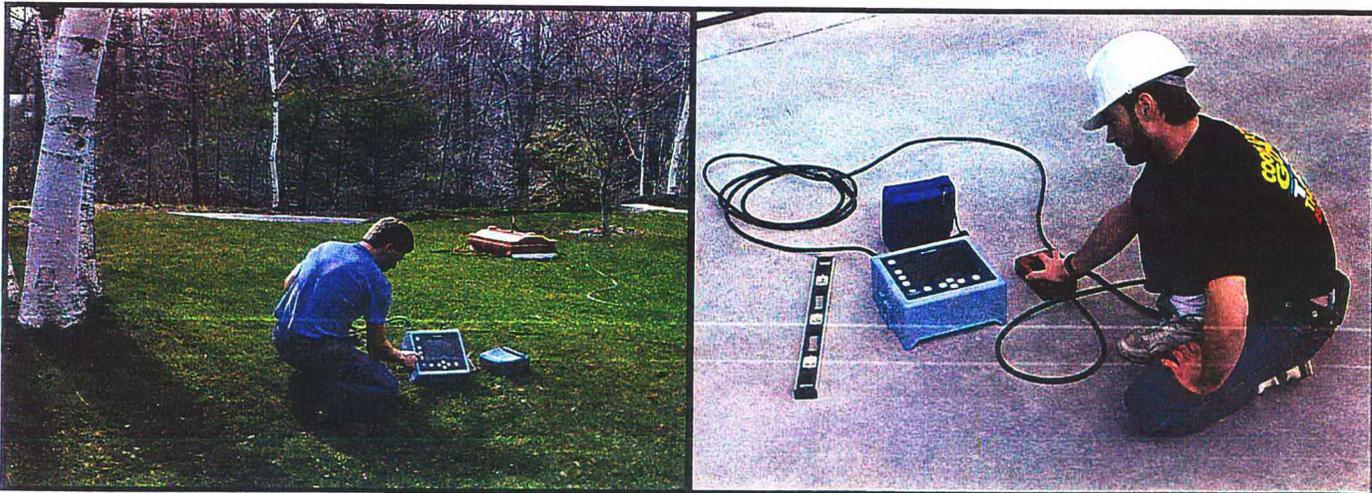
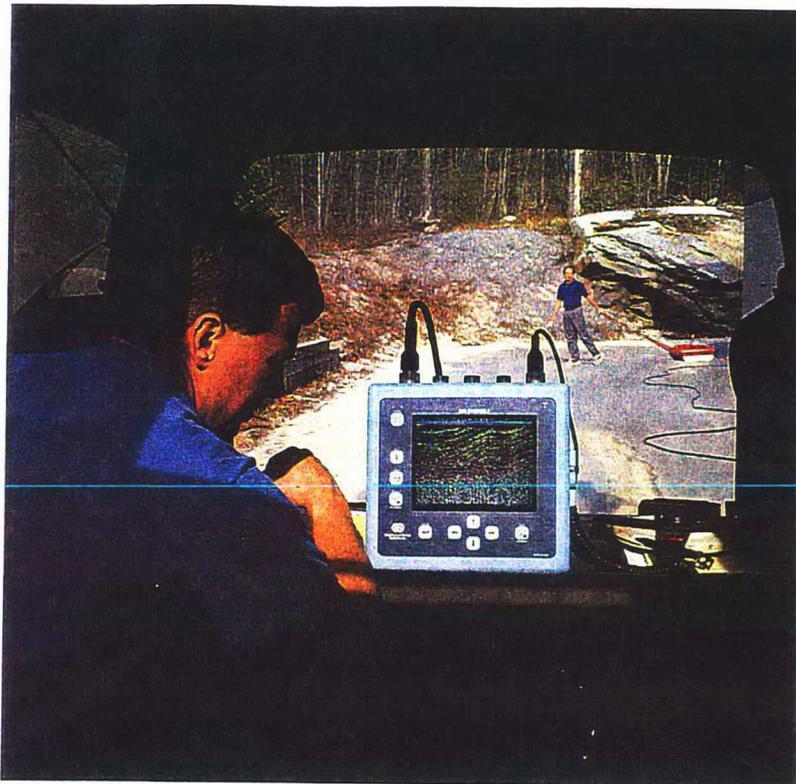


Figura 7.3 - O SIR SYSTEM-2 da GSSI. “SIR” é acrônimo de “Subsurface Interface Radar”.
 Frequências: 20 MHz a 2,5 GHz. Potência de alimentação: 36 W. Peso: 6 kg.
 Dimensões: 29 cm × 27 cm × 14 cm. Os dados podem ser apresentados em tempo real num visor colorido, armazenados internamente, e também impressos.



Figura 7.4 - A antena 3200MLF da GSSI. “MLF” é acrônimo de “Multiple Low Frequency”. Variando-se o comprimento da antena, modifica-se a frequência de operação. Esta antena pode ser usada pelo radar mostrado na Figura 7.3. Comprimento: 120 cm a 600 cm. Frequência central: 16 MHz a 80 MHz. Largura dos pulsos: 12 ns a 60 ns.



Figura 7.5 - O SIR SYSTEM-10B da GSSI. Este é um sistema multicanal de georadar, compatível com todas as antenas fabricadas pela GSSI. Freqüências de operação: no mínimo, entre 16 MHz e 2,5 GHz. O sistema pode operar com até quatro antenas simultaneamente. Os dados podem ser processados em tempo real, ou armazenados para processamento ulterior. O sistema possui a capacidade de realizar duzentas varreduras a cada segundo, o que aumenta a rapidez das sondagens e a qualidade dos dados. Os resultados podem ser apresentados em três formas básicas, e as cores podem ser atribuídas pelo usuário, com o objetivo de enfatizar anomalias ou áreas de interesse.

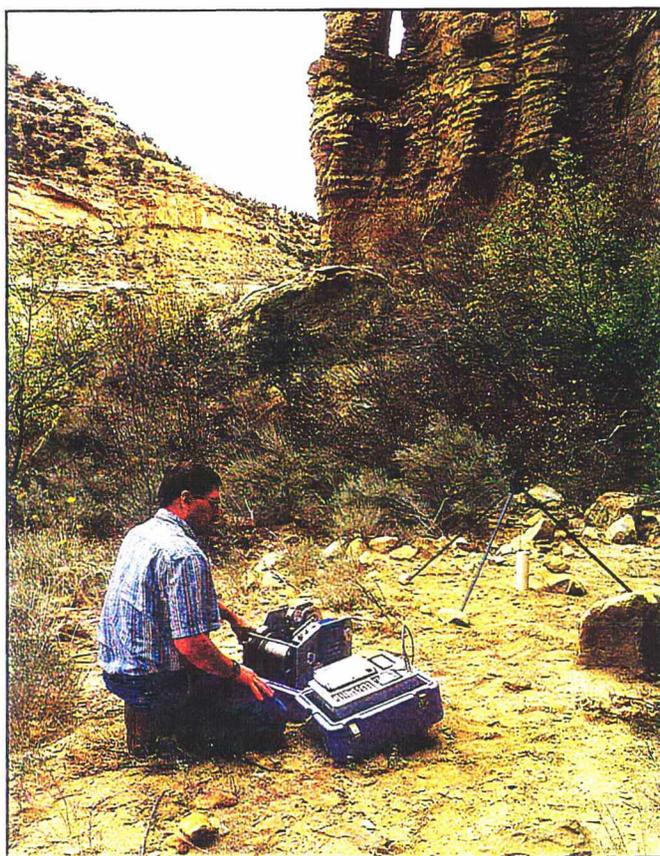


Figura 7.6 - O sistema de aquisição e processamento de dados da Delta Epsilon Instruments Inc., para a realização de sondagens de regiões subterrâneas a partir de furos. Todo o sistema, inclusive o guincho, é acionado por uma bateria recarregável de 12 Vdc.

CAPÍTULO 8

CONCLUSÕES

A rede neural, assim como qualquer memória, possui capacidade finita de armazenamento de dados. Portanto, a natureza dos dados determina a quantidade de informações que pode ser armazenada na rede. Quanto mais informativos forem os dados, mais eficiente será a ocupação do espaço disponível de memória. Os valores da inclinação da onda, armazenados na rede neural, não dependem da distância entre as antenas transmissora e receptora. Por isso, um valor da inclinação da onda pode ser observado em vários pontos da superfície do meio investigado, o que permite a armazenagem econômica de informações referentes a uma grande quantidade de meios divididos em camadas horizontais. Outra vantagem da realização de medições da inclinação da onda é a redução das incoerências resultantes do emprego de formulações simplificadas para modelar as interações complexas entre a onda eletromagnética e o meio sondado. Como a inclinação da onda pode ser expressa por uma razão entre campos, os efeitos dessas incoerências tendem a se cancelar (Lopes et al., 1998a; Wait & Nabulsi, 1996). Esse cancelamento explica a independência da inclinação da onda em relação à distância até a antena transmissora. É importante ressaltar que tal independência geralmente não ocorre, quando ao menos uma das interfaces do meio investigado não é paralela às outras.

A geração dos dados sintéticos, utilizados no treinamento da rede neural, é facilitada pela modelagem do meio estratificado como um sistema não linear, cuja saída é o valor da inclinação da onda, em dada frequência, e cujas entradas são a frequência da onda eletromagnética, os

valores de espessura de cada camada do meio e os valores dos parâmetros elétricos constitutivos dessas camadas. Excitando-se convenientemente o sistema, obtém-se, em sua saída, o valor da inclinação da onda associado ao meio considerado, que pode ser um meio dielétrico ou dissipativo, dividido em três ou menos camadas horizontais. Essa versatilidade dispensa a geração dos dados sintéticos, através do emprego de expressões matemáticas especificamente desenvolvidas para cada tipo de meio, criando condições favoráveis para a implementação em *hardware* do sistema, o que agilizaria não só a resolução do problema direto, mas também a resolução do problema inverso.

Embora, várias vezes neste trabalho, tenha sido mencionada a utilidade da técnica desenvolvida para a sondagem de solos, essa técnica pode ser empregada em outras situações, como a determinação da profundidade de lagos, sondagens de paredes ou de pavimentos e caracterização de florestas tropicais (Lee & Lai, 1997; Li et al., 1998; Voles, 1997). Bamler & Hartl (1998) mencionam que *radares interferométricos de abertura sintética* (InSAR ou IFSAR), localizados em satélites, são capazes de detectar e de mapear deslocamentos na superfície da Terra, com precisão de alguns milímetros. Tais capacidades são cruciais para o estudo de processos tectônicos, a detecção de áreas sujeitas a afundimentos causados por exploração subterrânea de recursos minerais, o alerta de terremotos e de erupções vulcânicas, o estudo de correntes marinhas e a monitorização de movimentações de grandes placas de gelo. As medições da inclinação da onda, em várias frequências, empregando-se a polarização transversal elétrica, permitem a detecção de anomalias laterais pouco profundas. Essas medições são úteis em trabalhos de Engenharia, como a detecção de fraturas em rochas plutônicas ou a monitorização do movimento de rejeitos químicos no subsolo. Comparada à polarização transversal magnética, a polarização transversal elétrica possibilita a expedição de mais potência por unidade de área para o solo. Conseqüentemente, os sinais refletidos associados a esta

polarização tendem a ser mais intensos do que os sinais refletidos associados àquela polarização. O emprego de ondas *TE*, em vez de ondas *TM*, facilita a determinação das características elétricas dos estratos mais profundos, porque os sinais captados tendem a ser menos mascarados por ruídos. Ondas *TE* podem ser geradas por dipolos magnéticos verticais oscilantes (Sinha, 1989; Wait, 1982). As medições devem ser efetuadas relativamente longe da antena transmissora, onde as ondas eletromagnéticas podem ser praticamente consideradas planas. A capacidade da técnica desenvolvida em detectar anomalias laterais, bem como a possibilidade de variação das frequências e das localizações das antenas, permite o mapeamento, com elevada resolução espacial, de estruturas isoladas subterrâneas bidimensionais ou tridimensionais.

Muitos sistemas de radar geofísico empregam as aproximações da Ótica Geométrica para modelar as interações entre as ondas eletromagnéticas e o meio investigado. Essas aproximações limitam a utilidade do radar: as frequências elevadas reduzem a sensibilidade dos sinais captados aos efeitos de condução, o que dificulta a determinação da distribuição de condutividades elétricas. Entretanto, neste trabalho, a modelagem é bem mais abrangente e rigorosa, porque ela emprega a Ótica Física. Conseqüentemente, o sistema de radar geofísico apresentado é bastante versátil; ele opera eficientemente tanto nas aplicações que demandem frequências baixas, quanto nas que requeiram frequências elevadas. O desenvolvimento de um sistema modular de radar geofísico é uma estratégia de projeto muito atraente. Ela facilita a modificação das antenas, da faixa de frequências, da forma de apresentação dos resultados e da técnica de processamento de sinais, que é bastante influenciada pelo tipo de alvo (Dogaru & Carin, 1998; Romanov et al., 1997).

As redes neurais diretas tendem a suprimir ruídos e a aproveitar informações significativas presentes nos sinais de entrada. Se tais informações forem incompletas, a rede pode, em muitos casos, efetuar a compensação (Weile & Michielssen, 1997). A rede neural

pode ser treinada, utilizando-se sinais de entrada e de saída coletados em meios reais. Dispensam-se assim conhecimentos detalhados sobre o funcionamento de modelos físicos que visem a simular a influência do meio sondado sobre as ondas eletromagnéticas (Barrick, 1998; Chow et al., 1998; Demuynck et al., 1998; Donnelly & Power, 1997; Tatarskii & Charnotskii, 1998; Vorontsov & Sivokon, 1998; Yang, 1997b). Acredita-se que o desempenho da rede treinada com dados reais geralmente sobreleve o da rede treinada com dados sintéticos. Por mais sofisticado que seja o modelo usado para gerar os dados sintéticos, ele nunca consegue reproduzir exatamente as condições encontradas na realidade.

Embora este trabalho demonstre a serventia do georadar neural para caracterizar meios estratificados, esse radar pode ser bastante útil em muitas outras situações. Por exemplo, ele pode ser treinado para reconhecer os sinais refletidos e espalhados por estruturas subterrâneas isoladas, fornecendo, em tempo real, as coordenadas espaciais delas. As estruturas podem ser pessoas, canos, túneis, cavidades ou minas explosivas, entre outras. Não é só o radar geofísico que se beneficia da inversão neural. A adequabilidade do método da reflexão sísmica (Vasco, 1998) e do método magnetotelúrico (Kaufman & Keller, 1981) à caracterização de meios estratificados é uma evidência significativa de que a inversão neural lhes pode ser útil. Essa inversão permite reconhecer e classificar automaticamente diversos tipos de anomalias que podem estar presentes em meios estratificados. A utilização quantitativa do método magnetotelúrico tem sido muito limitada pela dificuldade em modelar a influência das anomalias sobre as medidas (Sharma, 1986; Telford et al., 1976). No entanto, as anomalias são, em muitos casos, os alvos da investigação geofísica.

As aplicações do radar de subsuperfície são muito variadas. Duas dessas aplicações, descritas neste trabalho, conduziram a resultados impressionantes. Elas foram as que seguem.

- 1) A descoberta recente de evidências sobre a existência de água congelada na Lua, obtidas graças ao emprego de um radar localizado na sonda espacial militar *Clementine*. As evidências foram confirmadas pela sonda *Lunar Prospector*, no primeiro semestre de 1998.
- 2) A descoberta de evidências significativas de que o radar pode ser usado para localizar campos capazes de produzir petróleo em escala comercial, a partir de medições de certas variações que eles causariam nas características elétricas locais da atmosfera. Embora a explicação científica para essas variações seja controversa, há registros que indicam que de vinte e cinco perfurações, realizadas em locais recomendados pelo radar, dezenove poços resultaram na descoberta de reservatórios novos de hidrocarbonetos; e poços perfurados em vinte e três locais não recomendados pelo radar se mostraram secos ou não comerciais.

Para que a inversão neural só envolvesse sinais reais, os valores complexos da inclinação da onda foram decompostos em magnitude e fase. Há carência de estudos que esclareçam as condições suficientes para que uma rede neural complexa apresente desempenho generalizado superior ao de uma rede neural real. A elucidação dessa questão beneficiará não somente a área de Geoprocessamento, mas também muitas outras áreas. O radar de subsuperfície não é utilizado somente para sondar uma região a partir de sua superfície. Ele pode também sondar a região a partir de furos, conforme mostra a Figura 7.6. Quando o radar de subsuperfície é empregado em furos, ele costuma ser chamado de “radar de furos” (*borehole radar*). A Geotomografia Eletromagnética (Lopes, 1998; Lopes et al., 1998b) permite gerar imagens da distribuição espacial de certos parâmetros físicos da região, graças à inversão dos dados colhidos nos furos. A inversão tomográfica neural será abordada em trabalhos futuros.

GLOSSÁRIO

Afundimento: acidente geodinâmico que consiste em abatimentos de terrenos, com efeitos morfogênicos.

Anisotropia elétrica: qualidade de certos materiais de reagir diferentemente segundo a direção de propagação da onda eletromagnética. A anisotropia elétrica é geralmente significativa em cristais.

Balum: dispositivo que permite a conexão entre um sistema balanceado e um sistema não balanceado. Cabos coaxiais não são dispositivos balanceados. Se um cabo coaxial for ligado diretamente a uma antena, possivelmente haverá fluxo de corrente por fora do cabo, que poderá fazê-lo irradiar campos eletromagnéticos, causando interferências com os campos transmitidos pela antena. Os baluns podem evitar essas interferências. Existem basicamente dois tipos de baluns: os de tensão e os de corrente. No primeiro tipo, o balanceamento resulta no aparecimento de tensões de magnitudes iguais e de sinais opostos na saída do balun; no segundo tipo, o balanceamento causa o aparecimento de correntes de magnitudes iguais, fluindo em sentidos opostos na saída do balun. Os baluns de corrente geralmente operam em faixas de frequência mais amplas do que os de tensão. Aqueles baluns costumam admitir níveis de potência maiores do que estes. O modelo B41Y10-50 da *Centaur Baluns* é capaz de casar um cabo coaxial, cujo valor de impedância característica seja igual a cinqüenta ohms, com uma antena Yagi, cujo valor de impedância de entrada seja igual a duzentos ohms. Diz-se que esse balun é do tipo 4:1. A palavra

balum deriva das palavras inglesas [bal]anced e [un]balanced. Na Língua Portuguesa, nenhuma palavra termina em *un*. Portanto, *balum* é a versão portuguesa da palavra inglesa *balun*.

Difração: mudança, que não possa ser explicada como reflexão ou refração, na direção e intensidade de uma onda, após esta passar por um obstáculo ou através de uma abertura.

Espectrômetro: instrumento que permite separar uma partícula com determinada energia de um feixe de partículas que apresentam várias energias. Assim, consegue-se analisar a constituição energética do feixe.

Extração "offshore": retirada de hidrocarbonetos dos fundos marinhos. *Offshore* é termo inglês de uso universal, cuja tradução literal é *fora da terra*. A tecnologia *offshore* foi lançada na década de vinte, e foi se expandindo, inclusive no Brasil, mormente após os aumentos bruscos do preço do barril de petróleo, ocorridos em 1973 e em 1979, que tornaram compensadoras as extrações marítimas. Os especialistas avaliam que há oitenta e quatro milhões de quilômetros quadrados de mar com bacias sedimentares de hidrocarbonetos.

Geoprocessamento: técnica de tratamento de informações referentes à Terra, que permite mapear recursos naturais e determinar os locais adequados a cada tipo de construção. O Geoprocessamento envolve conhecimentos principalmente nas áreas de Informática, Processamento de Imagens e Geofísica.

Hidrocarboneto: composto constituído apenas por átomos de carbono e hidrogênio. Os hidrocarbonetos benzênicos apresentam fórmula geral $C_n H_{2n-6}$. Os hidrocarbonetos acíclicos saturados são também chamados de *alcanos*, *parafinas*, *hidrocarbonetos formênicos* ou *hidrocarbonetos limites*. Os alcanos apresentam fórmula geral $C_n H_{2n+2}$.

InSAR: acrônimo de [*in*]terferometric [*s*]ynthetic [*a*]perture [*r*]adar, que significa radar de abertura sintética interferométrico. Usa-se também a forma *IFSAR*.

Inteligência Artificial: campo multidisciplinar que abrange a Computação, as Neurociências, a Filosofia, a Psicologia, a Robótica e a Lingüística, cujo objetivo é o desenvolvimento de sistemas aparentemente cognitivos, capazes de armazenar informações, aplicá-las à resolução de problemas e adquirir novas informações.

Magnetômetro: instrumento que serve para medir variáveis de campos magnéticos. O magnetômetro *fluxgate* é também chamado de *magnetômetro de válvula de fluxo*. Ele surgiu na época da Segunda Guerra Mundial, quando foi empregado para detectar submarinos e minas explosivas. Seu princípio de funcionamento se baseia na mudança produzida pelo campo magnético local na curva-resposta do campo secundário de uma bobina. O núcleo dessa bobina é feito de material magnético de alta permeabilidade e de saturação fácil, o que permite uma curva de histerese muito estreita e uma resposta boa. Mede-se o valor do campo magnético em uma direção, quando o eixo da bobina se alinha àquela direção. Por isso, diz-se que o magnetômetro *fluxgate* é um instrumento vetorial. Um conjunto composto de três desses magnetômetros pode fornecer simultaneamente os três componentes cartesianos (*X*, *Y* e *Z*) do campo geomagnético local, com grande precisão. Um dos benefícios do magnetômetro *fluxgate* para a investigação geomagnética moderna é a realização de medidas em intervalos de tempo muito curtos. Isso permitiu a investigação de variações geomagnéticas de alta frequência. Portanto, estudos geomagnéticos realizados no solo puderam ser estendidos a certos fenômenos físicos que ocorrem nas camadas mais externas da Terra: a ionosfera e a magnetosfera.

O magnetômetro de precessão de prótons é muito popular em sondagens geofísicas. A parte principal dele é um recipiente cheio de um líquido com muitos átomos de

hidrogênio, que são excitados por um campo magnético artificial, produzido por uma bobina externa ao recipiente. Ao cessar na bobina a corrente de excitação, ocorre uma interação entre os campos atômicos e o campo geomagnético local, produzindo nos eixos de rotação atômica a chamada *precessão de Larmor*. Detectando-se essa interação, pode-se conhecer a intensidade total do campo geomagnético local. Por isso, costuma-se dizer que o magnetômetro de precessão de prótons é um instrumento escalar. Entretanto, constroem-se atualmente magnetômetros vetoriais de precessão de prótons, que medem o campo geomagnético em determinada direção. Barreto (1997) fornece informações sobre a instrumentação geomagnética, o Arqueomagnetismo e o Paleomagnetismo, que são ramos do Geomagnetismo.

FLUXMASTER é o nome de um magnetômetro *fluxgate*, fabricado pela empresa alemã S. Mayer Meßgeräte. Esse instrumento portátil serve para efetuar medidas precisas de campos magnéticos fracos, cujas frequências sejam inferiores a 1 kHz e cujos valores de densidade de fluxo magnético estejam entre um nanotesla e duzentos microteslas. Ele é capaz de medir campos magnéticos estáticos. As aplicações típicas do FLUXMASTER são: medições do campo magnético terrestre, detecções de campos alternados de linhas de potência, investigações paleomagnéticas e medições de campos residuais. A resolução do FLUXMASTER é igual a um nanotesla e sua acurácia é igual a $0,5\% \pm 5 \text{ nT}$.

Ótica Geométrica: ramo da Física caracterizado pelo emprego de comprimentos de onda relativamente pequenos, permitindo admitir-se que a energia seja transportada ao longo de raios, e que várias leis da Ótica sejam formuladas a partir de considerações de natureza geométrica.

Paráclase: falha ou fratura em uma rocha.

Poço: termo genérico que designa uma perfuração, seja esta produtiva ou não. Classificam-se os poços em: *poços de exploração*, que visam à pesquisa de campos novos; *poços de estimacão e de confirmação*; *poços de extensão e de delimitacão*; *poços de desenvolvimento*; e *poços de reinjecão*. Ainda cabe registrar as seguintes denominações: *poço esgotado*; *poço eruptivo*, que produz naturalmente, sem bombeamento; *poço fechado*; *poço de intervençã*, que é normalmente oblíquo e usado em emergências; *poço de obrigaçã*, que é perfurado em decorrência de uma cessã de direito de propriedade; e, finalmente, *poço testemunho*, cuja funçã é recolher elementos característicos sobre a jazida.

Rede neural real: rede neural cujos valores dos parâmetros livres são exclusivamente números reais.

Resoluçã: a menor variaçã em uma quantidade, que pode ser medida com certeza. A resoluçã expressa o grau com que valores quase idênticos de uma quantidade podem ser discriminados. Em uma imagem, a resoluçã espacial expressa a capacidade de representar as feições menores.

Rocha plutônica: rocha ígnea resultante da solidificaçã do magma em profundidade. A rocha plutônica é também chamada de *rocha intrusiva*.

Teodolito: instrumento que serve para medir ângulos horizontais e verticais, bem como distâncias e alturas. Ele é muito usado em trabalhos topográficos, geodésicos e astronômicos.

Testemunho: amostra de uma regiã, colhida em sua superfície ou em profundidade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAMOWITZ, M.; STEGUN, I.A. **Handbook of Mathematical Functions**. New York: Dover, 1970.
- ADLER, A.; GUARDO, R. A Neural Network Image Reconstruction Technique for Electrical Impedance Tomography. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, U.S.A., v. 13, n. 4, p. 594–600, Dec. 1994.
- ALIREZAIE, J.; JERNIGAN, M.E.; NAHMIAS, C. Neural Network-Based Segmentation of Magnetic Resonance Images of the Brain. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, U.S.A., v. 44, n. 2, p. 194–198, Apr. 1997.
- ALUMBAUGH, D.L.; NEWMAN, G.A.; PREVOST, L.; SHADID, J.N. Three-Dimensional Wideband Electromagnetic Modeling on Massively Parallel Computers. **Radio Science**, U.S.A., v. 31, n. 1, p. 1–23, Jan./Feb. 1996.
- AMARI, S.; CICHOCKI, A. Adaptive Blind Signal Processing – Neural Network Approaches. **Proceedings of the IEEE**, U.S.A., v. 86, n. 10, p. 2026–2048, Oct. 1998.
- ANDERSON, W.L. Q-Factor Approximation of Electromagnetic Fields for High-Frequency Sounding in the 300 kHz to 30 MHz Range Over Layered Media. **Geophysics**, U.S.A., v. 60, n. 4, p. 1253–1258, July/Aug. 1995.
- ARCONE, S.A.; YANKIELUN, N.E.; CHACHO, E.F. Reflection Profiling of Artic Lake Ice Using Microwave FM-CW Radar. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 35, n. 2, p. 436–443, Mar. 1997.
- ATTIYA, A.; JI, C. How Initial Conditions Affect Generalization Performance in Large Networks. **IEEE Transactions on Neural Networks**, U.S.A., v. 8, n. 2, p. 448–451, Mar. 1997.
- ATKINSON, P.M.; TATNALL, R.L. Neural Networks in Remote Sensing. **International Journal of Remote Sensing**, Great Britain, v. 18, n. 4, p. 699–709, Mar. 1997.
- BAMLER, R.; HARTL, P. Synthetic Aperture Radar Interferometry. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 14, n. 4, p. R1–R54, Aug. 1998.
- BARRETO, L.M. **El Geomagnetismo**. México: Plaza y Valdés, 1997.
- BARRICK, D.E. Grazing Behavior of Scatter and Propagation above any Rough Surface. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 46, n. 1, p. 73–83, Jan. 1998.
- BAUM, C.E. Discrimination of Buried Targets via the Singularity Expansion. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 13, n. 3, p. 557–570, June 1997.
- BERGMANN, T.; ROBERTSSON, J.O.; HOLLIGER, K. Numerical Properties of Staggered Finite-Difference Solutions of Maxwell's Equations for Ground-Penetrating Radar Modeling. **Geophysical Research Letters**, U.S.A., v. 23, n. 1, p. 45–48, Jan. 1996.

- BERTERO, M.; BINDI, D.; BOCCACCI, P.; CATTANEO, M.; EVA, C.; LANZA, V. A Novel Blind-Deconvolution Method with an Application to Seismology. *Inverse Problems*, Great Britain, v. 14, n. 4, p. 815–833, Aug. 1998.
- BIBHAS, R. Measurement and Analysis of Broadband Dielectric Properties of Brine-Saturated Rocks. *The Log Analyst*, U.S.A., v. 27, n. 2, p. 63–71, Mar./Apr. 1986.
- BIGELOW, E.L. The Benefits of Integrating Different Information Disciplines. **Report 38382 of the Society of Petroleum Engineers**, U.S.A., 1997.
- BREWSTER, M.L.; ANNAN, A.P. Ground-Penetrating Radar Monitoring of a Controlled DNAPL Release: 200 MHz Radar. *Geophysics*, U.S.A., v. 59, n. 8, p. 1211–1221, Aug. 1994.
- CAMPBELL, N.W.; THOMAS, B.T.; TROSCIANKO, T. Automatic Segmentation and Classification of Outdoor Images Using Neural Networks. *International Journal of Neural Systems*, v. 8, n. 1, p. 137–144, Feb. 1997.
- CASASENT, D.; NATARAJAN, S. A Classifier Neural Net with Complex-Valued Weights and Square-Law Nonlinearities. *Neural Networks*, Great Britain, v. 8, n. 6, p. 989–998, 1995.
- CASTELLANO, G.; FANELLI, A.M.; PELILLO, M. An Iterative Pruning Algorithm for Feedforward Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, U.S.A., v. 8, n. 3, p. 519–531, May 1997.
- CHAN, T.; KUGA, Y.; ISHIMARU, A. Subsurface Detection of a Buried Object Using Angular Correlation Function Measurement. *Waves in Random Media*, Great Britain, v. 7, n. 3, p. 457–465, July 1997.
- CHANG, H.; CHEN, H.; FANG, J. Lithology Determination from Well Logs with Fuzzy Associative Memory Neural Network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, U.S.A., v. 35, n. 3, p. 773–780, May 1997.
- CHANG, S.; WONG, K.; LEUNG, C. Periodic Activation Function for Fast On-Line EKF Training and Pruning. *Electronics Letters*, Great Britain, v. 34, n. 23, p. 2255–2257, Nov. 1998.
- CHERNIAKOV, M. Optimal Step Frequency Signal for a Ground Penetrating Radar. *Electronics Letters*, Great Britain, v. 32, n. 1, p. 62–64, Jan. 1996.
- CHOW, Y.L.; HOJJAT, N.; NAEINI, S.; DANA, R. Spectral Green's Functions for Multilayer Media in a Convenient Computational Form. *IEE Proceedings on Microwaves, Antennas and Propagation*, Great Britain, v. 145, n. 1, p. 85–91, Feb. 1998.
- DAI, H.; MACBETH, C. Split Shear-Wave Analysis Using an Artificial Neural Network? *First Break*, Great Britain, v. 12, n. 12, p. 605–613, Dec. 1994.
- DAI, R.; YOUNG, C.T. Theory and Sensing Applications of a Long Antenna on Layered Media. *Radio Science*, U.S.A., v. 32, n. 1, p. 43–57, Jan./Feb. 1997.
- DANIEL, M.M.; WILLSKY, A.S. A Multiresolution Methodology for Signal-Level Fusion and Data Assimilation with Applications to Remote Sensing. *Proceedings of the IEEE*, U.S.A., v. 85, n. 1, p. 164–180, Jan. 1997.
- DAWSON, M.S.; FUNG, A.K.; MANRY, M.T. A Robust Statistical-Based Estimator for Soil Moisture Retrieval from Radar Measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, U.S.A., v. 35, n. 1, p. 57–67, Jan. 1997.
- DEMETER, G. Tomography using Neural Networks. *Review of Scientific Instruments*, U.S.A., v. 68, n. 3, p. 1438–1443, Mar. 1997.
- DEMING, R.W.; DEVANEY, A.J. Diffraction Tomography for Multi-Monostatic Ground Penetrating Radar Imaging. *Inverse Problems*, Great Britain, v. 13, n. 1, p. 29–45, Feb. 1997.

- DEMUYNCK, F.J.; VANDENBOSCH, G.A.; CAPELLE, A.R. The Expansion Wave Concept – Part I: Efficient Calculation of Spatial Green's Functions in a Stratified Dielectric Medium. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 46, n. 3, p. 397–406, Mar. 1998.
- DOGARU, T.; CARIN, L. Time-Domain Sensing of Targets Buried under a Rough Air-Ground Interface. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 46, n. 3, p. 360–372, Mar. 1998.
- DONNELLY, R.; POWER, D. The Behavior of Electromagnetic Localized Waves at a Planar Interface. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 45, n. 4, p. 580–591, Apr. 1997.
- DUBOIS, J.C. Borehole Radar Experiment in Limestone: Analysis and Data Processing. **First Break**, Great Britain, v. 13, n. 2, p. 57–67, Feb. 1995.
- ELLIS, G.A.; PEDEN, I.C. Cross-Borehole Sensing: Identification and Localization of Underground Tunnels in the Presence of a Horizontal Stratification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 35, n. 3, p. 756–761, May 1997.
- GENTER, A.; CASTAING, C.; MARTIN, P. Évaluation de la Fracturation des Réservoirs par Forages: Comparaison entre les Données de Carottes et d'Imagerie de Paroi. **Revue de l'Institut Français du Pétrole**, France, v. 52, n. 1, p. 45–60, jan./fév. 1997.
- GERKENS, J.C. **Foundation of Exploration Geophysics**. Amsterdam: Elsevier, 1989.
- GHARBI, R.B.; ELSHARKAWY, A.M. Universal Neural Network Based Model for Estimating the PVT Properties of Crude Oil Systems. **Report 38099 of the Society of Petroleum Engineers**, U.S.A., 1997.
- GIBERT D.; TOURNERIE, B.; VIRIEUX, J. High-Resolution Electromagnetic Imaging of the Conductive Earth Interior. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 10, n. 2, p. 341–351, Apr. 1994.
- HABER, E.; OLDENBURG, D. Joint Inversion: A Structural Approach. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 13, n. 1, p. 63–77, Feb. 1997.
- HAMEY, L.G.C. Comments on "Can Backpropagation Error Surface Not Have Local Minima?". **IEEE Transactions on Neural Networks**, U.S.A., v. 5, n. 5, p. 844–845, Sept. 1994.
- HAYKIN, S. **Neural Networks**. New York: Macmillan, 1994.
- HAYKIN, S. Neural Networks Expand SP's Horizons. **IEEE Signal Processing Magazine**, U.S.A., v. 13, n. 2, p. 24–49, Mar. 1996.
- HICKS, P.J. X-Ray Computer-Assisted Tomography for Laboratory Core Studies. **Journal of Petroleum Technology**, U.S.A., v. 48, n. 12, p. 1120–1122, Dec. 1996.
- JONES, H.V.; DULLER, A.W.; CHANTRELL, R.W.; HOARE, A.; BISSELL, P.R. A Neural Network Approach to the Determination of Anisotropy Distributions. **Journal of Physics D: Applied Physics**, Great Britain, v. 31, n. 21, p. 3028–3035, Nov. 1998.
- KAUFMAN, A.A.; KELLER, G.V. **The Magnetotelluric Sounding Method**. Amsterdam: Elsevier, 1981.
- KHRUSLOV, E.Y.; SHEPELSKY, D.G. Inverse Scattering Method in Electromagnetic Sounding Theory. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 10, n. 1, p. 1–37, Feb. 1994.
- KIM, Y.; PARK, D. Fast Nonlinear Channel Equalisation Using Generalised Diagonal Recurrent Neural Networks. **Electronics Letters**, Great Britain, v. 34, n. 23, p. 2253–2255, Nov. 1998.
- KING, R.W.; SANDLER, S.S. Response to Remarks by J.R. Wait on the Comments and Reply to "The Electromagnetic Field of a Vertical Electric Dipole over the Earth or Sea". **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 45, n. 2, p. 309–311, Feb. 1997.

- KUMAR, A.S.; BASU, S.K.; MAJUMDAR, K.L. Robust Classification of Multispectral Data Using Multiple Neural Networks and Fuzzy Integral. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 35, n. 3, p. 787–790, May 1997.
- LADAS, K.T.; DEVANEY, A.J. Iterative Methods in Geophysical Diffraction Tomography. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 8, n. 1, p. 119–132, Feb. 1992.
- LEE, C.W. Training Feedforward Neural Networks: An Algorithm Giving Improved Generalization. **Neural Networks**, Great Britain, v. 10, n. 1, p. 61–68, Jan. 1997.
- LEE, J.W.; LAI, A.K. Hybrid Neural Network / Ray Tracing Model for Radiowave Penetration into Buildings. **Electronics Letters**, Great Britain, v. 33, n. 19, p. 1609–1610, Sept. 1997.
- LI, L.; YEO, T.; KOOL, P.; LEONG, M. Radio Wave Propagation along Mixed Paths through a Four-Layered Model of Rain Forest: an Analytic Approach. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 46, n. 7, p. 1098–1111, July 1998.
- LOPES, Eliezer Pereira. **Geotomografia Eletromagnética: Algoritmo Tomográfico, Filtro Bidimensional Adaptativo e Algoritmo de Segmentação de Imagens**. Florianópolis, 1998. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - GPEB, Universidade Federal de Santa Catarina.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. Tomografia Geofísica Eletromagnética. In: SÉTIMO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES (1989, Florianópolis). **Anais...** Florianópolis: Sociedade Brasileira de Telecomunicações, Universidade Federal de Santa Catarina & Universidade Estadual de Campinas, 1989. p. 539–545.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. Reconstrução de Imagens a partir de Dados Ruidosos e Incompletos. In: NONO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES (1991: São Paulo). **Anais...** São Paulo: Sociedade Brasileira de Telecomunicações & Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1991. p. 20.3.1–20.3.8.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. Electromagnetic Geophysical Tomography. **IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing**, Great Britain, v. 139, n. 1, p. 27–35, Feb. 1992.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. Um Novo Algoritmo Paralelo para a Reconstrução de Imagens de Meios Geofísicos. In: DÉCIMO PRIMEIRO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES (1993: Natal). **Anais...** Natal: Sociedade Brasileira de Telecomunicações & Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 1993. p. 165–170.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. A Signal Processing Algorithm for Determining the Frequencies of Electromagnetic Remote Sensing Methods. In: INTERNATIONAL TELECOMMUNICATIONS SYMPOSIUM (1994a, Rio de Janeiro). **Proceedings...** Rio de Janeiro: Brazilian Telecommunications Society & Institute of Electrical and Electronic Engineers, 1994a. p. 118–122.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira. Electromagnetic Geotomography. **Brazilian Journal of Geophysics**, Brazil, v. 2, n. 2, p. 163–175, Dec. 1994b.
- LOPES, Elizeu Pereira; LOPES, Eliezer Pereira; BARRETO, J.M.; BARRETO, L.M. Wave-Tilt Neural Georadar. In: THIRD BRAZILIAN CONGRESS ON NEURAL NETWORKS (1997a: Florianópolis). **Proceedings...** Florianópolis: L. Calôba and J. Barreto, 1997a. p. 425–431.
- LOPES, Elizeu Pereira; LOPES, Eliezer Pereira; BARRETO, L.M.; BARRETO, J.M. Neural Georadar Probing of Stratified Media. In: FIFTH INTERNATIONAL CONGRESS OF THE BRAZILIAN GEOPHYSICAL SOCIETY (1997b: São Paulo). **Proceedings...** São Paulo: Brazilian Geophysical Society, 1997b. p. 511–514.

- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira; BARRETO, J.M.; BARRETO, L.M. Multiplicative Version of the Dines and Lytle Algorithm. *Electronics Letters*, Great Britain, v. 33, n. 9, p. 763–765, Apr. 1997c.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira; BARRETO, L.M.; BARRETO, J.M. A New Selective Filter for Improving the Performance of Geotomographic Algorithms. In: FIFTH INTERNATIONAL CONGRESS OF THE BRAZILIAN GEOPHYSICAL SOCIETY (1997d: São Paulo). *Proceedings...* São Paulo: Brazilian Geophysical Society, 1997d. p. 547–550.
- LOPES, Elizeu Pereira; LOPES, Eliezer Pereira; BARRETO, J.M.; BARRETO, L.M. Robust Nonlinear Inversion of Wave-Tilt Data. *Inverse Problems*, Great Britain, v. 14, n. 4, p. 955–977, Aug. 1998a.
- LOPES, Eliezer Pereira; LOPES, Elizeu Pereira; BARRETO, J.M.; BARRETO, L.M. Segmentation Tomography. *Electronics Letters*, Great Britain, v. 34, n. 23, p. 2222–2224, Nov. 1998b.
- MAGOULAS, G.D.; VRAHATIS, M.N.; ANDROULAKIS, G.S. Effective Backpropagation Training with Variable Stepsize. *Neural Networks*, Great Britain, v. 10, n. 1, p. 69–82, Jan. 1997.
- McMECHAN, G.A.; GAYNOR, G.C.; SZERBIAK, R.B. Use of Ground-Penetrating Radar for 3-D Sedimentological Characterization of Clastic Reservoir Analogs. *Geophysics*, U.S.A., v. 62, n. 3, p. 786–796, May/June, 1997.
- MOHAGHEGH, S. Neural Network: What it Can Do for Petroleum Engineers. *Journal of Petroleum Technology*, U.S.A., v. 47, n. 1, p. 42, Jan. 1995.
- MOHAGHEGH, S.; AREFI, R.; AMERI, S.; AMINIAND, K.; NUTTER, R. Petroleum Reservoir Characterization with the Aid of Artificial Neural Networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Great Britain, v. 16, n. 4, p. 263–274, Dec. 1996.
- MORI, M.; YAGAI, Y.; YATAGAI, T.; WATANABE, M. Optical Learning Neural Network with a Pockels Readout Optical Modulator. *Applied Optics*, U.S.A., v. 37, n. 14, p. 2852–2857, May 1998.
- MURAI, H.; OMATU, S. Remote Sensing Image Analysis Using a Neural Network and Knowledge-Based Processing. *International Journal of Remote Sensing*, U.S.A., v. 18, n. 4, p. 811–828, Mar. 1997.
- NICOLLIN, F.; KOFMAN, W. Ground Penetrating Radar Sounding of a Temperate Glacier, Modelling of a Multilayered Medium. *Geophysical Prospecting*, Great Britain, v. 42, n. 7, p. 715–734, Oct. 1994.
- NIKRAVESH, M.; DOBIE, C.A.; TUFTS, C.; PATZEK, T.W. Field-Wise Waterflood Management in Low Permeability, Fractured Oil Reservoirs: Neuro-Fuzzy Approach. *Report 37523 of the Society of Petroleum Engineers*, U.S.A., 1996.
- OH, S. Improving the Error Backpropagation Algorithm with a Modified Error Function. *IEEE Transactions on Neural Networks*, U.S.A., v. 8, n. 3, p. 799–803, May 1997.
- PATTERSON, D.W. *Artificial Neural Networks: Theory and Applications*. Prentice Hall: Singapore, 1996.
- PETERS, L.; DANIELS, J.J.; YOUNG, J.D. Ground Penetrating Radar as a Subsurface Environmental Sensing Tool. *Proceedings of the IEEE*, U.S.A., v. 82, n. 12, p. 1802–1822, Dec. 1994.
- PORCELLO, L.J.; JORDAN, R.L.; ZELENKA, J.S.; ADAMS, G.F.; PHILLIPS, R.J.; BROWN, W.E.; WARD, S.H.; JACKSON, P.L. The Apollo Lunar Sounder Radar System. *Proceedings of the IEEE*, U.S.A., v. 62, n. 6, p. 769–783, June 1974.
- PRENSKY, S.E. A Survey of Recent Developments and Emerging Technology in Well Logging and Rock Characterization. *The Log Analyst*, U.S.A., v. 35, n. 2, p. 15–45, Mar./Apr. 1994.

- RICHARDSON, C.; AARHOLT, E.; HAMRAN, S.; HOLMLUND, P.; ISAKSSON, E. Spatial Distribution of Snow in Western Dronning Maud Land, East Antarctica, Mapped by a Ground-Based Snow Radar. *Journal of Geophysical Research*, U.S.A., v. 102, n. B9, p. 20343–20353, Sept. 1997.
- ROBERTS, R.L.; DANIELS, J.J. Modeling Near-Field GPR in Three Dimensions Using the FDTD Method. *Geophysics*, U.S.A., v. 62, n. 4, p. 1114–1126, July/Aug. 1997.
- ROMANOV, V.G.; GOTTLIEB, J.; KABANIKHIN, S.I.; MARTAKOV, S.V. An Inverse Problem for Special Dispersive Media Arising from Ground Penetrating Radar. *Journal of Inverse and Ill-Posed Problems*, The Netherlands, v. 5, n. 2, p. 175–192, 1997.
- SADIKU, M.N. *Elements of Electromagnetics*. Fort Worth: Saunders, 1994.
- SATO, T.; TAKEDA, K.; NAGAMATSU, T.; WAKAYAMA, T.; KIMURA, I.; SHINBO, T. Automatic Signal Processing of Front Monitor Radar for Tunneling Machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, U.S.A., v. 35, n. 2, p. 354–359, Mar. 1997.
- SCHITTENKOPF, C.; DECO, G.; BRAUER, W. Two Strategies to Avoid Overfitting in Feedforward Networks. *Neural Networks*, Great Britain, v. 10, n. 3, p. 505–516, Apr. 1997.
- SCOTT, J.H.; CARROLL, R.D.; CUNNINGHAM, D.C. Dielectric Constant and Electrical Conductivity Measurements of Moist Rock: a New Laboratory Method. *Journal of Geophysical Research*, U.S.A., v. 72, n. 20, p. 5101–5115, Oct. 1967.
- SHARMA, P.V. *Geophysical Methods in Geology*. New York: Elsevier, 1986.
- SHUAL, J.; CHEN, Z.; LIU, R.; WU, B. Hamilton Neural-Network Model: Recognition of the Color Patterns. *Applied Optics*, U.S.A., v. 34, n. 29, p. 6764–6768, Oct. 1995.
- SINGH, N.P.; LAL, T. Reply to the Discussion by Dr. J.R. Wait on the Paper “Horizontal Magnetic Dipole over an Inhomogeneous Earth Model with Exponential Variation of Conductivity”. *Pure and Applied Geophysics*, Switzerland, v. 149, n. 4, p. 797–799, Aug. 1997.
- SINHA, A.K. Magnetic Wavetilt Measurements for Geological Fracture Mapping. *Geophysical Prospecting*, Great Britain, v. 37, n. 4, p. 427–445, May 1989.
- SKOLNIK, M.; HEMENWAY, D.; HANSEN, J.P. Radar Detection of Gas Seepage Associated with Oil and Gas Deposits. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, U.S.A., v. 30, n. 3, p. 630–633, May 1992.
- SPAGNOLINI, U. Permittivity Measurements of Multilayered Media with Monostatic Pulse Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, U.S.A., v. 35, n. 2, p. 454–463, Mar. 1997.
- SUN, J.; YOUNG, R.A. Recognizing Surface Scattering in Ground-Penetrating Radar Data. *Geophysics*, U.S.A., v. 60, n. 5, p. 1378–1385, Sept./Oct. 1995.
- TANG, C.H.; BOAK, T.I.; GROSSI, M.D. Bistatic Radar Measurements of Electrical Properties of the Martian Surface. *Journal of Geophysical Research*, U.S.A., v. 82, n. 28, p. 4305–4315, Sept. 1977.
- TANG, C.Z.; KWAN, H.K. Multilayer Feedforward Neural Networks with Single Powers-of-Two Weights. *IEEE Transactions on Signal Processing*, U.S.A., v. 41, n. 8, p. 2724–2727, Aug. 1993.
- TATARSKII, V.I.; CHARNOTSKII, M.I. On the Universal Behavior of Scattering from a Rough Surface for Small Grazing Angles. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, U.S.A., v. 46, n. 1, p. 67–72, Jan. 1998.
- TELFORD, W.M.; GELDART, L.P.; SHERIFF, R.E.; KEYS, D.A. *Applied Geophysics*. Cambridge: Cambridge University, 1976.

- TILLARD, S. Radar Experiments in Isotropic and Anisotropic Geological Formations (Granite and Schists). **Geophysical Prospecting**, Great Britain, v. 42, n. 6, p. 615–636, Aug. 1994.
- VASCO, D.W. Regularization and Trade-Off Associated with Nonlinear Geophysical Inverse Problems: Penalty Homotopies. **Inverse Problems**, Great Britain, v. 14, n. 4, p. 1033–1052, Aug. 1998.
- VASUDEVAN, K.; TOZSER, P.; COOK, F.A. Delineation of Surfaces by Skeletonization: Application to Interpretation of 3D Seismic Reflection and Georadar Data Volumes. **Geophysical Research Letters**, U.S.A., v. 24, n. 7, p. 767–770, Apr. 1997.
- VITEBSKIY, S.; CARIN, L.; RESSLER, M.A.; LE, F.H. Ultra-Wideband, Short-Pulse Ground-Penetrating Radar: Simulation and Measurement. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 35, n. 3, p. 762–772, May 1997.
- VOLES, R. Plan Resolution of a Surface-Penetrating Synthetic Aperture Radar. **Electronics Letters**, Great Britain, v. 33, n. 25, p. 2159–2160, Dec. 1997.
- VORONTSOV, M.A.; SIVOKON, V.P. Stochastic Parallel-Gradient-Descent Technique for High-Resolution Wave-Front Phase-Distortion Correction. **Journal of the Optical Society of America A**, U.S.A., v. 15, n. 10, p. 2745–2758, Oct. 1998.
- VUKELIC, M.A.; MIRANDA, E.N. Neural Networks in Petroleum Engineering: A Case Study. **International Journal of Neural Systems**, Great Britain, v. 7, n. 2, p. 187–194, May 1996.
- WAIT, J.R. **Electromagnetic Waves in Stratified Media**. Oxford: Pergamon, 1970.
- WAIT, J.R. **Geo-Electromagnetism**. New York: Academic Press, 1982.
- WAIT, J.R.; NABULSI, K.A. Wave Tilt of Radio Waves Propagating over a Layered Ground. **Geophysics**, U.S.A., v. 61, n. 6, p. 1647–1652, Nov./Dec. 1996.
- WAIT, J.R. On EM Potentials in Transitional Media. **Pure and Applied Geophysics**, Switzerland, v. 149, n. 4, p. 793–795, Aug. 1997.
- WEILE, D.S.; MICHIELSSEN, E. Genetic Algorithm Optimization Applied to Electromagnetics: a Review. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 45, n. 3, p. 343–353, Mar. 1997.
- WILT, M.; SCHENKEL, C.; DALEY, T.; PETERSON, J.; MAJER, E.; MURER, A.S.; JOHNSTON, R.M.; KLONSHY, L. Mapping Steam and Water Flow in Petroleum Reservoirs. **Report 37532 of the Society of Petroleum Engineers**, U.S.A., 1997.
- WITTEN, A.J.; MOLYNEUX, J.E.; NYQUIST, J.E. Ground Penetrating Radar Tomography: Algorithms and Case Studies. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 32, n. 2, p. 461–467, Mar. 1994.
- WONG, P.M.; GEDEON, T.D.; TAGGART, I.J. An Improved Technique in Porosity Prediction: a Neural Network Approach. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 33, n. 4, p. 971–980, July 1995.
- WONG, P.M.; TAMHANE, D.; WANG, L. A Neural-Network Approach to Knowledge-Based Well Interpolation: a Case Study of a Fluvial Sandstone Reservoir. **Journal of Petroleum Geology**, U.S.A., v. 20, n. 3, p. 363–372, July 1997.
- XIONG, Z.; TRIPP, A.C. Ground-Penetrating Radar Responses of Dispersive Models. **Geophysics**, U.S.A., v. 62, n. 4, p. 1127–1131, Aug. 1997.
- XU, T.; McMECHAN, G.A. GPR Attenuation and its Numerical Simulation in 2.5 Dimensions. **Geophysics**, U.S.A., v. 62, n. 1, p. 403–414, Mar./Apr. 1997.

- YAMAGUCHI, Y.; MITSUMOTO, M.; SENGOKU, M.; ABE, T. Synthetic Aperture FM-CW Radar Applied to the Detection of Objects Buried in Snowpack. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, U.S.A., v. 32, n. 1, p. 11–18, Jan. 1994.
- YANG, A. Integrated Reservoir Description from Seismic, Well Log, to Production Data. **Report 38381 of the Society of Petroleum Engineers**, U.S.A., 1997a.
- YANG, H.D. A Spectral Recursive Transformation Method for Electromagnetic Waves in Generalized Anisotropic Layered Media. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, U.S.A., v. 45, n. 3, p. 520–526, Mar. 1997b.
- YU, X.; CHEN, G.; CHENG, S. Acceleration of Backpropagation Learning Using Optimised Learning Rate and Momentum. **Electronics Letters**, Great Britain, v. 29, n. 14, p. 1288–1290, July 1993.
- YU, X.; CHEN, G. Efficient Backpropagation Learning Using Optimal Learning Rate and Momentum. **Neural Networks**, Great Britain, v. 10, n. 3, p. 517–527, Apr. 1997.
- ZENG, X.; McMECHAN, G.A. GPR Characterization of Buried Tanks and Pipes. **Geophysics**, U.S.A., v. 62, n. 3, p. 797–806, May/June 1997.

BIBLIOGRAFIA

- DIAS, J. da S.; BARRETO, J.M.; VILVAHUAMÁN, L.A. Otimização do Algoritmo “Back-Propagation” com Algoritmo Genético. *VII Simpósio Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*, outubro, 1996, Bucaramanga, Colômbia.
- DIAS, J. da S.; BARRETO, J.M.; NASSAR, S.M. Algoritmo Genético Guiado pela Análise de Sensibilidade. *IV Fórum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde*, outubro, 1998, Curitiba.
- DIAS, J. da S.; BARRETO, J.M.; NASSAR, S.M. Algoritmo Genético Guiado pela Sensibilidade no Treinamento Híbrido de Redes Neurais com “Back-Propagation”. *I Congresso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica - MAZATLAN 98*, outubro, 1998, México.
- DIAS, J. da S.; BARRETO, J.M. Algoritmo Genético: Inspiração Biológica na Solução de Problemas - Uma Introdução. *Pesquisa Naval - (Suplemento Especial da Revista Marítima Brasileira)*, n. 11, outubro, 1998, Rio de Janeiro.

ÍNDICE REMISSIVO

Este índice versa sobre os Capítulos 1 a 8. Ele não inclui, portanto, palavras existentes no Resumo e no Glossário.

- abampère 23
Ada 23
Aitken 18
Alasca 98
algoritmo de aprendizagem 76, 77
algoritmo de retropropagação 68, 69, 77, 79, 81, 91, 104, 106
algoritmo de treinamento 77
algoritmo tridimensional 9, 10
Alpes Franceses 15
alvo 4, 9–11, 20, 131
andesito 32
anfíbolito 32
ângulo de inclinação da onda 41, 42
anisotropia elétrica 13
anomalia 3, 4, 99, 132
antena 98, 121, 122, 129
Apolo 17 16
aproximação de Born 12
ardósia 32
Arecibo 18
arenito 32, 39
Arizona 9
arsenieto de gálio 10
atmosfera 17
Bacia de Campos 8
bacia sedimentar 2
balum 10
banda *L* 14
banda *X* 17
basalto 28, 32
bem mineral 28
British Petroleum 22
buffer 70
caixa-preta 22
calcário 32
calcita 32
camada 55, 58, 59, 61–63, 65, 66
camada de entrada 70, 73, 103
camada de saída 70, 73, 74, 77, 103, 104, 107
camada escondida 70, 71, 73, 75–77, 80, 103–105, 107, 114
camada intermediária 107, 113
campo geomagnético 1
campo tangencial 35
carvão 32
cassiterita 32
Centro de Pesquisas da Petrobrás 8
Chryse Planitia 95
Ciências da terra 118
classe 84
Clementine 18
clutter 17
coeficiente de reflexão 36, 94
coeficiente de transmissão 36
compactação 28
Companhia Vale do Rio Doce 8
conversor analógico-digital 10
cromita 32
crosta 2
dado 6, 11
dado medido 5
dado sintético 5, 6, 85, 132
dados reais 132
Dallas 17
deleção de neurônios 102, 106, 108
desagregação 28
desconvolução 116
diabásio 32
difração 5
dina 23
diorito 32
discrepância 88
dolomito 32

- eco 4, 15–17, 19
elementos finitos 116
Eletrônica 122
época 77, 106, 107
Equações de Maxwell 24, 25
equalização adaptativa 69
erro percentual 113
espalhamento 22
espectro de frequências 13
espectrômetro 18
estratificação 6, 11
estrato 20, 85
extração *offshore* 8
fase de aprendizagem 84
fase de execução 77
fase de treinamento 83
feldspato 28
filito 32
filtragem 15, 69
filtro casado 15
filtro FIR 124
filtro IIR 124
floresta tropical 130
Flórida 18
fluorita 32
frente de onda 118
frequência 11, 37–40, 45, 53, 58, 61, 67, 86, 89, 95, 123, 126, 127, 129
frequência da portadora 15
frequência de batimento 14
frequência de repetição 17
frequência de ressonância 13
frequência nominal 13, 17
função de ativação 71, 78, 79, 104
função de Fermi-Dirac 71
função de Green 9
função de transferência 71, 72, 74, 78, 79
função de verossimilhança 12
função sigmóide 71, 72
furo 3, 4, 133
gabro 32
gás 17, 18
generalização 6, 90, 103, 107–110, 112–114, 117
Geologia 2
Geoprocessamento 7, 8, 118, 122, 133
georadar 5–7, 9, 10, 22, 95–97, 127
georadar neural 6
gnaisse 32
grafita 32
granito 28, 32
hardware 5, 10, 116, 130
Helmholtz 12
hematita 32
hidrocarboneto 8, 17, 18
hidrogênio 18
histerese 29
hornblenda 32
Hydrocarbon Gas Surveys 17
ilmenita 28, 32
impedância característica 48, 50, 56
impedância de carga 48
impedância intrínseca 30
implementação 79
incidência rasante 59, 63
inclinação da onda 36, 38, 39, 53, 59, 61–63, 86–89, 98, 99
índice de refração 12
indústria 8, 9
Informática 8, 122
instrumentação 8, 120
integral de Sommerfeld 9
Inteligência Artificial 9, 118
interface 4, 11, 15, 16, 35
interface solo-ar 35, 42, 46, 47, 55, 97
interpretação 7, 11, 16, 18, 90, 122
inversão 5–7, 12, 60, 68
inversão analítica 8, 87
inversão eletromagnética 19
inversão estatística 21
inversão neural 7, 87, 88, 112
Kirchoff 124
largura de feixe 17
lava 28
lei de Ohm 27
lençol freático 11
linha de transmissão 48, 50, 55–58
litosfera 3
Lua 16, 18, 132
Lunar Prospector 18
magnetita 28, 32
magnetômetro 1
manto 2
Marte 5, 18, 93–95
material diamagnético 28
material paramagnético 28
Mercúrio 18
Método da Reflexão Sísmica 132
Método das Imagens Complexas 9
método de relaxação 3
Método dos Gradientes Descendentes 7, 68, 81, 83, 100, 101
Método dos Momentos 9
método eletromagnético 3
método gravimétrico 3, 119
método magnético 3
método magnetotelúrico 2, 132
método radioativo 3
método sísmico 15
mica 28
mina explosiva 10
mineração 8
mineral 28, 32
minério 28
mínimo global 78

- mínimo local 78
Missão Viking 93
modulação 15, 121
não-unicidade 116
NASA 17, 18, 93
neurônio 8
nêutron 19
nível de atividade interna 71
nível de disparo 71, 73, 74, 77
nomograma 98, 116
núcleo 2
número de Cayley 91
número de Clifford 91
número hamiltoniano 91
número multidimensional 91
Oklahoma 22, 23
óleo 17, 18
onda eletromagnética 6, 9, 23, 33, 35
onda sísmica 2
onda *TE* 130, 131
onda *TM* 131
onda transversal eletromagnética 30
Ótica Física 131
otimização 82, 83, 100, 101
ouro 28
padrão 77, 112
padrão de entrada 75
paráclase 6
paralisação 78
parâmetro de aprendizagem 75, 77, 80, 81, 104, 105, 107
parâmetro de momentum 77, 80
perfuração 98, 120
perfuratriz rotativa 20
peridotito 32
permeabilidade 23, 24, 27, 32, 37, 41
permeabilidade relativa 28, 32
peso 77, 79, 80, 103, 105
pesquisa topográfica 16
Petrobrás 8
petróleo 2
pirita 32
piroxenito 32
pirrotita 28, 32
poço 2, 8
polarização 10, 98, 130
polarização transversal elétrica 34, 44, 57, 59, 63
pórfiro 32
Porto Rico 18
potência 15–17, 95, 125, 130
potência ativa 41
pressão 28
problema direto 33, 46, 49, 55, 63, 67
problema inverso 8, 21, 37, 53, 60, 67, 69, 85–87, 89, 92, 105, 117, 118
processamento de imagens 122
processamento de sinais 131
prospecção aérea 3
prospecção petrolífera 2
pulso 9, 17, 19
quantização vetorial 69
quartzito 32
quartzo 28, 32
radar 4, 9, 10, 15, 18, 22
radar biestático 93
radar de abertura sintética 10, 14
radar de penetração 5
radar de subsuperfície 4, 5, 8, 11, 13, 33, 95, 97, 105, 120
radar de subsuperfície neural 102
radar geofísico 4, 5, 10, 11, 13–15, 93, 97, 121
radar monoestático 19
radar neural 100
radioatividade 3
radiotelescópio 18
raio gama 19
RAMAC 95, 96
Raytheon 17
reconhecimento de padrões 69
rede de Hopfield 91
rede direta 7, 8, 69–71, 79, 80, 83, 84, 102, 131
rede hamiltoniana 91
rede multidimensional 92, 97
rede neural 6, 7, 21, 69, 77, 129
rede neural complexa 87, 91, 92
rede neural multidimensional 8, 9
rede neural real 8, 87, 89, 97
registrador de deslocamento 80
regolito 16, 19
regra da cadeia 75
relação sinal-ruído 15
remoção de neurônios 68
reservatório 17
resolução 13
resolução espacial 16, 22
resolução temporal 10
ressonância complexa 11
retroação 69
retropropagação 76
Rio de Janeiro 8
rocha 32
rocha extrusiva 28
rocha ígnea 28, 32
rocha intrusiva 28
rocha metamórfica 28, 32
rocha plutônica 28
rocha sedimentar 28, 32
rocha vulcânica 28
ruído 4, 6, 12, 113, 117
ruído galáctico 16
Rússia 2
satélite 69, 130
sensoriamento remoto 7, 22, 23, 122
solo estratificado 108, 111, 112, 115

solução integral 116
sonar 4
sondagem 98
super-resolução 116
Técnica da Abertura Sintética 9, 14
temperatura 28
tempo real 132
teodolito 1
Teorema das Projeções 12
Teoria da Gravitação 1
Teoria do Espalhamento Quase-Especular 95
terremoto 2
testemunho 116
Texas 17
topografia 5, 23
Transformada de Fourier 14
Transformada de Fourier Espacial 12
Transformada de Hilbert 124
treinamento 103, 105, 106, 108
Tulsa 22
velocidade da luz 37
vetor de Poynting 31, 41, 42
vetor de treinamento 74, 76
Windows 124
xisto argiloso 40
xistosidade 13
Yuma 9