UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO E AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL

Este exemplar corresponde à redação final da tese defendida por [illegible] e aprovada pela Comissão Julgadora em 23/03/94

Orientador

REDES NEURAIS APLICADAS EM CLASSIFICAÇÃO DE DADOS MULTIESPECTRAIS DE SENSORIAMENTO REMOTO

por Elisa Tomoe Moriya Schlünzen

Orientador Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto

Dissertação submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Campinas, 23 de março de 1994.

Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto
Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica
Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial
Campinas - SP
marcio@dca.fee.unicamp.br

Profª. Elisa Tomoe Moriya Schlünzen
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Departamento de Matemática, Estatística e Computação
Presidente Prudente - SP
UEPPR@BRFAPESP.BITNET

Observação: O software desenvolvido neste trabalho se encontra a disposição no Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial.

REDES NEURAIS APLICADAS EM CLASSIFICAÇÃO DE DADOS MULTIESPECTRAIS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Elisa Tomoe Moriya Schlünzen

Prof. Dr. Márcio L. de Andrade Netto

Ao meu esposo e filha :
Klaus e Tainah.

A meus pais:
Yoshio, Yuriko,
Klaus, Marlene e
Maria.

Ao concluir este trabalho agradeço :

- À Deus, por estar presente em cada momento de minha vida;
- Ao Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto, pela orientação amiga e atenciosa;
- À Prof. Maria de Lourdes, pela orientação e disposição em todos os momentos;
- Ao meu marido Klaus, pelo amor e compreensão;
- Ao Milton Hirokazu, pela sua colaboração na implementação e revisão deste trabalho;
- Aos meus pais, sogros e tia Maria, pelo carinho e dedicação;
- Aos meus irmãos, Celina, Armando, Karin, Monika, Paulo, Marli e Leonidas, pelo apoio dado;
- Aos Professores Messias, Aparecida, Galo, Ailton e Nilton, pela cooperação técnica;
- A todos os meus amigos, em especial Cleonice, Monica, Helena, Erivaldo, Mauro, Luri, Vivian, Inés, Gilberto, Silvia, Leirton, Farid, Iaderoza, Cecília e Julia, pelo incentivo dado;
- A FCT/UNESP-CAPES, pelo apoio financeiro;
- Ao CEPAGRI, em especial ao Jurandir pela orientação na utilização do SITIM;
- Aos funcionários Marcus, Wagner, Maria Helena e Heraldo pela atenção dedicada;
- À todos que direta ou indiretamente contribuiram neste trabalho.

SUMÁRIO

Redes Neurais Artificiais são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico. Seus elementos de processamento são neurônios que produzem a soma ponderada das entradas e aplicam o resultado a uma função de transferência não linear, para gerar uma saída. Estes modelos têm-se mostrado adequados para o reconhecimento de padrões e classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto. Neste contexto, foi desenvolvido um trabalho com o objetivo de implementar uma Rede Neural Multicamadas com algoritmo de treinamento "Backpropagation", para utilização na classificação de um segmento de imagem TM/LANDSAT, referente a uma área teste pré-selecionada e comparar os seus resultados com os de um classificador de Máxima Verossimilhança (MAXVER). O treinamento da Rede foi feito segundo três abordagens distintas, inicialmente com a apresentação pixel a pixel e, em seguida, da aquisição de grupos de pixels. Os resultados obtidos mostram que, genericamente, à medida que são incorporadas informações de vizinhança ao treinamento da Rede, ocorre um melhor desempenho do classificador. A comparação das classificações geradas pela Rede com aquelas obtidas com a aplicação do MAXVER mostrou um melhor desempenho da Rede, em termos de número de pixel classificados e similaridade com a verdade terrestre, quando se consideram condições semelhantes de amostragem durante o treinamento. Isto permite concluir que o treinamento da Rede Neural não implica em uma localização tão criteriosa das amostras, nem que o tamanho amostral seja tão abrangente quanto no caso do MAXVER.

ABSTRACT

Artificial Neural Networks are computing models inspired in the biological nervous system, whose processing elements are neurons highly interconnected which produce a pondered sum of the entrances and use the result to a function of non-linear transfer in order to generate a way out. These models have shown to be adequate to a Pattern Recognition and to the Remote Sensing Multiespectral data classification, as well. Thus, an interesting task has been developed aiming to implement a multilayer Perceptron Neural Network with Backpropagation training and using it to serve as a digital classification of an area test segment of a TM/LANDSAT image, refering to a preselected test area and so comparing the result of the utilization of this algorithm to the result of a Maximum Likelihood algorithm classification. The Neural Net training was made through three different approaches: at the beginning using a pixel to pixel presentation and, as a sequence the acquisition of pixel groups. The result showed that as the information collected from the neighborhood is incorporated to the network training, there will be a superior performance of the classifier. Moreover, the neural network classification resulted in a fewer number of non-classified pixels and a better similarity with ground truth than MAXVER classification. This allowed us to conclude that the Neural Network training is faster and easier than the training of a MAXVER classification algorithm.

CONTEÚDO

CAPÍTULO 1 : INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação do trabalho 01

1.2 Objetivos 02

CAPÍTULO 2 : FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Sensoriamento Remoto 04

2.2 Processamento Digital de Imagens 09

2.2.1 Caracterização das Imagens Digitais de Sensoriamento Remoto 10

2.2.2 Operações de Processamento Digital de Imagens 13

2.2.3 Classificação de Imagens Multiespectrais 16

2.2.3.1 Treinamento do Classificador 16

2.2.3.2 Técnicas de Classificação 17

2.2.3.3 O Critério de Classificação por Máxima Verossimilhança 18

2.2.4 Sistemas de Processamento Digital de imagens SITIM 21

2.2.4.1 O Classificador de Máxima Verossimilhança 23

2.2.4.2 Seleção de Atributos 24

2.3. Redes Neurais 25

2.3.1 Um Breve Histórico 25

2.3.2 Modelo de uma Rede Neural Artificial 28

2.3.2.1 Rede Neural de Camada Simples 33

2.3.2.2 Rede Neural Multicamada 34
2.3.3 Taxonomia 36

2.4. Rede Neural de Perceptron 39
2.4.1 Rede de Camada Simples 41
2.4.2 Perceptron Multicamadas 44

2.5. Utilização de Redes Neurais em classificação de imagens de Sensoriamento Remoto 49

CAPÍTULO 3 : MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Delineamento da Metodologia Utilizada 52

3.2 A Área Teste 55

3.3 Classificação utilizando o algoritmo de Máxima Verossimilhança 59

3.4 Implementação da Rede Neural para Classificação de Imagens 63
3.4.1 Ambiente de Desenvolvimento 63
3.4.2 Geração da Imagem 64
3.4.3 Aspectos da Implementação 66
3.4.4 Aplicação do Algoritmo 67
3.4.4.1 Treinamento da Rede 69
3.4.4.2 Classificação da Imagem pela Rede Neural 72

CAPÍTULO 4 : APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

4.1 Manipulação Inicial dos Dados 74

4.2 Classificação de Máxima Verossimilhança 76

4.3 Aplicação da Rede Neural na Classificação de Imagens

4.3.1 Configuração Final da Rede 82

4.3.2 Classificações da Imagem resultantes das diferentes Abordagens de Treinamento 82

CAPÍTULO 5 : ANÁLISE DOS RESULTADOS

5.1 Análise dos Resultados da Aplicação do Algoritmo de Redes Neurais 97

5.1.1 Abordagem1 98

5.1.2 Abordagem2 99

5.1.3 Abordagem3 99

5.1.4 Comparação entre as Abordagens de Treinamento da Rede 100

5.2 Comparação entre Classificações :

Redes Neurais X Máxima Verossimilhança 102

5.2.1 Abordagem 1(Rede Neural)XAmostragem 3(MAXVER) 106

5.2.2 Abordagem 3(Rede Neural)XAmostragem 1(MAXVER) 107

5.2.3 Abordagem 3(Rede Neural)XAmostragem 3(MAXVER) 107

CAPÍTULO 6 : CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES 106

BIBLIOGRAFIA 110

LISTA DE FIGURAS

2.1 - Estrutura de uma Imagem Digital 12
2.2 - Representação de uma Imagem Multiespectral 12
2.3 - Neurônio Biológico 29
2.4 - Neurônio Artificial 31
2.5 - Neurônio Artificial com Função de Ativação 32
2.6 - Funções de Ativação 33
2.7 - Rede Neural de Camada Simples 34
2.8 - Rede Neural de Duas Camadas 35
2.9 - Taxonomia de algumas Redes Neurais 37
2.10 - Neurônio de Perceptron 39
2.11 - Perceptron de Camada Simples 40
2.12 - Perceptron de Camada Simples que classifica um vetor de entradas A ou B 41
2.13 - Rede Neural de três camadas 45

3.1 - Fluxograma das atividades desenvolvidas 53
3.2 - Localização da Área Teste 57
3.3 - Distribuição das Classes de Informação na Área Teste definida a partir dos dados de Verdade Terrestre 58
3.4 - Posições das Amostras adquiridas na Amostragem 1 60
3.5 - Posições das Amostras adquiridas na Amostragem 2 61
3.6 - Posições das Amostras adquiridas na Amostragem 3 62
3.7 - Geração da Imagem através da Técnica de Visualização "Dithering" 65
3.8 - Representação Gráfica da Função Sigmóide 67
3.9 - Topologia da Rede Neural 68
3.10 - Topologia da Rede Neural para a Abordagem 1 70
3.11 - Topologia da Rede Neural para a Abordagem 2 71

3.12 - Fluxograma do processo de Classificação pela Rede Neural 72

4.1 - Composição colorida gerada a partir das bandas TM3, TM4 E TM5, para a área de estudos 75
4.2 - Classificação resultante da utilização da Amostragem 1 no Treinamento do Classificador de Máxima Verossimilhança 76
4.3 - Classificação resultante da utilização da Amostragem 2 no Treinamento do Classificador de Máxima Verossimilhança 78
4.4 - Classificação resultante da utilização da Amostragem 3 no Treinamento do Classificador de Máxima Verossimilhança 80
4.5 - Classificação resultante da Simulação T11, da Abordagem 1, identificada como a de melhor resultado visual 88
4.6 - Classificação resultante da Simulação T3, da abordagem 1, identificada como a de pior resultado visual 89
4.7 - Classificação resultante da Simulação T7, da abordagem 2, identificada como a de melhor resultado visual 90
4.8 - Classificação resultante da simulação T8, da abordagem 2, identificada como a de pior resultado visual 91
4.9 - Classificação resultante da simulação T6, da abordagem 3, identificada como a de melhor resultado visual 92
4.10 - Classificação resultante da simulação T4, da abordagem 3, identificada como a de pior resultado visual 93
4.11 - Classificação resultante da simulação T1 da abordagem 3 (Redes Neurais), que gerou o maior número de pixels não-classificados 95
412 - Classificação resultante da simulação T1 da abordagem 3 (Redes Neurais), que gerou o maior número de pixels não-classificados 96

LISTA DE TABELAS

2.1 - Principais Aplicações das Bandas do Sensor TM LANDSAT 07
2.2 - Operações típicas de Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto 13
2.3 - Características básicas das principais Redes Neurais 38
3.1 - Associação entre classes de informação e cores das amostras 63
4.1 - Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km^2) resultante da utilização da Amostragem 1 77
4.2 - Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km^2) resultante da utilização da Amostragem 2 79
4.3 - Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km^2) resultante da utilização da Amostragem 3 81
4.4 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a Abordagem 1 no treinamento da Rede 83
4.5 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a Abordagem 2 no treinamento da Rede 84
4.6 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a Abordagem 3 no treinamento da Rede 85
4.7 - Influência dos parâmetros η e ϵ no resultado da classificação, em termos de número de pixels não-classificados (A) e pontuação atribuidas ao aspecto visual (B) variando de 1 a 12, por abordagem 86
4.8 - Pixels classificados e não-classificados resultantes da classificação MAXVER - treinamento AMOSTRAGEM 1 - e classificação Rede Neural - treinamento ABORDAGEM 3 (T1 e T10) 94

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1 APRESENTAÇÃO DO TRABALHO

O presente trabalho está inserido em um contexto amplo envolvendo Redes Neurais Artificiais, Processamento Digital de Imagens e Sensoriamento Remoto.

Genericamente, o Processamento Digital de Imagens consiste na manipulação e interpretação de imagens digitais com o auxílio de computadores. O Sensoriamento Remoto, por sua vez, baseia-se na extração de informações sobre os objetos da superfície terrestre, à distância. Uma vez que os dados de Sensoriamento Remoto podem ser apresentados na forma de imagens digitais, algumas técnicas de Processamento Digital de Imagens tornam-se um instrumento adequado para a sua análise e interpretação. Entre as técnicas utilizadas para este propósito destaca-se a classificação de imagens, cuja tarefa é categorizar os dados de Sensoriamento Remoto, com base nos diferentes tipos de cobertura da terra.

As redes Neurais Artificiais são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico, cujo funcionamento é semelhante a alguns procedimentos humanos, ou seja, aprendem pela experiência, generalizam exemplos através de outros, abstraem características, etc. Os elementos de processamento de uma Rede Neural são neurônios que produzem a soma ponderada das entradas fornecidas e aplicam o resultado a uma função de transferência não-linear, para gerar uma saída. Assim, estes modelos devem constituir-se dos elementos de processamento, de uma topologia de interconexões e de esquemas de aprendizagem obtidos através de modelos matemáticos.

Tendo em vista as similaridades observadas no processo de reconhecimento de padrões em Redes

Neurais e alguns dos procedimentos de classificação de imagens multiespectrais, nas quais identifica-se uma etapa de treinamento previamente à classificação, verificou-se a possibilidade de desenvolver um aplicativo em Redes Neurais para classificar dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto.

Neste contexto, foi desenvolvida e implementada uma Rede Neural específica para a classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto, cujos resultados foram analisados e comparados com aqueles obtidos a partir da utilização de um classificador convencional.

A revisão bibliográfica que fundamenta os aspectos teóricos relacionados com o assunto é apresentada no capítulo 2. No capítulo 3 são definidos os materiais e métodos utilizados no desenvolvimento do trabalho; enquanto que no capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos. Uma análise destes resultados é abordada no capítulo 5 e, finalmente, no capítulo 6 são relacionadas as conclusões, bem como sugestões para trabalhos futuros.

1.2 OBJETIVOS

O propósito geral do presente trabalho de pesquisa é implementar uma Rede Neural de Perceptron Multicamadas com o algoritmo de treinamento "Backpropagation", adequado para a classificação de imagens multiespectrais de Sensoriamento Remoto, em formato digital, e comparar os resultados da utilização deste algoritmo com com aqueles de um classificador de Máxima Verossimilhança.

Neste sentido, serão desenvolvidos os seguintes objetivos específicos:

a) definição de uma área teste, constituída por um segmento de imagem multiespectral TM/LANDSAT, em seis bandas espectrais e seleção de três destas bandas para desenvolver o processo de visualização, treinamento e classificação;

b) implementação da rede neural multicamadas com o algoritmo de treinamento "Backpropagation", adotando-se três abordagens distintas para a fase de treinamento da rede e usá-las para classificar o segmento de imagem multiespectral, referente a área teste;

c) classificação do mesmo segmento de imagem utilizando um algoritmo de Classificação supervisionado de Máxima Verossimilhança;

d) avaliação dos resultados das classificações obtidas, tendo como principal parâmetro de comparação a verdade terrestre obtida para o segmento de imagem em questão, bem como o número de pixels não-classificados na cena.

CAPÍTULO 2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 SENSORIAMENTO REMOTO

O Sensoriamento Remoto consiste, basicamente, da extração de informações sobre objetos da superfície terrestre à distância. Segundo Novo[13] este processo é feito à partir da utilização conjunta de modernos sensores, equipamentos para processamento e transmissão de dados, aeronaves, satélites, etc..., com o objetivo de estudar o ambiente terrestre através do registro e da análise das interações entre a radiação eletromagnética e as substâncias componentes do planeta em suas mais diversas manifestações.

Através da definição apresentada anteriormente, fica claro que a base sobre a qual se assenta a aquisição de informações em Sensoriamento Remoto é a interação energia eletromagnética-matéria.

Ao interagir com a superfície, a radiação eletromagnética - REM incidente pode ser absorvida, transmitida ou refletida, dependendo das propriedades da superfície e do intervalo de comprimento de onda considerado. Os comprimentos de onda refletidos ou emitidos são, então, utilizados para a identificação dos alvos em Sensoriamento Remoto (Novo [13]).

Conforme ressaltam Lilessand e Kiefer [8], muitas feições de interesse da superfície terrestre podem ser identificadas, mapeadas e estudadas com base nas suas características. Assim para que se possa extrair informações a partir dos dados de Sensoriamento Remoto, é fundamental conhecer o comportamento dos objetos da superfície terrestre na presença da radiação eletromagnética, em regiões espectrais específicas, bem como os fatores que influenciam neste comportamento (fatores intrínsecos ao objeto e fatores externos).

No que se refere à aquisição dos dados de Sensoriamento Remoto, pode-se identificar diferentes níveis de observação para a coleta de dados. No presente caso, serão caracterizados aqueles adquiridos por sensores instalados a bordo de satélites artificiais, ou seja, a nível orbital.

Os equipamentos sensores orbitais utilizados na aquisição de dados caracterizam-se pela formação de uma imagem da cena através da aquisição seqüencial de "imagens elementares do terreno" ou "elementos de resolução", também chamados "pixels".

O termo multiespectral utilizado na caracterização dos dados refere-se às imagens de uma mesma cena, adquiridas em diferentes faixas espectrais, definidas por intervalos de comprimento de onda específicos.

Os sensores de imageamento multiespectral mais empregados referem-se ao MSS ("Multispectral Scanner"), instalados a bordo dos primeiros satélites da série LANDSAT (1, 2, 3 e 4); o sensor TM ("Thematic Mapper") dos satélites LANDSAT 4 e 5, todos norte-americanos; e os sensores HRV ("Haut Resolution Visible") do satélite francês SPOT.

Os dados adquiridos por estes sensores são processados e distribuídos no Brasil pelo INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, que dispõe de um estação de Recepção em Cuiabá - MT (que faz a recepção e gravação dos dados); de uma Estação de Processamento Eletrônico e Fotográfico em Cachoeira Paulista - SP (onde os dados brutos são processados) e de uma Central de Atendimento ao Usuário em São José dos Campos (que centraliza a distribuição dos dados).

Quanto à sua apresentação, as imagens de satélite estão disponíveis em forma fotográfica, preto e branco ou colorido, em diversas escalas. Também podem ser adquiridas em formato digital, em fitas magnéticas compatíveis com computador ou fitas "streamer" (cartuchos).

No caso de dados TM/LANDSAT, os quais serão utilizados no presente trabalho, estes caracterizam-se por fornecerem imagens em sete bandas espectrais, com uma resolução espacial no terreno (tamanho do pixel) de 30x30 metros, para as seis bandas do espectro refletivo e

120x120 metros para a banda termal. Cada imagem abrange uma área de 185x185 km na superfície terrestre.

Os dados e técnicas de Sensoriamento Remoto podem ser utilizados em diversas áreas de aplicação. Isto requer, em princípio, uma análise de quais produtos e técnicas são mais adequadas ao objetivo a que se propõe. Um primeiro passo nesta análise, seria definir o tipo de sensor e quais as melhores bandas e/ou combinações delas a fornecer dados mais significativos. Tomando-se como referência o sensor TM/LANDSAT, pode-se ter uma idéia preliminar das principais aplicações de cada banda a partir da faixa espectral de cada uma delas, conforme ilustrado na tabela 2.1.

TABELA 2.1 - Principais Aplicações das Bandas do Sensor TM/LANDSAT.

BANDA	FAIXA ESPECTRAL (μm)	REGIÃO ESPECTRAL	PRINCIPAIS APLICAÇÕES
1	0.45 - 0.52	Azul-visível	Mapeamento de águas costeiras; diferenciação entre solo e vegetação; diferenciação entre florestas coníferas e folhosas.
2	0.52 - 0.60	Verde-visível	Reflectância da vegetação verde sadia.
3	0.63 - 0.69	Vermelho-visível	Absorção pela clorofila; diferenciação entre espécies vegetais.
4	0.76 - 0.90	Infra-vermelho Próximo	Levantamento de fitomassa; delineamento de corpos d'agua.
5	1.55 - 1.75	Infra-vermelho Próximo	Medidas de unidade da vegetação; diferenciação entre nuvens e neve.
6	10.4 - 12.5	Infra-vermelho Termal	Mapeamento de estresse térmico em plantas; outros mapeamentos térmicos.
7	2.08 - 2.35	Infra-vermelho Médio	Mapeamento hidrotermal.

Modificado de Novo [13]

Assim sendo, as principais áreas de aplicações do Sensoriamento Remoto são:

- Agricultura :
  - levantamento e caracterização de solos;
  - identificação e mapeamento de culturas agrícolas;
  - estimativas de safras, à partir da área ocupada por culturas;
  - fiscalização de operações de crédito agrícola, etc...;

- Florestas :
  - mapeamento e estimativa de desmatamentos;
  - monitoramento da cobertura florestal;
  - discriminação de áreas de reflorestamento (eucaliptos e pinus);
  - avaliação de danos causados por eventos episódicos (pragas, geadas, etc...);
  - levantamento de áreas queimadas, etc...;

- Análise e Monitoramento do uso da terra;

- Análises Ambientais;

- Avaliação da disponibilidade de recursos hídricos;

- Análise da qualidade da água;

- Mapeamentos geológicos básicos;

- Pesquisa Mineral, etc...

Portanto, os dados de Sensoriamento Remoto, do ponto de vista técnico-científico, vem sendo

usados em diversos campos de estudos incluindo levantamentos geológicos, pedológicos, cartográficos, ambientais, agrícolas, florestais, oceanográficos, etc. Além disso, estes dados representam uma fonte adequada para o desenvolvimento de monitoramentos ambientais, em função de sua periodicidade e visão sinóptica que proporcionam.

2.2 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

O Processamento Digital de Imagens pode ser entendido como a manipulação de uma imagem por computador, de maneira que a entrada e saída do processo sejam imagens.

Devido à evolução da tecnologia da Computação, assim como o desenvolvimento de novos algoritmos para tratar os sinais bidimensionais, existe um interesse cada vez maior pela área de Processamento Digital de Imagens, o que possibilita a identificação de novas aplicações.

Deste modo, as técnicas de processamento digital de imagens encontram aplicações nas mais diferenciadas áreas de atuação. Entre elas pode-se citar:

- Análises de recursos naturais e do meio ambiente através de imagens de satélites;
- análises metereológicas e climatológicas, à partir de imagens dos satélites metereológicos;
- transmissão digital de sinais de televisão ou fac-símile;
- análise de imagens biomédicas, incluindo a contagem automática de células e exame de cromossomos;
- obtenção de imagens médicas por ultrassom, radiação nuclear ou técnicas de tomografia computadorizada;
- aplicações em automação industrial envolvendo o uso de sensores visuais em robôs;
- entradas para SIG - Sistema de Informações Geográficas;

- recursos visuais aplicados em publicidade.

No âmbito de Sensoriamento Remoto, a função primordial do Processamento Digital de Imagens é fornecer ferramentas para facilitar a identificação e a extração de informação contidas nas imagens para posterior interpretação, utilizando, para isto, sistemas computacionais dedicados a atividades de análise e manipulação dos dados originais (Crosta [3]).

2.2.1 - Caracterização das Imagens Digitais de Sensoriamento Remoto

As imagens digitais de Sensoriamento Remoto são constituídas por uma matriz bidimensional de elementos, que define um conjunto de células ou "pixels". Cada pixel da imagem tem sua localização definida em um sistema de coordenadas espaciais (x,y), estruturado em termos de linhas e colunas, e apresenta um atributo numérico (n) que indica o nível de cinza registrado para este pixel. Conforme ressalta Crosta [3], o nível de cinza, ou o valor digital de um pixel corresponde à média da intensidade de energia refletida ou emitida pelos diferentes materiais presentes neste pixel, sendo que, para um mesmo sensor remoto, cada pixel representa sempre uma área com as mesmas dimensões na superfície terrestre.

Para esclarecer as possibilidades de manipulação numérica das imagens digitais de Sensoriamento Remoto, é necessário que alguns parâmetros que caracterizam estas imagens sejam definidos, principalmente no que se refere à sua resolução.

A terminologia resolução em Sensoriamento Remoto refere-se a três parâmetros distintos, quais sejam: resolução espacial, resolução espectral e resolução radiométrica.

A resolução espacial é definida pela capacidade do sensor em distinguir os diferentes objetos na superfície. De uma maneira simplificada, a resolução espacial representa o tamanho do pixel, de

modo que, quanto menor o objeto passível de discriminação, maior a resolução espacial do sistema sensor.

Já a resolução espectral é um conceito inerente às imagens multiespectrais de Sensoriamento Remoto, nas quais, cada pixel é representado por um vetor de atributos ($\vec{n}$), com tantas dimensões quantas forem as bandas espectrais em análise. Deste modo, a resolução espectral é definida pelo número de bandas espectrais de um sistema sensor, e pela largura do intervalo de comprimento de onda coberto por cada banda.

Finalmente, a resolução radiométrica é dada pelo número de níveis digitais, representando os níveis de brilho usados para expressar os dados coletados pelo sensor. O número de níveis é normalmente expresso em termos do número de dígitos binários ("bits") necessários para armazenar, em forma digital, o valor de brilho máximo. O sensor TM/LANDSAT, no caso, apresenta uma resolução radiométrica de 8 bits, o que significa que podem ser representados 256 valores de brilho, variando do zero (preto) até o 255 (branco).

Na figura 2.1 é mostrado um exemplo que ilustra a estrutura de uma imagem digital, enquanto na figura 2.2 é indicada uma representação de imagem multiespectral.

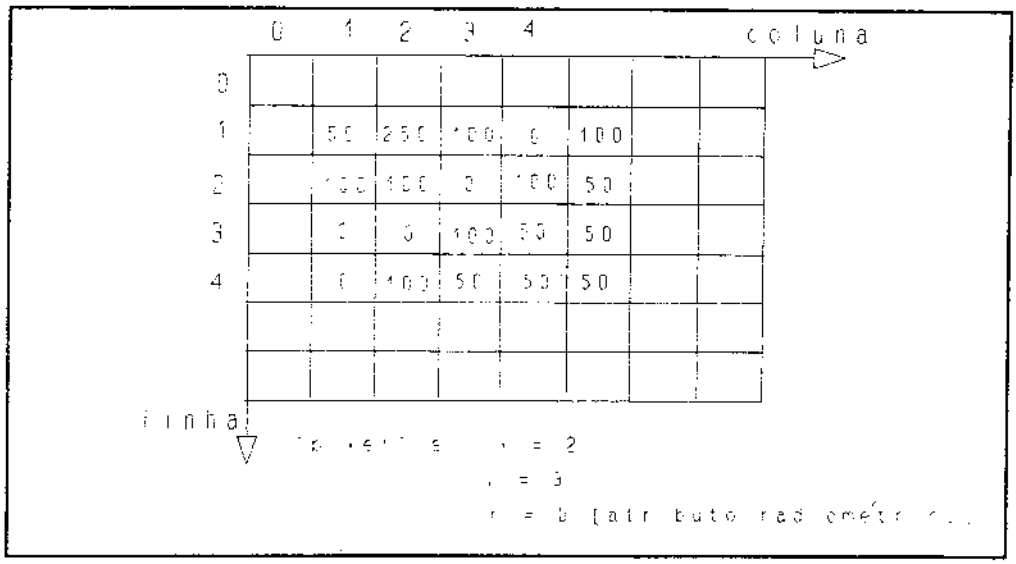
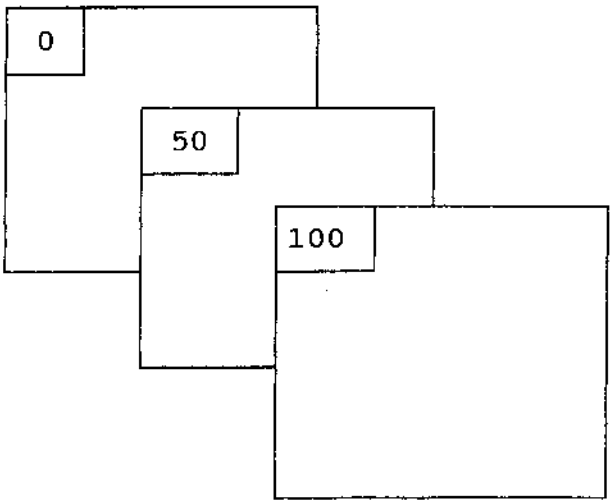


FIGURA 2.1 - Estrutura de uma Imagem Digital



PIXEL "S" = A(x,y, $\vec{n}$)

x,y → coordenadas espaciais do pixel

$\vec{n}$ → vetor que representa os valores de brilho em cada banda espectral.

FIGURA 2.2 Representação de uma imagem multiespectral

2.2.2 Operações de Processamento Digital de Imagens

As operações comumente utilizadas no processamento e análise dos dados de Sensoriamento Remoto, são apresentadas na tabela 2.2, seguidas de um breve comentário sobre a proposta de sua aplicação.

TABELA 2.2 - Operações típicas de Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto

FUNÇÕES DE PROCESSAMENTO	PROPOSTA
1.Transformações Radiométricas	Correção das anormalidades radiométricas devido às características do sensor e do ambiente.
- Ajustamento de ganho e Bias	- Correção para o rumo ("drift") eletrônico e diferença de detetores.
- Remoção do ruído do sistema	- Correção dos ruídos introduzidos pelos sistemas de detecção, registro e transmissão de dados.
- Calibração radiométrica	- Conversão dos valores digitais em unidades físicas.
- Ângulo de varredura/iluminação	- Remoção dos efeitos variáveis devido às alterações entre o ângulo de visada e o ângulo de iluminação.
- Correção das variações cena/ambiente	- Correção das variações em iluminação, efeitos topográficos e atmosféricos.
2. Transformações Geométricas	Altera a geometria da imagem
- Registro	- Executa a congruência de múltiplos conjuntos de dados de uma mesma cena, considerando um conjunto de dados de referência ("data base").
- Escala	- Ajuste da escala considerando, entre outros fatores, a necessidade dos usuários.
- Conversão da projeção	- Altera a projeção do mapa, conforme requerido pelo usuário.
- Correção de distorções sistemáticas	- Remove as distorções provocadas pelas características do sensor e plataforma.

3. Apresentação dos Dados	**Interface dos dados com o analista**
- Plotagem (1, 2 ou 3 dimensões)	- Visualização das relações de medições espaciais.
- Nível de fatiamento (display colorido ou níveis de cinza)	- Observação dos dados no formato da imagem.
- Display fotográfico dos dados	- Observação dos dados no formato da imagem.
4. Compressão dos Dados	**Aperfeiçoar a eficiência de transmissão, armazenamento e manipulação dos dados.**
- Codificação na fonte.	
- Rotação de eixos.	
5. Realce de Imagens	**Acentuar as características dos dados, frequentemente, para melhorar sua visualização.**
- Filtro passa-alta	- Realce de bordas.
- Filtro passa-baixa	- Homogenização de ruídos localizados .
- Filtro Laplaceano	- Realce de bordas.
- Restauração de Dados	- Ajuste da intermitência dos dados registrados pelo sistema sensor.
- Correção da abertura finita (MTF)	- Redução de manchas causadas pela abertura finita dos sistemas ópticos
6. Análises Estatísticas	**Caracterização de classes, seleção de amostras de treinamento, projeto de classificador.**
- Histogramas	- Observação das freqüências das bandas.
- Análise de correlação	- Observação das relações entre as bandas.
- Cálculos de vetores principais, matrizes de covariância	- Obtenção de modelos estatísticos de 1ª e 2ª ordem e aproximações Gaussianas de funções densidade de probabilidade.
- Transformação por auto-vetores	- Análise e extração de atributos.
- Modelo de Amostragem	- Seleção de dados de treinamento e áreas-testes.
7. Agregamento ("Clustering")	**Determinação de classes com dados espectralmente similares; classificação não-supervisionada.**

8. Extração de Atributos	**Redução de dimensionalidade dos dados para aumentar a eficiência computacional; melhorar a discriminação das feições.**
- Seleção de Atributos	- Redução da dimensionalidade dos dados.
- Combinação de atributos lineares	- Redução da dimensionalidade dos dados.
- Razões	- Aumento (melhora) da discriminação.
- Análise de textura	- Aumento da discriminação.
- Análise de freqüências espaciais (Análise de Fourier)	- Aumento da discriminação entre dados.
9. Classificação Supervisionada	**Categorização (classificação) dos dados com base nos tipos de cobertura da Terra.**
- Linear	
- Quadrática (Gaussiana)	
- Não-paramétrica	
- Amostral (por campo)	
10. Classificação não-supervisionada	**Agregamento ("Clustering")**
11. Apresentação dos resultados	Formato dos resultados conforme requerido no trabalho.
- Formato imagem: - impressora de linhas - CRT (tubo de raios catódicos) - filmes - plotter - relatórios	- Apresentação tipo mapa, para análises, avaliações, ou uso como produto final.
- Formato tabular: - medições de área - estimativa de área - taxa de acurácia - análise de variância	- Sumarização quantitativa para análises, avaliações ou como produto final.
- Armazenamento e display interativo	- ("On-line")

Fonte: Swain and Davis [17]

2.2.3 Classificação de Imagens Multiespectrais

Segundo Crosta [3], um dos objetivos principais do Sensoriamento Remoto é distinguir e identificar as composições dos diferentes alvos da superfície, em termos de tipos de vegetação, padrões de uso da terra, rochas, etc... O que torna possível esta identificação é o conhecimento sobre o comportamento espectral dos diferentes alvos, na presença da radiação eletromagnética registrada em intervalos de comprimento de onda distintos.

A classificação automática de imagens multiespectrais implica em associar cada pixel da imagem a um "rótulo" que descreve um objeto real (vegetação, solo, etc). Assim os valores de brilho de cada pixel, definidos pela reflectância dos materiais que os compõem, são identificados em termos de tipo de cobertura da superfície terrestre. O resultado da classificaão de todos os pixels de uma cena é um mapa temático na forma digital, que mostra a distribuição espacial dos temas categorizados.

2.2.3.1 Treinamento do Classificador

O primeiro passo a ser desenvolvido em um procedimento de classificação automática é treinar um algoritmo para reconhecer as assinaturas das classes de interesse. Para o treinamento do classificador deve-se fornecer uma amostra de pixels, a partir da qual as assinaturas das classes possam ser desenvolvidas.

Para Schowengerdt [16], existem basicamente duas maneiras para desenvolver as assinaturas das classes. Na primeira delas, denominada treinamento supervisionado, um intérprete humano utiliza seu conhecimento "a priori" sobre a cena a ser classificada, para identificar os pixels que pertencem a cada uma das classes de interesse. A partir disto, são calculadas as assinaturas das classes para os pixels identificados pelo intérprete, as quais são usadas para reconhecer os pixels da imagem que apresentam uma assinatura similar. No outro modo de treinamento, chamado não-supervisionado, faz-se uso de um algoritmo que identifica as concentrações naturais dos vetores

de atributos, a partir de uma amostra heterogênea de pixels. Assume-se, então que estes agregamentos de pixels representam as classes espectrais da imagem, e estes são utilizados para calcular as assinaturas das classes. As classes espectrais definidas pelos algoritmos de agregamento são posteriormente identificadas, porém elas podem ou não corresponder às classes de interesse.

É importante ressaltar que a etapa de treinamento do classificador é crítica para o sucesso de todo o processo de classificação. O treinamento supervisionado, que será enfocado neste trabalho, consiste em identificar na imagem uma área representativa para cada uma das classes de interesse, sendo que para a seleção das áreas de treinamento são utilizadas informações obtidas de outras fontes, como fotografias aéreas, mapas disponíveis da área a ser classificada, e principalmente, dados de campo, etc... (Schowengerdt [16]).

2.2.3.2 - Técnicas de Classificação

Schowengerdt [16] agrupa os algoritmos de classificação, que utilizam treinamento supervisionado, em dois tipos: paramétricos e não-paramétricos. Nos métodos paramétricos assume-se que cada classe pode ser descrita por uma distribuição de probabilidade, geralmente uma distribuição normal no espaço multiespectral, de modo que os parâmetros desta distribuição possam ser estimados. Por outro lado, os algoritmos não-paramétricos não partem de pressupostos sobre a distribuição das classes. Uma característica das técnicas não-paramétricas é que estas podem ser empregadas para uma grande variedade de distribuições de classes, desde que as assinaturas destas classes sejam razoavelmente distintas.

As técnicas de classificação implicam na implementação de um critério de decisão para que o computador possa atribuir um pixel a uma das várias possíveis classes de interesse, uma vez que as diferentes classes tendem a produzir vetores de atributos concentrados em diferentes regiões

do espaço multiespectral. A ferramenta básica utilizada é a teoria de decisão estatística, embora algumas técnicas sejam essencialmente determinísticas.

2.2.3.3 - O Critério de Classificação por Máxima Verossimilhança

A implementação de um classificador de Máxima Verossimilhança, uma abordagem paramétrica, requer que sejam calculadas as probabilidades de cada pixel pertencer a cada uma das possíveis classes, sendo um dado pixel atribuído àquela classe que fornecer a mais alta probabilidade. Este método utiliza parâmetros estatísticos e parte do pressuposto que as distribuições nas diferentes classes de interesse são modeladas por distribuições de probabilidade normal multivariada. Esta aproximação gaussiana conduz a algumas simplificações no desenvolvimento matemático das funções discriminantes para as classes de interesse, uma vez que tratam-se de distribuições cujas propriedades para a forma multivariada são bem conhecidas (Richards [14]).

O desenvolvimento matemático do critério de decisão para a classificação de Maxima Verossimilhança conforme Richards [14] é mostrado na sequência.

As classes espectrais de uma imagem podem ser representadas por :

$$w_i, i=1,2,\ldots,M$$

onde M é o número total de classes. Para definir a qual classe ou categoria pertence um pixel, em uma dada posição x, é necessário determinar as probabilidades condicionais:

$$p(w_i \backslash x), i=1,2,\ldots,M,$$

O vetor posição x é um vetor coluna de valores de brilho para o pixel, o qual descreve o pixel como um ponto no espaço multiespectral com coordenadas, para os valores de brilho assumidos. A probabilidade $p(W_i\backslash x)$ indica a probabilidade do pixel, ser corretamente classificado na classe Wi. A classificação é feita de acordo com:

$$x \in W_i \text{ se } p(W_i\backslash x) > p(W_j\backslash x) \text{ para todo } i \neq j \qquad (2.1)$$

ou seja, o pixel na posição x pertence à classe Wi, se p(Wi\x) for maior para as demais probabilidades. Esta regra de decisão intuitiva é um caso especial de uma regra mais geral, na qual a decisão pode estar influenciada de acordo com diferentes graus de significância, sendo esta abordagem genérica chamada classificação de Bayes.

A despeito de sua simplicidade, as probabilidades condicionais p(Wi\x) são desconhecidas. Supondo-se, entretanto, que se disponha de dados de treinamento, suficientes para representar cada um dos tipos de cobertura da terra, estes dados podem ser usados para estimar uma distribuição de probabilidade, para um tipo de cobertura da terra, que descreva a chance de encontrar um pixel, em uma dada posição x, que pertença à classe Wi. Em termos genéricos, esta função de distribuição pode ser representada pelo símbolo p(x\Wi), sendo que existirão tantas p(x\Wi) quantas forem as classes de cobertura da terra. Em outras palavras, para um pixel na posição x do espaço multiespectral, pode ser calculado um conjunto de probabilidades, as quais descrevem a relativa verossimilhança do pixel x pertencer a uma das classes disponíveis.

A probabilidade que se espera encontrar, p(Wi\x), e a probabilidade disponível p(x\Wi) estimada a partir dos dados de treinamento são relacionadas pelo teorema de Bayes:

$$p(W_i\backslash x) = p(x\backslash W_i) \cdot p(W_i) / p(x) \qquad (2.2)$$

onde p(Wi) é a probabilidade que a classe Wi tem de ocorrer na imagem e p(x) é a probabilidade de encontrar um pixel, em uma dada posição x, pertencente a qualquer uma das classes. Para efeito de ilustração, pode-se verificar que:

$$p(x) = \sum_{i=1}^{M} p(x\backslash W_i) \cdot p(W_i)$$

embora a própria p(x) não seja imprescendível para o desenvolvimento da regra de decisão.

As p(Wi) são chamadas probabilidades "a priori", uma vez que tratam-se de probabilidades pelas quais os pixels podem ser associados às classes, antes da classificação. Por comparação, as p(Wi/x) são probabilidades "a posteriori". Usando (2.2) no critério de classificação definido em (2.1), pode-se escrever a regra de decisão de classificação como sendo :

$x \in W_i$ se $p(x\backslash W_i).p(W_i) > p(x\backslash W_j).p(W_j)$ para todo $i \neq j$ (2.3)

onde p(x) foi removido por constituir-se em um fator comum. A regra de decisão como definida em (2.3) é mais utilizada do que a forma em (2.1), uma vez que as $p(x\backslash W_i)$ possam ser estimadas a partir dos dados de treinamento e que as $p(W_i)$ sejam conhecidas, ou possam também ser estimadas à partir do conhecimento que o analista tem da imagem. Resultados matematicamente mais convenientes podem ser obtidos se, em (2.3) for usada a definição:

$$g_i(x) = \ln[p(x\backslash W_i) \cdot p(W_i)] = \ln[p(x\backslash W_i)] + \ln[p(W_i)] \quad (2.4)$$

de modo que a regra de decisão definida em (2.3) pode ser reescrita como:

$x \in W_i$ se $g_i(x) > g_j(x)$ para todo $i \neq j$ (2.5)

onde $g_i(x)$ são denominadas funções discriminantes, e a expressão (2.5) é a regra de decião usada na classificação por Máxima Verossimilhança.

Na classificação de dados de Sensoriamento Remoto usando o critério de Máxima Verossimilhança, assume-se que as distribuições de probabilidade em cada uma das classes, apresentam-se na forma de modelos normal multivariados. Esta suposição, antes de ser uma

propriedade demonstrável da natureza espectral das classes de informação, conduz a simplificações matemáticas consideráveis, além do que estas distribuições apresentam propriedades bem conhecidas para a forma multivariada.

Assim, para um conjunto de N-bandas espectrais, tem-se:

$$p(x\backslash W_i) = (2\pi)^{-N/2}|\Sigma_i|^{-1/2}\exp[-1/2\,(x-M_i)^T\Sigma_i^{-1}(x-M_i] \qquad (2.6)$$

onde M_i e Σ_i são o vetor média e a matriz de covariância dos dados, para a classe W_i. Como o termo resultante -N/2 ln(2π) é comum para todo $g_i(x)$, e portanto não ajuda na discriminação, ele é ignorado. Desse modo, a forma final da função discriminante para a classificação de Máxima Verossimilhança, com base na suposição da estatística normal multivariada, é:

$$g_i(x) = \ln[p(w_i)] - \frac{1}{2}\ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2}(x-m_i)^T\Sigma_i^{-1}(x-m_i) \qquad (2.7)$$

Frequentemente, o analista não tem nenhuma informação prévia sobre as $p(W_i)$, e então, assume que as probabilidades "a priori" para as classes são iguais. Como resultado, $\ln[p(W_i)]$ pode ser removido de (2.7), uma vez que ele é o mesmo para todo i. Neste caso, o fator comum 1/2 também pode ser removido, de modo que a função discriminante (2.7) passa a ser escrita como:

$$g_i(x) = -\ln|\Sigma_i| - (x-M_i)^T\Sigma_i^{-1}(x-M_i) \qquad (2.8)$$

2.2.4. Sistema de Processamento Digital de Imagens - SITIM

O sistema de tratamento de Imagens (SITIM) é destinado a extração de informações a partir de dados de Sensoriamento Remoto, obtidos principalmente por satélite. Esta extração de

informações pode ser qualitativa, a partir da observação de imagens realçadas, ou quantitativa, a partir da utilização de procedimentos de classificação automática, cujas saídas são imagens temáticas e tabelas de área associada a cada classe discriminada na imagem (Manual do SITIM [11]).

Conforme consta no Manual do Usuário [11] o SITIM é composto por um microcomputador, seus periféricos e uma unidade visualizadora de imagens. As suas principais características de Hardware são:

- microprocessador Intel 80286, como clock de 8.0 mHz e registros internos de 32 bits, barramento de dados de 16 bits e barramento de endereços de 24 bits, o que permite o endereçamento de até 16 Mbytes de memória;

- coprocessador de ponto flutuante Intel 80287;

- monitor de vídeo semi-gráfico de 80 colunas e 25 linhas e teclado;

- memória principal de 704 Kbytes;

- unidades opcionais de fita magnética de 1600 bpi, 45 ips;

- fita de cartucho de 5000 bpi, 72 ips, cartucho de ¼", para entrada de dados de Sensoriamento Remoto;

- unidade visualizadora de imagens composta de um hardware especializado e um monitor de imagens colorido de alta resolução, e possui 4 Mbytes de memória de imagem dividida em até quatro canais de 1020x1024 bytes cada um, ou seja, cada canal pode armazenar uma imagem de 1020x1024 pixels. As composições coloridas são mostradas na tela quando cada canal contém a mesma imagem adquirida em bandas espectrais diferentes.

Usualmente, três bandas espectrais são carregadas nos três primeiros canais e associadas as cores vermelho, verde e azul (R, G, B) do monitor de imagens. O quarto canal é utilizado para operações gráficas, podendo armazenar e mostrar na tela gráficos utilizando até 128 cores distintas simultaneamente.

A imagem a ser analisada entra no sistema através de fita magnética, "streamer" ou disco flexível e, uma vez armazenada pode ser visualizada na tela, na escala especificada pelo usuário. A seguir, podem ser realizados os diferentes procedimentos de processamento e classificação da imagem, pelo acesso às funções específicas que compõem o sistema.

2.2.4.1 - O Classificador de Máxima Verossimilhança

Dentre as funções de classificação implementadas no SITIM, a mais usual refere-se ao método supervisionado de classificação de Máxima Verossimilhança, o MAXVER.

O procedimento de treinamento do MAXVER implementado no SITIM é composto de um conjunto de funções cuja finalidade é o cálculo e aperfeiçoamento dos dados que serão necessários à classificação.

As funções utilizadas durante o treinamento são relacionadas abaixo:

- **Aquisição de amostras**: função que adquire amostras com o objetivo de calcular os parâmetros necessários à classificação. O usuário deve posicionar o cursor para delimitar a amostra de interesse e indicar a que classe ela pertence. O programa adquire a média e a matriz de autocorrelação da amostra e atualiza esses parâmetros.

- **Apresentação de amostras**: apresenta na unidade visualizadora a localização, na

imagem, das amostras adquiridas no treinamento. Cada classe é apresentada numa das 128 cores disponíveis e o número da amostra é escrito sob cada amostra na cor correspondente à classe.

O procedimento de classificação no MAXVER instalado no SITIM classifica, ponto a ponto, a região de interesse utilizando um processo de decisão estatístico por máxima verossimilhança. Para isto, requer como entradas os parâmetros armazenados durante o treinamento e necessita também da imagem na tela contendo a área de interesse. A imagem de saída é a cena classificada no canal gráfico.

2.2.4.2 - SELEÇÃO DE ATRIBUTOS

Esta técnica é uma alternativa para se tentar uma seleção de bandas, reduzir a dimensionalidade, processamento e redundância de dados, a partir de simples tratamentos automáticos de imagens. Por ser baseada em uma série de medidas estatísticas interbandas, ajuda a eliminar o caráter subjetivo do intérprete na seleção de bandas.
(Medeiros[12])

O algoritmo implementado no SITIM seleciona, de um conjunto de N bandas o melhor subconjunto de K bandas, que minimiza a probabilidade de erro de classificação, com base na separabilidade estatística entre classes (estimada a partir da distância de Jeffreys-Matusita, J-M).

No cálculo de seleção de bandas, o algoritmo computa a medida da distância estatística J-M entre as densidades de probabilidade de duas classes para todos os possíveis subconjuntos de K bandas (1,2,...), e daí seleciona aquele que produz a maior distância. Cada subconjunto consiste das seis melhores combinações de uma banda, duas bandas, três bandas, quatro bandas, cinco bandas e seis bandas.

2.3. REDES NEURAIS

As redes neurais artificiais, baseadas biologicamente na anatomia do cérebro humano, são compostas de elementos que trabalham de maneira análoga a um neurônio biológico. Tal semelhança é enfatizada pelas características similares do funcionamento das redes neurais com alguns procedimentos humanos, ou seja, aprendem pela experiência, generalizam exemplos através de outros, abstraem características (Wasserman [20]).

Em função de sua complexidade, ainda se está muito longe das Redes Neurais produzirem resultados tão completos e perfeitos quanto aqueles do cérebro humano. Problemas como linguagem natural e prova de teoremas ainda são tarefas difíceis para as Redes Neurais. Entretanto, os problemas de classificação de padrões são aqueles melhor resolvidos por estas Redes.

Do ponto de vista computacional, ao invés de ser um programa formado por uma seqüência de instruções, os modelos de Redes Neurais exploram muitas hipóteses simultaneamente, usando intensamente o paralelismo e compondo-se de muitos elementos computacionais interligados através de pesos variáveis. O conhecimento da Rede está na definição destes pesos. Tudo isto requer um crescente estudo sobre novas topologias de Rede e "Hardware" mais robusto (Lippmann [9]).

2.3.1 Um Breve Histórico

No início da década de 50, alguns pesquisadores começaram a se interessar em desenvolver

modelos para simular algumas das funções que vinham sendo descobertas no sistema nervoso. Tais modelos usavam elementos de processamento e conexões com pesos associados, análogos aos neurônios e às sinapses do cérebro, e por isso foram chamados de **Redes Neurais**.

Paralelamente ao trabalho de modelar profundamente os níveis de processamento do cérebro, outros pesquisadores passaram a estudar o problema de modelamento imaginando o processo como uma "caixa preta". Esta linha de pesquisa tem conduzido ao desenvolvimento dos chamados Sistemas "Expert" ou Sistemas Especialistas.

A Conferência de Inteligência Artificial de 1956, que promoveu o encontro entre pesquisadores destas duas linhas de pesquisa, favoreceu o elo entre elas, e aproximou-as da Inteligência Artificial.

Nas décadas seguintes, ambos os grupos prosperaram e, por volta de 1970, as Redes Neurais tornaram-se um assunto altamente estimulante para a pesquisa, mas muitas vezes abandonadas por falta de recursos financeiros e humanos para um melhor entendimento da sua estrutura.

Durante este tempo, neurobiologistas, físicos, matemáticos e psicólogos continuaram a explorar vários aspectos da psicologia e neurologia inspirados em modelos, conduzindo a formulação de novos tipos de modelos e, principalmente, fornecendo subsídios para solução de alguns problemas já modelados anteriormente.

A seguir, é apresentado um breve sumário do que foi desenvolvido em termos de redes neurais, em ordem cronológica, e associada a seu respectivos pesquisadores, conforme consta em [18].

Mc Culloch & Pitts (1943):- tentaram reproduzir o funcionamento do cérebro num modelo cognitivo para o reconhecimento de padrões visuais simples, com base na concepção do cérebro como um computador de elementos computacionais bem definidos: os neurônios.

Von Neumann (1948):- utilizou as idéias de Mc Culloch & Pitts para fazer redes de válvulas comutativas, definindo uma lógica exata (dispositivos binários realizando operações AND/OR);

Rochester (1956):- apresentou um modelo de Rede Neural artificial na 1ª Conferência Internacional de Inteligência Artificial (1956), com a finalidade de verificar o comportamento desta rede, sem no entanto conseguir interpretar seus resultados;

Rosemblat (1959):- desenvolveu a rede de Perceptron que podia ser treinada para classificar certos tipos de padrões. Este modelo foi aplicado a uma grande diversidade de problemas, sendo que seus resultados bem sucedidos provocaram um grande interesse por Redes Neurais;

Minsky (1969):- prova matematicamente que Perceptrons arranjados em uma camada só eram capazes de reconhecer classes linearmente separáveis (definido no ítem 2.4.1), tornando pouco interessante o modelo apresentado por Rosemblat. Em função disto, a concepção conexionista foi colocada em um segundo plano por uma década;

Grossberg (1973):- desenvolveu o esquema da rede ART (Adaptive Ressonance Theory) tambem do tipo auto-organizável.

Kohonen (1975):- trabalhou sobre o conceito de Redes Neurais auto-organizáveis obtendo resultados muito interessante;

Hopfield (1982):- reavaliou o modelo de Perceptron , pois usando uma rede intermediária, onde os padrões não fossem linearmente separáveis, a rede seria capaz de reconhecer padrões não lineares.

Atualmente, as Redes Neurais vem despertando cada vez mais interesse, em diferentes áreas de

aplicação.

2.3.2 Modelo de uma Rede Neural Artificial

Antes de abordar o modelo de uma Rede Neural Artificial, faz-se necessário apresentar o funcionamento básico do sistema nervoso natural.

O sistema nervoso é constituído por células especializadas à atividade nervosa, os neurônios, por onde flui a informação e seu controle, os quais são interligados em uma grande e complexa rede. Estes neurônios recebem impulsos elétricos (provenientes de um processo eletroquímico), integram estes impulsos e os retransmitem a outras células. São eles que servem de modelos às Redes Neurais Artificiais (Wasserman [20]).A figura 2.3 mostra a estrutura de um neurônio biológico.

Os dendritos tem por função captar os estímulos nervosos, que podem ser excitatórios ou inibitórios, de outros neurônios e conduzí-los ao corpo celular e podem, se alcançarem um certo valor de limiar, desencadear um novo estímulo transmitido ao axônio da célula contituída por uma fibra nervosa única. Por meio das ramificações do axônio, este impulso é transmitido a outros neurônios.

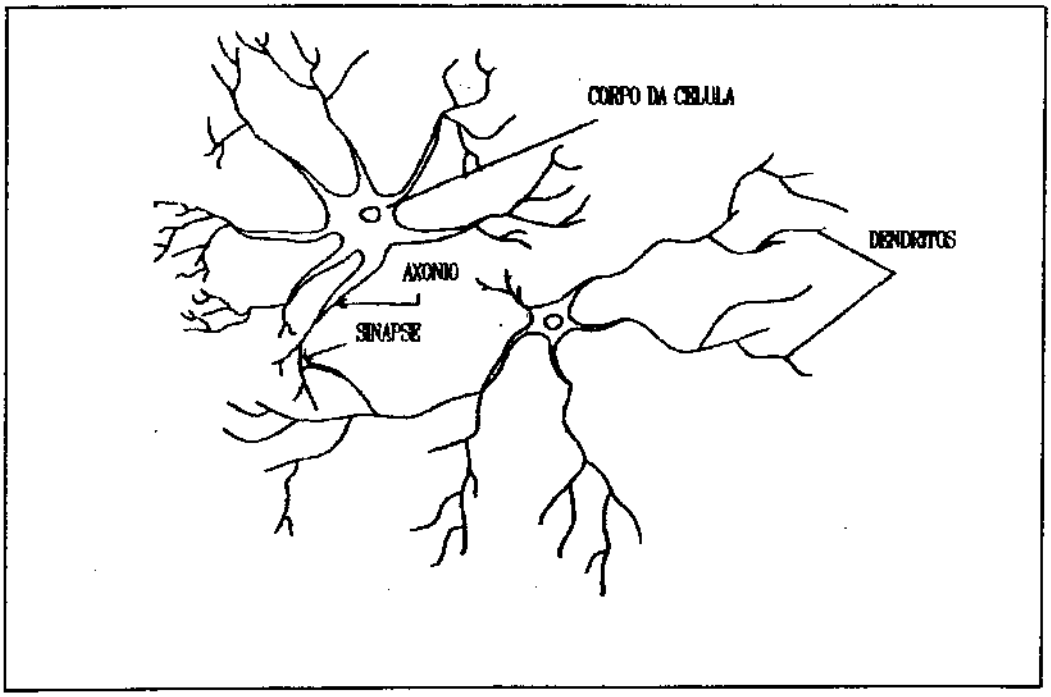


FIGURA 2.3 - Neurônio Biológico

fonte : Wasserman[20]

Através de reações químicas do organismo, ocorre o aparecimento de uma carga elétrica na membrana do neurônio, sendo que a ruptura da membrana ocasiona a entrada de Na+ . Esta carga elétrica cria um desequilíbrio eletrolítico e, portanto, uma polaridade na membrana (mais negativa dentro e mais positiva fora). Como o neurônio possui um nível de despolarização, se o potencial eletrônico chegar ao limiar, será ativado um potencial de ação. Este potencial é do tipo "tudo ou nada" (limiar = 1, caso contrário,limiar = 0). Quando ativado, este potencial de ação é propagado ao longo da membrana, despolarizando pontos da mesma e criando, assim, a propagação. Esta propagação pode ser entendida como um sinal-stímulo. Se o potencial eletrônico ultrapassa o limiar (ou seja, é positivo), diz-se que ocorre a conexão (sinapse). As sinapses são os pontos de ligação que funcionam como válvulas capazes de controlar a transmissão de impulsos e regular a sua intensidade. Durante a vida do sistema nervoso, as

sinapses estão em constante formação e modificação (Wasserman [20]).

As Redes Neurais Artificiais foram definidas para possuirem características básicas de um neurônio biológico. Essencialmente, um conjunto de entradas são aplicadas ao neurônio, onde cada uma delas corresponde a saída de um outro. Cada entrada é multiplicada por um peso correspondente, análogo a um "sinaptic streng", e todo produto de entradas e pesos são somados para determinar o nível de ativação do neurônio. Apesar da grande diversidade de paradigmas de Redes, todas são baseadas nesta configuração (Wasserman [20]). A figura 2.4 ilustra uma implementação desta idéia.

Na figura 2.4, um conjunto de entrada rotuladas X_1, X_2, ...,X_n é aplicado ao neurônio correspondendo aos sinais dentro das sinapses de um neurônio biológico. Cada sinal é multiplicado por um peso associado W_1, W_2, ...,W_n e em seguida é aplicado a um bloco somatório, rotulado como Σ. Cada peso corresponde à força de uma conexão sináptica biológica. O bloco somatório Σ, corresponde, a grosso modo, ao corpo da célula biológica, adicionando todos os produtos algébricos de entradas por pesos, produzindo uma saída que será denominada NET.

$$NET = X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + \ldots + X_n \cdot W_n$$

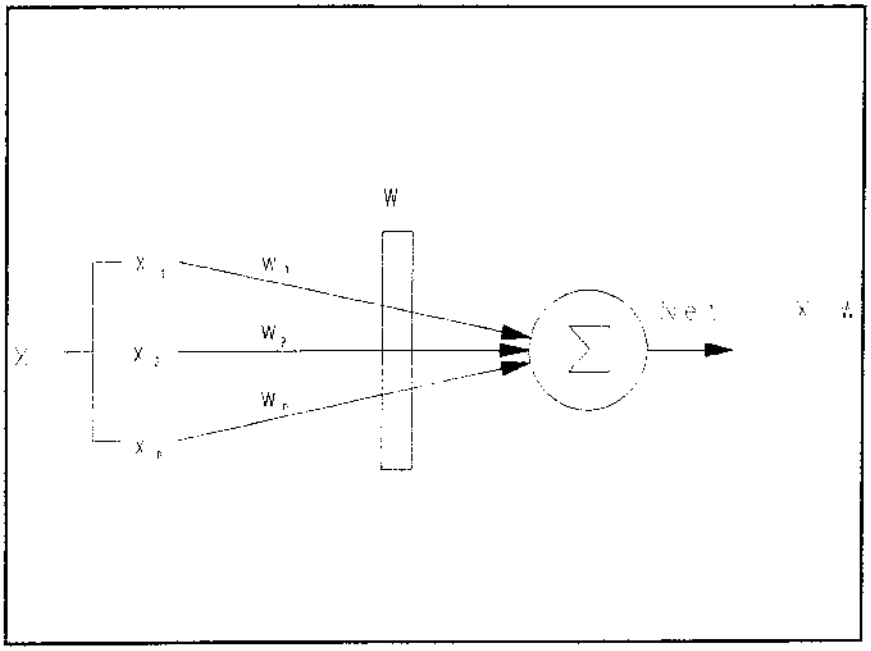


FIGURA 2.4 - Neurônio Artificial
Adaptado de Wasserman[20]

O sinal NET é então processado por uma função F, chamada de ativação, para produzir o sinal de saída (OUT) do neurônio. Esta função poderá ser linear, ou outra função que mais se aproxime de características de transferência não linear de um neurônio biológico.A figura 2.5 ilustra este mecanismo, onde o bloco F recebe a saída NET e produz um sinal denominado OUT.

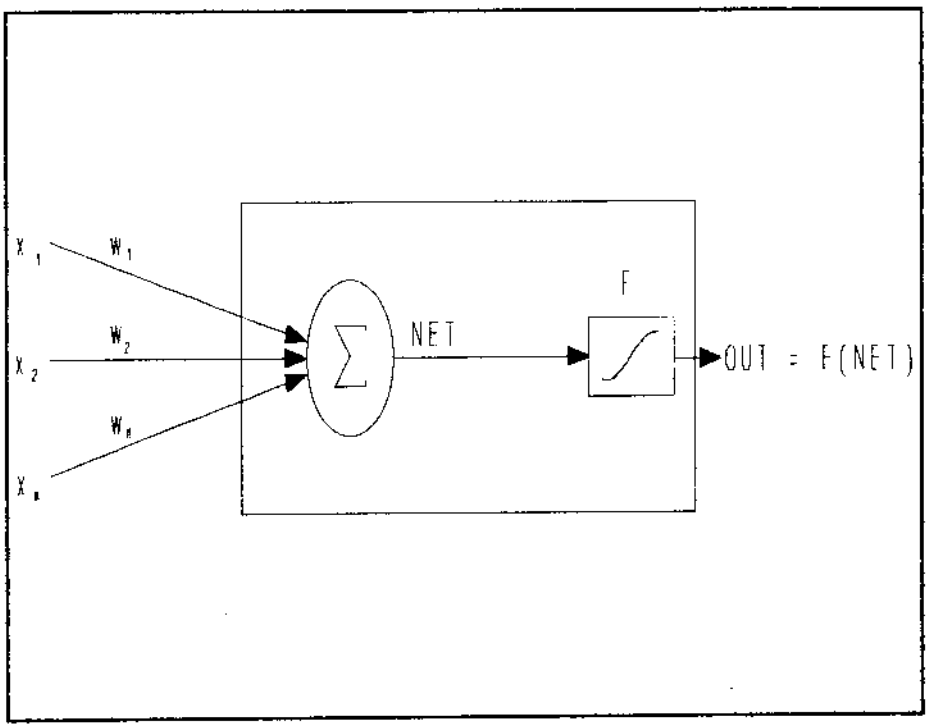


FIGURA 2.5 - Neurônio Artificial com função de Ativação
Adaptado de Wasserman[20]

A escolha da função de ativação depende das características da Rede Neural a ser implementada, principalmente com relação ao tipo de entradas e saídas (binárias ou contínuas) que estas terão. A figura 2.6 mostra três tipos de funções de ativação usadas na modelagem de uma Rede Neural. No próximo capítulo voltaremos a tratar da função sigmóide que é utilizada neste trabalho.

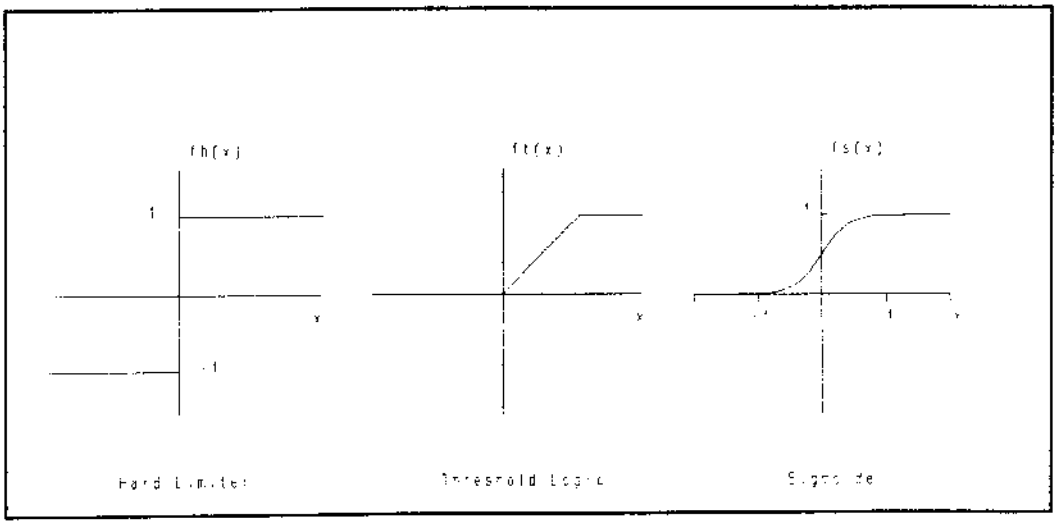


FIGURA 2.6 - Funções de Ativação

Fonte : Lippmann[9]

Por fim, as Redes Neurais artificiais se organizam em Redes Neurais de camadas simples ou multicamadas, dependendo do número de camadas que compõem a topologia da rede (Wasserman [20]).

2.3.2.1 - **REDE NEURAL DE CAMADA SIMPLES** : é a rede mais simples formada por um grupo de neurônios arranjados em apenas uma camada, como mostra a figura 2.7, onde, para efeito de notação, os neurônios são identificados como círculos. O vetor de entrada $\vec{X}$, nesta topologia, tem cada um de seus elementos conectados com um neurônio e a esta conexão é associada um determinado peso. O vetor de pesos, denominado $\vec{W}$, gera o vetor de saída $\vec{Y}$

através da aplicação da função de ativação F ao vetor $\vec{X}.\vec{W}$, ou seja,

$$\vec{Y}=F(\vec{X}.\vec{W})$$

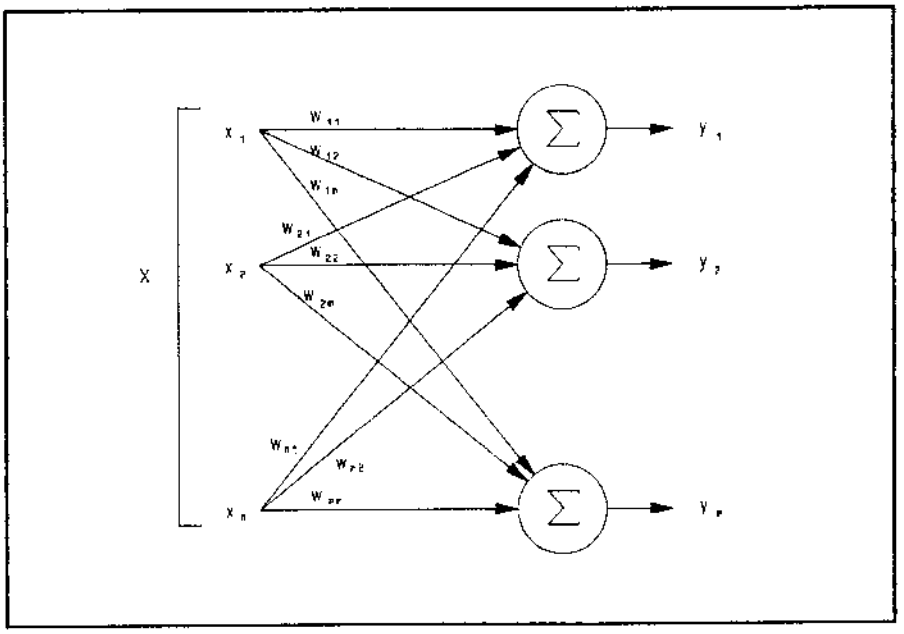


FIGURA 2.7 - Rede Neural de Camada Simples
Adaptado de Wasserman [20]

2.3.2.2 **REDE NEURAL MULTICAMADAS** : Este tipo de rede tem apresentado resultados superiores em relação às redes de camada simples, e tem despertado grande interesse no desenvolvimento de seus algoritmos de treinamento, uma vez que aí reside os principais problemas desta topologia. A falta de algoritmos de treinamento adequados a esta topologia de rede , relegou-a, durante muito tempo ao esquecimento. Com o aparecimento de

novos algoritmos de treinamento, esta topologia, voltou a ser valorizada, ainda que, a construção de redes em multicamadas pode estar associada a estrutura de camadas presentes em certas regiões do cérebro humano (Knight [7]).

Uma Rede Neural Multicamadas pode ser entendida como sendo a composição de várias redes de camadas simples, onde a saída de uma é a entrada para outra. A figura 2.8 ilustra uma Rede Neural de duas camadas (Wassermann[20]).

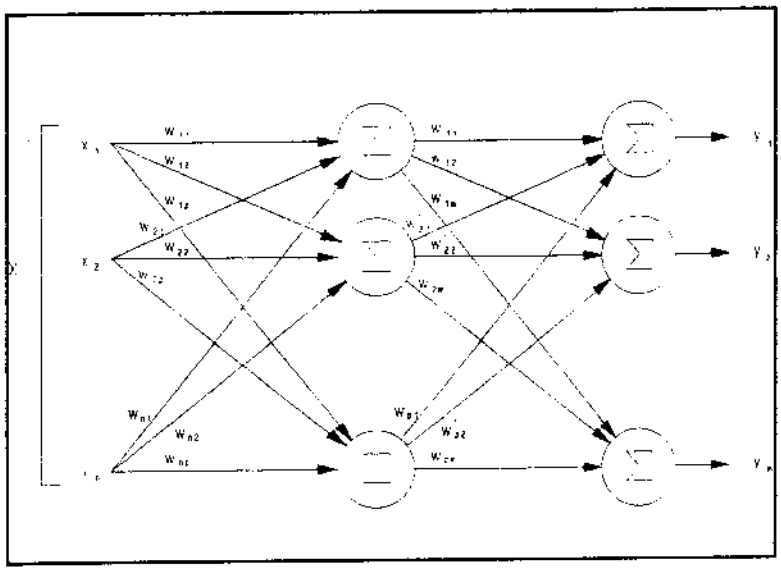


FIGURA 2.8 - Rede Neural de duas camadas
Adaptado de Wasserman [20]

Esta topologia de rede possibilitou a diferenciação de classes não separáveis linearmente o que despertou um grande interesse para novas pesquisas.

2.3.3 Taxonomia

A taxonomia das Redes Neurais para classificação de padrões estáticos pode ser dividida, inicialmente, em redes com valores de entrada binários ou contínuos. Um outro tipo de classificação, relacionado intimamente com a aprendizagem/treinamento da rede como um processo de ajuste dos pesos de modo a se chegar à classificação de padrões categoriza-as como supervisionadas ou não supervisionadas (Lippmann[9]).

No treinamento supervisionado é necessário que se tenha um par de treinamento, representado pelo vetor de entradas da Rede Neural e pelo vetor que indica a saída que se espera obter. Assim a Rede Neural é treinada em função detes pares, onde uma saída é calculada, e através do vetor de saída desejada é estimado um erro que deve ser minimizado por um algoritmo de ajuste de pesos. Os vetores de entrada são aplicados sucessivamente a Rede Neural e os erros calculados vão desencadeando um processo de ajuste de pesos que prossegue até que o nível dos erros atinja um patamar estipulado (Wasserman [20]).

No caso não-supervisionado o conjunto de treinamento é composto apenas pelo vetor de entrada, o que aproxima esta abordagem mais dos procedimentos biológicos do cérebro humano, uma vez que o ser humano não aprende utilizando o paradigma do vetor de entrada e o vetor de saída desejada. Assim, o algoritmo de treinamento modifica os pesos da Rede Neural para produzir saídas consistentes, ou seja, vetores de entrada similares produzirão uma saída referente a um mesmo padrão. Logo o processo de treinamento extrai propriedades estatística do conjunto de vetores de entrada e agrupa-os dentro de classes. Contudo, não se pode prever antecipadamente, quantas classes serão estabelecidas por este tipo de treinamento. (Wasserman[20])

A figura 2.9 mostra uma taxonomia simplificada apresentada por Lippman [9], de algumas das Redes Neurais com a finalidade de contextualizar a Rede desenvolvida neste trabalho.

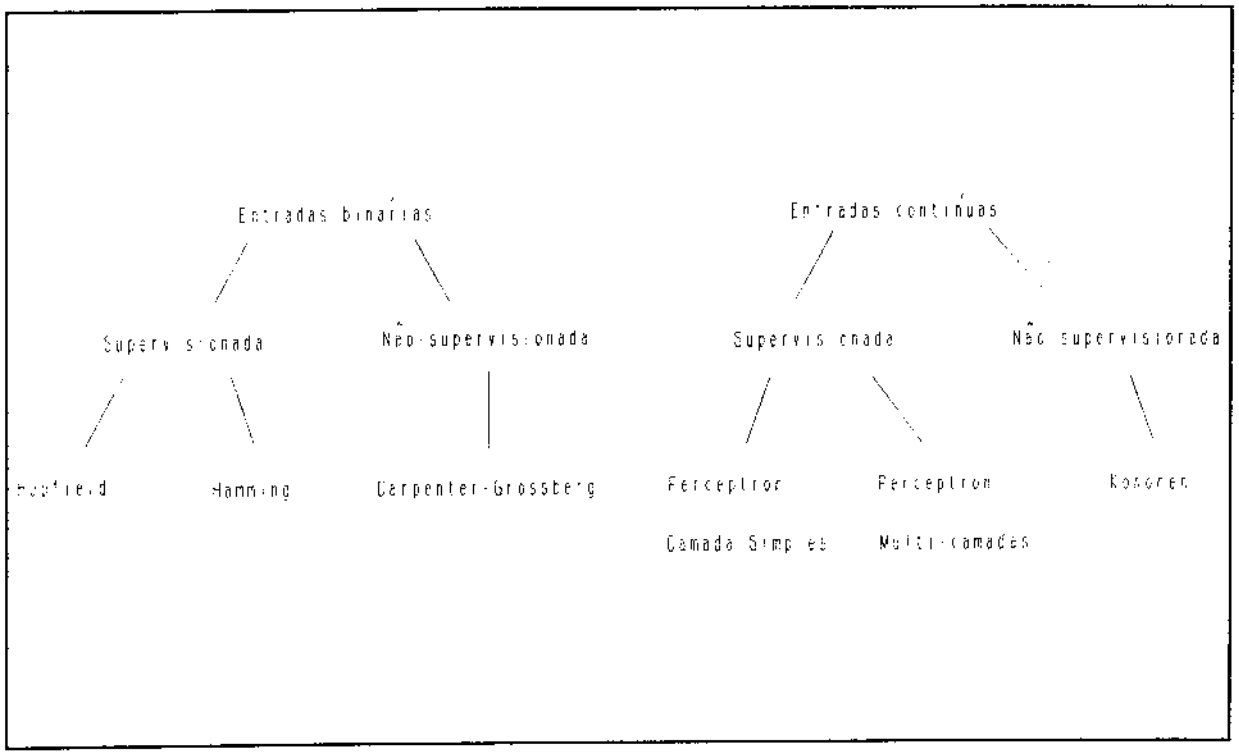


FIGURA 2.9 - Taxonomia de algumas Redes Neurais, utilizadas para reconhecimento de padrões fixos

Fonte : Lippmann [9]

Algumas caracteristicas das Redes Neurais mais empregadas, bem como suas aplicações mais adequadas são apresentadas na tabela 2.3.

TABELA 2.3 - Características básicas das principais Redes Neurais

MODELO DE REDE NEURAL	APLICAÇÕES PRIMÁRIAS	VIRTUDES	LIMITAÇÕES	TOPOLOGIA	EN-TRA-DAS	FUNÇÃO DE ATIVA-ÇÃO
Hopfield Kohonen	Recuperação de dados e imagens	Imple-mentá-vel em circuitos integra-dos	Pesos de-vem ser definidos	Camada simples com feedback	bi-ná-rias	Hard-Limiter
Percep-tron	Reconheci-mento de padrões	Rede Neural mais antiga	Não pode reconhecer padrões complexos	Camada simples feed-forward	bi-ná-rias ou con-tí-nuas	Hard-Limiter
Backpro-pagation	Reconhecimento de padrões, Controle de Processos, identificação de sistemas e outras aplicações.	Rede Neural mais popular	Requer treinamen-to super-visionado com muitos exemplos	Multi-camadas	bi-ná-rias ou con-tí--nuas	Sigmoide
Boltzman Machine	Reconheci-mento de padrões.	Rede simples	Requer longo tem-po de treinamen-to	Multi-camadas	bi-ná-rias ou con-tí-nuas	Sigmoide
Counter-propaga-tion	Compressão de imagens, análise estatísti-ca.	Percep-tron multi-camadas simples.	Elevado número de neurônios e conexões	Multi-camadas	bi-ná-rias ou con-tí-nuas	Hard-Limiter
Neocog-nitron	Reconheci-mento de padrões feitos ma-nualmente	Rede so-fistica-da, ca-paz de identi-ficar padrões comple-xos.	Elevado número de neurônios e conexões	Multi-camadas hierár-quicas feed-forward	con-tí-nuos	Linear

Fonte: Treleaven [18]

2.4 REDE NEURAL DE PERCEPTRON

Segundo Wasserman [20], Mac Culloch e Pitts exploraram muitos paradigmas de Redes Neurais para reconhecimento de padrões, e cada um de seus trabalhos envolviam um modelo simples de neurônio similar ao ilustrado na figura2.10.

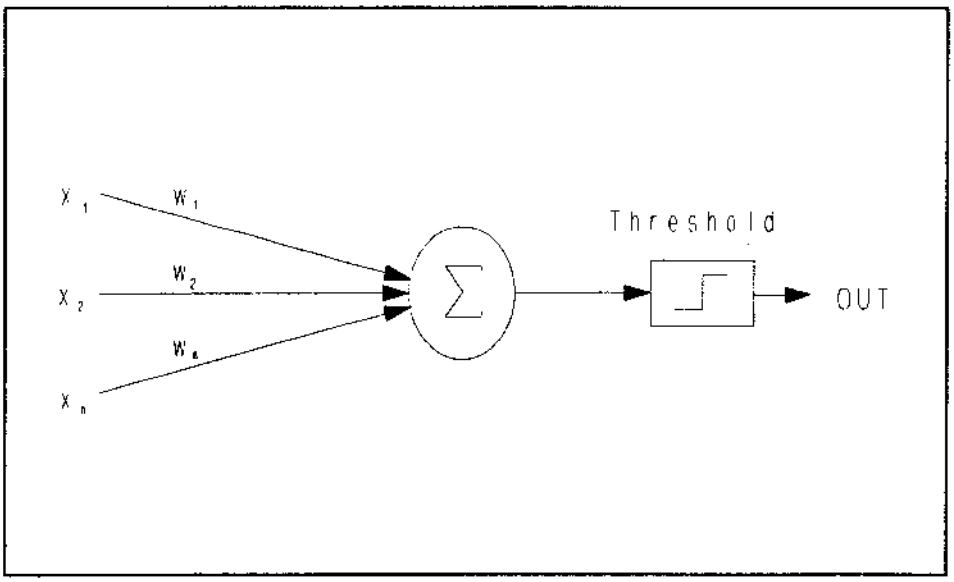


FIGURA 2.10 - Neurônio de Perceptron
Adaptado de Wasserman [20]

A unidade representada pelo Σ, multiplica cada entrada $\vec{X}$ por um peso $\vec{W}$ e executa a soma destas multiplicações. Se esta soma é maior do que um limiar pré-determinado (θ), a saída é um (1); caso contrário será zero (0). Estes sistemas e muitas de suas variações são chamados

Perceptrons. Em geral consistem-se de uma camada simples de neurônios artificiais conectados, por pesos, a um conjunto de entradas, conforme ilustra a figura 2.11.

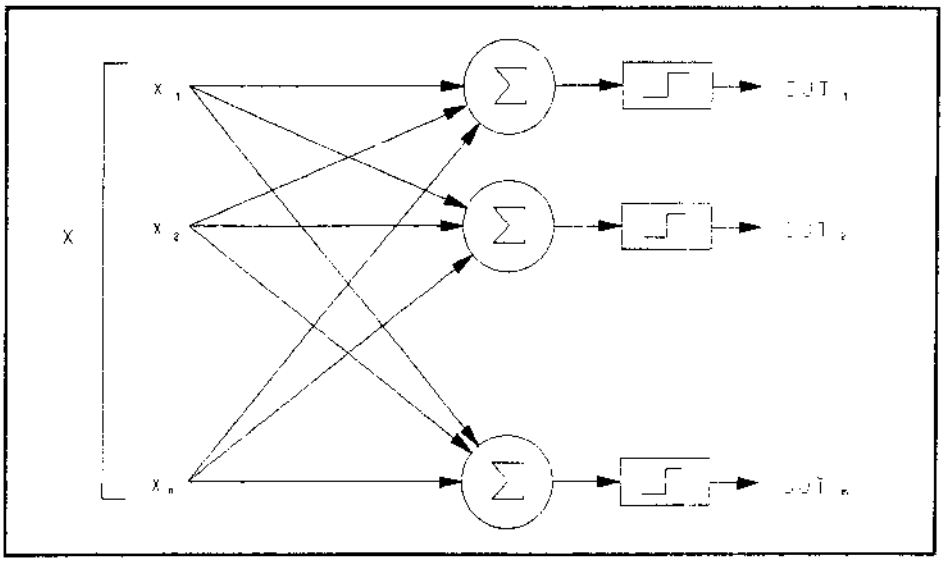


FIGURA 2.11 - Perceptron de Camada Simples
Adaptado de Wasserman [20]

Com a demonstração de um teorema sobre a aprendizagem de um Perceptron por Franck Rosemblat, criou-se uma grande euforia em relação a exploração desta rede. Porém, este primeiro impacto foi substituido por desilusão, quando Minsky e Papert provaram que haviam sérias restrições com relação a aprendizagem de tarefas simples. No entanto, a recente descoberta de novos métodos de treinameto para estas redes tem sido responsável pelo ressurgimento do interesse em pesquisa na área (Wasserman [20]).

2.4.1 Perceptron de Camada Simples

A rede de Perceptron de camada simples pode ser usada tanto com entradas binárias quanto com valores contínuos. Quando desenvolvida despertou, inicialmente, muito interesse em razão de sua habilidade de aprender a reconhecer padrões.

O Perceptron de camada simples decide a qual de duas classes, A ou B, se relaciona uma entrada. Assim, um nó simples calcula uma soma ponderada dos elementos de entrada, subtraindo um limiar θ e passando o resultado através de uma função de ativação do tipo "hard limiter", tal que a saída y seja +1 ou -1. A regra de decisão consiste em responder: classe A se a saída for +1 e classe B se a saída for -1. A figura 2.12 ilustra este procedimento.

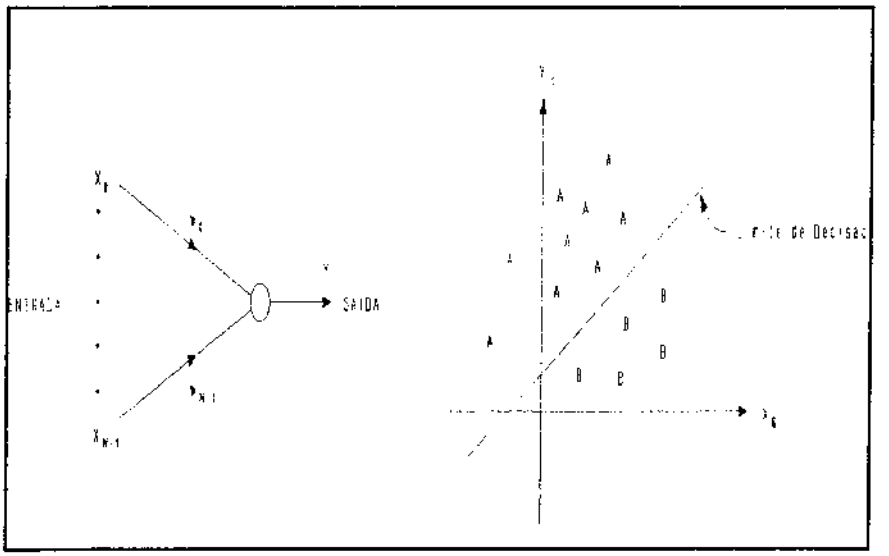


FIGURA 2.12 - Perceptron de camada simples que classifica um vetor de entradas em duas classes A ou B.

Fonte: Lippmann [9]

Assim, a rede divide o espaço ocupado pela entrada em duas regiões separadas por um hiperplano. Como apresentado na figura 2.12, para entradas de dois elementos, o hiperplano é uma reta, podendo-se afirmar então que as classes são **linearmente separáveis**, isto é, caem em lados opostos da reta.

Os pesos das conexões e o limiar em um Perceptron podem ser fixados ou adaptados usando um número de diferentes algoritmos. O procedimento original para ajuste de pesos foi desenvolvido por Rosemblat, e é descrito na seqüência.

Procedimento de Convergência do Perceptron (Camada Simples)

Passo 1. Inicializar os pesos.
Atribuir valores randômicos pequenos para $W_i(0)$ $(0 \leq i \leq n-1)$, onde $W_i(t)$ são os pesos para as entradas i no tempo t.

Passo 2. Apresentar nova entrada e saída desejada.
Apresentar a nova entrada de valores contínuos

$$x_0, x_1, \ldots, x_n$$

com a saída desejada T(t).

Passo 3. Calcular a saída atual.

$$y(t) = f_h\left(\sum_{i=0}^{n-1} w_i(t)\, x_i(t)\right)$$

Passo 4. Ajustar os pesos.

$$w_i(t) = w_i(t) + \eta\,[T(t) - y(t)]\,x_i(t)$$

$0 \leq i \leq n-1$.

$$T(t) = \begin{cases} +1 \text{ se a entrada é da classe A} \\ -1 \text{ se a entrada é da classe B} \end{cases}$$

Nestas equações, η é uma fração positiva de ganho menor do que um (1) e T(t) é a saída desejada correta para a entrada atual. Os pesos não mudam se uma decisão correta é feita pela rede.

Passo 5. Repetir a partir do passo 2.

Com isto, Rosemblat provou que, se as entradas de duas classes são linearmente separáveis, então ocorre o procedimento de convergência de Perceptron e o hiperplano de decisão é posicionado entre estas duas classes.

Um problema com o procedimento de convergência de um Perceptron é que os contornos de decisão podem oscilar continuamente quando as entradas não são linearmente separáveis e as distribuições se sobrepõem, criando com isso o que será chamado de problema da separabilidade linear (Lippman [9]).

Para Wasserman [20] esta limitação é significativa, uma vez que existe um grande número de funções que não são separáveis linearmente, e o problema se agrava à medida que é importante

saber se uma função é linearmente separável, o que não é simples quando o número de variáveis é muito grande.

2.4.2 Perceptron Multicamadas

Na definição de Lippmann[9] Perceptron multicamadas são redes "feed-forward" (não tem realimentação) com uma ou mais camadas de nós, entre os nós de entrada e saída. Estas camadas adicionais contém unidades ou nós escondidos que não são conectados diretamente aos nós de entrada e saída. A figura 2.13 ilustra uma rede de Perceptron de três camadas.

O Perceptron multicamadas sobrepuja muitas das limitações do Perceptron de camada simples. Mas não foi usado no passado devido a não existência de um algoritmo de treinamento eficiente. Isto introduziu um sério problema de aprendizagem, uma vez que o teorema de convergência não é extendido para Perceptron Multicamadas. Esta situação mudou recentemente com o desenvolvimento de novos algoritmos de treinamento.

Embora a convergência destes algoritmos não possa ser provada como no caso do algoritmo de camada simples, eles tem-se mostrado úteis na solução de muitos problemas, em especial aquele abordado neste trabalho.

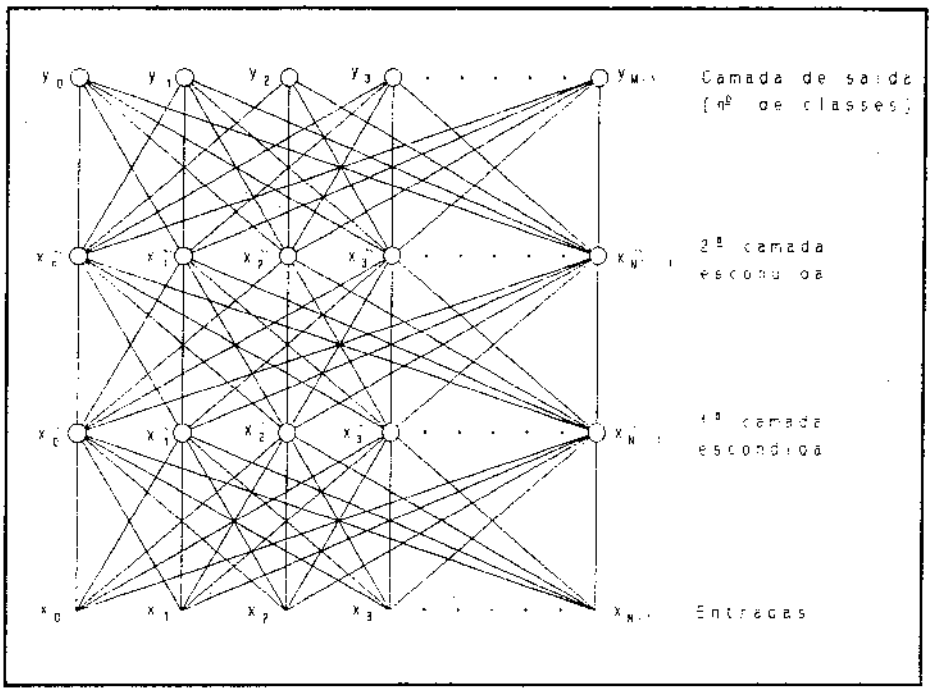


FIGURA 2.13 - Rede Neural de três camadas

A capacidade de Perceptron de múltiplas camadas permite a formação de novas regiões de decisão, resolvendo assim o problema do OU exclusivo ou o problema de regiões misturadas. Um Perceptron de camada simples forma uma região de decisão composta por 2 semi-planos, já o Perceptron de duas camadas formam regiões de decisão convexas não necessariamente limitadas (Wasserman[20]).

O descobrimento do algoritmo de treinamento "Backpropagation" tem levado muitos pesquisadores a se interessar novamente por redes neurais artificiais. Apesar de algumas limitações quanto a convergência do algoritmo, uma vez que não é garantida da mesma forma que o algoritmo de treinamento para Perceptron camada simples, muitos problemas tem sido resolvidos.

O objetivo básico do algoritmo é minimizar o erro entre a saída da rede e a saída desejada. Logo, o algoritmo assume um conjunto inicial de pesos aleatórios e busca um conjunto final através de um processo de ajuste (Knight [7]).

A seguir, é descrita o algoritmo de "Backpropagation" implementado que é usado na resolução do problema de classificação de imagens.

Algoritmo de treinamento "Back-Propagation"

Passo 1 - Inicializar os pesos.

Ajustar todos os pesos dos nós em valores aleatórios pequenos dentro do intervalo (-0.1,0.1). A rede é ensinada inicialmente selecionando pequenos pesos aleatórios e então apresentando a todos os dados de treinamento repetidas vezes.

Passo 2 - Apresentar entradas e saídas desejadas.

Apresentar um vetor de entrada de valores contínuos $X_0, X_1, \ldots, X_{n-1}$ e especificar as saídas desejadas $T_0, T_1, \ldots, T_{n-1}$. Se a rede é usada como um classificador, então todas as saídas possuem valores próximos de zero exceto para a que corresponde à classe de entrada que deverá ter um valor próximo de 1. A entrada poderá ser nova em cada tentativa ou amostragem para um conjunto de treinamento apresentado ciclicamente até estabilizar os pesos.

Passo 3 - Calcular a saída atual

Usar a função sigmóide e as seguintes fórmulas para calcular as saídas $Y_0, Y_1, \ldots, Y_{n-1}$.

$$y_l = f\left(\sum_{k=0}^{N_2-1} w2_{kl} x2_k\right) \qquad 0 \le l \le M-1$$

$$x2_k = f\left(\sum_{j=0}^{N_1-1} w1_{jk} x1_j\right) \qquad 0 \le k \le N2-1$$

$$x1_j = f\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_{ij} x_i\right) \qquad 0 \le j \le N1-1$$

X_i = entradas $\qquad 0 \le i \le N-1$

Passo 4 - Adaptar os pesos

Usa um algoritmo recursivo partindo dos nós de saída e trabalhando retroativamente na primeira camada escondida, ajustando-se os pesos por:

$$w_{ij} = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x1_i$$

Nesta equação $W_{ij}(t)$ é o peso do nó escondido i ou de uma entrada para o nó j no tempo t, X_i é ou a banda do nó i ou é uma entrada, η é um termo de ganho, e δ_j é um termo de erro para o nó j. Se o nó j é o nó de saída, então

$$\delta_j = y_j(1-y_j)(T_j - y_j)$$

O objetivo básico do algoritmo é minimizar o erro entre a saída da rede e a saída desejada. Logo, o algoritmo assume um conjunto inicial de pesos aleatórios e busca um conjunto final através de um processo de ajuste (Knight [7]).

A seguir, é descrita o algoritmo de "Backpropagation" implementado que é usado na resolução do problema de classificação de imagens.

Algoritmo de treinamento "Back-Propagation"

Passo 1 - Inicializar os pesos.

Ajustar todos os pesos dos nós em valores aleatórios pequenos dentro do intervalo (-0.1,0.1). A rede é ensinada inicialmente selecionando pequenos pesos aleatórios e então apresentando a todos os dados de treinamento repetidas vezes.

Passo 2 - Apresentar entradas e saídas desejadas.

Apresentar um vetor de entrada de valores contínuos X_0, X_1, ...,X_{n-1} e especificar as saídas desejadas T_0, T_1, ...,T_{n-1}. Se a rede é usada como um classificador, então todas as saídas possuem valores próximos de zero exceto para a que corresponde à classe de entrada que deverá ter um valor próximo de 1. A entrada poderá ser nova em cada tentativa ou amostragem para um conjunto de treinamento apresentado ciclicamente até estabilizarem-se os pesos.

Passo 3 - Calcular a saída atual

Usar a função sigmóide e as seguintes fórmulas para calcular as saídas Y_0, Y_1, ...,Y_{n-1}.

$$y_l = f\left(\sum_{k=0}^{N_2-1} w2_{kl} x2_k\right) \quad 0 \leq l \leq M\text{-}1 \quad (M = \text{número de classes})$$

$w2_{kl}$ é a conexão de pesos entre a 2ª camada e a camada de saída.

$$x2_k = f\left(\sum_{j=0}^{N_1-1} w1_{jk} x1_j\right) \quad 0 \leq k \leq N2\text{-}1 \quad (N2 = \text{número de neurônios na 2ª camada})$$

$w1_{jk}$ é a conexão de pesos entre a 1ª camada e a 2ª camada.

$$x1_j = f\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_{ij} x_i\right) \quad 0 \leq j \leq N1\text{-}1 \quad (N1 = \text{número de neurônios na 1ª camada})$$

w_{ij} é a conexão de pesos entre as entradas e a 1ª camada.

X_i = entradas $\quad 0 \leq i \leq N\text{-}1 \quad$ (N = número de elementos de entrada)

Passo 4 - Adaptar os pesos

Usa um algoritmo recursivo partindo dos nós de saída e trabalhando retroativamente na primeira camada escondida, ajustando-se os pesos por:

$$w_{ij} = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x1_i$$

Nesta equação $W_{ij}(t)$ é o peso do nó escondido i ou de uma entrada para o nó j no tempo t, X_i é ou a saída do nó i ou é uma entrada, η é um termo de ganho, e δ_j é um termo de erro para o nó j. Se o nó j é o nó de saída, então

$$\delta_j = y_j(1-y_j)(T_j - y_j)$$

onde T_j é a saída desejada do nó j e Y_i é a saída atual.
Se o nó j é um nó escondido interno, então

$$\delta_j = x1_j(1-x1_j)\sum_k \delta_k wjk$$

onde k é o número de nós na camada acima do nó j. Limiares de nós internos são adaptados por uma maneira similar assumindo que eles sejam pesos da conexão da ligação de entradas auxiliares de valores constantes. A convergência é algumas vezes mais rápida se um termo momentâneo é adicionado e mudanças de pesos são suavizados por

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j x1_i + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)),$$

onde $0 \leq \alpha \leq 1$.

Os pesos são ajustados após cada tentativa usando informações laterais que especificam a classe correta, até a convergência dos pesos e a funçã custo reduzida a um valor aceitável.

Passo 5 - Repetir retornando ao passo 2.

Um Perceptron de três camadas pode ser usado para criar qualquer função contínua de verossimilhança requerida em um classificador (Lippmann [9]).

2.5 UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS EM CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Em um trabalho recente, comparando a abordagem de Redes Neurais com os métodos estatísticos de classificação de dados de Sensoriamento Remoto adquiridos por diferentes fontes, Benediktsson [2], relata uma série de trabalhos relacionados com esta aplicação. Este autor cita Mc Clelland et. al., que utilizou uma Rede Neural de três camadas, treinadas através de um algoritmo "Backpropagation", para classificar dados TM/LANDSAT. Segundo o mesmo enfoque, Decatur , usando também um algoritmo "Backpropagation" para treinamento de uma rede de Perceptron de três camadas, classificou dados radiométricos obtidos pelo SAR (Synthetic Aperture Radar).

Em relação ao trabalho de Benediktsson [2], o autor concluiu que a principal vantagem das Redes Neurais comparada com os algoritmos estatísticos de classificação é que, no primeiro caso, não é necessário conhecer as funções de distribuição das classes de informação. Isto é uma vantagem significativa sobre a maioria dos métodos estatísticos que requerem modelagem dos dados, ou seja, os quais requerem conhecimento das funções de distribuições. Entretanto, os aspectos computacionais são extremamente complexos, pois os algoritmos apresentam problemas com relação a demora de convergência. Outro fator importante é a escolha das amostras de treinamento onde, quanto melhor e mais representativas estas são, melhor é a performance da Rede Neural sobre os classificadores convencionais.

Key et. al. [6] utilizou dados AVHRR e SMMR da região ártica, e classificou-os utilizando o procedimento de Máxima Verossimilhança, Redes Neurais e técnicas de interpretação visual. As características da região polar com relação a temperatura da superfície e com o tipo de cobertura, tornaram a aplicação bastante interessante, na medida que esta região tem sido pouco explorada com relação a estes métodos de análise. Os resultados alcançados indicaram que a abordagem de Redes Neurais ofereceu vantagens em termos de facilidade de uso, interpretabilidade e utilidade para classes espectrais indistinguíveis e temporalmente variáveis.

Avaliando o potencial da aplicação de Redes Neurais na classificação de dados de Sensoriamento Remoto, comparado com a classificação superviosionada convencional, através de um conjunto de treinamento mínimo e invariáveis nas duas situações, Hepner et. al. [4] observou que a Rede Neural apresenta um desempenho superior que a classificação convencional. Neste trabalho uma Rede Neural de Perceptron foi treinada com o algoritmo de "Backpropagation", visando a classificação de imagens multiespectrais TM/LANDSAT. Paralelamente foi utilizado o mesmo conjunto de amostras para treinar classificadores supervisionados convencionais para, em seguida se efetuar uma análise comparativa dos resultados obtidos. Estes resultados indicaram que a Rede Neural usada pode classificar imagens melhor que procedimentos de classificação convencionais usando as mesmas amostras de treinamento. Segundo Hepner, acredita-se que estes resultados são alcançados pelo fato da Rede implementada efetuar considerações de textura e vizinhança, durante o treinamento e a classificação. Entretanto, o autor ressaltou a necessidade de um hardware robusto com intenso paralelismo para que as aplicações com Redes Neurais possam apresentar tempos de treinamento mais reduzidos.

Kanellopoulos [5] utilizou um modelo de Perceptron multicamadas para classificar dados multiespectrais obtidos pelo satétilite francês SPOT, em 20 classes de cobertura da terra. A topologia da rede implementada foi definida através de experimentações feitas sobre os dados e não foi possível conhecer, a priori, qual seria a arquitetura de rede ótima. Contudo, a Rede Neural demonstrou ter um grande potencial para ser utilizada em classificação de imagens multiespectrais, com desempenho superior a um classificador de Máxima Verossimilhança. Infelizmente o tempo de convergência, foi novamente considerado como o fator negativo que acaba dificultando os experimentos. Para este caso, como a quantidade de classes a serem definidas era grande, e a topologia da rede bastante robusta (18 neurônios na 1ª camada e 54 na 2ª), foram necessários 25 horas de treinamento em uma estação de trabalho SUN-4/260.

Liu e Xiao [10] relatam que, na classificação de dados de Sensoriamento Remoto, uma Rede Neural de múltiplas camadas, pode formar regiões de decisão complexas e, consequentemente, separar classes mescladas. No entanto, a convergência do algoritmo de treinamento de "Backpropagation" é muito demorada para dados de Sensoriamento Remoto uma vez que as

imagens são grandes e ricas em detalhes. Este problema foi contornado utilizando um algoritmo "Backpropagation" blocado, o que resultou em um aumento na performance da convergência e na acurácia da classificação.

Visando aumentar o desempenho da classificação de áreas cultivadas, Zhuang et. al. [21], utilizaram dados sobre propriedades da terra incorporadas aos dados das sete bandas TM/LANDSAT, em um SIG-Sistema de Informações Geográficas. Os resultados obtidos mostraram que o classificador por Máxima Verossimilhança, não pode ser usado para os dados sobrepostos às propriedades da terra, inviabilizando a classificação conjunta, enquanto que o critério de Mínima Distância não apresentou bom desempenho, nem mesmo na classificação das sete bandas TM/LANDSAT. Por outro lado, os resultados obtidos usando um classificador de Redes Neurais apresentaram uma melhor performance em relação aos métodos anteriores e um menor grau de confusão entre as classes de áreas cultivadas. Este aspecto evidencia o potencial da utilização de Redes Neurais na classificação de dados de Sensoriamento Remoto, quando são incorporadas outros tipos de dados, em concepções atuais de SIG.

CAPÍTULO 3 - MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 - DELINEAMENTO DA METODOLOGIA UTILIZADA

Para melhor aproveitar os recursos computacionais disponíveis na UNICAMP e FCT/UNESP, optou-se por desenvolver o trabalho utilizando três ambientes diferentes : SITIM, Estações Proceda e microcomputadores PC/AT 386 e 486.

O fluxograma mostrado na figura 3.1 ilustra o procedimento a ser descrito.

A fim de viabilizar a implementação de um algoritmo da Rede Neural adequado à classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto, e ainda de comparar seu desempenho com a de um classificador supervisionado de Máxima Verossimilhança, adotou-se uma metodologia, cujo desenvolvimento constou, inicialmente, da seleção de uma área de estudos na qual pudessem ser realizados alguns testes, tendo em vista a disponibilidade de dados multiespectrais e de verdade terrestre para esta área.

A partir destes dados, foram definidas as classes de informação presentes na área e, para cada uma das classes foram selecionadas amostras de treinamento que permitiram a aplicação de uma técnica de seleção e redução de atributos.

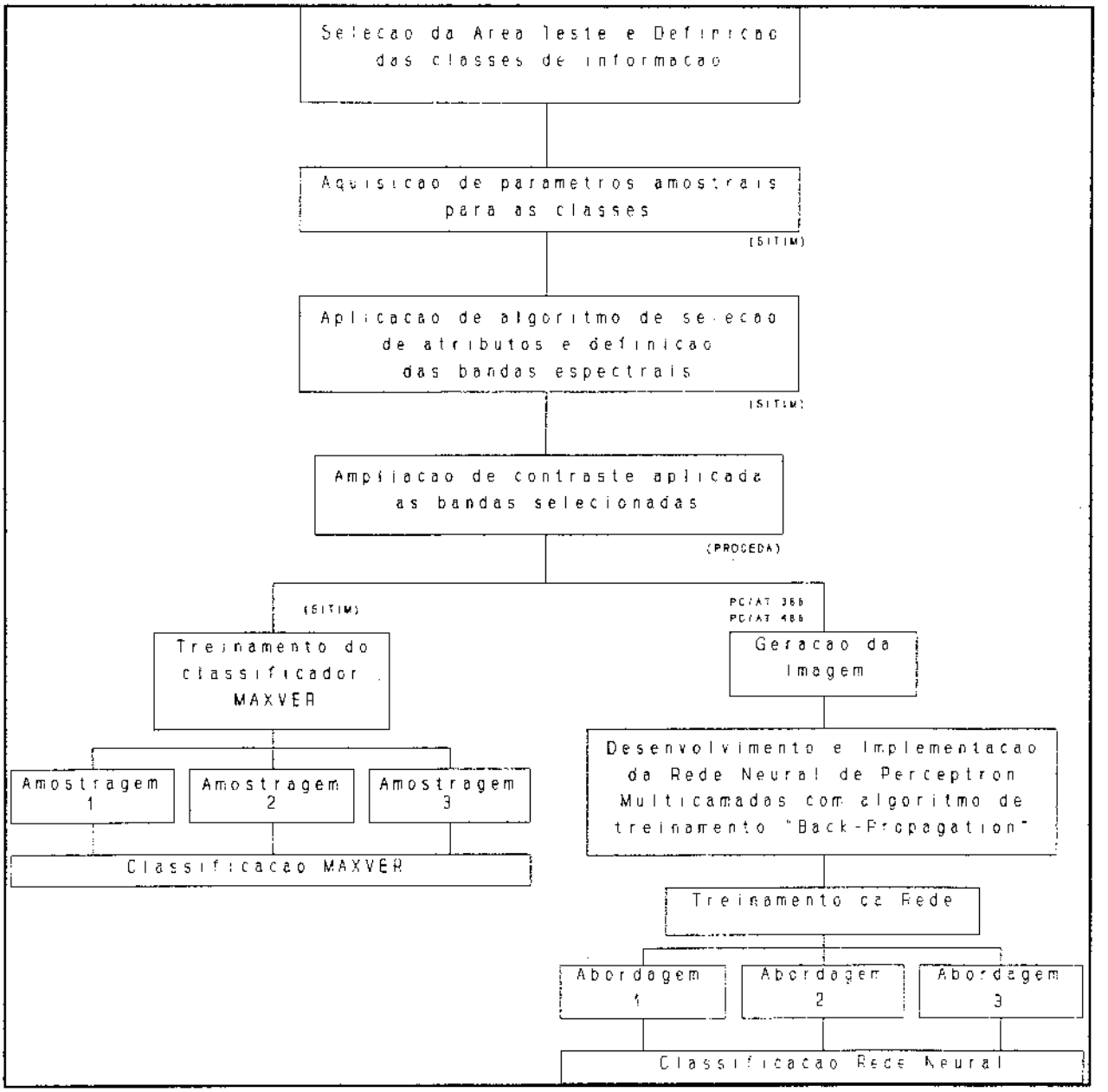


FIGURA - 3.1 Fluxograma das atividades desenvolvidas.

Uma vez que se dispunha das seis bandas TM/LANDSAT, referentes ao espectro refletido de radiação eletromagnética, optou-se por utilizar um procedimento de Seleção de Atributos, de modo a reduzir o número de bandas espectrais (atributos) a serem usados na classificação. No

caso, o algoritmo de seleção de atributos deverá determinar o melhor subconjunto de três bandas, de um total de seis bandas disponíveis que deverão fornecer um bom compromisso entre precisão da classificação e tempo computacional. Esta função está instalada no SITIM do CEPAGRI/UNICAMP [11].

Posteriormente, as bandas selecionadas foram submetidas, individualmente, a um processamento de ampliação de contraste, no qual cada pixel da imagem é submetido a uma transformação radiométrica. A função de mapeamento usada para a redistribuir os valores de brilho dos pixels da cena foi uma transformação linear. A rotina que executa esta função está instalada em Estações PROCEDA da FCT/UNESP [19].

Concluindo este processamento inicial das três bandas espectrais selecionadas, foi realizada uma classificação supervisionada utilizando o algoritmo de Máxima Verossimilhança do SITIM [11]. Na verdade, o algoritmo MAXVER foi utilizado três vezes para classificar a imagem, já que a etapa de treinamento do classificador foi realizada a partir de três amostragens diferentes. Desse modo, cada uma das amostragens gerou parâmetros de treinamento distintos para as classe, o que obviamente interferiu no resultado da classificação.

Paralelamente, foi desenvolvida e implementada uma Rede Neural de Perceptron Multicamadas, que utiliza o algoritmo de treinamento "BackPropagation". Esta fase do trabalho foi realizada, essencialmente utilizando microcomputador PC/AT 386 e 486.

Para o treinamento da rede pudesse ser feito houve necessidade de gerar previamente a imagem digital da área teste, de forma adequada à sua visualização no equipamento disponível.

Feito isto, a Rede Neural foi usada para classificar a cena. O treinamento da rede constou, em uma primeira abordagem, da apresentação de pixels individuais, distribuídos em 5(cinco) amostras, por classe. Porém, a medida que se vislumbrava a possibilidade de incorporar informações de vizinhança no treinamento da Rede, foi-se aprimorando o algoritmo. Assim, em uma segunda abordagem, utilizando-se as mesmas cinco amostras, a entrada da Rede passou a

ser uma janela englobando uma vizinhança de 3X3 pixels e considerando o pixel central. Para uma terceira abordagem foi definida uma única amostra por classe, de dimensão 10X10 pixels e foram apresentadas à Rede, janelas móveis de 3X3 pixels, as quais foram deslocadas no interior da amostra.

3.2 - A ÁREA TESTE

A área teste, selecionada para verificar o desempenho do classificador, refere-se a um segmento de imagem de 100X120 pixels, extraído de uma cena TM/LANDSAT, orbita 221, ponto 77, quadrante B, a qual foi obtida na data de passagem de 09/08/1988.

Esta área está localizada ao sul do Estado de São Paulo, próxima a cidade de Itararé e corresponde a uma região de reflorestamento. Sua localização geográfica está ilustrada na figura 3.2.

A seleção da área teste foi feita em função da disponibilidade de uma cena TM/LANDSAT em formato digital, bem como de dados de verdade terrestre para a referida área. Esta verdade foi feita em função do estágio de desenvolvimento dos reflorestamentos por data de corte/talhões ou data de plantio/talhões, isto é, por idade dos talhões. Estes dados foram fornecidos por um mapa confeccionado pela empresa Suzano Pfeiffer e o trabalho de campo, para averiguação destes dados, foi realizado pelo Prof. Nilton Nobuhiro Imai, da FCT/UNESP, engenheiro agrícola com mestrado em Sensoriamento Remoto.

A partir dos dados de verdade terrestre, foram definidas as classes de informação sobre o uso da terra, independente da sua identificação visual na cena. Assim, foram estabelecidas quatro classes para a área, definidas em função do estágio de desenvolvimento dos reflorestamentos implantados, e desconsiderando a possibilidade da sua discriminação espectral na cena.

As classes definidas foram:

- Talhões de reflorestamento mais antigos;
- Talhões de reflorestamento com mais de um ano;
- Talhões de reflorestamento jovem (menos de um ano);
- Talhões de reflorestamento cortados recentemente.

A distribuição destas classes na área teste é mostrada na figura 3.3.

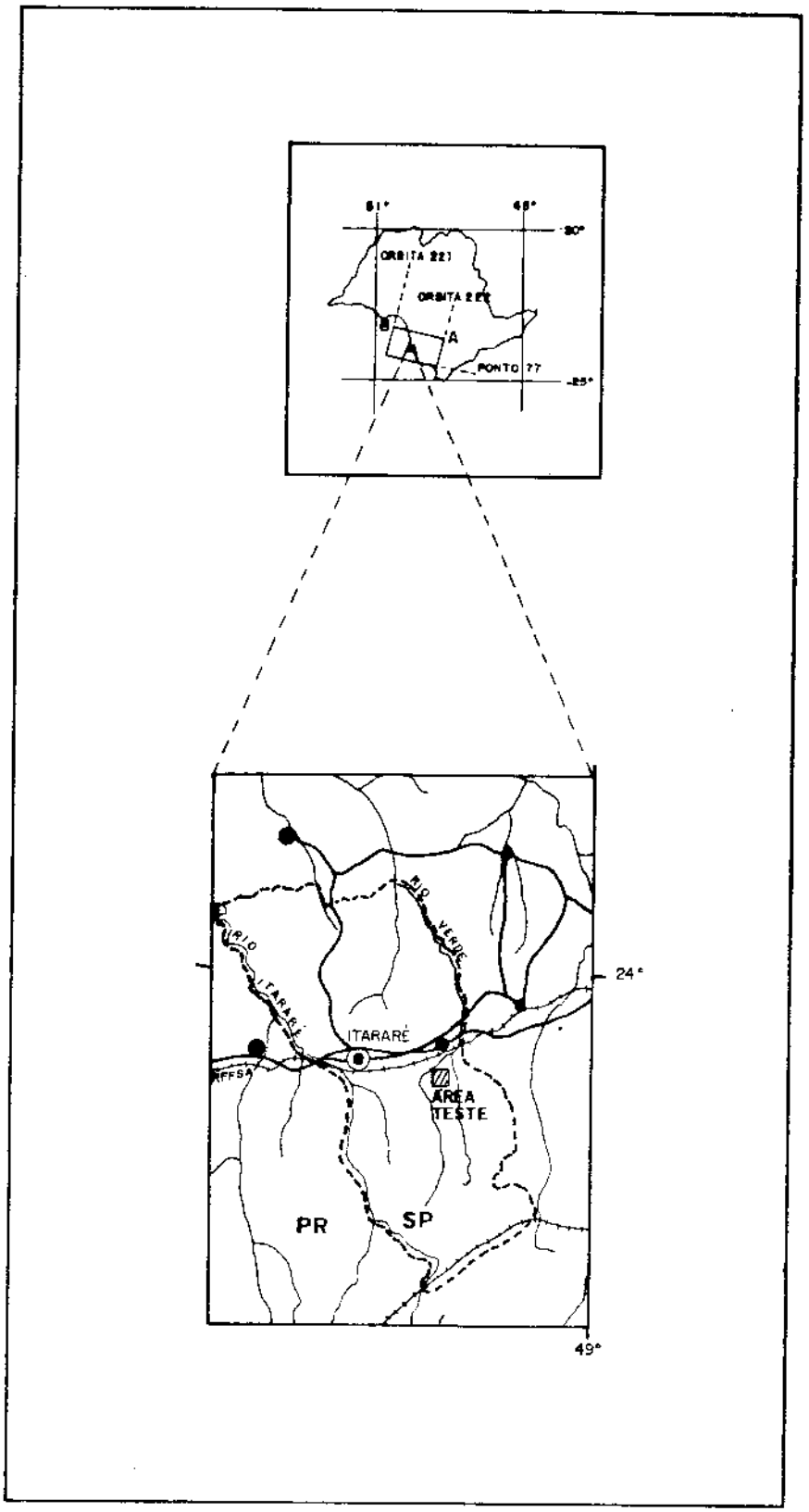


Figura 3.2 - Localização da Área Teste

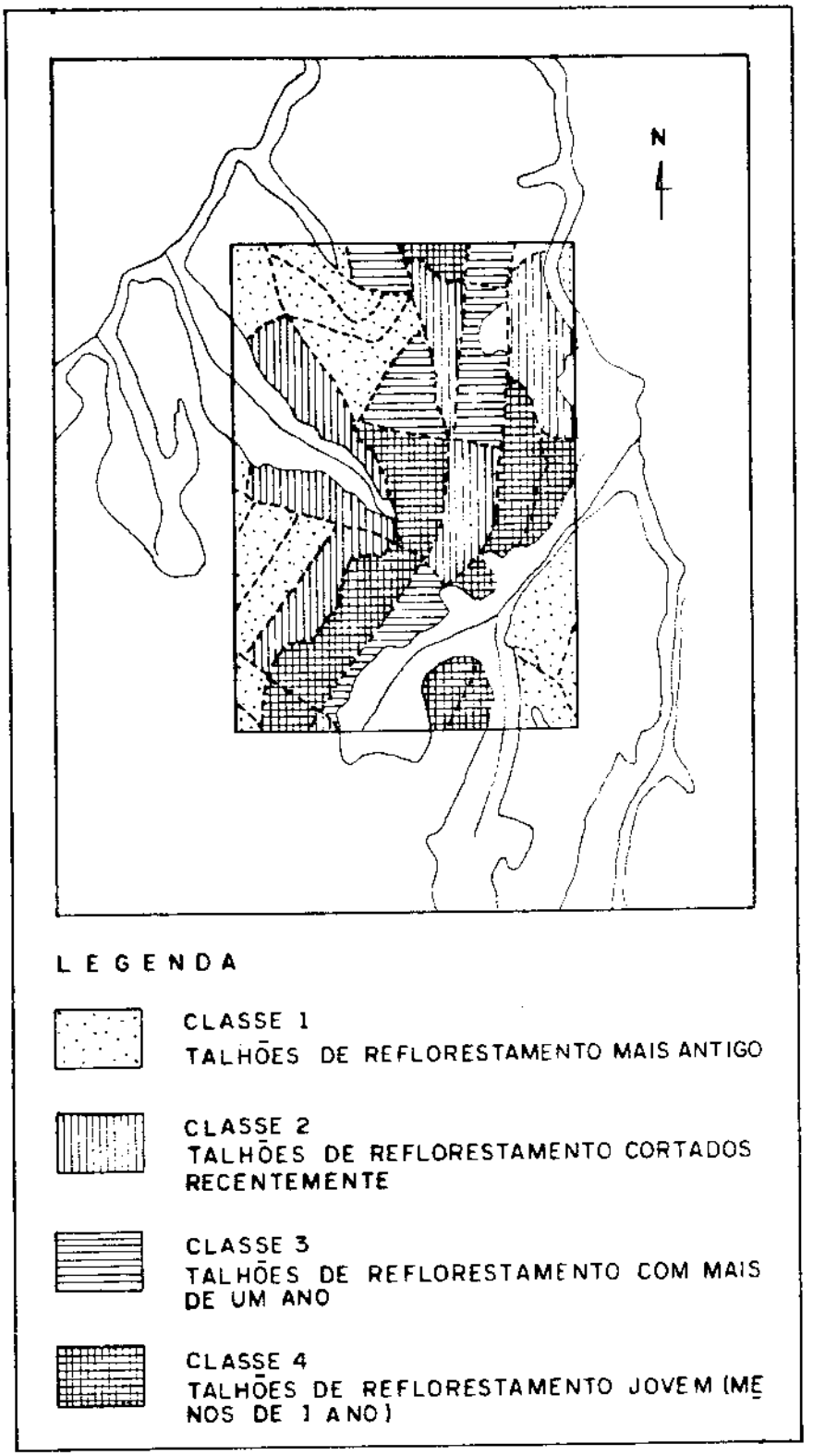


FIGURA 3.3 - Distribuição das classes de informação na área teste, definida a partir dos dados de verdade terrestre.

A verdade terrestre foi utilizada para orientar a aquisição de amostras para as classes, no decorrer da fase de treinamento dos classificadores.

3.3 CLASSIFICAÇÃO UTILIZANDO O ALGORITMO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

A classificação da área teste utilizando o algoritmo de Máxima Verossimilhança foi feita através de função específica implementada no SITIM [11].

Esta função envolve, em princípio, a aquisição de dados de treinamento por classe de informação previamente definida. Tais amostras de treinamento são usadas na estimativa dos parâmetros - vetor média e matriz de covariância - das classes, que por sua vez, definem as funções discriminantes para estas classes. Na fase de classificação, cada pixel da cena é atribuído àquela classe que apresentar uma maior verossimilhança.

Assim, o conjunto de dados de treinamento é de fundamental importância no desempenho do classificador por Máxima Verossimilhança, e em princípio, o número de pixels de treinamento deve ser tal, que seja possível estimar os parâmetros que representam as classes.

Na utilização do algoritmo de Máxima Verossimilhança, optou-se pela realização de três classificações distintas, a partir da aquisição de diferentes dados de treinamento. Esta diferença referiu-se, basicamente, ao número de pixels amostrados por classe, em cada treinamento.

No primeiro treinamento, denominado amostragem 1, foi selecionada uma amostra de 10x10 pixels por classe, sendo que a primeira classificação foi feita com base nesta amostra de 121 pixels por classe. A figura 3.4 ilustra a posição, na cena, de cada amostra adquirida por classe.

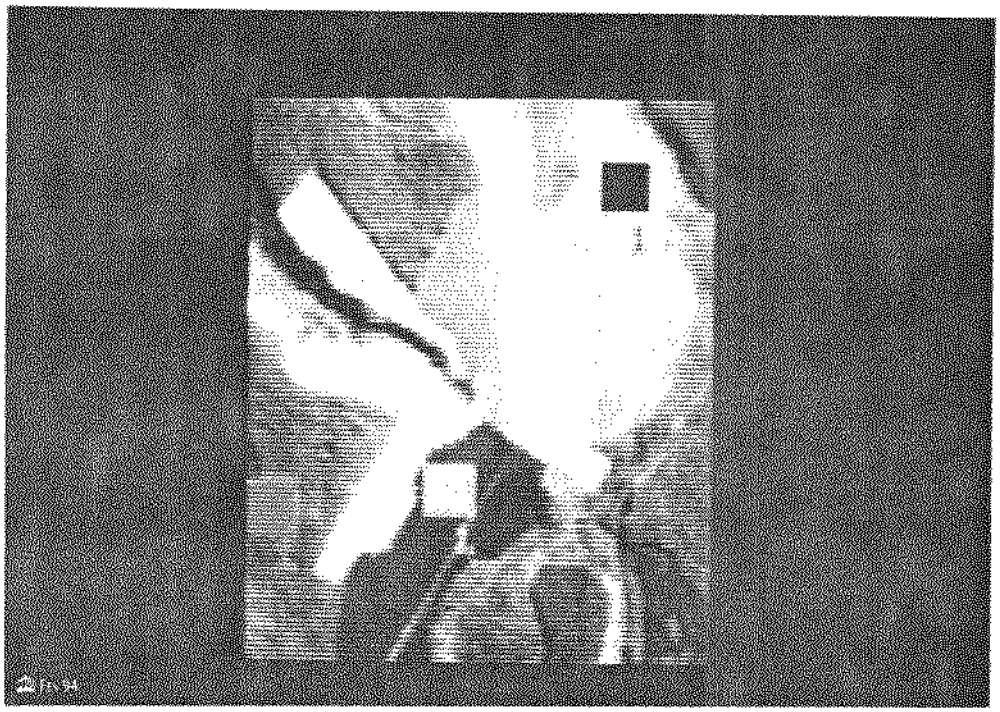


FIGURA 3.4 - Posições das amostras adquiridas na amostragem 1

Na amostragem 2 foram adquiridos 242 pixels por classe, referentes à coleta de duas amostra de 10x10 pixels por classe, e a partir deste treinamento foi realizada a segunda classificação por Máxima Verossimilhança. A figura 3.5 indica a posição destas amostras na cena.

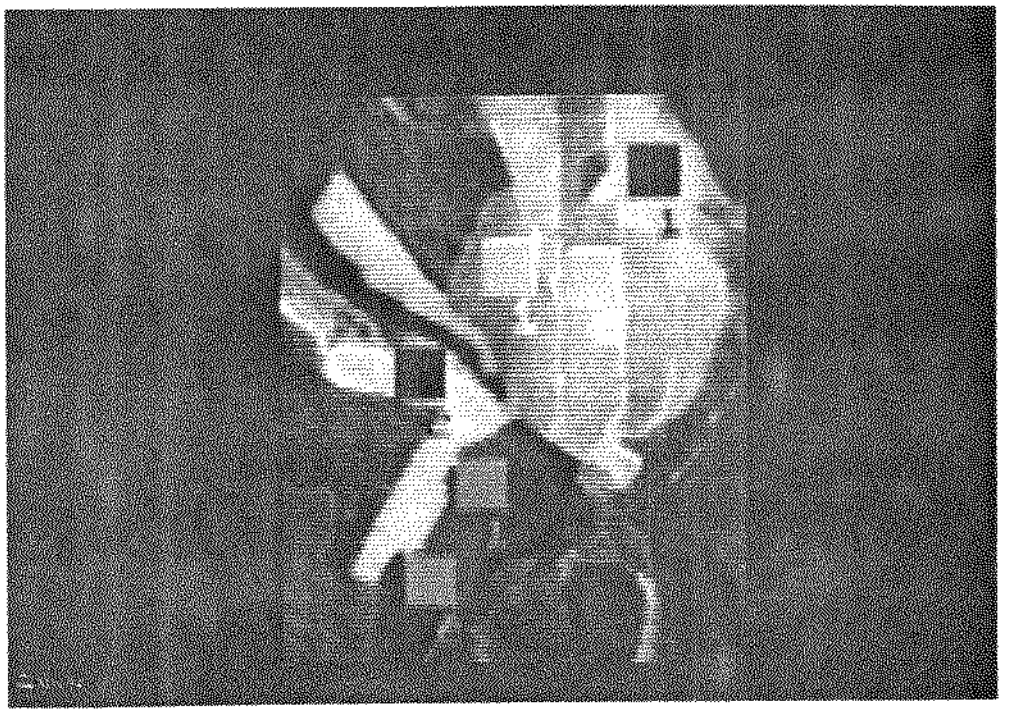


FIGURA 3.5 Posição das amostras adquiridas na amostragem 2

Finalmente, a amostragem 3 constou da coleta de três amostras de dimensões 7x7 pixels, por classe, totalizando 192 pixels por classe. Esta amostragem foi utilizada para treinar o algoritmo, cujo resultado refere-se à terceira classificação por Máxima Verossimilhança realizada. A figura 3.6 mostra a posição dos pixels de treinamento adquiridos na terceira amostragem.

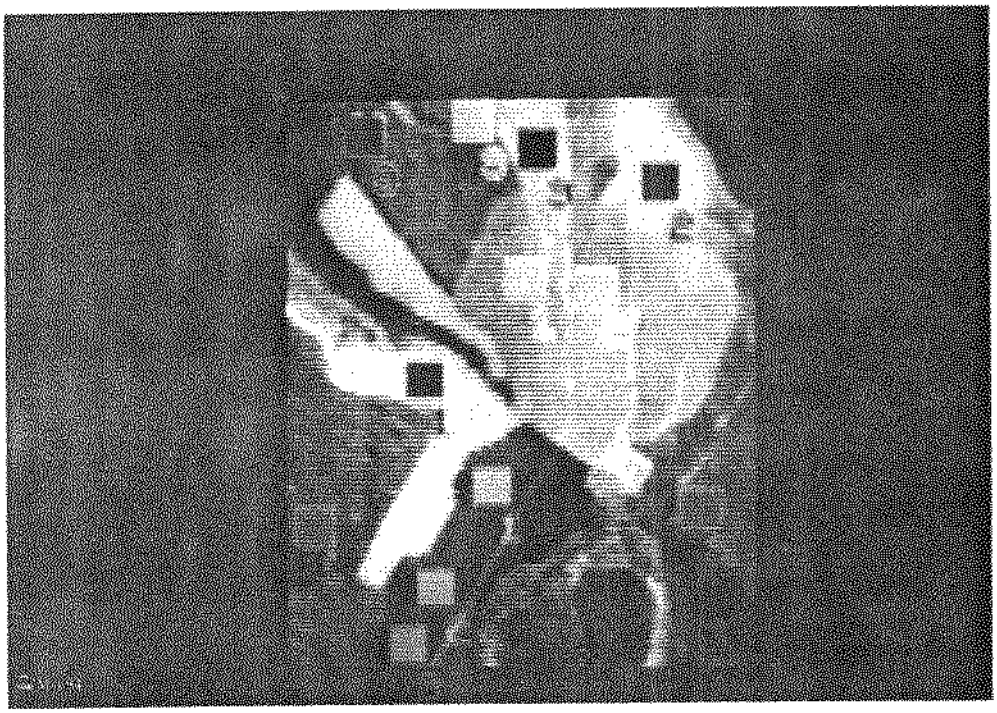


FIGURA 3.6 Posição das amostras adquiridas na amostragem 3

Nas figuras anteriores, as amostras são indicadas na imagem por cores associadas à classes de informação, conforme indicado na tabela 3.1.

TABELA 3.1 Associação entre classes de informação e cores das amostras

DENOMINAÇÃO DA CLASSE DE INFORMAÇÃO	COR ASSOCIADA
Talhões de Reflorestamento mais antigos	Laranja
Talhões de Reflorestamento cortados recentemente	Marrom
Talhões de Reflorestamento com mais de 1 ano	Amarelo
Talhões de Reflorestamento jovens (menos de 1 ano)	Verde

Em suma, das aplicações do classificador de Máxima Verossimilhança, resultaram três classificações distintas da cena, realizadas mediante a utilização de diferentes conjuntos de dados de treinamento.

3.4 - IMPLEMENTAÇÃO DA REDE NEURAL PARA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

3.4.1 - Ambiente de Desenvolvimento

Tendo em vista os recursos materiais disponíveis para a implementação dos programas, optou-se por trabalhar com a seguinte configuração :

- Micro computador PC-compatível, com monitor padrão EGA (resolução 640X350 pixels e 16 cores simultâneas).

Esta plataforma de hardware, baseada em um PC/AT 486, apesar de não ser a ideal, possui um poder de processamento acentuado necessário para a execução do programa, bem como

coprocessador aritmético embutido no próprio microprocessador;

- Linguagem Turbo Pascal 5.0

Esta linguagem de computação foi escolhida por apresentar facilidades de programação, implementar estruturas de dados adequadas e atender as necessidades de computação científica para a aplicação desenvolvida. Considerando o propósito a que se destina, existe a necessidade de maior precisão e rapidez de cálculos em ponto flutuante, o que implica na utilização de um equipamento rápido dotado de coprocessador. A emulação do coprocessador por software, oferecida pelo Turbo Pascal, não apresenta a performance adequada ao processamento. Entretanto, avaliar o desempenho do algoritmo de Redes Neurais na classificação de dados multiespectrais, não é objeto do presente estudo.

3.4.2 - Geração da Imagem

Uma vez que não havia disponibilidade de um equipamento com uma configuração adequada para o processamento de dados multiespectrais e, face a necessidade de visualização dos dados originais, principalmente no procedimento de treinamento da rede, foi necessário gerar previamente a imagem, de modo que esta pudesse ser visualizada no equipamento disponível.

Muito embora o equipamento utilizado disponha de 16 cores, uma imagem original não pode ser mostrada de modo direto, ou seja, um pixel na imagem gerada representando um ponto na imagem original, já que as imagens de Sensoriamento Remoto são representadas em 256 níveis de brilho (8 bits por pixels).

Diante desta limitação utilizou-se uma técnica de visualização de imagens denominada "Dithering", a qual consiste basicamente em agrupar várias cores para representar uma única cor.

Em outras palavras, cada ponto da imagem é representado por vários pixels agrupados no monitor.

No presente caso, representou-se um ponto por uma matriz de 2X2 pixels, de modo a construir um conjunto de 13 tons de cinza a partir de 4 cores: preto, cinza, branco e branco brilhante; estas cores apresentam-se em ordem crescente de brilho. Este procedimento está representado graficamente na figura 3.7.

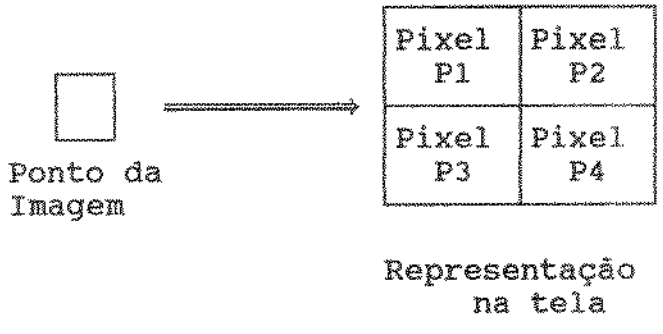


FIGURA 3.7 Geração da Imagem através da Técnica de Visualização "Dithering"

A construção do conjunto de tons de cinza é bastante simples, e parte de uma atribuição de cores, onde : 0: preto, 1: cinza, 2: branco e 3: branco brilhante. O conjunto começa no preto e varia gradualmente até o branco. Portanto, partindo do agrupamento (0,0,0,0) e seguindo para (0,0,0,1), (0,0,1,1), (0,1,1,1), (1,1,1,1), (1,1,1,2)... chega-se a (3,3,3,3), ou seja, cada novo agrupamento é resultado da inserção de uma nova cor mais brilhante que a anterior. A ordem no agrupamento é insignificante, não importando se p1, p2, p3 ou p4 recebe a nova cor.

A utilização deste artifício permitiu visualizar as imagens e foi imprescindível quando da seleção

das amostras de treinamento para as classes.

3.4.3 Aspectos de Implementação

Todo processamento da rede, bem como os resultados obtidos podem ser otimizados e melhorados através de um pré-processamento de informações. Isto significa preparar a Rede Neural para apresentar soluções ou decisões que fogem aos controles do ser humano ou de um outro controlador de processos. Assim para tornar efetivo o uso da Rede Neural na classificação de dados multiespectrais, alguns artifícios foram adotados.

O primeiro constou da normalização do intervalo espectral de valores de brilho dos pixels da imagem (0 a 255) para o intervalo [-1,1] da função sigmóide, através da seguinte função de normalização :

$$g(x) = \frac{2x}{255} - 1$$

Este procedimento é útil, uma vez que a função sigmóide utilizada é significativa somente neste intervalo, saturando-se nos intervalos $(-\infty, -1)$ e $(1, +\infty)$, como mostra a figura 3.8.

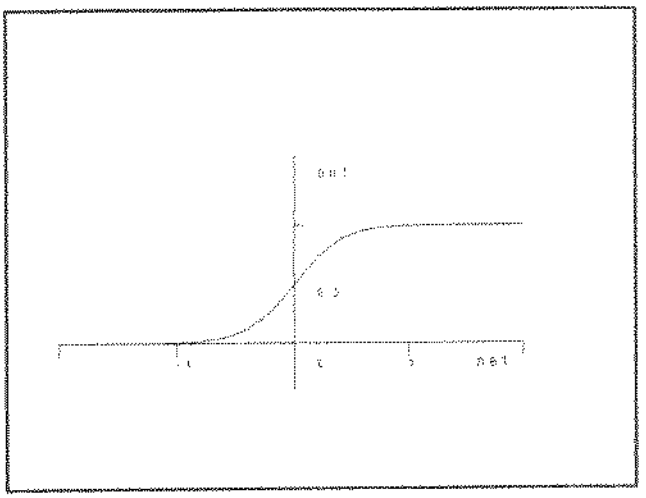


FIGURA 3.8 - Representação gráfica da Função Sigmóide

No processo de inicialização de pesos, torna-se necessário garantir maior estabilidade no treinamento da Rede. Neste sentido, adotou-se um segundo artifício que assegura que os valores iniciais aleatórios para os pesos sejam definidos dentro do intervalo [-0.1,0.1], bem como que a média e a variância destes valores estejam próximas de zero. Convém salientar que a geração de pesos aleatórios foi feita pelo gerador de números randômicos, implementada na linguagem Turbo Pascal, através da função **RANDOM**.

3.4.4 - Aplicação do Algoritmo

O desenvolvimento do trabalho foi baseado na implementação e aplicação experimental de uma Rede Neural de Perceptron três camadas, para a classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto.

A configuração da Rede Neural desenvolvida refere-se a uma estrutura de nós interconectados, dispostos em três camadas, as duas primeiras denominadas "camadas escondidas". A primeira camada escondida é composta de 27 nós e usada para o processamento dos dados de entrada. A segunda camada escondida consta de 11 nós, número este definido com base em alguns testes preliminares. Finalmente, a terceira camada, ou camada de saída, é composta de 4 nós representando cada uma das 4 classes definidas previamente para a cena (saídas desejadas). A figura 3.9 ilustra a topologia da rede implementada.

Fixados o número de saídas desejadas, bem como o número de neurônios que compõem as camadas escondidas da Rede implementada, tem-se um esboço da sua estrutura geral. Por outro lado, o número de entradas da Rede depende de outros fatores, não vinculados à sua estrutura interna.

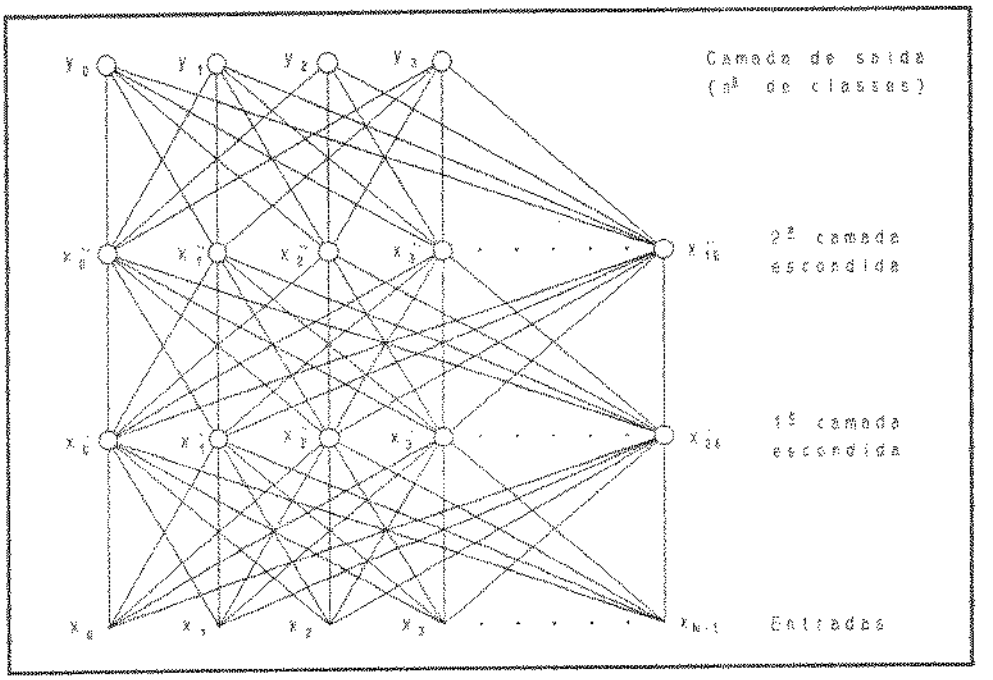


FIGURA 3.9 - Topologia da Rede Neural

3.4.4.1 - Treinamento da Rede

O processo de treinamento da rede utiliza o algoritmo de treinamento "Backpropagation", que consiste na apresentação de um conjunto de amostras que produz um resultado, o qual é comparado com uma saída desejada.

Foram realizadas simulações para testar a aplicabilidade do algoritmo na classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto, nos quais utilizou-se o mesmo conjunto de segmentos de uma imagem TM/LANDSAT de dimensões 100x120 pixels, referentes às três bandas espectrais selecionadas, usadas na classificação por Máxima Verossimilhança.

Além disso, foram adotadas três abordagens de treinamento supervisionado para a rede, as quais são descritas a seguir. Adotou-se, ainda, uma medida de erro quadrático calculada pela fórmula abaixo:

$$\sum_{i=1}^{M} (t[i]-y[i])^2/2<\epsilon$$

onde M é o número de classes e ϵ é o máximo valor de erro quadrático admitido.

Para cada abordagem foi realizada uma série de doze simulações nas quais foram considerados valores diferentes de η (termo de ganho) e ϵ.

Na primeira abordagem de treinamento da rede, trabalhou-se com um tamanho da amostra de 3x3 pixels. No decorrer do processamento, as amostras foram apresentadas alternadamente a rede, isto é, primeiro pixel da amostra da classe 1, primeiro pixel da amostra da classe 2, ..., primeiro pixel da amostra da classe 4; segundo pixel da amostra da classe 1, e assim sucessivamente. Para cada amostra, levou-se em conta os valores de brilho dos pixels em cada uma das três bandas.

Portanto, foram fornecidos à Rede um total de 9 pixels por amostra, cada um associado aos seus respectivos valores de brilho em cada uma das bandas. Uma vez que foram selecionadas 5 amostras por classe, o conjunto amostral totalizou 45 pixels por classe.

A figura 3.10 ilustra a topologia da rede para a abordagem 1.

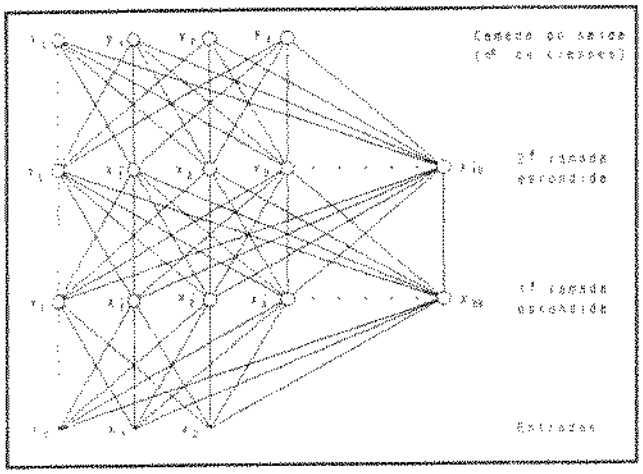


FIGURA 3.10 Topologia da Rede para a abordagem 1

Na abordagem 2, o tamanho da amostra considerado foi também de 3x3 pixels, para as mesmas 5 amostras usadas na abordagem 1 (45 pixels/classe). No entanto, o treinamento não foi feito em grupos de três pixels, mas apresentando-se toda a amostra (grupo de 27 pixels), simultaneamente. Assim, o número de entradas da Rede aumenta para 27, conforme ilustrado na figura 3.11.

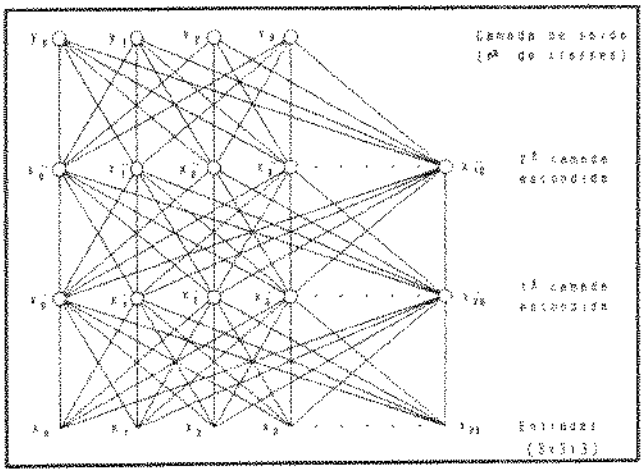


FIGURA 3.11 Topologia da Rede para a abordagem 2

O tamanho da amostra definido para a abordagem 3 é, agora, de 10x10 pixels. No entanto, na apresentação das entradas à rede, a amostra referente a cada classe é subdividida em sub-amostras de 3x3 pixels, sendo cada amostra processada conforme apresentado para a abordagem 2. Este procedimento pode ser relacionado com a idéia de uma janela móvel de 3x3 pixels deslocando-se ao longo da amostra 10x10. Uma vez que as sub-amostras são deslocadas por um valor unitário ao longo das linhas e colunas da amostra 10x10, apresenta-se um total de 64 pixels por classe, e assegura-se que informações de vizinhança sejam incorporadas no treinamento.

A topologia da Rede para a abordagem 3 é a mesma daquela apresentada para a abordagem 2, e encontra-se ilustrada na figura 3.11.

Ressalta-se que estas amostras de 10x10 pixels por classe, utilizadas no treinamento da abordagem 3, apresentam posições correspondentes na imagem àquelas amostras utilizadas na amostragem 1, definidas na fase de treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança.

3.4.4.2 Classificação da Imagem pela Rede Neural

As etapas necessárias à classificação da imagem pela Rede Neural implementada estão resumidas no fluxograma apresentado na figura 3.12

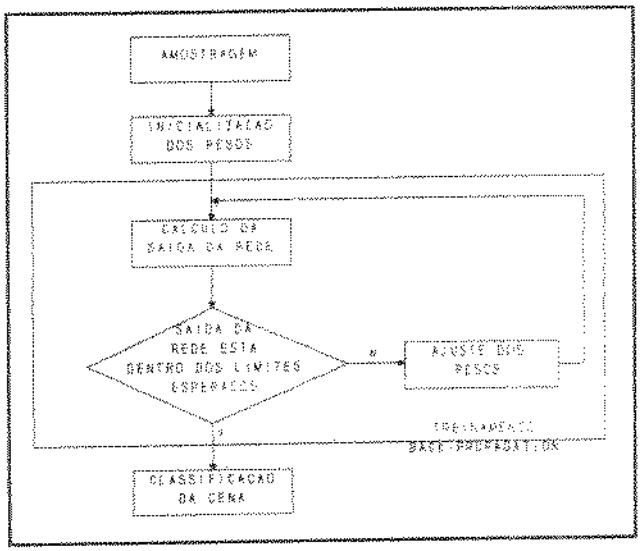


FIGURA 3.12 Fluxograma do processo de Classificação pela Rede Neural

A topologia da rede, obviamente, é a mesma, tanto no treinamento quanto na classificação. Isto significa que, na abordagem 1 a classificação é feita pixel a pixel, enquanto que nas abordagens 2 e 3, apresenta-se uma janela 3x3, porém apenas o pixel central é classificado.

No decorrer da classificação, independente da abordagem utilizada, a imagem é percorrida pixel a pixel, de modo que todos os pixels da cena sejam classificados pela Rede.

A regra de decisão para alocar um dado pixel x, em uma classe i, é:

$$y[i] > 0.8 \text{ e } y[j] < 0.5 \text{ para } 1 \leq j \leq M \text{ e } j \neq i$$

onde M é o número de classes.

Caso a regra não seja satisfeita, a entrada é não-classificada (representada pela cor preta).

CAPÍTULO 4 - APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Este capítulo é dedicado à apresentação dos resultados obtidos. A análise final destes resultados será apresentado no próximo capítulo.

4.1 - MANIPULAÇÃO INICIAL DOS DADOS

A aplicação do algoritmo de seleção de atributos permitiu reduzir o conjunto inicial de seis bandas TM/LANDSAT para três bandas espectrais, o que representa uma economia considerável em termos de tempo computacional da classificação, tanto pelo método de Máxima Verossimilhança, quanto pela Rede.

Com base no grau de separabilidade entre as classes definidas previamente, selecionou-se as bandas TM3, TM4 e TM5 para desenvolver o trabalho. A figura 4.1 mostra a composição colorida destas três bandas, para o segmento de imagem selecionado.

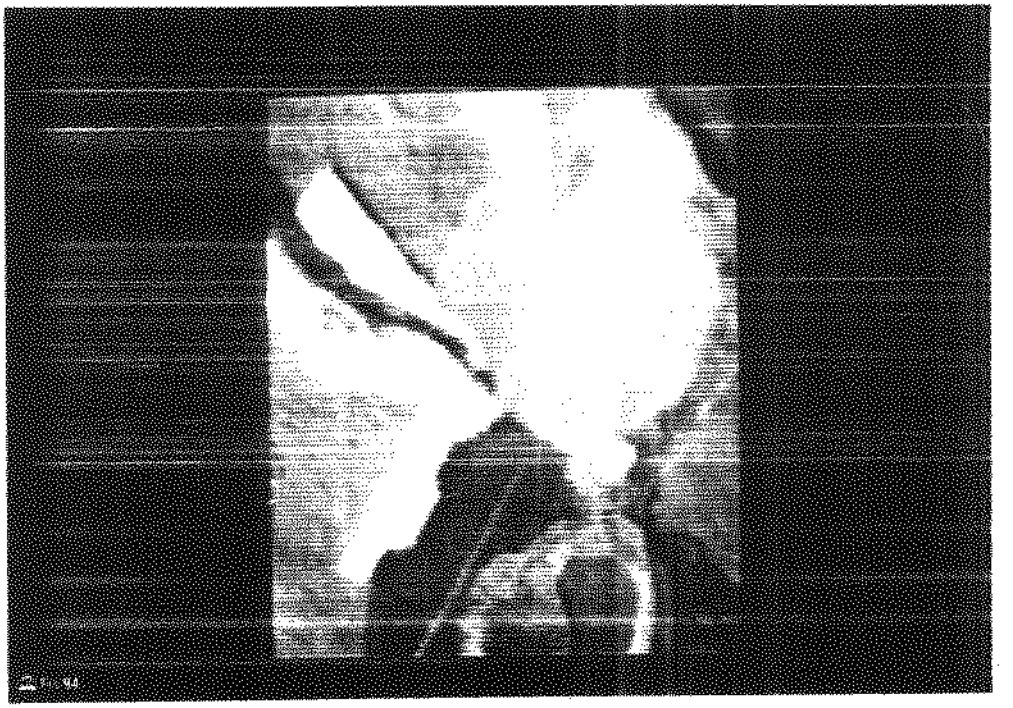


FIGURA 4.1 - Composição colorida gerada a partir das bandas TM3, TM4 e TM5, para a área de estudos

A utilização da rotina para ampliação linear de contraste das bandas TM3, TM4 e TM5, individualmente, permitiu redistribuir mais adequadamente os valores de brilho dos pixels, no intervalo espectral de 256 números digitais. Esta aplicação mostrou-se particularmente útil quando da normalização dos valores de brilho dos pixels para o intervalo de significância da função sigmóide, evitando a concentração de valores em um intervalo muito restrito.

4.2 - CLASSIFICAÇÃO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

O algoritmo de classificação de Máxima Verossimilhança utilizado, constituiu-se em um dos métodos de classificação disponíveis no SITIM, sendo amplamente utilizado em procedimentos de classificação supervisionada de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto.

A classificação resultante da utilização da Amostragem 1 no treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança é mostrada na figura 4.2, seguida da tabela 4.1 na qual são fornecidos resultados em termos de número de pixels classificados por classe de informação, bem como a área ocupada/classe. Ressalta-se que a área total não-classificada da cena foi de 7,0137 Km^2, o que equivale a 7.793 pixels não classificados resultantes da utilização da amostragem 1 no treinamento do classificador.

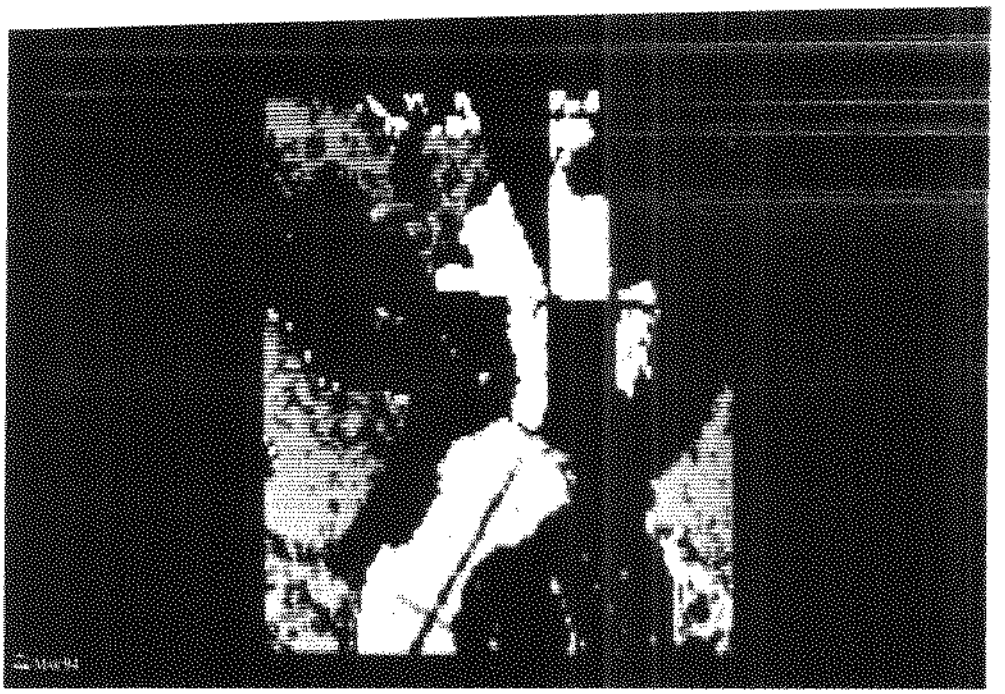


FIGURA 4.2 Classificação resultante da utilização da AMOSTRAGEM 1 no treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança

BELA 4.1 - Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km²) resultante da utilização da AMOSTRAGEM 1

CLASSES	ÁREA CLASSIFICADA	
	Nº DE PIXELS	Km²
ões de Reflorestamento mais antigos	1.043	0,9387
ões de Reflorestamento cortados recentemente	293	0,2637
ões de Reflorestamento com mais de 1 ano	548	0,4932
ões de Reflorestamento jovens (menos de um ano)	1.011	0,9099
classificados	7.793	7,0137

A utilização da amostragem 2 no treinamento do algoritmo resultou em um total de 5.621 pixels não-classificados (5,0589 Km^2) e na classificação mostrada na figura 4.3.

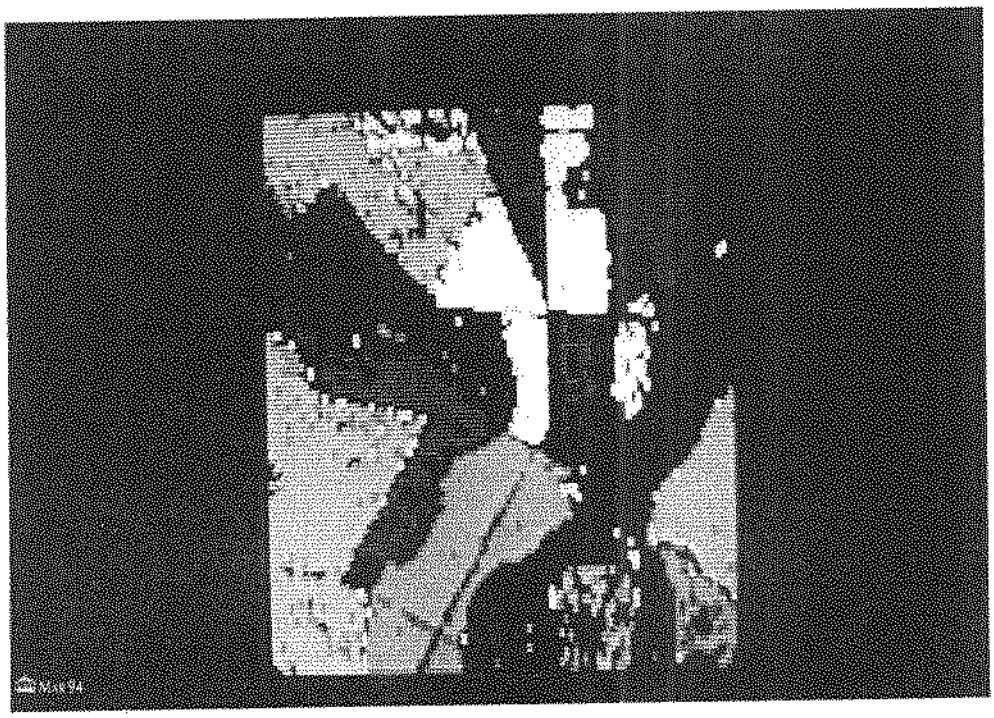


FIGURA 4.3 - Classificação resultante da utilização da AMOSTRAGEM 2 no treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança

Na tabela 4.2 são apresentados os resultados da classificação em termos de números de pixels e área ocupada por classe.

TABELA 4.2 - Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km^2) resultante da utilização da AMOSTRAGEM 2

CLASSES	ÁREA CLASSIFICADA	
	Nº DE PIXELS	Km^2
Talhões de Reflorestamento mais antigos	2.636	2,3724
Talhões de Reflorestamento cortados recentemente	1.501	1,3509
Talhões de Reflorestamento com mais de 1 ano	1.012	0,9108
Talhões de Reflorestamento jovem (menos de um ano)	1.230	1,1070
Não-classificados	5.621	5,0589

O treinamento desenvolvido a partir da amostragem 3 gerou a classificação mostrada na figura 4.4 e os valores de área ocupada por classe apresentados na tabela 4.3

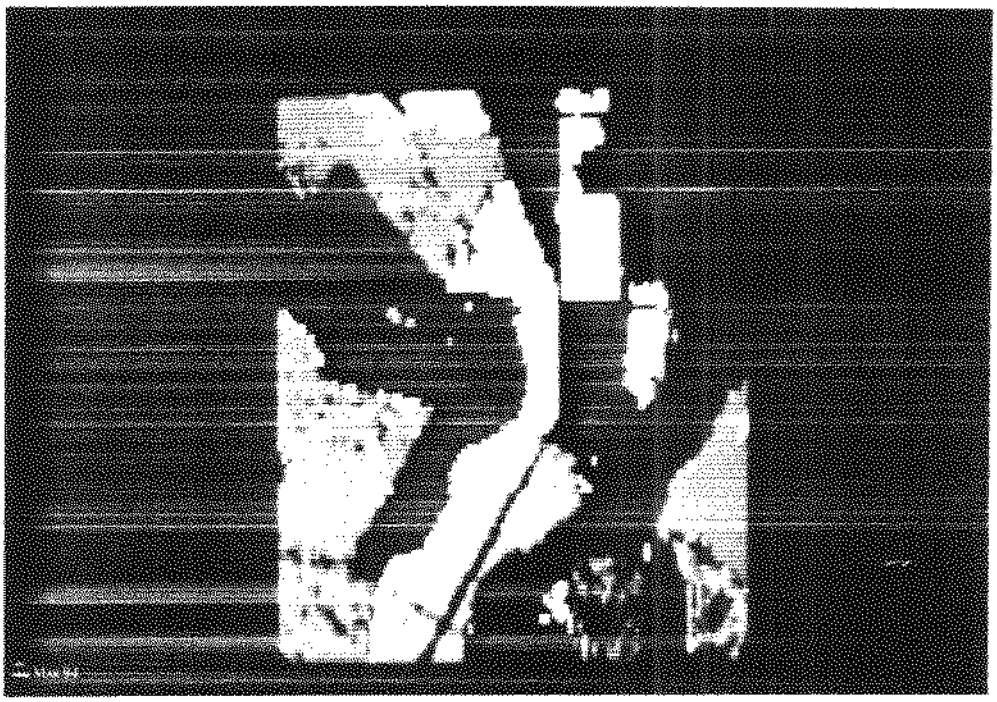


FIGURA 4.4 - Classificação resultante da utilização da AMOSTRAGEM 3 no Treinamento do Classificador de Máxima Verossimilhança

Em termos de pixels não classificados, foi calculada uma área de 4,6449 Km^2 (5161 pixels), resultantes da utilização desta terceira amostragem no treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança.

TABELA 4.3 Área ocupada por classe de informação (em número de pixels e Km^2) resultante da utilização da AMOSTRAGEM 3

CLASSES	ÁREA CLASSIFICADA	
	Nº DE PIXELS	Km^2
Talhões de Reflorestamento mais antigos	2.662	2,3958
Talhões de Reflorestamento cortados recentemente	1.963	1,7667
Talhões de Reflorestamento com mais de 1 ano	1.273	1,1457
Talhões de Reflorestamento jovem (menos de um ano)	1.141	1,0269
Não-classificados	5.161	4,6449

4.3 - APLICAÇÃO DA REDE NEURAL NA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

4.3.1 - Configuração Final da Rede

Chegou-se à configuração final da rede, constituída por 27 neurônios na primeira camada escondida e 11 neurônios na segunda camada escondida, através de alguns testes aplicados à área teste. Nesse sentido, foram feitas simulações com número variável de neurônios nestas camadas e, com base no número de pixels não-classificados obtidos, elegeram os valores 27 e 11 para comporem os números de neurônios da primeira e segunda camadas escondidas, respectivamente.

4.3.2 - Classificações da Imagem resultantes das diferentes Abordagens de Treinamento

Para cada abordagem foram realizadas doze simulações diferenciadas pela variação no termo de ganho (η) e na medida de erro (ϵ). O número de neurônios nas camadas foi mantido constante, ou seja, 27 na primeira camada escondida, 11 na segunda camada escondida e 4 na camada de saída. A cada simulação foram registrados o tempo de convergência, o número de pixels não-classificados pela rede e o número de pixels classificados por classe. As tabelas 4.4, 4.5 e 4.6 apresentam os parâmetros resultantes da classificação realizada utilizando as abordagens 1, 2 e 3, respectivamente, para o treinamento da rede.

TABELA 4.4 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a ABORDAGEM 1 no Treinamento da Rede

	Tempo	η	ε	Classe1	Classe2	Classe3	Classe4	Pixels não-classificados
T1	04'39"	0.35	0.01	3291	2298	1741	1134	3536
T2	16'49"	0.5	0.01	0	1569	3919	1786	4726
T3	06'35"	0.75	0.01	0	2434	273	4024	5269
T4	08'11"	0.9	0.01	0	2730	4290	875	4185
T5	23'23"	0.35	0.001	2405	2397	361	4143	2604
T6	09'28"	0.5	0.001	3565	1984	3486	1245	1720
T7	15'18"	0.75	0.001	4758	2088	2160	773	2221
T8	20'16"	0.9	0.001	3883	2290	2140	1393	2294
T9	3h47'05"	0.35	0.0001	6220	2	1040	3842	896
T10	2h59'03"	0.5	0.0001	3746	1484	2797	2753	1220
T11	1h08'28"	0.75	0.0001	3495	1903	1035	4765	802
T12	1h12'40"	0.9	0.0001	4032	45	1814	5434	675

TABELA 4.5 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a ABORDAGEM 2 no Treinamento da Rede

	Tempo	η	ε	Classe1	Classe2	Classe3	Classe4	Pixels Não-classificados
T1	05'19"	0.35	0.01	3090	1316	1473	1298	4823
T2	04'26"	0.5	0.01	438	1580	1162	2824	5996
T3	03'05"	0.75	0.01	2717	1349	1633	1571	4710
T4	02'38"	0.9	0.01	0	1440	2074	3621	4865
T5	30'20"	0.35	0.001	3377	1332	2022	2125	3144
T6	21'08"	0.5	0.001	3385	1406	1851	2159	3199
T7	15'11"	0.75	0.001	3836	1440	1869	2273	2582
T8	17'05"	0.9	0.001	0	1346	14	6402	4238
T9	3h50'13"	0.35	0.0001	3306	1417	2502	2233	2542
T10	3h59'26"	0.5	0.0001	3212	1406	2012	3460	1910
T11	1h55'39"	0.75	0.0001	4057	1479	1851	2605	2008
T12	2h25'30"	0.9	0.0001	2837	1606	2361	1749	3447

TABELA 4.6 - Parâmetros resultantes da classificação utilizando a ABORDAGEM 3 no Treinamento da Rede

	Tempo	η	ϵ	Classe1	Classe2	Classe3	Classe4	Pixels ñ-classificados
T1	05'02"	0.35	0.01	0	1043	1576	3146	5635
T2	03'50"	0.5	0.01	0	1747	763	6404	3086
T3	02'42"	0.75	0.01	0	1372	1612	5852	3164
T4	02'17"	0.9	0.01	0	456	0	6981	4853
T5	32'10"	0,35	0.001	3093	1020	1810	3289	2808
T6	27'53"	0.5	0.001	3186	3181	1232	2542	1859
T7	14'31"	0.75	0.001	3039	1055	1886	3087	2933
T8	11'17"	0.9	0.001	2442	1111	1958	3047	3442
T9	3h09'21"	0.35	0.0001	3224	1642	1790	3152	3192
T10	2h33'16"	0.5	0.0001	3048	1942	1641	3539	1830
T11	1h41'24"	0.75	0.0001	3349	1191	1902	3373	2125
T12	1h26'19"	0.9	0.0001	3572	1141	1916	3427	1944

Um quadro resumido dos resultados destas classificações, em termos de número total de pixels não-classificados (A) e de uma pontuação atribuída qualitativamente ao seu aspecto visual (B), é apresentado na tabela 4.7. Esta tabela relaciona o número de pixels não-classificados e a pontuação atribuída para o resultado de cada abordagem de treinamento, em função da variação nos parâmetros η e ϵ utilizados.

Ressalta-se que na atribuição de notas à qualidade visual da classificação foram considerados os seguintes aspectos : a definição de todas as classes de informação treinadas; as similaridades espectrais entre as regiões que compõem cada classe; e a comparação com a verdade terrestre. A pontuação varia de 1 a 12, onde 1 é atribuido à melhor classificação e 12 à pior delas, isto para cada uma das abordagens de treinamento.

TABELA 4.7 - Influência dos parâmetros η e ϵ no resultado da classificação, em termos de número de pixels não-classificados (A) e pontuação atribuidas ao aspecto visual (B) variando de 1 a 12, por abordagem.

η	ABORDAGEM	VARIÁVEL	ϵ		
			0,01	0,001	0,0001
0,35	1	A	3.536	2.604	896
		B	06	07	10
	2	A	4.823	3.144	2.542
		B	05	03	07
	3	A	5.635	2.808	2.192
		B	11	06	08

0,5	1	A	4.722	1.720	1.220
		B	11	03	02
	2	A	5.996	3.199	1.910
		B	10	02	08
	3	A	3.086	1859	1830
		B	09	01	02
0,75	1	A	5.296	2.221	802
		B	12	05	01
	2	A	4.710	2.582	2.008
		B	06	01	04
	3	A	3.164	2.933	2.125
		B	10	04	03
0,9	1	A	4.105	2.294	675
		B	08	04	09
	2	A	4.865	4.238	3.447
		B	11	12	09
	3	A	4.853	3.442	1.944
		B	12	07	05

Pela observação da tabela 4.7, pode-se eleger as melhores e piores classificações por abordagem

em termos de aspecto visual. Deste modo, para a abordagem 1, definiu-se a simulação T11 (tabela 4.4), referente a $\eta = 0,75$ e $\epsilon = 0,0001$ como a classificação de melhor desempenho e a T3 (tabela 4.4), com $\eta = 0,75$ e $\epsilon = 0,01$ como a pior. O resultado destas classificações estão ilustradas nas figuras 4.5 e 4.6, as quais caracterizam, respectivamente, o melhor e pior resultado, para a abordagem 1, com relação à caracterização visual das classificações.

FIGURA 4.5 - Classificação resultante da simulação T11, da ABORDAGEM 1, identificada como a de melhor resultado visual.

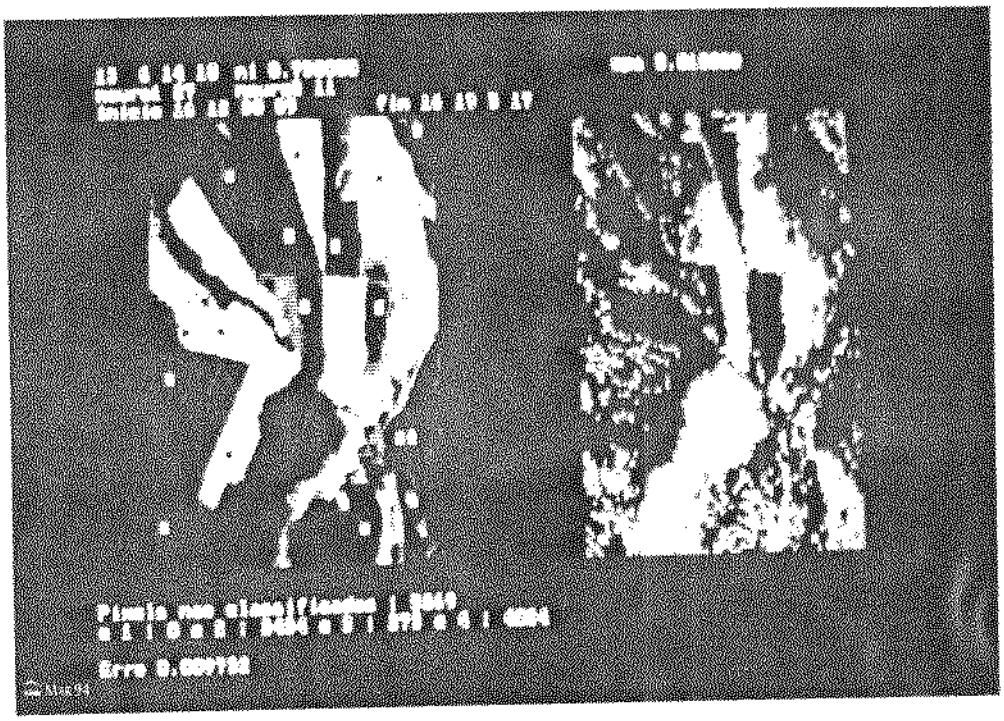


FIGURA 4.6 - Classificação resultante da simulação T3, da ABORDAGEM 1, identificada como a de pior resultado visual.

Para a abordagem 2 elegeu-se a simulação T7 (tabela 4.5), com $\eta = 0{,}75$ e $\epsilon = 0{,}001$, como sendo a classificação de melhor desempenho e a T8 (tabela 4.5), com $\eta = 0{,}9$ e $\epsilon = 0{,}001$, como a pior. As figuras 4.7 e 4.8 ilustram estas classificações identificadas como melhor e pior resultados, respectivamente.

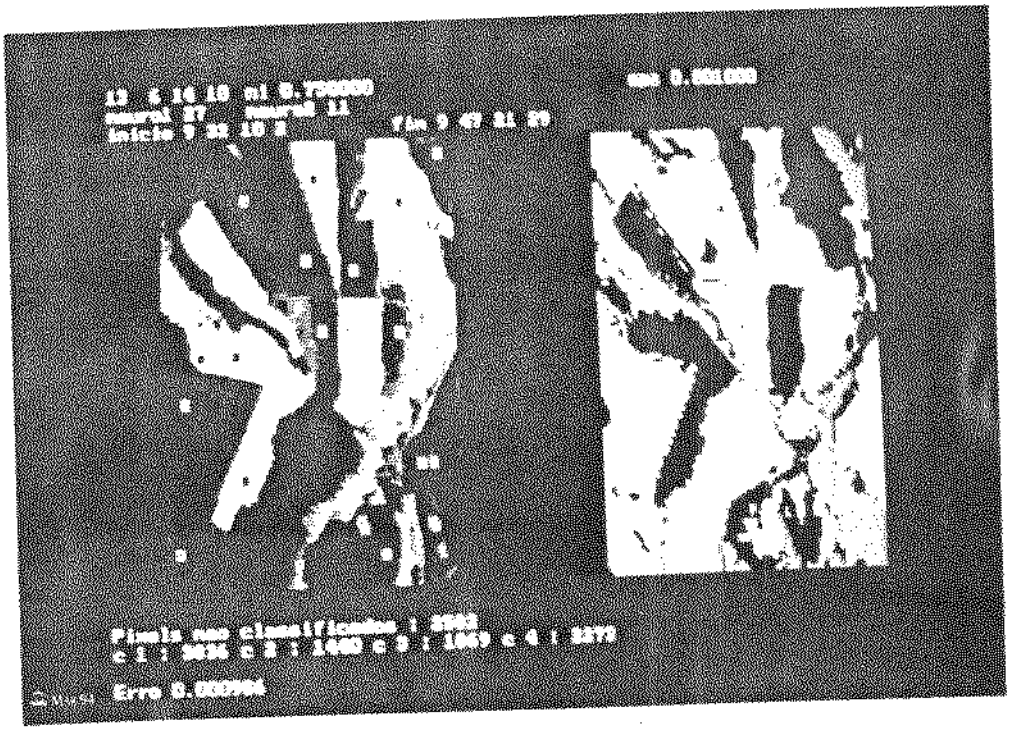


FIGURA 4.7 - Classificação resultante da simulação T7, da ABORDAGEM 2, identificada como a de melhor resultado visual.

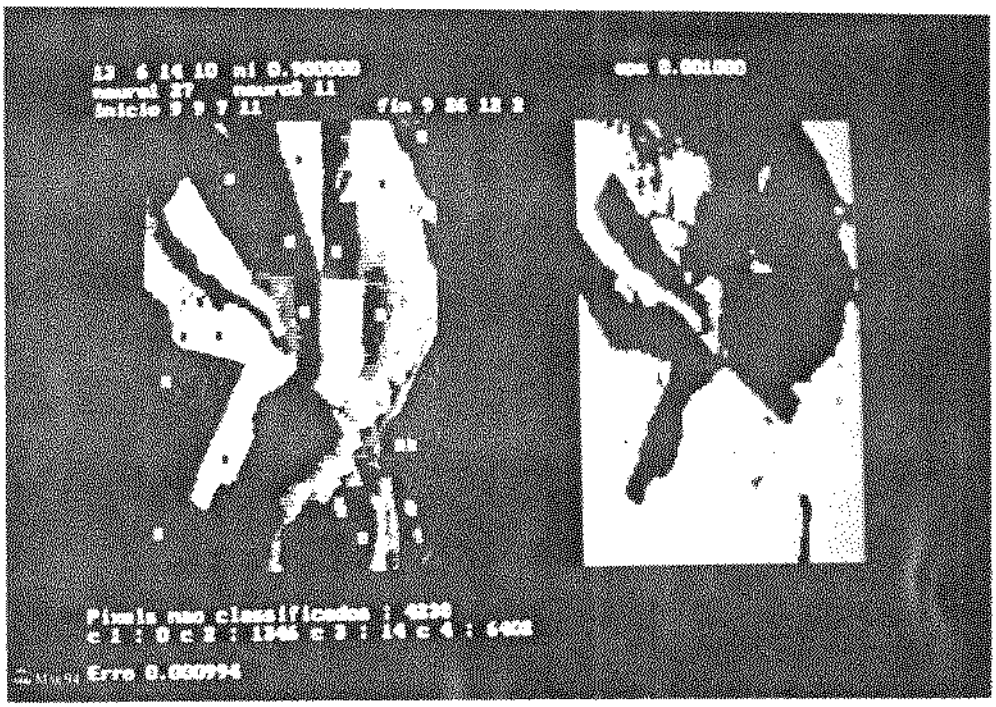


FIGURA 4.8 - Classificação resultante da simulação T8, da ABORDAGEM 2, identificada como a de pior resultado visual.

A simulação T6 (tabela 4.6) da abordagem 3, na qual foram utilizados os parâmetros $\eta = 0{,}5$ e $\epsilon = 0{,}001$, resultou na classificação de melhor caracterização visual, enquanto que a T4 (tabela 4.6), $\eta = 0{,}9$ e $\epsilon = 0{,}01$, foi considerada a pior classificação. Tais classificações estão ilustradas nas figuras 4.9 e 4.10, as quais indicam, respectivamente, o melhor e o pior caso.

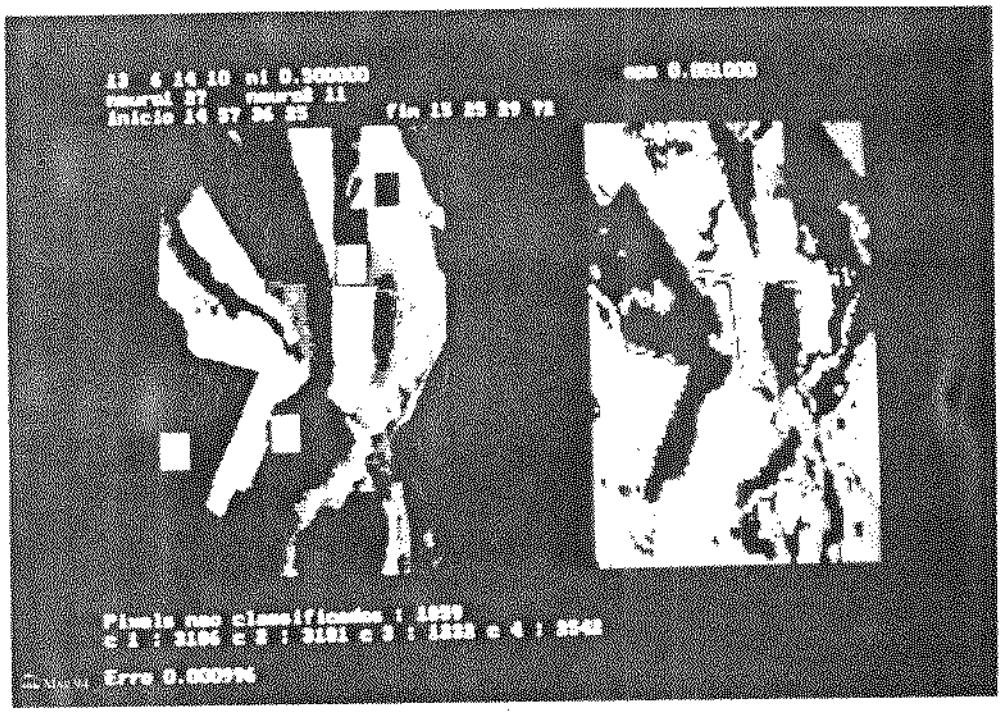


FIGURA 4.9 - Classificação resultante da simulação T6, da ABORDAGEM 3, identificada como a de melhor resultado visual.

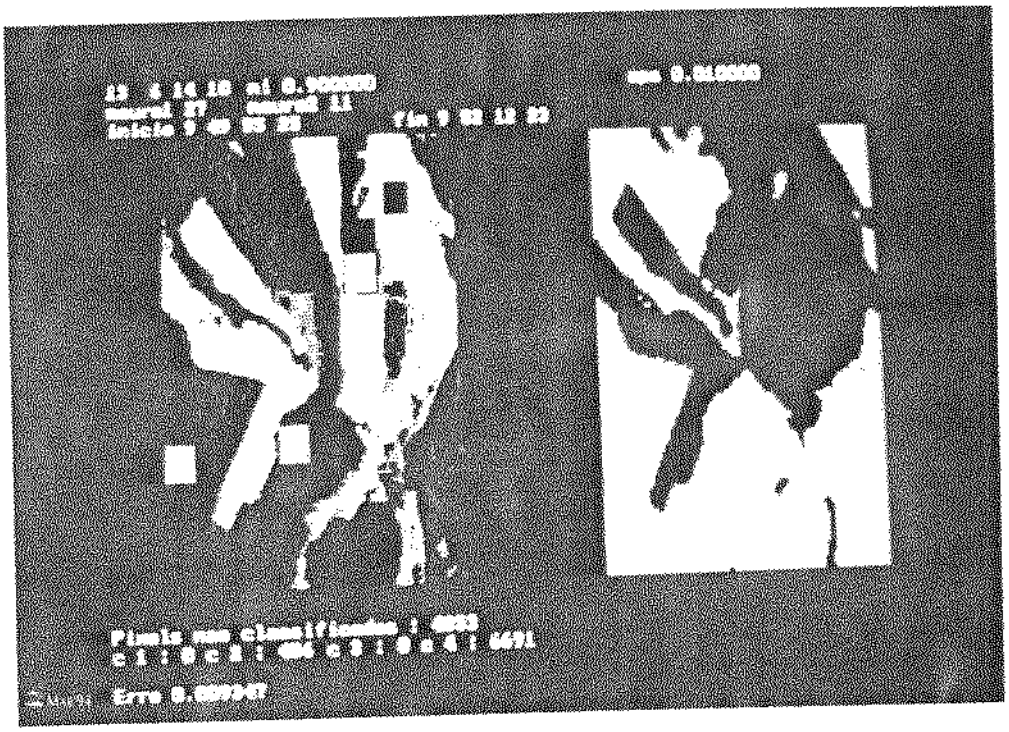


FIGURA 4.10 - Classificação resultante da simulação T4, da ABORDAGEM 3, identificada como a de pior resultado visual.

Finalmente convém ressaltar que as amostras 10x10 definidas por classe e usadas na abordagem 3, correspondem àquelas utilizadas na amostragem 1 do treinamento do classificador de Máxima Verossimilhança. Utilizando o único parâmetro quantitativo disponível para comparar estes dois procedimentos de classificação, formulou-se a tabela 4.8, que fornece valores referentes ao número de pixels alocados a cada classe, para cada método, bem como o número total de pixels não-classificados.

Nesta comparação foram utilizadas as simulações T1 ($\eta = 0.35$ e $\epsilon = 0.01$) e T10 ($\eta = 0.5$ e $\epsilon = 0.0001$) da abordagem 3 de treinamento da Rede por fornecerem, respectivamente, o pior e o melhor resultado em termos de pixels não-classificados. As classificações resultantes destas

simulações estão ilustradas nas figuras 4.11 (simulação T1) e 4.12 (simulação T10).

TABELA 4.8 - Pixels classificados e não-classificados resultantes da classificação MAXVER - treinamento AMOSTRAGEM 1 - e classificação Rede Neural - treinamento ABORDAGEM 3 (T1 e T10)

CLASSES	MAXVER	REDE NEURAL	
		T1	T10
Talhões de Reflorestamento mais antigos	1.043	0	3.048
Talhões de Reflorestamento cortados recentemente	293	1.043	1.942
Talhões de Reflorestamento com mais de 1 ano	548	1.576	1.641
Talhões de Reflorestamento jovem (menos de um ano)	1.011	3.746	3.539
Número Total de pixels não-classificados	7.793	5.635	1.830

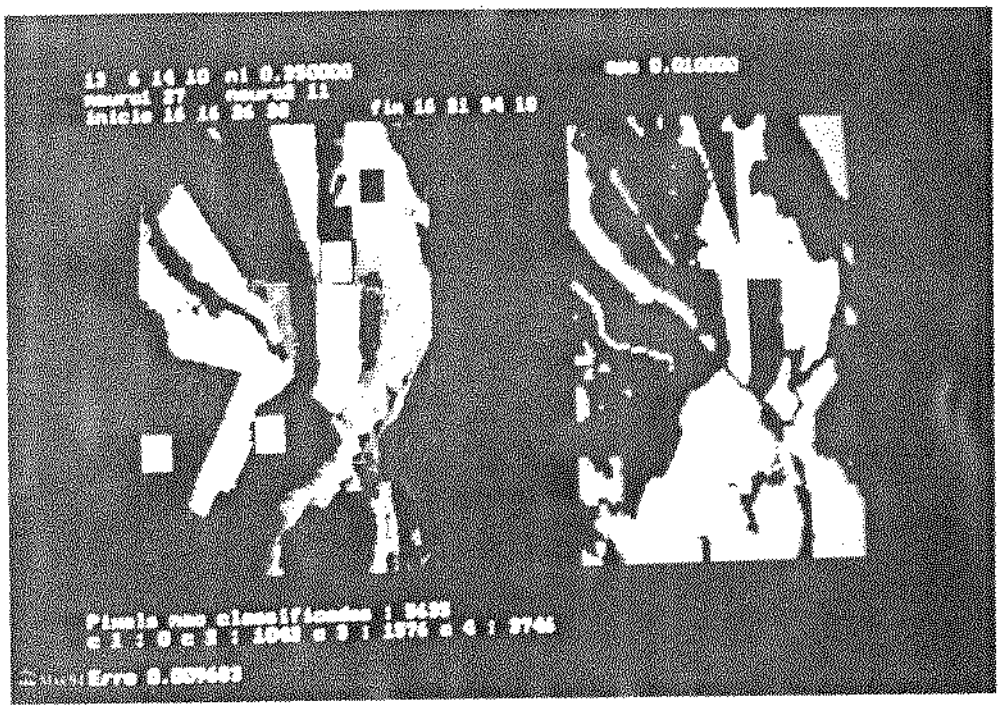


FIGURA 4.11 - Classificação resultante da simulação T1 da ABORDAGEM 3 (Rede Neural), que gerou o maior número de pixels não-classificados

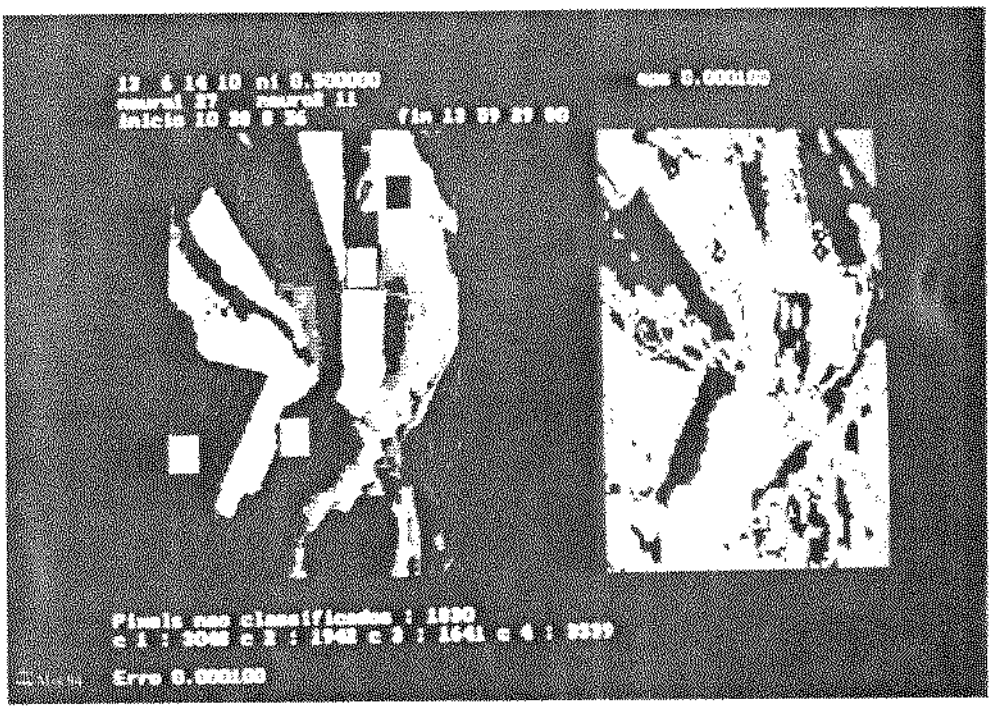


FIGURA 4.12 - Classificação resultante da simulação T10, da ABORDAGEM 3 (Rede Neural), que gerou o menor número de pixels não-classificados

CAPÍTULO 5 - ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo faz-se uma análise dos resultados obtidos a partir da aplicação do algoritmo de Redes Neurais implementado, na classificação do segmento de imagem correspondente à área teste. Além disso, é feita uma comparação destes resultados com aqueles obtidos pela utilização de um classificador de Máxima Verossimilhança.

Em um primeiro momento, são analisadas as classificações resultantes das diferentes abordagens de treinamento da Rede, em termos de pixels não classificados; similaridade espectral entre as regiões incluídas em uma mesma classe; e comparação com a verdade terrestre. Neste sentido, foram avaliadas as diversas simulações realizadas para cada abordagem, tendo em vista a influência causada pela variação nos parâmetros η e ϵ, quando do treinamento da Rede.

Posteriormente, são estabelecidas comparações entre as classificações resultantes da aplicação do algoritmo de Redes Neurais, com aquelas resultantes da utilização do classificador de Máxima Verossimilhança, tomando como referência o número de pixels não-classificados.

5.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE REDES NEURAIS

Além das diferentes abordagens de treinamento desenvolvidas, foram realizadas uma série de simulações visando verificar a influência dos parâmetros η e ϵ, tanto na convergência da Rede, quanto no resultado da classificação.

Nos ítens a seguir são avaliadas as classificações resultantes das simulações realizadas para cada

abordagem de treinamento da Rede.

5.1.1 Abordagem 1

Através da análise da tabela 4.7, pode-se verificar que a simulação na qual foi utilizado $\eta = 0,75$ e $\epsilon = 0,0001$ (T11) forneceu um melhor resultado visual da classificação. Entretanto, a simulação T12 ($\eta = 0,9$ e $\epsilon = 0,0001$) resultou em um menor número de pixels não-classificados. Pela tabela 4.4 observa-se que nesta última classificação o número de pixels alocados à classe 2 foi subestimado, enquanto este número foi superestimado para as classes 1 e 4, ou seja, a classe 2 (talhões de reflorestamento cortados recentemente) ficou praticamente indefinida, o que não ocorreu para a simulação T11.

Retomando-se a análise da tabela 4.4 pode-se perceber que para valores de $\epsilon = 0,0001$, nem sempre a convergência da rede foi garantida, e que um aumento no termo de ganho (η), relacionado inversamente com o tempo de aprendizagem da rede, não resultou em uma diminuição no tempo de convergência da rede, ao contrário do esperado. Além disso, observou-se que o parâmetro medida de erro (ϵ) foi o que mais influenciou na abordagem 1, uma vez que para valores maiores de ϵ, a classe 1 deixou de ser classificada para valores de η igual a 0,5; 0,75 e 0,9 (excessão para $\eta = 0,35$).

De um modo geral, o aspecto visual das classificações realizadas a partir desta abordagem, mostrou uma aparência granulada (salpicada). Tal fato pode ser associado à característica da amostragem e classificação, realizadas pixel a pixel.

5.1.2 Abordagem 2

Para esta abordagem, considerou-se a simulação T7, desenvolvida com $\eta = 0{,}75$ e $\epsilon = 0{,}0001$ como sendo aquela que forneceu uma melhor aparência visual, enquanto que a simulação T10 ($\eta = 0{,}5$ e $\epsilon = 0{,}0001$) forneceu um menor número de pixels não-classificados. Percebe-se no entanto, que esta segunda simulação (T10) superestimou o número de pixels incluidos na classe 4, além de atribuir erroneamente à classe 1, os pixels de uma região identificada como classe 2. Na simulação T7, esta mesma região não foi classificada.

Através dos resultados apresentados na tabela 4.5, pode-se observar que o tempo de convergência da rede está inversamente relacionado tanto com o termo de ganho (η) quanto com a medida de erro (ϵ). Apesar das excessões verificadas com relação a $\eta = 0{,}9$ e $\epsilon = 0{,}001$ e $0{,}0001$, estes resultados estão de acordo com o esperado. Além disso, para este mesmo valor do termo de ganho ($\eta = 0{,}9$) percebe-se que a classe 1 não foi considerada na classificação, quando atribuiu-se valores de ϵ igual a 0,01 e 0,001.

A aparência visual das classificações resultantes desta abordagem não apresentou mais o aspecto granulado que caracterizou a abordagem 1.

5.1.3 Abordagem 3

Em relação a abordagem 3, elegeu-se a simulação T6 ($\eta = 0{,}5$ e $\epsilon = 0{,}001$) como aquela que forneceu o melhor aspecto visual na classificação, enquanto que a simulação T10 ($\eta = 0{,}5$ e $\epsilon = 0{,}0001$) forneceu um menor valor de pixels não-classificados. Visualmente, a simulação T10 mostra algumas descontinuidades nas regiões classificadas, inclusive com a constatação de pixels

classificados erroneamente. Isto é menos perceptível na classificação resultante da simulação T6, considerada como aquela que apresenta maior similaridade com a verdade terrestre, respeitando os efeitos decorrentes da caracterização espectral das classes.

A análise da tabela 4.6 mostra que para maiores valores de medida de erro ($\epsilon = 0{,}01$), a classe 1 não foi considerada na classificação, e inclusive para $\eta = 0{,}9$ a classe 3 foi desconsiderada. Com relação ao tempo de convergência, a influência dos parâmetros η e ϵ foi bastante regular e dentro do esperado, uma vez que com o decréscimo dos valores atribuídos à medida de erro (ϵ), houve um acréscimo no tempo de convergência, o qual foi reduzindo gradativamente, com o aumento no termo de ganho (η).

5.1.4 Comparação entre as Abordagens de treinamento da Rede

Comparando-se as classificações resultantes das diferentes abordagens de treinamento da Rede, pôde-se verificar que a abordagem 3 foi aquela que melhor definiu as classes, principalmente em termos de similaridade espectral entre as regiões incluídas em uma mesma classe. Além disso, pela observação das tabelas 4.4, 4.5 e 4.6 pode-se verificar que a abordagem 3 (tabela 4.6) apresenta um comportamento mais regular, quando se relaciona o tempo de convergência da rede, com variações nos parâmetros η e ϵ.

Ao contrário, os resultados da simulações realizadas para a abordagem 1 confrontam com o comportamento esperado, quando se relaciona o tempo de convergência com os parâmetros de treinamento, principalmente η (termo de ganho), conforme apresentado na tabela 4.4. Visualmente, as classificações resultantes da adoção desta abordagem mostraram uma aparência granulada, decorrente da amostragem e classificação pixel a pixel. Além disso, houve alguma confusão na atribuição de alguns pixels às classes pré-estabelecidas.

A aparência granulada que caracterizou as classificações decorrente da abordagem 1 não aconteceu com aquelas resultantes das abordagens 2 e 3, para as quais observou-se uma maior homogeneização dentro das regiões classificadas. Este efeito deve-se, possivelmente, ao tipo de amostragem utilizada que leva em consideração informações de vizinhança e textura, à medida que são fornecidos grupos de pixels no treinamento e na classificação.

Com relação a abordagem 2, a observação da tabela 4.5, mostra maiores valores de pixels não-classificados, quando comparados as outras duas abordagens. Além disso, o uso de um valor do termo de ganho muito alto ($\eta = 0,9$) resultou em um comportamento atípico no desempenho da rede, ora não considerando a classe 1, ora causando um aumento no tempo de convergência. O resultado visual da classificação considerada a melhor para esta abordagem (figura 4.7), apesar de apresentar uma caracterização mais uniforme das classes, mostra regiões inteiras que não foram inseridas em nenhuma das classes pré-estabelecidas. Este comportamento não ocorre em relação a abordagem 1 (figura 4.5) onde verifica-se um maior número de pixels classificados, porém com muitas atribuições errôneas.

Desse modo considerou-se a classificação realizada a partir da abordagem 3 (figura 4.9) como a mais adequada para ser utilizada na classificação da área teste.

Finalmente, vale ressaltar que nas amostragens onde foram fornecidos grupos de pixels para o treinamento da Rede - abordagens 2 e 3 - ocorreu invariavelmente, a convergência do algoritmo. Isto não aconteceu para algumas simulações feitas na abordagem 1, principalmente quando adotou-se uma medida de erro muito pequeno ($\epsilon = 0,0001$).

Via de regra, percebeu-se que a adoção de medidas de erros muito altas ($\epsilon = 0,01$) forneceram os piores resultados de classificação, independente da abordagem utilizada, e principalmente quando se considera o número de pixels não-classificados.

5.2 COMPARAÇÃO ENTRE CLASSIFICAÇÕES : REDES NEURAIS X MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Para efeito de comparação entre as classificações resultantes da aplicação do algoritmo de Redes Neurais e da utilização do critério de Máxima Verossimilhança, optou-se por confrontar as classificações mais pontuadas das abordagens 1 e 3 de treinamento da Rede, com as amostragens de treinamento MAXVER, de acordo com os seguintes critérios :

- comparação entre a abordagem 1 (Redes Neurais) com a amostragem 3 (MAXVER) pelo fato do treinamento, em ambos os casos, ter sido desenvolvido pixel a pixel, e a amostragem 3 apresentar um menor número de pixels não-classificados;

- comparação entre a abordagem 3 (Redes Neurais) e amostragem 1 (MAXVER), por ambos utilizarem o mesmo conjunto amostral no treinamento;

- comparação entre a abordagem 3 (Redes Neurais) e amostragem 3 (MAXVER), por fornecerem um melhor desempenho na classificação.

5.2.1 Abordagem 1 (Rede Neural) X Amostragem 3 (MAXVER)

Apesar de ter-se trabalhado com tamanhos amostrais diferentes na fase de treinamento dos algoritmos (abordagem 1 : 45 pixels por classe e amostragem 3 : 192 pixels/classe), optou-se por comparar os resultados destas classificações, pelo fato de ambos os procedimentos terem sido desenvolvidos pixel a pixel, ou seja, constarem da apresentação e posterior classificação de pixels individuais.

Em termos de pixels não-classificados a Rede superou o classificador MAXVER (802 contra 5161). No entanto, visualmente, a classificação MAXVER mostrou uma melhor definição das classes, principalmente em termos de contornos. Além disso, percebe-se que houve uma menor confusão entre as classes na classificação desenvolvida pelo MAXVER, e que os pixels não-classificados constaram basicamente de pixels espectralmente pouco definidos conforme pode-se verificar na figura 4.5. No caso da Rede, com a abordagem 1 de treinamento, esta classificou indiscriminadamente algumas regiões da imagem, de modo que, neste caso o MAXVER mostrou-se mais seletivo na inclusão de pixels em algumas classes.

5.2.2 Abordagem 3 (Rede Neural) X Amostragem 1 (MAXVER)

Optou-se por desenvolver esta comparação em função das amostras utilizadas para o treinamento dos algoritmos (MAXVER e Rede Neural), possuirem as amostras nas mesmas posições, apesar de tamanhos diferentes (Abordagem 3 : 64 pixels/classe e Amostragem 1 121 pixels/classe).

Observou-se um desempenho consideravelmente superior da Rede em função do algoritmo de Maxima Verossimilhança, que resultou em um total de 7.793 pixels não-classificados, com a classificação realizada pela Rede, que mostrou-se mais adequada à área teste e que gerou 1859 pixels não-classificados. Visualmente, o desempenho da Rede é significativamente superior, tanto em termos de definição das classes, quanto a nível de similaridade com a verdade terrestre, conforme pode-se verificar a partir da análise da figura 4.3 (MAXVER) em confronto com a figura 4.10 (Rede Neural).

5.2.3 Abordagem 3 (Rede Neural) X Amostragem 3 (MAXVER)

Nesta análise, comparou-se a classificação resultante da abordagem 3, mostrada na figura 4.10, desenvolvida a partir de uma amostra de 64 pixels por classe, apresentados à Rede na forma de uma janela móvel 3X3, com a classificação MAXVER com treinamento realizado utilizando 3 amostras por classe, com um total de 192 pixels/classe (figura 4.5).

Estas classificações resultaram em 1.859 e 5.161 pixels não-classificados, respectivamente com a utilização do algoritmo da Rede Neural e de Máxima Verossimilhança. Em uma primeira análise, estes números indicam que a rede tolera maiores variações espectrais dos pixels a serem classificados, o que é confirmado pelo fato da Rede ter classificado a maior parte dos pixels que se referem a áreas de drenagem, o que não ocorre na classificação MAXVER.

Visualmente, a classificação MAXVER apresenta uma aparência salpicada, indicando um certo grau de confusão entre as classes 1 e 3, o que não ocorreu na classificação resultante da aplicação da rede, que mostra regiões classificadas bastante uniformes. Obviamente, a abordagem utilizada no treinamento da Rede, na qual os pixels vizinhos são considerados, influencia na aparência homogênea das classes.

De um modo geral percebe-se que, o treinamento da Rede não exige uma aquisição de amostras tão cuidadosa em termos de localização e número de elementos que constituem a amostra, quanto o classificador MAXVER.

Pode-se observar, ainda que nesta abordagem de treinamento da Rede feições lineares, como estradas não ficaram definidas na classificação, o que não aconteceu quando da aplicação do algoritmo MAXVER. Tal efeito é justificado, também, pela característica do treinamento utilizado.

Finalmente, vale ressaltar que as comparações realizadas anteriormente referem-se à classificações obtidas por algoritmos com princípios e características, em geral, bastante diferenciadas e não

cabe aqui decidir qual o melhor método, porém descrever os procedimentos e analisar a aplicabilidade do algoritmo da Rede Neural implementada, na classificação do segmento de imagem correspondente à área teste selecionada.

CAPÍTULO 6 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Os objetivos específicos propostos para este trabalho foram desenvolvidos seguindo uma série de etapas, que culminaram com a implementação de uma Rede de Perceptron Multicamadas, com algoritmo de treinamento "Backpropagation" direcionado à classificação de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto, em formato digital. Em seguida os resultados obtidos foram analisados e comparados com a classificação resultante da utilização de um algoritmo de Máxima Verossimilhança.

Nas classificações resultantes da aplicação da Rede, quando parâmetros internos da rede, como η (coeficiente de aprendizagem) e ϵ (medida de erro) são alterados na fase de treinamento, as classificações são variáveis, tanto em termos de similaridade com a verdade terrestre, quanto a nível de número de pixels não-classificados. Por outro lado, tendo em vista as diferentes abordagens de treinamento desenvolvidas, mostraram que, à medida que são incorporadas informações de vizinhança e contexto no procedimento de amostragem e classificação, percebe-se uma melhor definição das classes de cobertura da terra e a cena classificada perde a aparência salpicada, característica dos procedimentos pixel a pixel, ou seja, quando da aplicação da Rede as áreas classificadas mostram-se mais homogêneas. Outra observação referente a este aspecto é que, nas abordagens onde são considerados grupos de pixels ocorre, invariavelmente, a convergência do algoritmo.

Observou-se ainda que, com a incorporação de informações de vizinhança ao treinamento da Rede, as feições lineares presentes na imagem não ficaram definidas, como é o caso de algumas estradas, que foram visualizadas na classificação MAXVER e em algumas daquelas resultantes da abordagem 1 de treinamento da Rede (treinamento e classificação pixel a pixel). Porém, a detecção de linhas não é o objetivo da classificação de imagens, que trata da determinação de áreas (regiões).

Quando se compara as classificações obtidas pela Rede com aquelas resultantes da aplicação do algoritmo MAXVER percebe-se que a Rede, na grande maioria dos casos, classifica um maior número de pixels, independente da abordagem considerada. Apesar de estar-se trabalhando com procedimentos de classificação diferentes, as comparações realizadas permitem concluir que o treinamento do classificador MAXVER deve ser mais cuidadoso do que o da Rede. Ou seja, o treinamento da Rede Neural não implica em uma localização tão criteriosa das amostras, nem que o tamanho amostral seja tão abrangente quanto no caso do MAXVER.

Além disso, a Rede Neural permite desenvolver uma classificação contextual com algumas alterações simples na sua topologia, ou seja, na forma de fornecer os dados de entrada, o que não ocorre em relação ao classificador MAXVER utilizado.

Ao considerar-se que o treinamento do classificador MAXVER é um dos fatores limitantes da sua aplicação, uma vez que parte-se do pressuposto que as distribuições de probabilidade nas classes a serem categorizadas seguem uma distribuição normal, e que para isto os dados de treinamento devem ser suficientes para uma estimativa acurada do vetor-média e matriz de covariância das classes, a Rede Neural, por apresentar um treinamento pouco influenciado pela qualidade e quantidade amostral mostra-se potencialmente mais robusta em relação ao MAXVER e apresenta-se como uma nova perspectiva a ser explorada, quando o objetivo é a classificação supervisionada de dados multiespectrais de Sensoriamento Remoto.

Apesar da Rede Neural implementada ter-se mostrada adequada à classificação da área teste selecionada, existem alguns aspectos de sua implementação que devem ser melhor estudados. A análise destes aspectos não foi incluida nas abordagens de treinamento da Rede, e foi apenas parcialmente abordada na série de simulações realizadas, nas quais preocupou-se mais diretamente com o desenvolvimento básico do algoritmo de treinamento "Backpropagation", e não com uma avaliação ampla do seu desempenho.

Assim, com relação ao algoritmo implementado pode-se elaborar uma série de recomendações, a serem consideradas em trabalhos futuros.

1. Desenvolver uma série de estudos para avaliar a influência do termo de ganho (η) e da medida de erro (ϵ) no processo de treinamento e classificação. Sugere-se a adoção de um procedimento sistemático e estatístico na análise destes parâmetros, já que as simulações realizadas não permitiram uma avaliação conclusiva.

2. Tornar o termo de ganho (η) variável durante cada treinamento, ou seja, adotar-se inicialmente um valor pequeno para η e aumentá-lo gradativamente, uma vez que este termo está relacionado com a velocidade de aprendizagem da Rede, esta começa aprendendo devagar e aumenta a velocidade de aprendizagem a medida que "ganha experiência" no assunto;

3. Adicionar o termo de momento (α) ao algoritmo de treinamento a fim de acelerar a convergência da Rede. Por não haver uma preocupação com o tempo de convergência, não foi utilizado este artifício. No entanto, julga-se interessante verificar que tipo de resultados serão obtidos adicionando-se esta nova variável ao algoritmo, já que conforme ressalta Lippmann [9], este termo acelera consideravelmente a convergência da Rede.

4. Utilizar algoritmos de treinamento mais atuais que utilizam derivadas de segunda ordem ou superior, e que os resultados apresentam-se bem superiores ao algoritmo de Backpropagation original.

5. Implementação de um sistema híbrido de classificação baseado em Redes Neurais com treinamento inicialmente não-supervisionado para se definir um conjunto de classes espectrais, bem como, possíveis amostras, e uma Rede Neural supervisionada, possivelmente a que foi implementada neste trabalho, para se fazer uma classificação final para a área em questão. Este procedimento híbrido, já convencionalmente usado na classificação de dados de Sensoriamento Remoto, seria bastante útil nas situações onde informações sobre verdade terrestre não fossem disponíveis.

Finalmente, ressalta-se que o tema abordado neste trabalho é bastante amplo e novo,

apresentando ainda, uma série de fatores a serem estudados e avaliados. Tendo em vista que na literatura pouco se tem feito nesta área, e especificamente, aplicado a dados de Sensoriamento Remoto, a utilização de Redes Neurais com uma estrutura semelhante à implementada neste trabalho, mostra-se como uma perspectiva particularmente interessante a classificação de imagens e reconhecimento de padrões de Sensoriamento Remoto.

BIBLIOGRAFIA

[1] ANASTASSION, D.. Neural Net Based Digital Halftoning of Images. Departament of Eletrical Engineering and Center for Telecommunications Research, Columbia University, New York, 1988.

[2] BENEDIKTSSON, J. A., SWAIN, P. H. & ERSOY, O. K.. Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification on Multisource Remote Sensing Data. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 28(4) 540-552, 1990.

[3] CROSTA, A. P.. Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto. Editora da UNICAMP, Campinas, 1992.

[4] HEPNER, G. H.. Artificial Neural Network Classification using a Minimal Training Set: Comparison of Conventional Supervised Classification. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 56(4) 469-473, 1990.

[5] KANELLOPOULOS, I., VARFIS, A., WILKINSON, G. G. & MÈGIER J.. Land-cover Discrimination in SPOT HRV imagery using an Artificial Neural Network-a 20-class experiment. Int. J. Remote Sensing, 13(9), 917-924, 1992.

[6] KEY, J., MASLANIK, J. A. & SCHWEIGER, A. J.. Classification of Merged AVHRR and SMMR Artic Data with Neural Networks. Photogrametric Engineering and Remote Sensing 55(9) 1331-1338, 1989.

[7] KNIGHT, K.. Connectionist Ideas and Algorithms. Communications of the ACM, 33 (11) , november 1990.

[8] LILLESAND, T. M. & KIEFER, R. W.. Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley & Sons, Second Edition, 1987.

[9] LIPPMANN, R. P.. An Introdutction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP MAGAZINE, april, 1987.

[10] LIU, Z. K. & XIAO, J. Y.. Classification of Remote Sensed Image Data using Artificial Neural Networks. International Journal of Remote Sensing 12(11) 2433-2438, 1991.

[11] MANUAL DO SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS - SITIM, INPE.

[12] MEDEIROS, J. S.. Desenvolvimento Metodológico para a Detecção de Alterações na Cobertura Vegetal através da Análise Digital de Dados MSS/LANDSAT. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto. São José dos Campos, INPE, 1986. (INPE- 4123-TDL/262)

[13] NOVO, E. M. L. M.. S. Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações. Editora Edgard Blücher Ltda, São Paulo, 1989.

[14] RICHARDS, J. A.. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction. New York, Springer Verlag, 1986.

[15] SCHLÜNZEN, E. T. M. & et all. Perspectivas de Aplicação de Redes Neurais na Classificação de Dados Multiespectrais de Sensoriamento Remoto. Anais do VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Curitiba, 1993.

[16] SCHOWENGERDT, R. A.. Techigues for Image Processing and Classification in Remote Sensing. New York, Academic Press, 1983.

[17] SWAIN, P. H. & DAVIS, S. M.. Remote Sensing: The Quantitative Approach. Editora Mcgraw-Hill, 1978.

[18] TRELEAVEN, P.. Neurocomputers. Research Note 89/8, Departament of Computer Science, University College London, January, 1989.

[19] TRINDADE, M. L .B.. & et all. Desenvolvimento e Implementação de um Sistema para Processamento Digital de Imagens com Finalidade Didática. Anais do V Simpósio Latino-Americano de Sensoriamento
Remoto, Cuzco, Peru, 1991.

[20] WASSERMAN, P. D.. Neural Computing - Theory and Practice. Van Nostrand Reinhold, 1989.

[21] ZHUANG, X. & ENGEL, B. A.. Improving Classification of Crop Residues using Digital Land Ownership Data and Landsat TM Imagery. Photogrametric Engineering and Remote Sensing 57(11) 1487-1492, 1991.