

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA
SETOR DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA
MESTRADO EM GESTÃO DO TERRITÓRIO

WILLIAN SAMUEL SANTANA DA ROZA

APLICAÇÃO DO CLASSIFICADOR SVM E DADOS ALTIMÉTRICOS NA
ESPACIALIZAÇÃO DE CLASSES DE VEGETAÇÃO NUMA PORÇÃO LITORÂNEA
DO ESTADO DO PARANÁ

PONTA GROSSA
2014

WILLIAN SAMUEL SANTANA DA ROZA

APLICAÇÃO DO CLASSIFICADOR SVM E DADOS ALTIMÉTRICOS NA
ESPACIALIZAÇÃO DE CLASSES DE VEGETAÇÃO NUMA PORÇÃO LITORÂNEA
DO ESTADO DO PARANÁ

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia–Mestrado em Gestão do Território da Universidade Estadual de Ponta Grossa, como requisito parcial para obtenção do título de mestre.

Orientação: Prof^ª. Dr^ª. Selma Regina Aranha Ribeiro.

PONTA GROSSA
2014

Ficha Catalográfica Elaborada pelo Setor Tratamento da Informação Bicen/UEPG

R893a Roza, Willian Samuel Santana da
Aplicação do classificador SVM e dados altimétricos na
especialização de classes de vegetação numa porção litorânea do Estado
do Paraná / Willian Samuel Santana da Roza. Ponta Grossa, 2014.
105 f.

Dissertação (Mestrado em Gestão do Território - Área de
Concentração: Gestão do Território), Universidade Estadual de Ponta
Grossa.

Orientadora: Profa. Dra. Selma Regina Aranha Ribeiro.

1. Mata Atlântica. 2. Classificação digital multifontes. 3. Modelo
digital de elevação. I. Ribeiro, Selma Regina Aranha. II. Universidade
Estadual de Ponta Grossa. Mestrado em Gestão do Território. III. T.

CDD: 634.9

TERMO DE APROVAÇÃO

WILLIAN SAMUEL SANTANA DA ROZA

**“ESPACIALIZAÇÃO DOS REMANESCENTES FLORESTAIS E
FORMAÇÕES PIONEIRAS DA PORÇÃO SUDESTE DA FLORESTA
OMBRÓFILA DENSA DO ESTADO DO PARANÁ MEDIANTE PRODUTOS
ORBITAIS E DADOS AUXILIARES DE ALTITUDE”**

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Curso de Pós-Graduação em Geografia – Mestrado em Gestão do Território, Setor de Ciências Exatas e Naturais da Universidade Estadual de Ponta Grossa, pela seguinte banca examinadora:

Orientadora:


Prof.^a. Dr.^a. Selma Regina Aranha Ribeiro
UEPG


Prof. Dr. Flávio Jorge Ponzoni
INPE


Prof.^a. Dr.^a. Rosemeri Segecin Moro
UEPG

Ponta Grossa, 27 de março de 2014.

Dedico esta pesquisa
aos meus avôs (*in memoriam*) paterno e materno
Sebastião Santana da Rosa e Paulo de Ramos,
por terem sido grandes exemplos de honestidade, responsabilidade e amor.
A eterna saudade e o profundo afeto.

AGRADECIMENTOS

A Deus Pai, pelo dom da vida e pela luz que conduz os meus passos.

À Universidade Estadual de Ponta Grossa (UEPG) e ao Programa de Pós-Graduação em Geografia, por oferecerem mestrado acadêmico público e de qualidade.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo subsídio financeiro que permitiu o desenvolvimento desta pesquisa.

Aos docentes do Programa de Pós-Graduação em Geografia pelos valiosos ensinamentos, em especial à Prof^ª. Dr^ª. Selma Regina Aranha Ribeiro, por ser uma orientadora presente, comprometida, competente e dedicada. Agradeço por todo o aprendizado, desafios e amizade.

Aos professores e pesquisadores que participaram das bancas de qualificação e defesa final – Dr. Flávio Jorge Ponzoni, Dr^ª. Silvia Méri Carvalho e Dr^ª. Rosemeri S. Moro pelas discussões, conselhos e recomendações.

Ao Prof. Dr. Nicolas Floriani pelas contribuições na área de Fitogeografia, pelos campos e pela amizade.

À Prof^ª. Dr^ª. Adriana Salviato Uller pelo companheirismo nos campos do litoral e por gentilmente ceder sua casa de praia para as minhas hospedagens. Agradeço também ao xará e colega de mestrado Willian Ricardo de Castro pela camaradagem e aventuras no último campo da pesquisa.

Aos colegas e amigos do Laboratório de Geotecnologias da UEPG – “GEOTECS”, que formam, sem dúvidas, uma ótima equipe de trabalho. Agradeço pelas ajudas, discussões e ótimos momentos que passamos no decorrer dos dois últimos anos.

Aos colegas e amigos da Pós – Graduação, pelos momentos de estudo, apoio e confraternizações, especialmente à Christiane Niedzielski de Lima e à Elisana Milan pelas inúmeras discussões, afinidades das áreas de pesquisa, risadas e camaradagem.

À minha família, a minha base, que torce e vibra por cada etapa vencida em minha vida. Especialmente aos meus pais, Gilberto e Ana Santana da Roza, meus exemplos de vida, ao meu irmão Paulo Eduardo e à querida tia Delcira Ramos.

Aos amigos, por serem pessoas com quem posso contar nos momentos de felicidade e angústia. O meu afeto. Em especial, ao amigo jornalista Derek Rafael Kubaski, pela revisão do texto, e à “friend” Amanda Franz, brasileira/australiana, pelas dicas de Língua inglesa.

À minha namorada Juliane Schneider pelo carinho, apoio e por me auxiliar na conferência de dados da versão final deste trabalho.

Ao Fernando Henrique Ribeiro de Almeida por gentilmente elaborar o “abstract”.

A todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a conclusão desta pesquisa.

Bom mesmo é ir à luta com determinação,
abraçar a vida com paixão,
perder com classe
e vencer com ousadia,
porque o mundo pertence a quem se atreve
e a vida é "muito" para ser insignificante.
(Augusto Branco)

RESUMO

A Mata Atlântica possui diversas funções que garantem a qualidade de vida de inúmeros brasileiros, sendo que corresponde a um dos 34 *hotspots* de biodiversidade do mundo. No Paraná, as áreas que apresentam os maiores remanescentes de Mata Atlântica estão situadas na porção leste do estado, as quais correspondem à Floresta Ombrófila Densa (FOD), que apresenta as seguintes unidades fisionômicas ecológicas florestais: aluvial, terras baixas, submontana, montana e alto-montana; e as não florestais, representadas pelas formações pioneiras: manguezais, campos salinos, restingas e refúgios vegetacionais. A presente pesquisa tem como objetivo testar estratégias para espacializar os remanescentes florestais e não florestais das unidades fisionômicas ecológicas da porção sudeste da FOD do estado do Paraná. Para espacializar a vegetação, optou-se pela classificação digital mediante o algoritmo *Support Vector Machines* (SVM), com o qual se realizaram testes com as bandas espectrais Landsat 5 TM e dados auxiliares de altitude, como o MDE (Modelo Digital de Elevação) ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer*) e seus subprodutos, declividade e faixas altimétricas. Realizaram-se os primeiros testes somente com as bandas espectrais, em seguida com as bandas espectrais e dados auxiliares de altitude e, por último, os testes com diferentes configurações de SVM. Para calcular a acuracidade mediante Índice Kappa (IK) e Matriz de Confusão (MC) das imagens classificadas, amostras de treinamento foram coletadas em imagens do sensor Spot 5 e P6LIS3, sendo que se verificou a altitude mediante MDE SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*). Após as análises visuais, acuracidades globais e de classes correspondentes aos resultados das imagens classificadas, constatou-se que somente com as bandas espectrais não é possível espacializar os remanescentes florestais das unidades fisionômicas ecológicas da FOD, pois a separação entre as classes da FOD (alto-montana, montana, submontana e terras baixas) não foi adequada. Porém, quando da classificação digital com as bandas espectrais mais MDE ASTER, contata-se, mediante a análise visual e acuracidade das imagens classificadas, que o resultado melhorou. Nota-se que o resultado mais adequado a partir das análises visuais e acuracidade das imagens classificadas foi obtido mediante a classificação com as bandas espectrais mais faixas altimétricas, possibilitando, em SIG, mensurar os valores de áreas das unidades fisionômicas ecológicas florestais da FOD. Constata-se que todas as classificações são adequadas, no entanto, com os dados auxiliares de altitude, a acuracidade aumenta tanto pela análise visual quanto pelos IK e MC, mediante a comparação com as faixas altimétricas que definem a posição da vegetação de acordo com as classes do relevo abordadas por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991). O presente trabalho serve como subsídio para a identificação, espacialização e mapeamentos dos remanescentes florestais e não florestais da porção sudeste da FOD do Paraná que abrangem várias unidades de conservação, situadas tanto na planície aluvial quanto nas encostas da Serra do Mar.

Palavras-chaves: Mata Atlântica, Classificação Digital Multifontes, Modelo Digital de Elevação.

ABSTRACT

The Atlantic Forest displays many functions that ensure the quality of life for many Brazilians and corresponds to one of the 34 *hotspots* of biodiversity in the world. In the State of Paraná, areas with the largest remnants of Atlantic Forest are located in the eastern portion of the state, which correspond to the Dense Tropical Rainforest (DTR); it presents the following physiognomic units: ecological forest, alluvial, lowland, submontane, montane and upper montane and non-forest represented by pioneer formations: mangroves, salt fields, salt marshes and refuges vegetation. This study seeks to test strategies to spatialize forest and non-forest remnants of ecological physiognomic units of DTR in the southeastern portion of the State of Paraná. In order to spatialize the vegetation, digital classification through the algorithm *Support Vector Machines* (SVM) was used. Tests were conducted on Landsat 5 TM spectral bands and ancillary altitude data such as the DEM (Digital Elevation Model) and ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer*) with its byproducts, namely slope and altimetric tracks. First tests were undertaken only with the spectral bands, followed by ones with the spectral bands and ancillary altitude data; and finally the last ones with different SVM settings. To calculate the accuracy of the classified images through Kappa Index (KI) and Confusion Matrix (CM), training samples were collected in images from sensors Spot 5 and P6LIS3, and altitude was verified by means of DEM SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*). After visual analysis, overall results and classes corresponding to the results from classified images, it was found that just with the spectral bands it was not possible to spatialize forest remnants from ecological physiognomic units of DTR. It was concluded that the separation between the classes of DTR (upper montane, montane, submontane and lowland) was not adequate. But, still observed through visual analysis, there was an accuracy improvement in digital classification when using spectral bands plus DEM ASTER. It seems that the most appropriate result from visual analysis and accuracy of the classified images were obtained through classifying spectral bands over altimetric tracks, enabling GIS to measure the values of the areas in the physiognomic units of DTR. It is noteworthy that all classifications were appropriate, however with the auxiliary altitude data, accuracy was increased in visual analysis, IK and MC by the aid of comparing them to altimetric tracks that define the position of the vegetation according to relief classes as addressed by Veloso, Rangel Filho and Lima (1991). This study serves as a resource for identifying, spatializing and mapping the distribution of forest and non-forest remnants in the southeastern portion of the Paraná DTR. This region encompasses several protected areas, located at both floodplains and slopes of the coastal mountain range.

Keywords: Atlantic Forest, Multisource Digital Classification, Digital Elevation Model.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 -	Perfil esquemático da Floresta Ombrófila Densa segundo a hierarquia topográfica.....	23
FIGURA 2.2 -	Amostras linearmente separáveis com destaque para as que se encontram localizadas na margem, chamadas de vetores suporte.....	32
FIGURA 2.3 -	Hiperplano linear para amostras não separadas linearmente.....	33
FIGURA 2.4 -	Princípio da geometria do algoritmo SVM. (a) SVM linear para amostras linearmente separáveis. Região sombreada delimita a margem máxima que separa as duas classes com base em três pontos (vetores suporte). (b) SVM não linear. Transformação h desde o espaço de dados original para o espaço dimensional superior de modo que uma fronteira de decisão linear pode separar as duas classes no espaço transformado.....	34
FIGURA 3.1 -	Localização da área de estudo.....	36
FIGURA 3.2 -	Modelo Tridimensional com sobreposição de imagem Landsat 5 TM (R5B4G3).....	37
FIGURA 3.3 -	Diagrama de blocos da metodologia empregada.....	41
FIGURA 3.4 -	Floresta Ombrófila Densa e Formações Pioneiras da porção leste do estado do Paraná mediante recorte do mapa original do ITCG com escala de 1:2.000.000.....	46
FIGURA 3.5 -	Bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.....	48
FIGURA 3.6 -	Imagem Landsat 5 TM, composições coloridas R4G5B3 (A) e R5B4G3 (B) com os números referentes às classes utilizadas na presente pesquisa, as quais são identificadas na Tabela 2.2.....	49
FIGURA 3.7 -	Locais utilizados para reconhecimento das unidades fisionômicas ecológicas da porção sudeste da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná com as respectivas coordenadas do sistema UTM obtidas em campo.....	52
FIGURA 3.8 -	Locais utilizados para reconhecimento das Formações Pioneiras da porção sudeste da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná com as respectivas coordenadas do sistema UTM.....	53
FIGURA 3.9 -	Locais utilizados para reconhecimento das demais classes da área de estudo, “lâmina d’água”, “areia” e “áreas urbanas” e a classe “outros”, representada pela rodovia e áreas antropizadas.....	54

FIGURA 4.1 -	Mosaico de ortoimagens do satélite SPOT (a) com composição colorida verdadeira falsa cor (R3G2B1) base para a TG da imagem Landsat 5 TM apresentada em (B), a qual se encontra com composição colorida verdadeira falsa cor (R5B4G3). Em ambas as imagens (a e b) são apresentados os pontos de controle e rede de drenagem.....	60
FIGURA 4.2 -	Hipsometria da área de estudo.....	61
FIGURA 4.3 -	Declividade da área de estudo.....	62
FIGURA 4.4 -	Faixas altimétricas da área de estudo.....	63
FIGURA 4.5 -	Imagens classificadas referentes aos testes: 1 (bandas 1, 2 e 3) – A; 2 (bandas 3, 4 e 5) - B; e 3 (todas as bandas espectrais Landsat 5 TM) - C. As circunferências de contorno das seguintes cores apontam incongruências: amarelo e alaranjado referente à lâmina d’água; vermelho: classes da FOD aluvial, terras baixas/restinga arbórea e submontana; preto: classes da FOD submontana, montana e alto-montana; azul: refúgios vegetacionais e classe Outros; branco: FOD terras baixas, FOD aluvial, terras baixas/restinga arbórea e manguezais. Já nas circunferências com contorno das seguintes cores apresentam congruências: verde referente à lâmina d’água e roxas correspondentes às classes campos salinos e manguezais.....	67
FIGURA 4.6 -	Imagem classificada referente ao teste 4, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar MDE ASTER com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho).....	73
FIGURA 4.7 -	Imagem classificada referente ao teste 5, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar referente à declividade com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho).....	77
FIGURA 4.8 -	Imagem classificada referente ao teste 5, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar referente às faixas altimétricas com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho).....	81
FIGURA 4.9 -	Imagem classificada referente ao teste 6, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dados auxiliares referentes ao MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho).....	85

FIGURA 4.10 -	Diagrama de blocos referente às acuracidades globais calculadas mediante Matriz de Confusão (MC) e Índice <i>Kappa</i> (IK) dos testes realizados.....	90
GRÁFICO 01	Áreas e percentuais dos remanescentes de Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná, correspondentes às unidades fisionômicas ecológicas.....	92

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 -	Bandas espectrais do satélite Landsat 5 TM com seus respectivos comprimentos de onda e aplicações.....	26
TABELA 3.1-	Relação entre a declividade e a categoria de fragilidade.....	44
TABELA 3.2 -	Representação de classes correspondentes à imagem Landsat 5 TM.....	50
TABELA 3.3 -	Testes realizados com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM, subprodutos altimétricos e valores de <i>Kernel</i> e <i>Penalty Parameter</i>	56
TABELA 4.1 -	Menores valores obtidos de divergência transformada para as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.....	64
TABELA 4.2 -	Acuracidade global referente aos primeiros testes realizados.....	65
TABELA 4.3 -	Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.....	69
TABELA 4.4 -	Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada ao dado auxiliar de altitude MDE ASTER.....	71
TABELA 4.5 -	Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada ao dado auxiliar referente à declividade.....	75
TABELA 4.6 -	Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada às faixas altimétricas.....	79
TABELA 4.7 -	Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada aos dados auxiliares MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas.....	83
TABELA 4.8 -	Acuracidades referentes a cada classe das unidades fisionômicas da FOD, Formações Pioneiras e demais classes, obtidas mediante análises das matrizes de confusão.....	88
TABELA 4.9 -	Diferentes valores de <i>Kernel</i> e <i>Penalty Parameter</i> utilizados com os respectivos valores das acuracidades globais alcançadas por meio da Matriz de Confusão e Índice <i>Kappa</i>	91

LISTA DE SIGLAS

APA	Área de Proteção Ambiental
ASTER	<i>Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer</i>
FOD	Floresta Ombófila Densa
GDEM	<i>Global Digital Elevation Model</i>
GNSS	<i>Global Navigation Satellite Systems</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IK	Índice <i>Kappa</i>
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ITCG	Instituto de Terras, Cartografia e Geociências
MC	Matriz de Confusão
MDE	Modelo Digital de Elevação
MI	Mapa Índice
n.m.m.	Nível Médio do Mar
NAVSTAR	<i>Navigation Satellite with Time and Ranging</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
PEC	Padrão de Exatidão Cartográfica
RNA	Redes Neurais Artificiais
SIG	Sistemas de Informação Geográfica
SR	Sensoriamento Remoto
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
TCap	<i>Tasseled Cap</i>
TM	<i>Thematic Mapper</i>

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	14
2.	ESTUDO DA FLORESTA OMBRÓFILA Densa DO ESTADO DO PARANÁ MEDIANTE GEOTECNOLOGIAS.....	17
2.1	MATA ATLÂNTICA.....	17
2.1.1	Floresta Ombrófila Densa.....	20
2.1.2	Formações Pioneiras.....	23
2.2	DADOS ORBITAIS DE SENSORIAMENTO REMOTO.....	25
2.2.1	Landsat 5 TM.....	26
2.2.2	Modelo Digital de Elevação.....	27
2.2.2.1	ASTER GDEM.....	27
2.3	CLASSIFICAÇÃO DIGITAL DE IMAGENS.....	28
2.3.1	<i>Support Vector Machines</i>	30
2.3.1.1	Amostras linearmente separáveis.....	31
2.3.1.2	Amostras não linearmente separáveis.....	33
2.3.1.3	Classificação Multiclasses.....	34
3.	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	36
3.1	UNIDADE DE ESTUDO.....	36
3.2	MATERIAL.....	37
3.3	MÉTODOS.....	39
3.3.1	Mosaico de imagens.....	41
3.3.2	Transformação Geométrica.....	42
3.3.3	Subprodutos altimétricos MDE ASTER.....	44
3.3.4	Classificação Digital.....	45
3.3.4.1	Divergência Transformada.....	54
3.3.4.2	<i>Support Vector Machines</i>	55
3.3.4.3	Matriz de Confusão, Índice <i>Kappa</i> e SIG.....	57
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	59
4.1	MOSAICO E TRANSFORMAÇÃO GEOMÉTRICA.....	59
4.2	SUBPRODUTOS ALTIMÉTRICOS.....	60
4.3	DIVERGÊNCIA TRANSFORMADA.....	63
4.4	MATRIZES DE CONFUSÃO, ÍNDICES KAPPA E IMAGENS CLASSIFICADAS.....	64
4.4.1	Testes com as bandas espectrais.....	64
4.4.2	Testes com as bandas espectrais e dados auxiliares de altitude.....	70
4.4.3	Considerações sobre a acuracidade das classes.....	86
4.4.4	Considerações sobre a acuracidade global das imagens classificadas.....	89
4.4.5	Testes com diferentes configurações de <i>Kernel</i> e <i>Penalty Parameter</i>	90
4.5	ESTIMATIVA DE ÁREAS DAS UNIDADES FISIONÔMICAS ECOLÓGICAS DA PORÇÃO SUDESTE DA FOD DO PARANÁ.....	91
5.	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	93
6.	RECOMENDAÇÕES.....	96
	REFERÊNCIAS.....	97
	APÊNDICE A – MAPA DOS REMANESCENTES DE FLORESTA OMBRÓFILA Densa – PR.....	104

1. INTRODUÇÃO

A utilização das Geotecnologias por meio do Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica (SIG) possibilita reconhecer a realidade do espaço geográfico. Isto pode ser feito mediante mapeamentos de cobertura da superfície terrestre, que podem ser gerados por meio de análises visuais das imagens orbitais, a partir de classificações digitais com uso de diferentes algoritmos e com o emprego de estratégias híbridas que conciliam técnicas de classificação digital e interpretação visual.

As Geotecnologias são adequadas para estudos que visem à manutenção das condições ambientais de diferentes fitofisionomias vegetais e formações não florestais, como as que compreendem a Mata Atlântica. Dentre as fitofisionomias vegetais do estado do Paraná inseridas no Bioma Mata Atlântica está a Floresta Ombrófila Densa (FOD), localizada na porção leste do estado. Devido à variação altimétrica do relevo de 0 metro (n.m.m.) a mais de 1000 metros (n.m.m.), a FOD apresenta diferentes unidades fisionômicas ecológicas florestais como as formações aluvial, terras baixas, submontana, montana e alto-montana, além das Formações Pioneiras representadas pelas restingas, manguezais, campos salinos e refúgios vegetacionais.

A conservação ambiental do Bioma Mata Atlântica é fundamental para regular o fluxo dos mananciais hídricos, assegurar a fertilidade do solo, controlar a erosão do solo e o equilíbrio climático, proteger as escarpas e encostas das serras, além de preservar o patrimônio histórico e cultural (MMA, 2012). Partindo da importância do Bioma Mata Atlântica no qual está inserida a Floresta Ombrófila Densa do Paraná com suas Formações Pioneiras e da relevância das Geotecnologias para estudos que visem à manutenção das condições ambientais dos biomas, esta pesquisa busca responder à seguinte pergunta de partida:

- É possível espacializar os remanescentes de Floresta Ombrófila Densa e Formações Pioneiras da porção sudeste do estado do Paraná do ano de 2010, por meio de classificação digital pelo algoritmo *Support Vector Machines* da imagem Landsat 5 TM com dados auxiliares de altitude do MDE ASTER?

A partir da hipótese mencionada, esta pesquisa tem por **Objetivo Geral** testar estratégias para espacializar os remanescentes florestais e não florestais das unidades fisionômicas ecológicas da porção sudeste da FOD do estado do Paraná.

Para espacializar os remanescentes florestais e Formações Pioneiras serão utilizados imagem orbital Landsat 5 TM e Modelo Digital de Elevação (MDE) ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer*). As estratégias compreendem diferentes testes com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dados auxiliares de altitude, oriundos do MDE ASTER, os quais serão classificados pelo algoritmo *Support Vector Machines* (SVM) por meio de diferentes configurações. Para calcular a acuracidade das classificações, serão utilizadas novas amostras de treinamento obtidas a partir de imagens Spot 5, P6LIS3 e MDE SRTM (as quais serão utilizadas como “verdade de terrestre”). Os procedimentos mencionados são necessários, pois se pretende alcançar os seguintes **Objetivos Específicos**:

- Analisar a acuracidade das imagens classificadas por diferentes configurações de *Support Vector Machines* e dados auxiliares MDE ASTER.
- Verificar se é possível separar digitalmente unidades fisionômicas ecológicas florestais e não florestais.
- Estimar as áreas dos fragmentos florestais de terras baixas, submontanas, montanas e alto-montanas da FOD no litoral paranaense por meio de Sistemas de Informação Geográfica.

Vários autores realizaram trabalhos na Mata Atlântica com o uso de Geotecnologias, entre os quais estão Ribeiro et al. (2009) que desenvolveram trabalho sobre a distribuição espacial dos remanescentes florestais da Mata Atlântica. No estado do Paraná, Grise e Biondi (2012) analisaram a estrutura da paisagem no Parque Nacional do Superagui – PR (inserido na FOD), Cunico e Oka-Fiori (2008) realizaram zoneamento ambiental da bacia hidrográfica do rio Marumbi – PR (inserida na FOD), Oliveira Filho et al. (2008) utilizaram geoprocessamento para estudos da dinâmica e fitossociologia da floresta com araucária. Lima et al. (2004) analisaram a qualidade da paisagem da Floresta Ombrófila Mista (FOM) ao longo da série temporal a partir de produtos de Sensoriamento Remoto. Vestena e Thomaz (2006) avaliaram conflitos entre áreas de preservação permanente associadas aos cursos fluviais e uso da terra na FOM mediante SIG.

Pesquisas também têm sido desenvolvidas com uso do classificador SVM, como as de Petropoulos, Kalaitzidis e Vadrevu (2012); Kavzoglu e Colkesen (2009); Mountrakis, Im e Ogole (2011); Petropoulos, Arvanitis e Sigrimis (2012). Com classificação digital e dados

auxiliares, há trabalhos de Li et al.(2012); Watanachaturaporn, Arora e Varshney (2008); Huapeng et al. (2011); Benediktsson e Kanellopoulos (1999).

A partir do que foi apresentada, a pesquisa está estruturada em três partes. Na primeira seção, é apresentado o referencial teórico correspondente à atual situação do Bioma Mata Atlântica, caracterização da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná e suas unidades fisionômicas ecológicas florestais e não florestais. Em seguida são apresentados os produtos orbitais de sensoriamento remoto, utilizados para espacializar a vegetação da FOD, Landsat 5 TM e MDE ASTER. Em seguida, a classificação digital de imagens e o algoritmo SVM. A segunda parte corresponde aos procedimentos metodológicos em que expõe a área de estudo, bem como os materiais utilizados, como imagens orbitais, MDE, *softwares* e a metodologia empregada para alcançar os resultados desejados.

A terceira seção expõe os resultados obtidos referentes ao pré-processamento das imagens, divergência transformada dos pares de classes, resultados das transformações geométricas e dos testes realizados na classificação digital. Na mesma seção, são exibidos os valores e percentuais das áreas obtidas a partir da imagem classificada, que apresentou o mais adequado desempenho, correspondente às unidades fisionômicas florestais da FOD. Finalmente, as considerações finais e as recomendações futuras do que poderá ser aplicado para aprofundar a pesquisa.

2. ESTUDO DA FLORESTA OMBRÓFILA DENSE DO ESTADO DO PARANÁ A PARTIR DE GEOTECNOLOGIAS

As Geotecnologias compreendem o conjunto de tecnologias que têm como objetivo trabalhar com a informação espacial. Dentre as Geotecnologias estão o Sensoriamento Remoto, o Sistema de Posicionamento Global (GPS) e os Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Várias são as aplicações das Geotecnologias na Ciência Geográfica, como nos estudos ambientais, para o reconhecimento, representação e análises de diferentes fitofisionomias vegetais, principalmente em áreas de difícil acesso como nas encostas da Serra do Mar brasileira e ecossistemas marinhos como os manguezais, para monitoramento de queimadas, desmatamentos, estudos de áreas susceptíveis a deslizamentos, inundação, entre outros.

Nas seções do presente capítulo, será apresentada a importância de desenvolver estudos nas áreas inseridas no Bioma Mata Atlântica, dentre as quais a Floresta Ombrófila Densa (FOD) do estado do Paraná. Como a FOD está situada em áreas que variam de 0 a mais de 1000 metros de altitude, desde a planície litorânea às encostas da Serra do Mar, optou-se por empregar metodologias de Sensoriamento Remoto, por meio de imagens de satélites como a do sensor TM do Landsat 5, modelo digital de elevação ASTER GDEM (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer - Global Digital Elevation Model*) e classificação digital de imagens mediante *Support Vector Machines* (SVM), para identificar, analisar e espacializar os remanescentes florestais e formações pioneiras.

2.1 MATA ATLÂNTICA

A Mata Atlântica é o mais extenso bioma brasileiro após a Amazônia (IBGE, 2004). Inclui o complexo ambiental formado por cadeias de montanha, platôs, vales e planícies de toda a faixa continental atlântica leste brasileira. No sudeste e no sul do Brasil, expande-se para o oeste, alcançando as fronteiras com o Paraguai e Argentina, prosseguindo também sobre o planalto meridional até o Rio Grande do Sul. Possui litologias no embasamento Pré-Cambriano, sedimentos da Bacia do Paraná e sedimentos cenozoicos. Este quadro demonstra o processo histórico de expansão de formações florestais sobre as campestres, partindo da costa para o interior, em concordância com a elevação do calor e da umidade do continente no atual período interglacial. Representou, outrora, um dos mais ricos e diversos conjuntos florestais pluviais sul-americanos, somente suplantado em extensão pela Floresta Amazônica (IBGE, 2004).

A Mata Atlântica brasileira, um mosaico de biodiversidade, é formada por vários tipos de vegetação, inseridos ao longo de 27 graus de latitude sul, com grandes variações de altitude. Ela possui níveis excepcionais de biodiversidade, que estão sob grande pressão em suas diversas tipologias e ecossistemas associados. Infelizmente, a longa história de exploração dos recursos extinguiu a maioria dos ecossistemas naturais, restando menos de 8% da extensão original da floresta (PINTO; BRITO, 2005).

Diversos são os benefícios, diretos e indiretos, que a Mata Atlântica proporciona aos habitantes que vivem em seus domínios. Para mencionar alguns, o bioma garante a qualidade de vida e bem estar, abriga rica e variada biodiversidade e preserva vasto patrimônio histórico e diversas comunidades indígenas, caçaras, ribeirinhas e quilombolas, que compõem a identidade cultural do Brasil (SOS MATA ATLÂNTICA; INPE, 2009).

A Mata Atlântica significa também abrigo e garantia do fornecimento de água para mais de 122 milhões de pessoas, mais da metade da população brasileira. Parte significativa de seus remanescentes está hoje inserida em encostas de elevada inclinação, consideradas inaptas às práticas agrícolas. Sua proteção é a maior garantia para a estabilidade dessas áreas, evitando-se, assim, as grandes catástrofes que já ocorreram onde a floresta foi suprimida, com graves consequências econômicas e sociais. Esta região abriga ainda belas paisagens, cuja proteção é fundamental ao desenvolvimento do ecoturismo, uma das atividades econômicas que mais crescem no mundo (PINTO et al., 2009).

As diferentes formações florestais da Mata Atlântica atuam como esponjas que sugam a água das chuvas e as liberam gradualmente nos rios. Elas também protegem os cursos d'água e mantêm sua qualidade ao diminuir os sedimentos e filtrar poluentes. Os serviços ambientais prestados pelas florestas são fundamentais para a qualidade de vida da população, tais com a proteção da água, das bacias hidrográficas e do solo, o controle da erosão, prevenção de inundações, polinização e a regulação do clima, os quais são essenciais para o bem-estar humano (PACTO PARA RESTAURAÇÃO DA MATA ATLÂNTICA, 2013).

Para destacar a importância da Mata Atlântica no cenário nacional e internacional, significativos trechos deste conjunto de ecossistemas foram reconhecidos como Patrimônio Mundial pela Organização das Nações Unidas (ONU) e indicados como Sítios Naturais do Patrimônio Mundial e Reserva da Biosfera da Mata Atlântica pela UNESCO (Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura). Além disso, é reconhecida como Patrimônio Nacional na Constituição Federal de 1988 (SOS MATA ATLÂNTICA, INPE 2009).

A Mata Atlântica corresponde a um dos 34 *hotspots* de biodiversidade reconhecidos no mundo, áreas que perderam pelo menos 70% de sua cobertura vegetal original, mas que, juntas, abrigam mais de 60% de todas as espécies terrestres do planeta. Essas áreas críticas ocupam menos de 2% da superfície terrestre. Mais de 1,1 bilhão de habitantes vivem, seja em áreas urbanas ou rurais, nesses *hotspots*, e cerca de um quarto deles vive em extrema pobreza. Muitas das pessoas que moram nos *hotspots* e várias atividades econômicas desenvolvidas nessas áreas dependem diretamente dos produtos de ecossistemas saudáveis, por meio da exploração de plantas para alimentação, combustível, vestuário, remédio e abrigo. (GALINDO-LEAL; CÂMARA, 2005).

Dos 20.044.406 hectares (ha) de área do estado do Paraná, cerca de 98% estão inseridos na Mata Atlântica, o que compreende um total de 19.667.485 ha (FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA/ INPE, 2011). No Paraná, as seguintes formações fitogeográficas e formações pioneiras compreendem a Mata Atlântica: Floresta Estacional Semidecidual (Floresta Fluvial Subcaducifolia), Floresta Ombrófila Densa (Floresta Atlântica), Floresta Ombrófila Mista (Floresta com Araucária, Mata dos Pinhais), formações pioneiras: com Influência Marinha (Vegetação de Duna e Restinga), com Influência Fluviomarinha (Manguezal e Campos Salinos) e com Influência Fluvial (Caxetal, Taboal, etc.) (ITCG, 2007).

A partir dos dados do levantamento da Fundação SOS Mata Atlântica e do INPE (2011), realizado em 2010, no estado do Paraná há cerca de 2.068.985 ha remanescentes florestais da Mata Atlântica que compreendem a 1.934.964 ha de floresta, 33.507 ha de mangue e 100.514 ha de restinga que, somados, correspondem a 10,52% dos remanescentes florestais totais do Paraná.

Na porção leste, significativa porcentagem da Mata Atlântica, referente à Floresta Ombrófila Densa (FOD) do estado do Paraná, situa-se na Serra do Mar, a qual integra, juntamente com os estados de São Paulo e Rio de Janeiro, um corredor que representa uma das áreas mais ricas em biodiversidade da Mata Atlântica. No Corredor da Serra do Mar, 12 áreas foram apontadas como de elevada prioridade para conservação dentro da Mata Atlântica, com base na biodiversidade e no endemismo (AGUIAR et al., 2005). Segundo Blum (2006), a área paranaense ocupada pela Planície Litorânea e pela Serra do Mar possui, atualmente, o maior percentual de cobertura florestal do Estado, condição favorecida, principalmente, pelo processo de colonização antigo associado aos fatores ambientais restritivos ao desenvolvimento agropecuário.

A FOD é definida praticamente em toda sua extensão pela barreira geográfica natural da Serra do Mar, com altitude máxima próxima de 1.887 metros, influenciada diretamente

pelas massas de ar quentes e úmidas do oceano Atlântico e pelas chuvas relativamente intensas e bem distribuídas ao longo do ano. Nesse caso, estão inseridas as formações florestais da Planície Litorânea, das encostas da Serra do Mar e de parte do vale do Rio Ribeira (RODERJAN et al., 2002).

Ainda de acordo com Roderjan et al. (2002), a FOD da planície litorânea do Paraná foi modificada expressivamente pela ação dos colonizadores, sendo convertida progressivamente, em meados do século XIX, pelas atividades agropecuárias nem sempre bem sucedidas. No começo do século passado, a transformação avançou para as encostas da Serra do Mar, tendo em vista a expressiva extração de madeiras com boa qualidade (o que ocorreu até a década de 1980) e a melhor qualidade de seus solos. Nos dias de hoje, tanto na planície litorânea, como no começo das encostas (até 400 m n.m.m.), as formações florestais existentes são predominantemente secundárias, advindas do processo natural de regeneração.

O patamar montano da FOD (400 a 1000 m n.m.m) (IBGE, 2012) foi submetido praticamente à extração seletiva, estando relativamente bem conservado. Do contexto vegetacional influenciado diretamente pelo oceano Atlântico, encontram-se ainda íntegros apenas as florestas alto-montanas, os campos e vegetação rupestre do alto das serras e, parcialmente, formações pioneiras como manguezais, restingas e várzeas, essas últimas em Parques Nacionais (Superagui e Saint Hillaire-Lange) e, protegidas da pressão imobiliária (RODERJAN et al., 2002).

A caracterização a seguir da FOD está baseada em Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) e Roderjan et al. (2002). A divisão altimétrica das formações fisionômicas da FOD estão em consonância ao abordado por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) e IBGE (2012).

2.1.1 Floresta Ombrófila Densa

O termo Floresta Ombrófila Densa (FOD), nomeado por Ellenberg e Mueller-Dombois (1967) *apud* Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), substituiu Pluvial (de origem latina) por Ombrófila (de origem grega), ambos com o mesmo significado “amigo das chuvas”. Além disso, utilizaram pela primeira vez os termos Densa e Aberta como divisão das florestas na zona intertropical, muito embora este tipo de vegetação seja conhecido também pelo nome original dado por Schimper (1903) *apud* Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) e reafirmado por Richards (1952) *apud* Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) de “Floresta Pluvial Tropical”.

Este tipo de vegetação é formado por fanerófitos, na maioria das vezes pelas subformas de vida macro e mesofanerófitos, além de lianas lenhosas e epífitos em abundância que os diferenciam das outras classes de formações. No entanto, sua característica ecológica principal reside nos ambientes ombrófilos que marcam muito bem a região florística florestal. Desta forma, a característica ombrotérmica da FOD está presa aos fatores climáticos tropicais de altas temperaturas (médias de 25°C) e de acentuada precipitação, bem distribuída durante o ano (de 0 a 60 dias secos), o que acarreta uma situação bioecológica praticamente sem período seco. Dominam os ambientes desta floresta Latossolos com características distróficas e raramente eutróficas, originados de diversos tipos de rochas desde as cratônicas (granitos e gnaiesses) até os arenitos com derrames vulcânicos de variados períodos geológicos.

Este tipo vegetacional foi subdividido em cinco formações classificadas segundo a hierarquia topográfica que refletem fisionomias diferentes, de acordo com as variações ecotípicas resultantes de ambientes diferenciados, variando de 1°C para cada 100 metros de altitude (VELOSO, RANGEL FILHO e LIMA, 1991). As observações realizadas por meio dos levantamentos do projeto RADAM BRASIL, nas décadas de 70 e 80, e os estudos fitogeográficos mundiais, confiáveis, permitiram estabelecer faixas altimétricas variáveis conforme as latitudes que se estreitavam de acordo com os seguintes posicionamentos.

a) Formação Aluvial

A formação aluvial não varia topograficamente e possui ambientes repetitivos nos terraços aluviais dos flúvios, correspondendo à formação ribeirinha ou “floresta ciliar”. Compreende as formações florestais distribuídas sobre as planícies de acumulação de sedimentos dos rios que deságuam na região litorânea, sujeitas ou não a inundações periódicas e a um determinado grau de hidromorfia dos solos – Neossolos Flúvicos, Gleissolos e Organossolos. Esta formação é constituída por macro, meso e microfanerófitos de rápido crescimento, na maioria das vezes de casca lisa, tronco cônico e raízes tabulares. Possui com frequência um dossel emergente uniforme, mas, devido à exploração madeireira, a sua fisionomia pode tornar-se muito aberta. É uma formação com várias palmeiras no estrato dominante e na submata, e nesta ocorrem nanofanerófitos e alguns caméfitos no meio de plântulas do denso extrato de regeneração. A formação possui várias lianas lenhosas e herbáceas, além de diversas epífitas e poucos parasitas.

b) Formação das Terras Baixas

Corresponde às formações florestais distribuídas sobre sedimentos terciários/quaternários de origem marinha, terraços, planícies e depressões aplanadas não susceptíveis a inundações. Compreende, no relevo, a faixa altimétrica de 5 a 30 metros, quando inserida entre 24° e 32° latitude Sul. Sua estrutura, fisionomia e composição variam segundo o regime hídrico dos solos (Organossolos, Espodossolos, Neossolos Quartzarênicos) do estágio de desenvolvimento da floresta e do nível de interferência antrópica. A planície litorânea corresponde à unidade tipológica com grande representatividade e diversidade florística.

c) Formação Submontana

Situada nas encostas dos planaltos e/ ou serras de 30 até 400 metros, entre 24° e 32° de latitude Sul, em áreas dissecadas do relevo montanhoso e dos planaltos com solos medianamente profundos, são ocupadas pela formação florestal que apresenta fanerófitos com altura aproximadamente uniforme. Apresenta diversidade vegetal, resultante das características de seus solos (Argissolos, Latossolos e Cambissolos), devido ao regime climático predominante, com grande pluviosidade e chuvas distribuídas ao longo do ano, e ausência de baixas térmicas inverniais (geadas), a formação Submontana é parecida ao das Terras Baixas. Assim, a cobertura típica é florestal, multiestratificada, cujo dossel pode atingir até 30 (35) metros de altitude.

d) Formação Montana

Situada no alto dos planaltos e/ou serras, de 400 até 1000 metros, entre 24° e 32° latitude Sul. Embora fisionomicamente semelhante à formação submontana, sua florística é diferente, com a diminuição e até ausência de espécies de caráter tropical, resultante da redução das médias térmicas anuais, devido à elevação do relevo, incluindo a ocorrência regular de geadas e a menor profundidade efetiva dos solos (Cambissolos e Neossolos Litólitos). A estrutura florestal de dossel uniforme (em torno de 20 m) está representada por ecótipos relativamente finos com casca rugosa e grossa, folhas miúdas e de consistência coriácea.

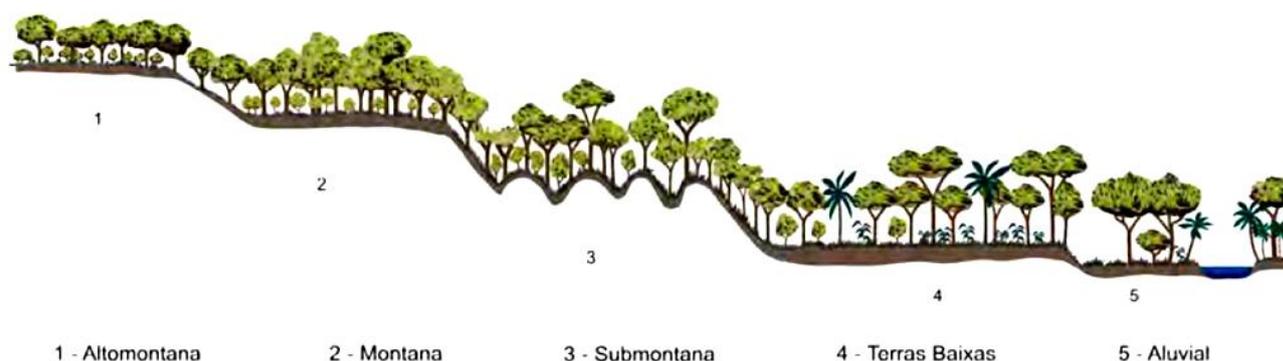
e) Formação Alto-Montana

Compreende as formações florestais situadas nas áreas mais elevadas da Serra do Mar, em áreas acima da Formação Montana, confrontando com as formações campestres e

rupestres das cimeiras das serras (Refúgios Vegetacionais). É uma formação arbórea mesofanerófitica, inserida no cume das altas montanhas sobre solos mais rasos, sendo que sua estrutura é integrada por fanerófitos com troncos e galhos finos, folhas miúdas e coriáceas, casca grossa com fissuras. É constituída por associações arbóreas simplificadas e de menor porte (3 a 7 metros de altura), regidas por condicionantes climáticas e pedológicas (Neossolos Litólicos e Organossolos Não-saturados) mais restritivas no desenvolvimento das árvores (baixas temperaturas, ventos fortes e constantes, alta nebulosidade e solos progressivamente mais rasos e menos férteis). Segundo Koehler, Galvão e Longhi (2002), a baixa estatura das árvores e ausência de árvores emergentes no estrato superior configuram o padrão fisionômico estrutural inerente à FOD Alto-Montana.

Na Figura 2.1 é representada a FOD segundo a hierarquia topográfica que reflete fisionomias diferentes, segundo as variações ecotípicas resultantes de ambientes diferenciados.

FIGURA 2.1 – Perfil esquemático da Floresta Ombrófila Densa segundo a hierarquia topográfica.



Fonte: Adaptado de Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) e IBGE (2012).

2.1.2 Formações Pioneiras

As Formações Pioneiras correspondem à vegetação de primeira ocupação de caráter edáfico presente em terrenos rejuvenescidos pelas seguidas deposições de areias marinhas nas praias e restingas, os aluviões fluvio-marinhos nas embocaduras dos rios e os solos ribeirinhos aluviais e lacustres. Ao longo da costa litorânea, bem como em planícies fluviais e ao redor das depressões aluviais (pântanos, lagoas e lagoas), ocorrem frequentemente terrenos instáveis cobertos de vegetação, em constante sucessão, de terófitos, criptófitos (geófitos e/ou hidrófitos), hemicriptófitos, caméfitos e nanofanerófitos (VELOSO, RANGEL FILHO e LIMA, 1991; IBGE, 2012). Dentre as Formações Pioneiras encontradas na porção leste do

estado do Paraná estão as de Influência Fluviomarinha, Marinha, Fluvial e os Refúgios Vegetacionais.

a) Formações Pioneiras com Influência Fluviomarinha (Manguezais e Campos salinos)

Compreende a vegetação de ocorrência restrita à orla das baías e margens dos rios em que ocorre refluxo das marés, incluindo associações arbóreas (manguezais) e herbáceas (campos salinos) com a salinidade e o tiomorfismo como características condicionantes comuns, nas variadas unidades pedológicas em que ocorrem (RODERJAN et al., 2002).

Em consonância com as condições de sedimentação na embocadura dos rios, nos ângulos calmos das baías e ilhas planas, as orlas da formação de manguezais possuem alguns metros e até mais de 1000 metros com vários quilômetros de largura. A estrutura das folhas é xerofítica e a frente do mar aberto é ocupada pelas elevadas raízes adventícias do mangue-vermelho (MAACK, 2012).

Para Maack (2012), nas regiões das baías, desenvolve-se geralmente larga faixa de gramínea, conhecida pelos habitantes do litoral como zona de “praturá”. Nas águas de menores profundidades segue o mangue-manso, com caules inclinados e pneumatóforos. Em zonas mais rasas dos bancos de lodo e em suas elevações, assim como no continente adentro, predomina o mangue com altura superior a 20 metros.

b) Com Influência Marinha (Dunas e Restingas)

As dunas desenvolvem-se em neossolos quartzarênicos e as restingas, segundo Maack (2012), desenvolvem-se por meio da vegetação da planície litorânea arenosa atrás das dunas, em Neossolos e Espodossolos e as dunas em Neossolos, aliando-se algumas vezes diretamente à formação de manguezal, sendo então intercalada por faixas pantanosas, lagoas abertas e campos salinos. A restinga normalmente compreende uma associação especial de representantes extremamente xerofíticos sobre arbustos e árvores de estrutura xerofítica até higró e hidrofítica das baixadas pantanosas e lagoas. De modo geral, a restinga é considerada como subxerofítica.

c) Com Influência Fluvial (comunidades aluviais)

Correspondem às comunidades vegetais das planícies aluviais que refletem os efeitos das cheias dos cursos fluviais em épocas chuvosas. Nestes terrenos aluviais, predominam os Organossolos e Gleissolos de acordo com a quantidade de água empoçada e ainda o tempo

que a mesma permanece na área. As comunidades vegetais vão desde a pantanosa criptofítica (hidrófitos) até os terraços alagáveis temporariamente de terófitos, geófitos e caméfitos. (IBGE, 2012).

d) Refúgios Vegetacionais

Constituem a vegetação das cimeiras das serras, situadas acima do limite da FOD Alto-Montana ou a ela intercalada. Inclui as formações campestres (campos de altitude), normalmente acima de 1200 – 1300 metros n.m.m., e a vegetação dos afloramentos rochosos (vegetação rupestre) dos topos das montanhas, podendo ser caracterizada em paredes rochosas já acima de 1000 – 1200 metros n.n.m (RODERJAN et al., 2002). Sua ocorrência depende de vários fatores ambientais, como, dentre outros, a altitude, os solos (Neossolos Litólicos ou Organossolos) e a exposição aos ventos (MOCOCHINSKI; SCHEER, 2008).

Várias pesquisas são ainda necessárias para verificar a atual situação ambiental da FOD e Formações Pioneiras do Paraná, sendo que os dados orbitais de sensoriamento remoto têm papel fundamental para obtenção da informação espacial de áreas com grande extensão e de difícil acesso, como por exemplo, a vegetação que está situada nas encostas da Serra do Mar paranaense.

2.2 DADOS ORBITAIS DE SENSORIAMENTO REMOTO

As imagens de satélites correspondem a um dos produtos orbitais que são adquiridos por meio de sensores remotos que compreendem aos equipamentos que captam e registram a energia refletida ou emitida pelos objetos presentes da superfície terrestre. De acordo com suas características, os sensores podem ser instalados em plataformas terrestres, aéreas (balões, helicópteros e aviões) e orbitais (satélites artificiais). As câmaras fotográficas, as câmaras de vídeo, os radiômetros, os radares e os sistemas de varredura (*scanners*) são exemplos de sensores (FLORENZANO, 2002).

O investimento em pesquisas científicas e em tecnologias possibilita a obtenção de diversos dados espaciais da superfície terrestre, sendo que, atualmente, várias são as plataformas, satélites e sensores que estão em órbita da Terra. Entre os exemplos, os satélites do programa espacial Landsat, no qual há imagens orbitais desde o ano de 1973, o que possibilitou e possibilita variados estudos ambientais. A bordo da Plataforma Terra, está inserido o sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), o qual obtêm informações de emitância e reflectância da superfície terrestre além de dados de altimetria do terreno ASTER GDEM (*Global Digital Elevation Model*).

2.2.1 Landsat 5 TM

A missão do programa Landsat é proporcionar a aquisição repetitiva de dados multiespectrais calibrados, com resolução espacial relativamente moderada, se comparada à dos satélites para aplicações meteorológicas e oceanográficas, de modo geral, para permitir comparações do estado da superfície terrestre ao longo do tempo. Os dados da série Landsat são o mais longo e completo registro das superfícies continentais do Planeta Terra a partir do espaço, de grande valor para os estudos sobre mudanças globais do mesmo. O programa Landsat constitui-se em uma série de oito satélites desenvolvidos e lançados pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) (NOVO, 2010).

Em 1984, foi lançado ao espaço o Landsat 5 TM (*Thematic Mapper*), com resoluções temporal de 16 dias, radiométrica de 8 bits e 30 metros de resolução espacial, com exceção da banda termal (banda 6) que possui 120 metros (NOVO, 2010). Na Tabela 2.1, verificam-se as bandas espectrais do sensor TM do satélite Landsat 5, com seus respectivos comprimentos de onda e aplicações.

TABELA 2.1 – Bandas espectrais do satélite Landsat 5 TM com seus respectivos comprimentos de onda e aplicações.

Continua

Principais aplicações das bandas do sensor TM		
Bandas espectrais	Intervalo (µm)	Aplicações
1	0,45 – 0,62	Diferenciação solo/vegetação em virtude da absorção de pigmentos das plantas nessa região do espectro/ diferenciação entre espécies decíduas e coníferas.
2	0,52 – 0,60	Permite diferenciar o vigor da vegetação pela maior sensibilidade à reflectância no verde.
3	0,63 – 0,69	Diferenciação de espécies de plantas em função da presença de pigmentos da clorofila. Também permite discriminar solo exposto e vegetação.
4	0,76 – 0,90	Permite avaliar a biomassa da cobertura vegetal e também mapear corpos d'água devido ao contraste entre a alta reflectância da vegetação no infravermelho e a alta absorção dessa faixa pelas superfícies líquidas.

Bandas espectrais	Intervalo (μm)	Aplicações
6	10,40 – 12,50	Permite avaliar diferenças de temperatura entre os alvos da superfície.
7	2,08 – 2,55	Útil para a identificação de áreas sujeitas a alterações hidrotermais.

Fonte: Adaptado de Novo (2010).

2.2.2 Modelo Digital de Elevação

Para analisar digitalmente a altimetria e formas da superfície terrestre, em ambiente computacional, tem-se utilizado o Modelo Digital de Elevação (MDE), que, segundo Burrough e McDonnell (1998), é definido como qualquer representação digital da variação contínua do relevo no espaço. Os Modelos Digitais de Elevação (MDE) representam a variabilidade de um atributo, ou fenômeno geográfico, que ocorre dentro de um espaço geográfico de interesse.

Os MDEs correspondem às representações de dados topográficos passíveis de tratamento em Sistemas de Informações Geográficas (SIG). Uma vez estruturados em colunas e linhas, em analogia às imagens orbitais, os valores de altitude podem ser integrados a outras informações, diretamente, ou posteriormente serem operados para a determinação de variáveis topográficas associadas à altimetria. Nesse contexto, a tomada de dados em cobertura global pela SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) e ASTER GDEM (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer - Global Digital Elevation Model*) são produtos digitais gratuitos até então inéditos de MDEs, por áreas relativamente desprovidas de mapeamentos topográficos (VALERIANO; ROSSETTI, 2010).

2.2.2.1 ASTER GDEM

Lançado em 1999, o sensor ASTER foi desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e pelo Ministério da Economia, Comércio e Indústria do Japão (METI). Corresponde ao instrumento de maior resolução espacial da plataforma Terra. Os produtos de dados do ASTER incluem radiações e reflectâncias espectrais da Terra, temperatura da superfície e emissividade, imagens digitais de elevação (ASTER GDEM) obtidas por estereografia (superfície sólida representada num plano tangente), mapas de vegetação e usos de solo, nuvens, gelo do mar e gelo polar, e observações de desastres

naturais tais como vulcões, terremotos, enchentes, tornados, furacões, entre outros (LIU, 2007).

A partir do dia 29 de junho de 2009, os MDEs, construídos a partir de pares estereoscópicos de imagens oriundas da plataforma EOS AM-1 com o instrumento ASTER, sensor VNIR (visível e infravermelho próximo), foram disponibilizados gratuitamente e sem restrições. Para gerar os dados de altitude da superfície, o sensor opera no modo estereoscópico (mediante análise de duas imagens obtidas de locais diferentes), com as bandas 3N (*nadir*) e 3B (*backward*) ambas com resolução espectral no intervalo de 0,76 – 0,86 μm correspondentes à faixa do infravermelho próximo (ASTER GDEM, 2013).

Os dados ASTER GDEM cobrem a superfície terrestre entre as latitudes de 83°N e 83°S, sendo que foram gerados por meio do processamento e correlacionamento de imagens ópticas referentes a mais de 1,3 milhões de arquivos de cenas ASTER. Ao todo, o mosaico apresenta 22.895 imagens de 1° por 1°. As imagens de saída possuem as seguintes especificações: extensão GeoTIFF, resoluções radiométrica de 16 bits e geométrica de 30 metros (ASTER GDEM, 2013).

Os dados orbitais Landsat 5 TM e ASTER GDEM podem ser utilizados na classificação digital de imagens, para manipular e extrair a informação espacial referente às unidades fisionômicas ecológicas da FOD do Paraná. A partir do estudo da classificação digital, é possível reconhecer padrões, tornar a interpretação de imagens mais simples e adequar os melhores resultados das imagens classificadas para a base dos mapeamentos das florestas da Mata Atlântica.

2.3. CLASSIFICAÇÃO DIGITAL DE IMAGENS

A imagem orbital é formada por elementos mínimos, os *pixels*, constituindo uma matriz na qual se encontram armazenados valores proporcionais à radiância efetivamente medida pelo sensor em diferentes faixas espectrais das correspondentes porções do terreno. Estes valores são costumeiramente denominados de Números Digitais (ND). Separar grupos de *pixels* (ou de ND) com propriedades espectrais similares em classes de uso e cobertura do solo é uma forma de tornar a interpretação de imagens mais simples. Partindo da hipótese de que *pixels* cobrindo uma mesma região devem ter características espectrais semelhantes, algoritmos computacionais podem ser usados para dividir os *pixels* de uma imagem em grupos, de acordo com sua leitura em cada banda espectral, sendo que este processo denomina-se de classificação digital de imagem. A classificação consiste em, a partir dos

valores do contador digital de uma imagem em várias bandas, originar uma nova imagem, mais simples, em que cada *pixel* está associado a uma categoria ou classe (CENTENO, 2004).

A classificação é supervisionada quando se baseia no pressuposto de que cada classe espectral pode ser descrita a partir de amostras fornecidas pelo analista (NOVO, 2010; CENTENO, 2004). Para realizar o treinamento da classificação supervisionada é necessário material de apoio (fotografias aéreas, mapas ou campo) e conhecimentos referentes à fotointerpretação, pois é utilizada para reconhecer as classes que compõem a imagem e em seguida coletar amostras de treinamento referentes a cada grupo. Para que esta tarefa seja realizada com êxito, são necessários conhecimentos referentes às resoluções espacial e espectral, reflectância dos alvos, entre outros, características intrínsecas da imagem orbital.

Segundo Meneses (2012), a resolução espacial é importante parâmetro do sensor, pois determina o tamanho do menor objeto que pode ser identificado na imagem. Por definição, um objeto somente é detectado, quando o tamanho deste é, no mínimo, igual ou maior ao tamanho do elemento de resolução no terreno, ou seja, da resolução espacial.

A resolução espectral está associada ao número e à largura das faixas espectrais em que a radiação eletromagnética é medida. As faixas espectrais referem-se aos intervalos de comprimento de onda em que o sistema sensor opera. Quanto maior a quantidade de faixas e menor a largura delas, maior é a capacidade do sistema registrar diferenças espectrais entre os objetos (LILLESAND et al., 2008; CENTENO, 2004). Já a reflectância segundo Meneses (2012) corresponde à razão entre a quantidade de energia radiante que deixa uma unidade de área no terreno pela quantidade de energia incidente naquela área, medida no mesmo instante de tempo.

Os métodos de classificação supervisionada são baseados nos classificadores, que usam as funções estatísticas ou outras regras de lógica para avaliar e comparar as características das reflectâncias espectrais dos *pixels* com as características de uma determinada classe de padrão, para classificar e delinear as classes das imagens digitais (LILLESAND et al., 2008).

Os métodos de classificação supervisionada são divididos em paramétricos e não paramétricos. Compreendem os algoritmos paramétricos: Máxima Verossimilhança, Distância Mínima, Distância de Mahalanobis, Paralelepípedo, entre outros. Os métodos não paramétricos estão associados ao aprendizado de máquina, inserido na área de conhecimento denominada Inteligência Artificial (IA), que buscam desenvolver métodos, técnicas e ferramentas para construir máquinas inteligentes capazes de realizar as mais diversas tarefas, como as Árvores de Decisão, Redes Neurais Artificiais (RNA), Máquinas de Vetor Suporte

(SVM), entre outros. Os métodos SVM e RNA têm sido utilizados por vários autores dentre os quais estão Ribeiro (2013), Moraes et al. (2013), Sousa et al. (2010), Yang et al. (2008), Petropoulos, Kalaitzidis e Vadrevu (2012); Kavzoglu e Colkesen (2009); Mountrakis, Im e Ogole (2011); Petropoulos, Arvanitis e Sigrimis (2012).

A seguir, será apresentado o método não paramétrico de classificação digital supervisionada, SVM, pois na presente pesquisa realizou-se a classificação digital a partir da imagem Landsat 5 TM e dados auxiliares de altitude, para espacializar as unidades fisionômicas da Floresta Ombrófila Densa do Paraná. Este método é adequado para a classificação de padrões espectrais da vegetação, possibilitando incluir uma banda não espectral, de origem adversa como a altimetria, ou bandas artificiais, por exemplo, TCap (*Tasseled Cap*), NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), dentre outras.

2.3.1 *Support Vector Machines*

Support Vector Machines (SVM) correspondem ao grupo de classificadores não paramétricos que tem como principal vantagem o poder de diminuir simultaneamente os erros empíricos de classificação e aumentar a separação entre as classes espectrais (SOUSA et al., 2010). Proposta pelo pesquisador Vladimir Vapnik, a técnica SVM foi embasada na teoria de aprendizado estatístico, após pesquisas realizadas por Vapnik e Chervonenkis em 1971. SVM compreendem o grupo de algoritmos de aprendizagem de máquina teoricamente superiores, que emprega algoritmos de otimização para localizar os limites ideais entre as classes, sendo que a meta principal do modelo SVM é diminuir a falha estrutural (VAPNIK, 1995).

Entre as principais vantagens do método SVM menciona-se: a teoria bem estabelecida dentro da matemática e estatística; possui robustez em dados de grandes dimensões como as imagens orbitais; ótima capacidade de generalização, ou seja, é eficaz para prever dados que não pertençam ao conjunto utilizado no treinamento (SMOLA et al., 2000).

Segundo Souza (2009), o princípio básico da técnica é o de encontrar um hiperplano linear que melhor diferencie duas classes de interesse. Esse hiperplano está inserido no espaço de atributos n -dimensional entre as duas classes, de modo que uma dada classe fique localizada em um lado do hiperplano, e a outra classe, no outro. A distância entre cada classe e o hiperplano deve ser máxima. A definição do hiperplano se dá mediante a identificação das amostras de treinamento mais representativas de cada classe, nomeadas como vetores suporte. Os vetores suporte correspondem às amostras que estão mais próximas da superfície separadora entre as classes, constituindo um subconjunto das amostras de treinamento.

Segundo Haykin (2001) a ideia principal da SVM é construir um hiperplano como superfície de decisão em que a margem de separação entre exemplos positivos e negativos seja máxima. A máquina possui esta propriedade desejável seguindo a abordagem fundamentada na teoria de aprendizagem estatística. Mais precisamente, a SVM é uma implementação do método de redução estrutural de risco.

De acordo com Liu (2007) e Cortes e Vapnik (1995), o procedimento do modelo SVM envolve três processos: localizar um hiperplano de separação ótima para separar as amostras separáveis e não separáveis, maximizando a margem dos pontos mais próximos entre si no plano; tratar as amostras não separáveis para alcançar o objetivo da separação; usar as funções de decisão não linear para tratar os casos separáveis e não separáveis.

O princípio indutivo é baseado no fato de que a taxa de erro da máquina de aprendizagem sobre dados de teste (taxa de erro de generalização) é limitada pela soma da taxa de erro de treinamento e pelo termo que depende da dimensão de Vapnik-Chervonenkis (V-C); no caso de padrões separáveis, a máquina de vetor suporte produz um valor de zero para o primeiro termo e diminui o segundo termo. Logo, a SVM fornece bom desempenho de generalização em problemas de classificação de padrões, apesar do fato de que ela não incorpora conhecimento do domínio do problema. Este atributo é único nas SVMs (HAYKIN, 2001).

2.3.1.1 Amostras linearmente separáveis

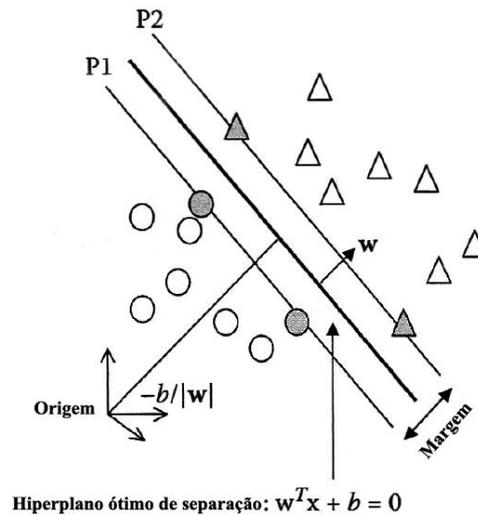
Segundo Tso e Mather (2009), o conjunto de dados de treinamento é representado pelo par $\{x_i, y_i\}$, $i=1, \dots, n$, $y_i \in \{1, -1\}$, $x_i \in \mathbb{R}^d$, onde estão as características observadas e y_i , é o rótulo da classe de informações para o caso de treinamento i . O valor é +1 ou -1, representando respectivamente as classes 1 e 2. O objetivo do classificador SVM é construir um hiperplano ótimo que separa as duas classes, de tal maneira que a distância do hiperplano que separa as duas classes, para os pontos mais próximos dos dados de formação em cada uma das classes, seja máxima. Esta distância é chamada margem. O hiperplano pode ser representado pela seguinte função de decisão representada pela Equação 1:

$$w^T x + b = 0 \quad (1)$$

Onde x é um ponto em que se encontra o hiperplano, w é normal ao hiperplano, T denota a matriz de transposição, e o parâmetro b indica o *bias* (influência ou inferência). A distância perpendicular entre o hiperplano da origem é $\frac{|b|}{\|w\|}$, onde $\|w\|$ é a norma Euclidiana de w . A Figura 2.2 representa os conceitos apresentados, na qual a linha mais espessa

corresponde ao hiperplano ideal e os círculos e triângulos em cinza representam os vetores suporte.

FIGURA 2.2 - Amostras linearmente separáveis com destaque para as que se encontram localizadas na margem, chamadas de vetores suporte.



Fonte: Adaptado de Tso e Mather (2009).

Supondo que todos os dados de treinamento satisfazem as restrições a seguir de acordo com as Equações 2 e 3:

$$w^T x_i + b \geq 1, \text{ para } y_i = +1 \quad (2)$$

$$w^T x_i + b \leq -1, \text{ para } y_i = -1 \quad (3)$$

As equações 2 e 3 podem ser ainda combinadas para se obter a Equação 4:

$$y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (4)$$

Pode-se, em seguida, definir uma escala implicitamente para (w^*b) para gerar dois hiperplanos canônicos (P1 e P2 – Figura 2.2), a saber, $w^T x_i + b = 1$ para os pontos mais próximos de treinamento encontrados em um dos lados do hiperplano com w normais e a distância perpendicular a partir da origem $|1-b|/||w||$ e segundo, $w^T x_i + b = -1$ para os pontos mais próximos de formação sobre o outro lado com a distância perpendicular a partir da origem $|-1-b|/||w||$.

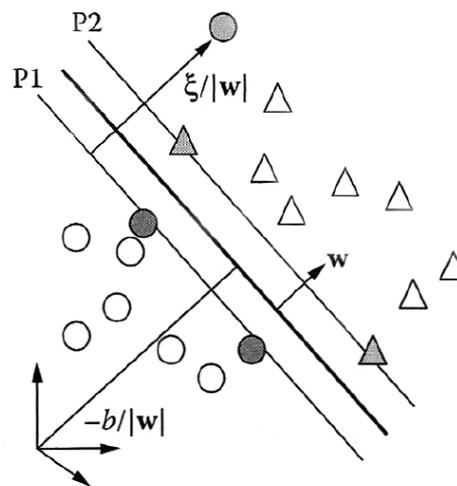
Estes pontos treinamento são referidos como vetores de suporte. Ou seja, os vetores correspondem às amostras de treinamento de cada classe, fundamentais para o estabelecimento do hiperplano de separação ideal. Deste modo, a margem entre estes dois hiperplanos é $2/||w||$. A maximização da margem, por sua vez, conduz a $\text{Min} \{||w||^2/2\}$.

2.3.1.2 Amostras não linearmente separáveis

Há casos mais difíceis de classificação, em que as classes não são linearmente separáveis. Dadas as amostras de treinamento, não é possível estabelecer um hiperplano separador sem encontrar erros de classificação. Porém, é possível encontrar um hiperplano que reduza a probabilidade do erro de classificação junto às amostras de treinamento (SEMOLINI, 2002).

Segundo Cortes e Vapnik (1995) as classes de informações derivadas de dados de sensoriamento remoto, geralmente, não são totalmente separadas por margens lineares. Desta forma, as limitações da equação 4 não são resolvidas na prática, e, por isso, as variáveis de folga ξ_i , $i = 1, \dots, n$, que são proporcionais a alguma medida de custo, são introduzidas para relaxar o limite. Este método é normalmente chamado de margem suave (TSO; MATHER, 2009). Na Figura 2.3 visualizam-se amostras que não são linearmente separáveis.

FIGURA 2.3 – Hiperplano linear para amostras não separadas linearmente.



Fonte: Tso e Mather (2009).

Quando variáveis de folga são incluídas, a equação 4 torna-se a Equação 5:

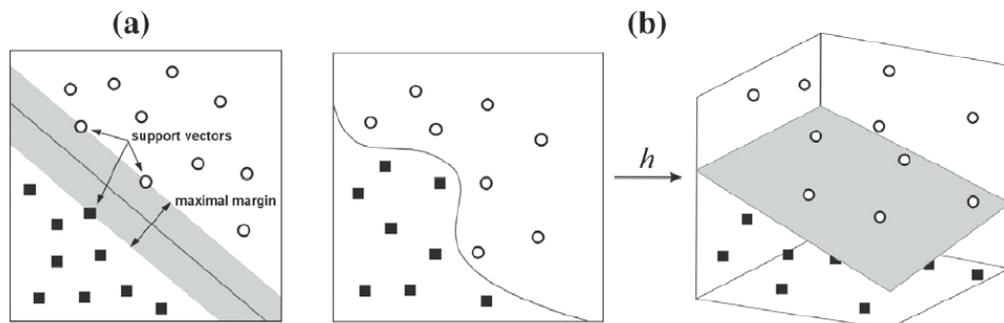
$$y_i(w^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i; \xi_i \geq 0, \forall_i \quad (5)$$

E a solução para encontrar um hiperplano separador ótimo generalizado é encontrada a partir da Equação (6):

$$\min \left\{ \frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right\} \quad (6)$$

Onde C é um parâmetro de penalidade para ser determinado pelo usuário. E C a "atribuir uma penalidade maior para os erros". A primeira parte da equação acima (6) tem como objetivo maximizar a margem, enquanto a segunda visa penalizar as amostras de treinamento localizadas no lado "errado" do limite de decisão. Em outras palavras, o valor de C corresponde ao *overfitting* (superajuste) para os dados de treinamento e, assim, aumenta a capacidade de generalização (TSO; MATHER, 2009). Maiores informações sobre *overfitting*, *outliers* e SVM encontram-se em Lorena e Carvalho (2007). Na Figura 2.4 são apresentados exemplos do princípio da geometria do algoritmo SVM para amostras linearmente (a) e não linearmente separáveis (b).

FIGURA 2.4 – Princípio da geometria do algoritmo SVM. (a) SVM linear para amostras linearmente separáveis. Região sombreada delimita a margem máxima que separa as duas classes com base em três pontos (vetores suporte). (b) SVM não linear. Transformação h desde o espaço de dados original para o espaço dimensional superior de modo que uma fronteira de decisão linear pode separar as duas classes no espaço transformado.



Fonte: Moraes et al. (2013).

2.3.1.3 Classificação multiclases

A formulação original das SVMs foi concebida para discriminar dados pertencentes a duas classes, um problema de classificação binário. Entretanto, muitos problemas práticos apresentam mais de duas classes preditivas, sendo referenciados pelo termo multiclases. O problema de classificação multiclases é intrinsecamente mais complexo que o problema binário, pois o classificador deve ser capaz de separar os dados em um número maior de categorias, o que também aumenta a chance de erros de classificação cometidos. Por este mesmo motivo, sua complexidade é crescente à medida que o número de classes aumenta. Deste modo, o método *Kernel* é utilizado para simular a projeção não linear dos dados num

espaço de maior dimensionalidade (possivelmente infinito) em que as classes são separáveis (LORENA, 2006).

Segundo LIU (2007), o modelo SVM mapeia a entrada do vetor X no espaço H de feições multidimensionais e constrói um hiperplano no espaço H por meio das funções não lineares de decisão. A Equação 7 apresenta os dados mapeados ao espaço H de feições multidimensionais pela função ϕ .

$$\Phi: R^n \rightarrow H \quad (7)$$

Onde:

Φ = função mapear;

R^n = feições multidimensionais

H = espaço H

O vetor X no espaço das feições pode ser representado pela função $\Phi(X)$ no espaço multidimensional H . O algoritmo de treinamento no espaço multidimensional H depende somente dos dados do espaço pelo produto em função *Kernel* de forma $\phi(X_i) \cdot \phi(X_j)$ que é representada pela equação 8:

$$K(X_i, X_j) = \phi(X_i) \cdot \phi(X_j) \quad (8)$$

Segundo Jia (2005), as funções *Kernel* mais utilizadas são:

Linear: $K(x_i, y_i) = x_i^t \cdot x_j$

Polinomial: $K(x_i, y_i) = (\gamma x_i^t \cdot x_j + r)^d, \gamma > 0$

Função de base radial (RBF): $K(x_i, y_i) = \exp(-\gamma \|x_i - y_i\|^2), \gamma > 0$

Sigmóide: $K(x_i, y_i) = \tanh(\gamma x_i^t \cdot x_j + r)$

Neste capítulo, foi apresentada a atual situação da Mata Atlântica, a importância da mesma para a qualidade de vida da população e detalhamentos sobre a Floresta Ombrófila Densa e Formações Pioneiras. Além dos produtos de sensoriamento remoto ativo e passivo e classificação digital supervisionada pelo algoritmo SVM. No próximo capítulo, será localizada a área de estudo, apresentados os materiais e metodologias utilizados.

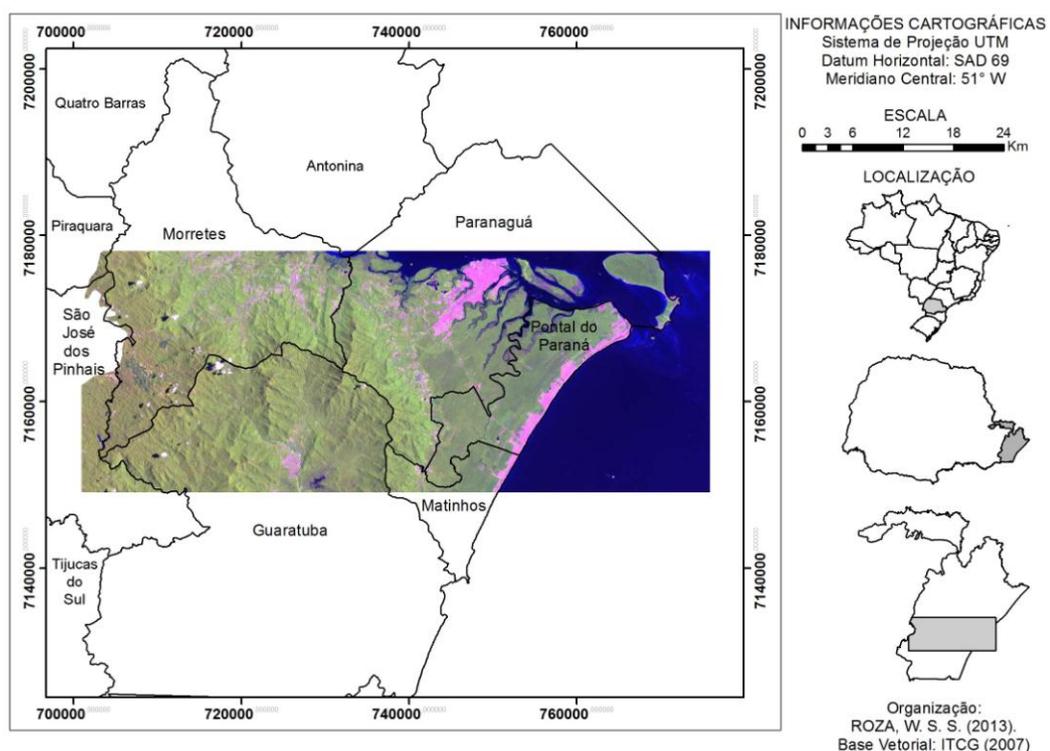
3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O desenvolvimento da pesquisa é possível, pois a cena analisada Landsat 5 TM apresentou baixo recobrimento de nuvens, o que não comprometeu a fotointerpretação e a classificação supervisionada da Mata Atlântica.

3.1 UNIDADE DE ESTUDO

A área de estudo compreende a porção sudeste da Floresta Ombrófila Densa (FOD) e Formações Pioneiras do estado do Paraná, situada nas folhas dos MI (Mapa Índice) 2858-1 (Novo Mundo), MI 2858-2 (Paranaguá) e MI 2859-1 (Pontal do Paraná), entre as coordenadas do sistema UTM, E 703.442,234 m; N 7.178.058,057 m e N 7.148.865,552 m; E 776.148,094 m, inseridas no Fuso 22 Sul. A área abrange integralmente o município de Pontal do Paraná e parcialmente os de Paranaguá, Antonina, Morretes, Piraquara, São José dos Pinhais, Guaratuba e Matinhos. A Figura 3.1 exibe o cartograma com a localização da área de estudo, destacada por meio da imagem Landsat 5 TM composição colorida verdadeira falsa cor R5B4G3 e arquivos vetoriais correspondentes aos municípios abrangidos integral e parcialmente pela área de estudo.

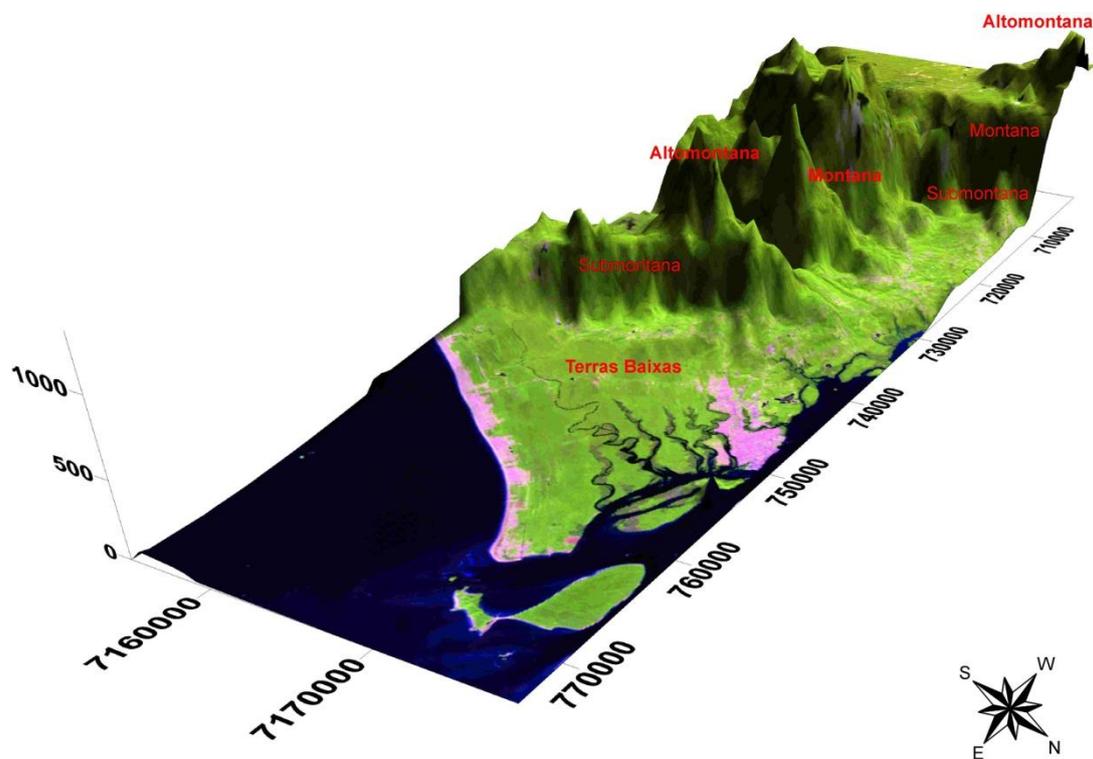
FIGURA 3.1 - Localização da área de estudo.



Fonte: o autor

O relevo é um dos fatores determinantes para a classificação das diferentes unidades fisionômicas ecológicas da FOD, sendo que a área de estudo possui variação altimétrica de 0 a mais de 1000 metros, contemplando a formação de terras baixas, submontana, montana e alto-montana. No modelo tridimensional da Figura 2.2, é possível visualizar que a área de estudo apresenta a planície litorânea, em que estão situadas as áreas de Terras Baixas, e Serra do Mar, na qual se situam as demais unidades fisionômicas da FOD, nela listadas.

FIGURA 3.2 - Modelo Tridimensional com sobreposição de imagem Landsat 5 TM (R5B4G3).



Fonte: o autor.

3.2 MATERIAL

Para o desenvolvimento da presente pesquisa foram utilizados os seguintes materiais:

- Seis bandas espectrais do satélite Landsat 5, sensor TM, correspondente à órbita 220, ponto 78 do dia 04 de fevereiro de 2010, com resoluções espacial de 30 metros, radiométrica de 8 bits e temporal de 16 dias, obtida gratuitamente no *site* do USGS (*United States Geological Survey*) <<http://earthexplorer.usgs.gov/>>.
- Imagens em formato GeoTIFF referentes aos Modelos Digitais de Elevação (MDE), ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission Reflection Radiometer*)

(ASTGTM2-S26W49), com resolução espacial de aproximadamente 30 metros, disponível no *site* no Sistema Espacial do Japão <<http://www.jspacesystems.or.jp/ersdac/GDEM/E/index.html>> e SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) (25S495), resolução espacial de aproximadamente 30 metros, disponível no *site* <<http://www.dsr.inpe.br/topodata/>> do Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), para aferir a altitude do relevo e calcular a acuracidade das imagens classificadas.

- Cena do sensor LISS III, satélite RESOURCESAT-1, órbita 330 e ponto 096, referente ao dia 06 de dezembro de 2012, resolução espacial de 23,4 metros, radiométrica de 7 bits e temporal de 24 dias, disponível no *site* <<http://www.dgi.inpe.br>> do Catálogo de Imagens do INPE.
- Arquivos vetoriais referentes à vegetação, hidrografia, uso do solo e divisas municipais do estado do Paraná fornecidos pelo Instituto de Terras Cartografia e Geociências (ITCG) por meio do *site* <<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=47>>.
- Três ortoimagens oriundas do Sensor SPOT 5, cedidas pelo Serviço Autônomo Paraná Cidade, da Secretaria de Estado de Desenvolvimento Urbano, correspondentes aos seguintes mapas índices: 2858-1, 2858-2 e 2859-1.
- Mapas: Formações Fitogeográficas do estado do Paraná (2007) e Uso do Solo em 1999 e Alteração no período de 1986-99 e mosaico das cartas da Vegetação do programa Pró Mata Atlântica disponibilizados pelo ITCG no seguinte *site* <<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=47>>.
- Cartas da vegetação referentes a Novo Mundo (2858-1), Paranaguá (2858-2) e Pontal do Paraná (2859-1) disponibilizadas na escala de 1:50.000 (em formato PDF) do Programa de Proteção da Floresta Atlântica - Paraná (PRÓ-ATLÂNTICA) disponíveis no endereço: <www.itcg.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=49>.
- Imagens *Google Earth*.
- *Softwares* Envi 4.7 e ARCGIS 9.3.
- Sistema de Posicionamento NAVSTAR (*Navigation Satellite with Time and Ranging*) /GNSS (*Global Navigation Satellite Systems*) - Receptor GPS (*Global Positioning System*).

3.3 MÉTODOS

O diagrama de bloco representado pela Figura 3.3 apresenta a sequência das etapas realizadas na presente pesquisa, as quais serão apresentadas sucintamente a seguir e detalhadas nas próximas seções.

As imagens Landsat têm sido utilizadas para classificação do uso do solo, como nos trabalhos de Vasconcelos e Novo (2004); Mello et al. (2012) e Sano et al. (2008). Para espacializar os remanescentes das unidades fisionômicas da FOD e Formações Pioneiras, utilizaram-se seis bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM, a qual foi transformada geometricamente a partir do mosaico com as três ortoimagens do sensor Spot 5. Como a FOD da área de estudo apresenta variação altimétrica de 0 a mais de 1000 metros, optou-se em trabalhar com o MDE ASTER e seus subprodutos “declividade” e “faixas altimétricas”, os quais foram gerados em SIG. Optou-se em trabalhar com o MDE ASTER por estar disponível gratuitamente pelo Sistema Espacial do Japão e possuir resolução espacial compatível à das bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.

Com a cena Landsat 5 TM corrigida geometricamente, adicionou-se ao mesmo arquivo das bandas espectrais, imagens correspondentes ao MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas. Todos os arquivos com a mesma resolução espacial e número de linhas e colunas. Com os arquivos adequados a próxima etapa foi a classificação digital. Por meio de diferentes composições coloridas das bandas espectrais, verdadeira e falsas cores, verificação altimétrica mediante MDE ASTER, mapas e arquivos vetoriais do ITCG e trabalhos em campo para reconhecimento das classes, coletaram-se aproximadamente 80 (oitenta) amostras de treinamento para cada classe da área de estudo. Trabalhos têm sido desenvolvidos com a classificação digital com bandas espectrais mais dados auxiliares, como nos de Roza e Ribeiro (2013), Arasato et al. (2012) e Silva et al. (2010), Li et al.(2012); Watanachaturaporn, Arora e Varshney (2008); Huapeng et al. (2011); Benediktsson e Kanellopoulos (1999).

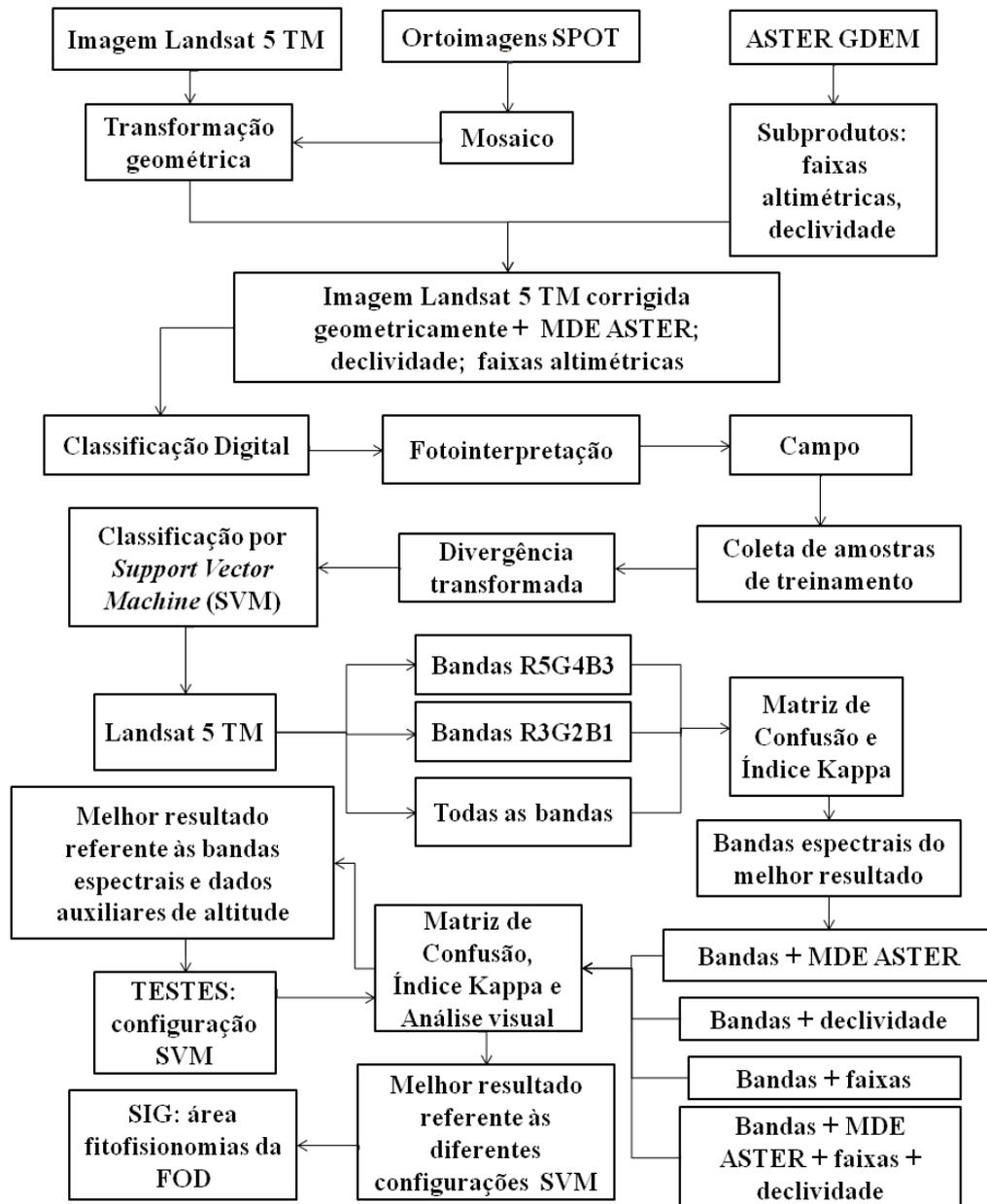
Em seguida calculou-se a divergência transformada para verificar se as amostras de treinamento correspondentes a cada classe foram coletadas adequadamente. Em seguida, as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM foram classificadas pelo algoritmo *Support Vector Machines*, sendo que foram realizados inicialmente três testes com as mesmas. O primeiro teste com as bandas R3G2B1 correspondentes às faixas do visível, em que é possível observar solo exposto, vegetação, áreas urbanas, rodovias e lâmina d’água; o segundo com as bandas R5B4G3, em que se analisam as áreas urbanas, diferencia-se solo exposto de vegetação, manguezais dos campos salinos, e FOD de refúgios vegetacionais; e o terceiro teste com todas as bandas, no qual realizaram-se outras composições coloridas e, após isso,

utilizaram-se todas as bandas espectrais para classificar a imagem orbital. Os testes foram realizados para analisar o desempenho do classificador SVM referente à área de estudo com as bandas supracitadas.

Com o resultado das três imagens classificadas, calcularam-se a Matriz de Confusão (MC) e o Índice *Kappa* (IK), para analisar a acuracidade das imagens classificadas, a partir da coleta de aproximadamente 60 (sessenta) novas amostras de treinamentos para cada classe, mediante ortoimagem Spot 5, P6LIS3 e MDE SRTM que correspondem à “verdade de terrestre”. Após obter o melhor resultado, utilizou-se o mesmo número de bandas (seis) nos próximos testes: bandas mais MDE ASTER; bandas mais declividade; bandas mais faixas altimétricas. Após os testes mencionados, calcularam-se a MC e IK para cada imagem classificada, o que possibilitou identificar o teste que apresentou a maior acuracidade.

Em seguida, realizaram-se novos testes, desta vez com a combinação de bandas e subproduto altimétrico que melhor desempenho apresentou pela análise visual e pelos cálculos de acuracidade mediante MC e IK dos testes anteriores, sendo realizadas diferentes configurações com o SVM, visando à obtenção do melhor resultado. Após os últimos testes, calcularam-se a MC e IK e realizou-se a análise visual. A imagem com a maior acuracidade foi exportada para SIG juntamente com arquivos vetoriais referentes a cada classe, para a criação e edição do banco de dados referente às áreas das unidades fisionômicas da FOD, de suas formações pioneiras e geração do mapa final da área de estudo.

FIGURA 3.3 - Diagrama de blocos da metodologia empregada.



Fonte: o autor.

3.2.1 Mosaico de imagens

A operação de mosaico de imagens tem por objetivo unir duas ou mais imagens para gerar uma imagem maior. Este processo é inevitável quando uma área geográfica de estudo é maior do que a cena disponibilizada pelo sensor ou esteja na interface de uma cena para outra. Desta forma, por meio do processo de mosaico é possível obter uma abrangência total do espaço geográfico de interesse (BAGLI, 2007). Para a base da Transformação Geométrica

(TG) das imagens Landsat 5 TM e P6LIS3 realizou-se o seguinte mosaico controlado com as ortoimagens do sensor Spot 5 referentes aos mapas índices: 2858-1, 2858-2 e 2859-1.

3.2.2 Transformação Geométrica

Na presente pesquisa, a correção de erros geométricos é relevante visto que é fundamental para adequar num mesmo arquivo os dados de SR de diferentes origens (imagens orbitais e Modelos digitais de elevação), bem como associá-los em Sistemas de Informação Geográfica (SIG) com arquivos vetoriais de diferentes temas (hidrografia, áreas urbanas, fitogeografia, delimitações das unidades administrativas, entre outros). Para Centeno (2004), estas e outras aplicações necessitam correção de distorções associadas na imagem, como também a transformação dos dados da imagem num sistema de referência.

De acordo com Novo (2010), várias são as fontes de distorção geométrica em imagens de SR. Dentre as principais, citam-se: o movimento de rotação da Terra no decorrer do processo de aquisição de imagens; velocidade de “varredura” finita; amplo campo de visada de determinados sensores; curvatura da Terra; variações na posição da plataforma de aquisição (altura, direção, velocidade, entre outros); efeitos panorâmicos associados à geometria da imagem.

As imagens orbitais da presente pesquisa foram previamente corrigidas geometricamente, entretanto os dados recebidos para a correção de sistema possuem uma margem de imprecisão, mesmo porque, são realizadas aproximações na integração dos dados de atitude do satélite. Segundo Meneses e Almeida (2012), para tanto, é necessária a TG das imagens, que corresponde à etapa final do processamento de correção das distorções geométricas da imagem, que visa extinguir o erro de posicionamento remanescente. Sendo que esta operação sempre é necessária para a integração da imagem a uma base de dados espaciais nos SIG.

Portanto, o último passo da correção das imagens Landsat 5 TM e P6LIS3 foi a execução da TG, que consistiu em alguns passos básicos, como o estabelecimento de relação entre o sistema de coordenadas do mosaico das ortoimagens para as cenas Landsat 5 TM e P6LIS3. Em seguida o estabelecimento do conjunto de pontos definindo a posição dos *pixels* nas imagens corrigidas e reamostragens que permitiram estimar o nível digital atribuído a cada *pixel* nas imagens de saída.

A TG foi executada pelo modelo polinomial, do qual, segundo D’Alge (2001), os parâmetros são determinados por meio das coordenadas de pontos de controle identificados

tanto no sistema de referência da imagem (Landsat 5 TM e P6LIS3) como no sistema de referência da base de dados (mosaico das ortoimagens SPOT).

Após definir o modelo polinomial da TG, coletaram-se pontos de controle, os quais foram bem distribuídos nas imagens, sendo que arquivos vetoriais referentes à rede de drenagem serviram de apoio para identificar as feições espaciais nas imagens orbitais. Em seguida, calculou-se a imprecisão de ajuste dos pontos de controle à função polinomial. Para Meneses e Almeida (2012), as transformações polinomiais fazem o vínculo entre as coordenadas de imagem e as coordenadas do sistema de referência. No presente estudo, utilizou-se o polinômio de primeiro grau, que é apresentado nas Equações 1 e 2 para as três cenas, que relaciona as coordenadas da imagem com as coordenadas da ortoimagem/:

$$N = a_0 + a_1 * x + a_2 * y \quad (1)$$

$$E = b_0 + b_1 * x + b_2 * y \quad (2)$$

Onde:

a_0 e b_0 referem-se às translações

a_1 , a_2 , b_1 e b_2 referem-se às rotações

x e y referem-se, respectivamente, às linhas e colunas das imagens

A próxima etapa consistiu em calcular a distância de cada ponto à reta da equação polinomial por meio do erro quadrático representado pela Equação 3:

$$e = \sqrt{(x_i - x_r)^2 + (y_i - y_r)^2} \quad (3)$$

Onde:

x_i e y_i correspondem às coordenadas retransformadas

x_r e y_r são coordenadas de referência

E o erro RMS (*root mean square error*) corresponde à soma dos erros quadráticos dos pontos de controle segundo a Equação 4.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{N}} \quad (4)$$

Após o cálculo do RMS, realizou-se a reamostragem que, de acordo com D'Alge (2001), consiste em utilizar a informação sobre níveis digitais obtidos pelo mapeamento inverso e realiza uma interpolação para definir os valores de nível digital que compõem a imagem corrigida. Aplicou-se o método “vizinho mais próximo”, que, para Centeno (2004),

garante que o nível digital escolhido seja um dos valores originais, ou seja, não gera novos valores interpolados e, por esta particularidade, é o mais apropriado para a TG de imagens temáticas, onde não se deseja obter valores interpolados.

A última etapa da TG foi a validação, uma última verificação para garantir a geração de imagens geometricamente corretas, na qual um novo conjunto de pontos com coordenadas conhecidas foi utilizado. Os pontos foram escolhidos com o mesmo cuidado dos pontos de controle. O erro quadrático destes pontos foi determinado e o RMS calculado para o novo conjunto de pontos. Destacam-se aqui que as correções radiométricas e topográfica não foram realizadas. Elas poderiam melhorar a classificação, diminuindo os efeitos atmosféricos e do relevo nas áreas irregulares.

3.2.3 Subprodutos altimétricos MDE ASTER

A partir do MDE ASTER, geraram-se subprodutos altimétricos, como as curvas de nível, declividade e faixas altimétricas utilizadas na classificação digital. Em SIG, o MDE ASTER em forma de grade regular (*grid*), a partir do método *inverse distance weighted*, serviu como base para a geração das curvas de nível, dois grupos de arquivos vetoriais, o primeiro com equidistância de 30 metros e o segundo com 100 metros.

A declividade foi dividida em seis intervalos de acordo com a metodologia de Ross (2000) (Tabela 3.1), que associa a declividade com a fragilidade do terreno, sendo que a última categoria (declividade acima de 50%) não consta na metodologia original de Ross, portanto foi adaptada pelo Código Florestal/2012.

TABELA 3.1 - Relação entre a declividade e a categoria de fragilidade

Declividade (%)	Categoria de fragilidade
Até 6%	Muito baixa
de 6 a 12%	Baixa
de 12 a 20%	Média
de 20 a 30%	Forte
30% a 50%	Muito forte
Acima de 50%	Áreas protegidas por lei

Fonte: Adaptado de Ross (2000).

Outro produto gerado corresponde às quatro faixas altimétricas em que as unidades fisionômicas da FOD estão situadas. Para Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), a Floresta Ombrófila Densa apresenta uma subdivisão altimétrica específica do relevo de acordo com a

latitude em que está situada. Para a área de estudo inserida no limite entre as latitudes de 24° e 32°S, as seguintes faixas altimétricas foram geradas:

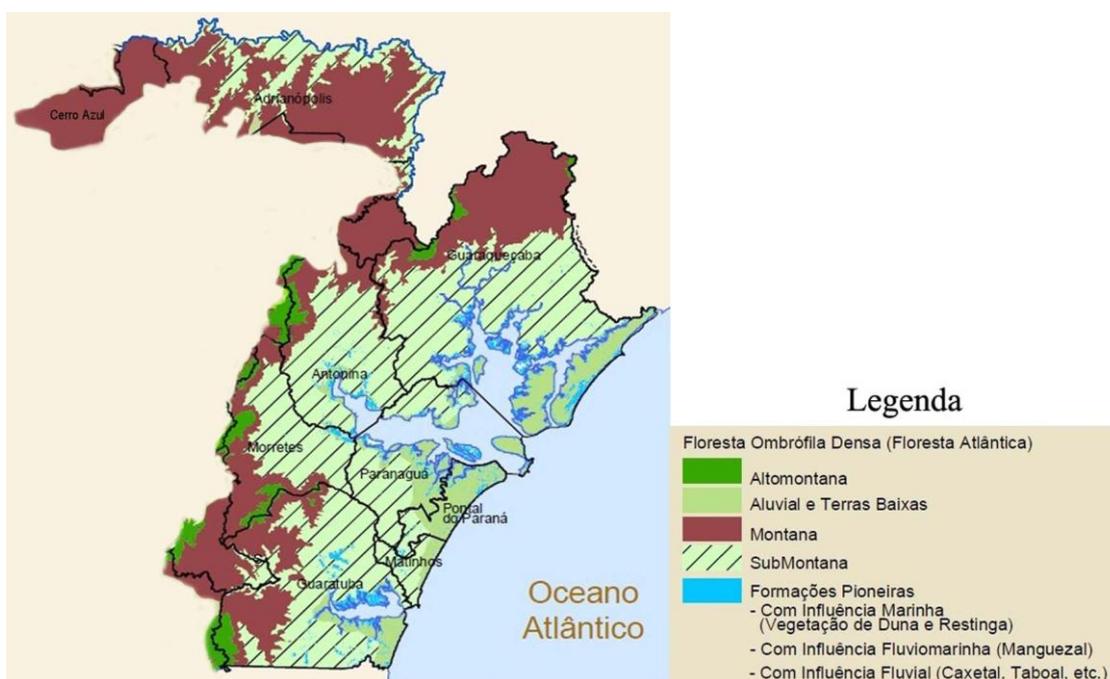
- Faixa 1: 0 – 30 metros (FOD Aluvial e Terras baixas)
- Faixa 2: 30 – 400 metros (FOD Submontana)
- Faixa 3: 400 – 1000 metros (FOD Montana)
- Faixa 4: Acima de 1000 metros (FOD Alto-montana)

3.2.4 Classificação Digital

Para separar as unidades fisionômicas da Floresta Ombrófila Densa mediante os dados orbitais Landsat 5 TM, optou-se pela classificação digital de imagem. Segundo Sano e Meneses (2012), a classificação de imagens multiespectrais corresponde ao processo de associar os *pixels* da imagem a um número finito de classes individuais que representam os objetos do mundo real, de acordo com seus valores digitais. Se um *pixel* satisfaz um determinado conjunto de critérios, geralmente avaliados por medidas estatísticas, o *pixel* é atribuído à classe que melhor satisfaz os critérios estabelecidos.

Nesta pesquisa, as classes foram definidas por meio de mapas correspondentes ao domínio da formação fitogeográfica Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná, como o das Formações Fitogeográficas do ITCG representado na Figura 3.4; cartas da vegetação referentes a Novo Mundo (2858-1), Paranaguá (2858-2) e Pontal do Paraná (2859-1) disponibilizadas na escala de 1:50.000 (em formato PDF) do Programa de Proteção da Floresta Atlântica - Paraná (PRÓ-ATLÂNTICA); Uso do Solo em 1999 e Alteração no Período 1986-99; imagens do *Google Earth*, arquivos vetoriais (formações fitogeográficas do ITCG) e dados georreferenciados obtidos em campo por meio de receptor GPS. Sendo que para as fitofisionomias da FOD situadas entre as altitudes de 30 a mais de 1000 metros de altitude, subdivididas de acordo com a altimetria (terras baixas, submontanas, montanas e altomontanas), buscaram-se os dados para a coleta das amostras de treinamento nos modelos digitais de elevação, os quais foram salvos no mesmo arquivo com bandas espectrais das

FIGURA 3.4 – Floresta Ombrófila Densa e Formações Pioneiras da porção leste do estado do Paraná mediante recorte do mapa original do ITCG com escala de 1: 2.000.000.



Fonte: Adaptado de ITCG (2007).

A ação antrópica provocou mudanças na paisagem natural da FOD, que atualmente não apresenta as características originais. Para tanto, criaram-se classes referentes a áreas urbanas e áreas abertas com fragmentos de vegetais segundo o mapa de Uso do Solo em 1999 e Alterações no período de 1986-99, que foi adaptada neste trabalho para a classe Outros (na qual foram inseridos novos elementos, como rodovias, agricultura, florestamentos, dentre outros, que serão descritos abaixo), ambos do ITCG. Na classe FOD terras baixas, foram incluídas as classes aluvial e restinga arbórea.

A descrição das classes de acordo com subdivisão altimétrica, inserida entre as latitudes de 24° e 32°S, abordada por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), segue abaixo e posteriormente as demais classes correspondentes às Formações Pioneiras, áreas antropizadas, lâmina d'água, areia exposta, nuvem e sombra.

Classes correspondentes à subdivisão altimétrica da FOD:

- FOD Terras baixas, Aluvial e Restinga arbórea – de 0 a 30 metros
- FOD Submontana: de 30 até 400 metros;
- FOD Montana: de 400 até 1000 metros;
- FOD Alto-montana – situada acima dos limites estabelecidos à formação montana;

Classes referentes às Formações Pioneiras:

- Manguezais
- Campos salinos
- Restinga herbácea-arbustiva e dunas
- Refúgios vegetacionais

Demais classes:

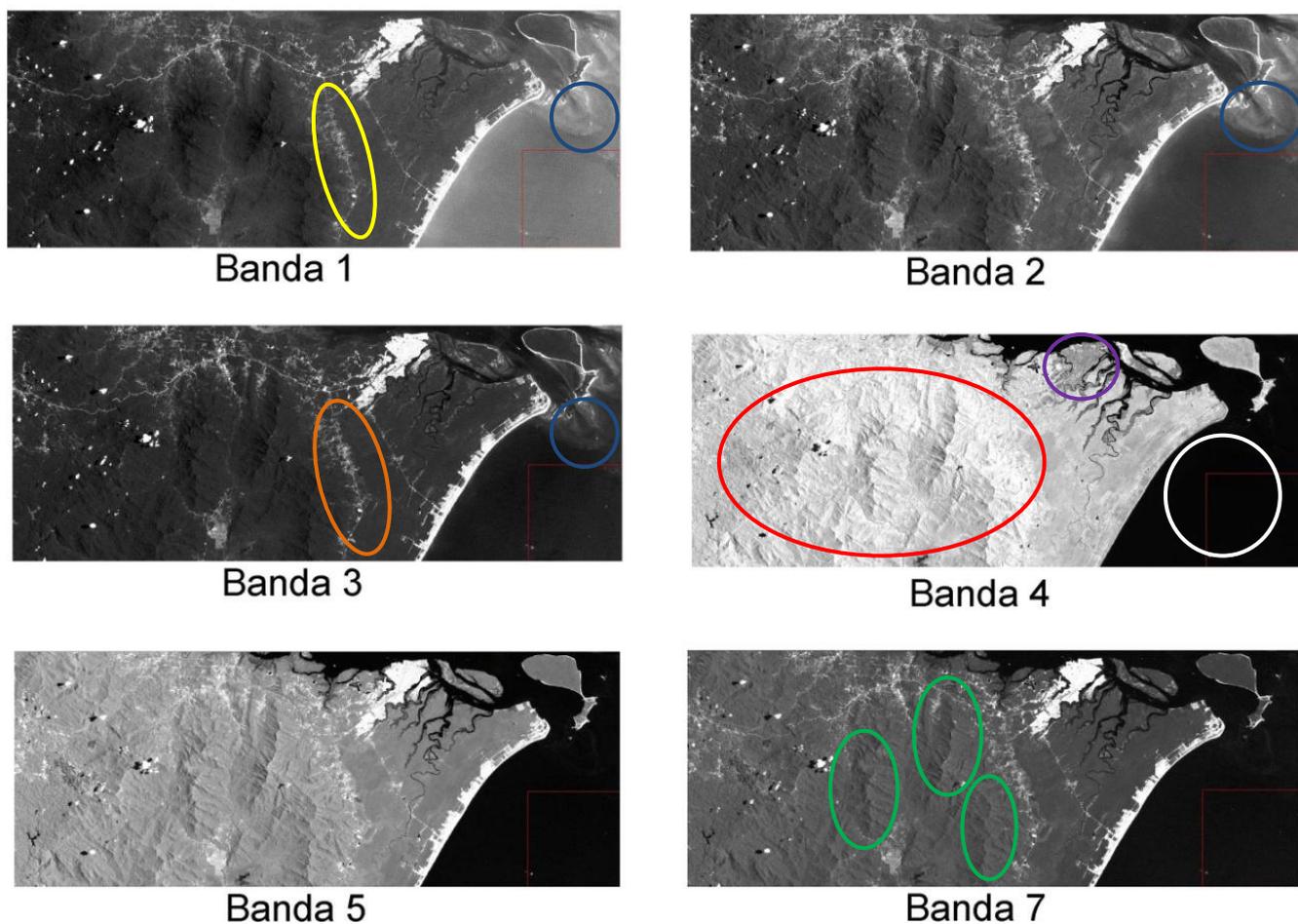
- Áreas urbanas
- Outros (rodovias, florestamentos, manejo, agricultura).
- Lâmina d'água
- Areia exposta
- Nuvem
- Sombra

Na Figura 3.5, são apresentadas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM, nas quais, segundo Novo (2010), é possível diferenciar na banda 1, solo de vegetação devido à absorção de pigmentos das plantas nesta faixa do espectro, como é apresentado na circunferência de contorno amarelo. Na banda 2, verifica-se o maior vigor da vegetação pela sensibilidade à reflectância, pois na banda 2 o verde é mais refletido. Na terceira banda, é possível diferenciar melhor solo exposto de vegetação do que nas primeiras bandas mencionadas (circunferência alaranjada).

Ao analisar a hidrografia, verifica-se que só reflete nas bandas do visível, sendo possível discriminar sedimentos em suspensão e os movimentos da água, os quais são visivelmente representados nas circunferências com contorno azul das bandas 1, 2 e 3. Em relação à banda 4, avalia-se a alta reflectância da vegetação no infravermelho próximo (evidenciado pela tonalidade de branco em quase toda a cena, nota-se que a cidade de Paranaguá (circunferência com contorno roxo) possui tonalidade cinza e pouco destacada quando se compara às bandas do visível. Verifica-se também a alta absorção dos comprimentos de onda do infravermelho próximo pela água (circunferência com contorno branco), que corresponde a um nível digital baixo, evidenciado em toda a banda do canal 4 onde há hidrografia, o que corresponde a uma vantagem quando da delimitação da hidrografia, entretanto não exhibe os bancos de areia, movimentos da água do mar, zona de arrebentação e sedimentos presentes nas áreas mais rasas como nas bandas do visível.

A banda 5 é fundamental para verificar a umidade da cobertura vegetal, pois nesta banda a vegetação das formações aluviais e de manguezais são mais evidentes, além das demais unidades fisionômicas ecológicas, visto que uma das características da FOD é apresentar elevada umidade, como o próprio nome sugere “ombrófila – amiga das chuvas”. Já banda 7 é adequada para estudos de geologia, geomorfologia e solos, sendo que pela análise da cena é possível identificar a rugosidade do relevo e a delimitação de divisores de água, como os representados nas circunferências de contorno verde.

FIGURA 3.5 – Bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.



Mediante a análise dos elementos da fotointerpretação: tonalidade ou cor, textura, padrão, tamanho; foram identificadas as classes na imagem Landsat 5 TM, sendo que um exemplo de cada classe é apresentado na Figura 3.6, nas composições coloridas verdadeiras falsas cores R5G4B3 e R4G5B3 e na Tabela 3.2. Verifica-se que a intensidade da cor entre as classes montana e submontana é muito semelhante, porém na classe montana há maior rugosidade do relevo se comparada à classe submontana. Há adequada separação das classes

manguezais (alaranjado e verde escuros) e campos salinos (azul claro e rosa escuro). Na classe Outros, são apresentados exemplos em (a) de florestamento, (b) manejo e (c) rodovia.

Figura 3.6 – Imagem Landsat 5 TM, composições coloridas R4G5B3 (A) e R5B4G3 (B) com os números referentes às classes utilizadas na presente pesquisa, as quais são identificadas na Tabela 3.2.

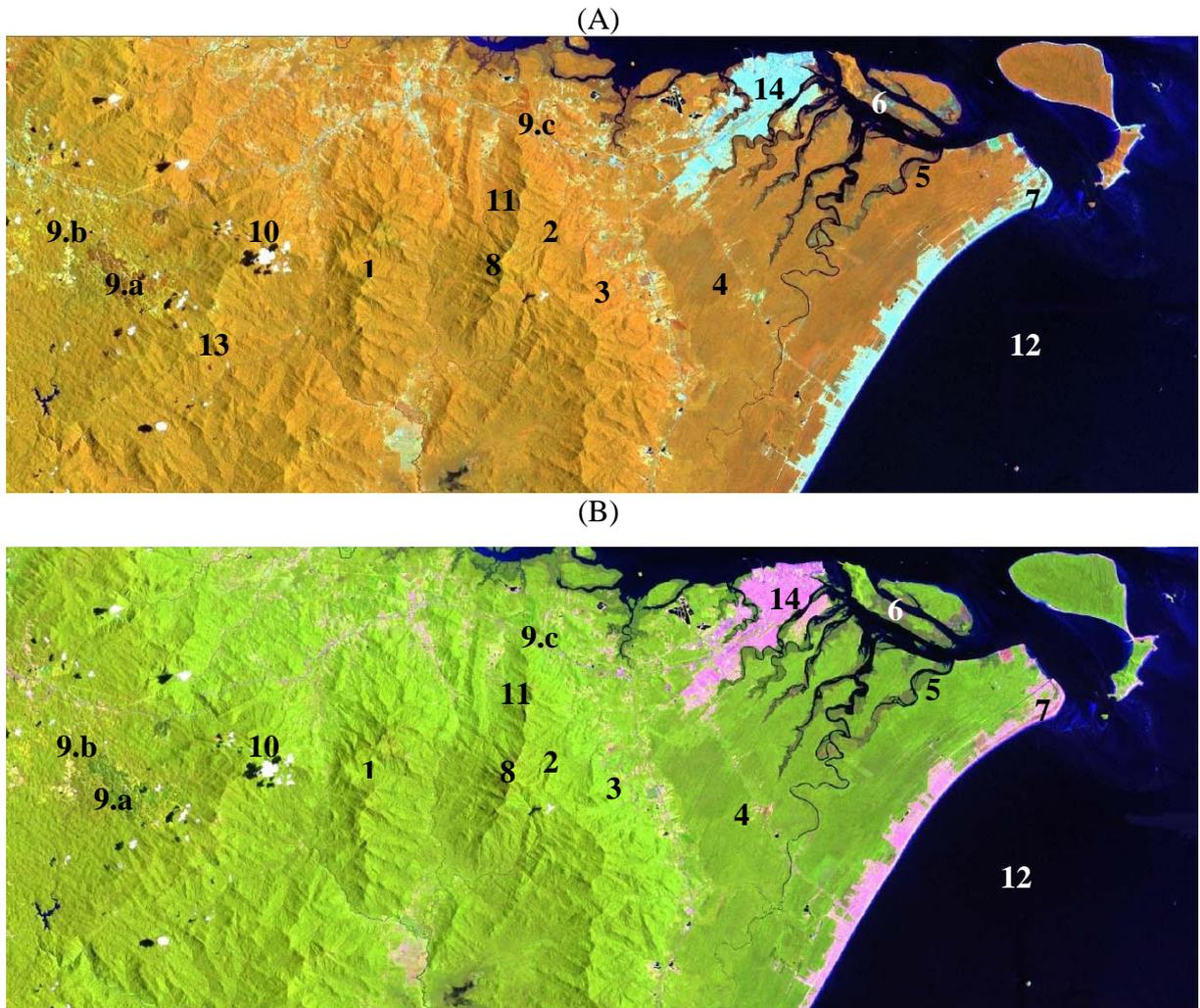
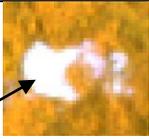
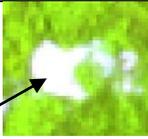
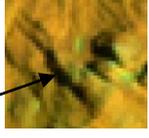
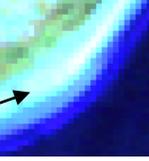
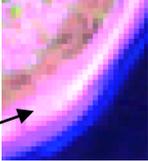
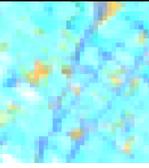


TABELA 3.2 – Representação de classes correspondentes à imagem Landsat 5 TM, de acordo com os números exibidos na Figura 3.6.

Continua

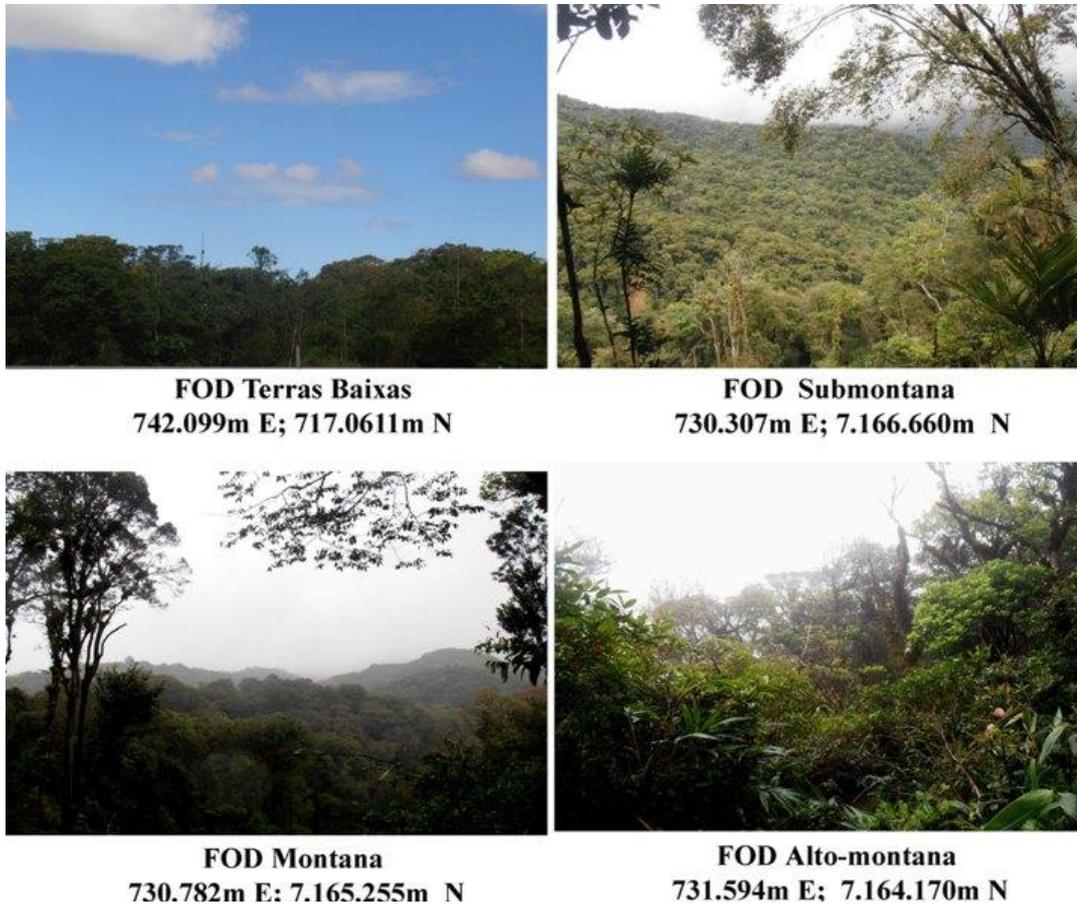
Classes	R4B5B3	R5G4B3
1 - FOD alto-montana		
2 - FOD montana		
3 - FOD submontana		
4 - FOD aluvial/terras baixas/restinga arbórea		
5 - Manguezais		
6 - Campos salinos		
7 - Restinga herbácea/ dunas		
8 - Refúgios vegetacionais		
9 - Outros a) Florestamento b) Manejo c) Rodovia		

Conclusão

Classes	R4B5B3	R5G4B3
10 - Nuvem		
11 - Sombra		
12 - Lâmina d'água		
13 - Areia exposta		
14 - Áreas urbanas		

Na Tabela 3.2, foi apresentada a composição colorida falsa cor da FOD e, em campo, é possível observar o relevo, o qual, na composição colorida, é destacado na FOD montana mediante a rugosidade mais evidente que na submontana. A Figura 3.7 refere-se respectivamente às unidades fisionômicas ecológicas da FOD (terras baixas, submontana, montana e alto-montana), com as respectivas coordenadas UTM obtidas em campo.

FIGURA 3.7 – Locais utilizados para reconhecimento das unidades fisionômicas ecológicas da porção sudeste da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná com as respectivas coordenadas do sistema UTM obtidas em campo.



A Figura 3.8 corresponde às Formações Pioneiras (manguezal, campos salinos, restinga herbácea/dunas e refúgios vegetacionais), com as respectivas coordenadas UTM obtidas em campo.

FIGURA 3.8 – Locais utilizados para o reconhecimento das Formações Pioneiras da porção sudeste da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná com as respectivas coordenadas do sistema UTM.



Manguezal
751.128m E; 7.175.089m N



Campos salinos
771.133m E; 7.172.222m N



Restinga herbácea e dunas
766.308m E; 7.168.669m N



Refúgios vegetacionais
731.809m E; 7.164.018m N

Ainda na Figura 3.9 são apresentadas as demais classes (lamina d'água, areia exposta, áreas urbanas e a classe outros representada pela rodovia e áreas antropizadas), com as respectivas coordenadas do sistema UTM obtidas em campo.

FIGURA 3.9 – Locais utilizados para reconhecimento das demais classes da área de estudo, “lâmina d’água”, “areia” e “áreas urbanas” e a classe “outros”, representada pela rodovia e áreas antropizadas.



Lâmina d’água
766.878m E; 7.170.349m N



Areia exposta
772.038m E; 7.172.569m N



Rodovia
718.338m E; 7.169.779m N



Áreas antropizadas
726.989m E; 7.173.026m N



Área urbana
750.708m E; 7.144.909m N

3.3.4.1 Divergência Transformada

Para verificar se as amostras de treinamento foram coletadas adequadamente, calcularam-se para as bandas espectrais Landsat 5 TM a divergência transformada, que segundo Lillesand et al. (2008) refere-se a uma medida de separação estatística entre classes. A divergência transformada é uma medida de covariância ponderada da distância entre as médias das amostras. A escala dos valores varia de 0 a 2000 e, quanto maior o valor da divergência transformada, maior a “distância estatística” entre os padrões espectrais, maior a separabilidade entre as classes e, conseqüentemente, a probabilidade de as classes serem

classificadas corretamente aumentará. Para calcular a Divergência Transformada, as seguintes equações (6) e (7) foram utilizadas de acordo com Swain e Davis (1978):

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} \left((C_i - C_j)(C_i^{-1} - C_j^{-1}) \right) + \frac{1}{2} \text{tr}(C_i^{-1} - C_j^{-1})(\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T \quad (6)$$

$$TD_{ij} = 2000 \left(1 - \exp\left(\frac{-D_{ij}}{8}\right) \right) \quad (7)$$

Onde:

i e j = correspondem às duas classes comparadas

C_i = matriz de covariância da classe i

μ_i = média do vetor da classe i

tr = traço da função (matriz algébrica)

T = transposição da função

Segundo Jensen (2005), a análise dos resultados sugere, como regra geral, que as amostras que apresentaram apropriada separabilidade possuem seus valores superiores a 1900, sendo que entre 1700 a 1900 as amostras são consideradas razoáveis e com valores abaixo de 1700 são ruins, pois a resposta espectral das classes é homogênea e o algoritmo de classificação não fará distinção adequada entre as classes.

3.3.4.2 Support Vector Machines

Após calcular a divergência transformada entre as classes da presente pesquisa, a próxima etapa foi o processamento digital com o classificador *Support Vector Machines* (SVM). O algoritmo SVM apresenta funções *Kernel*, as quais são empregadas na classificação digital projetando os dados do espaço de entrada não linear para o espaço de alta dimensão, sendo estas funções classificadas em lineares, polinomiais, sigmóides, função de base radial e gaussianas. Optou-se nesta pesquisa, em utilizar a Função de Base Radial (RBF), já empregada nos trabalhos de Souza (2009), Pouteau et al. (2012) e Pereira e Centeno (2013), que é compreendida pela representação matemática da equação 8:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \gamma > 0 \quad (8)$$

Onde:

x = amostra, γ = penalidade ou controle *overfitting* controlado pelo usuário.

A mesma configuração do SVM, função RBF, Kernel 10; *Penalty Parameter* 1000 foi utilizada para os seguintes testes de classificações:

Os primeiros testes foram realizados somente com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM. O primeiro teste foi realizado com as bandas 1, 2, 3 (teste 1); o segundo com

as bandas 3, 4, 5 (teste 2) e o terceiro com todas as bandas (teste 3). Após calcular a MC e o IK para as imagens classificadas, definiu-se o número de bandas que melhor se adequaram na classificação, sendo que o conjunto de bandas com a melhor resposta foi utilizado para a classificação com os subprodutos altimétricos: bandas mais MDE ASTER (teste 4); bandas mais declividade (teste 5); bandas mais faixas altimétricas (teste 6); Todas as bandas Landsat 5 TM associadas ao MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas (teste 7). Posteriormente à obtenção da imagem classificada com a maior acuracidade, cinco novos testes (testes 8, 9, 10, 11 e 12) foram efetuados com as bandas e subproduto que apresentou a maior acuracidade, desta vez mudou-se o valor de *Kernel* e *Penalty Parameter*. Os testes realizados com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM, subprodutos altimétricos e diferentes valores para *Kernel* e *Penalty Parameter* são apresentados na Tabela 3.3.

TABELA 3.3 - Testes realizados com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM, subprodutos altimétricos e valores de *Kernel* e *Penalty Parameter*.

Continua

TESTES	DESCRIÇÃO
1	Landsat 5 TM: bandas 1, 2 e 3 / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
2	Landsat 5 TM: bandas 3, 4 e 5 / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
3	Landsat 5 TM: todas as bandas / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
4	Todas as bandas Landsat 5 TM + MDE ASTER / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
5	Todas as bandas Landsat 5 TM + declividade / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
6	Todas as bandas Landsat 5 TM + faixas altimétricas / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
7	Todas as bandas Landsat 5 TM + MDE ASTER + declividade + faixas altimétricas / <i>Kernel</i> : 10; <i>Penalty Parameter</i> : 1000
8	Todas as bandas Landsat 5 TM + faixas altimétricas / <i>Kernel</i> : 0,001; <i>Penalty Parameter</i> : 0,1
9	Todas as bandas Landsat 5 TM + faixas altimétricas / <i>Kernel</i> : 0,01; <i>Penalty Parameter</i> : 1
10	Todas as bandas Landsat 5 TM + faixas altimétricas / <i>Kernel</i> : 0,1; <i>Penalty Parameter</i> : 10

TESTES	DESCRIÇÃO
12	Todas as bandas Landsat 5 TM + faixas altimétricas / <i>Kernel: 10; Penalty Parameter: 1000</i>

3.3.4.3 Matriz de Confusão, Índice *Kappa* e SIG

Após classificar as imagens orbitais, é necessário validar os resultados para verificar a acurácia da classificação que, segundo Sano e Meneses (2012), é geralmente expressa por meio de índices calculados a partir de matrizes de erros que expressam a concordância entre a imagem classificada e o conjunto de amostras de referência.

Entre os meios para avaliar a acuracidade da classificação digital está a Matriz de Confusão (MC), também conhecida como matriz de erros ou tabela de contingência. A MC calcula, de acordo com as classes da imagem, a relação entre os dados de referência (verdade de campo) e os resultados apresentados na imagem classificada. Tais matrizes são quadradas, com o mesmo número de linhas e colunas correspondentes às classes trabalhadas na classificação (LILLESAND et al., 2008).

Para calcular a MC, coletaram-se novas amostras de treinamento, aproximadamente 60 (sessenta) para cada classe a partir do modelo digital de elevação SRTM, juntamente com o mosaico das ortoimagens Spot, P6LIS3 e Google *Earth*, os quais corresponderam à “verdade terrestre”. Devido ao fato de o mosaico com as ortoimagens apresentar cobertura de nuvens que comprometeu a coleta de amostras para as classes restinga herbácea e dunas, campos salinos e manguezais, também se utilizou a imagem P6LIS3, o que possibilitou calcular a acuracidade de cada classe expressa na diagonal da matriz, bem como os erros de omissão e inclusão que permitiram verificar se as classes foram sub ou superestimadas.

Além da MC, foi calculado o Índice *Kappa* (IK) que, segundo Congalton (1991), é um método muito utilizado para avaliar a concordância entre a verdade terrestre e a imagem classificada, obtida após a análise visual e classificação digital das imagens orbitais. Este método incluiu todos os elementos da matriz de confusão: exatidão geral, erros de omissão e de inclusão. Para calcular o valor *Kappa* e da sua variância, empregam-se as Equações 9 a 12.

$$K = \frac{P_O - P_C}{1 - P_C} \quad (9)$$

$$P_O = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \quad (10)$$

$$P_C = \frac{\sum_{i=1}^M n_{+i}}{N^2} \quad (11)$$

$$\sigma^2 k = \frac{P_O (1 - P_O)}{N (1 - P_C)^2} \quad (12)$$

Sendo P_o a exatidão geral;

P_c a proporção de unidades que concordam por casualidade;

M o número de classes presentes na matriz de erro;

n_{ij} o número de observações na linha i e coluna j ;

n_{i+} n_{+j} os totais marginais da linha i e da coluna j , respectivamente;

E N o número total de unidades amostrais contempladas pela matriz.

O desempenho da classificação obtida a partir da Equação 9 do IK pode ser avaliado mediante a relação dos valores obtidos pelo IK e o desempenho da classificação. A acuracidade das imagens classificadas tem sido calculada por meio de MC e/ou IK, como, por exemplo, as pesquisas desenvolvidas por Ribeiro (2013); Liu et al. (2013); Moraes et al. (2013); Pouteau et al. (2012) e Sousa et al. (2010).

Para verificar se as unidades fisionômicas da FOD estavam de acordo com o limite altimétrico abordado por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), além do cálculo da MC e IK, foram sobrepostas nas imagens classificadas as curvas de nível referentes às altitudes de 30, 400 e 1000 metros, o que possibilitou a verificação das classes da FOD Terras baixas, Aluvial e Restinga arbórea – de 0 a 30 metros; FOD Submontana: 30 até 400 metros; e FOD Montana: de 400 até 1000 metros; de acordo com Veloso, Rangel Filho e Lima (1991).

Após verificar qual imagem classificada apresentou a maior acuracidade, geraram-se arquivos vetoriais que foram exportados para SIG, com o objetivo de organizar um banco de dados e mensurar as áreas dos remanescentes florestais das unidades fisionômicas da FOD. Em alguns arquivos vetoriais, correspondentes à imagem que apresentou a maior acuracidade, foi necessário editar em SIG algumas regiões referentes às seguintes classes: refúgios vegetacionais, sombra, nuvem, manguezais e a classe Outros, para então mensurar as áreas das unidades fisionômicas da FOD. A última etapa da pesquisa refere-se à geração do mapa da área de estudo mediante SIG.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

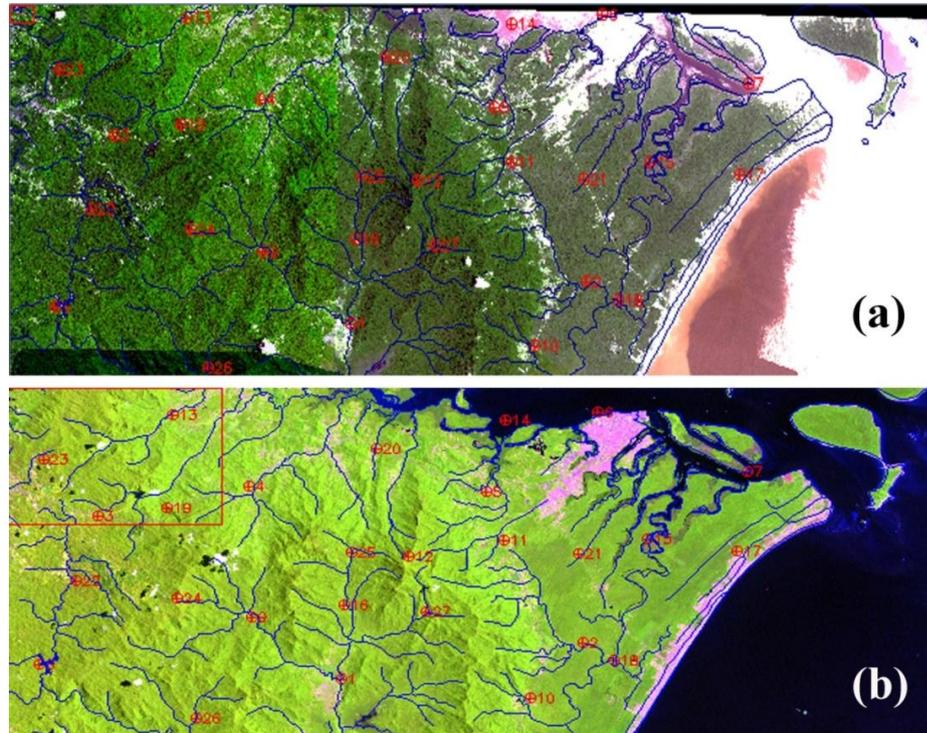
Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos da presente pesquisa. Inicialmente, o mosaico controlado e a Transformação Geométrica (TG) das imagens Landsat 5 TM e P6LIS3. Em seguida, os subprodutos referentes à altimetria do relevo como a hipsometria, declividade e faixas altimétricas utilizados como dados auxiliares na classificação digital de imagens. O próximo resultado corresponde aos valores de Divergência Transformada (DT) entre classes referentes às unidades fisionômicas ecológicas da Floresta Ombrófila Densa (FOD), Formações Pioneiras e demais classes como, por exemplo, as áreas urbanas e de lâmina d'água. A seguir, as Matrizes de Confusão (MC), Índices *Kappa* (IK) e imagens classificadas correspondentes aos testes com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dados auxiliares de altitude.

Realizaram-se também considerações sobre a acuracidades global e das classes referentes às imagens classificadas. Posteriormente ao que foi apresentado, estão expostos os resultados dos testes da imagem que apresentou o resultado mais adequado, tanto pela análise visual quanto pelas MC e IK, desta vez buscando diferentes configurações para *Kernel* e *Penalty Parameter* para obter maior acuracidade global referindo-se ao classificador SVM (*Support Vector Machine*). Finalmente, a estimativa de áreas das unidades fisionômicas da FOD, obtidas em Sistemas de Informação Geográfica (SIG), a partir da imagem classificada que apresentou o resultado mais pertinente.

4.1 MOSAICO E TRANSFORMAÇÃO GEOMÉTRICA

O mosaico controlado com as três ortoimagens do satélite Spot 5 é apresentado na Figura 4.1 (a), o qual foi a base para a coleta de pontos de controle e Transformação Geométrica (TG) da imagem Landsat 5 TM (b) e P6LIS3. Na TG da imagem Landsat 5 TM, coletaram-se 27 pontos de controle e o erro médio quadrático obtido foi de 0,68 (20,4 metros). Para a TG da imagem P6LIS3, coletaram-se 18 pontos de controle com erro médio quadrático de 0,80 (18,8 metros). O valor da validação alcançado após a coleta dos novos pontos de controle para a imagem Landsat 5 TM foi de 17,8 metros e, para P6LIS3, 23,00 metros. Tanto a imagem Landsat 5 TM quanto a P6LIS3, apresentam, após os processamentos iniciais, o mesmo número de linhas e colunas, sendo que a resolução espacial da imagem P6LIS3 foi convertida para 30 metros. Na Figura 4.1 também é sobreposto às imagens o vetor da rede de drenagem, o qual auxiliou quando da coleta de pontos de controle na imagem Landsat 5 TM e P6LIS3.

FIGURA 4.1 - Mosaico de ortoimagens do satélite SPOT (a) com composição colorida verdadeira falsa cor (R3G2B1) base para a TG da imagem Landsat 5 TM apresentada em (b) a qual se encontra com composição colorida verdadeira falsa cor (R5B4G3). Em ambas as imagens (a e b) são apresentados os pontos de controle e a rede de drenagem.



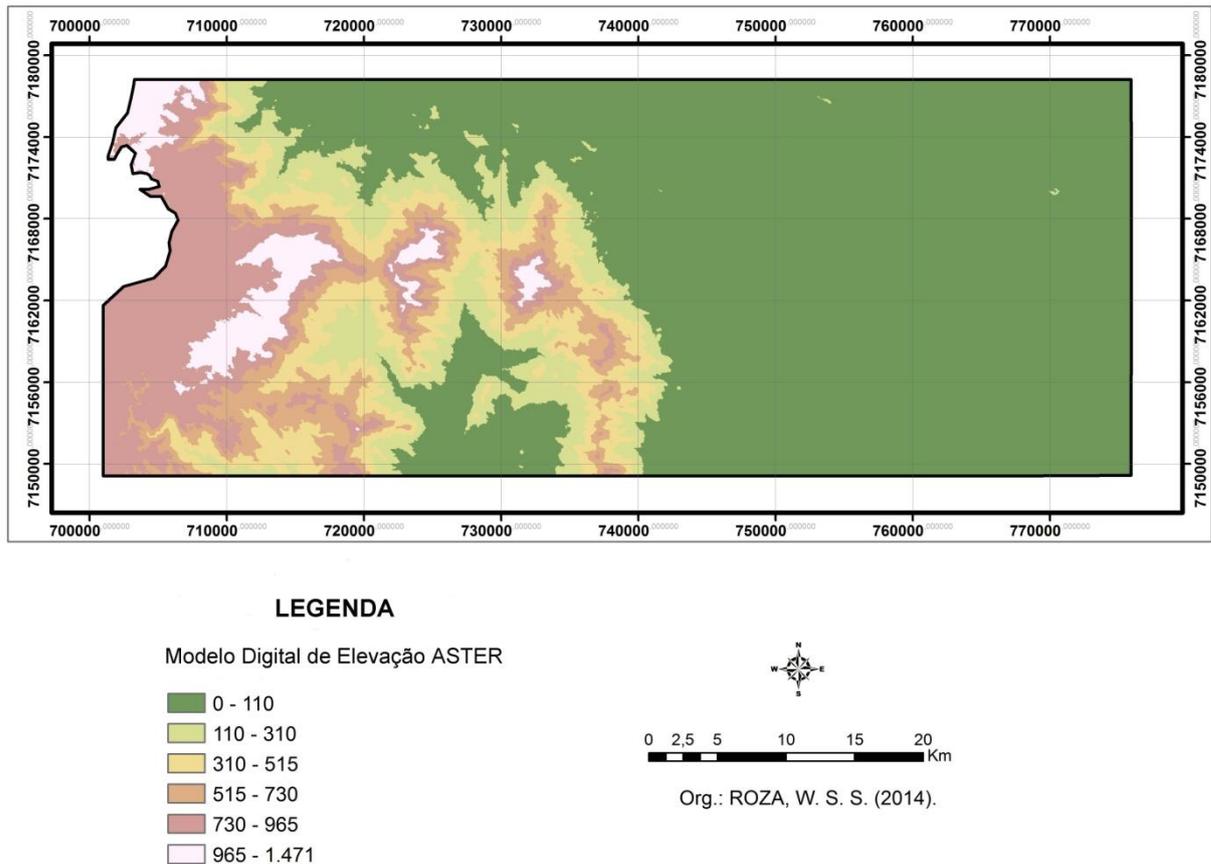
Fonte: o autor.

Após realizarem-se os pré-processamentos das imagens orbitais para a classificação digital, geraram-se subprodutos altimétricos referentes ao relevo da área de estudo.

4.2 SUBPRODUTOS ALTIMÉTRICOS

Os subprodutos altimétricos correspondem à declividade e faixas altimétricas, gerados a partir do Modelo Digital de Elevação (MDE) ASTER, utilizados como dados auxiliares na classificação digital. De acordo com a hipsometria, a área de estudo apresenta variação altimétrica de 0 a mais de 1400 metros, que pode ser observada na Figura 4.2. Nota-se, que o relevo de menor altitude está localizado nas porções nordeste e sudeste, planície aluvial juntamente com o mar (representado em verde), e as regiões de maior altitude estão inseridas nas porções noroeste e sudoeste. Nas duas últimas regiões mencionadas, o relevo também apresenta áreas, tanto ao norte quanto ao sul, que variam de 0 a 110 metros, porém o que predominam são áreas acima de 500 metros representadas em tons avermelhados e branco.

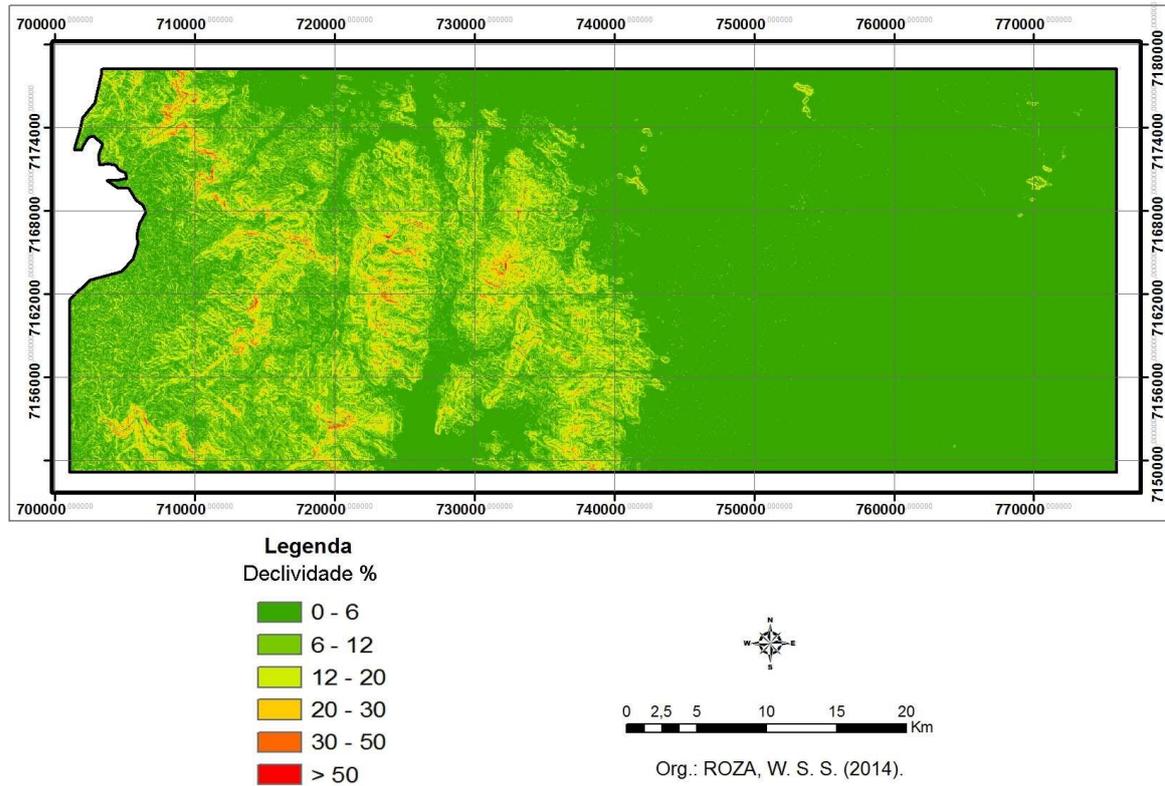
FIGURA 4.2 – Hipsometria da área de estudo.



Fonte: o autor.

Além da hipsometria apresentada, geraram-se seis intervalos de declividade que, em percentual, variam de 0 a mais de 50%, representados na Figura 4.3. Verifica-se que no relevo das porções nordeste e sudeste predomina o intervalo de declividade que varia de 0 a 6%, sendo que as regiões mais declivosas estão situadas nas porções noroeste e sudoeste, em que é possível observar áreas com até mais de 50% de declividade, representadas em vermelho, o que não ocorre nas porções nordeste e sudeste, onde o relevo é mais plano.

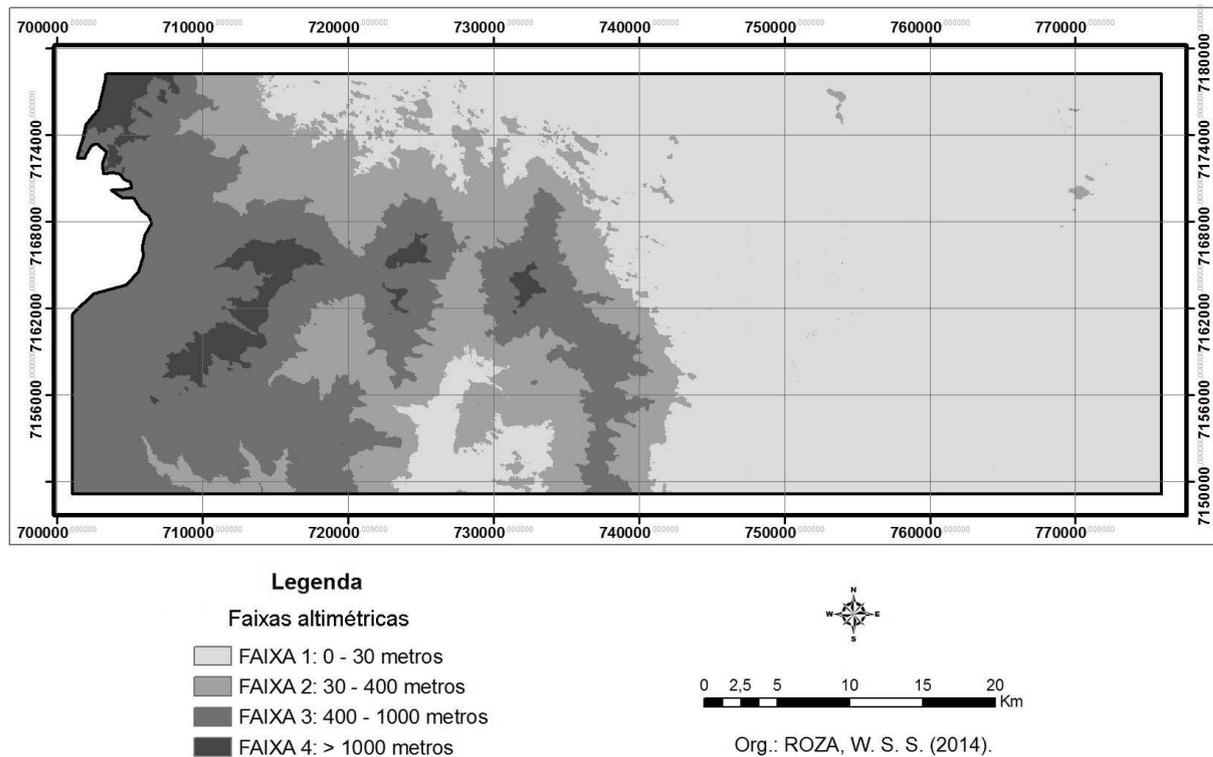
FIGURA 4.3 - Declividade da área de estudo.



Fonte: o autor.

Outro subproduto altimétrico, corresponde às quatro faixas altimétricas, geradas a partir do MDE ASTER, referentes aos limites estabelecidos por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) para as unidades fisionômicas ecológicas da FOD, de acordo com a altimetria do relevo, a saber, Terras Baixas, Submontanas, Montanas e Alto-montanas. Ao analisar as faixas altimétricas do relevo, verifica-se que a faixa predominante é a número 1 (0 – 30 metros), posteriormente as faixas 3 (400 – 1000 metros), 2 (30 – 400 metros) e 4 (>1000 metros). Na Figura 4.4, é apresentada a imagem com as faixas altimétricas.

FIGURA 4.4 - Faixas altimétricas da área de estudo.



Fonte: o autor.

4.3 DIVERGÊNCIA TRANSFORMADA

Após os pré-processamentos das imagens orbitais, geração dos subprodutos altimétricos e coleta das amostras de treinamento para a realização da classificação supervisionada mediante SVM, calculou-se a Divergência Transformada (DT) das amostras de treinamento entre classes, aos pares. Os menores valores da DT para as bandas espectrais Landsat 5 TM são apresentados na Tabela 4.1, obtidos ao calcular a separabilidade entre classes pareadas em função da distância espectral das classes FOD Alto-montana e FOD Montana, na qual se obteve o valor de 1,20, seguidos por FOD Montana e FOD Submontana com o valor de 1,36; FOD Submontana e FOD Terras baixas, aluvial e restinga arbórea: 1,86; Outros e Refúgios vegetacionais: 1,87; Manguezais e Terras baixas, aluvial e restinga arbórea: 1,89 e Restinga herbácea e Áreas urbanas: 1,93.

Para os demais pares de classes, os valores da DT foram superiores a 1,98. Os menores valores encontrados de DT correspondem às classes das unidades fisionômicas ecológicas da FOD nas quais o relevo é fator determinante para caracterizar cada formação (FOD Alto-montana e FOD Montana, na qual se obteve o valor de 1,20), isso explica a necessidade de dados auxiliares para melhorar a classificação e também de um classificador não paramétrico como o SVM.

TABELA 4.1 – Menores valores obtidos de Divergência Transformada para as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.

INTERAÇÕES DE CLASSES		DIVERGÊNCIA TRANSFORMADA
FOD Alto-montana	FOD Montana	1,20
FOD Montana	FOD Submontana	1,36
FOD Submontana	FOD Terras baixas	1,86
Outros	Refúgios vegetacionais	1,87
Manguezais	FOD Terras baixas	1,89
FOD Terras baixas	Mangue	1,89
Restinga herbácea	Áreas urbanas	1,93

Fonte: o autor.

Na próxima seção, serão apresentados os resultados dos doze testes realizados, com os respectivos valores de acuracidade, obtidos a partir de cálculos da MC, IK e análises visuais realizadas nas imagens classificadas mediante SVM.

4.4 MATRIZES DE CONFUSÃO, ÍNDICES *KAPPA* E IMAGENS CLASSIFICADAS

4.4.1 Testes com as bandas espectrais

Após calcular a DT, inicialmente, três testes foram realizados na classificação da imagem Landsat 5 TM referente a área de estudo. O primeiro teste com as bandas 1, 2 e 3; o segundo com as bandas 3, 4, 5 e o terceiro com todas as bandas espectrais. O primeiro teste foi realizado somente com as bandas do visível, pois diferenciam a vegetação de solo exposto, sendo que na banda 2 é possível verificar o maior vigor da vegetação pela maior sensibilidade à reflectância no verde. Já o segundo teste, com as bandas 3, 4 e 5, permitiu detectar a umidade da cobertura vegetal, principalmente na vegetação dos manguezais, por apresentar alto contraste da vegetação (alta reflectância) e corpos d'água (alta absorvância), além de diferenciar solo exposto de vegetação.

O resultado obtido no teste realizado com as bandas espectrais do visível 1, 2 e 3 foi de 59,38% (MC) e 0,55 (IK). Em seguida, realizou-se o segundo teste, desta vez com a banda 3 do visível e bandas 4 (infravermelho próximo) e 5 (infravermelho médio), em que se obteve 66,23% na MC e 0,63 no IK. O melhor resultado alcançado refere-se ao teste realizado com todas as bandas espectrais, em que se obteve 77,15% na MC e 0,77 no IK. Na Tabela 4.2, são apresentados os resultados referentes à acuracidade global dos primeiros testes realizados, referentes às MC e IK.

TABELA 4.2 – Acuracidade global referente aos primeiros testes realizados.

	1º teste*	2º teste*	3º teste*
Matriz de Confusão	59,38%	66,23%	79,15%
Índice Kappa	0,55	0,63	0,77

*1º teste: bandas 1, 2, 3; 2º teste: bandas: 3, 4, 5; 3º teste: todas as bandas espectrais.

Fonte: o autor.

Após analisar a acuracidade geral e imagens classificadas, verificou-se que nos três testes realizados houve confusão espectral entre as classes. O teste 1 é apresentado na Figura 4.5 (A), na qual se nota, visualmente, a mistura espectral entre as classes FOD submontana e a formação aluvial, terras baixas e restinga arbórea (circundadas em vermelho). A classe FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea aparece em áreas referentes à lâmina d'água (circunferências em contorno amarelo). Não é possível identificar adequadamente os limites das áreas da FOD alto-montana, montana e submontana, pois há mistura entre as mesmas (circunferência preta). As bandas do visível limitam as diferenciações de tantas classes, sendo necessárias as bandas do infravermelho próximo e médio, que possibilitam distinguir a vegetação, umidade da vegetação, hidrografia e a rugosidade do relevo.

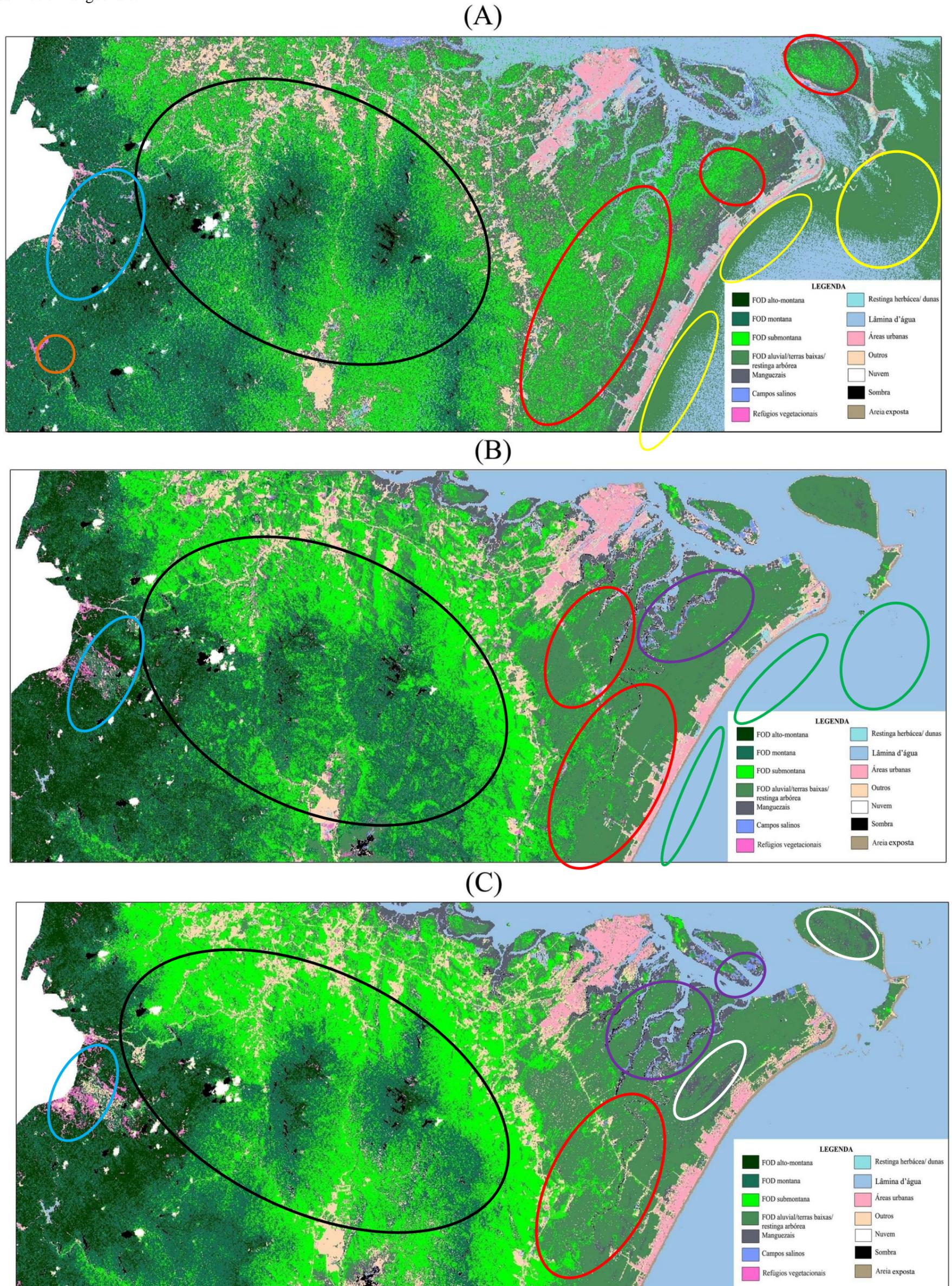
Em relação às formações pioneiras, na circunferência com contorno azul visualizam-se áreas de refúgios vegetacionais, situadas em regiões referentes à classe Outros. Na circunferência com contorno alaranjado, verifica-se a existência de uma represa que deveria ter sido classificada como classe lâmina d'água e consta como área de refúgios vegetacionais.

No segundo teste, representado pela Figura 4.5 (B), se comparado ao primeiro, é possível verificar modificações, pois a classe FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea, não estão classificadas em áreas correspondentes a lâmina d'água (circunferências em contorno amarelo), pois as bandas 4 e 5 apresentam alta absorvância de corpos hídricos. A classe FOD submontana ainda é representada em áreas correspondentes à FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea (circunferências em contorno vermelho), porém em menores frequências ao primeiro teste. Já a classe refúgio vegetacionais é confundida com a classe Outros, salientada pela circunferência com contorno azul.

Em relação ao teste 3 com todas as bandas espectrais, destaca-se que, visualmente e pelos valores da acuracidade geral da MC e IK, apresentou o resultado mais adequado. Porém, ainda é possível constatar incoerências, que estão representadas na Figura 4.5 (C), como a superestimação de áreas referentes à classe refúgios vegetacionais inseridas em regiões correspondentes a classe Outros (circunferência com contorno azul). A classe FOD

submontana é representada em áreas referentes à classe FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea (circunferência com contorno vermelho). A classe manguezais é representada em áreas correspondentes à classe FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea (circunferência com contorno branco). Em relação aos acertos, verifica-se que as classes campos salinos e manguezais são representados apropriadamente (circunferências com contorno roxo).

FIGURA 4.5 – Imagens classificadas referentes aos testes: 1 (bandas 1, 2 e 3) – A; 2 (bandas 3, 4 e 5) - B; e 3 (todas as bandas espectrais Landsat 5 TM) - C. As circunferências de contorno das seguintes cores apontam incongruências: amarelo e alaranjado referente à lâmina d'água; vermelho: classes da FOD aluvial, terras baixas/restinga arbórea e submontana; preto: classes da FOD submontana, montana e alto-montana; azul: refúgios vegetacionais e classe Outros; branco: FOD terras baixas, FOD aluvial, terras baixas/restinga arbórea e manguezais. Já nas circunferências com contorno das seguintes cores apresentam congruências: verde referente à lâmina d'água e roxas correspondentes às classes campos salinos e manguezais.



Com o objetivo de identificar os erros da imagem classificada que obteve a maior acuracidade global (79,15% na MC e IK 0,77) dos três testes realizados, além da análise visual, verificou-se a acuracidade de cada classe, bem como os erros de inclusão e omissão, mediante a MC representada na Tabela 4.3. Entre os principais erros observados estão os referentes às unidades fisionômicas ecológicas da FOD alto-montana, FOD submontana e FOD montana. A classe FOD montana apresentou uma acuracidade de 63,3%, erros de inclusão referentes às classes FOD submontana com 35% e FOD aluvial, terras baixas e restinga arbórea com 1,7%. Os erros de omissão referem-se às classes FOD alto-montana e FOD submontana com, respectivamente, 21,7 e 27,8%. A acuracidade da classe FOD submontana foi de 70,4%, com erros de inclusão de 27,8% referentes à classe FOD montana 27,8% e 35% de erros de omissão referentes à classe submontana. A classe FOD alto-montana apresentou uma acuracidade de 78,3% e erros de inclusão de 21,7% referentes à classe montana.

Em relação às formações pioneiras, as classes manguezais e campos salinos apresentaram acuracidade superior a 80%. A que apresentou o menor percentual de acerto é a classe restinga herbácea, arbustiva e dunas, com 64,4% e erros de inclusão de 6,8%, 16,9% e 6,9% referentes, respectivamente, às classes campos salinos, áreas urbanas e areia exposta. A classe que apresentou o segundo resultado mais baixo corresponde aos refúgios vegetacionais, com 67,6% de acerto e com erros de inclusão referentes à classe outros de 32,4%.

Após realizar os primeiros testes, buscaram-se alternativas para melhorar o resultado das classificações digitais. Com o objetivo de aumentar os valores de acuracidade referentes às unidades fisionômicas ecológicas da FOD, visto que erros de inclusão e omissão foram observados principalmente entre as classes FOD submontana, FOD montana e FOD alto-montana. Devido ao fato de o relevo ser um dos fatores determinantes para a caracterização de cada uma das classes mencionadas, optou-se por utilizar, para a classificação, todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM utilizadas no teste 3, a qual apresentou a maior acuracidade, e associar a ela os dados auxiliares de altimetria, como o MDE ASTER e seus subprodutos, declividade e faixas altimétricas, os quais serão descritos após as páginas referentes à MC do teste 3, Tabela 4.3.

TABELA 4.3 – Matriz de confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM.

Classes	FOD alto- montana	FOD montana	FOD submonta- na	FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	Man- guezais	Campos salinos	Refúgios vegetacionais	Restinga herbácea/ arbustiva dunas	Lâmina d'água	Áreas urbanas	Areia expos- ta	Outros
FOD alto- montana	78,33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD montana	21,67	63,33	27,78	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD submontana	0	35,00	70,37	5,00	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	0	1,67	0	88,33	0	3,45	0	0	0	0	0	31,67
Manguezais	0	0	0	6,67	80,00	6,90	0	0	0	0	0	0
Campos salinos	0	0	0	0	13,33	86,21	0	6,78	0	0	0	0
Refúgios vegetacionais	0	0	0	0	0	0	67,57	0	0	0	0	0
Restinga herbácea/ arbustiva e dunas	0	0	0	0	0	0	0	64,41	0	0	0	6,67
Lâmina d'água	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
Áreas urbanas	0	0	0	0	0	0	0	16,95	0	93,33	1,72	0
Areia exposta	0	0	0	0	0	0	0	6,78	0	3,33	96,55	0
Outros	0	0	1,85	0	6,67	3,45	32,43	0	0	3,33	1,72	56,67

Fonte: o autor

4.4.2 Testes com as bandas espectrais e dados auxiliares de altitude

A classificação supervisionada SVM, realizada com todas as bandas espectrais, correspondeu ao resultado de maior acuracidade. Nos próximos quatro testes desta seção, associaram-se às bandas espectrais os dados auxiliares de altitude, com o intuito de melhorar a separabilidade entre as classes, principalmente entre FOD montana, FOD submontana, FOD terras baixas, aluvial, restinga herbácea e dunas, como mencionado na seção anterior.

a) Teste 4

O quarto teste realizado corresponde à classificação das bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM com dado auxiliar MDE ASTER. A acuracidade geral alcançada mediante a MC e IK foi de, respectivamente, 87,62% e 0,86. Verifica-se que o valor da MC aumentou mais de 8% e IK 0,09, se comparados ao teste anterior, corroborando a importância do dado auxiliar de altitude para elevar o índice de acerto geral da MC e IK.

Ao analisar a acuracidade de cada classe mediante MC, a qual é apresentada na Tabela 4.4, verifica-se que as unidades fisionômicas da FOD aumentaram seus percentuais de acerto, sendo que as classes FOD alto-montana e FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea apresentaram 100% e as classes FOD montana e FOD submontana obtiveram respectivamente 80 e 77,78%. Fato este relevante, pois a classe alto-montana possui difícil acessibilidade em campo e a classificação digital proporciona a sua delimitação. Ao analisar os erros de inclusão e omissão das duas últimas classes mencionadas, nota-se que, para FOD montana, o erro de inclusão corresponde à classe FOD submontana com 20%. Já a para a classe FOD submontana, os erros de inclusão referem-se à classe FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea com 22,22% e de omissão correspondem à classe FOD montana com 20%.

As classes referentes às formações pioneiras: manguezais, campos salinos e refúgios vegetacionais, apresentaram, respectivamente, os seguintes percentuais de acerto: 98,33%; 87,93% e 97,37%. Das classes associadas às formações pioneiras, a que apresentou a menor acuracidade é a classe restinga herbácea, arbustiva e dunas, com 67,80%. Os erros de inclusão referem-se às classes campos salinos, áreas urbanas e areia exposta, com, respectivamente, 6,78%; 16,95% e 8,47% e erro de omissão associado à classe Outros com um percentual de 15%. Isto se deve, principalmente, à baixa variação altimétrica do relevo e ao fato de as reflectâncias das classes serem muito semelhantes.

TABELA 4.4 – Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada ao dado auxiliar de altitude MDE ASTER.

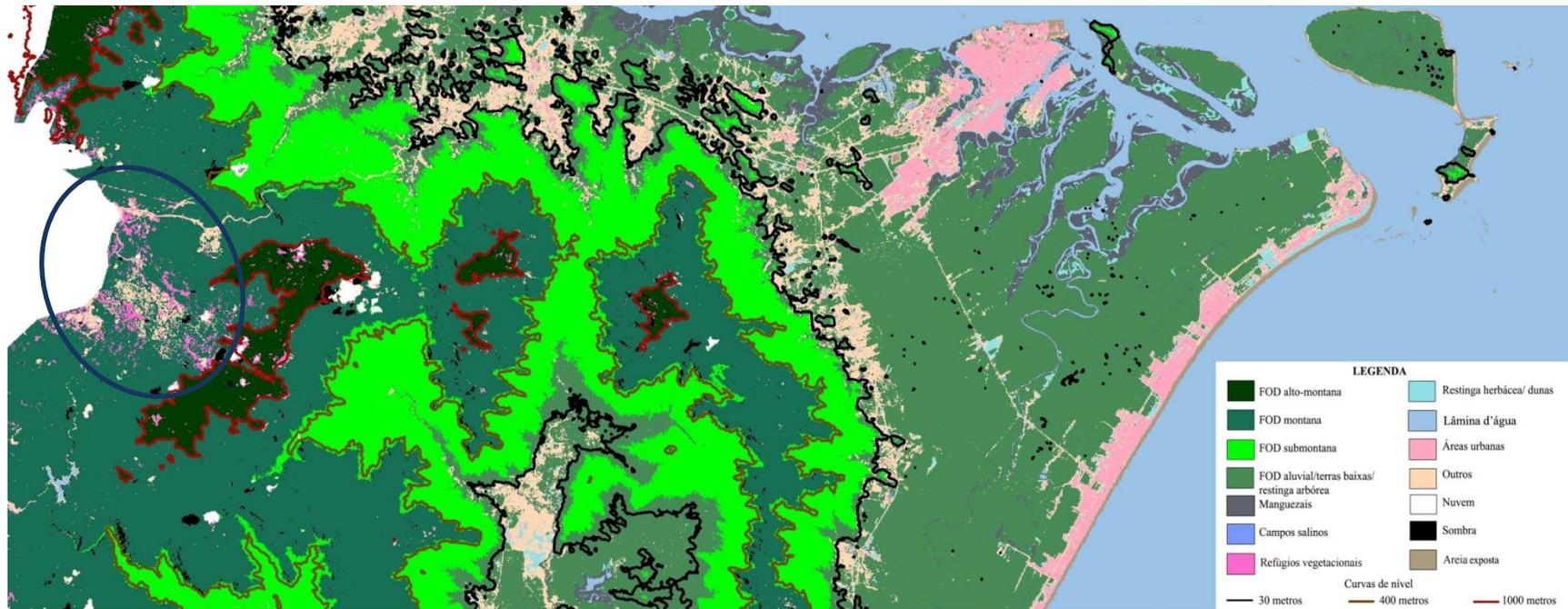
Classes	FOD alto- montana	FOD montana	FOD submonta- na	FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	Man- guezais	Campos salinos	Refúgios vegetacionais	Restinga Herbácea, Arbustiva/ dunas	Lâmina d'água	Áreas urbanas	Areia Expos- ta	Outros
FOD alto- montana	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD montana	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD submontana	0	20	77,78	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	0	0	22,22	100	0	12,07	0	0	0	0	0	21,67
Manguezais	0	0	0	0	98,33	0	0	0	0	0	0	0
Campos salinos	0	0	0	0	1,67	87,93	0	6,78	0	0	0	0
Refúgios vegetacionais	0	0	0	0	0	0	97,37	0	0	0	0	0
Restinga herbácea/ arbustiva e dunas	0	0	0	0	0	0	0	67,80	0	0	0	15,00
Lâmina d'água	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	3,45	0
Áreas urbanas	0	0	0	0	0	0	0	16,95	0	88,33	1,72	0
Areia exposta	0	0	0	0	0	0	0	8,47	0	6,67	93,10	0
Outros	0	0	0	0	0	0	2,63	0	0	0	1,72	63,33

Fonte: o autor.

Após analisar a MC, avaliou-se visualmente a imagem classificada que é apresentada na Figura 4.6. Curvas de nível de 30 metros (preta), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelha) referentes aos limites altimétricos das unidades da FOD foram sobrepostas na imagem classificada, para verificar se coincidiam com os intervalos de altimetria das unidades terras baixas, submontana, montana e alto-montana.

O limite da curva de nível de 1000 metros coincide com a classe FOD alto-montana, a qual está situada acima de 1000 metros de altitude. A curva de nível de 400 metros é representada em áreas classificadas como FOD submontana, o que está inadequado na imagem. A imagem classificada deveria representar a classe montana a partir do limite de 400 metros referente à curva de nível. Já a curva de nível de 30 metros que corresponde ao limite das classes FOD terras baixas e FOD submontana revela que os limites das classes mencionadas não coincidem com o que é representado na imagem. Na circunferência com contorno azul, verificam-se áreas correspondentes à classe Outros, classificadas como refúgios vegetacionais.

FIGURA 4.6 – Imagem classificada referente ao teste 4, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar MDE ASTER com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) 1000 metros (vermelho). Na circunferência com contorno azul, é observada incongruência entre as classes refúgios vegetacionais e outros.



Fonte: o autor.

b) Teste 5

O quinto teste realizado corresponde à classificação digital com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e declividade do relevo, pois as unidades da FOD submontana; montana e alto-montana apresentam declividades superiores a 6%, sendo que algumas áreas, como as da FOD alto-montana, têm mais de 50% de inclinação do relevo, auxiliando a classificação de áreas com difícil acesso. A acuracidade geral alcançada mediante a MC e IK foi respectivamente de 81,63% e 0,79. A unidade fisionômica ecológica da FOD que apresentou a maior acuracidade corresponde à classe FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea com 96,67%. Em seguida FOD submontana com acerto de 68,52% e erros de inclusão de 27,78% referente à FOD submontana, 1,85% à FOD terras baixas e 1,85% à classe outros. A classe FOD montana apresentou acerto de 68,33% e erros de inclusão referentes às classes FOD alto-montana com 5% e FOD submontana com 26,67%. Já os erros de omissão correspondem à FOD alto-montana com 36,67% e FOD submontana com 27,78%. A classe alto-montana apresentou acuracidade de 61,97% e erros de inclusão referentes à classe FOD montana, com 36,67% e 1,67% para a classe Outros. O erro de omissão foi de 5% e refere-se à classe montana.

Em relação às formações pioneiras, a classe que obteve o menor percentual de acerto corresponde à restinga herbácea, arbustiva e dunas, que apresentou acerto de 66,10% e erros de inclusão de 6,78% referentes aos campos salinos, 20,34% às áreas urbanas e 6,78% à classe areia exposta. E o erro de omissão foi de 5% referente à classe Outros. As demais classes de formações pioneiras apresentaram acuracidade superior a 80%, como, por exemplo, a classe campos salinos, com 86,21%, manguezais, com 93,33%, e a classe que obteve o maior acerto foi a de manguezais, com 100% de acuracidade. A MC referente ao quinto teste realizado é apresentada na Tabela 4.5.

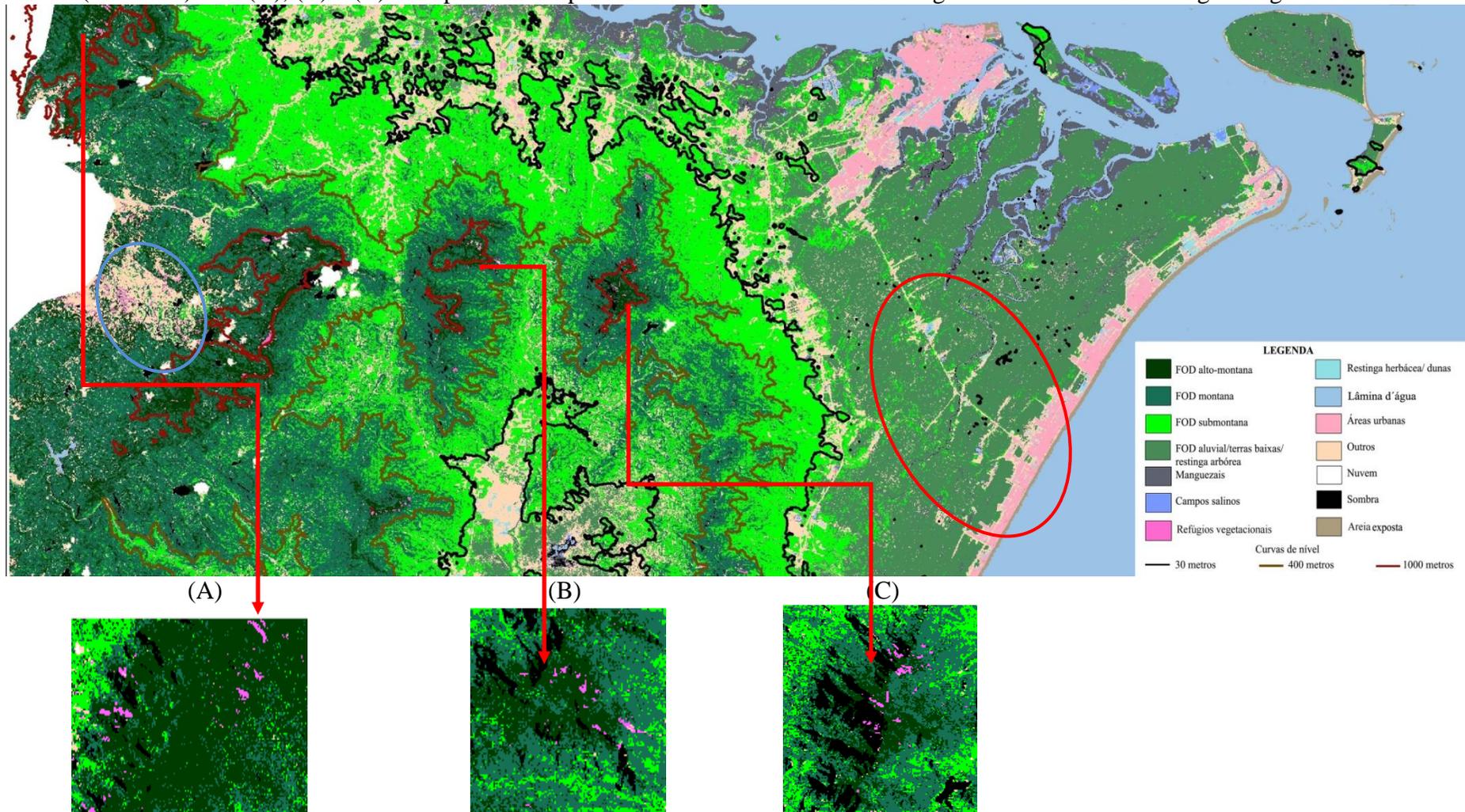
TABELA 4.5 – Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada ao dado auxiliar referente à declividade.

Classes	FOD alto- montana	FOD montana	FOD submonta- na	FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	Man- guezais	Campos salinos	Refúgios vegetacionais	Restinga herbácea/ arbustiva dunas	Lâmina d'água	Áreas urbanas	Areia expos- ta	Outros
FOD alto- montana	61,97	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD montana	36,67	68,33	27,78	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD submontana	0	26,67	68,52	1,67	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	0	0	1,85	96,67	0	8,62	0	0	0	0	0	35,00
Manguezais	0	0	0	0	93,33	0	0	0	0	0	0	0
Campos salinos	0	0	0	0	6,67	86,21	0	6,78	0	0	0	0
Refúgios vegetacionais	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
Restinga herbácea/ arbustiva e dunas	0	0	0	0	0	0	0	66,10	0	0	0	5,00
Lâmina d'água	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
Áreas urbanas	0	0	0	0	0	0	0	20,34	0	95,33	0	0
Areia exposta	0	0	0	0	0	0	0	6,78	1,67	0	96,55	0
Outros	1,67	0	1,85	1,67	0	5,17	0	0	3,33	0	3,45	53,33

Fonte: o autor.

Após análise da acuracidade da MC, avaliou-se visualmente a imagem classificada que é apresentada na Figura 4.7. Na circunferência de contorno vermelho, verifica-se que a classe FOD submontana é representada em áreas correspondentes à classe FOD terras baixas. Pelas curvas de nível referentes aos limites altimétricos das unidades terras baixas, submontana, montana e alto-montana, é possível observar que há mistura entre as classes, sendo que as mesmas encontram-se inadequadas. Entretanto, ao analisar os refúgios vegetacionais que estão destacados em (A), (B) e (C), conclui-se que a declividade, como dado auxiliar, é adequada para classificar este tipo de formação pioneira. Houve aumento na acuracidade de classe de 97,37% (MDE como dado auxiliar) para 100% (declividade como dado auxiliar) na análise das MC.

FIGURA 4.7 – Imagem classificada referente ao teste 5, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar referente à declividade, com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho). Em (A), (B) e (C) são apresentadas planos de zoom de três áreas da imagem classificada com refúgios vegetacionais.



Fonte: o autor.

c) Teste 6

Após as análises dos testes anteriores, nos quais não foi possível classificar todas as unidades fisionômicas da FOD, terras baixas, submontana, montana e alto-montana, de acordo com o limite altimétrico entre as mesmas recomendado por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), realizou-se o sexto teste, que consistiu em classificar as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM mais o dado auxiliar referente às faixas altimétricas (faixa 1 de 0 a 30 m; 2 – 30 a 400 m; 3 – 400 a 1000 e 4 – acima de 1000), geradas a partir do MDE ASTER.

A acuracidade geral obtida pela MC foi de 89,08% e IK de 0,88, que foram os maiores valores de acuracidade conseguidos até o presente momento. Ao analisar a MC, observa-se que as unidades fisionômicas ecológicas da FOD, alto-montana, montana e submontana apresentaram 100% de acerto e a classe FOD terras baixas 98,33%.

Em relação às formações pioneiras, o menor percentual alcançado corresponde à classe restinga herbácea, arbustiva e dunas, (67,80%), com erros de inclusão referentes à classe campos salinos (6,78%) e áreas urbanas (18,64%). Os erros de omissão correspondem à classe outros com 15%. A classe refúgios vegetacionais alcançou acerto de 84,21% e erro de inclusão referente à classe Outros com 15,79%.

A classe campos salinos obteve acerto de 87,93%, com erros de inclusão referentes à FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea de 12,07%. Os erros de omissão referem-se às classes restinga herbácea, arbustiva e dunas com 6,78% e Manguezais 5%. As classes FOD terras baixas e manguezais alcançaram percentuais de acerto com valores superiores a 95%.

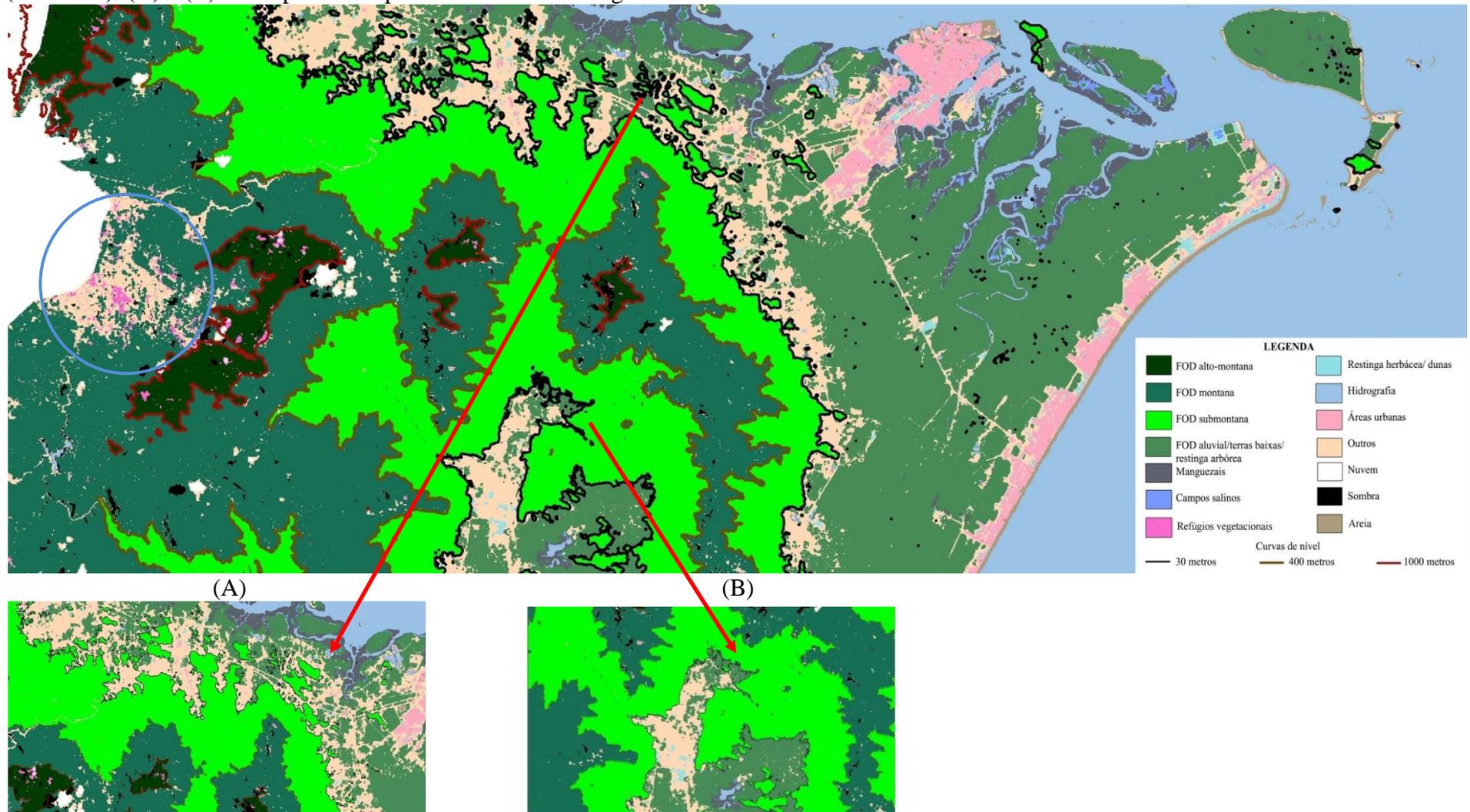
TABELA 4.6 – Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada as faixas altimétricas.

Classes	FOD alto-montana	FOD montana	FOD submontana	FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	Manguezais	Campos salinos	Refúgios vegetacionais	Restinga herbácea/arbustiva dunas	Lâmina d'água	Áreas urbanas	Areia exposta	Outros
FOD alto-montana	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD montana	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD submontana	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	0	0	0	98,33	0	12,07	0	0	0	0	0	40
Manguezais	0	0	0	1,67	95	0	0	0	0	0	0	0
Campos salinos	0	0	0	0	5	87,93	0	6,78	0	0	0	0
Refúgios vegetacionais	0	0	0	0	0	0	84,21	0	0	0	0	0
Restinga herbácea/arbustiva e dunas	0	0	0	0	0	0	0	67,80	0	0	0	15
Lâmina d'água	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
Áreas urbanas	0	0	0	0	0	0	0	18,64	0	93,33	1,72	0
Areia exposta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,00	96,55	0
Outros	0	0	0	0	0	0	15,79	0	0	1,67	1,72	45

Fonte: o autor.

A Figura 4.8 corresponde à imagem classificada pelas bandas espectrais Landsat 5 TM e com o dado auxiliar referente às faixas altimétricas. Observa-se que as curvas de nível de 30, 400 e 1000 metros coincidem com os limites altimétricos das unidades fisionômicas ecológicas da FOD, confirmando o que é apresentado na matriz confusão da Tabela 4.7, correspondente a esta classificação. Na Figura 4.8 (A) e (B) também observa-se a adequada separação das unidades FOD terras baixas, submontana, montana e alto-montana. Já na circunferência em contorno azul, nota-se que a classe refúgios vegetacionais é representada em áreas correspondentes à classe outros.

FIGURA 4.8 – Imagem classificada referente ao teste 5, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dado auxiliar referente às faixas altimétricas com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho). (A) e (B) correspondem a planos de zoom da imagem classificada.



Fonte: o autor.

d) Teste 7

Em busca de uma maior acuracidade da imagem classificada, realizou-se o sétimo teste, com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM mais dados auxiliares de altitude, GDEM ASTER, declividade e faixas altimétricas. Alcançou-se, na MC, o acerto geral de 89,94% e IK de 0,89, que são as maiores acuracidades até o momento.

Ao analisar a acuracidade de cada classe mediante MC, a qual é apresentada na Tabela 4.7, verifica-se que as unidades fisionômicas da FOD apresentaram os seguintes percentuais de acerto: FOD alto-montana e FOD montana (100%); FOD submontana (98,15%); FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea (98,33%). As classes referentes às formações pioneiras apresentaram acuracidade de 100% para a classe refúgios vegetacionais e de 96,67% para a classe manguezais. Das formações pioneiras, as classes com menores acuracidades referem-se à classe restinga herbácea, arbórea e arbustina, com 66,10%, a qual apresentou erro de inclusão de 6,78% correspondente às classes campos salinos e areia exposta e 20,34% associado à classe áreas urbanas.

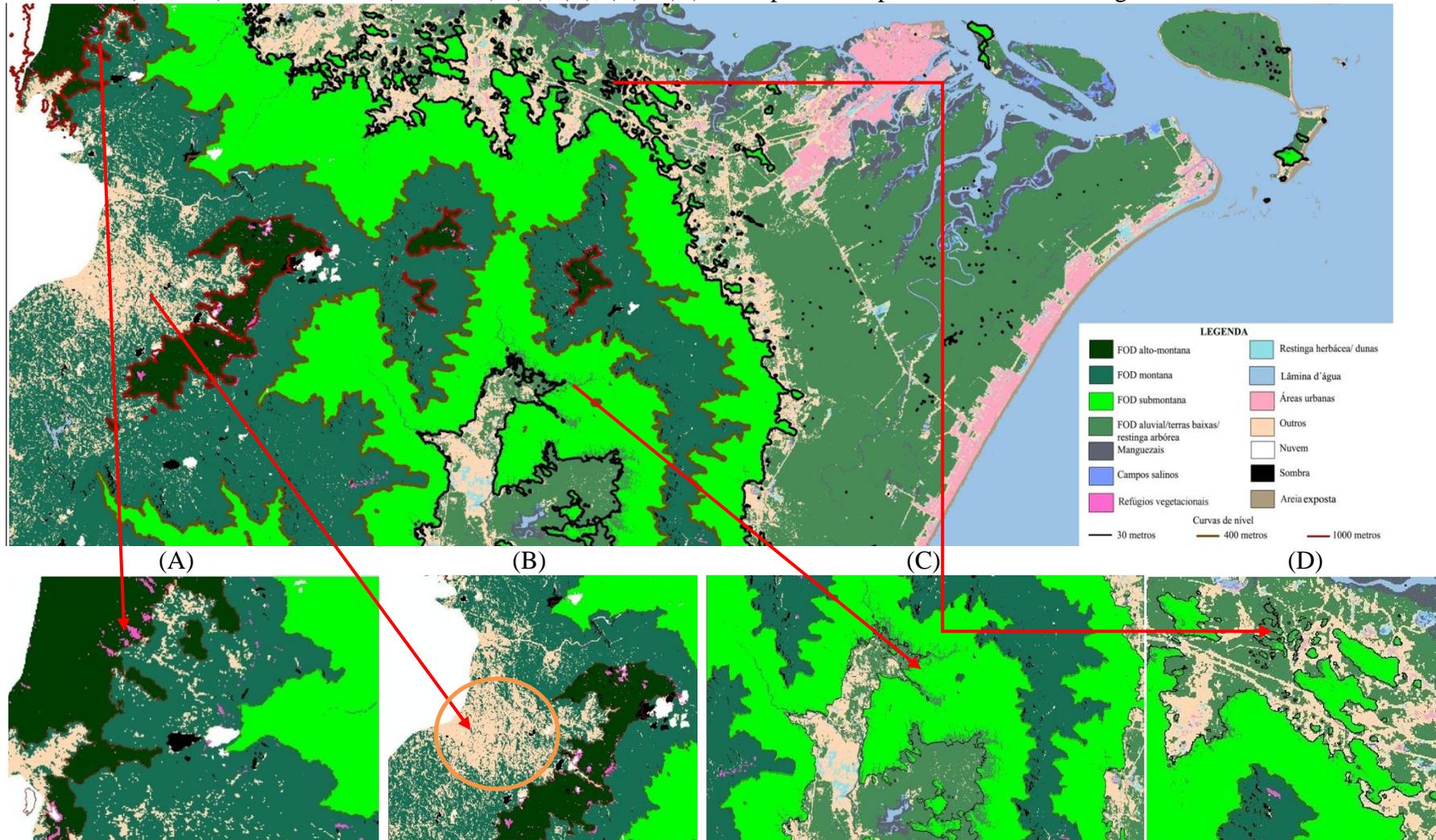
TABELA 4.7 – Matriz de Confusão referente à imagem classificada com todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM associada aos dados auxiliares MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas.

Classes	FOD alto-montana	FOD montana	FOD submontana	FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	Manguezais	Campos salinos	Refúgios vegetacionais	Restinga herbácea/arbustiva dunas	Lâmina d'água	Áreas urbanas	Areia exposta	Outros
FOD alto-montana	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD montana	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD submontana	0	0	98,15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	0	0	1,85	98,33	0	12,07	0	0	0	0	0	40
Manguezais	0	0	0	1,67	96,67	0	0	0	0	0	0	0
Campos salinos	0	0	0	0	3,33	87,93	0	6,78	0	0	0	0
Refúgios vegetacionais	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
Restinga herbácea/arbustiva e dunas	0	0	0	0	0	0	0	66,10	0	0	0	13,33
Lâmina d'água	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
Áreas urbanas	0	0	0	0	0	0	0	20,34	0	93,33	1,72	0
Areia exposta	0	0	0	0	0	0	0	6,78	0	3,33	96,55	0
Outros	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3,33	1,72	46,67

Fonte: o autor.

Após a verificação da MC, analisou-se a imagem classificada que é apresentada na Figura 4.9. Em (A), são apresentadas áreas correspondentes aos refúgios vegetacionais que foram classificados adequadamente. Em (B), por meio da circunferência com contorno alaranjado, verifica-se que a classe outros foi superestimada, sendo representada em áreas pertencentes à classe montana. Em (C) e (D), observa-se que existem áreas em que a curva de nível de 30 metros não coincide com o limite entre as classes da FOD terras baixas e FOD submontana. Entretanto, para os demais limites entre classes, como os das curvas de nível de 400 e 1000 metros, respectivamente, entre FOD submontana e FOD montana, e FOD montana e FOD alto-montana, estão adequados.

FIGURA 4.9 – Imagem classificada referente ao teste 6, com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM e dados auxiliares referentes ao MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas com sobreposição de vetores correspondentes às seguintes altitudes do relevo: 30 metros (preto), 400 metros (marrom) e 1000 metros (vermelho). (A), (B), (C) e (D) correspondem a planos de zoom da imagem classificada.



Fonte: o autor.

4.4.3 Considerações sobre a acuracidade das classes

Após a análise visual das imagens classificadas e das MC, nas quais se analisou cada classe individualmente, é possível constatar que a FOD alto-montana apresentou as maiores acuracidades, alcançando 100% de acerto nas imagens classificadas com todas as bandas espectrais mais MDE ASTER; com todas as bandas espectrais mais faixas altimétricas e todas as bandas espectrais mais MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas.

A FOD montana apresentou as maiores acuracidades, com 100% de acerto nas imagens classificadas com todas as bandas espectrais mais faixas altimétricas e todas as bandas mais MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas. A classe submontana apresentou maior acuracidade, 100% de acerto, na imagem classificada com todas as bandas mais faixas altimétricas.

A FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea apresentou a maior acuracidade por meio da análise da MC, acerto de 100%, mediante a classificação das bandas espectrais mais MDE ASTER, porém, pela análise visual, o resultado mais adequado correspondeu à classificação pelas bandas espectrais mais faixas altimétricas, na qual, pela MC, apresentou acerto de 98,33%.

Em relação às formações pioneiras, a classe manguezais apresentou o resultado mais adequado na classificação com todas as bandas espectrais mais MDE ASTER, na qual a classe alcançou 98,33% de acerto mediante a MC. A classe campos salinos alcançou a maior acuracidade, de 87,93%, nos testes realizados com as bandas espectrais mais MDE ASTER; bandas espectrais mais faixas altimétricas e bandas espectrais mais MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas.

Em relação à classe refúgios vegetacionais, a declividade foi adequada para melhorar o resultado da classificação referente à formação pioneira mencionada, sendo que os maiores resultados, acerto de 100%, foram alcançados mediante a classificação com todas as bandas espectrais mais declividade, e bandas espectrais mais MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas.

A classe restinga herbácea, arbustiva e dunas apresentou os menores percentuais de acerto, se comparada com as demais formações pioneiras, sendo que as maiores acuracidades foram obtidas mediante a classificação com todas as bandas espectrais mais MDE ASTER e bandas espectrais mais faixas altimétricas, ambas com acuracidade de 67,80%. A classe lâmina d'água apresentou resultado adequado em todos os testes realizados, acerto de 100%,

com exceção da classificação com as bandas espectrais 1, 2 e 3, em que apresentou acuracidade de 76,27%.

A classe áreas urbanas apresentou a maior acuracidade na classificação mediante as bandas espectrais mais declividade, com acerto de 95,33%. A classe areia exposta teve as maiores acuracidades, 96,55%, nos testes com todas as bandas espectrais, bandas espectrais mais declividade, bandas espectrais mais faixas altimétricas e bandas espectrais mais MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas. A classe Outros apresentou baixa acuracidade se comparada às demais classes, sendo que o maior resultado foi alcançado pela classificação com todas as bandas espectrais mais MDE ASTER, com acerto de 63,33%. Os percentuais de acerto obtidos nas MC referentes a cada classe são apresentados na Tabela 4.8.

TABELA 4.8 – Acuracidades referentes a cada classe das unidades fisionômicas da FOD, Formações Pioneiras e demais classes, obtidas mediante análises das matrizes de confusão.

Classes	Teste 1 Bandas 1, 2 e 3 (%)	Teste 2 Bandas 3, 4 e 5 (%)	Teste 3 Todas as bandas espectrais (%)	Teste 4 Todas as bandas espectrais + GDEM ASTER (%)	Teste 5 Todas as bandas + Declividade (%)	Teste 6 Todas as bandas + faixas altimétricas (%)	Teste 7 Todas as bandas + todos os dados auxiliares (%)
FOD alto-montana	58,33	31,67	78,33	100	61,97	100	100
FOD montana	68,33	56,67	63,33	80	68,33	100	100
FOD submontana	27,78	45	70,37	77,78	68,52	100	98,15
FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea	50,00	93,33	88,33	100	96,67	98,33	98,33
Manguezais	71,67	68,33	80,0	98,33	93,33	95	96,67
Campos salinos	48,28	86,21	86,21	87,93	86,21	87,93	87,93
Refúgios Vegetacionais	69,23	53,85	67,57	97,37	100	84,21	100
Restinga herbácea/ arbustiva e dunas	59,32	54,24	64,41	67,80	66,10	67,80	66,10
Lâmina d'água	76,27	100	100	100	100	100	100
Áreas urbanas	81,67	81,67	93,33	88,63	95,33	93,33	93,33
Areia exposta	39,66	84,48	96,55	93,10	96,55	96,55	96,55
Outros	61,67	33,33	56,67	63,33	53,33	45	46,67

Fonte: o autor.

4.4.4 Considerações sobre a acuracidade global das imagens classificadas

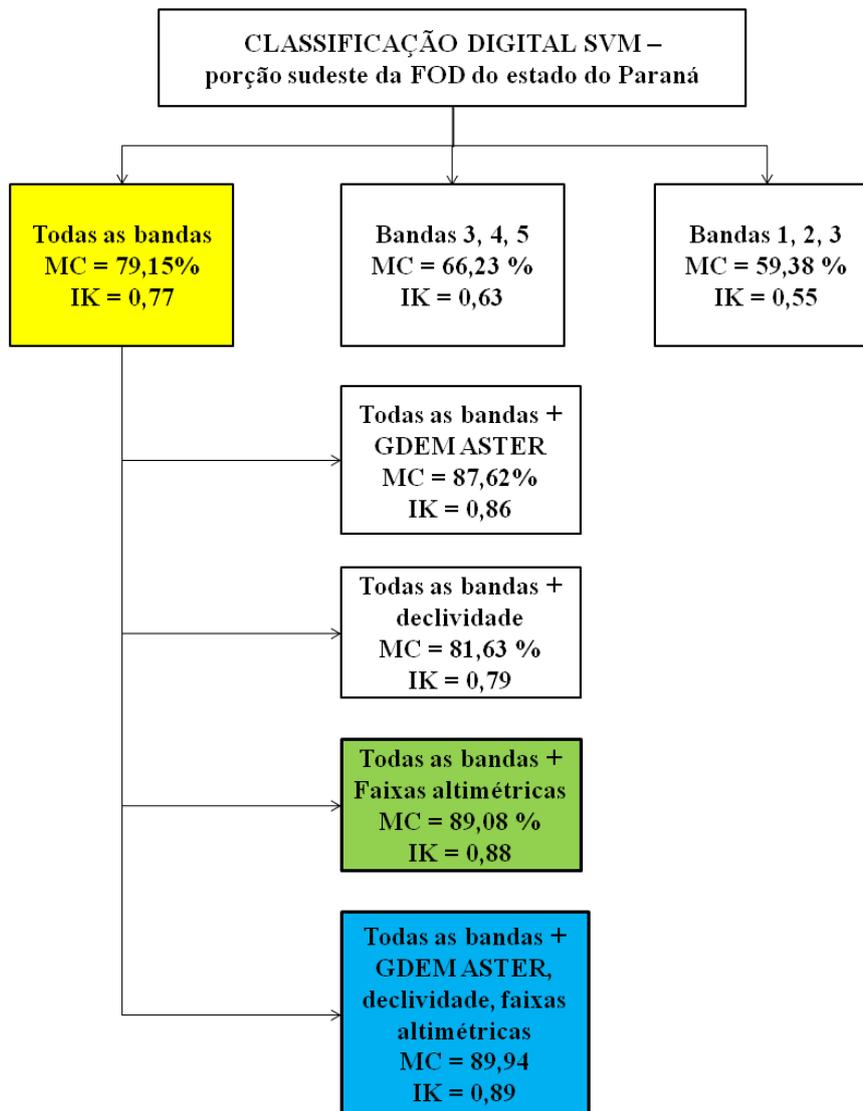
Após a análise dos resultados, consta-se que a maior acuracidade global referente aos testes realizados, somente com as bandas espectrais, corresponde aos valores de 79,15% (MC) e 0,77 (IK), referente a todas as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM. Ao analisar visualmente a imagem classificada, constataram-se erros, principalmente aqueles associados às unidades fisionômicas ecológicas da FOD, a saber, terras baixas, submontana, montana e alto-montana, em que o relevo é um dos fatores determinantes para a classificação de cada formação mencionada.

Para tanto, optou-se por dados auxiliares de altimetria, visando aumentar a acuracidade das imagens classificadas, como o MDE ASTER, declividade e faixas altimétricas, nos quais se verifica que o valor do acerto geral aumentou nas imagens classificadas, variando de 81,63% a 89,94% (MC) e 0,79 a 0,89 (IK).

A maior acuracidade global calculada correspondeu à imagem classificada com todas as bandas espectrais mais todos os dados auxiliares de altitude, ASTER GDEM, declividade e faixas altimétricas, porém, pela análise visual, constatou-se uma superestimação da classe Outros e áreas correspondentes à FOD submontana e classificadas como FOD terras baixas, aluvial e restinga arbórea. A imagem que apresentou a segunda maior acuracidade global corresponde à imagem classificada com as bandas espectrais mais faixas altimétricas, com acuracidade de 89,08% (MC) e 0,88 (IK), sendo que, pela análise visual, não se observam os erros mencionados anteriormente.

Na Figura 4.10, são apresentadas as acuracidades globais obtidas mediante cálculos da MC e IK, sendo que o polígono com fundo amarelo refere-se ao maior resultado obtido, tanto pela MC quanto pela análise visual, referente à imagem classificada somente com as bandas espectrais da imagem Landsat 5 TM. O polígono com fundo azul corresponde ao resultado da imagem classificada que apresentou a maior acuracidade mediante cálculo da MC. E no polígono com fundo verde, encontra-se o resultado da imagem classificada que obteve a segunda maior acuracidade e que, porém, apresentou o melhor resultado mediante a análise visual.

FIGURA 4.10 – Diagrama de blocos referente às acuracidades globais calculadas mediante Matriz de Confusão (MC) e Índice *Kappa* (IK) dos testes realizados.



Fonte: o autor.

4.4.5 Testes com diferentes configurações de *Kernel* e *Penalty Parameter*

Após a análise dos testes anteriores, verificou-se que a imagem classificada que apresentou o resultado mais pertinente após a análise da acuracidade global, mediante a MC, IK e análise visual, corresponde à imagem classificada com todas as bandas espectrais mais faixas altimétricas.

Para verificar se é possível melhorar a configuração utilizada, referente a *Kernel* e *Penalty Parameter*, e alcançar maiores valores referentes à acuracidade global, quatro novos testes foram realizados, respectivamente, com os seguintes valores: teste 8 – *Kernel*: 0,001 e *Penalty Parameter*: 0,1; teste 9 – *Kernel*: 0,01 e *Penalty Parameter*:

1; teste 10: *Kernel*: 0,1 e *Penalty Parameter*: 10; teste 11: *Kernel*: 1 e *Penalty Parameter*: 100 e a configuração utilizada nos testes anteriores: *Kernel* 10 e *Penalty Parameter*: 1000.

O teste que apresentou a menor acuracidade, mediante MC e IK, corresponde ao teste 8, com, respectivamente, 57,40% e 0,53. Já o que apresentou o maior acerto refere-se ao teste 12, com acuracidade de 89,08% mediante MC e 0,88 por meio do IK. Nos demais testes, os valores variaram na MC de 76,85% a 86,6% e no IK de 0,74 a 0,85.

Pode-se concluir que a configuração de *Kernel* com peso igual a 10 e *Penalty Parameter* igual a 1000 corresponde à configuração mais adequada para obter a maior acuracidade global na MC e maior valor no índice no IK (teste 7, respectivamente, 89,94% e 0,89) referente à unidade de estudo da presente pesquisa. Porém, novos testes poderão ser realizados para verificar a acuracidade de cada classe e constatar quais as melhores configurações para classificar determinadas unidades fisionômicas da FOD e as formações pioneiras. Na Tabela 4.9, são apresentados os valores de *Kernel* e *Penalty Parameter* utilizados e os resultados da acuracidade global, referente aos testes realizados, mediante MC e IK.

TABELA 4.9 – Diferentes valores de *Kernel* e *Penalty Parameter* utilizados com os respectivos valores das acuracidades globais alcançadas por meio da Matriz de Confusão e Índice *Kappa*.

TESTE	<i>Kernel</i>	<i>Penalty Parameter</i>	Matriz de Confusão %	Índice <i>Kappa</i>
8	0,001	0,1	57,40	0,53
9	0,01	1	76,85	0,74
10	0,1	10	84,15	0,82
11	1	100	86,60	0,85
12	10	1000	89,08	0,88

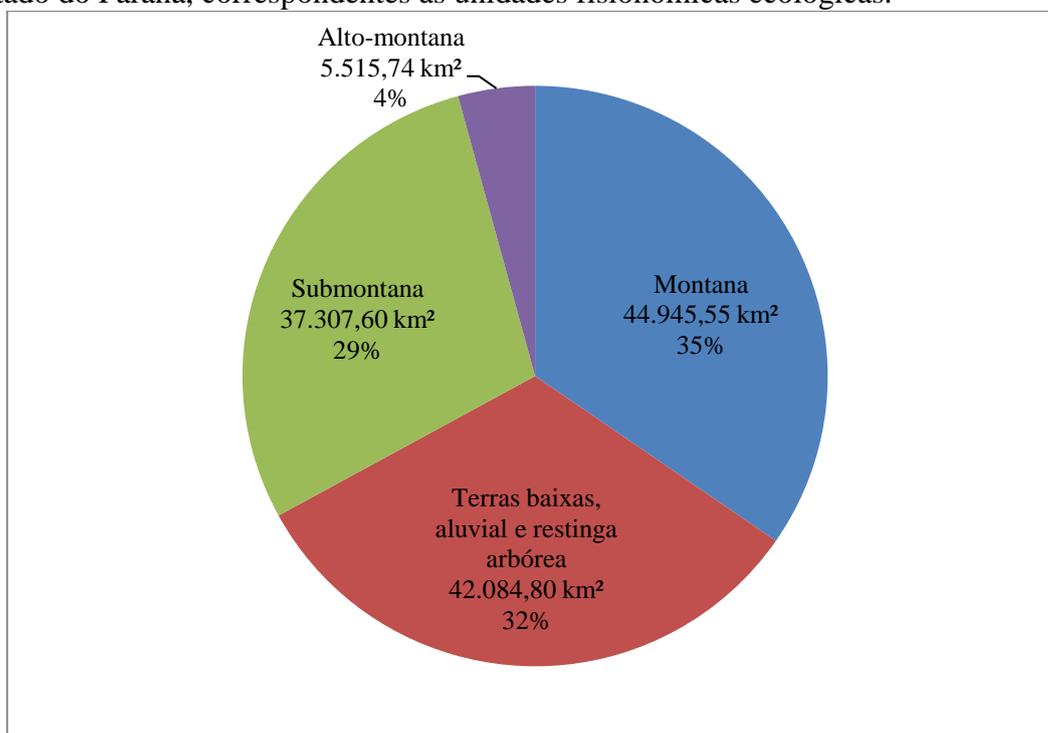
Fonte: o autor.

4.5 ESTIMATIVA DE ÁREAS DAS UNIDADES FISIONÔMICAS ECOLÓGICAS DA PORÇÃO SUDESTE DA FOD DO PARANÁ

Após realizar todos os testes nos quais foram definidas as bandas espectrais, subprodutos altimétricos e a configuração SVM mais adequada referente a *Kernel* e *Penalty Parameter* da RBF, em Sistemas de Informação Geográfica (SIG), a partir da imagem classificada, estimaram-se as áreas das unidades fisionômicas ecológicas da FOD.

A FOD montana corresponde à unidade fisionômica com a maior quantidade de remanescentes florestais, 44.945,55 km² (318 polígonos), seguida pelas terras baixas, aluvial e restinga arbórea, com aproximadamente 42.084,80 km² (1345 polígonos). Posteriormente, a formação submontana, com 37.307,60 km² (119 polígonos) e com a menor quantidade de remanescentes, bem como a que ocupa a menor porção no relevo, formação alto-montana, com 5.515,74 km² (116 polígonos). As unidades fisionômicas da porção sudeste da FOD do Paraná apresentam aproximadamente um total de 129.853,69 km² de remanescentes florestais. As áreas dos remanescentes florestais das unidades da FOD, bem como seus respectivos percentuais são apresentados no Gráfico 01.

GRÁFICO 01 – Áreas e percentuais dos remanescentes de Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná, correspondentes às unidades fisionômicas ecológicas.



Fonte: o autor.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As bandas espectrais Landsat 5 TM são fundamentais, pois cada uma possui a sua particularidade em destacar determinados alvos, como vegetação, solo exposto, áreas urbanas, lâmina d'água, entre outros. Quando se utiliza somente as bandas do visível, a classificação fica limitada, sendo que, com diferentes composições coloridas, juntamente com as bandas do infravermelho próximo e médio, estas representam melhor as classes na análise visual (R5G4B3 e R4G5B3) e possibilitam alcançar maiores acuracidades nas imagens classificadas.

Entretanto, com todas as bandas espectrais houve uma melhor separação dos alvos, por ser um caso complexo com várias classes e pela maneira de como a vegetação é classificada pela altitude do relevo. Porém, quando se pretende classificar as unidades fisionômicas ecológicas florestais da Floresta Ombrófila Densa (FOD) situadas em áreas que variam de 0m (n.m.m.) a mais de 1000 metros (n.m.m.), é necessário um algoritmo que possibilite classificar imagens orbitais com dados auxiliares de altitude. Os dados auxiliares de relevo são fundamentais para espacializar adequadamente os remanescentes florestais da FOD e formações pioneiras, como os refúgios vegetacionais.

Na presente pesquisa, verificou-se que classificar as unidades fisionômicas ecológicas florestais da FOD somente com as bandas espectrais seria possível, entretanto, com percentual de acertos de acuracidade por classe inferior a 80%, gerando classificações com muitos erros de inclusão e omissão, o que visualmente é detectável.

Mediante o cálculo da divergência transformada, também se obtiveram baixos valores para os pares de classes FOD alto-montana e FOD montana; FOD montana e FOD submontana; FOD submontana e FOD terras baixas, além da análise visual e dos resultados obtidos dos Índices *Kappa* (IK) e das Matrizes de Confusão (MC) das imagens classificadas somente com as bandas espectrais.

Por meio do MDE ASTER, em Sistemas de Informação Geográfica, foi possível gerar a declividade do relevo e faixas altimétricas, as quais foram salvas no mesmo arquivo com as bandas espectrais Landsat 5 TM e classificadas a partir de testes mediante *Support Vector Machines*. A partir dos testes com as bandas espectrais e dados auxiliares de altitude, nota-se que a acuracidade das imagens classificadas aumentou, após analisar o resultado obtido por meio da análise visual e dos resultados

MC e IK, obtidos a partir de novas amostras de treinamento, as quais correspondem à “verdade de campo”.

Por meio da classificação com as bandas espectrais e MDE ASTER, verificou-se que as áreas alto-montanas da FOD foram classificadas apropriadamente, porém, notou-se mediante a verificação das curvas de nível de 30 e 400 metros, obtidas a partir do MDE SRTM, que determinadas áreas da FOD montana, submontana e terras baixas não estavam adequadas. Para tanto, novos testes foram realizados por meio das faixas altimétricas e declividade. Observou-se que com as faixas altimétricas houve na separação de todas as unidades fisionômicas florestais da FOD. Em relação à classificação com as bandas espectrais mais declividade, as unidades fisionômicas da FOD não apresentaram uma boa separação, porém, a classe refúgios vegetacionais apresentou a melhor separação.

Em relação à separação de classes entre as unidades fisionômicas ecológicas da FOD florestais e não florestais, chega-se às seguintes conclusões:

É possível separar as classes da FOD alto-montana, submontana, montana e formações pioneiras correspondentes aos campos salinos, manguezais e refúgios vegetacionais. Nesta pesquisa, não foi possível separar individualmente as classes FOD terras baixas, FOD aluvial e restinga arbórea, sendo que estas estão inseridas na mesma classe, pois apresentam reflectância muito semelhante para a análise da vegetação na imagem Landsat 5 TM. Porém, foi possível classificar as áreas de restinga herbácea e arbustiva, juntamente com dunas, na mesma classe.

Observou-se que as bandas espectrais mais faixas altimétricas apresentaram o resultado mais adequado a partir da análise visual da imagem classificada e do IK e MC, “verdade de campo”. Buscando aumentar a acuracidade global da imagem classificada, testes com diferentes valores de *Kernel* e *Penalty Parameter* foram realizados, sendo que os valores de 10 e 1000, utilizados nos testes anteriores, foi o que apresentou o maior valor. Portanto, após classificar a imagem Landsat 5 TM com diferentes dados auxiliares e configurações do SVM e elencar a imagem que melhor desempenho geral apresentou, foi possível mensurar, em SIG, o percentual de áreas das unidades fisionômicas ecológicas florestais da FOD, em que se constatou que o maior percentual corresponde à FOD montana (35%), seguida por FOD terras baixas (32%), FOD submontana (29%) e alto-montana (4%).

A metodologia aplicada na presente pesquisa poderá auxiliar a geração de produtos cartográficos referentes à vegetação das unidades fisionômicas ecológicas

florestais e não florestais da FOD, inseridas em unidades de conservação, parcialmente e integralmente, situadas na área de estudo como, por exemplo, no Mapa Índice (MI) de Paranaguá a Serra da Prata, na qual está localizada uma porção do Parque Nacional Saint Hilaire Lange, a Estação Ecológica do Guaraguaçu e a Floresta Estadual do Palmito. No MI de Pontal do Paraná, a Estação Ecológica da Ilha do Mel e no, MI de Novo Mundo, as Serras do Engenho e das Canavieiras, Parque Nacional do Pau Ôco, Área de Tombamento da Serra do Mar, APA (Área de Proteção Ambiental) Estadual de Guaratuba, APA Estadual do Rio Piraquara e Serra do Marumbi.

Ressalta-se a importância do Sensoriamento Remoto e SIG para a obtenção de dados das áreas de difícil acesso, como, por exemplo, as localizadas em regiões declivosas e escorregadias, com mata fechada - como a FOD submontana, montana e alto-montana - ou alagáveis e com solo lodoso - como os manguezais e campos salinos. Além dos refúgios vegetacionais situados, na maioria das vezes, em áreas com mais de 1000 metros de altitude. Por meio do Processamento Digital de Imagens, foi possível classificar imagem orbital e obter as áreas dos remanescentes florestais por meio de SIG, culminando na geração de mapas.

6. RECOMENDAÇÕES

Visando alcançar outros resultados no futuro, a partir das imagens classificadas que apresentaram as maiores acuracidades para as formações pioneiras, pretende-se, em SIG, obter as áreas dos refúgios vegetacionais, manguezais e campos salinos. Também se almeja calcular o Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC) de determinadas áreas que serão elencadas no futuro. Outras divisões altimétricas das unidades fisionômicas da FOD do Paraná também são abordadas por Roderjan et al. (2002), as quais também poderão ser aplicadas na coleta das amostras de treinamento, com a finalidade de verificar a diferença de áreas da vegetação remanescente, segundo as classes de relevo abordadas por Veloso, Rangel Filho e Lima (1991) e Roderjan et al. (2002).

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, A. P.; CHIARELLO, A. G.; MENDES, S. L.; MATOS, E. M. Os Corredores Central e da Serra do Mar na Mata Atlântica brasileira. In: GALINDO-LEAL, C.; CÂMARA; I. G. **Mata Atlântica: biodiversidade, ameaças e perspectivas**. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica; Belo Horizonte: Conservação Internacional, 2005. cap. 11. p. 119 – 132.
- ARASATO, L. S.; DOS SANTOS, J. R.; MALDONADO, F. D.; AMARAL, S.; RENNÓ C. D. Detecção de mudança da paisagem a partir de análise multissensor e multitemporal em associação com variáveis geomorfométricas no domínio da floresta atlântica. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 64/4, p. 475-486, 2012.
- ASTER GLOBAL DIGITAL ELEVATION MODEL (GDEM). Disponível em: <<http://www.jspacesystems.or.jp/ersdac/GDEM/E/4.html>>. Acesso em: 31 jul. 2013.
- BAGLI, V. V. **Mosaico de imagens baseado em múltiplas resoluções**. 2007, 111 f. São José dos Campos (Dissertação em Computação Aplicada). Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007.
- BENEDIKTSSON, J. A.; KANELLOPOULOS, I. Classification of Multisource and Hyperspectral Data Based on Decision Fusion. **Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 37, n. 3, 1999.
- BLUM, C. T. **A Floresta Ombrófila Densa na Serra da Prata, Parque Nacional Saint- Hilaire/Lange, PR** – Caracterização Florística, Fitossociológica e Ambiental de um Gradiente Altitudinal. 2006, 195 f. Curitiba. Mestrado (Dissertação em Ciências Florestais). Pós-Graduação em Engenharia Florestal. Universidade Federal do Paraná.
- BURROUGH, P. A.; McDONNELL, R. A. **Principles of geographic information systems**. New York, Oxford University Press, 1998. 333p.
- CENTENO, J. A. S. **Sensoriamento remoto e processamento de imagens digitais**. Curitiba: Ed. UFPR, 2004, 219 p.
- CONGALTON, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing Environment**, v. 37, p. 35-46, 1991.
- CORTES, C.; VAPNIK, V. N. Support vectors network. **Machine Learning**, v.20 , n.1, p. 1-25, 1995.
- CUNICO, C; OKA-FIORI, C. Zoneamento ambiental da bacia hidrográfica do rio Marumbi – PR: perspectivas para a análise e avaliação das condições sócio-ambientais. **Revista Estudos Geográficos**, Rio Claro, v. 6 n. 1, p. 37-61, 2008.
- D’ALGE, J. C. L. Cartografia para Geoprocessamento. In: CÂMARA, G; DAVIS, C; MONTEIRO, A. M. V. **Introdução à Ciência da Geoinformação**, 2001, cap 6. p. 1-32. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/cap6-cartografia.pdf>>. Acesso em: 30 set. 2013.

ELLENBERG, H.; MUELLER-DOMBOIS, D. A key to raunkiaer plant life-forms with revised subdivisions. **Berichte des Geobotanischen Institutes der Eidg. Techn. Hochschule Stiftung Rübel**, Zurich: ETH, v. 37, p. 56-73, 1967a.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélites para estudos ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2002.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Atlas dos remanescentes florestais da mata atlântica: período 2008-2010**. São Paulo, 2011.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Atlas dos remanescentes florestais da mata atlântica: período 2005-2008**. São Paulo, 2009. Disponível em: <http://mapas.sosma.org.br/site_media/download/atlas%20mata%20atlantica-relatorio2005-2008.pdf> Acesso: 05 mar. 2013.

GALINDO-LEAL, C.; CÂMARA; I. G. Status do hotspot Mata Atlântica: uma síntese. In: GALINDO-LEAL, C.; CÂMARA; I. G. **Mata Atlântica: biodiversidade, ameaças e perspectivas**. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica; Belo Horizonte: Conservação Internacional, 2005. cap. 1. p. 3 – 11.

GRISE, M. M.; BIONDI, D. Análise da estrutura da paisagem do parque nacional do Superagui - PR sua zona de amortecimento. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 1, p. 23-33, jan./mar., 2012.

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

HUAPENG, L.; SHUQING, Z.; YAN, S.; JING, G. Land Cover Classification with Multi-source Data Using Evidential Reasoning Approach. **Chin. Geogra. Sci.** v. 21, n. 3, p. 312 – 321, 2011.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual Técnico da Vegetação Brasileira**. 2ª ed. revis. ampl. Rio de Janeiro, 2012. 270 p. Disponível em: <<http://loja.ibge.gov.br/manual-tecnico-da-vegetac-o-brasileira.html>>. Acesso em: 31 jul. 2013.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de biomas do Brasil: primeira aproximação (2004)**. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Cartas_e_Mapas/Mapas_Murais/>. Acesso em: 31 jul. 2013.

ITCG - INSTITUTO DE TERRAS CARTOGRAFIA E GEOCIÊNCIAS. **Mapa de Uso do Solo em 1999 e Alteração no período de 1986-99**. Disponível em: <<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=49>>. Acesso em: 12 mar. 2011.

ITCG - INSTITUTO DE TERRAS CARTOGRAFIA E GEOCIÊNCIAS. **Mapeamento Pró-Atlântica**. Cartas de Vegetação (Novo Mundo: 2858-1; Paranaguá: 2858-2 e Pontal

do Paraná: 2859-1). Disponível em: <<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=49>>. Acesso em: 20 ago. 2013.

ITCG-INSTITUTO DE TERRAS CARTOGRAFIA E GEOCIÊNCIAS. **Formações Fitogeográficas – Estado do Paraná**. Paraná: ITCG, 2007. Disponível em: <<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=47>>. Acesso em: 21 nov. 2011.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**. 3 ed.: Upper Saddle River, NJ, Pearson Prentice Hall, 2005. 526 p.

JIA, X. Multi-class support vector machine classification for hyperspectral data. In: EARSEL WORKSHOP ON IMAGING SPECTROSCOPY, n.4, 2005, Warsaw. **Proceedings...** Warsaw: EARSeL and Warsaw University, 2005. Disponível em: <http://www.enge.ucl.ac.be/EARSEL/workshops/IS_Warsaw_2005/papers/Methods_Data_Processing/47_Jia_449_454.pdf>.

KAVZOGLU, T; COLKESEN, I. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 11, p. 352–359, 2009.

KOEHLER, A.; GALVÃO, F.; LONGHI, S. J. Floresta Ombrófila Densa Altomontana: aspectos florísticos e estruturais de diferentes trechos na Serra do Mar, PR. **Ciência Florestal**, v. 12, n. 2, p. 27-39, 2002.

LI, A.; JIANG, J.; BIAN, J.; DENG, W. Combining the matter element model with the associated function of probability transformation for multi-source remote sensing data classification in mountainous regions. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 67, p. 80–92, 2012.

LILLESAND, M. L.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation. Remote sensing and image interpretation**. 6 ed. New York: Wiley, 2008. 770 p.

LIMA, E. de. C.; SANQUETTA, C. R.; KIRCHNER, F. F.; FERRETTI, E. F. Qualidade da paisagem: estudo de caso na Floresta Ombrófila Mista. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 34, n. 1, p. 45-56, jan./abr. 2004.

LIU, M.; WANG, M.; WANG, J.; LI, D. Comparison of random forest, support vector machine and back propagation neural network for electronic tongue data classification: Application to the recognition of orange beverage and Chinese vinegar. **Sensors and Actuators**. v. 177, p. 970– 980. 2013.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Uniderp, 2007, 908p.

LORENA, A. C. **Investigação de estratégias para a geração de máquinas de vetores de suporte multiclases**. 2006, 229 f. São Carlos. Tese (Doutorado em Ciências de

Computação e Matemática Computacional). Programa de Pós Graduação em Ciências da Computação e Matemática Computacional. Universidade de São Paulo. 2006.

LORENA, A. C.; DE CARVALHO A. C. P. L. F. Uma Introdução às Support Vector Machines. **RITA**, v. 14, n. 2, 2007.

MAACK, R. **Geografia física do estado do Paraná**. 4ª ed. Ponta Grossa: Editora UEPG, 2012. 526 p.

MELLO, A. Y. I.; ALVES, D. S.; LINHARES, C. A.; LIMA, F. B. de. Avaliação de técnicas de classificação digital de imagens Landsat em diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v.36, n.3, p.537-547, 2012.

MENESES, P. R. Princípios de sensoriamento remoto. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: 2012. cap. 1. p. 1 – 31.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. Distorções e correções dos dados da imagem. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto** 1. Ed. Brasília: 2012. cap. 6. p. 82-102.

MENESES, P. R.; SANO, E. E. Classificação pixel a pixel de imagens. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto** 1. Ed. Brasília: 2012. cap. 12. p. 191-208.

MMA. MISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. **Florestas**. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/florestas/>>. Acesso em: 26 jun. 2012.

MOCOCHINSKI, A. Y.; SCHEER, M. B. Campos de altitude na serra do mar paranaense: aspectos florísticos. **Revista Floresta**, Curitiba, v. 38, n. 4, p. 625-640, out./dez. 2008.

MORAES, R.; VALIATI, J. F., GAVIAO NETO, W. P. Document-level sentiment classification: An empirical comparison between SVM and ANN. **Expert Systems with Applications**, v. 40, p. 621–633, 2013.

MOUNTRAKIS, G.; IM, J.; OGOLE, C. Support vector machines in remote sensing: A review. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, p. 247–259, 2011.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4ª ed. São Paulo: Blucher, 2010. 387 p.

OLIVEIRA FILHO, P. C. de.; INOUE, M. T.; DISPERATI, A. A.; PESCK, V. V. Uso do geoprocessamento no estudo da dinâmica e fitossociologia da floresta com araucária. **Revista Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 30, n. 1, 2008.

PACTO PARA RESTAURAÇÃO DA MATA ATLÂNTICA. Disponível em: <<http://www.pactomataatlantica.org.br/index.aspx?lang=pt-br>>. Acesso em: 31 jul. 2013.

PEREIRA, G. H. A.; CENTENO, J. A. S. Utilização de Support Vector Machine para classificação multiclases de imagens Landsat TM+. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, p. 2322 – 2328.

PETROPOULOS, G. P.; ARVANITIS, K.; SIGRIMIS, N. Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. **Expert Systems with Applications**, v. 39, p. 3800–3809, 2012.

PETROPOULOS, G. P.; KALAITZIDIS, C.; VADREVU, K. P. Support vector machines and object-based classification for obtaining land-use/cover cartography from Hyperion hyperspectral imagery. **Computers & Geosciences**, v. 41 p. 99–107, 2012.

PINTO, L. P.; BRITO, M. C. W. Dinâmica da perda da biodiversidade na Mata Atlântica brasileira: uma introdução. In: GALINDO-LEAL, C.; CÂMARA; I. G. **Mata Atlântica: biodiversidade, ameaças e perspectivas**. São Paulo: Fundação SOS Mata Atlântica; Belo Horizonte: Conservação Internacional, 2005. cap. 3. 27 – 30 p.

PINTO, L. P.; HIROTA, M.; CALMON, M.; RODRIGUES, R. R.; ROCHA, R. Introdução: A mata Atlântica. In: RODRIGUES, R. R.; BRANCALION, P. H. S.; ISERNHAGEN, I. **Pacto pela restauração da mata atlântica: referencial dos conceitos e ações de restauração florestal**. São Paulo: LERF/ESALQ - Instituto BioAtlântica, 2009. Disponível em: <<http://www.pactomataatlantica.org.br/pdf/referencial-teorico.pdf>>. Acesso em: 31 jul. 2013.

POUTEAU, R.; MEYER, J. Y.; TAPUTUARAI R.; STOLL, B. Support vector machines to map rare and endangered native plants in Pacific islands forests. **Ecological Informatics**, v. 9 p. 37–46, 2012.

RIBEIRO, M. C.; METZGER, J. P.; MARTENSEN, A. C. ;PONZONI, F. J.; HIROTA, M. M. The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, v. 142, p. 1141-1153, 2009.

RIBEIRO, S. R. A. Comparação entre classificações com rede neural artificial em diferentes áreas de estudo. **Mercator**, Fortaleza, v. 12, n. 27, p. 159-168, jan./abr. 2013.

RICHARDS, P. W. **The tropical rain forest: an ecological study**. Cambridge: Reino Unido: Univ. Press, 1952. 450 p.

RODERJAN, C. V.; GALVÃO, F.; KUNIYOSHI, Y. S.; HATSCHBACH, G. G. As unidades fitogeográficas do estado do Paraná. **Fitogeografia do sul da América. Ciência & Ambiente**, Santa Maria, v. 24, p. 75-92, 2002.

ROSS, J. L. S. Geomorfologia Aplicada aos EIA`s-RIMA`s. In: GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. da (org.). **Geomorfologia e Meio Ambiente**. 3ª ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2000.

ROZA, W. S. S.; RIBEIRO, S. R. A. Integração de dados orbitais de Sensoriamento Remoto para estimar áreas da Floresta Ombrófila Densa do estado do Paraná. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, p. 3464 – 3471.

SANO, E. E.; ROSA, R.; SILVA, J. L.; FERREIRA, L. G. Mapeamento semidetalhado do uso da terra do Bioma Cerrado. **Pesq. agropec. bras.**, Brasília, v.43, n.1, p.153-156, jan. 2008.

SCHIMPER, A. F. W. **Plant-geography upon a physiological basis**. Oxford: Clarendon Press, 1903. 839 p.

SEMOLINI, R. **Support Vector Machines, Inferência Transdutiva e o Problema de Classificação**. 2002. Campinas. Mestrado (Dissertação em Engenharia Elétrica). Programa de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas.

SILVA, A. A.; CANDEIAS A. L. B.; TAVARES JUNIOR, J. R. Inserção de dados altimétricos na diferenciação de tipos florestais em brejos de altitude. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 62, 2010.

SMOLA, A. J.; BARTLETT, P.; SCHÖLKOPF, B.; SCHUURMANS, D. **Advances in Large Margin Classifiers**, MIT Press, Cambridge, MA, 2000.

SOUSA, B. F. S.; TEIXEIRA, A. S.; SILVA, F. A. T. F.; ANDRADE, E. M.; BRAGA, A. P. S. Avaliação de classificadores baseados em aprendizado de máquina para a classificação do uso e cobertura da terra no bioma caatinga. **Revista Brasileira de Cartografia**, N. 62, EDIÇÃO ESPECIAL 2, 2010.

SOUZA, A. A. **Estudo de fitofisionomias de cerrado com dados de sensor HYPERION/EO-1**. São José dos Campos. 2009, 117 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 2009.

SWAIN, P.H.; DAVIS S. M. **Remote Sensing: The Quantitative Approach**. New York, McGraw-Hill, 1978.

TSO, B.; MATHER, P.M. **Classification methods for remotely sensed data**. 2.ed. Boca Raton, CRC, 2009. 356 p.

VALERIANO, M. C.; ROSSETI, D. F. **Topodata**: seleção de coeficientes geoestatísticos para o refinamento unificado de dados SRTM. São José dos Campos, 2010. Disponível em: <<http://mtcm19.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm19@80/2010/05.10.18.35/doc/publicacao.pdf>>. Acesso em: 31 jul. 2013.

VAPNIK, V.N. **The nature of statistical learning theory**. New York: Springer, 1995. 314p.

VASCONCELOS C. H.; NOVO, E. M. L. M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens – fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat5, na região do reservatório de Tucuruí - PA. **Acta Amazônia** v.34, n. 3, p. 487 – 493, 2004.

VELOSO, H. P.; RANGEL FILHO, A. L. R.; LIMA, J. C. A. **Classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal**. Rio de Janeiro: IBGE/PROJETO RADAMBRASIL, 1991. 112 p.

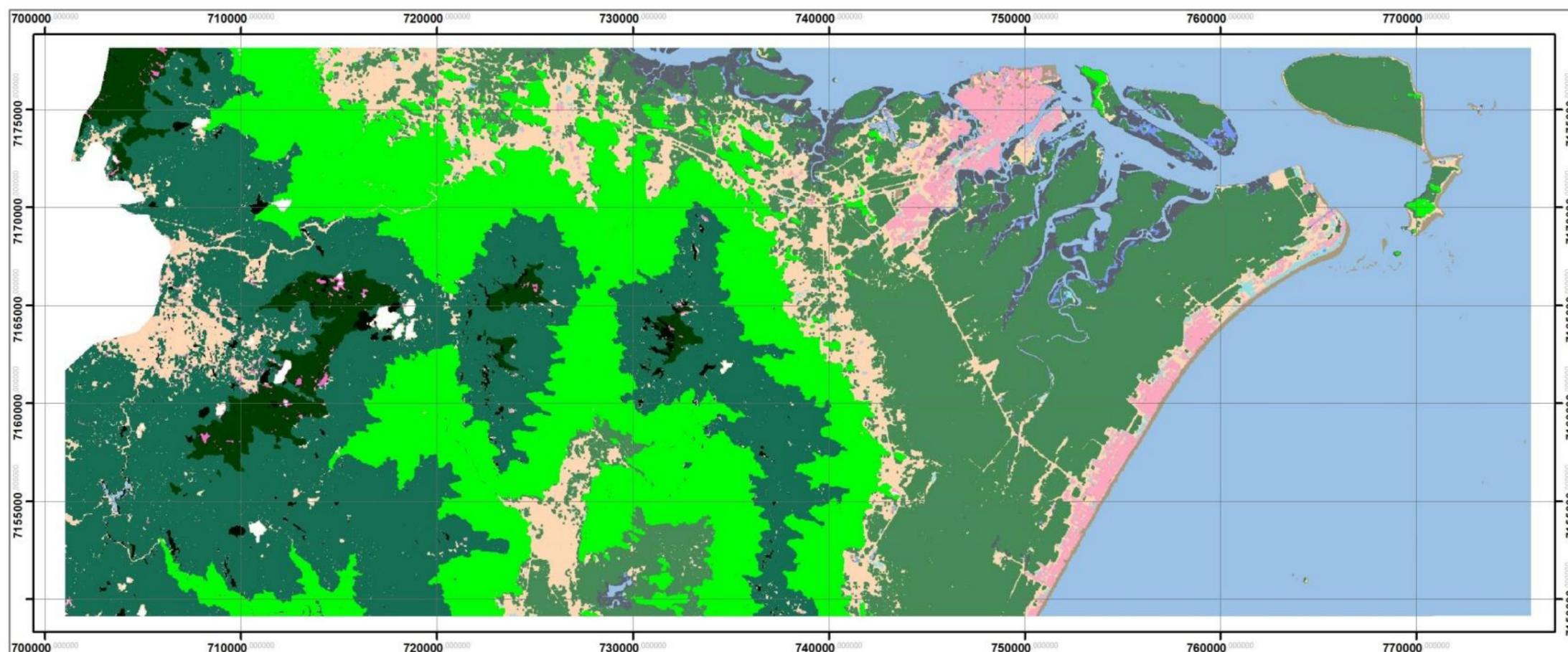
VESTENA, L. R.; THOMAZ, E. L. Avaliação de conflitos entre áreas de preservação permanente associadas aos cursos fluviais e uso da terra do rio das Pedras. **Ambiência**, Guarapuava, p. 73-85, v. 2, n. 1, jan/jun. 2006.

WATANACHATURAPORN, P.; ARORA, M. K.; VARSHNEY, P. K. Multisource Classification Using Support Vector Machines: An Empirical Comparison with Decision Tree and Neural Network Classifiers. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 74, n. 2, p. 239–246, 2008.

YANG, Q.; LI, X.; SHI, X. Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machines. **Computers & Geosciences**, v. 34, p. 592–602, 2008.

**APÊNDICE A – MAPA DOS REMANESCENTES DE FLORESTA
OMBRÓFILA DENSA – PR**

REMANESCENTES DE FLORESTA OMBRÓFILA DENSA - PR



CLASSES DE VEGETAÇÃO

<i>Regiões Fitoecológicas</i>		<i>Refúgios Vegetacionais Montanos e Alto-montanos</i>	
Floresta Ombrófila Densa Alto-Montana			
Floresta Ombrófila Densa Montana			
Floresta Ombrófila Densa Submontana			
Floresta Ombrófila Densa Aluvial, Terras Baixas e Restinga Arbórea			
<i>Áreas de Formações Pioneiras</i>		<i>Uso antrópico</i>	
Campos Salinos		Agricultura, florestamento, rodovias	
Manguezais		Urbanização	
Restinga Herbácea/Arbustiva e Dunas		<i>Outros</i>	
		Hidrografia	
		Areia	
		Nuvem	
		Sombra	



INFORMAÇÕES CARTOGRÁFICAS
 Sistema de Projeção: UTM
 Datum horizontal: SAD69
 Meridiano central: 51°W



Org.: ROZA, W. S. S. (2014).