

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
ESCOLA DE ENGENHARIA DE PERNAMBUCO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA
GEOINFORMAÇÃO

AGUINALDO ARAÚJO SILVA FILHO

**USO DE ALTIMETRIA E IMAGENS DE SATÉLITE NA
DIFERENCIAÇÃO DE TIPOS FLORESTAIS**



Recife, 2005

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
ESCOLA DE ENGENHARIA DE PERNAMBUCO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA
GEOINFORMAÇÃO

AGUINALDO ARAÚJO SILVA FILHO
Engenheiro Cartógrafo, Universidade Federal de Pernambuco, 1981



USO DE ALTIMETRIA E IMAGENS DE SATÉLITE NA DIFERENCIAÇÃO DE TIPOS FLORESTAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, área de concentração: Cartografia e Sistemas de Geoinformação.

Orientador(a): Prof^ª. Dra. Ana Lúcia Bezerra Candeias

Recife, 2005

S586u **Silva Filho, Aginaldo Araújo.**

Uso de altimetria e imagens de satélite na diferenciação de tipos florestais. – Recife : O Autor, 2005.

134 folhas. : il. ; fig., tab.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Engenharia Cartográfica, 2005.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia cartográfica. 2. Sensoriamento remoto. 3. Cartografia - Pernambuco. 4. Sistemas de Geoinformação – Classificação. I. Título.

UFPE

526 CDD (22.ed.)

BCTG/2006-11

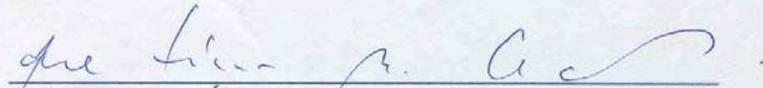
**USO DE ALTIMETRIA E IMAGENS DE SATÉLITE NA
DIFERENCIAÇÃO DE TIPOS FLORESTAIS**

POR

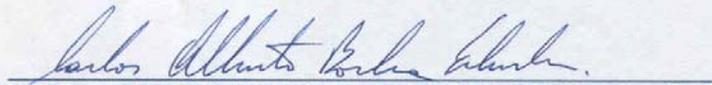
AGUINALDO ARAÚJO SILVA FILHO

Dissertação defendida e aprovada em 19.12.05.

Banca Examinadora:



Prof. Dr. ANA LÚCIA BEZERRA CANDEIAS (Orientadora)
Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco



Prof. Dr. CARLOS ALBERTO BORBA SCHULER
Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco



Prof. Dr. IGNACIO HERNÁN SALCEDO
Departamento de Energia Nuclear - Universidade Federal de Pernambuco

A ciência que nega a fé
é tão inútil quanto a fé que
nega a ciência.

Tia Neiva

A meu pai (in memória),
minha mãe, meus irmãos e a meus
filhos.

Agradecimentos

A minha mãe, irmãos e filhos pela subtração dos momentos de lazer; A SECTMA por disponibilizar os dados das Curvas de nível; Ao LAMEPE pelo dados de precipitação; Ao FUNTEPE e ao Eng^o Cartógrafo Evaldo Rui por minha liberação; Ao Dr. Luciano Accioly por ceder a Imagem; A pesquisadora Cleide M. Bandeira do IBGE pelas informações; Aos professores da UFPR : Quintino Dalmolim, Idéo Araki, Sílvio Freitas, Jorge Silva Centeno e Henrique Firkowski pelo incentivo; Aos professores da Pós-graduação, em especial a prof^a Ana Lúcia Bezerra Candeias, e graduação da UFPE; e a todos amigos do mestrado e da graduação do Decart/UFPE.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS DA PESQUISA	6
2.1 Objetivo Geral	6
2.2 Objetivos Específicos	6
3. A VEGETAÇÃO DE CAATINGA	7
3.1 A vegetação de Pernambuco	9
3.2 A Cartografia da Vegetação de Pernambuco	12
4. GEODÉSIA, CARTOGRAFIA E O GEOPROCESSAMENTO	14
4.1 A geodésia e sua contribuição na pesquisa	14
4.2 A cartografia e sua contribuição na pesquisa	17
4.3 Geoprocessamento e sua contribuição a pesquisa	20
5. SENSORIAMENTO REMOTO	21
5.1 Considerações Iniciais	21
5.2 Grandezas Radiométricas	23
5.3 Interferência da Atmosfera	23
5.4 Interação da Radiação Eletromagnética com a Matéria	25
5.5 Imagens Digitais de Sensoriamento Remoto	29
5.6 Efeitos Topográficos na Imagem	34
5.6.1 Razão de Bandas	35
6. CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM E AVALIAÇÃO	40
6.1 Classificação Automática ou Digital	41
6.1.1 Classificação Supervisionada	43
6.1.2 Avaliação da classificação	48

6.1.2.1 Tipos de erros cometidos na classificação	50
6.1.2.2 Acurácia ou exatidão da classificação	51
7 CLASSIFICAÇÃO COM DADOS AUXILIARES	56
7.1 Estratificação Geográfica	58
7.2 Operações de Classificadores	58
7.2.1 Logical channel per-pixel	58
7.2.2 Classificação logical channel contextual	59
7.2.3 Abordagem usando probabilidade a priori	59
7.3 Ordenamento pós-classificação	59
8. MATERIAIS E MÉTODOS	61
8.1 Caracterização da Área de Estudo	61
8.2 Materiais Utilizados	70
8.2.1 Dados Cartográficos	70
8.2.2 Dados Orbitais	71
8.3 Métodos	71
8.3.1 Registro da imagem	74
8.3.2 Registro da imagem	75
8.3.2.1 Formação do conjunto de treinamento	76
8.3.3 Geração dos dados de altimetria	76
8.3.4 Incorporação da altimetria Antes do Processo de Classificação	78
8.3.5 Incorporação da altimetria durante o processo de classificação	79
8.3.6 Incorporação da altimetria após o processo de classificação	80
9. RESULTADOS E DISCUSSÕES	83
9.1 Trabalho de campo e classificação preliminar	83
9.2 Análise visual da classificação	89
9.2.1 Análise visual do experimento I	89
9.2.2 Análise visual do experimento II	89

9.2.3 Análise visual do experimento III	90
9.2.4 Análise visual do experimento IV	90
9.3 Análise numérica dos resultados	90
10. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	99
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	101
ANEXO 1 - A Linguagem LEGAL	107
ANEXO 2 - Programa para recortar a imagem original (Mascarar uma Imagem)	109
ANEXO 3 - Recortes da imagem original segundo intervalos de alturas	110
ANEXO 4 - Programa para o cruzamento dos planos de informações	111
ANEXO 5 - Teoria de Bayes para classificação de imagens	112

RESUMO

SILVA FILHO, AGUINALDO ARAÚJO. USO DE ALTIMETRIA E IMAGENS DE SATÉLITE NA DIFERENCIAÇÃO DE TIPOS FLORESTAIS. Recife, 2005. 134p. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação) – Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco.

Este trabalho mostra a integração de dados auxiliares para melhorar a classificação digital da imagem do sensor ETM+ (Landsat 7) na diferenciação de tipos florestais. Os dados auxiliares são aqui relacionados com a topografia do lugar. A área de estudo encontra-se inserida num brejo de altitude abrangendo parte dos municípios de Belo Jardim, Brejo da Madre de Deus e Tacaimbó, no Agreste pernambucano. A metodologia classifica parte da imagem que recobre a área pelo método supervisionado utilizando o algoritmo da máxima verossimilhança e comparar este resultado com a integração de dados auxiliares antes, durante e depois do processo de classificação da imagem. A matriz de erros permitiu analisar as similaridades espectrais entre as classes de tipos florestais e a acurácia da classificação por meio do desempenho global da classificação e do coeficiente de contingência Kappa. A classificação sem integração da altimetria apresentou um desempenho global de 90,29% e 0,8544 (85,44%) para o valor de Kappa e com na incorporação da altimetria antes do processo de classificação tem-se um desempenho global de 94,74% e um coeficiente kappa de 0,9157 (91,57%). Já para a incorporação da altimetria durante do processo de classificação tem-se um desempenho global de 95,18% e um coeficiente kappa de 0,9211 (92,11%). E finalmente na incorporação da altimetria após o processo de classificação tem-se um desempenho global de 94,57% e um coeficiente kappa de 0,9134 (91,34%). As três técnicas utilizadas mostraram que são eficientes para melhorar a estimativa das áreas cobertas por esses tipos de vegetação.

Palavras-chave: Classificação; Integração de dados auxiliares, Tipos florestais.

ABSTRACT

SILVA FILHO, AGUINALDO ARAÚJO. USE OF ALTIMETRY AND IMAGES OF SATELLITE IN THE DIFFERENTIATION OF FOREST TYPES. Recife, 2005. 134p. Dissertation (Master Degree in Geodetic Science and Geoinformation Technologies) – Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco.

This work shows the auxiliary data integration to improve the differentiation of forest types with the digital classification of image of sensor ETM+ (Landsat 7). The auxiliary data are here compared with topography of the place. The study area is into a brejo de altitude and is located among the cities of Belo Jardim, Brejo da Madre de Deus e Tacaimbó, in the *agreste* of Pernambuco. The methodology classifies part of the image that recovers the area of study for the supervised method using the algorithm of the maximum likelihood and to before compare this result with the integration of data auxiliary, during and after the process of classification of the image. The classification errors matrix is allowed to analyze the spectral similarities between the classrooms of forest types identified and the accuracy of the classification by means of the global performance of the classification and the coefficient of Kappa contingency. The classification without integration of altimetry presented a global performance of 90,29% and 0,8544 (85,44%) of Kappa and with in the incorporation of altimetry before the classification process have a global performance of 94,74% and a coefficient kappa of 0,9157 (91,57%). For the incorporation of altimetry during of the classification has a global performance of 95,18% and a coefficient kappa of 0,9211 (92,11%). The altimetry incorporation after the classification process has a global performance of 94,57% and a coefficient kappa of 0,9134 (91,34%). The three used techniques had shown that they are efficient to improve the estimate of the areas covered for these types of vegetation.

Key-words: Classification; Integration of data auxiliary, Forest types.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	- Elementos da fase de aquisição e interações da energia na atmosfera	23
Figura 2	- Energia usada pelo sensor	24
Figura 3	- Curva de reflectância típica de uma folha verde	28
Figura 4	- Posição do Sol e do Satélite no momento da tomada da imagem	30
Figura 5	- (a) Composição colorida, bandas 5,4 e 3 e as bandas: (b) 3, (c) 4 e (d) 5.	32
Figura 6	- Representação esquemática do efeito topográfico na aquisição da imagem.	35
Figura 7	- Comportamento espectral do solo, vegetação e água.	37
Figura 8	- Razão de bandas TM3 e TM4.	38
Figura 9	- Comparação da composição colorida com uma composição também colorida e com razão de bandas.	39
Figura 10	- Enganos ou Imprecisões do MaxVer	47
Figura 11	- Limite de decisão e erros de classificação.	50
Figura 12	- Erro de inclusão, a) Imagem como deveria ter sido classificada e b) Resultado de inclusão pelo teste de hipótese	51
Figura 13	- Erro de omissão, a) Imagem como deveria ter sido classificada e b) Resultado da omissão pelo teste de hipótese.	51
Figura 14	- Mapa de localização da área de estudo.	61
Figura 15	- Foto da Vegetação do Tipo Ag 2, em 13/10/2004.	67
Figura 16	- Foto da Vegetação do Tipo Ag 3, em 13/10/2004.	68
Figura 17	- Foto da Vegetação do Tipo Ag 4, em 13/10/2004.	69
Figura 18	- Fluxograma do desenvolvimento da metodologia.	73
Figura 19	- (a) Curvas de níveis (b) Grade retangular	77
Figura 20	- (a) Fatiamento do terreno (b) Imagem NC (representação da altimetria em níveis de cinza).	78
		80
Figura 21	(a) Composição das bandas 5 (R), 4 (G) mais a imagem(NC)(B)(b) Composição original.	
Figura 22	- (a) Classificação preliminar e (b) Composição 5, 4 e 3	76

Figura 23	- a) Composição das bandas 5, 4 e 3 b) Resultado do experimento I c) Resultado do experimento II d) Resultado do experimento III e) Resultado do experimento IV.	88
Figura 24	- Função Densidade de Probabilidade das classes 1 e 2.	112
Figura 25	- Efeito da probabilidade “a priori” sobre as funções de densidade de probabilidades das classes 1 e 2.	113
Figura 26	- Função Discriminante Ótimas de Bayes para as classes 1 e 2	115
Figura 27	- Vetor X para o caso de n bandas..	117
Figura 28	- Funções Densidade de Probabilidade para duas dimensões	118

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	- Janelas Atmosféricas.	24
Quadro 2	- Exemplo de matriz de erro.	52
Quadro 3	- Matriz de classificação.	53
Quadro 4	- Desempenho da classificação em função de Kappa.	55
Quadro 5	- Principais espécies vegetais dos brejos de altitude.	63
Quadro 6	- Características dos municípios.	64
Quadro 7	- Precipitação nos municípios que abrangem a área de estudo.	65
Quadro 8	- Situação fundiária dos municípios.	66
Quadro 9	- Coordenadas dos pontos de controle do georeferenciamento da imagem.	75
Quadro 10	- Amostras preliminares para o treinamento.	83
Quadro 11	- Matriz de Erros da classificação preliminar sem uso da Altimetria.	84
Quadro 12	- Matriz de classificação para a classificação preliminar.	86
Quadro 13	- Amostras definitivas para o treinamento.	86
Quadro 14	- Matriz de erros da classificação sem uso da altimetria.	91
Quadro 15	- Matriz de erros da classificação com uso da altimetria antes do processamento.	92
Quadro 16	- Matriz de erros da classificação com uso da altimetria durante o processamento.	93
Quadro 17	- Matriz de erros da classificação com uso da altimetria após o processamento.	94
Quadro 18	- Resumo do desempenho geral e do coeficiente Kappa dos experimentos.	95
Quadro 19	- Matriz de classificação (experimento I).	96
Quadro 20	- Matriz de classificação (experimento II).	96
Quadro 21	- Matriz de classificação (experimento III).	97
Quadro 22	- Matriz de classificação (experimento IV).	97
Quadro 23	- Abstenções de pixels dos quatro experimentos.	98
Quadro 24	- Recortes da imagem original segundo intervalos de alturas.	110

LISTA DE SIGLAS

Ag - Agreste

ASTER - Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer.

AVHRR - Advanced Very High Resolution Radiometer.

AVIRIS - Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer.

DATUM - Superfície de Referência usada pelos geodestas para definir as coordenadas (horizontais e verticais) de pontos da superfície terrestre.

DHN - Diretoria de Hidrografia e Navegação.

DSG - Diretoria do Serviço Geográfico do Exército.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária.

FAO - Organização Mundial para Produção de Alimentos.

FDP - Função de Densidade de Probabilidade.

GPS - Sistema de Posicionamento Global.

IBAMA - Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e Recursos Naturais Renováveis.

IBGE - Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

ICA - Instituto Cartográfico da Aeronáutica.

INCRA - Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária.

ITEP - Instituto Tecnológico de Pernambuco.

ITRS - International Terrestrial Reference System.

IV - Infra Vermelho.

LAMEPE - Laboratório Meteorológico de Pernambuco.

LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite.

LEGAL - Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico.

MAXVER - Algoritmo da máxima verossimilhança.

MNT - Modelo Numérico do Terreno.

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer.

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada.

NIR - Infra Vermelho Próximo.

NOAA - National Oceanic Atmospheric Administration.

PNUD - Programa Nacional das Nações Unidas.

REM - Radiação Eletromagnética.

SAD - Sistema Geodésico Sul-americano.

SECTMA - Secretária de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente.

SIG - Sistema de Informações Geográficas.

SIRGAS - Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas.

SPOT - Satellite Pour L'observation de la Terre.

SPRING - Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas.

SUDENE - Superintendência de Desenvolvimento do Nordeste.

TM - Thematic Mapper.

UTM - "Universal Transverse de Mercator".

1. INTRODUÇÃO

A vegetação de regiões com clima semi-árido é caracterizada por ter a fenologia de grande parte de sua flora controlada pela disponibilidade de água. A caatinga, além de constituir um dos principais recursos renováveis do semi-árido, tem como capacidade de suporte o fornecimento de refúgio e alimento para a fauna, madeira para diversos usos do homem (lenha, carvão, cocção de alimentos e outros) e influi no balanço hídrico como protetor natural dos solos contra a erosão.

Nos períodos de estiagem, a caatinga representa uma importante alternativa de fonte de renda para os produtores rurais. Portanto, esta multiplicidade de funções dessa vegetação requer o desenvolvimento de um conjunto de técnicas para o seu aproveitamento racional, tendo como base a descrição de sua distribuição espacial, composição florística e fisionômica, além de estudos das relações ecológicas entre as plantas e o ambiente.

A utilização irracional destes ecossistemas pode desencadear processos de degradação muitas vezes de recuperação bastante lenta. Assim, o planejamento e a correta gestão desse território assumem-se como elementos essenciais para o bem-estar, progresso e a sustentabilidade ambiental deste ecossistema. Para este fim, torna-se indispensável a caracterização da ocupação do solo por meio de cartografia atualizada e detalhada.

A produção desta cartografia temática com recurso a detecção remota e o processamento digital de imagens de satélite é um processo já bem estabelecido que oferece inúmeras vantagens, que vão desde a periodicidade de aquisição e consistência dos resultados a um baixo custo por unidade de área.

O conhecimento da cobertura vegetal do Nordeste do Brasil tem sido objeto de trabalhos cartográficos realizados em pequena escala, da ordem de 1:1.000.000, a exemplo dos mapeamentos realizados pelo projeto RADAM BRASIL, já extinto, e o IBGE. Nesta escala o nível de informação sobre sua distribuição e localização da

cobertura vegetal são muito generalizados, pouco contribuindo para a análise mais detalhada de suas relações com o meio.

Alguns trabalhos como SILVA FILHO et al.1998 e gerados pela SECTMA (Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente de Pernambuco) desenvolveram trabalhos em escalas de 1:100.000 ou maiores no estado de Pernambuco

A disponibilização de cartografia sobre a ocupação do solo em várias escalas, principalmente da cobertura florestal do Nordeste do Brasil, vem sendo requerida por um crescente número de usuários para diversas aplicações, que incluem a modelagem ambiental, monitoramento de ecossistemas, inventário e planejamento de usos dos recursos naturais. Porém, a diversidade e especificidade destas utilizações, bem como a sua implementação a várias escalas, requerem a discriminação de maior número de tipos ou classes de ocupação do solo.

As imagens de satélite tem substituído as fotografias aéreas como informação de base para a produção de cartografia. As principais qualidades deste tipo de dados estão relacionadas com a sua forma de aquisição, geralmente de grandes áreas, de forma sistemática, a baixos custos e em formato digital. A substituição do tipo de informação de base permite reduzir o custo da produção de cartografia temática de duas formas: (1) menor custo da informação de base, e (2) possibilitar a utilização de métodos automáticos, em alternativa aos processos morosos e dispendiosos da interpretação visual, o que reduz drasticamente o custo do processo cartográfico propriamente dito.

A produção automática de cartografia de uso do solo a partir de imagens de satélite pode ser prejudicada pelo fato de diferentes ocupações de uso do solo apresentarem respostas espectrais semelhantes, ou de algumas ocupações de solo e/ou classes de uso de solo poderem não ser identificáveis ao nível do píxel (CAETANO e SANTOS, 2001).

Para escalas que variam de 1:25.000 a 1:100.000, as imagens que geralmente são utilizadas na produção de mapas de uso do solo são obtidas pelos satélites Landsat -TM e SPOT/HRV multiespectral.

A análise digital de dados, mais especificamente, imagens digitais de sensoriamento remoto orbital, possibilitou, nos últimos vinte e cinco anos, um grande desenvolvimento das técnicas voltadas para a análise de dados multidimensionais, adquiridos por diversos tipos de sensores. Estas técnicas têm recebido o nome de processamento digital de imagens.

A classificação automática e semi-automática de imagens de satélites geram produtos temáticos e vem facilitando diversas áreas do conhecimento principalmente na área ambiental.

A classificação representa uma simplificação em relação à enorme complexidade existente na cena, visto que ela possui uma dependência da resposta espectral.

As classes pré-definidas para a classificação são normalmente uma simplificação em relação a realidade. A mistura extremamente variável de uma série de objetos reais, incluídos em um mesmo píxel, irá influenciar também no resultado da classificação, bem como nos erros associados a esta classificação.

Faz-se necessário a verificação dos resultados das classificações em relação a dados conhecidos do terreno. Qualquer tipo de informação sobre os objetos e superfícies a serem classificadas serão auxílios importantes à classificação.

A classificação é baseada no agrupamento dos pixels considerando seus valores de intensidade espectral, não sendo consideradas as características de texturas, de formas e outras fontes de informação contidas na imagem que é normalmente inserida na análise visual. Isto pode acarretar em erros de inclusão ou omissão.

A integração com dados auxiliares (altimetria, solo, declividade e dados de precipitação), pode facilitar a análise do uso e ocupação do solo (JANSSEN et al., 1990; BOLSTAD e LILLESAN, 1992; CAMPAGNOLO e CAETANO, 1997; STALLINGS et al., 1999).

A informação auxiliar pode ser utilizada para estratificar a área de estudo (FRANK, 1988), como canais auxiliares no processo de classificação (STRAHLER et al., 1978) ou para reclassificar áreas mal classificadas apenas com base em imagens (HUTCHISON, 1982).

Desse modo, vários trabalhos mostraram que melhoraram a acurácia e a qualidade da classificação de imagens derivada do sensoriamento remoto pela incorporação de dados auxiliares no processo de classificação utilizando várias abordagens, como citados anteriormente. Entre eles a incorporação de dados antes, durante ou após a classificação por meio de estratificação geográfica, operações de classificadores e/ou escolha de pós-classificação.

Diante do exposto, observa-se a necessidade do desenvolvimento de técnicas que contribuam para melhorar a classificação de imagens que apresentem similaridade espectral entre classes, visando a produção de uma cartografia temática que permita mapear e estimar áreas com cobertura vegetal com uma acurácia adequada a cada aplicação desejada.

No caso aqui estudado deseja-se obter uma melhor classificação dos dados de vegetação a partir de uma imagem de satélite com a incorporação da altimetria no processo de classificação já que ela em determinadas regiões é uma variável importante que pode estar associada ao porte, tipo e densidade da vegetação.

A área onde foi realizada a pesquisa está localizada na imagem de órbita/ponto 215/066 do sensor TM-7/ETM+ do satélite Landsat entre os paralelos de coordenadas 08° 00' 00" e 08° 29' 44" Sul e os meridianos de coordenadas 36° 19' 13" e 36° 29' 26" WGr. Abrange parte dos municípios de Belo Jardim, Brejo da Madre de Deus e Tacaimbó, estes situados no Agreste pernambucano.

A classificação por máxima verossimilhança, largamente utilizada na área de sensoriamento remoto, nem sempre é eficiente, pois classifica os alvos a partir do ponto de vista apenas espectral. A inserção de dados auxiliares pode melhorar a classificação, pois se incorpora outras variáveis além da informação espectral.

A integração da altimetria no processo de classificação da imagem, os resultados da aplicação das técnicas de estratificação geográfica, a incorporação dos dados como banda auxiliar durante a classificação e a reclassificação como pós-processamento são comparados e discutidos neste trabalho.

O algoritmo de classificação escolhido é o da máxima verossimilhança gaussiana, disponível no sistema SPRING (Sistema de processamento de Informações Georreferenciadas) desenvolvido pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) de processamento de imagens e utilizado de forma geral pelos usuários de sensoriamento remoto.

As técnicas aqui desenvolvidas vão possibilitar a produção de uma cartografia com boa qualidade para obtenção de estimativas mais precisas da cobertura florestal na escala de até 1:100.000 em áreas cuja topografia que variem de suave a fortemente ondulado e que tenham os tipos florestais variando em função do gradiente altimétrico.

Nos brejos de altitude e matas Serranas e proximidades, por exemplo, tem-se problema de classificação dos tipos florestais, devido ao efeito que a topografia causa na imagem de satélite. Isto dificulta a classificação supervisionada pelo método de Máxima verossimilhança da área de interesse.

Assim, o presente trabalho descreve o resultado de experimentos a respeito do uso da altimetria como variável auxiliar no processo de classificação de imagens do satélite Landsat-7/ETM+. Para isto, um modelo digital do terreno foi gerado com a mesma resolução (30m) da imagem e este serviu na incorporação da altimetria nos processos que foram testados, conforme pode ser observados no conteúdo deste trabalho.

2. OBJETIVOS DA PESQUISA

2.1 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho consiste em realizar um estudo para testar a integração de dados auxiliares para melhorar a classificação digital da imagem TM do satélite Landsat-7 com vistas a diferenciação de tipos florestais. Sendo os dados auxiliares relacionados com a topografia do lugar.

2.2 Objetivos Específicos

- Classificar a vegetação de uma área recoberta por parte de uma imagem TM do satélite Landsat-7 sem incorporação da altimetria no processo de classificação;
- Incorporar a altimetria antes, durante e depois do processo de classificação da imagem;
- Avaliar os resultados da classificação sem e com incorporação da altimetria.

3. A VEGETAÇÃO DE CAATINGA

A província das Caatingas no nordeste do Brasil estende-se de 2° 54' a 17° 21' Sul (estimada em cerca de 800.000 km² pelo IBGE 1985) e inclui os estados do Ceará, Rio Grande do Norte, a maior parte da Paraíba e Pernambuco, sudeste do Piauí, oeste de Alagoas e Sergipe, região norte e central da Bahia e uma faixa estendendo-se em Minas Gerais seguindo o rio São Francisco, juntamente com um enclave no vale seco da região média do rio Jequitinhonha. A ilha de Fernando de Noronha também deve ser incluída (ANDRADE LIMA 1981).

O nome “caatinga” é de origem Tupi-Guarani e significa “floresta branca”, que certamente caracteriza bem o aspecto da vegetação na estação seca, quando as folhas caem (ALBUQUERQUE & BANDEIRA 1995) e apenas os troncos brancos e brilhosos das árvores e arbustos permanecem na paisagem seca.

A Caatinga ocupa aproximadamente a décima parte do território brasileiro, ou seja, a região do sertão nordestino, de clima semi-árido. É composta de plantas xerófilas, próprias de clima seco, adaptadas à pouca quantidade de água: os espinhos das cactáceas, por exemplo, têm a função de diminuir sua transpiração.

Os ecossistemas da região das caatingas e florestas decíduas do Nordeste abrangem, assim, as especificidades do domínio morfoclimático das caatingas, sejam elas arbustivas ou arbóreas. O espaço territorial, chamado caatinga é integrado pelas regiões naturais conhecidas como Sertão, Seridó, Curimataú, Caatinga e Carrasco. As diferenças específicas entre cada uma dessas regiões são oferecidas pelo volume e variabilidade das precipitações pluviométricas, assim como pela maior ou menor fertilidade dos solos ao longo e no interior das quais também varia os tipos de rocha e relevo do terreno (SECTMA, 2004).

Segundo SÁ (1991), em ambientes de caatinga as temperaturas são, em geral, elevadas, as umidades relativas médias do ar são baixas (em torno de 45%) e as precipitações pluviométricas médias anuais situam-se entre 250 e 750 mm, aproximadamente. A duração da estação seca também é muito variável, em geral superior a sete meses.

Nessa região, as precipitações pluviométricas são, via de regra, inferiores à evapotranspiração potencial caracterizando, desta forma, um acentuado déficit hídrico.

O tipo de clima é essencialmente tropical quente semi-árido com 6 a 11 meses secos, passando a mediterrâneo sub-úmido com 4 a 5 meses secos na faixa oriental desta unidade.

O solo da caatinga é fértil quando irrigado. Mas, por causa do baixo índice pluviométrico da região sertaneja, as plantas que produzem cera, fibra, óleo vegetal e, principalmente, frutas dependem de irrigação artificial, possibilitada pela construção de canais e açudes.

VELLOSO (2002), apesar de suas condições severas, o bioma Caatinga apresenta uma surpreendente diversidade de ambientes, proporcionados por um mosaico de tipos vegetais, em geral caducifólio, xerófila e, por vezes, espinhosa, variando com o mosaico de solos e a disponibilidade de água. A vegetação considerada mais típica de caatinga encontra-se nas depressões sertanejas: uma ao norte e outra ao sul do bioma, separadas por uma série de serras que constituem uma barreira geográfica para diversas espécies. Mas os diferentes tipos de caatinga estendem-se também por regiões mais altas e de relevo variado, incluem a caatinga arbustiva a arbórea, a mata seca e a mata úmida, o carrasco e as formações abertas com domínio de cactáceas e bromeliáceas, entre outros.

Para efeito de simplificação, as caatingas podem ser classificadas como Caatinga Arbórea, Caatinga Arbustivo-Arbórea (abertas e fechadas) e Caatinga Arbustiva. São compostas por arvoretas e arbustos decíduos, muito ramificados e freqüentemente armados de espinhos. Cactáceas e outras plantas suculentas fazem-se presentes ao lado de ervas anuais. Popularmente, as formas mais altas sujeitas à secas menos intensas, mais próximas do litoral são conhecidas como "agreste". O "sertão", denominando no interior, constitui a vegetação mais rala do semi-árido. Além destas, as denominações populares - segundo a fito fisionomia - são o "carrasco", o "cariri" e o "seridó", dentre outras, mas estes nomes se mesclam e se confundem dependendo dos hábitos da população local.

As Florestas Deciduais são altas, com fustes longos pouco ramificados. Encontram-se distribuídas, a partir do sul, em "arco", acompanhando os limites desta área até a sua porção central. As disjunções e áreas de transição estão relacionadas aos contatos entre a Caatinga Arbórea e Florestas Deciduais - de difícil separação - e entre as diversas formas de caatingas e os cerrados. Ressalta-se que, uma vez condicionada pelo clima, a densidade e a altura da vegetação desta área estão diretamente relacionadas com as condições de profundidade efetiva e fertilidade natural dos solos (LEAL *et al.*, 2003).

Como práticas agrícolas, destacam-se a produção de frutas e de grãos em áreas irrigadas. A mineração e os espaços ocupados com a infra-estrutura regional representam uma parcela muito pequena do território.

3.1 A vegetação de Pernambuco

A vegetação do estado de Pernambuco é abordada com bastante clareza em PERNAMBUCO (1998). Neste documento é mostrada uma visão ampla da cobertura vegetal com relação as três zonas fisiográficas do Litoral e Mata, Agreste e o Sertão.

O Litoral corresponde à faixa de terra próxima ao mar, abrange as subzonas de praias, restingas e terraços litorâneos, matas e campos de restingas, e nas áreas de contato da água do mar com a dos rios ocorrem os mangues.

A Mata Úmida ocupa uma faixa que se estende no sentido norte-sul, a vegetação é do tipo Perenifólia Latifoliada Higrófila Costeira e em solos da formação barreiras, com boa drenagem ou em solos derivados do cristalino. Nessa região, distinguem-se dois tipos de cobertura florestal, sendo uma mais úmida situada ao Sul, exposta aos ventos alísios de Sudeste e outra, ao Norte, submetida a um menor regime pluviométrico. A Mata Seca caracteriza-se pela transição entre a Mata úmida e a Caatinga do Agreste, encontradas nos municípios não banhados pelo mar. A vegetação é do tipo Floresta Estacional Subcaducifólia, fisionomicamente confundida com a

Floresta Perenifólia no período chuvoso, enquanto, no período mais seco, assume um aspecto peculiar, em função da perda das folhas por grande parte de suas espécies.

As regiões do Agreste e Sertão são consideradas áreas de domínio das Caatingas, vegetação que caracteriza o Nordeste semi-árido. Ela é considerada por KUHLMANN (1974), como um dos tipos de vegetação mais difícil de ser definido, em vista da extrema heterogeneidade que apresenta, não somente quanto á fisionomia, como também quanto à composição. Assim, esse "complexo vegetacional", caracterizado normalmente como um conjunto de cactáceas espinhosas e árvores com ramos secos e sem folhas durante a maior parte do ano, possui uma multiplicidade de fisionomias, cuja interpretação por diversos pesquisadores ainda não veio a constituir uma classificação comum.

EGLER (1951), ao estudar as caatingas pernambucanas em função de sua aparência, fez a seguinte divisão: Caatinga seca e agrupada, Caatinga seca e esparsa, Caatinga arbustiva densa, Caatinga das serras e Caatinga do chapadão do Moxotó. Apesar de ter adotado um principio fisionômico, esta classificação acrescenta um enfoque ecológico/geográfico.

EITEN (1983), classificou a vegetação de caatinga, sob o aspecto fisionômico, nas formas arbóreas e arbustivas, e acrescentou algumas informações de ordem fitogeográficas, ecológicas e mesmo antrópicas. Quanto à fisionomia, o autor evidenciou as seguintes formas: Caatinga Arbóreo-arbustiva fechada, Caatinga Arbóreo-arbustiva aberta, arbustiva fechada e arbustiva aberta.

De acordo com GALVÃO (1967), o clima regional do domínio das caatingas é quente e seco, do tipo semi-árido (BShw na classificação de Koppen), ou tropical quente de seca acentuada (4ath na classificação de Gaussen e Bagnouls). Exceção se faz às áreas elevadas, favorecidas por chuvas orográficas e temperaturas amenas. Tais áreas recebem denominação de serras frescas ou úmidas no nordeste ocidental e brejos no nordeste oriental.

SÁ (1991) mostra que existe uma gradação fisionômica da vegetação nessa região. Esse gradiente é altamente dependente da interação dos fatores ambientais,

tais como: clima, solo e o relevo e principalmente da ação antrópica, capaz de alterar rapidamente essas fisionomias.

Segundo DANSEREU (1968), nas atividades de classificação e mapeamento das comunidades vegetais, três observações são de relevante importância. A primeira é que certos limites das manchas de vegetação são de fácil traçado, por serem bastante evidentes em fotos aéreas, imagens de satélites ou diretamente no campo; porém, há outros limites de difícil delineamento, que são traçados indutivamente através de mudanças observadas na estrutura ou composição de espécies. A segunda é a compatibilização entre mapas elaborados para grandes áreas. Este problema decorre de classificações contínuas, que usualmente requerem repetidos ajustes durante o processo de mapeamento. A terceira observação diz respeito à definição das comunidades de plantas, portanto à classificação, que é tratada em uma escala geográfica, podendo-se discutir extensivamente sobre o mérito de um particular esquema de classificação, mas, uma vez fixada a escala, esta discussão fica limitada substancialmente.

Conforme, PERNAMBUCO (1998), a região do Agreste pernambucano apresenta dois tipos de vegetação: a Caatinga, vegetação xerófila, com árvores retorcidas, dotadas de espinhos, caducifólias e com presença de cactáceas e bromeliáceas abundantes em algumas áreas (em geral nas mais áridas), e a Floresta Serrana, disjunção da Floresta Tropical Perenifólia, dentro do domínio da Caatinga, que é o caso típico dos “Brejos de Altitudes”. Nesse documento, uma análise mais genérica evidencia que o Agreste e o Sertão de Pernambuco são partes de uma mesma formação florestal: a Caatinga, que apresenta o maior domínio florístico desta região. A vegetação do Agreste difere em porte e grau de xerofitismo em relação a do Sertão. Nos pontos mais elevados e úmidos, encontram-se as Matas Serranas.

No interior da Caatinga, nas encostas mais úmidas de alguns planaltos ocorrem os brejos, ilhas de floresta que são verdadeiras testemunhas da complexa história paleoecológica do Nordeste Brasileiro. A existência dessas ilhas de floresta, onde as chuvas orográficas garantem níveis de precipitação superiores a 1.200 mm/ano, em uma região onde a precipitação média anual varia entre 240 a 900 mm, está associada

à ocorrência de serras, planaltos e chapadas com 500 e 1100 m de altitude (Ex: Chapada do Araripe e Brejo da Madre de Deus).

A hipótese mais aceita sobre a origem vegetacional dos brejos de altitude está associada às variações climáticas durante o Pleistoceno (últimos 2 milhões-10.000 anos) as quais permitiram que a Floresta Atlântica penetrasse nos domínios da Caatinga. Ao retornar à sua distribuição original, após períodos interglaciais, ilhas de Floresta Atlântica permaneceram em locais de micro clima (PERNAMBUCO, 2002).

Assim, a grande maioria dos brejos de altitude são disjunções de Floresta Estacional Montana, um dos tipos vegetacionais que compõem a Floresta Atlântica brasileira. Em Pernambuco, VASCONCELOS SOBRINHO (1949), reconheceu a existência de 23 brejos, e desses, 9 foram identificados por SILVA FILHO et. al (1998) através de imagens Landsat TM-5, como sendo os principais: brejo de Garanhuns, Serra dos Cavalos, Norte de Belo Jardim e Sanharó, Serra Negra de Bezerros, Taquaritinga do Norte, Tacaratú, Serra Negra, Triunfo, e Serra do Ororobá.

Na sua maioria, a literatura registra que os brejos de altitude são disjunções da Mata Atlântica que ocorre no Nordeste do País, em elevações e platôs, onde os ventos úmidos condensam excesso do vapor e criam um ambiente de maior umidade.

A realização do processo de classificação da vegetação por imagem de satélite, requer que seja feita uma estratificação de tipos florestais existentes na área de estudo para a definição das classes temáticas. Esta atividade tem grande importância no momento da montagem das áreas de treinamento que serão descritas mais adiante. Assim, as observações realizadas em campo e esta visão da vegetação de Pernambuco deram suporte a tarefa de estratificação e formação do conjunto de treinamento utilizado na classificação da vegetação por meio da imagem de satélite.

3.2 A Cartografia da Vegetação de Pernambuco

O conhecimento da cobertura vegetal do Nordeste tem sido objeto de trabalhos cartográficos em escalas pequenas, da ordem de 1:1.000.000, o que conduz a um

baixo nível de informações de sua distribuição, pouco contribuindo com o gerenciamento desse recurso e análise de suas relações com os fatores do meio.

O mais recente trabalho de mapeamento da cobertura vegetal de Pernambuco foi realizado por SILVA FILHO *et al.* (1998); este teve como objetivo a localização, estratificação e a estimativa de áreas com vegetação lenhosa nativa. A metodologia utilizada baseou-se na interpretação de imagens Landsat TM-5, composição colorida das bandas 5, 4 e 3 em papel fotográfico, escala aproximada 1:100.000 e teve como base cartográfica cartas topográficas em escala 1:100.000, elaboradas pela 3ª Divisão de Levantamento do Serviço Geográfico do Exército.

A nível de escala maior do que 1:100.000, pode-se citar a identificação e mapeamento da vegetação remanescente nas áreas das reservas ecológicas da região metropolitana do Recife pela Secretária de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente de Pernambuco, cuja base cartográfica foram as ortofotocartas do ano de 1989, em escala 1:10.000 e 1:2.000.

4. GEODÉSIA, CARTOGRAFIA E O GEOPROCESSAMENTO

No mapeamento da vegetação mostrada nessa dissertação é necessário o conhecimento da Geodésia, da Cartografia e do Geoprocessamento. Neste item será mostrada a contribuição de cada um deles.

A geodésia se encarrega dos procedimentos metodológicos de levantamentos planimétricos, altimétricos e gravimétricos de alta precisão a fim de cumprir seus objetivos básicos: rede geodésica com fins de posicionamento, mapeamento e a determinação do geóide. Pode-se dizer que a Geodésia é a base da Cartografia, uma vez que não existe Cartografia sem uma rede geodésica que possa apoiá-la.

A razão principal da relação interdisciplinar forte entre Cartografia e Geoprocessamento é o espaço geográfico. Enquanto a Cartografia preocupa-se em apresentar um modelo de representação de dados para os processos que ocorrem no espaço geográfico, o Geoprocessamento representa a área do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais, fornecidas pelos Sistemas de Informação Geográfica (SIG), para tratar os processos geográficos. Este fato mostra de forma clara a relação interdisciplinar entre Cartografia e o Geoprocessamento (CÂMARA 2002).

4.1 A geodésia e sua contribuição na pesquisa

Os dados espaciais que estão sendo utilizados na pesquisa caracterizam-se especificamente pelo atributo da localização geográfica. Existem outros fatores importantes inerentes a estes dados espaciais, mas a localização é preponderante. Um objeto qualquer somente tem sua localização geográfica estabelecida quando se pode descrevê-lo em relação a outro objeto cuja posição seja previamente conhecida ou quando se determina sua localização em relação a um determinado sistema de coordenadas.

O estabelecimento de localização de objetos na superfície terrestre é um dos grandes objetivos da Geodésia, ciência que se encarrega da determinação da forma e das dimensões da Terra.

A definição de posições na superfície terrestre requer que a Terra seja tratada matematicamente. A melhor aproximação dessa terra matematicamente tratável é o geóide, que pode ser definido como a superfície equipotencial do campo da gravidade terrestre que mais se aproxima do nível médio dos mares supostamente em repouso. A adoção do geóide como superfície matemática de referência esbarra no conhecimento limitado do campo da gravidade terrestre. Além disso, o equacionamento matemático do geóide é complexo, o que distancia de um uso mais prático. Uma aproximação mais tratável é o elipsóide de revolução. Neste caso, tem-se que um ponto situado em seu eixo de rotação, projeta-se como um círculo. A partir de uma posição sobre seu plano do equador, projeta-se como uma elipse, que é definida por um raio equatorial ou semi-eixo maior e por um achatamento nos pólos.

Torna-se oportuno colocar o conceito de datum planimétrico e altimétrico. Considera-se um elipsóide de referência, que é escolhido a partir de critérios geodésicos de adequação e conformidade à região da superfície terrestre a ser mapeada. No posicionamento do elipsóide em relação a Terra real, impõe-se inicialmente a restrição de preservação do paralelismo entre o seu eixo de rotação e do elipsóide. Com essa restrição escolhe-se um ponto origem no país ou região e se impõe, desta vez a anulação do desvio da vertical (ângulo formado entre a vertical do lugar no ponto origem e a normal à superfície do elipsóide). Dessa forma, fica definida então a estrutura básica para o sistema geodésico do país ou região: o datum planimétrico. Este é fortemente definido por cinco parâmetros: o raio equatorial e o achatamento elipsoidal e os componentes de um vetor de translação entre o centro da Terra real e o do elipsóide.

O datum vertical ou altimétrico é uma superfície de referência (geóide) usada pelos geodesta para definir as altitudes de pontos da superfície terrestre. Sua determinação envolve um marégrafo ou uma rede de marégrafos para medição do nível médio dos mares.

No Brasil um dos problemas enfrentados na criação da base de dados de um SIG tem sido a coexistência de informações cartográficas a dois sistemas geodésicos de referência: Córrego Alegre e SAD-69. Para tanto, os usuários de SIG precisam estar atentos a esse fato, para não misturar os sistemas de coordenadas durante o geoprocessamento .

Nos dias de hoje já se tem a adoção de um Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas com precisão compatível com as das técnicas atuais de posicionamento, notadamente as associadas ao Sistema de Posicionamento Global (GPS). Considerando a proliferação do uso do GPS, referir estes novos levantamentos a uma estrutura geodésica existente - implantada basicamente pela utilização dos métodos clássicos (triangulação, poligonação e trilateração) e cuja precisão é pelo menos dez vezes pior que a fornecida facilmente com o GPS - implica, no mínimo, em desperdícios de recursos. Além disto, a multiplicidade de sistemas geodésicos clássicos, adotados pelos países sul-americanos, dificulta em muito a solução de problemas tecnicamente simples, tais como a definição de fronteiras internacionais. Por outro lado, a adoção do ITRS (International Terrestrial Reference System) como sistema de referência, além de garantir a homogeneização de resultados internamente ao continente, permitirá uma integração consistente com as redes dos demais continentes, contribuindo cada vez mais para o desenvolvimento de uma geodésia "global".

Os produtos cartográficos existentes no país, inclusive o mapeamento sistemático - cuja produção é de responsabilidade do IBGE (Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) e da DSG (Diretoria do Serviço Geográfico) - estão baseados em diferentes sistemas de referência e suas realizações. Os principais sistemas de referência, em função do volume de documentos existentes, são o Córrego Alegre e o SAD 69 (South American Datum of 1969) - este composto de uma realização inicial e da realização de 1996. As potencialidades dos métodos de posicionamento por satélites, aliado ao fato dos sistemas ditos clássicos não possuírem precisão compatível com as atuais técnicas de posicionamento, fez com que muitos países adotassem sistemas de referência geocêntricos. Neste sentido, foi criado na América do Sul o projeto SIRGAS (Sistema de Referência Geocêntrico para a América do Sul e

atualmente para as Américas). A adoção do SIRGAS como sistema oficial no Brasil segue uma tendência lógica tendo em vista os avanços tecnológicos e científicos. Porém, a adoção de um novo referencial implica na necessidade de integração dos dados e mapas já gerados ao novo sistema (DALAZOANA & FREITAS, 2002).

A contribuição da geodésia na geração dos dados que foram utilizados nesta pesquisa é da grande importância, visto que os sistemas de classificação de imagens, geoprocessamento e de geração de informações geográficas necessitam de dados que estejam relacionados aos sistemas de referência terrestres e espaciais.

Já a imagem utilizada recebe a contribuição desde o momento do lançamento do satélite. No seu georeferenciamento, onde são utilizados pontos da imagem e os seus correspondentes de coordenadas conhecidas na superfície terrestre. Na importação e georeferenciamento desses dados para o processamento, se faz necessário ainda informar ao sistema de processamento, qual a referência dos mesmos.

A pesquisa de campo também recebe este apoio, visto que nesta será utilizado cartas de vegetação e GPS no posicionamento das amostras de treinamento as quais serão usadas na classificação da imagem.

4.2 A cartografia e sua contribuição na pesquisa

A Cartografia, no Brasil, teve seu desenvolvimento a partir da Segunda Guerra Mundial em função dos interesses militares. Instituições como os atuais Institutos Cartográficos da Aeronáutica (ICA), Diretoria do Serviço Geográfico do Exército (DSG) e Diretoria de Hidrografia e Navegação (DHN), foram as principais responsáveis pela execução da Cartografia Sistemática do País, objetivando mapear todo o território nacional, em escalas de 1: 50.000 a 1:250.000.

A cartografia temática utilizada no mapeamento de uso do solo é uma tecnologia indispensável em estudos ambientais, na tomada de decisão em ordenamento e planejamento do território, e na definição de políticas de gestão de recursos naturais. Com esta cartografia, pode-se medir a extensão e distribuição de classes de ocupação

do solo, analisar a interação com outras classes, identificar locais próprios para certas atividades e planejamento. Simultaneamente, estes dados servem de informação de base para a produção de informação mais complexa sobre outros temas.

Cartografia, portanto, é a arte e ciência de graficamente representar uma área geográfica em uma superfície plana como em um mapa ou gráfico (normalmente no papel ou monitor). As representações de área podem incluir superimposições de diversas informações sobre a mesma área através de símbolos, cores, entre outros.

A Cartografia relaciona-se com diversas outras áreas, como a Geodésia, a Topografia, o Posicionamento e Navegação por Satélite, a Detecção Remota e os Sistemas de Informação Geográfica.

Todos os mapas são representações aproximadas da superfície terrestre. Isto ocorre por que não se pode passar de uma superfície curva para uma plana sem que haja deformações. Por isso os mapas preservam certas características ao mesmo tempo em que alteram outras.

A elaboração de um mapa requer um método que estabeleça uma relação entre os pontos da superfície terrestre e seus correspondentes no plano de projeção mapa. De um modo genérico, um sistema de projeção fica definido pelas relações apresentadas a seguir:

As funções f_1 e f_2 transformam φ e λ em x e y respectivamente. Enquanto, g_1 e g_2 são funções que transformam (x,y) em φ e λ respectivamente.

$$x = f_1(\varphi, \lambda) \qquad \lambda = g_1(x, y) \qquad (1)$$

$$y = f_2(\varphi, \lambda) \qquad \varphi = g_2(x, y) \qquad (2)$$

Onde x e y são coordenadas planas ou de projeção e φ e λ são as coordenadas geográficas, latitude e longitude respectivamente.

Existe um grande número de diferentes projeções cartográficas, a escolha do tipo a ser usada depende da finalidade da representação. Nessa pesquisa utilizou-se a projeção UTM – “ Universal Transverse de Mercator” que é utilizada no mapeamento sistemático do Brasil, que compreende as cartas topográficas nas escalas de

1:250.000, 1:100.000, 1:50.000 e 1:25.000. Relacionam-se, a seguir, suas principais características:

- a superfície de projeção é um cilindro transverso e a projeção é conforme;
- o meridiano central da região de interesse, o equador e os meridianos situados a 90° do meridiano central são representados por retas;
- os outros meridianos e os paralelos são curvas complexas;
- o meridiano central pode ser representado em verdadeira grandeza;
- a escala aumenta com a distância em relação ao meridiano central. A 90° deste, a escala torna-se infinita;
- a Terra é dividida em 60 fusos ou zonas de 6° de longitude. O cilindro transverso adotado como superfície de projeção assume 60 posições diferentes, já que seu eixo mantém-se sempre perpendicular ao meridiano central de cada fuso ou zona;
- aplica-se ao meridiano central de cada fuso ou zona um fator de redução de escala igual a 0,9996, para minimizar as variações de escala dentro do fuso ou zona. Como consequência, existem duas linhas aproximadamente retas, uma a leste e outra a oeste, distantes cerca de 1° 37' do meridiano central, representadas em verdadeira grandeza;
- apesar da característica "universal" de projeção, enfatiza-se que o elipsóide de referência varia em função da região da superfície terrestre.

Para a geração de cartas, o Sistema de Processamento de Informações Geográficas - SPRING permite que o usuário defina, para a projeção UTM, a orientação dos dados em relação ao norte geográfico ou ao norte da quadrícula. Os meridianos (norte geográfico) coincidem com as linhas verticais das quadrículas (norte da quadrícula) da projeção UTM, apenas nos meridianos centrais.

4.3 Geoprocessamento e sua contribuição a pesquisa

O geoprocessamento pode ser entendido como um conjunto de tecnologias voltadas a coleta e tratamento de informações espaciais para um objetivo específico. Assim, as atividades que envolvem o geoprocessamento são executadas por sistemas específicos para cada aplicação. Estes sistemas são mais comumente tratados como Sistemas de Informação Geográfica (SIG).

Um sistema de geoprocessamento pode ser tratado como tal, destinado ao processamento de dados referenciados geograficamente (ou georeferenciados), desde a sua coleta até a geração de saídas na forma de mapas convencionais, relatórios e arquivos digitais; devendo prever recursos para sua estocagem, gerenciamento, manipulação e análise.

O geoprocessamento associado ao sistema de Informação Geográfica (Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas – SPRING) representou um auxílio importante na classificação da imagem e na aplicação das técnicas que foram utilizadas para integrar a altimetria no processo de classificação da imagem.

5.0 SENSORIAMENTO REMOTO

O Sensoriamento Remoto consiste na utilização conjunta de modernos instrumentos (sensores). Equipamentos para processamento e transmissão de dados e plataformas (aéreas ou espaciais) para transportar tais instrumentos e equipamentos, 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 Terra, em suas mais diversas manifestações (NOVO, 1992). Sensoriamento Remoto não é uma ciência, mas sim uma tecnologia, que depende de várias ciências, e tem seus avanços diretamente ligados aos avanços destas. O principal objetivo do Sensoriamento Remoto é expandir a percepção sensorial do ser humano, seja através da visão panorâmica proporcional pela aquisição aérea ou espacial da informação, seja pela possibilidade de se obter informações em regiões do espectro eletromagnético inacessíveis à visão humana.

5.1 Considerações Iniciais

No processo de sensoriamento remoto, destacam-se: a fase de aquisição, relacionada à detecção e registro das informações, e a fase de análise, que envolve o tratamento e a interpretação dos dados obtidos.

O fluxo de radiação eletromagnética ao se propagar pelo espaço pode interagir com superfícies ou objetos, sendo por estes refletidos, absorvidos e transmitidos. A Figura 1 ilustra o processo de interação dessa radiação. Este fluxo depende fortemente das propriedades físico-químicas dos elementos irradiados e o fluxo resultante constitui uma valiosa fonte de informações a respeito daquelas superfícies ou objetos.

Dentre as formas de energia existentes, a de especial importância para o sensoriamento remoto é a energia eletromagnética refletida e/ou emitida pelos objetos da superfície terrestre, cujas principais fontes são o Sol e a Terra. Assim, muitos sensores usados em sensoriamento remoto medem a energia refletida do Sol (fonte

natural) ou energia emitida pela própria Terra (sensores passivos) ou possui sua própria energia (sensores ativos), Figura 2.

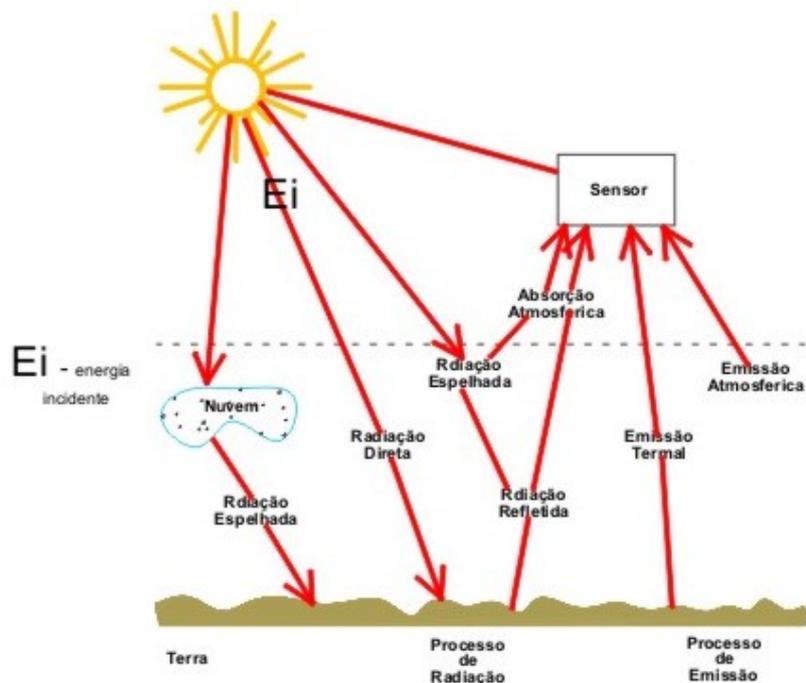


Figura 1 - Elementos da fase de aquisição e interações da energia na atmosfera e sobre a superfície.

Fonte: BAKKER, 2001.

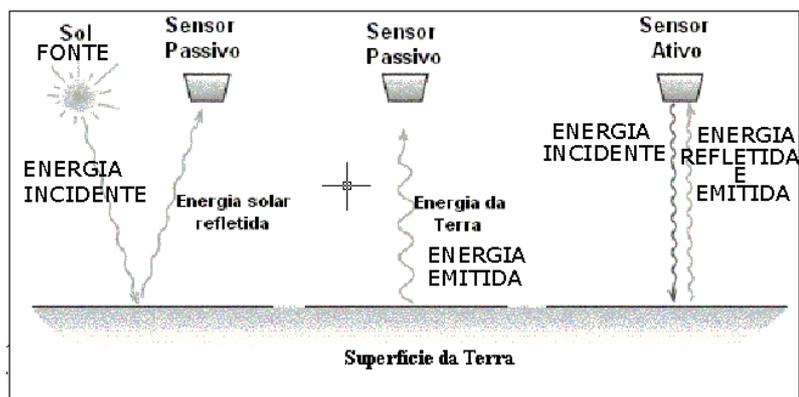


Figura 2 - Energia usada pelo sensor

Fonte: Adaptada de BAKKER, 2001.

5.2 Grandezas Radiométricas

De acordo com ROSA (1992), o sensoriamento remoto se baseia no registro da energia refletida e/ou emitida pela superfície terrestre. Logo, torna-se interessante conhecer como esse fluxo radiante se modifica espectralmente e espacialmente numa determinada área.

A **Irradiância** e a **Excitância** são grandezas radiométricas que expressam a densidade do fluxo radiante numa superfície.

Se o fluxo é emitido pela superfície, ele é chamado **Excitância Radiante**. Se o que medimos é o fluxo radiante que incide sobre a superfície, ele é chamado de **Irradiância**.

Segundo ROSA (1992), a **Radiância** é a quantidade de radiação que deixa determinada superfície por unidade de área em uma direção medida. Esta inclui tanto a radiação emitida como a refletida pelos alvos. No caso dos alvos naturais da superfície quem determina se o sensor está registrando a emitância ou a reflectância é o comprimento de onda em que ele estiver operando, o que pode ser caracterizado pelas propriedades dos detectores, filtros, etc.

5.3 Interferência da Atmosfera

Ao se propagar através da atmosfera a radiação eletromagnética sofre dois tipos de alteração: **espalhamento** e **absorção**.

De acordo com CHUVIECO (1990), na absorção a atmosfera se comporta como um filtro seletivo de distintos comprimentos de onda, eliminando qualquer possibilidade de observação remota em algumas regiões do espectro eletromagnético. Os principais causadores da absorção: **oxigênio atômico**, filtra as radiações ultravioletas com comprimentos de ondas menores que $0,1\mu\text{m}$, bem como pequenas regiões do infravermelho termal e microondas; **ozônio (O₃)**, elimina as radiações ultravioleta com

comprimento de onda menor que $0,3\mu\text{m}$, assim como a região das microondas (em torno de 27mm) e **vapor d'água**, com forte absorção em torno de $6\mu\text{m}$ e outros menores entre $0,6$ e $2\mu\text{m}$.

Como consequência da absorção, segundo ROSA (1992), existe ao longo de todo espectro eletromagnético, regiões onde a absorção atmosférica é relativamente pequena; estas regiões são conhecidas como **janelas atmosféricas** (quadro 1) e caracterizam-se por possuírem uma boa transmitância. São nessas regiões que são desenvolvidas praticamente todas as atividades de sensoriamento remoto.

Quadro 1 - Janelas Atmosféricas

JANELAS ATMOSFÉRICAS	COMPRIMENTO DE ONDAS (μm)
Ultravioleta ao infravermelho próximo	0,3 - 1,3
Infravermelho médio	1,5 - 1,8
Infravermelho médio	2,0 - 2,6
Infravermelho médio	3,0 - 3,6
Infravermelho distante	4,2 - 5,0
Infravermelho termal	8,0 - 14,0

Fonte : Rosa, 1992.

Ainda de acordo com ROSA (1992), no processo de absorção a radiação eletromagnética é absorvida, transformada em outras formas de energia e reemitida em outros comprimentos de onda; já no processo de espalhamento a radiação eletromagnética incidente na atmosfera, ao interagir com esta, gera um campo de luz difusa que se propaga em todas as direções. O tamanho das partículas espalhadoras e o comprimento de onda da radiação originam três tipos de espalhamento: Espalhamento molecular ou Rayleigh, Espalhamento Mie e Espalhamento Não-Seletoivo.

O Espalhamento Molecular ou Rayleigh é produzido essencialmente pelas partículas de gases constituintes da atmosfera, cujo diâmetro são menores do que o comprimento de onda da radiação. Este tipo de espalhamento caracteriza-se pelo fato de sua intensidade ser inversamente proporcional á quarta potência do comprimento de onda. Portanto, os menores comprimentos de ondas são mais espalhados. Este tipo de espalhamento explica a coloração azul do céu. Já o Espalhamento Mie ocorre quando os diâmetros das partículas presentes na atmosfera forem de mesma ordem do comprimento de onda da radiação. Enquanto que o Espalhamento Não-Seletivo ocorre quando os diâmetros das partículas são maiores que os comprimentos de onda. Neste caso, a radiação eletromagnética dos diferentes comprimentos de onda é espalhada com igual intensidade. É este tipo de espalhamento que explica a coloração branca das nuvens.

5.4 Interação da Radiação Eletromagnética com a Matéria

A interação da Radiação Eletromagnética - REM com a matéria, segundo NOVO (1992) e CHUVIECO (1992), acontece quando um fluxo de radiação eletromagnética incide sobre uma superfície (alvo), este pode ser: absorvido, refletido e/ou transmitido. Este fato pode ser exprimido pelas três grandezas que são dependentes do comprimento de onda “ λ ”: reflectância (ρ_λ), absortância (α_λ) e/ou a transmitância (τ_λ). Pela conservação da energia tem-se que:

$$E_i(\lambda) = E_r(\lambda) + E_t(\lambda) + E_a(\lambda) \quad (3)$$

Dividindo-se os termos da equação (3) por $E_i(\lambda)$, teremos:

$$\frac{E_r(\lambda)}{E_i(\lambda)} + \frac{E_a(\lambda)}{E_i(\lambda)} + \frac{E_t(\lambda)}{E_i(\lambda)} = 1 \quad (4)$$

Como $\rho_\lambda = \frac{E_r(\lambda)}{E_i(\lambda)}$ (reflectância) ; $\alpha_\lambda = \frac{E_a(\lambda)}{E_i(\lambda)}$ (absortância) e $\tau_\lambda = \frac{E_t(\lambda)}{E_i(\lambda)}$ (transmitância), logo tem-se:

$$\rho_\lambda + \alpha_\lambda + \tau_\lambda = 1 \quad (5)$$

onde $E_i(\lambda)$ é a energia incidente no comprimento de onda “ λ ” ; $E_r(\lambda)$ é a energia refletida no comprimento de onda “ λ ” ; $E_a(\lambda)$ é a energia absorvida no comprimento de onda “ λ ” e E_t é a energia transmitida no comprimento de onda “ λ ”. A equação 3 é uma simplificação das interações apenas com a superfície.

Cada objeto possui um comportamento espectral que o define. Uma curva média de reflectância por comprimento de onda ($\rho \times \lambda$), pode ser definida para cada alvo. Esta curva descreve o comportamento espectral do alvo em função da variação da reflectância ao longo do espectro eletromagnético. É através da reflectância que podemos diferenciar e identificar os diferentes alvos existentes na natureza.

Supondo o intervalo de comprimento de onda de 0,4 até 2,6 μm , a determinação e a diferenciação da vegetação pelos métodos de sensoriamento remoto é possível, pois neste intervalo as folhas são caracterizadas por comportamentos específicos de reflectância, absortância e transmitância. A Figura 3, exemplo clássico de como se comporta a resposta espectral da vegetação, apresenta o comportamento espectral típico de uma folha verde sadia.

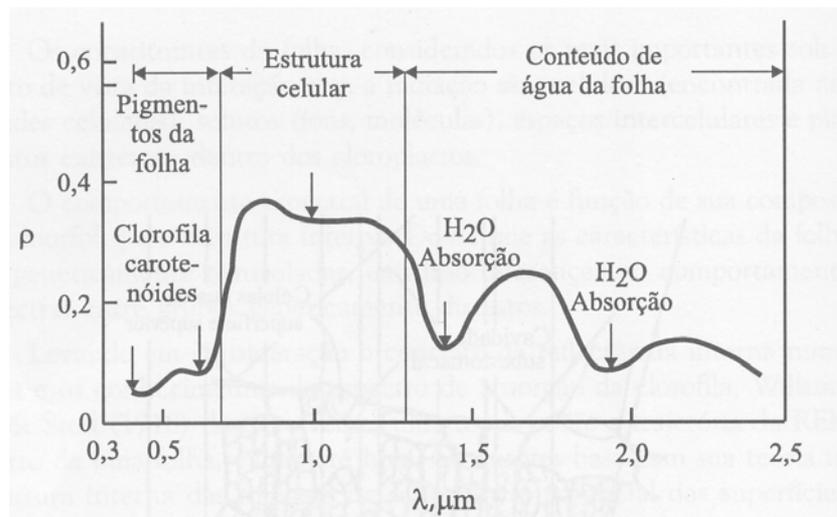


Figura 3 - Curva de reflectância típica de uma folha verde

Fonte: MENEZES & MADEIRA NETO (2001).

A análise da Figura 3, indica que a região compreendida entre 0,4 e 2,6 μm pode ser dividida em três áreas:

- a) região do visível (0,4 a 0,7 μm)
- b) região do infravermelho (0,7 a 1,3 μm)
- c) região do infravermelho próximo (1,3 a 2,6 μm).

Segundo MENEZES & MADEIRA NETO (2001), os pigmentos existentes nas folhas dominam a reflectância espectral na região do visível. O comportamento da reflexão é determinado pela clorofila, cuja absorção encontra-se no intervalo do azul (0,4 - 0,5 μm) e do vermelho (0,6 - 0,7 μm); enquanto reflete no intervalo do verde (0,5 - 0,6 μm). A radiação incidente atravessa, quase sem perda, a cutícula e a epiderme, onde as radiações correspondentes ao vermelho e ao azul são absorvidas pelos pigmentos do mesófilo, assim como pelos carotenóides, xantófilas, e antocianidas, que causam uma reflectância característica baixa nos comprimentos de onda supracitados.

As clorofilas regulam o comportamento espectral da vegetação e o fazem de maneira mais significativa em comparação com outros pigmentos. A clorofila absorve a luz verde só em pequena quantidade, por isso a reflectância é maior no intervalo da luz verde, o que é responsável pela cor verde das folhas para a visão humana.

Na região do infravermelho próximo (0,7 - 1,3 μm), existe uma pequena absorção da radiação eletromagnética e considerável espalhamento interno na folha. Dependendo da espécie vegetal, a radiação é refletida em uma proporção de 30 a 70% dos raios incidentes, ainda que as superfícies das folhas e os pigmentos sejam transparentes para esses comprimentos de onda. Todavia, os sistemas pigmentais das plantas perdem a capacidade de absorver fótons nesse espectro, que é caracterizado por uma subida acentuada da curva de reflectância. O mínimo de reflectância neste comprimento de onda é causado pela mudança do índice de refração nas áreas frontais de ar/célula do mesófilo.

Nos comprimentos de ondas acima de 1,3 μm , o conteúdo de água das folhas influencia a interação com a radiação. A água dentro da folha absorve especialmente nas bandas em torno de 1,45 μm e 1,96 μm . Esta influência aumenta com o conteúdo de água. Uma folha verde caracteriza-se, nestas bandas, pela reflexão semelhante a de uma película de água. Por isso, estes comprimentos de onda, prestam-se à determinação do conteúdo hídrico das folhas. Folhas com conteúdo hídrico reduzido são caracterizadas por uma maior reflectância. A curva espectral depende do tipo de planta e, mais ainda, altera-se em função da estrutura e da organização celular, MENEZES & MADEIRA NETO, (2001).

Segundo CHUVIECO (1992), o sensor pode registrar um valor distinto de radiância espectral para um mesmo tipo de cobertura com a mesma reflectância ou aproximada, se variam às condições de observação ou de iluminação. Deste modo dizemos que a reflectância apresenta variações estacionais, muito notadas no caso das coberturas vegetais. Chama-se atenção a complexidade que a observação remota apresenta. Em resumo, o comportamento de uma cobertura no espectro visível é influenciado pelas características do solo, como também por uma série de fatores externos que modificam o seu comportamento espectral teórico. Alguns destes fatores são destacados a seguir e apresentados na Figura 4.

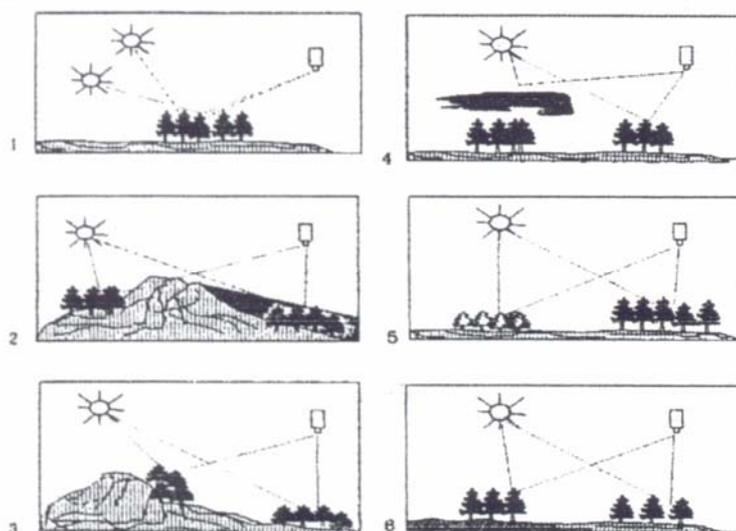


Figura 4 -: Posição do Sol e do Satélite no momento da tomada da imagem

Fonte : CHUVIECO (1992).

5.5 Imagens Digitais de Sensoriamento Remoto

Imagens podem ser obtidas por sensores embarcados em satélites, por fotografias aéreas ou por “scanners” aerotransportados. Elas representam formas de captura indireta de informação espacial. O seu armazenamento, no formato digital, é dado em forma matricial, cada elemento de imagem (denominado “pixel”) tem um valor proporcional à energia eletromagnética refletida ou emitida pela área da superfície terrestre correspondente.

Os sensores dos satélites de observação da Terra captam a energia solar que é refletida pelos objetos em várias zonas do espectro eletromagnético. Estas zonas do espectro eletromagnético recebem normalmente a designação de bandas ou canais, e o número de bandas de um determinado satélite é designado por resolução espectral.

As imagens de satélite têm substituído as fotografias aéreas como informação de base para a produção de cartografia em grandes áreas. As principais qualidades deste tipo de dados estão relacionadas com a sua forma de aquisição, geralmente de grandes

áreas, de forma sistemática, a baixos custos e em formato digital. A substituição do tipo de informação de base permite reduzir o custo da produção de cartografia temática de duas formas: (1) menor custo da informação de base, e (2) possibilitar a utilização de métodos automáticos, em alternativa aos processos morosos e dispendiosos da interpretação visual, o que reduz drasticamente o custo do processo cartográfico propriamente dito. Porém, a produção automática a partir de imagens de satélite pode ser prejudicada por situações como o fato de diferentes ocupações de solo terem assinaturas espectrais semelhantes, ou de algumas ocupações de solo e/ou classes de uso de solo poderem não ser identificáveis ao nível do pixel (Caetano e Santos, 2001).

Assim, as imagens de satélite são, na maioria das vezes, adquiridas em formato digital. O termo imagem em sensoriamento remoto é, na verdade, um conjunto de imagens, uma por cada banda do sensor. As bandas têm toda uma estrutura/formato *raster*, em que cada número representa o número digital (ND) associado a um pixel. O ND de um determinado pixel de uma determinada banda traduz o intervalo $[0,n]$ da quantificação de energia que chega ao sensor, onde n em geral é $2^8 - 1$ (255). Em uma imagem original, os pixels só podem ser referenciados pelo número de linha e de coluna. Estas imagens podem ser constituídas de apenas uma banda espectral ou podem ser constituídas por mais de uma banda. Como é o caso das imagens adquiridas pelo sensor ETM+ do satélite Landsat - 7 que é composta por 8 bandas espectrais que podem ser combinadas em várias possibilidades de composições coloridas e opções de processamento.

Nesta pesquisa são utilizadas as bandas espectrais 3 (vermelho: 0.63 - 0.69 μm), 4 (infravermelho próximo: 0.76 - 0.90 μm) e 5 (infravermelho médio: 1.55 - 1.75 μm) da imagem adquirida pelo sensor ETM+ do satélite Landsat - 7 e que recobre a área de estudo, Figura - 5. Elas apresentam resolução espacial análogas de 30 metros e o maior interesse pelas suas características espectrais em função das necessidades de classificação de tipos florestais.

As bandas 3, 4 e 5 do sensor ETM+ do satélite Landsat-7 foram escolhidas em função das suas características espectrais, a saber:

- a banda 3 permite definir um bom contraste entre diferentes tipos de vegetação, devido a baixa reflectância das folhas, com a absorção da clorofila;
- na banda 4 a vegetação reflete muita energia, permitindo analisar a rugosidade do dossel florestal, até a morfologia do terreno e ainda o delineamento de corpos d'água;
- a banda 5 possibilita observar stress na vegetação causado por desequilíbrio hídrico.

A Figura 5(a), mostra a composição colorida falsa cor das bandas 5 (associada ao R, Figura 5(d)), 4 (associada ao G, Figura 5(c)) e 3 (associada ao B, Figura 5(b)) do satélite Landsat-7, para a região escolhida na pesquisa, e utilizada na classificação.

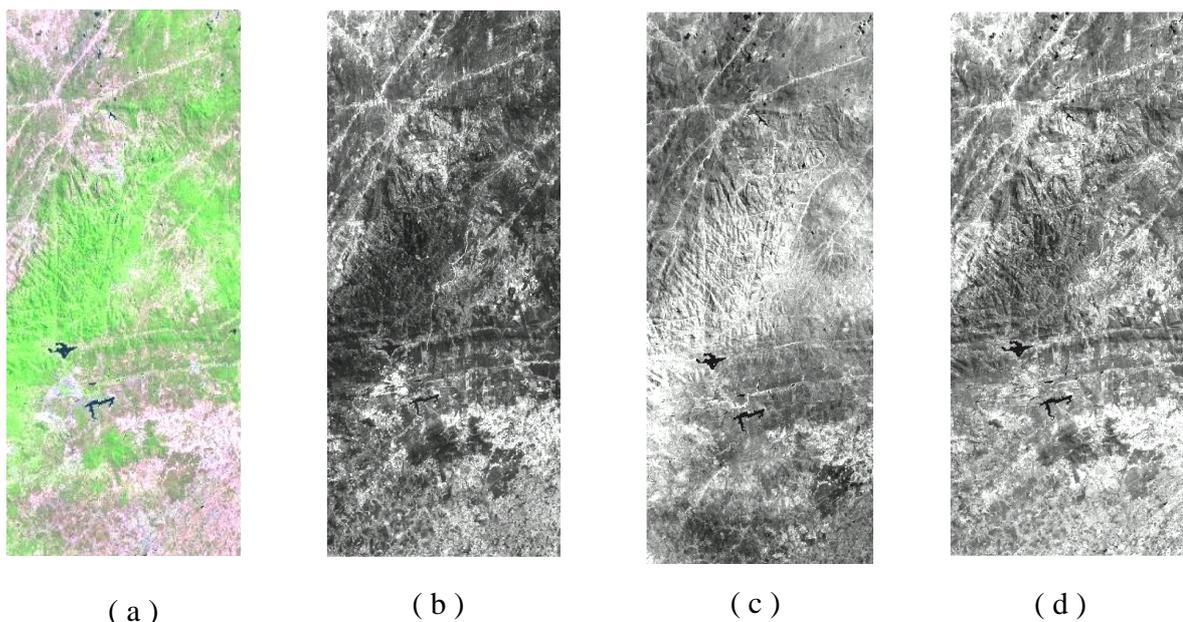


Figura 5 – (a). Composição colorida, bandas 5,4 e 3 e as bandas: (b) 3, (c) 4 e (d) 5. Cobrindo parte dos município de Belo Jardim, Tacaimbó e Brejo da Madre de Deus e adquirida pelo sensor ETM+ do Landsat-7 em 07/05/2001.

Características importantes nas imagens de satélite são: órbita/ponto onde o centro de uma cena é identificado, o número e a largura de bandas do espectro eletromagnético imageadas (resolução espectral), a menor área da superfície terrestre

observada instantaneamente por cada sensor (resolução espacial), o nível de quantização registrado pelo sistema sensor (resolução radiométrica) e o intervalo entre duas passagens do satélite pelo mesmo ponto (resolução temporal).

A **resolução espacial**, de acordo com CRÓSTA (1992), refere-se a capacidade que o sistema sensor possui em enxergar objetos na superfície terrestre. A resolução espacial é inversamente proporcional ao tamanho do menor objeto identificado, isto é quanto menor o objeto possível de ser visto, maior a resolução espacial. Já para CHUVIECO (1992), a **resolução espacial** indica o tamanho da unidade mínima de informação incluída numa imagem, que se denomina pixel. O campo de visada (IFOV) de um sensor define o tamanho do pixel e, conseqüentemente, a resolução espacial do mesmo. O IFOV é por sua vez definido pelo campo instantâneo de visada angular do sensor, medido em radianos.

Quanto a **resolução radiométrica**, CRÓSTA (1992) define como o número de níveis digitais da imagem, representando níveis de cinza, que são utilizados para expressar os dados coletados pelo sensor. Quanto maior o número de níveis de cinza, maior a resolução radiométrica. CHUVIECO (1992), por sua vez descreve que a **resolução radiométrica** refere-se a capacidade do sensor para detectar variações na radiância espectral que recebe. Atualmente a maior parte dos sistemas oferece 256 níveis de cinza (de 0 a 255), com a notável exceção do NOAA-AVHRR, que opera com 1024 níveis de cinza, IKONOS e QUICK BIRD que operam com 2.048 níveis de cinza.

Resolução espectral, indica o número e largura das bandas espectrais que o sensor pode discriminar. Uma alta resolução espectral é obtida quando as bandas de um sensor são estreitas e/ou quando se utiliza um maior número de bandas espectrais (CHUVIECO, 1992). Já de acordo com CRÓSTA (1992), a **resolução espectral** é definida pelo número de bandas espectrais do sistema sensor e pela largura do intervalo de comprimento de onda coberto em cada banda. Para uma maior resolução espectral, o sistema sensor deve ter várias bandas espectrais e a largura do intervalo do comprimento de onda deve ser pequena.

Quanto a **resolução temporal**, SIMONETT (1989), coloca que é um fator importante a ser considerado, pois está relacionada à frequência com que uma mesma

área pode ser recoberta pelo sistema sensor. Sobre a **resolução temporal**, CHUVIECO (1992), refere-se à periodicidade com que o sensor obtém imagens de uma mesma porção da superfície terrestre e evidencia que o ciclo de cobertura é função das características orbitais da plataforma (altura, velocidade e inclinação), assim como do formato do sensor, principalmente do ângulo de observação. Ainda, conforme o mesmo autor, a frequência temporal dos sistemas espaciais varia de acordo com objetivos fixados para o sensor. Os satélites meteorológicos precisam fornecer uma informação com maior frequência, já que tem como função observar fenômenos de grande dinamismo.

A partir da interpretação de imagens orbitais de multisensores e multitemporais, são extraídas informações sobre as principais variáveis do meio físico (geomorfologia, hidrologia, solos, uso da terra e cobertura vegetal e clima) que influenciam nos fatores condicionantes do meio físico (altimetria, hipsometria, declividade, exposição das vertentes e geomorfologia). Estas informações podem ser vistas como plano de informação e integradas, além de classificadas em um Sistema de Informações Geográficas (SIG).

As imagens que geralmente são utilizadas na produção de mapas de uso do solo são obtidas pelos satélites SPOT/HRV e Landsat-TM. Os satélites meteorológicos, como por exemplo o NOAA/AVHRR, só são utilizados para produção de mapas de uso do solo em situações excepcionais devido à extensa área coberta por cada pixel. Estes satélites são utilizados em estudos meteorológicos e em monitoração ambiental, onde a resolução temporal precisa ser elevada. Os satélites meteorológicos podem ter resoluções temporais inferiores a 24 horas, enquanto que satélites como o SPOT e o Landsat tem resoluções temporais de 26 e 16 dias respectivamente.

A razão pela qual as imagens de satélite podem ser utilizadas para produção de mapas de uso do solo está relacionada com a forma diferenciada com que as várias ocupações do solo refletem e emitem energia, ou seja, está diretamente ligada ao comportamento espectral dos alvos (NOVO, 1992).

5.6 Efeitos Topográficos na Imagem

O efeito topográfico corresponde à mudança das propriedades direcionais da reflectância e da radiância de uma superfície ocasionada pela variação do seu relevo. Este tipo de problema está bem representado na Figura 6.

Embora menos exploradas, em relação a ecossistemas de planície, imagens de satélite em terrenos irregulares já são alvos de estudos quantitativos, ou seja, requer correção radiométrica, assim como para classificação de vegetação (RIÑANO et al., 2003).

Um exemplo deste problema é com relação aos reflorestamentos ligados à indústria de papel que plantam eucaliptos em regiões com relevo acidentado. Neste caso, o efeito topográfico, pode dificultar a estimativa da área plantada e o montante de madeira disponível, na imagem classificada por máxima verossimilhança.

Também quando se deseja mapear áreas de vegetação situadas em encostas com imagens e utilizando uma estratificação tem-se um problema em sua determinação.

Portanto, quando uma área tem topografia acentuada dificulta bastante a utilização de imagens para gerar mapas de ocupação do solo visto que o efeito topográfico faz com que o mesmo tipo de ocupação do solo tenha radiâncias diferentes, numa mesma banda, em função das características topográficas do local onde se encontra. Por exemplo, uma floresta numa encosta ao Sul é caracterizada por radiâncias mais elevadas do que uma encosta virada ao Norte.

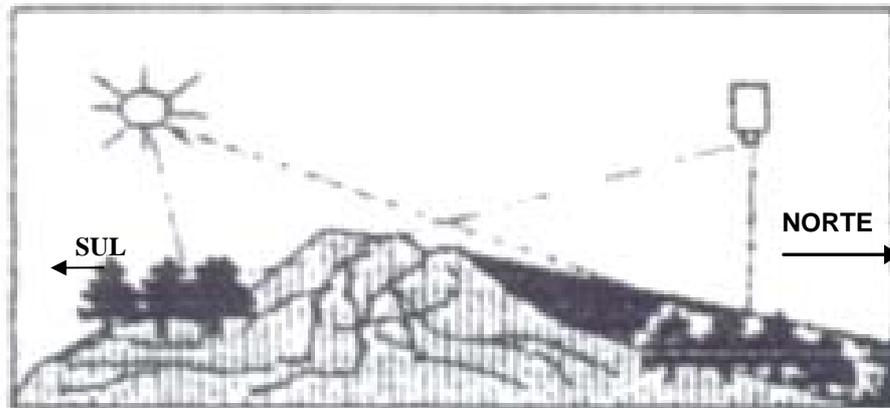


Figura 6 – Representação esquemática do efeito topográfico na aquisição da imagem.

Fonte : Adaptada de CHUVIECO, (1992).

Uma abordagem utilizada para reduzir o efeito topográfico é dada pela razão de bandas (LILLESAND & KIEFER, 2000).

5.6.1 Razão de Bandas

As diferentes cores, ou tonalidades de cinzas, nas imagens são criadas pelas diferenças locais de como a cobertura do solo reflete a luz do sol e dependem de muitas das propriedades físicas dessa cobertura, como a estrutura da vegetação, cor das folhas das plantas, conteúdo de água nos tecidos, presenças de solo nú ou rocha na cena, topografia e vários outros fatores.

As imagens espectrais da relação de razões são realces resultante da divisão de valores de níveis de cinza de uma banda espectral pelos valores correspondentes em uma outra banda.

Basicamente dois são os motivos que justificam o uso da razão de bandas para realçar detalhes de uma cena:

1. A diferença de resposta espectral de um mesmo alvo em diferentes bandas, bem como esta diferença para diferentes alvos em uma banda.

2. A diferença de resposta de um mesmo alvo de acordo com a diferença de iluminação causada pela topografia de uma cena.

A razão de bandas consegue, no primeiro caso, realçar a diferença de comportamento espectral dos alvos em algumas bandas.

De fato, tomemos o exemplo em que se tem como alvo vegetação, solo e água. Como podemos ver na Figura 7, a resposta da vegetação na banda 4 do sensor ETM+ do Landsat-7, situada na faixa do infravermelho próximo (NIR), é bem maior que na banda 3, na faixa do vermelho (R). Enquanto isso, o solo tem resposta um pouco maior e a água apresenta mais baixo valor.

Observa-se ainda na Figura 7 que a assinatura espectral da vegetação se caracteriza pela intensa absorção da radiação eletromagnética (REM) na região do vermelho (devido à clorofila) e intensa reflexão na faixa do infravermelho (IV) próximo (causada pela estrutura foliar), é comum o uso de razões de bandas, correspondentes a estas faixas do espectro, nos estudos de vegetação.

Logo, a razão entre TM4 e TM3 para a vegetação deverá ser bem maior que para o solo, que por sua vez será maior do que para a água. Portanto, é de se esperar que na imagem de razão de bandas TM4/TM3, a vegetação apresente regiões mais claras (Figura 8), o solo um nível de cinza intermediário e a água uma tonalidade escura. Portanto, numericamente teremos:

Razão_veg >> 1

Razão_solo > 1

Razão_água < 1

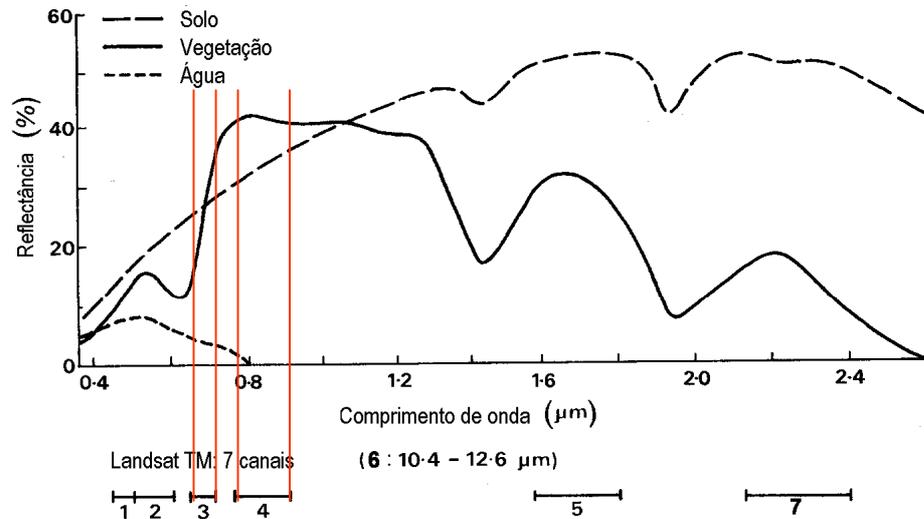


Figura 7 – Comportamento espectral do solo, vegetação e água.

Fonte: Adaptado de LILLESAND & KIEFER (2000).

Quanto ao segundo caso, imagine uma situação em que a cena imageada é acidentada topograficamente, como é o caso dos municípios de Belo Jardim, Tacaimbó e Brejo da Madre de Deus. Como a iluminação solar na cena tem uma inclinação, isso gera um sombreamento, que causará na imagem uma região **A**, dentro de um mesmo alvo, clara referente a área iluminada e uma outra região **B** menos clara na área menos iluminada. No entanto, se tomarmos a razão entre a resposta espectral de **A** pela de **B** na faixa do infravermelho próximo (NIR **A** e NIR **B**) e do vermelho (R **A** e R **B**), geralmente tem-se valores similares. O que pode ser visto na área destacada nas bandas 3 e 4 e na razão de bandas 4/3 da Figura 8.

Ou seja:

NIR **A / R **A** e NIR **B** / R **B****

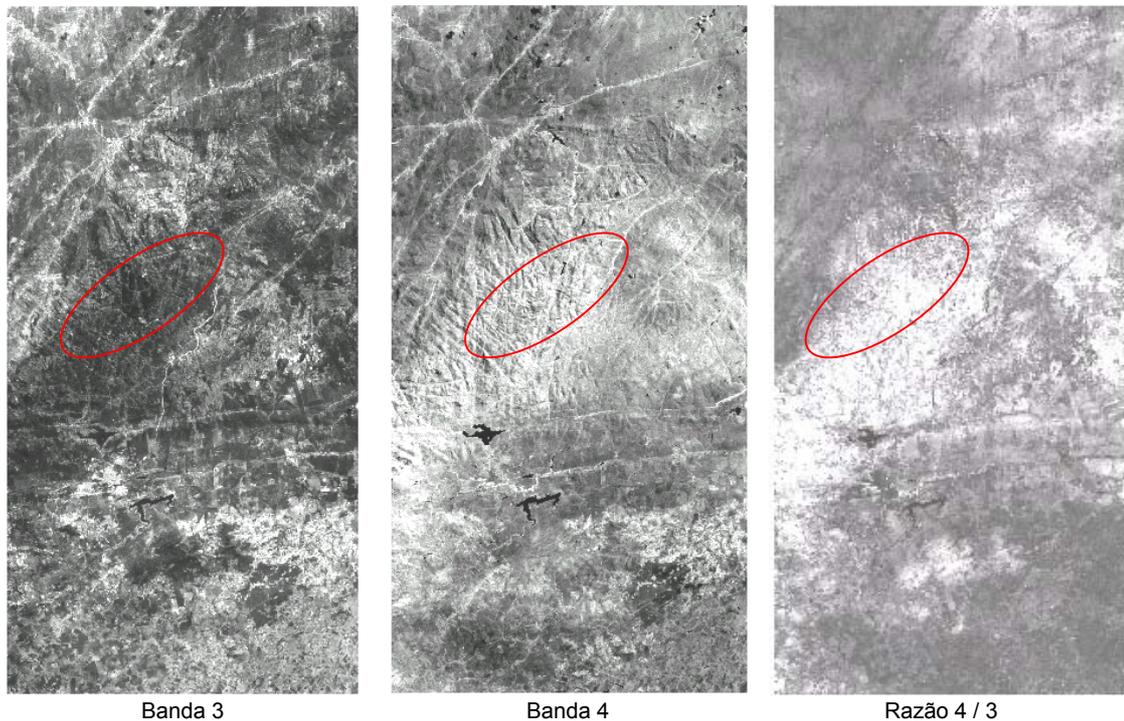


Figura 8 – Razão de bandas TM3 e TM4 de parte dos municípios de Belo Jardim, Tacaimbó e Brejo da Madre de Deus da imagem adquirida pelo sensor ETM+ do Landsat-7 em 07/05/2001.

Percebe-se que na seqüência de imagens da Figura 8, existe uma diminuição importante da topografia e a evidência da vegetação em tons mais claros na imagem correspondente a razão de bandas 4 / 3.

As imagens obtidas pela razão de bandas podem também ser usadas para gerar composições de falsa cor combinando três bandas monocromáticas de razão (LILLESAND e KIEFER, 2000). A técnica de razão de bandas é também útil para se discriminar minerais e rochas, e com o advento dos sensores hiperespectrais (AVIRIS, MODIS e ASTER), os resultados tornaram-se mais apurados.

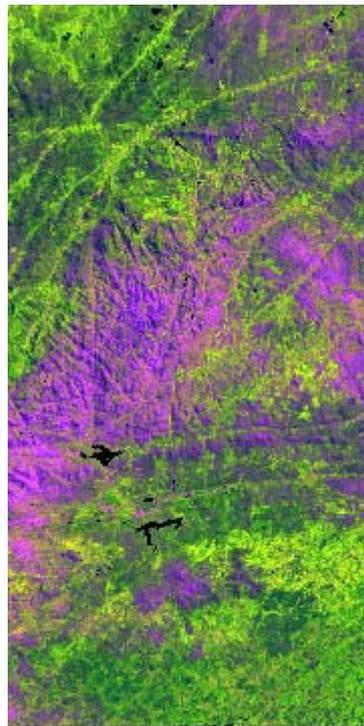
Uma aplicação corrente da razão de banda é o uso do índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada),

A Figura 9 mostra a composição colorida das bandas B5 (R), B4 (G) e B3 (B); a composição colorida das bandas B4 (R), B5 (G) e a razão B4/B3 (B) e a Classificação

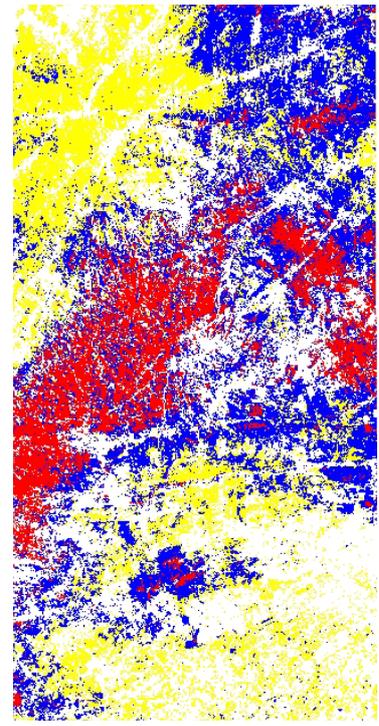
da composição colorida das bandas B5 (R), B4 (G) e B3 (B). Comparando-se a imagem classificada com a composição colorida com a inclusão da imagem razão $TM4/TM3$, observa-se que esta última ajuda na discriminação entre as classes de vegetação.



Composição colorida
B5(R), B4(G) e B3(B).



Composição colorida
B4(R), B5(G) e B4/B3 – 10 – 50.



Classificação da
composição B5(R),
B4(G) e B3(B).

Figura 9 - Comparação da composição colorida com uma composição também colorida e com razão de bandas.

6. CLASSIFICAÇÃO DA IMAGEM E AVALIAÇÃO

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é o de distinguir e identificar os diferentes objetos (alvos) da superfície terrestre através de seu comportamento espectral ao longo do espectro eletromagnético sejam eles tipos de vegetação, tipos de uso do solo e rochas.

Uma imagem de sensoriamento remoto, por sua natureza digital, é constituída por um arranjo de números, sob forma de malha, associados as características espectrais dos objetos na cena. Estes números não têm nenhum significado sem uma interpretação adequada, ou seja, cada número representa a reflectância de uma pequena área da cena. A interpretação desses dados é possível através de uma análise que associe os valores de cinza aos fenômenos naturais de interesse da cena, isto é, em outras palavras, necessita-se classificar estes dados para que os mesmos descrevam um objeto real da superfície.

Um dos mais freqüentes métodos usados para extração de informações é a classificação multiespectral (JENSEN, 1986).

A classificação das imagens multiespectrais de satélites consiste da associação de cada píxel da imagem a um “rótulo” (atributo, por ex. uma cor) que descreva um objeto real (por ex. água, vegetação e tipo de solo). Assim, os valores numéricos associados a cada píxel, definido pela reflectância dos materiais que compõem esse píxel, são identificados em termos de um tipo de cobertura da superfície terrestre imageada, podendo ser chamadas de temas ou classes.

SILVA (1992) menciona a classificação de imagens como o processo responsável por associar elementos de imagem (pixel) à classes, as quais seriam regiões formadas por pixels que tenham características semelhantes ou comuns.

O processo de classificação de imagens multiespectrais de satélites conforme (CRÓSTA, 1992), consiste na atribuição de cada pixel a uma classe de um grupo de classes. Essa atribuição é feita com base em observações no pixel em si e na vizinhança,

e também numa série de regras. Desta definição surgem pontos básicos a serem levados em consideração:

- Primeiro assume-se que as classes foram previamente definidas e que tem propriedades bem conhecidas;
- Segundo, qualquer pixel na imagem pertence necessariamente à uma das classes;
- Terceiro, as classes podem ser definidas usando algumas propriedades observáveis da cena e não apenas os valores da reflectância.

Portanto, a classificação de uma imagem por processos computacionais pode ser vista como uma tomada de decisões a partir de regras pré-estabelecidas no sentido de se definir a que classe pertence um determinado pixel. A solução deste tipo de problema pode ser abordado pela teoria de decisão estatística, através da teoria de Bayes e da função discriminante, descrita no anexo.

6.1 Classificação Automática ou Digital

Classificação digital é uma técnica de processamento de imagem que visa o reconhecimento automático de objetos da cena, a partir da análise quantitativa da imagem. Os objetos são classificados em diferentes categorias (classes) de acordo com um critério pré-estabelecido.

Conforme o processo de classificação empregado, segundo (CHUVIECO, 1992), os classificadores podem ser divididos em classificadores “pixel a pixel” e classificadores por regiões.

Classificadores “pixel a pixel” utilizam apenas a informação espectral, isoladamente, de cada pixel para determinar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ser ainda separados em métodos estatísticos (que utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (que não o fazem).

Classificadores por regiões utilizam, além de informações espectral de cada “pixel”, a informação espacial que envolve a relação entre os “pixels” e seus vizinhos.

Estes classificadores procuram simular o comportamento de foto-intérprete, ao reconhecer áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens. A informação de borda (vizinhança) é utilizada inicialmente para separar as regiões e as propriedades espaciais e espectrais que irão unir áreas com mesma textura.

As técnicas de classificação que podem ser aplicadas apenas a uma banda da imagem são conhecidas como Classificações unidimensionais.

As técnicas em que o critério de decisão depende da distribuição de níveis de cinza, em várias bandas espectrais, são chamadas de técnicas de Classificação multiespectral.

A escolha da imagem, tanto na classificação visual quanto na automática, é um dos requisitos para o procedimento da classificação. Deve-se considerar as características da área de estudo (região plana ou acidentada); época do ano (inverno ou verão); variações regionais (Nordeste, Sudeste, Sul, Amazônia, Pantanal); e a seleção da banda ou da composição de bandas adequada.

Os métodos utilizados na classificação multiespectral, de acordo com (CHUVIECO, 1992), dividem-se em três: classificação supervisionada, não-supervisionada e híbrida.

No primeiro, denominado de classificação supervisionada, o usuário, baseado no conhecimento da área, identifica alguns dos pixels pertencentes às classes desejadas e deixa ao computador a tarefa de localizar os demais pertencentes aquela classe, baseado em algumas regras estatísticas pré-estabelecidas.

O segundo método é chamado de classificação não-supervisionada. Neste o computador decide, também, com base em regras estatísticas pré-estabelecidas, quais as classes a serem separadas e quais os pixels pertencentes a cada uma.

Para subsidiar a coleta das amostras de treinamento de cada classe de uma cena na qual a classificação será realizada pela técnica supervisionada, pode-se utilizar um levantamento de campo e a classificação não supervisionada. A esta técnica dá-se o nome de classificação híbrida.

Porém, os métodos de classificação de imagens destinados ao mapeamento do uso do solo são a classificação supervisionada e a classificação não-supervisionada. A seguir, abordaremos a classificação supervisionada uma vez que este método é utilizado na pesquisa.

6.1.1 Classificação Supervisionada

Como visto anteriormente, os processos supervisionados são utilizados quando se tem o conhecimento da área de estudo. O usuário precisa identificar alguns pixels (em forma de áreas de treinamento) pertencentes às classes desejadas e o computador com base em regras estatísticas pré-estabelecidas se encarrega de alocar os demais pixels àquelas classes.

Segundo MOIK (1980), a classificação supervisionada consiste nas seguintes etapas:

- 1) Determinação do número de classes de interesse.
- 2) Seleção de áreas de treinamento e determinação de suas classes.
- 3) Seleção de feições.
- 4) Determinação dos parâmetros que descrevam as classes.
- 5) Classificação de novos padrões baseadas em características das classes e seleção de feições.

Este método envolve três passos básicos mostrados a seguir:

Treinamento: onde são identificadas as áreas de treinamento ou conjunto de treinamento, das quais se faz uma descrição dos atributos espectrais de cada tipo de cobertura de interesse na cena.

Esta fase pode ser entendida como a seleção de amostras que vão representar cada classe da imagem. Estas amostras são chamadas de áreas de treinamento, elas normalmente são definidas pelo usuário traçando-se seus limites diretamente no

monitor, a partir delas o computador estima parâmetros (vetor de médias, matriz variância e covariância) para descrever as classes.

As áreas de treinamento representam o comportamento médio das classes que deverão ser mapeadas automaticamente (NOVO, 1992).

O trabalho de campo é de grande importância na obtenção das amostras de treinamento, visto que estas representam o comportamento das classes da imagem que deverão ser classificadas automaticamente no processo de classificação supervisionada que será comentado a seguir. Caso se disponha de material cartográfico, pode-se utilizá-lo também na obtenção das amostras.

Igualmente a outras aplicações estatísticas, as estimativas “a posteriori” baseiam-se na amostra selecionada, por isso uma seleção errada conduzirá a pobres resultados da classificação “a posteriori”. Enfim, a fase de treinamento constitui a coluna vertebral da classificação numérica (CHUVIECO, 1992).

Considera-se os seguintes critérios na escolha das amostras em campo: a área precisa ser pura (homogênea) , onde exista a certeza da classe; procurar incluir a variação natural da classe na amostragem; e para classes com acentuada variação espectral (por exemplo: vegetação com vários estágios de altura) convém separá-las em várias subclasses. Alguns sistemas permitem a análise estatística quantitativa das amostras de treinamento antes da realização da classificação.

Classificação: o pixel é classificado em função de suas características se assemelharem ou não a alguma classe. Caso contrário, ele é dito “desconhecido”.

As técnicas de classificação multiespectral, “pixel a pixel”, mais comuns são: máxima verossimilhança (MaxVer), distância mínima e método do paralelepípedo.

Neste trabalho descreve-se a técnica de classificação multiespectral, “pixel a pixel”, máxima verossimilhança (MaxVer), por ser a mesma utilizada na classificação de parte da imagem que recobre a área de estudo.

Este método considera a ponderação das similaridades utilizando parâmetros estatísticos. Para se obter uma boa precisão neste método é necessário utilizar-se um

número elevado de pixels para cada conjunto de treinamento. Esse número elevado de pixels fornece uma base segura para o tratamento estatístico dos dados.

O método MaxVer, bem como outros métodos de classificação supervisionada, parte do princípio que o intérprete (usuário) conhece bastante a região abrangida pela imagem a ser classificada e isso ajuda na representatividade da definição das classes.

Este tipo de classificador é baseado no princípio segundo o qual um dado pixel poderia ser atribuído numa classe a qual, mais provavelmente, ele pertence. Uma estratégia comum usada é chamada de “Otimização de Bayes” ou “Método Bayesiano”, a qual minimiza o erro de classificação sobre toda entrada de dados classificados. Este é outro modo de empregar o princípio de probabilidade máxima. O método utiliza o parâmetro FDP (Função de Densidade de Probabilidade). O método MaxVer considera que as classes representam distribuições normais multivariadas e, conseqüentemente, dependem do vetor médio e da matriz de covariância de cada classe, sendo assim, classifica o novo valor na classe de maior verossimilhança.

Os algoritmos de classificação supervisionados utilizam o conhecimento “a priori” sobre as áreas de interesse. Este conhecimento é utilizado para fornecer amostras de treinamento confiáveis para o algoritmo e assim permitir a classificação com base na distribuição de probabilidade da classe, com base no treinamento.

Portanto, o vetor X será classificado numa classe C_i se a probabilidade “a posteriori” associada a C_i para X for maior entre as possíveis. Isto é:

$$\text{Max}P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (6)$$

Onde:

$P(C_i / X)$: probabilidade de que o vetor X pertença à classe C_i (probabilidade a posteriori)

$P(X / C_i)$: probabilidade condicional da classe C_i

$P(C_i)$: probabilidade de que a classe C_i ocorra na imagem(probabilidade a priori)

$P(X)$: probabilidade de ocorrer o evento X

Enfim, a regra de decisão de Bayes do tipo atribuir o vetor X de pixels à classe C_i é dada como :

$$D_i(X) > D_j(X); \forall, i \neq j \text{ e } j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

Conforme (SCHOWENGERDT, 1980), a função discriminante $D_i(X)$ pode ser escrito como:

$$D_i(X) = \ln[p(i)] - \frac{K}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} (X - M_i)^T \Sigma_i^{-1} (X - M_i) \quad (8)$$

Quando duas ou mais funções discriminantes assumem o mesmo valor, que ao mesmo tempo é o máximo do conjunto para um determinado pixel, deve-se adotar um critério de decisão que deve ser pré-estabelecido, mas no geral faz-se uma escolha aleatória sem maiores prejuízos, (SCHOWENGERDT, 1980).

É importante ressaltar que este método é passível de enganos ou imprecisões como mostra a Figura 10 na qual alguns pixels pertencentes à classe 2 são atribuídos, pela regra de decisão do método, a uma classe diferente (área sombreada na Figura 10). Neste caso, o método MaxVer tenta manter a percentagem dos pixels classificados erroneamente a mais baixa possível, (CRÓSTA, 1992).

Conforme MENEZES (1991), supondo-se a probabilidade de ocorrência de cada classe seja igual um ponto z será pertencente à classe 1 se: $P(z/C_1) > P(z/C_2) > \dots > P(z/C_n)$ e $P(z/C_1) > \text{Limiar}$. O limiar é utilizado para evitar pixels que possuam pequenas probabilidades de pertencer a uma determinada classe sejam incluídos nesta classe (RICHARDS, 1986). Se os pixels não atingirem um valor de probabilidade superior a esse limiar em nenhuma classe, não serão classificados.

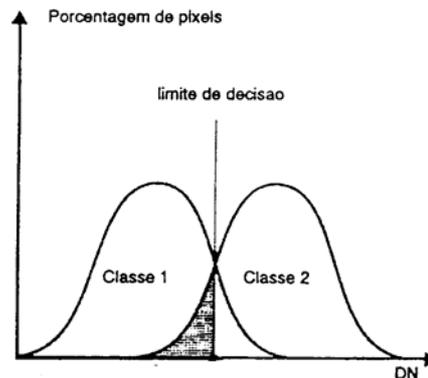


Figura 10 – Enganos ou Imprecisões do MaxVer

Fonte: CRÓSTA (1992).

Em resumo o processo de classificação pelo método da Máxima Verossimilhança, é considerado puramente espectral, visto que a classificação de um pixel de uma determinada posição depende unicamente dos níveis de cinza de cada classe C_i , não levando-se em consideração quaisquer informações espacial, temporal ou contextual a respeito desse pixel. Nesse processo a função discriminante utiliza somente o espaço multiespectral definido pelas bandas da imagem, tais como os vetores de médias, as matrizes de covariância e os vetores de estado (X) dos pixels. Por outro lado este método é baseado em premissas estatísticas da área de treinamento e, se o usuário por algum motivo não conseguir definir adequadamente as áreas de treinamento com bastante representatividade, corre-se o risco de que a imagem classificada contenha sérias imprecisões.

Resultado: o resultado da classificação digital é apresentado por meio de classes espectrais (áreas que possuem características espectrais semelhantes), uma vez que um alvo dificilmente é caracterizado por uma única assinatura espectral. É constituído por "pixels" classificados, representados por símbolos gráficos ou cores, ou seja, o processo de classificação digital transforma um grande número de níveis de cinza em cada banda espectral em um pequeno número de classes em uma única imagem. Podem ser usados de diferentes maneiras. Três formas típicas de produtos

são os mapas temáticos, tabelas com dados estatísticos para várias classes de cobertura do solo e dados para posterior utilização no geoprocessamento.

6.1.2 Avaliação da classificação

A avaliação da classificação de uma imagem tem como objetivo verificar se a mesma, numa aproximação aceitável, representa a verdade terrestre. Isto é, a verificação consiste em avaliar a precisão (ou acurácia) e a qualidade da classificação.

Tendo-se uma imagem classificada, faz-se necessário uma avaliação da classificação realizada, visando o conhecimento do quão precisa está a classificação. Esta avaliação é feita com base na matriz de erros (ou tabela de contingência), gerada do confronto dos dados de campo com os dados advindos da classificação.

Segundo CHUVIECO (1992), a estimativa da precisão alcançada pela classificação pode ser determinada por diversos processos tais como: comparação da classificação com outra fonte convencional; análise da confiabilidade obtida ao classificar as áreas de treinamento usando a matriz de confusão (contingência) e seleção de áreas da imagem classificada para serem verificadas no terreno.

Na prática, esta verificação é feita checando-se em campo áreas da imagem classificada (amostras diferentes das de treinamento), utilizando-se um processo amostral de verificação. O ideal é que o trabalho esteja sendo desenvolvido na mesma época de obtenção da imagem, o que não é o caso desta pesquisa.

Para verificar se as informações que compõem o mapa resultante da classificação possuem confiabilidade temática, faz-se necessário avaliar a exatidão, ou acurácia, da classificação.

Uma das formas mais simples e completa para apreciar os resultados de uma classificação é através da designada matriz de erro (matriz de confusão ou tabela de contingência). Para fazer isso ela compara os dados da verdade de campo com os dados da Classificação (Classes do mapa temático). Essa representação é adequada quando se considera um número baixo ou moderado de classes.

Em CHUVIECO (1992) tem-se que a matriz de erros (contingência) é usada para representar a frequência das combinações de duas variáveis e permite:

- mostrar a relação entre os dados de referência e os resultados da classificação;
- detecção de mudanças temporais quando comparação de duas imagens obtidas em épocas distintas.

Se for utilizada para fins de detecção de alterações temporais, a diagonal indicará, em pixels, o quanto uma determinada área permanece intacta (por exemplo, quanto de vegetação ainda não foi desmatada), e as demais posições da matriz permitem estabelecer quanto uma classe se alterou para outra classe (por exemplo, quanto de vegetação foi transformada em solo exposto).

Se for utilizada para fins de verificação da acurácia (exatidão) da classificação, consistirá de uma matriz bidimensional quadrada $n \times n$ onde, nas linhas representam as classes previstas pelo classificador e as colunas a realidade (as classes a que efetivamente pertencem as observações amostrais). A diagonal desta matriz expressa o número de pixels de treinamento que estão de acordo com a realidade (confronta classificação e realidade terrestre). Os valores localizados nas outras posições da matriz expressam os pixels classificados erroneamente ou a confusão entre classes. A relação entre o número de pixels corretamente classificados e o total de pixels de treinamento expressa a acurácia total (desempenho global) da classificação gerada. Portanto, o desempenho global da classificação é a estimativa da probabilidade de um indivíduo ser corretamente classificado pelo Classificador.

6.1.2.1 Tipos de erros cometidos na classificação

Existem dois tipos de erros que podem ser cometidos no processo de classificação de uma imagem: o erro de inclusão (commission) e o erro de omissão (omission).

O erro de inclusão ocorre quando são incluídos pixels em uma classe e na verdade eles pertencem a outra(s).

O erro de omissão ocorre quando são omitidos pixels de uma classe e na verdade eles pertencem a esta classe.

O limite de decisão mostrado na Figura 11, a seguir, mostra a separabilidade entre as classes 1 e 2. Observa-se que em qualquer ponto onde o limite for definido haverá sempre erro na classificação. A Figura 11 mostra o erro de inclusão e de omissão.

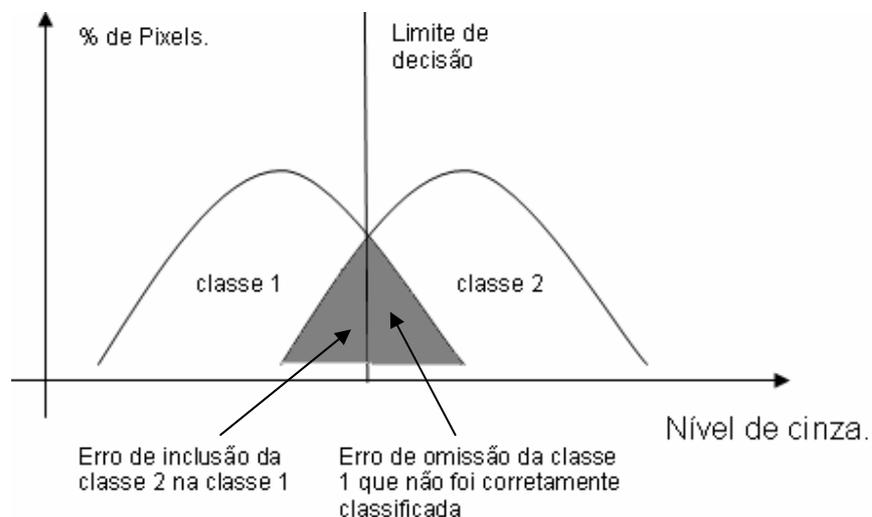


Figura 11 – Limite de decisão e erros de classificação.

Na imagem pode-se esquematizar o erro de inclusão e omissão como representado nas Figuras 12 e 13. Sendo, azul a classe 1 e vermelho a classe 2.

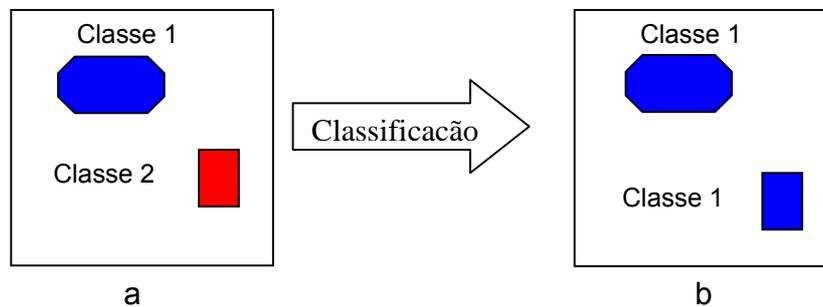


Figura 12 - Erro de inclusão, a) Imagem como deveria ter sido classificada e b) Resultado de inclusão pelo teste de hipótese.

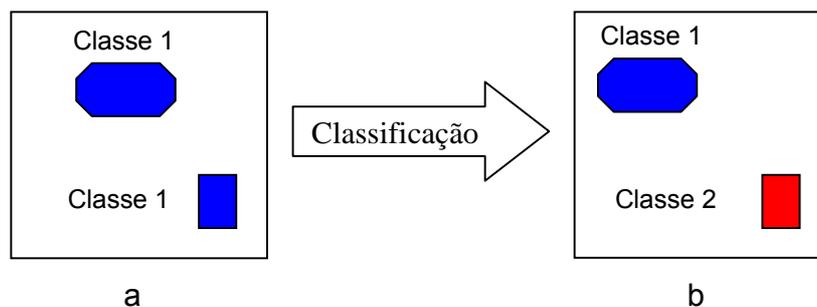


Figura 13 - Erro de omissão, a) Imagem como deveria ter sido classificada e b) Resultado da omissão pelo teste de hipótese.

6.1.2.2 Acurácia ou exatidão da classificação

Conforme CHUVIECO (1992), para se verificar a qualidade temática da classificação precisa-se analisar a acurácia do classificador, acurácia do usuário e a acurácia total.

A acurácia (exatidão) do classificador refere-se a quantidade, em percentual, dos pixels que foram corretamente classificados para cada classe correspondente na verdade de campo. Na determinação desse valor, divide-se o número de pixels

corretamente classificados em cada classe pelo número de pixels daquela classe (soma dos pixels da coluna correspondente aquela classe).

A acurácia (exatidão) do usuário refere-se a quantidade, em percentual, dos pixels que foram corretamente classificados para cada classe correspondente nas classes do mapa temático. Para determinar esse valor, divide-se o número de pixels corretamente classificados em cada classe pelo número de pixels daquela classe (soma dos pixels da linha correspondente aquela classe).

A acurácia total (exatidão global ou desempenho geral) representa o percentual do total dos pixels corretamente classificados em relação ao número total de pixels. No cálculo desse valor, divide-se a soma dos pixels localizados na diagonal da matriz pelo número total de pixels.

Da matriz de erro também são obtidos a confusão média que é a soma dos percentuais dos elementos localizados fora da diagonal e a abstenção que é dada pela soma dos pixels que não foram atribuído a nenhuma das classes, ou seja, o quanto de pixels não foram classificados.

Como forma de ilustração, apresentamos um exemplo (quadro 2) de uma matriz de erro e o cálculo da acurácia, desempenho geral. Esta representa a tabulação dos erros cometidos numa classificação. Considerando-se os temas A, B e C, as linhas dessa matriz representam os dados de referência (classes temáticas) e as colunas os dados treinados e classificados (verdade de campo) pelo método empregado.

Quadro 2 - Exemplo de matriz de erro

Classes do mapa temático	Verdade de campo			Soma linha
	A	B	C	
A	35	2	2	39
B	10	37	3	50
C	5	1	41	47
Soma coluna	50	40	46	136

Acurácia (exatidão) do classificador para a classe B = $37/40 = 0,925 = 92,5 \%$.

Acurácia (exatidão) do usuário para a classe B = $37/50 = 0,74 = 74 \%$.

acurácia total (exatidão global ou desempenho geral) = $(35+37+41)/136 = 0,83 = 83 \%$.

Se uma classe tiver exatidão do usuário de 74% e exatidão do classificador 92,5%, então isso significa que se construísse um mapa com base nessa classificação apenas 74% dos pixels da classe indicada no mapa pertenceriam efetivamente a essa classe e que 92,5% dos pixels dessa classe no terreno seriam corretamente representados no mapa.

A matriz de classificação apresenta a distribuição de porcentagem de pixels classificados correta e erroneamente de cada classe. Assim, na análise da distribuição de percentuais de pixels classificados corretamente e erroneamente usa-se a matriz de classificação. No exemplo a seguir, quadro 3, apresenta-se uma matriz de classificação com as porcentagens de 4 classes definidas na aquisição de amostras. A classe 1 corresponde à floresta, a classe 2 ao cerrado, a classe 3 ao rio e a classe 4 ao desmatamento.

Quadro 3 - Matriz de classificação

	1	2	3	4	Abst.	Soma
1	94.3	0.0	0.0	0.9	4.8	100%
2	0.0	82.3	0.0	16.6	1.1	100%
3	13.3	0.0	86.7	0.0	0.0	100%
4	0.0	4.7	0.0	91.5	3.8	100%

Uma matriz de classificação ideal deve apresentar os valores da diagonal principal próximos a 100%, indicando que não houve confusão entre as classes. Contudo, esta é uma situação difícil em imagens com alvos de características espectrais semelhantes.

O valor fora da diagonal principal, por exemplo 13.3% (classe linha 3 e coluna 1), significa que 13.3% da área da classe "rio" amostrada, foi classificada como pertencente à classe 1 (floresta). O mesmo raciocínio deve ser adotado para os outros valores.

A avaliação do desempenho global (sobre a totalidade das classes) pode ser usada, como foi referido anteriormente, a precisão global. Mas existem outros indicadores de precisão igualmente usados em classificação de imagens de satélite. O coeficiente Kappa, deduzido por COHEN (1960) in OLIVEIRA (1999), é o mais usado para avaliar a precisão de classificação de mapas produzidos a partir de imagens de satélite. Os valores desse índice são inferiores aos valores de precisão global pois traduzem o ganho de precisão relativamente a uma distribuição aleatória dos indivíduos pelas classes.

Conforme OLIVEIRA (1999), uma das vantagens para o uso do estimador kappa é de que ele incorpora a informação dos pixels mal classificados, e não apenas dos bens classificados como a acurácia total (desempenho global ou exatidão global).

O coeficiente Kappa ou coeficiente de concordância é obtido por meio da seguinte expressão:

$$K = \frac{N \sum_i X_{ii} - \sum_i X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_i X_{i+} X_{+i}} \quad (9)$$

onde : N é o número total de amostras (ou observações);

X_{i+} é a soma dos valores da linha i;

X_{+j} é a soma dos valores da coluna j;

X_{ij} é o número de observações dos elementos da diagonal da matriz de erros.

O coeficiente Kappa pode mostrar o desempenho da classificação, quadro 4.

Quadro 4 - Desempenho da classificação em função de Kappa

Kappa	Desempenho da Classificação
$K < 0$	Péssimo
$0,0 < K < 0,2$	Mau
$0,2 < K < 0,4$	Razoável
$0,4 < K < 0,6$	Bom
$0,6 < K < 0,8$	Muito Bom
$0,8 < K < 1,0$	Excelente

Fonte: OLIVEIRA, 1999.

onde:

$K < 0$: não ocorre discriminação entre as classes.

Quanto mais K se aproxima de 1, melhor a qualidade da classificação.

$K = 1$: se não houvesse os erro de omissão e inclusão.

7. CLASSIFICAÇÃO COM DADOS AUXILIARES

Para melhorar a qualidade de mapas de uso do solo, obtidos a partir de imagens de satélite, alguns analistas utilizam informação auxiliar de uma forma automática. Variáveis ambientais, como por exemplo declive, exposição, precipitação, têm sido os dados auxiliares mais utilizados, pois podem estar relacionados com a distribuição das classes de uso do solo. De fato, a integração de informação auxiliar tem sido aplicada, sobretudo, em áreas de vegetação natural, em que a distribuição de vegetação está fortemente relacionada com variáveis ambientais. A informação auxiliar pode ser utilizada para estratificar a área de estudo (FRANK, 1988), como canais auxiliares no processo de classificação (STRAHLER et al., 1978).

Os dados auxiliares têm sido utilizados para ajudar a determinar a distribuição de classes de ocupação do solo, incluindo classes, como agricultura; cobertura vegetal; e classes mais detalhadas, como espécies florestais (SKIDMORE, 1989; WOODCOCK et al., 1994 e WOODCOCK et al., 1997).

A integração de informação auxiliar com dados espectrais têm sido realizada, sobretudo em regiões montanhosas, onde a distribuição da ocupação do solo pode ser regida pela topografia e por fatores edafo-climáticos a ela associados. Os dados auxiliares mais utilizados são derivados de modelos digitais de terreno (MDT): altitude, declive e exposição (e.x., STRAHLER et al., 1978; WOODCOCK et al., 1994; CAMPAGNOLO e CAETANO, 1997). Contudo, também tem sido utilizado outro tipo de dados, como fatores ambientais que afetam a distribuição de vegetação, e.x. vento e insolação (FRANK, 1988).

JANSSEN (1990) usou uma classificação inicial per-pixel de TM e informação digital do terreno para melhorar a acurácia da classificação de 12% a 20% para áreas na Holanda.

Diversos pesquisadores utilizaram a informação auxiliar para melhorar a discriminação de classes de ocupação do solo (STRAHLER et al., 1978; WHITE et al., 1995; FRANKLIN et al., 2000). STRAHLER et al., 1978; HUTCHINSON, 1982; melhoram a acurácia e a qualidade da classificação derivada do sensoriamento remoto

pela incorporação de dados auxiliares no processo de classificação. LEES E RITMAN (1991) integraram dados Landsat TM com dados ambientais para produzir um mapa de ocupação do solo para uma área de estudo no sudoeste australiano. BOLSTAD E LILLESAND (1992) utilizaram uma combinação de dados de solos, características do terreno (exemplo: altitude, declive, exposição) e imagens Landsat, baseada em regras de decisão, para derivar um mapa de 13 classes para o norte de WISCONSIN. SKIDMORE (1989) utilizou Landsat TM e características do terreno para classificar diferentes tipos de eucalipto no sudoeste da Austrália. WOODCOK et al., (1994) e WOODCOK et al., (1997) utilizaram dados derivados de modelos digitais de terreno para identificar diferentes associações de espécies florestais.

Diversas abordagens podem ser utilizadas para incorporar dados auxiliares no processo de classificação de imagens, de modo a melhorar os resultados. Entre elas a incorporação de dados antes, durante ou após a classificação através de estratificação geográfica, operações de classificadores e/ou escolha pós-classificação (HUTCHINSON, 1982).

Existem três formas principais para combinar dados auxiliares com imagens de satélite:

Estratificação pré-classificação – a área de estudo é estratificada com base em informação auxiliar, e a classificação da imagem é feita separadamente para cada estrato (CAETANO , 1997a);

Integração da informação auxiliar no algoritmo de classificação – a informação auxiliar é utilizada como um canal (banda) adicional no processo de classificação (STRAHLER et al., 1978);

Melhoramento pós-classificação – a informação auxiliar é utilizada para resolução de dúvidas a seguir à classificação (HUTCHISON, 1982).

Existe uma variedade de métodos, incluindo o uso de estratificação geográfica, lógica de classificação em camadas e sistemas especialistas (STRAHLER et al., 1978; HUTCHINSON, 1982; TROTTER, 1991).

7.1 Estratificação Geográfica

Na estratificação geográfica, dados auxiliares podem ser usados antes da classificação com o objetivo de dividir a imagem regional em estratos que podem então ser processados independentemente. O objetivo é aumentar a homogeneidade de cada conjunto de imagens a ser classificado (JENSEN, 1996).

7.2 Operações de Classificadores

Vários métodos podem ser usados para incorporar dados auxiliares durante o processo de classificação. A seguir destacaremos alguns deles.

7.2.1 Logical channel per-pixel

A técnica Logical channel per-pixel inclui dados auxiliares como um dos canais (atributos) usados pelo algoritmo de classificação. Por exemplo um conjunto de dados podem ser dados espectrais de três bandas do Landsat mais duas bandas adicionais (percentagem de declividade, aspecto) derivado de um modelo digital do terreno. O conjunto inteiro de cinco bandas é trabalhado pelo algoritmo como em uma classificação per-pixel. Estes métodos conduziram a resultados bons e ruins (JONES , 1988; FRANKLIN & WILSON, 1992).

7.2.2 Classificação logical channel contextual

A Classificação logical channel contextual ocorre quando a informação sobre pixel vizinhos (adjacentes) é usada como um dos atributos na classificação.

A textura é uma medida contextual que pode ser extraída de uma janela $n \times n$ e então adicionada ao conjunto de imagens originais antes da classificação (JENSEN & TOLL, 1982; FRANKLIN & PEDDLEY, 1989; PEDDLEY & CURRAN, 1991).

É importante lembrar que a informação contextual pode também ser obtida a partir de fontes, tais como mapas mostrando a proximidade de estradas, riachos e outros aspectos.

7.2.3 Abordagem usando probabilidade a priori

Uma segunda abordagem envolve o uso de probabilidades *a priori* no algoritmo de classificação (STRAHLER, 1980 e HUTCHINSON, 1982). Neste caso, o analista toma as probabilidades *a priori* avaliando as estatísticas históricas da região. Estas estatísticas são incorporadas diretamente no algoritmo de Máxima Verossimilhança como pesos das classes.

Segundo MATHER (1985), esta abordagem demonstrou ser uma maneira útil de separar classes com respostas espectrais semelhantes ou diminuir a probabilidade de erros na classificação das classes espacialmente mais extensas (KENK, 1988; PEDDLEY & CURRAN, 1991).

O uso de dados auxiliares diretamente no processo de classificação geralmente melhora a acurácia, mas também aumenta os custos (PEDDLEY & CURRAN, 1991).

7.3 Ordenamento pós-classificação

Este método envolve a aplicação de regras muito específicas para:

1. Resultados iniciais da classificação
2. Informação auxiliar distribuída espacialmente

Por exemplo, HUTCHINSON (1982) classificou dados MSS-Landsat para uma área de deserto na Califórnia em nove classes. Em seguida registrou mapas de declividade e aspecto, derivados de um modelo digital do terreno, com o mapa da classificação e aplicou 20 regras de condição utilizando *if-then* ao conjunto de dados (ex. se o pixel foi inicialmente classificado como duna e se a declividade $<1\%$, então o pixel é um leito de um lago seco). Isto elimina a sobreposição entre várias das classes mais importantes na região.

8. MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia utilizada na pesquisa inclui: a seleção da área de estudo; a seleção do material cartográfico e de imagens ETM+ do Landsat 7 disponíveis; pesquisa de campo; a identificação de software; a geração de modelo numérico de terreno e de seus produtos de interesse; a classificação da imagem pelo método supervisionado utilizando-se a técnica de máxima verossimilhança (MaxVer); a incorporação de dados de altimetria antes, durante e depois do processo de classificação da imagem; e a análise dos resultados.

8.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo escolhida localiza-se entre os paralelos de coordenadas 08° 00'00" e 08° 29' 44" Sul e os meridianos de coordenadas 36° 29' 13" e 36° 29' 26" WGr e com área de 1.481,56 km². Abrange parte dos municípios de Belo Jardim, Brejo da Madre de Deus e Tacaimbó, estes situados no Agreste pernambucano (Figura 14).



Figura 14 – Mapa de localização da área de estudo.

Esta área fica localizada na zona de transição entre duas regiões com situações geográficas distintas, o Litoral/Mata e o Sertão, refletida pela umidade e relevo. Apresenta um tipo climático característico (Tropical Sub-úmido), de temperaturas médias anuais entre 22° e 24° C. As condições climáticas são muito heterogêneas, uma vez que o relevo é muito movimentado e tem forte influência, não só sobre a temperatura, como também sobre a umidade relativa do ar e o regime pluviométrico.

O relevo se constitui de uma sucessão de degraus e superfícies aplainadas, com variações altimétricas que chegam a atingir altitudes superiores a 800 metros. As áreas que se localizam por trás das serras estão submetidas a um menor grau de umidade por essas serras formarem uma verdadeira barreira que recebem os ventos alísos de sudeste e não deixam que estes atinjam as áreas mais baixas. Contudo, nas áreas de maiores altitudes e expostas aos ventos alísos de sudeste, aparecem os “Brejos de Altitude”, originalmente cobertos por matas serranas.

A vegetação predominante é a Caatinga hipo e hiperxerófila, cujas espécies apresentam perda das folhas na época seca, árvores retorcidas, dotadas de espinhos e a presença de Cactáceas e Bromeliáceas. O quadro 5, mostra as principais espécies encontradas nos brejos de altitude.

Quadro 5 - Principais espécies vegetais dos brejos de altitude

NOME VULGAR	NOME CIENTIFICO
Abacate do mato	<i>Oreopanas capitalum</i> Decne e Planch. Var. <i>multiflorum</i> (DC) E. March
Cajazeiro	<i>Spondias</i> sp
Cedro	<i>Cedrela</i> sp
Ingazeira	<i>Inga subnuda</i>
Lacre	<i>Roupala cearensis</i> Sleumer
Maçaranduba	<i>Manilkar rufula</i> (Miq.) Lam.
Mamaluco	<i>Terminalia</i> sp
Pau d'alho	<i>Galezia gorazema</i> Moq
Pau d'arco roxo	<i>Tabebuia avellanedeia</i> Lorentz ex Grisch
Pau d'arco amarelo	<i>Tabebuia chrysotricha</i> (Mart. Ex Dc) Standley.
Pau d'óleo	<i>Copaifera trapezifolia</i> Hayne.
Pau ferro	<i>Caesalpinia lelostachya</i> (Benth.) Ducke.

Fonte: ANDRADE LIMA (1960).

O quadro 6, apresenta algumas características principais dos municípios que fazem parte da área de estudo. As informações aqui apresentadas foram cedidas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2003) e estas fazem parte do Censo demográfico 2000.

Quadro 6 – Características dos municípios

Municípios	Área (km²)	População	Latitude	Longitude	Altitude da Sede (m)	Microrregião
Belo Jardim	653,6	68.655	08° 20' 08"	36° 25' 27"	608	Vale do Ipojuca
Brejo da Madre de Deus	782,6	34.858	08° 08' 45"	36° 22' 16"	627	Vale do Ipojuca
Tacaimbó	210,9	12.932	08° 18' 58"	36° 17' 36"	576	Vale do Ipojuca

Fonte: IBGE – Censo demográfico 2000

Quanto a precipitação, pode-se observar no quadro 7 que a média anual área na estudo em 2001 foi de aproximadamente 465 mm tendo como meses praticamente secos janeiro, fevereiro, maio, setembro e novembro. No ano de 2004 a média anual já ficou em torno de 700 mm e os meses mais secos foram setembro, outubro e novembro. Pode-se identificar nessa área também uma irregularidade na distribuição das chuvas. Os dados de precipitação foram disponibilizados pelo Laboratório Meteorológico de Pernambuco - LAMEPE, que funciona no Instituto de Tecnologia de Pernambuco – ITEP o qual é um órgão da SECTMA. A imagem utilizada na pesquisa foi adquirida em 07/05/2001 época seca conforme os dados do quadro 7. Os dados de precipitação também foram utilizados no planejamento da pesquisa de campo

Quadro 7 – Precipitação nos municípios que abrangem a área de estudo.

Belo jardim												
ANO	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2001	0	0	52	39.2	0	185.1	61.8	28.7	3.8	57.7	18	4.2
2004	233	111.6	33.8	27.6	47.1	79.2	94	26.1	3	0	0	68
Tacaimbó												
ANO	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2001	8.6	15.1	105.4	19.2	7	174.9	67.1	17	5	60.2	0	54.5
2004	252	103.1	14	13.6	40.6	88.4	98.7	21.7	3.8	0	0	---
Brejo da Madre de Deus												
ANO	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2001	1.4	0	193	11.4	0	129.4	21.2	15.5	0	35	5.8	0
2004	308	134.2	82.6	44.4	60	43.6	31	6.8	3	0	0	0

Fonte: Laboratório Meteorológico de Pernambuco - LAMEPE , 2005.

A Situação fundiária dos municípios de Belo Jardim, Tacaimbó e Brejo da Madre de Deus é mostrada no quadro 8. Neste, observa-se que a ocorrência dos minifúndios (0 -10 ha) é cerca de 65% e de (0 -100 ha) representa 20%.

Quadro 8 – Situação fundiária dos municípios

IMÓVEIS	Belo Jardim		Tacaimbó		Brejo da Madre de Deus	
	QUANT.	ÁREA (ha)	QUANT.	ÁREA (ha)	QUANT.	ÁREA (ha)
0 - 10 ha	1432	5215,2	172	803,2	763	3550,1
10 - 100 ha	483	13894,0	99	3094,3	501	15064,6
100 - 1000 ha	43	10318,5	26	5209,6	59	12558,3
> 1000 ha	1	1091,8	0	0,0	1	1149,0
TOTAL	1959	30519,5	297	9107,1	1318	32322,0

Fonte: Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária – INCRA, 2003.

De uma maneira geral a pecuária se desenvolve nas grandes e médias propriedades, enquanto nas pequenas predominam as lavouras de subsistência. Os principais cultivos temporários são: milho, feijão, algodão herbáceo, batata doce e os permanentes são : abacaxi, mandioca e algodão arbóreo.

De acordo com SILVA FILHO *at al.* (1998), o convênio realizado pelo PNUD/FAO/IBAMA e Governo de Pernambuco promoveu o mapeamento da vegetação desta região em 1992, por meio da interpretação de imagem de satélite (Landsat – 5, TM), escala 1:100.000 , composição colorida dos canais 5, 4 e 3 em papel fotográfico.

Este mapeamento permitiu identificar 3 tipos florestais em cada região fisiográfica do Estado, a saber :

Tipo Florestal Ag 2 (Figura 15) como vegetação Arbustiva Arbórea Aberta, e espécies de altura média de 3,0 metros ; ocorre em solos rasos arenosos e pedregosos, na maioria das vezes em áreas que indicam um processo de regeneração. Nestas áreas a topografia é suave e as maiores altitudes ficam em torno de 550 metros.



Figura 15 – Foto da Vegetação do Tipo Ag 2, em 13/10/2004.

Localização em UTM SAD-69 : E = 783.839m e N = 9.106.186m

Tipo Florestal Ag 3, Figura 16 – Vegetação Arbustiva Arbórea Fechada, caracterizada por espécies com altura média de 4,0 metros e indivíduos emergentes de 7,0 metros. Ocorre normalmente em áreas de topografia de suave a ondulada, em solos profundos do tipo areno-argilosos, sendo frequente a presença da pedregosidade e afloramentos rochosos. Este tipo de vegetação apresenta-se nas encostas e topos de serras entre as altitudes de 550 a 750 metros.



Figura 16 – Foto da Vegetação do Tipo Ag 3, em 13/10/2004.

Localização em UTM SAD-69 : E = 788.739m e N = 9.079.536m

Tipo Florestal Ag 4, Figura 17 – Vegetação Arbórea Fechada, com presença de alguns arbustos, altura média de 7,0 metros e emergentes com mais de 10,0 metros, ocorre principalmente nas encostas e nos topos de serras. Nestas áreas a topografia é de ondulada a fortemente ondulada e acontece nas altitudes maiores de 750 metros.



Figura 17 – Foto da Vegetação do Tipo Ag 4, em 13/10/2004.

Localização em UTM SAD-69 : E = 788.339m e N = 9.086.386m

A escolha da área para realização deste trabalho relaciona-se ao fato da mesma possuir uma topografia bastante variável apresentando um grau de correlação muito forte com a ocorrência dos tipos florestais o que justificou a utilização da altimetria como um dado auxiliar. Outros fatores também foram importantes tais como a disponibilidade de cartografia, por se ter uma imagem sem cobertura de nuvens e por esta ter sido objeto de diversos estudos anteriores facilitando desta forma a obtenção de informações sobre a vegetação e o relevo.

Os intervalos de ocorrência dos tipos florestais foram obtidos com a sobreposição do mapa de vegetação com o mapa topográfico e com base nas observações de campo. Assim, neste trabalho utiliza-se a mesma estratificação usada pelo PNUD/FAO/IBAMA e Governo de Pernambuco visto que se adotou a mesma escala.

8.2 MATERIAIS UTILIZADOS

8.2.1 Dados Cartográficos

As cartas topográficas tornam-se instrumentos indispensáveis em muitas ocasiões: para orientação em territórios desconhecidos, para conhecer as características de regiões longínquas, onde não se pode ir pessoalmente, ou para conseguir uma visão de conjunto de territórios muito extensos. A elaboração das cartas topográficas obedece a regras bem precisas, adotadas internacionalmente e aplicáveis a todo tipo de carta - desde as que representam territórios muito pequenos até as que compreendem toda a superfície da Terra. Assim, nesta pesquisa foram utilizadas as seguintes cartas como bases cartográficas:

Carta topográfica, folha SC.24-X-B-III, escala 1:100.000, elaborada pela 3ª Divisão de Levantamentos do Serviço Geográfico do Exército para a Superintendência de Desenvolvimento do Nordeste – SUDENE, em 1986. Esta foi utilizado para orientação na visita de campo e estudo da topografia.

Carta de vegetação em 1:100.000, correspondente a folha SC.24-X-B-III, elaborada pelo Projeto PNUD/FAO/IBAMA/GOV. de Pernambuco (SILVA FILHO, 1998), por meio de classificação visual de imagens do satélite Landsat TM-7, em papel fotográfico, composição colorida das bandas 5(R), 4(G) e 3(B). Utilizada para definição da legenda e na formação do conjunto de treinamento para o processo de classificação.

Carta altimétricas da área de estudo em formato digital dxf, disponibilizada pela Secretária de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente - SECTMA e georeferenciadas em relação ao Datum Córrego Alegre e posteriormente transformada para o SAD-69. Usada na formação do Modelo Numérico de Terreno – MNT.

8.2.2 Dados Orbitais

Nesta pesquisa utilizou-se parte da imagem Landsat TM-7, órbita/ ponto 215/066, data de obtenção 07/05/2001, georeferenciada em relação ao Datum SAD-69, na diferenciação de tipos florestais. A referida imagem foi disponibilizada pela EMBRAPA – Solos e sua escolha foi devido a não ocorrência de cobertura de nuvens e por ser obtida numa época seca, apesar do local ser bastante úmido e inibir o registro do contraste dos tipos florestais presentes na cena.

Além dos dados cartográficos e orbitais foram utilizados máquina fotográfica, para registrar a paisagem; Pentium IV e programas auxiliares, no processamento das informações; binóculo, na observação da paisagem e GPS do tipo GARMIM, para localização das amostras de treinamento coletadas no campo.

8.3 Métodos

As tecnologias de sensoriamento remoto e do SIG são usadas de forma para coletar, analisar e descrever informações a respeito dos recursos da terra. As duas tecnologias proporcionam capacidades e mecanismos complementares, ARONOFF (1989).

Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas (SPRING, 1998) é um sistema computacional desenvolvido pela equipe da Divisão de Processamento de Imagens (DPI) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Este sistema objetiva a integração e análise de diferentes tipos de dados espaciais. O modelo de dados do SPRING está baseado no paradigma de orientação a objetos (CÂMARA, 1995).

Assim, para a classificação da imagem com e sem incorporação da altimetria, na escala de 1:100.000 , optou-se por um desenvolvimento metodológico que consistiu basicamente em três etapas :

1. Classificação de parte da imagem que recobre a área de estudo pelo método supervisionado utilizando o algoritmo da máxima verossimilhança (MaxVer).
2. Realização da integração dos dados de altimetria antes, durante e depois do processo de classificação da imagem.
3. Análise dos resultados que forem gerados.

O desenvolvimento da metodologia se inicia com o estabelecimento da área experimental e a importação dos dados para o sistema. A Figura 18 apresenta as fases que foram desenvolvidas em cada etapa da metodologia. Na primeira etapa foram realizados o georeferenciamento e a Classificação da imagem. Já na segunda etapa foi necessária a formação de um modelo numérico de terreno a partir do dado altimétrico (curvas de níveis) que permitiu a geração da imagem de cinza e o fatiamento do terreno e estes, como veremos a seguir, são incorporados nos processos de classificação. Finalmente, de posse dos resultados das classificações, faz-se a análise dos resultados.

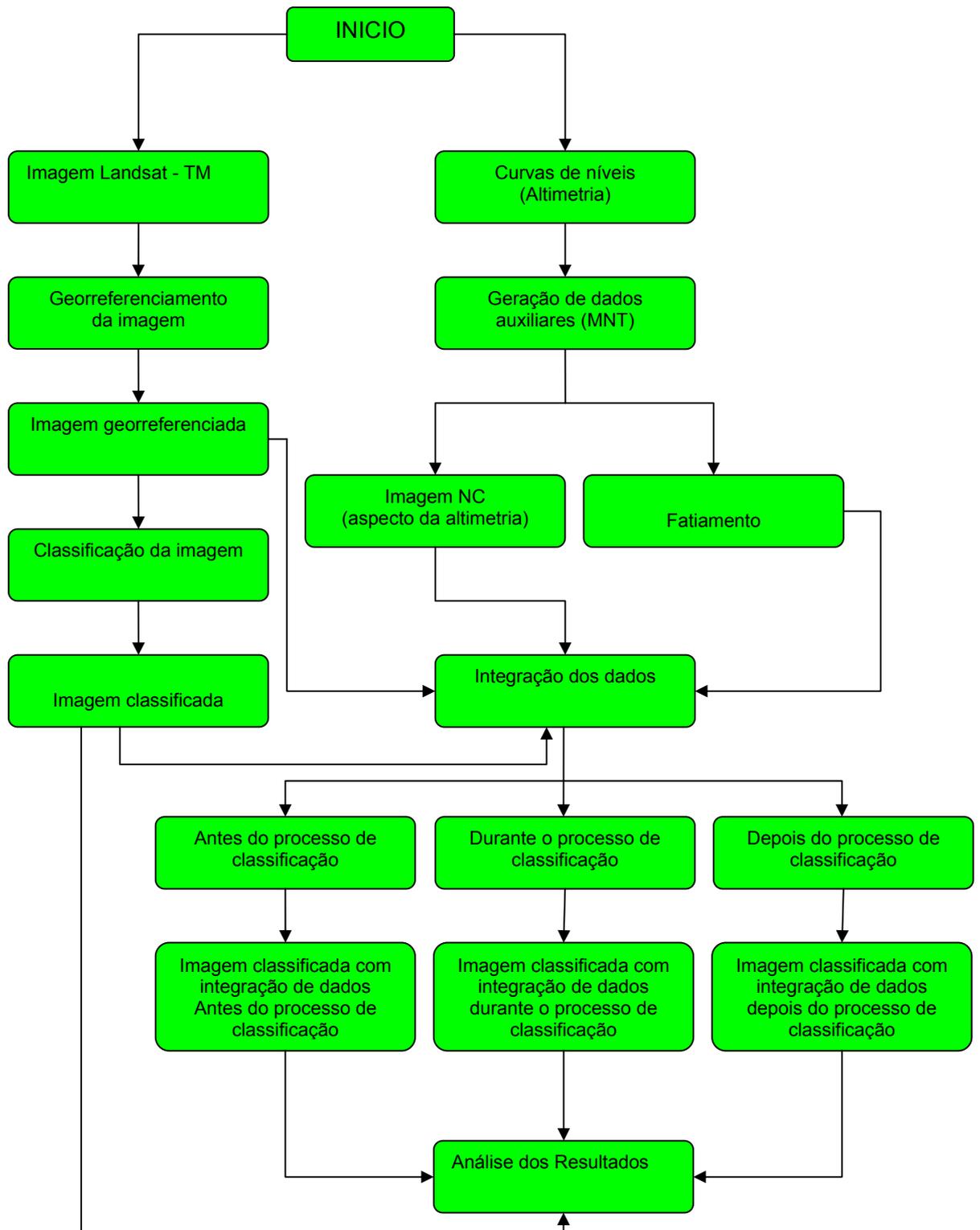


Figura 18 - Fluxograma do desenvolvimento da metodologia.

8.3.1 Registro da imagem

O georreferenciamento, objetivou referenciar a imagem geograficamente ao terreno por meio de sua localização espacial, utilizando o sistema de coordenadas UTM (Universal Transversa de Mercator). Foram alocadas coordenadas de pontos visíveis na imagem e na carta topográfica. Também foram adquiridos pontos de coordenadas conhecidas por meio de GPS, de forma a estabelecer 15 pontos de controle.

Na operação do registro da imagem foi utilizado o sistema de coordenadas da projeção UTM referenciadas ao Datum SAD-69, no qual todas informações foram georreferenciadas nessa base cartográfica. No mapa topográfico foram identificados 10 pontos de controle e no campo, com o auxílio do GPS de navegação, 5 pontos localizados nas interseções de alguns rios com seus afluentes, cruzamento de riachos com estrada, cruzamento de estradas e paredão das barragens, quadro 9. Sendo todos os pontos visíveis na imagem. Dos 15 pontos de controle foram selecionados os 10 melhores, isto é, pontos bem distribuídos na área de estudo e que apresentava o menor erro médio quadrático. Como resultado, obteve-se uma precisão de 0,9 pixel (27 metros). Como a escala escolhida para o desenvolvimento do trabalho é de 1:100.000 e considerando o erro máximo admissível segundo o padrão de exatidão cartográfica planimétrica estabelecido por BRASIL (1996), que não pode ser superior a 0,5mm vezes o denominador da escala do mapa, ou seja 50 metros no terreno, observa-se que a precisão do registro é satisfatória.

Quadro 9 - Coordenadas dos pontos de controle do georreferenciamento da imagem.

PONTO	E (m)	N (m)	OBSERVAÇÃO
01	792.411,30	9.077.314,40	Cruzamento: BR-232 com estrada
02	783.691,30	9.072.214,42	Cruzamento: PE-180 com riacho
03	801.011,25	9.098.914,39	Cruzamento: PE-145 com riacho
04	802.911,45	9.098.324,56	Cruzamento: PE-145 com riacho
05	783.211,59	9.080.544,76	Paredão da barragem
06	797.691,75	9.077.844,67	Cruzamento: BR-232 com estrada
07	799.111,45	9.077844,36	Cruzamento: BR-232 com estrada
08	785.561,87	9.078814,83	Cruzamento: Estrada com riacho
09	799.541,61	9.111.364,57	Cruzamento: Estrada com riacho
10	799.961,72	9.110.864,74	Cruzamento: Estrada com riacho

8.3.2 Classificação da imagem

Parte da imagem que recobre a área de estudo, foi classificada pelo método supervisionado utilizando-se a técnica de máxima verossimilhança (MaxVer) e o sistema SPRING. O treinamento foi obtido com base no mapa de vegetação e na pesquisa de campo.

Iniciando o processo de classificação, fez-se a composição das bandas 5 (R) 4 (G) e 3 (B) da imagem e em seguida o realce e a classificação com base num limiar de aceitação de 95%. Este procedimento representa o experimento I.

8.3.2.1 Formação do conjunto de treinamento

De acordo com CHEN (1989), a escolha das áreas de treinamento influi diretamente nos resultados de classificação de uma área de estudo. Portanto, deve ser coletado o maior número possível de informações a seu respeito. Estas informações são chamadas de “verdade terrestre” e normalmente são coletadas nas observações realizadas durante a visita de campo.

As amostras de treinamento supervisionado foram obtidas com base no mapa de vegetação escala 1:100.000 e na pesquisa do campo. Parte das amostras foram identificadas no mapa de vegetação. Neste procedimento teve-se o cuidado de escolher amostras bastante homogêneas de cada classe na imagem, mas ao mesmo tempo procurou-se incluir toda a variabilidade dos níveis de cinza do tema em questão. Na pesquisa de campo, utilizou-se um receptor GPS de navegação para geo-especialização das amostras e uma câmara fotográfica no registro da fisionomia da vegetação. A pesquisa de campo aconteceu em duas etapas uma no mês de outubro de 2004 e outra em novembro do ano de 2004.

8.3.3 Geração dos dados de altimetria

Para incorporar a altimetria no processo de classificação dos tipos florestais contidos na imagem, segundo os intervalos de altura pré-definidos por meio da superposição do mapa de vegetação com topográfico, foi preciso gerar um modelo numérico de terreno.

A formação do modelo numérico de terreno - MNT foi iniciada com entrada da altimetria (formato (dxf)) no sistema por meio da importação dos dados (curvas de níveis, Figura 19(a)). A partir desses dados gerou-se uma grade retangular de 30m x 30m (compatível com a resolução da imagem utilizada) e a declividade no modo MDT do sistema, Figura 19b. O fatiamento do terreno (Figura 20(a)) foi gerado a partir da grade retangular e os temas da imagem temática tiveram como base nos intervalos de

ocorrência dos tipos florestais (< 550, 550 – 750 e > 750 metros) identificados com base no cruzamento das informações dos mapas de vegetação e topográfico da área de estudo. Desta forma, um plano de informação de categoria numérica originou um plano de informação de categoria temática (fatiamento) representando um aspecto particular do modelo numérico de terreno. O sistema também permitiu a geração da imagem em níveis de cinza de 0 a 255, (Figura 20(b)), para o modelo numérico de terreno onde a resolução (em metros) da imagem de saída tem a mesma da grade retangular que a gerou. Sendo estes produtos utilizados durante e após do processo de classificação da imagem.

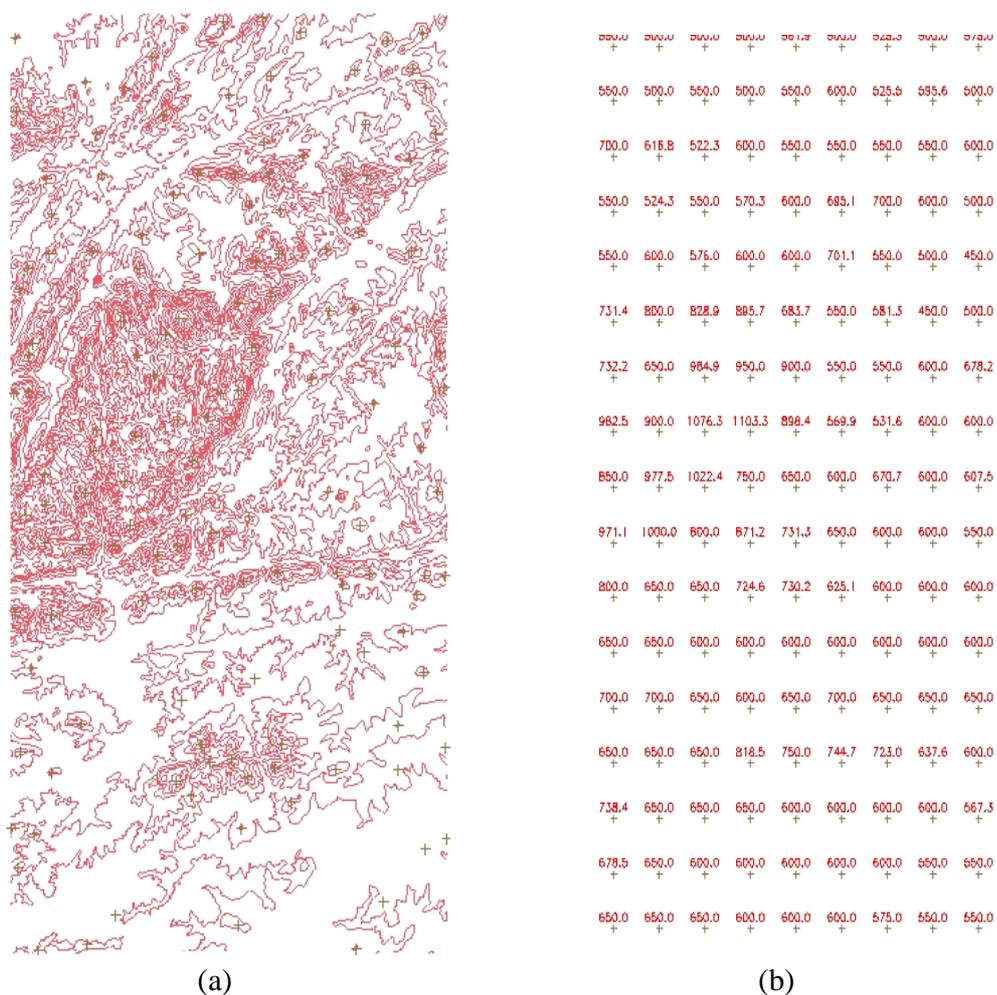


Figura 19 - (a) Curvas de níveis (b) Grade retangular

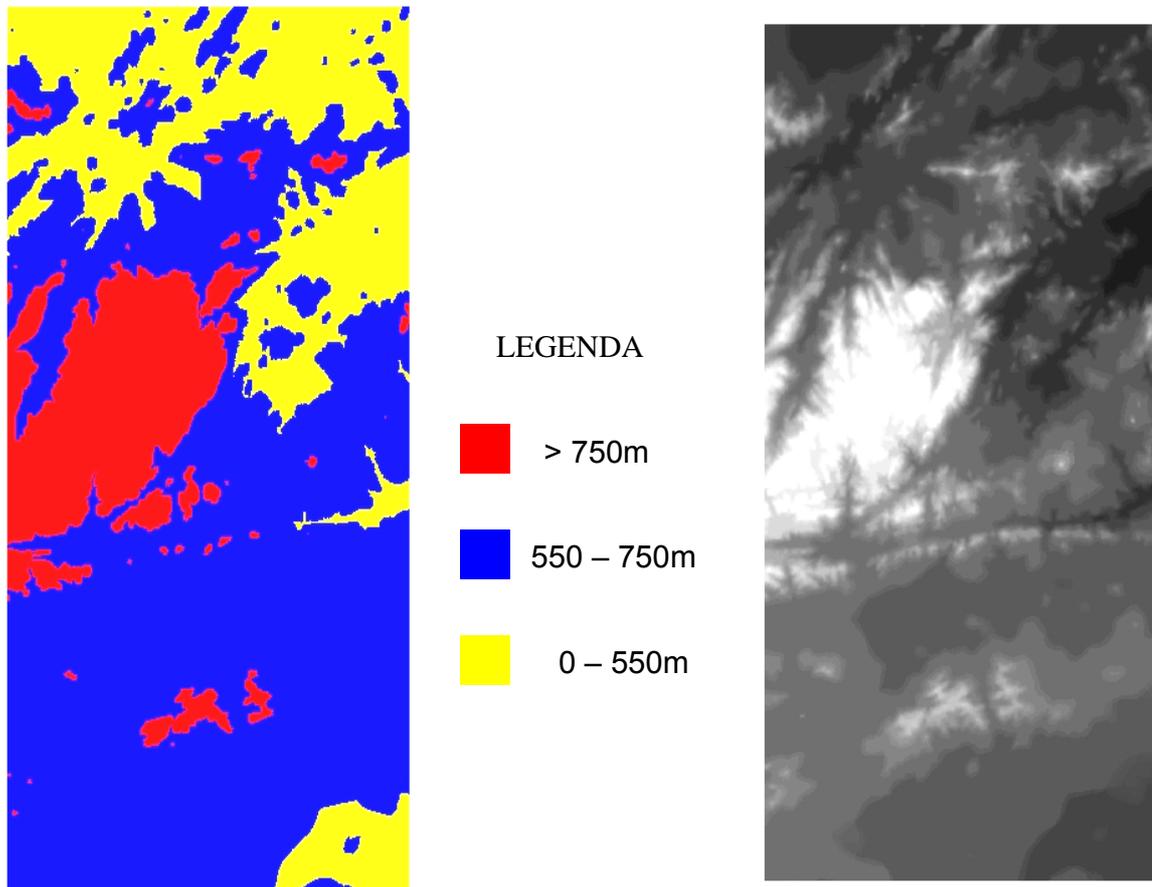


Figura 20 - (a) Fatiamento do terreno (b) Imagem NC (representação da altimetria em níveis de cinza)

8.3.4 Incorporação da altimetria antes do processo de classificação

Na incorporação da altimetria antes do processo de classificação, estratificou-se a área de estudo com base na informação auxiliar (segundo intervalos altimétricos pré-definidos), e a classificação da imagem é realizada separadamente para cada tipo florestal.

A metodologia utilizada no experimento II consiste em recortar as bandas da imagem original conforme os intervalos de altimetria do terreno, estabelecidos anteriormente; formação das composições dos recortes das bandas e realces; classificação das composições dos recortes das bandas separadamente e união das classificações dos recortes para obtenção do resultado.

Na obtenção dos recortes da imagem original, segundo intervalos de alturas, utilizou-se um programa na linguagem LEGAL do SPRING (Anexo II). Os resultados estão apresentados no quadro 24 do anexo III.

8.3.5 Incorporação da altimetria durante o processo de classificação

No caso do experimento III, a integração da informação auxiliar (altimetria) no algoritmo de classificação é feita com a adição de um canal lógico, representado pela imagem de cinza como o aspecto da altimetria, no processo de classificação.

Assim, esta metodologia consiste na formação de uma composição das bandas 5 (R), 4 (G) da imagem original adicionada a imagem de cinza (B) do MNT representando a altimetria como dado auxiliar (canal lógico), gerando uma nova imagem (Figura 21) e em seguida fez-se o realce da composição e a classificação pelo processo supervisionado utilizando-se o algoritmo da Máxima Verossimilhança.

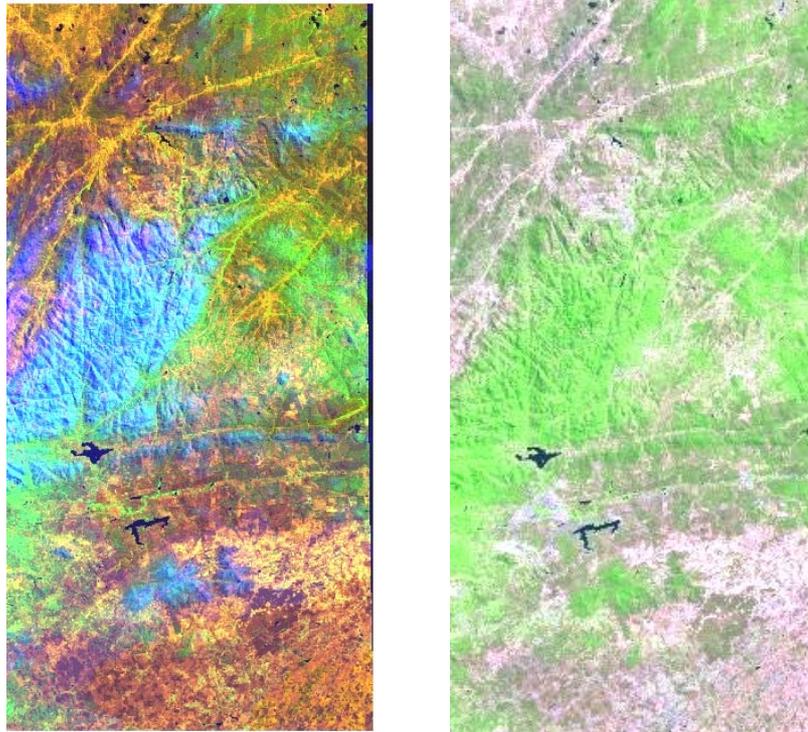


Figura 21 – (a) Composição das bandas 5 (R), 4 (G) mais a imagem (NC) (B). (b) Composição original

8.3.6 Incorporação da altimetria após o processo de classificação

O experimento IV realizou-se com a incorporação dos dados de altimetria após o processo de classificação da imagem. Este processo é realizado com o cruzamento de dois planos de informações P11 (Imagem classificada sem o dado da altimetria, experimento I), e P12 (fatiamento do terreno, Figura 20(a), obtido com base nos intervalos das altimetrias que definem a ocorrência das classes de tipos florestais).

A definição de 9 regras possibilita o cruzamento dos dois planos de informações para a obtenção da imagem reclassificada. Com base nestas regras mostradas a

seguir, elaborou-se um programa na linguagem legal do SPRING (anexo III) e efetuou-se o cruzamento dos dois planos de informações envolvidos no problema.

Supõe-se que IT seja a Imagem classificada e MNT seja o Intervalo do fatiamento. No caso da imagem classificada o vermelho é a vegetação arbórea (Ag 4), o azul é a vegetação arbustiva arbórea fechada (Ag 3) e o amarelo é a vegetação arbustiva arbórea aberta (Ag 2).

Sabendo-se que a vegetação do tipo Ag 2 ocorre em geral em altimetrias menor que 550 metros, que a vegetação Ag 3 ocorre em altimetrias entre 550 e 750 metros e que a vegetação Ag 4 ocorre em altimetrias superior a 750 metros, tem-se as regras abaixo para corrigir possíveis classificações erradas de pixels nas classes de vegetação. Para melhor entendimento das regras tem-se que amarelo indica tipo Ag 2, azul indica tipo Ag 3 e vermelho tipo Ag 4. IT é a classificação pela máxima verossimilhança (apenas espectral).

Se IT = Vermelho e $MNT \geq 750$ metros \rightarrow Faça vermelho

Se IT = Vermelho e $550 \leq MNT < 750$ metros \rightarrow Faça azul

Se IT = Vermelho e $MNT < 550$ metros \rightarrow Faça amarelo

Se IT = Azul e $MNT \geq 750$ metros \rightarrow Faça vermelho

Se IT = Azul e $550 \leq MNT < 750$ metros \rightarrow Faça azul

Se IT = Azul e $MNT < 550$ metros \rightarrow Faça amarelo

Se IT = Amarelo e $MNT \geq 750$ metros \rightarrow Faça vermelho

Se IT = Amarelo e $550 \leq MNT < 750$ metros \rightarrow Faça azul

Se IT = Amarelo e $MNT < 550$ metros \rightarrow Faça amarelo

Antes do cruzamento dos planos de informações fez-se necessário transformar a imagem classificada em uma imagem temática, pois o sistema utilizado (SPRING) só permite realizar o cruzamento de dados de duas categorias iguais, nesse caso temáticas, então para isso utilizou-se uma função disponível no aplicativo do SPRING chamada Mapeamento de classes para imagem Temática, que permitiu a transformação da imagem classificada em uma imagem temática, e com as devidas associações de atributos (cores associadas as classes), obtivemos a transformação da imagem classificada para uma classificada temática. A imagem resultante forma um novo plano de informação que recebeu o nome de Mapaorg.

9. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados que foram obtidos na pesquisa com base na metodologia proposta. Assim, são apresentados o resultado da composição utilizada na classificação da imagem e os resultados das classificações (Figura 23), as matrizes de erros das classificações e as matrizes classificação com a distribuição de porcentagem de "pixels" classificados corretamente e erroneamente em cada tema estão aqui representados, para cada caso estudado. Considera-se como experimento I a classificação sem uso da altimetria, experimento II classificação com uso da altimetria antes processo de classificação, experimento III classificação com uso da altimetria durante o processo de classificação e experimento IV classificação com uso da altimetria após o processo de classificação. Foi utilizado o sistema SPRING (versão 4.0) do INPE e a linguagem LEGAL para desenvolver os resultados a seguir mostrados.

9.1 Trabalho de campo e classificação preliminar

Na pesquisa de campo, utilizou-se um receptor GPS de navegação para geoespacialização das amostras, câmara fotográfica no registro da fisionomia da vegetação, a carta de vegetação para identificação do tipo florestal e carta topográfica para verificar a altitude de ocorrência do tipo florestal. Foram realizadas duas viagens ao campo. A primeira em outubro de 2004 e a segunda em novembro de 2004. Estes dados representam a verdade terrestre.

A primeira viagem a campo possibilitou tanto a formação preliminar do conjunto de treinamento (quadro 10) quanto a realização do primeiro teste da classificação que é mostrada pela Figura 22(a) onde se compara o que se obteve na imagem com o resultado da verdade de campo. A qualidade da classificação, por sua matriz de erro, é mostrada no quadro 11. Os primeiros resultados mostraram, por meio da matriz de erro, que existe uma confusão média de 10,35% entre as classes para um limiar de

aceitação de 95% e que esta confusão fica por conta das similaridades espectrais dos tipos florestais arbóreo fechado (Ag 4) com o arbustivo arbóreo fechado (Ag 3) e o arbustivo arbóreo fechado (Ag 3) com o arbustivo arbóreo aberto (Ag 2), o que pode ser observado no quadro 11.

Quadro 10: Amostras preliminares para o treinamento

Tipo Florestal	N° de amostras da pesquisa no mapa de vegetação	N° de amostras da pesquisa de campo	TOTAL
Ag-2	05	13	18
Ag-3	10	09	19
Ag-4	20	02	22
TOTAL	35	24	59

Figura 22 – Resultados: (a) Classificação preliminar e (b) Composição 5, 4 e 3.

O sistema permite também realizar, antes da classificação, a análise quantitativa das amostras que participarão do treinamento no momento da classificação. Assim, foram eliminadas as amostras que apresentaram confusão média acima de 10,35% . De posse das amostras e das bandas escolhidas, a imagem foi classificada com um limiar de aceitação de 95%, com a técnica de classificação supervisionada de máxima verossimilhança (MaxVer), o que gerou um resultado preliminar (Figura 27). Em cada elemento da matriz de erro é apresentado o número de pixels classificados em cada classe e o percentual correspondente.



Figura 22 – (a) Classificação preliminar e (b) Composição 5, 4 e 3.

Quadro 11 - Matriz de Erros da classificação preliminar sem uso da Altimetria.

Classes do mapa temático	Verdade de campo				Soma Linh.
	Ag2	Ag3	Ag4	Abstenção	
Ag2	3.597 19,09%	(1.006) 5,34%	34 0,18%	209 1,11%	4.846
Ag3	249 1,32%	1.292 6,86%	77 0,41%	44 0,23%	1.662
Ag4	26 0,14%	558 2,96%	11.218 59,55%	529 2,81%	12.331
Soma Col.	3.872	2.856	11.329	782	18.839

Classes temáticas	Exatidão do Classificador	Exatidão do usuário
Ag2	92,90%	77,57%
Ag3	45,24%	79,85%
Ag4	99,02%	95,05%

Desempenho geral: 85.50 %

Confusão média : 10.35 %

Abstenção média : 4.15 %

Estatística KHAT : 74.09 %

Considerando a matriz de classificação para classificação preliminar (quadro12), observa-se que os pixels classificados corretamente nas classes Ag 2 e Ag 3 ficaram abaixo de 90%. Assim, para tomar a classificação como referência adicionou-se mais amostras para melhorar a classificação nestas classes.

Quadro 12 - Matriz de classificação para a classificação preliminar.

Classes do mapa temático	Verdade de campo				
	Ag 2	Ag 3	Ag 4	Abst.	Soma
Ag 2	74,22%	20,76%	0,71%	4,31%	100%
Ag 3	14,98%	77,74%	4,63%	2,65%	100%
Ag 4	0,21%	4,53%	90,97%	4,29%	100%

Finalmente, com a incorporação das novas informações coletadas na segunda visita de campo compõe-se o conjunto de treinamento, quadro 13, para a classificação

definitiva, mostrada na Figura 23(b). A incorporação das novas informações ajudou a diminuir a confusão média que passou de 10,35% a 4,28%.

Quadro 13 - Amostras definitivas para o treinamento.

Tipo Florestal	N° de amostras da pesquisa no mapa de vegetação	N° de amostras da pesquisa de campo	TOTAL
Ag-2	05	16	21
Ag-3	10	13	23
Ag-4	20	09	29
TOTAL	35	38	73

O sistema utilizado permite realizar, antes do processo de classificação, a análise quantitativa das amostras que participaram do treinamento no momento da classificação. Assim, foi possível eliminar as amostras que apresentaram confusão maior que 10% entre as classes e o limiar de aceitação considerado foi de 95%. Assim, das classes Ag 2, Ag 3 e Ag 4 foram eliminadas 4, 5 e 6 amostras respectivamente de

cada classe. Então, com o novo conjunto de treinamento e utilizando-se a técnica de classificação supervisionada de máxima verossimilhança (MaxVer) fez-se uma nova classificação que é tida como referência de comparação com as obtidas com a incorporação da altimetria.

A Figura 23 mostra alguns resultados da classificação com os experimentos de I a IV e que são explicados na seção 9.2.

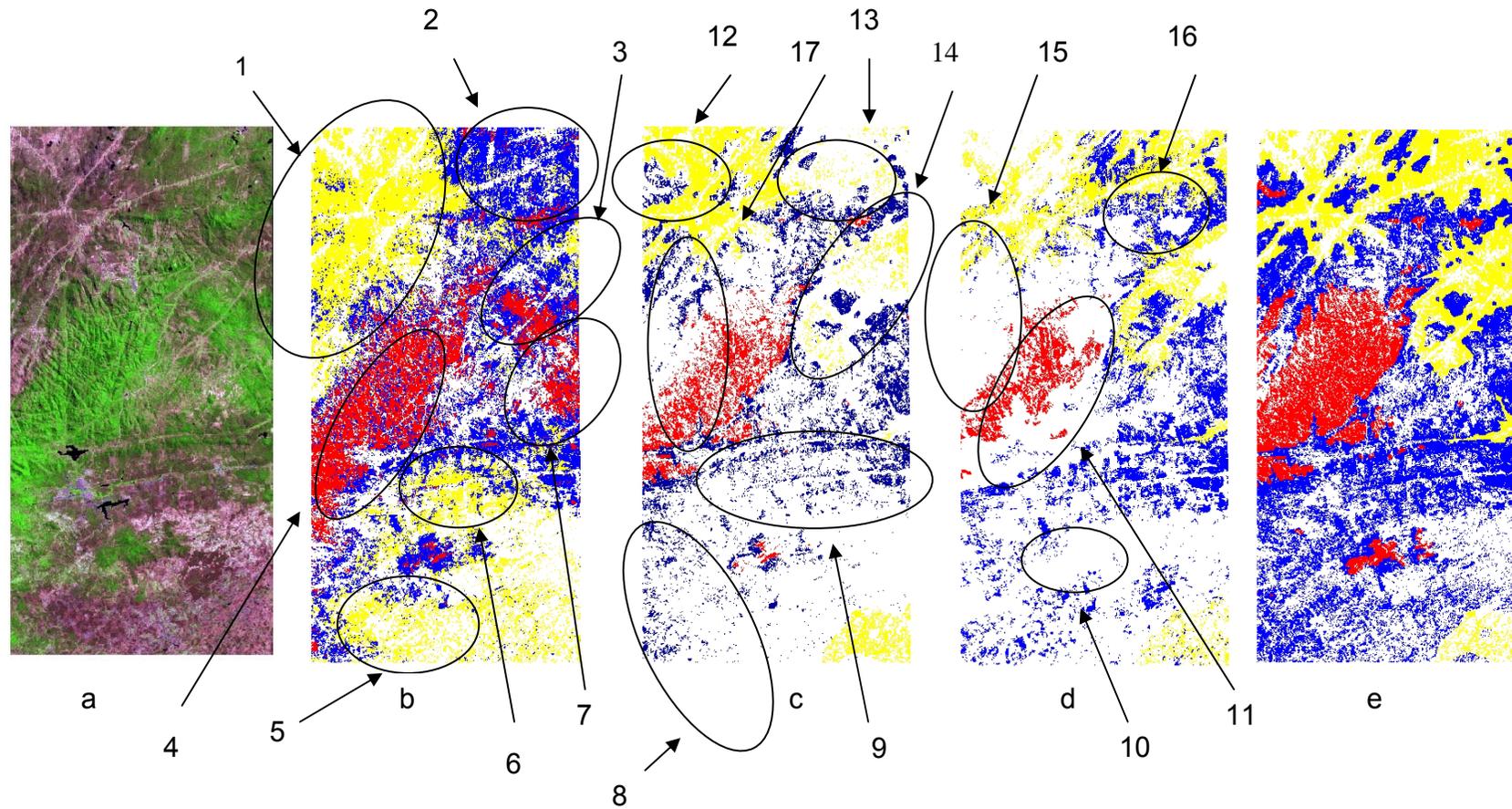


Figura 23 – Resultados: a) Composição das bandas 5, 4 e 3 b) experimento I c) experimento II d) experimento III e) experimento IV

9.2 Análise visual da classificação

A análise mostrada nos itens a seguir estão baseadas na Figura 23 onde é feita uma relação entre o alvo e as classes de vegetação em cada experimento realizado.

9.2.1 Análise visual do experimento I

Alvo 1 os pixels foram classificados na classe Ag 2, na realidade existe uma similaridade espectral entre as classes Ag 2, Ag 3 e Ag 4 que pode ser visto no quadro 19 a seguir. Para o alvo 2 houve similaridade espectral de Ag 2 com Ag 3, ver quadro 19. Já para o alvo 3 ocorreu uma similaridade espectral entre as classes Ag2, Ag 3 e Ag 4. No caso do alvo 4 mostra a similaridade espectral das classes Ag 4 e Ag 3. Pois esta região fica situada no topo da serra onde a ocorrência real é da classe Ag 4 e não da Ag 3. Nos alvos 5 e 6 ocorreu similaridade da classe Ag 2 com a classe Ag 3. Finalmente, no alvo 7 ocorreu similaridade da classe Ag3 com a classe Ag 4.

9.2.2 Análise visual do experimento II

Os alvos 8 e 9 pixels de Ag 3 não foram classificados, essa abstenção pode ser verificada no quadro 23 a seguir. Já para o alvo 12, pixels da classe Ag 4 não foram classificados. Nos alvos 13 e 14 ocorreu uma grande abstenção de pixels da classe Ag 2, o que pode ser verificado no quadro 20. Já para o alvo 17, pixels das classes Ag3 e Ag 4 não foram classificados.

Este experimento mostra que ocorreu uma quantidade significativa de abstenção de pixels. Possivelmente esse resultado melhora com a utilização de amostras mais representativa de cada classe.

9.2.3 Análise visual do experimento III

Nos alvos 10, 11 e 15 pixels das classes Ag 3 e Ag 4 não foram classificados. Já no alvo 16, pixels da classe Ag 4 não foram classificados.

Apesar do experimento não ter apresentado uma resposta visual esperada, ele apresentou uma resposta estatística satisfatória.

9.2.4 Análise visual do experimento IV

O resultado visual mostrado por esse experimento mostra como se apresenta a imagem do experimento I, após o processo de reclassificação que resultou na correção da similaridade espectral entre as classes Ag 2, Ag 3 e Ag 4 classificadas no experimento I em torno de 4,28%.

9.3 Análise numérica dos resultados

Na análise quantitativa dos resultados da classificação são usadas as matrizes de erros, o desempenho geral (global), confusão média, abstenção média e a estatística KHAT (kappa) dos quatro experimentos são mostradas pelos quadros 14, 15, 16 e 17 a seguir.

Quadro 14 - Matriz de erros da classificação sem uso da altimetria

Classes do mapa temático	Verdade de campo				Soma Linh.
	Ag-2	Ag-3	Ag-4	Abstenção	
Ag 2	512 34,27%	16 1,07%	0 0,00%	26 1,74%	554
Ag 3	9 0,60%	237 15,86%	6 0,40%	11 0,74%	263
Ag 4	0,00 0,00%	33 2,21%	600 40,16%	44 2,95%	677
Soma Col.	521	286	606	81	1.494

Classes temáticas	Exatidão do classificador	Exatidão do usuário
Ag 2	98,27%	96,97%
Ag 3	82,87%	94,05%
Ag 4	99,01%	94,79%

Desempenho geral: 90,29 %

Confusão média: 4,28 %

Abstenção média: 5,42%

Estatística KHAT: 85,57 %

A matriz de erro da classificação (quadro 14), mostra a qualidade da classificação que será considerada como referência na comparação dos métodos onde são incorporada a altimetria.

Quadro 15 - Matriz de erros da classificação com uso da altimetria antes do processamento

Classes do mapa temático	Verdade de campo				Soma Linh.
	Ag-2	Ag-3	Ag-4	Abstenção	
Ag 2	633 53,64%	0 0,00%	0,00 0,00%	50 4,24%	683
Ag 3	0 0,00%	297 25,17%	0 0,00%	8 0,67%	305
Ag 4	0 0,00%	0 0,00%	188 15,93%	4 0,34%	192
Soma Col.	633	297	188	62	1.180

Classes temáticas	Exatidão do classificador	Exatidão do usuário
Ag2	100%	100%
Ag3	100%	100%
Ag4	100%	100%

Desempenho geral: 94,74 %

Confusão média : 0,00 %

Abstenção média: 5,26 %

Estatística KHAT: 91,57 %

No quadro 15, observa-se que a exatidão do produtor (classificador) e do usuário para as classes Ag 2, Ag 3 e Ag 4 é de 100%. Isto acontece quando se utiliza a técnica de classificação por estratificação geográfica, isto é, as classes são classificadas separadamente e não existe confusão de similaridade espectral entre elas.

Quadro 16 - Matriz de erros da classificação com uso da altimetria durante o processamento

Classes do mapa temático	Verdade de campo				Soma Linh.
	Ag-2	Ag-3	Ag-4	Abstenção	
Ag-2	234 14,65%	0 0,00%	0 0,00%	13 0,81%	247
Ag-3	0 0,00%	412 25,80%	0,00 0,00%	12 0,75%	424
Ag-4	0 0,00%	5 0,31%	874 54,73%	47 2,94%	926
Soma Col.	239	412	874	72	1.597

Classes temáticas	Exatidão do classificador	Exatidão do usuário
Ag2	100,00%	100,00%
Ag3	98,80%	100,00%
Ag4	100,00%	99,43%

Desempenho geral: 95.18 %

Confusão média: 0.31 %

Abstenção média: 4.51 %

Estatística KHAT: 92.11 %

O quadro 16, mostra que a utilização da altimetria durante o processo de classificação em forma de canal lógico provocou uma grande abstenção na classificação de pixels da classe Ag 4 e que possivelmente esta abstenção provocou o não mapeamento de pixels desta classe situados nos topos de morros, o que pode ser visto na análise visual do experimento III.

Quadro 17 - Matriz de erros da classificação com uso da altimetria após o processamento.

Classes do mapa temático	Verdade de campo				Soma Linh.
	Ag-2	Ag-3	Ag-4	Abstenção	
Ag-2	222.457 22,63%	0 0,00%	0 0,00%	12.579 1,35%	235.036
Ag-3	0 0,00%	528.045 53,73%	0,00 0,00%	26.436 2,57%	554.481
Ag-4	0 0,00%	0 0,00%	178.904 18,20%	14.348 1,50%	193.252
Soma Col.	222.457	528.045	178.904	53.363	982.769

Classes temáticas	Exatidão do classificador	Exatidão do usuário
Ag2	100%	100%
Ag3	100%	100%
Ag4	100%	100%

Desempenho geral: 94,57 %

Confusão média: 0.00 %

Abstenção média: 5,42 %

Estatística KHAT: 91,34 %

O quadro 17, mostra que a exatidão do produtor (classificador) e do usuário são de 100% visto que a técnica do uso da altimetria aplicada no pós-processamento faz com que os erros de inclusão sejam corrigidos em função das regras definidas na ocorrência das classes em relação a variação do gradiente altimétrico.

O resumo dos desempenhos e do coeficiente Kappa dos experimentos realizados, são apresentados no quadro 18. Sendo o experimento I referente a

classificação da imagem sem incorporação de dados auxiliares, experimento II referente a classificação da imagem com incorporação de dados auxiliares no pré-processamento, experimento III referente a classificação da imagem com incorporação de dados auxiliares durante o processo de classificação e o experimento IV referente a classificação da imagem com incorporação de dados auxiliares no pós-processamento, é apresentado no quadro 18.

Quadro 18 - Resumo do desempenho geral e do coeficiente Kappa dos experimentos.

Experimentos	Desempenhos (%)	kappa
I	90,29	0,8544
II	94,74	0,9157
III	95,18	0,9211
IV	94,57	0,9134

Houve uma melhora de aproximadamente 5% na classificação com a incorporação da altimetria antes, durante e depois do processo de classificação que pode ser vista pelos desempenhos e coeficientes Kappa apresentados no quadro 18. Isto mostrou que a altimetria incorporada como dado auxiliar no processo de classificação é uma técnica que serve para minimizar a similaridade entre classes quando se deseja classificar a vegetação por meio de imagem de satélite.

As matrizes de classificação dos quatro experimentos mostrando a distribuição de porcentagem dos pixels classificados corretamente e erroneamente são mostradas pelos quadros 19, 20, 21 e 22.

Quadro 19 – Matriz de classificação (experimento I).

Classes do mapa temático	Verdade de campo				
	Ag 2	Ag 3	Ag 4	Abst.	Soma
Ag 2	92,42%	2,89%	0,00%	4,69%	100%
Ag 3	3,42%	90,11%	2,28%	4,19%	100%
Ag 4	0,00%	4,87%	88,64%	6,49%	100%

No quadro 19, pode-se verificar que 2,89% dos pixels da classe Ag 2 amostrada, foram classificados como pertencentes a classe Ag 3, tem-se uma confusão de similaridade espectral da classe Ag 2 com Ag 3. Os 3,42% dos pixels da classe Ag 3 amostrada, foram classificados como pertencentes a classe Ag 2 e 2,28% foram classificados como pertencentes a classe Ag 4, o que mostra uma confusão de similaridade espectral da classe Ag 3 com as classes Ag2 e Ag 4. Já os 4,87% dos pixels da classe Ag 4 amostrada, foram classificados como pertencentes a classe Ag 3.

Quadro 20 – Matriz de classificação (experimento II)

Classes do mapa temático	Verdade de campo				
	Ag 2	Ag 3	Ag 4	Abst.	Soma
Ag 2	92,67%	0,00%	0,00%	7,33%	100%
Ag 3	0,00%	97,37%	0,00%	2,63%	100%
Ag 4	0,00%	0,00%	97,92%	2,08%	100%

A matriz de classificação experimento II (quadro 20), não apresentou confusão de similaridade entre classes em virtude dessas serem classificadas em separado. O que é uma particularidade da técnica utilizada. O sucesso desse método é atingido quando se tem um bom conjunto de treinamento.

Quadro 21 – Matriz de classificação (experimento III).

Classes do mapa temático	Verdade de campo				
	Ag 2	Ag 3	Ag 4	Abst.	Soma
Ag 2	94,74%	0,00%	0,00%	5,26%	100%
Ag 3	0,00%	97,17%	0,00%	2,83%	100%
Ag 4	0,00%	0,54%	94,38%	5,08%	100%

Na matriz de classificação do experimento III observa-se que 0,54% dos pixels da classe Ag 4 amostrada, foram classificados como pertencentes a classe Ag 3. Apesar dessa matriz apresentar um bom resultado para a classificação, o resultado visual (Figura 24d) mostra que não foram classificados os pixels que ocorrem nos topos de morros tendo pequenas áreas com tipo florestal Ag 4.

Quadro 22 – Matriz de classificação (experimento IV).

Classes do mapa temático	Verdade de campo				
	Ag 2	Ag 3	Ag 4	Abst.	Soma
Ag 2	94,65%	0,00%	0,00%	5,35%	100%
Ag 3	0,00%	95,23%	0,00%	4,77%	100%
Ag 4	0,00%	0,00%	92,58%	7,42%	100%

A matriz de classificação correspondente ao experimento IV não apresenta confusão de similaridade espectral, visto que, a técnica pós-classificação utilizada promove a reclassificação dos pixels classificados incorretamente.

Fazendo-se uma análise dos quadros 20, 21 e 22 em relação ao quadro 19, pode-se concluir que as três técnicas de integração da altimetria no processo de classificação supervisionada utilizadas mostraram que são eficientes para diminuir a similaridade espectral entre classes de tipos florestais.

Como visto anteriormente, a abstenção representa o quanto de pixels não foi classificado. Sendo assim, o quadro 23 mostra a abstenção de pixels dos experimentos realizados por classes temáticas.

Quadro 23 – Abstenções de pixels dos quatro experimentos.

Classes temáticas	Experimento I	Experimento II	Experimento III	Experimento IV
Ag 2	4,69%	7,33%	5,26%	5,35%
Ag 3	4,19%	2,63%	2,83%	4,77%
Ag 4	6,49%	2,08%	5,08%	7,42%

Verifica-se, no quadro 23, que a maior abstenção dos pixels da classe Ag 2 ocorreu no experimento II e a menor de pixels ficou por conta da classe Ag 4 no experimento II.

10. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Esta dissertação teve como objetivo desenvolver uma metodologia que melhorasse a classificação por máxima verossimilhança, a partir de dados auxiliares. No caso aqui desse estudo foi utilizado como dado auxiliar a altimetria, visto que os tipos florestais estudados ocorrem em determinados intervalos de altimetria.

A pesquisa de campo foi um importante apoio para a elaboração deste trabalho além dos dados cartográficos da área tais como: mapa topográfico, mapa de vegetação, imagem ETM+ do Landsat 7 e também a utilização do ambiente do sistema SPRING na versão 4.0.

As três técnicas de integração da altimetria no processo de classificação supervisionada utilizadas mostraram que são eficientes para diminuir a similaridade espectral entre classes de tipos florestais em áreas onde a topografia influencia no porte da vegetação (áreas de matas serranas e de brejos de altitudes).

A utilização da altimetria antes do processo de classificação requer que além de se ter os intervalos de ocorrência dos tipos florestais bem definidos precisa-se também compor um bom conjunto de treinamento para que seja mínima a abstenção de pixels não classificados em cada classe, uma vez que estas são classificadas separadamente.

A técnica de pós-classificação utilizando a altimetria como dado auxiliar oferece diversas vantagens. Primeiramente, é simples, rápida e facilmente implementada. Segundo é eficiente porque funciona somente com classes de “problemas”. Terceiro, é relativamente simples incluir diversos tipos de dados auxiliares. Finalmente, porque é efetuado após a classificação, erros produzidos na seleção das normas podem ser corrigidos facilmente e não requerem que a classificação seja refeita.

A determinação da matriz de erros permite verificar e analisar as confusões ocorridas entre as classes temáticas levantadas e a acurácia da classificação por meio do desempenho geral e do coeficiente kappa.

Os valores obtidos do coeficiente Kappa, menores do que a Exatidão Global justifica-se pelo fato do índice Kappa considerar todas as células da matriz de erros.

Foram elaborados programas na linguagem LEGAL do SPRING para desenvolver as metodologias e que estão relacionados no anexo deste trabalho.

Como resultado da incorporação da altimetria antes do processo de classificação tem-se um desempenho global de 94,74% e um coeficiente kappa de 0,9157 (91,57%). Já para a da altimetria durante do processo de classificação tem-se um desempenho global de 95,18% e um coeficiente kappa de 0,9211 (92,11%). E finalmente na incorporação da altimetria após o processo de classificação tem-se um desempenho global de 94,57% e um coeficiente kappa de 0,9134 (91,34%). Isto é um bom resultado, visto que contribui com a melhora da estimativa das áreas cobertas com os tipos florestais estudados.

Como recomendação tem-se que as técnicas aqui desenvolvidas para incorporar o dado de altimetria no processo de classificação, requerem que o analista tenha o conhecimento detalhado dos objetos de interesse e seu relacionamento com o dado auxiliar antes de tentar melhorar a classificação e que o número de classes que apresentem similaridade espectral seja pequeno.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, S. G. & BANDEIRA, G. R. L. Effect of thinning and slashing on forage phytomass from a caatinga of Petrolina, Pernambuco, Brasil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 30 : 885-891. 1995.

ANDRADE LIMA, D. **Estudos Fitogeográficos de Pernambuco**. Arq. Inst. Pesq. Agrônômica de Pernambuco, Recife, 1960.

_____. **The caatingas dominium**. In: Revista Brasileira de Botânica, n. 4, p. 149 -153, 1981.

ARONOFF, S.; **Geographic information systems: A management perspective**. 1.ed. Ottawa, WDL, 1989. 295p.

BAKKER, H. W. et al. **Principles of Remote Sensing – An introductory textbook**. ITC Education Textbook Series, The Netherlands. 2001. 170 p.

BOLSTAD, P. V., & LILLESAND, T. M. Improved classification of forest vegetation in northern Wisconsin through a rule-based combination of soils, terrain, and Landsat Thematic Mapper data. **Forest Science** 38: 5-20. 1992.

_____. Rule-based classification models: flexible integration of satellite imagery and thematic spatial data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 58(7):965-971, 1992.

BRASIL, Ministério da Ciência Tecnologia e Comissão de Cartografia. **Cartografia e aerolevanteamento-legislação**. Brasília, 1996. p.26-27.

CAETANO, M., SANTOS, J. & NAVARRO, A. **A multi-strategic approach for land use mapping of urban areas by integrating satellite and ancillary data**, **Proceedings of the 1997 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'1997)**. 240-242. Singapura. 1997.

CAETANO, M. e SANTOS, T. **Updating land cover maps with satellite images**. Proceedings of IGARSS'2001, Sydney.

CÂMARA, G. **Modelos, Linguagens e Arquitetura para Banco de Dados Geográficos**. Tese de Doutorado, INPE-São José dos Campos, SP, 1995.

CÂMARA, G. et al. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. <http://www.dpi.br/Gilberto/livro/introd/index.html>. Acesso 30/05/2002.

CAMPAGNOLO, M.L. & CAETANO, M. **Abordagens multi-estratégicas para classificação de imagens de satélite**. Relatório do Projecto DGOT/JNICT (28/94). Publicação Técnica. CNIG. 1997.

CHEN, S. C. Metodologia de Análise Digital de Dados Orbitais. In: FORMAGGIO et al. **O Sensoriamento Remoto na Agricultura: Conceitos Básicos, Metodologia e Aplicações**. São José dos Campos, INPE, p. 107-126, 1989.

CHUVIECO, E. **Fundamentos de Teledeteccion Espacial**. Espanha, ed. Unigraf s/a, 1992.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1992.

DALAZOANA, R. & FREITAS, S.R.C. Efeitos na Cartografia devido a Evolução do Sistema Geodésico Brasileiro adoção de um Referencial Geocêntrico. **REVISTA BRASILEIRA DE CARTOGRAFIA**, nº54, dezembro 2002.

DANSEREAU, P. **The continuum concept of vegetation : responses**. Botanical review, 34 (3) 253-332, 1968.

EGLER, W. A. Contribuição ao estudo da caatinga pernambucana. **Revista Brasileira de Geografia**, 13 (4) : 577-590, out. / dez. 1951.

EITEN, G. **Classificação da vegetação do Brasil**. Brasília, CNPq, 1983. cap. 5, p. 18-19.

FRANK, T. D. Mapping dominant vegetation communities in the Colorado Rocky Mountain front range with Landsat Thematic mapper and digital terrain data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. 54: 1727-1734. 1988.

FRANKLIN, J., C. E. WOODCOCK, E R. WARBINGTON. Multi-attribute vegetation maps of Forest Service lands in California supporting resource management decisions. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing** 66: 1209-1217. 2000.

FRANKLIN, S. E. & WILSON, B. A. A Three Stage Classifier for Remote Sensing of Mountain Environment. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 58(4):449-454, 1992.

FRANKLIN, S. W. & PEDDLEY, D. R. “**Spectral Texture for Improved Class Discrimination in Complex Terrain**”. *International Journal of Remote Sensing*, 10:1437-1443, 1989.

GALVÃO, M. V. Regiões Bioclimáticas do Brasil. **Revista Brasileira de Geografia**. 29 (1) : 3 - 6, jan. / mar., 1967.

HUTCHINSON, F. C.. Techniques for Combining Landsat and Ancillary Data for Digital Classification Improvement. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 48(1):123-130, 1982.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo Demográfico 2000. Vol. 2 Região Nordeste**. Rio de Janeiro: IBGE 2003.1 CD-ROM.

JANSSEN, L. F. et al. Integrating topographic data with remote sensing for land-cover classification, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 56(11): 1503-1506, 1990.

JENSEN, J. R. & TOLL, D. L.: Detecting residential land-use development at the urban fring, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, vol. 48(1982), pp111-127.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**. 2nd. Ed., Saddle River, N. J. : Prentice-Hall, 1986, 316p.

_____. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 2nd edition. Upper Saddle River: Prentice-Hall. 1996. 379p.

JONES, A. R. et al. “ **Use of Digital Terrain Data in the Interpretation of SPOT-1 HRV Multispectral Imagery**”, *International Journal of Remote Sensing*, 9(4):669-682, 1988.

KENK, E. et al. “**Metthods for Improving Accuracy of Thematic Mapper Ground Cover Classification**”. *International Journal of Geographical Information Systems*, 14:17-31. 1988.

KUHLMANN, E. O domínio da caatinga. **Boletim Geográfico**, 33 (241) : 65 -72. jul. / ago. 1974.

LEAL, I. R. et al. **Ecologia e conservação da caatinga**. Recife : Ed. Universitária da UFPE, 2003.

LEES, B. G. & RITMAN, K. Decision-tree and rule-introduction approach to integration of remotely sensed and GIS data in mapping vegetation in disturbed or hilly environments. **Environmental Management** 15: 823-831. 1991.

LILLESAND, T. M, & KIEFER, R. W. **Remote sensing and image interpretation**. Fourth edition. New York: John Wiley & Sons, Inc. 2000.

MATHER, P. M. **A computationally Efficient Maximum-likelihood Classifier Employing Prior for Remotely Sensed Data**. International Journal of Geographical Information Systems, 6:369-376, 1985.

MENEZES, J. S. et al. **Introdução ao processamento de imagens digitais de satélite de Sensoriamento Remoto**. Brasília, DF, Universidade de Brasília, 1991. 96p.

MENEZES, P.R. & MADEIRA NETO, J.S. **Sensoriamento Remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília, DF, Universidade de Brasília, 2001. 262p.

MOIK, J.G. **Digital Processing of Remotely Sensed Images**. Goddard Space Flight Center, 1980.

NOVO, E.M.L. de M. **Sensoriamento Remoto-Princípios e Aplicações**. 2ª edição. Edgard Blucher Ltda, São Paulo, 1992, 308 p.

OLIVEIRA, H. N. B. **Segmentação e Classificação de Imagens Landsat TM**. Curitiba,1999. Dissertação (Mestrado em Informática) – Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná.

PEDLEY, M. I. & CURRAN, P. J. “**Per-field Classification: An Example Using SPOT HRV Imagery**”. International Journal of Remote Sensing, 12(11):2181-2192, 1991.

PERNAMBUCO. Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente. **Atlas da Biodiversidade de Pernambuco**. Recife: SECTMA, 2002.

_____. Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente. **Diagnóstico do Setor Florestal do Estado de Pernambuco**. Recife: SECTMA, 1998.

RICHARDS, J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**. New York:Springer-Verlag, 281p. , 1986.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 2 edição. Uberlândia: Universidade Federal de Uberlândia, 1992. 117p.

RIAÑO, D.; CHUVIECO, E.; SALAS, J.; and AGUADO, I. Assessment of Different Topographic Corrections in Landsat TM Data for Mapping Vegetation Types. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.41, n. 5, p. 764-770, may 2003.

SÁ, I. B. **Aplicação Multiestágio em Sensoriamento Remoto para Mapeamento da Vegetação de Caatinga : Estudo de Caso, Petrolina-PE**. Dissertação de mestrado. INPE, 1991.

SECTMA. Conselho Nacional da Reserva da Biosfera da Caatinga. **Cenários para o Bioma Caatinga**. Recife: SECTMA, 2004. 283p.

SCHOWENGERDT, R.A. **Techniques for Image Processing and Classification in Remote Sensing**. Academic Press, London, 1980.

SILVA FILHO, A. A. et al. Mapeamento do Cobertura Florestal Nativa Lenhosa do Estado de Pernambuco. In: **Desenvolvimento Florestal Integrado no Nordeste**. FO: BRA/87/007, Documento de Campo N°17, Recife, 26p, 1998.

SILVA, A. J. F. M. Classificação automática bayesiana de imagens de satélite. Rio de Janeiro.

SIMONETT, D. S. The development and principles of remote sensing. In : Manual of Remote Sensing. 3ª Ed. Vol. 1. Sheridan Press. American Society of photogrammetry: USA, 1989.

SKIDMORE, A. K. An expert system classifies eucalypt forest types using thematic mapper data and a digital terrain model. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing** 55: 1449-1464. 1989.

SLATER, N. P. **Remote sensing optics and optical systems**. London: Addison-Weesley Pub, 1980. 575p.

SPRING - **Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas**, INPE, São José dos Campos, SP, <http://www.dpi.inpe.br/spring>, 1998.

STALLINGS, C. et al. Incorporating Ancillary Data into a Logical Filter for Classified Satellite Imagery, **Geocarto International**, vol 14: 42-51,1999.

STRAHLER, A. H., LOGAN, T.L. & BRYANT, N. A. Improving forest cover classification accuracy from Landsat by incorporating topographic information **Proceedings of the Twelfth international symposium on remote sensing of environment**, 927-942. Michigan, USA. 1978.

TROTTER, C. M. “**Remotely-sensed Data as an Information Source for Geographical Information Systems in Natural Resource Management: A Review**”. *International Journal of Geographical Information Systems*, 5(2):225-239, 1991.

VASCONCELOS SOBRINHO, J. **As Regiões Naturais de Pernambuco, O Meio e a CIVILIZAÇÃO**. Livraria Bast. 1949.

VELLOSO, A. L. et. al. **ECORREGIÕES: Proposta para o Bioma Caatinga**. Recife: Associação Plantas do Nordeste; Instituto de Conservação Ambiental The Nature Conservancy do Brasil, 2002. 76 p.

WHITE, J. D.; KROH G. C. & PINDER, J. E. Forest mapping at Lassen Volcanic National Park, California, using Landsat TM data and a geographical information system. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing** 61: 299-305. 1995.

WOODCOCK, C. E.; COLLINS, J. B.; GOPAL, S.; JAKABHAZY, V. D.; LI, X.; MACOMBER, S.; RYHERD, S.; HARWARD, V. J.; LEVITAN, J. & WU, Y. Mapping forest vegetation using Landsat TM imagery and a canopy reflectance. **Remote Sensing of Environment** 50: 240-254. 1994.

WOODCOCK, C. E., COLLINS, J. B. JAKABHAZY, V. D., LI, X. , MACOMBER, A. & Y. WU. Inversion of the Li-Strahler canopy reflectance model for mapping forest structure. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing** 35: 405-414. 1997.

ANEXO 1

A Linguagem LEGAL

Neste item, procura-se descrever de forma resumida sobre uma pequena visão da linguagem LEGAL, visto que a mesma foi utilizada para gerar alguns resultados.

A Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico – LEGAL, é uma linguagem de comandos interpretados para uso em análise geográfica que esta disponível no ambiente do sistema SPRING.

Um programa em LEGAL consiste de uma seqüência de operações descritas por sentenças organizadas segundo regras gramaticais, envolvendo operadores, funções e dados espaciais, categorizados segundo o modelo de dados do Spring, e representados em planos de informações e mapas cadastrais de um mesmo banco de dados / projeto Spring. Planos das categorias numérico e imagem correspondem a representação em formato matricial. A maioria dos operadores sobre planos do modelo temático também faz uso de representações matriciais. Mapas do modelo cadastral, que representam espacialmente dados do modelo Objeto, fazem uso de representações no formato vetorial.

Assim, um programa em LEGAL é constituído de sentenças (linhas de comando), que estão estruturadas em três partes: declarações, instanciações e operações.

Declarações: nesta parte são definidas as variáveis de trabalho. Cada variável deve ser declarada explicitamente, isto é, deve-se fornecer um nome e associá-la a uma categoria no esquema conceitual.

Exemplos:

Imagem banda3, banda4, banda5 (“Landsat”);

Tematico vegetação(“Tipo_ Vegetação”), solo(“Tipo_ Solo”);

Numerico alti (“ALTIMETRIA”)

Instanciação: nesta parte recuperam-se os dados já existentes do banco de dados ou cria-se um novo plano de informação. Este novo plano de informação poderá então ser associado ao resultado de operações em LEGAL. Assim, a linguagem permite a criação de novos planos de informações (PIs) para armazenar resultados de expressões envolvendo outras representações, utilizando a palavra reservada NOVO, ou ainda a recuperação de planos de informações (PIs) previamente criados, por meio da palavra Recupere.

Exemplos de recuperação de PIs:

tema = Recupere (Nome = “vegetação”);

alti = Recupere (Nome = “CotasAltimetricas”);

ima = Recupere (Nome = “TM4”);

Exemplos de criação de PIs:

solo = Novo (Nome = “solos_A”, ResX=50, ResY=50, Escala=100000, Repres = Vetor);

alti = Novo (Nome = “Altimetria”, ResX=50, ResY=50, Escala=100000, Min=0, Max=100);

ima = Novo (Nome = “ImagemTM_Res”, ResX=30, ResY=30);

Operações: após a declaração e instanciação das variáveis segue-se a definição das ações validas sobre elas. Os resultados de ações em LEGAL são invariavelmente representados por operações. Numa operação uma variável recebe o resultado do processamento de expressões envolvendo operadores da linguagem que atuam sobre as variáveis declaradas e instanciadas previamente no programa.

ANEXO 2

```
//Programa para recortar a imagem original (Mascarar uma Imagem)
{
// Declaração das variáveis
    Imagem tm5, tm5M ("imagem");
    Tematico masc ("fatiamento");
// Instanciação das variáveis
    tm5 = Recupere(Nome = "TM2001_1_1");
    masc = Recupere (Nome = "Fat5");
    tm5M = Novo(Nome="nova_imagem", ResX=30, ResY=30);
// Operação de cruzamento : imagem binária x banda da imagem original
    tm5M = masc.Class == "me550" ? tm5 : 255 ;
}
```

O programa nos transmite a seguinte informação, se a classe for igual a me550, faça com que a imagem naquele ponto fique igual a imagem utilizada como mascara, caso contrario fique branca. Este processo foi utilizado para obter os outros recortes referentes aos intervalos de ocorrência da vegetação, quadro 24(anexo 3).

ANEXO 3

- Quadro 24 – Recortes da imagem original segundo intervalos de alturas

Banda 3	Banda 4	Banda 5	Intervalo de Altura(m) e Tipo florestal
			0 – 500 (Ag 2)
			550 - 750 (Ag 3)
			> 750 (Ag 4)

ANEXO 4

//Programa para o cruzamento dos planos de informações

//

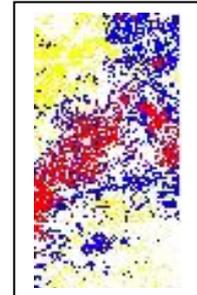
{//Declaração das variáveis temáticas

Tematico veg("fatiamento"), alt("fatiamento"), mq("fatiamento");

//Instanciações das variáveis temáticas

veg = Recupere(Nome="ClassT5-T_T");

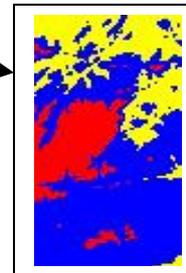
instancia



alt = Recupere(Nome="Fat5_T");

mq = Novo(Nome="Mapaorg", ResX=30,ResY=30,Esca=100.000);

instancia



//Operações para o cruzamento

mq = Atribua(CategoriaFim = "fatiamento")

instancia

{

"Aaa" : (veg.Classe == "Ag3" && alt.Classe == "me550")||

(veg.Classe == "Ag4" && alt.Classe == "me550")||

(veg.Classe == "Ag2" && alt.Classe == "me550"),

"Aaf" : (veg.Classe == "Ag2" && alt.Classe == "maiq550")||

(veg.Classe == "Ag4" && alt.Classe == "maiq550")||

(veg.Classe == "Ag3" && alt.Classe == "maiq550"),

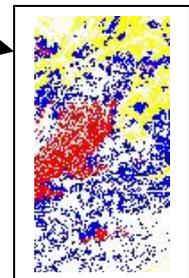
"Aar" : (veg.Classe == "Ag4" && alt.Classe == "maiq750") ||

(veg.Classe == "Ag2" && alt.Classe == "maiq750") ||

(veg.Classe == "Ag3" && alt.Classe == "maiq750") };

}

processa



ANEXO 5

1. TEORIA DE BAYES PARA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Na classificação da cobertura vegetal e de solo contidas numa imagem, necessita-se de uma formulação matemática para que o computador possa decidir a qual das duas classes um determinado pixel pertence. Quando, na imagem, se dispõe de um grande número de pixels destas classes, pode-se calcular o histograma de frequência relativa característica de cada classe, que pode ser considerado como aproximação para a função de densidade de probabilidade (FDP), Figura 24. A função de densidade de probabilidade condicional, $p(x|1)$ e $p(x|2)$, representa a probabilidade de um pixel com valor x ocorrer na classe 1 ou na classe 2 respectivamente.

A função de densidade de probabilidade de cada classe pode ser ainda ponderada pela probabilidade “a priori” $p(i)$, da classe i ocorrer na imagem. Em sensoriamento remoto a probabilidade “a priori” pode ser estimada através do conhecimento da área, de mapas existentes, e de dados históricos. Portanto, a função $p(x|i)p(i)$, representa a probabilidade que um pixel de valor x possa pertencer à classe i . No caso da Figura 26, tem-se o efeito da probabilidade a priori sobre as FDP's das classes $i = 1, 2$.

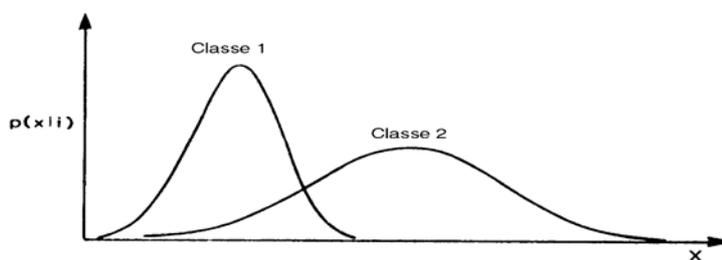


Figura 24 – Função Densidade de Probabilidade das classes 1 e 2.

Fonte: SCHOWENGERDT (1980).

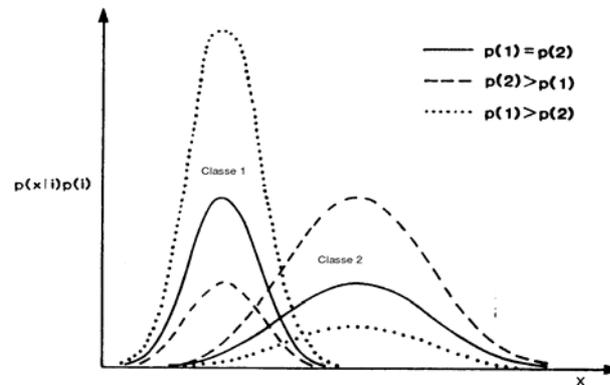


Figura 25 – Efeito da probabilidade “a priori” sobre as funções de densidade de probabilidades das classes 1 e 2.

Fonte: SCHOWENGERDT, (1980).

Para classificar um pixel, precisa se conhecer a probabilidade “a posteriori” $p(i/x)$ deste pixel pertencer a cada uma das classes de interesse i , dado que o pixel tem um valor x . Segundo, (SCHOWENGERDT, 1980), isto pode ser calculado por:

$$p(i|x) = \frac{p(x|i)p(i)}{p(x)} \quad (10)$$

onde: $p(x) = \sum_{i=1}^n p(x|i)p(i)$ é a probabilidade do pixel de nível de cinza x ocorrer.

Para o caso visto anteriormente $n = 2$.

n é o número de classes

x é uma variável aleatória dada pelos níveis de cinza

$p(i|x)$ é a probabilidade “a posteriori” da classe i dado que o pixel x ocorrer.

$p(x|i)$ é a função de densidade de probabilidade que representa a distribuição dos níveis de cinza dentro da classe i .

$p(i)$ é a probabilidade “a priori” da classe i ocorrer na área de interesse.

$p(x)$ é a probabilidade do pixel x ocorrer.

A regra de decisão de Bayes pode ser formulada a partir da probabilidade “a posteriori” da equação (10). Como $p(x)$ é igual em ambas as classes, numa comparação, pode ser simplificada por :

Um pixel x pertence a classe 1 se $p(x|1) p(1) > p(x|2) p(2)$

Um pixel x pertence a classe 2 se $p(x|2) p(2) > p(x|1) p(1)$

No caso de igualdade, depende do classificador o pixel x irá pertencer a classe 1 ou a classe 2.

1.1 Função discriminante

A regra de decisão de Bayes pode ser formulada, para duas classes num espaço unidimensional, supondo a função discriminante $D_i(x)$ onde i é o número de classes. No caso $i = 1, 2$. Tem-se que :

um pixel x pertence à classe 1, se $D_1(x) > D_2(x)$

um pixel x pertence à classe 2, se $D_2(x) > D_1(x)$.

Uma classificação ótima do ponto de vista da teoria de Bayes, é obtida quando se utiliza a probabilidade “a posteriori” como função discriminante:

$$D_i(x) = p(x|i) p(i) \quad (11)$$

A função discriminante $D_i(x)$ é uma simplificação da equação (10) de probabilidade a posteriori $p(i/x)$ desprezando o denominador $p(x)$, já que ele é uma constante para a classe i .

O ponto de interseção das duas funções discriminantes X_D é o limite de decisão. Para direita a decisão é a favor da classe 2 e à esquerda é a favor da classe 1, conforme na Figura 27.

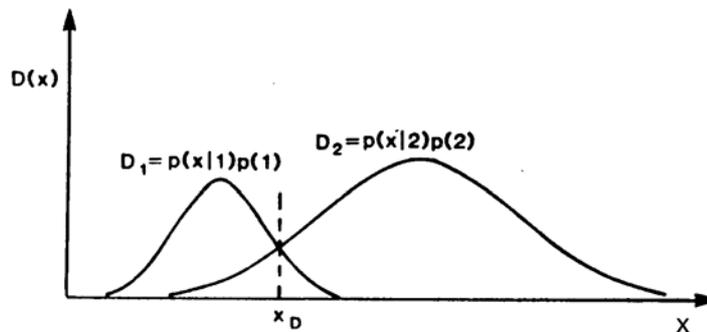


Figura 26 – Função Discriminante Ótimas de Bayes para as classes 1 e 2

Fonte: SCHOWENGERDT (1980).

Para efeito de simplificação computacional, outras funções discriminantes podem ser derivadas a partir da apresentada na equação (11), desde que esta nova função seja uma transformação monotônica da original. O limite de decisão permanece inalterado para qualquer função monotônica de função discriminante D . Pode-se escolher a equação (12) para representar a função discriminante da equação (11).

$$D_i(x) = \ln [p(x|i) p(i)] \quad (12)$$

O verdadeiro valor da probabilidade não é representado por esta função, mas ela permite analisar sua variação. Por isso, pode ser usada como a função discriminante. Assumindo que a função de densidade de probabilidade das classes segue uma distribuição normal, isto é:

$$p(x | i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (13)$$

onde: μ_i = média de x para a classe i

σ_i^2 = variância de x para a classe i

a função discriminante ótima de Bayes para classe i, pode ser escrita como:

$$D_i(x) = \ln [p(x|i) p(i)] \therefore D_i(x) = \ln[p(x/i)] + \ln[p(i)] \quad (14)$$

Substituindo-se (13) em (14), tem-se :

$$D_i(x) = \ln [p(i)] - \ln [2\pi]^{1/2} - \frac{1}{2} \ln [\sigma_i^2] - \frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad (15)$$

Esta função tem uma forma computacional muito eficiente porque só o último termo depende de x, e conseqüentemente o único que deve ser calculado para cada pixel, sendo uma simples função quadrática. Além disso, o termo $\ln [2\pi]^{1/2}$ é constante e pode ser desprezado para efeito de comparação.

1.1.1 Extensão para o caso multidimensional

Até o momento, tratou-se a variável de medidas dos dados x como sendo unidimensional, ou seja, para uma única banda. No entanto, no Sensoriamento Remoto é mais freqüente a classificação de variáveis multidimensionais, correspondentes aos valores armazenados em uma imagem multiespectral, ou seja, com “ n “ bandas. Para o caso de n bandas, o pixel é descrito por um vetor de medidas X que representa o conjunto de tons de cinza em cada banda (Figura 27). As funções de probabilidade p (x|i), tornam-se funções multivariadas de P(X|i), e as partições das classes serão representadas por linhas curvas (em duas dimensões),

superfícies (no caso de três dimensões) e hiper superfície para o caso de mais dimensões.

Na Figura 27, mostra-se como é descrito um vetor X para o caso de ser utilizado n bandas. Assim, tem-se:

$X_{i,j} = [X(1)_{i,j}, X(2)_{i,j}, \dots, X(n)_{i,j}]$, onde $X(k)_{i,j}$ é o tom de cinza da posição (i,j) da banda k e $k = 1, 2, 3, \dots, n$.

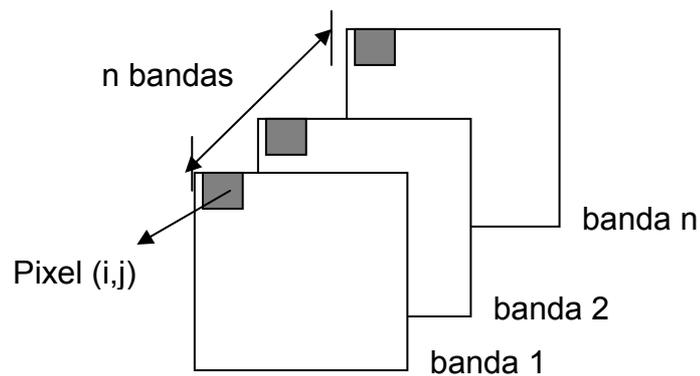


Figura 27 – Vetor X para o caso de n bandas.

A Figura 28, mostra as funções multivariadas de $p(x|i)$ para o caso de duas dimensões (banda 1 e banda 2) e considerando-se a variação do nível de cinza que é 0 a 255.

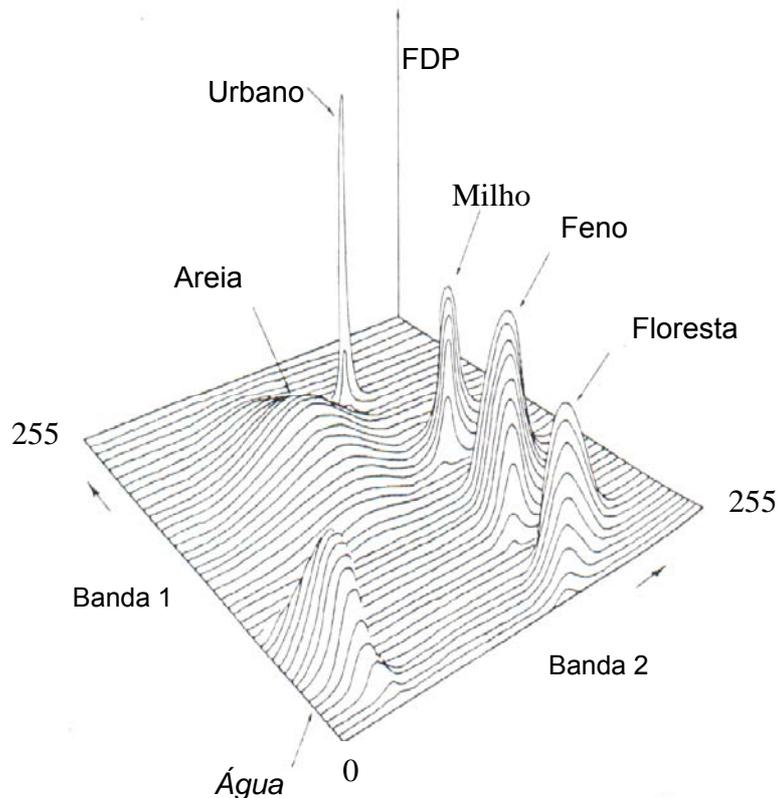


Figura 28 – Funções Densidade de Probabilidade para duas dimensões

Fonte : Adaptado de LILLESAND & KIEFER (2000).

No caso bidimensional, onde utiliza-se apenas duas bandas, tem-se como parâmetros da distribuição normal: vetor da média das classes M e a matriz de covariância Σ .

$$M = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22}^2 \end{pmatrix}$$

onde, μ_1 e μ_2 são às médias da classe nas bandas 1 e 2, respectivamente, σ_{11}^2 e σ_{22}^2 são as variâncias e σ_{12} e σ_{21} são as covariâncias. A matriz de covariância é Σ uma matriz simétrica, pois $\sigma_{12} = \sigma_{21}$.

Os elementos de Σ são calculados a partir de uma amostragem de pixels típicos da classe i .

A forma geral da distribuição normal e da função discriminante para K – dimensões é dada por (SCHOWENGERD, 1980), como:

$$p(X | i) = \frac{1}{|\Sigma_i|^{1/2} (2\pi)^{k/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - M_i)^T \Sigma_i^{-1}(X - M_i)\right] \quad (16)$$

onde, X = vetor do pixel medido

M_i = vetor das médias para a classe i

Σ_i = matriz covariância (simétrica de ordem $K \times K$) para a classe i ,

e a função discriminante ótima de Bayes, se torna :

$$D_i(X) = \ln[p(i)] - \frac{K}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2}(X - M_i)^T \Sigma_i^{-1}(X - M_i) \quad (17)$$

Esta formulação é conhecida como o método da Máxima Verossimilhança que foi abordado na pesquisa.