

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU

**COMPORTAMENTO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÕES
GEOGRÁFICAS POR MEIO DE CLASSIFICAÇÃO
SUPERVISIONADA EM DIFERENTES BACIAS HIDROGRÁFICAS**

MIKAEL TIMÓTEO RODRIGUES

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da UNESP - Câmpus de
Botucatu, para obtenção do título de Doutor em
Agronomia (Energia na Agricultura).

BOTUCATU – SP

Outubro – 2015

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CAMPUS DE BOTUCATU

**COMPORTAMENTO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÕES
GEOGRÁFICAS POR MEIO DE CLASSIFICAÇÃO
SUPERVISIONADA EM DIFERENTES BACIAS HIDROGRÁFICAS**

MIKAEL TIMÓTEO RODRIGUES

ORIENTADOR: PROF. DR. LINCOLN GEHRING CARDOSO

CO-ORIENTADOR: PROF. DR. SÉRGIO CAMPOS

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da UNESP - Câmpus de
Botucatu, para obtenção do título de Doutor em
Agronomia (Energia na Agricultura).

BOTUCATU – SP

Outubro – 2015

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉCNICA DE AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DA INFORMAÇÃO - SERVIÇO TÉCNICO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - UNESP - FCA - LAGEADO- BOTUCATU (SP)

R694c Rodrigues, Mikael Timóteo, 1983-
Comportamento de sistemas de informações geográficas por meio de classificação supervisionada em diferentes bacias hidrográficas / Mikael Timóteo Rodrigues. - Botucatu : [s.n.], 2015
xv, 101 f. : il. color., grafs., tabs.

Tese (Doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2015

Orientador: Lincoln Gehring Cardoso

Coorientador: Sérgio Campos

Inclui bibliografia

1. Geoprocessamento. 2. Sensoriamento Remoto. 3. Bacias Hidrográficas. 4. Sistemas de Informação Geográfica. 5. Solo - Uso. 6. Acurácia dimensional. I. Cardoso, Lincoln Gehring. II. Campos, Sérgio. III. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (Campus de Botucatu). Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu. IV. Título.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE BOTUCATU
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÔNICAS DE BOTUCATU

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: COMPORTAMENTO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS POR MEIO
DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA EM DIFERENTES BACIAS
HIDROGRÁFICAS

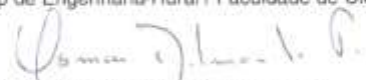
AUTOR: MIKAEL TIMÓTEO RODRIGUES

ORIENTADOR: Prof. Dr. LINCOLN GEHRING CARDOSO

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. SÉRGIO CAMPOS

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM AGRONOMIA
(ENERGIA NA AGRICULTURA), pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. LINCOLN GEHRING CARDOSO
Dep de Engenharia Rural / Faculdade de Ciências Agrômicas de Botucatu


Prof. Dr. OSMAR DELMANTO JUNIOR
Departamento De / Faculdade de Tecnologia de Botucatu


Profa. Dra. FERNANDA LEITE RIBEIRO
Centro de Ciências Exatas / Universidade Estadual de Londrina


Profa. Dra. Bruha Soares Xavier de Barros
Depto de Engenharia Rural - FCA


Profa. Dra. TERESA CRISTINA TARLE PISSARRA
Departamento de Engenharia Rural / Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias de Jaboticabal

Data da realização: 30 de outubro de 2015.

AGRADECIMENTO ESPECIAL

Ao Professor Dr. **Lincoln Gehring Cardoso**, que sempre depositou confiança em minha pessoa, que aceitou o desafio de me orientar desde nosso primeiro contato em novembro de 2011, onde humildemente me amparou, passando-me sempre confiança e encorajamento para passar por todas as etapas do curso de Doutorado e a realização deste trabalho, pelos ensinamentos valiosos que irei usar não somente na carreira profissional, mas na minha caminhada da vida, sobretudo, obrigado por sua amizade.

Ao Professor Dr. **Sérgio Campos**, pelas valiosas orientações, pela confiança consolidada, pela amizade e companheirismo diário, pela acolhida e oportunidade de ser membro do seu grupo de pesquisa GEPEGEO, onde aprendi muito durante estes anos de trabalho.

Ter a oportunidade de conviver e aprender com vocês, foi uma honra.
Serei eternamente grato!

AGRADECIMENTOS

À Deus, pela luz nos momentos difíceis, pela saúde e disposição que me revestiu em todos os momentos de minha vida, tornando-me um homem de fé inabalável.

Ao Professor Dr. Zacarias Xavier de Barros, pela acolhida no Departamento de Engenharia Rural, bem como pelos ensinamentos e convivência, pelos ensinamentos técnicos referente à fotointerpretação, principalmente pela amizade.

Ao Professor Dr. Adriano Wagner Ballarin, pelo incentivo, atenção e preocupação em todos os estágios do meu processo de entrada no Programa de Doutorado Sanduíche no Exterior (PDSE), onde me orientou com valiosas dicas e apoio incondicional para o sucesso meu estágio Doutoral fora do Brasil

Ao Professor Dr. Heinrich Hasenack, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS, pela oportunidade de estágio junto ao seu renomado Centro de IDRISI.

Ao Professor Dr. Valdemir Antonio Rodrigues, pela parceria dos projetos de pesquisa que desenvolvemos na província de Castilla-la Mancha – Espanha, onde nos momentos difíceis – Profissionais e pessoais – sempre estive ao meu lado com sugestões e muita força positiva. Obrigado pelo encorajamento e por sua valiosa amizade.

Ao Professor Dr. Manuel Esteban Lucas Borja, pela acolhida generosa na Universidade de Castilla-la Mancha, pela orientação, confiança, incentivo, apoio e pela oportunidade de convívio com uma pessoa tão especial e querida, abrindo as portas da sua família pra me receber com todas as honras.

À Faculdade de Ciências Agronômicas (FCA – UNESP), campus de Botucatu, e à Coordenadoria do Programa de Pós Graduação em Agronomia – Energia na Agricultura, pela oportunidade.

À todos funcionários do Departamento de Engenharia Rural, especialmente a Débora que nesses quatro anos de Doutorado me ajudou muito nos mais variados assuntos acadêmicos,

bem como, aos companheiros de muitas prosas, Dorival Aparecido, conhecido por “Maguila”, o grande Biral e o Silvio que sempre me ajudou nos banners.

Aos funcionários da Seção de Pós Graduação e aos simpáticos e competentes funcionários da biblioteca, sempre dispostos a sanar e ajudar nossas solicitações.

Aos amigos que fiz nesses quatro anos de Pós-Graduação, fazendo disciplinas, trabalhando no dia a dia junto ao GEPEGEO, fazendo churrascos, dentre outros momentos de descontração... Enfim, irei levá-los sempre em minha memória, pois sem dúvidas, foram anos muito especiais ao lado de todos vocês que ajudaram a deixar as lembranças e a caminhada mais leve e mais doce: Yara Garcia, Mariana Campos, Dani Traffi, Ronaldo Pollo (Grande Ronaldão sempre com sorriso largo no rosto), Clesy, Ludmila, Mariana Wagner, Milena, Gabriel, Milena Domingues, Wellington, Wilson Dourado, Dalton, Aline, João Testa, Magno, Felipe Sperotto, Camila Braga, Fernando Bispo, Natália Maria e Donizeti Nicoleti.

Do Grupo de Estudos e Pesquisas em Geotecnologia, Geoprocessamento e Topografia (GEPEGEO) do Depto de Engenharia Rural (UNESP - Botucatu) em especial, a Yara Garcia e a Fernanda Leite, pelas valiosas trocas de conhecimento científico e claro, pela convivência diária e amizade.

Aos amigos que fiz no Doutorado Sandúiche (Espanha), Francisco Aldiel, Bruno César Léllis Conceição, Nicola Del Savio, Ross Makioto, Nissa Moreau e Mari Carmen, por terem me ajudado em vários momentos importantes e decisivos que foi esta nova etapa da minha vida, além de terem me ajudado a deixar essa minha passagem pela Espanha mais fácil e alegre, proporcionando momentos inesquecíveis ao qual nunca irei esquecer.

A linda cidade de Botucatu, que me recebeu tão bem, aponto de hoje ter um carinho e amor especial por essa cidade, bem como, a todos os botucatuenses que de alguma forma cruzaram meu caminho e tornaram minha estadia ainda mais feliz e prazerosa.

Também a bela cidade de Albacete, capital de Castilla-la Mancha, Espanha, onde me acolheu muitíssimo bem, juntamente com seu povo alegre e sua culinária riquíssima.

Certamente, irei levar pra sempre no coração e na minha memória um pouco de Botucatu e Albacete, pois tive a sorte de viver e estudar nessas maravilhosas e abençoadas cidades.

Aos amigos e pesquisadores Benicio Monte, Wendell Fialho pela valiosa troca de conhecimentos científicos durante toda minha jornada acadêmica. Vocês são muito mais que ótimos pesquisadores, são exemplos de integridade.

Aos meus sogros Fátima Moraes Malheiros e José Carlos Malheiros, por toda assistência, preocupação, companheirismo e dedicação nesses últimos anos, muitíssimo obrigado por tudo.

Aos queridos familiares, Tias, Tios, primos e primas (na qual tenho como irmãs) pela sincera torcida e apoio em todas as fases da minha vida, sobre tudo, por todo carinho e amor.

Aos amigos de longa data, Tiago lima de Souza, Marcus Vinicius, Rafael Acioli e Igor Madson, pela admiração, amizade fraterna que já dura mais de 15 anos e apoio em varias etapas da minha vida.

A todos os amigos da UFAL que tenho felicidade e orgulho de ter até hoje: Marcus Antonio (Marcola), Eric Fernando (Zig), José Antonio (Tony), José Henrique (Bruto) e Alex Telles (Garfanha). Muito obrigado pela amizade e apoio de todos.

Ao CNPq e a CAPES por viabilizarem meus estudos no Brasil e na Espanha (Doutorado Sanduíche) com ajuda financeira durante os quatro últimos anos, pois sem essa ajuda realmente não seria possível concluir mais esta importante etapa na minha vida.

Por fim, agradeço a todos os Professores do Programa de Pós Graduação em Agronomia – Energia na Agricultura, por fazerem da ciência e da extensão uma forma de minimizar as distâncias entre o conhecimento científico e a sociedade.

A todos vocês, minha eterna gratidão!

“Seja você quem for, seja qual for à posição social que você tenha na vida, a mais alta ou a mais baixa, tenha sempre como meta muita força, muita determinação e sempre faça tudo com muito amor e com muita fé em Deus, que um dia você chega lá. De alguma maneira você chega lá.”

(Ayrton Senna)

“A verdadeira coragem é ir atrás de seus sonhos mesmo quando todos dizem que ele é impossível.”

(Cora Coralina)

“Todas as vezes que o busquei, ele me ouviu, e de todos os temores me livrou.”

(Salmo 33)

MENÇÃO ESPECIAL

Ofereço

À memória da minha avó Maria José Gomes Pereira, que partiu desta vida enquanto me encontrava em Botucatu cursando o Doutorado e dando os primeiros passos para elaboração da Tese.

Aos meus Pais, Evânia Timóteo Pereira Rodrigues e Jonas Luiz Rodrigues pela valiosa educação primária, no qual é à base de tudo, por acreditarem incondicionalmente que um dia eu pudesse chegar lá... Pela importância de uma palavra e de um gesto de apoio e de amabilidade... Sobretudo, pelo exemplo de amor, carinho, lealdade e respeito.

Ao meu irmão Bruno Timóteo Rodrigues pela valiosa troca de conhecimentos científicos durante toda minha jornada acadêmica (2004-2015), em especial no Mestrado e agora no Doutorado. Também, pela valiosa parceria nas atividades de pesquisa e extensão que nos trouxe até aqui, e se Deus quiser, irá nos levar ainda mais longe... Acima de tudo, por ser um belo exemplo de cidadão de bem e de valores. Parabéns pelo exemplo!

À Jessica Moraes Malheiros, por ter se tornado grande companheira de sonhos e da vida, pelo apoio incondicional em todos os dias, meses e anos, onde unidos, buscamos e realizamos nossos objetivos... Pela paciência, apoio e compreensão durante os momentos de ausência, especialmente, pelo carinho e amor.

A vocês, ofereço!

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE QUADROS.....	XI
LISTA DE TABELAS.....	XII
LISTA DE FIGURAS.....	XIV
RESUMO.....	1
SUMMARY.....	3
1 INTRODUÇÃO.....	5
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	8
2.1 Uso do Solo.....	8
2.2 Mapeamento Cartográfico.....	10
2.2.1 Sistema de Projeção UTM.....	10
2.3 Sistemas de Informações Geográficas - SIG.....	12
2.3.1 Características dos SIG.....	14
2.4 Sensoriamento Remoto	14
2.4.1 Radiação Eletromagnética e o Modelo Ondulatório.....	17
2.5 Programa LANDSAT.....	18
2.6 Geoprocessamento como ferramenta para avaliação do uso da terra.....	23
2.7 Classificação supervisionada e avaliação da acurácia.....	27
2.7.1 Análise de Alvos Agrícolas.....	30
2.8 O Software ArcGIS.....	31
2.9 O Software IDRISI.....	32
2.10 O Software TerraView.....	34
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	35
3.1 Caracterização geral da área.....	35
3.2 Bases Cartográficas.....	36
3.3 Procedimento Metodológico.....	36
3.3.1 Composições falsa cor.....	38
3.3.2 A verdade terrestre.....	40
3.3.3 Vetorização das áreas de treinamento (<i>training sites</i>) do uso do solo e as classificações nos softwares SIG.....	45
3.3.4 Índice Kappa e o cruzamento de Matrizes.....	51
3.3.5 Perfil de elevação.....	52

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	53
4.1 Complexidade espectral da área de estudo.....	53
4.2 Avaliação das Classificações.....	55
4.2.1 Classificação na bacia do Lavapés.....	56
4.2.2 Classificação na bacia do Capivara.....	74
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	90
6 CONCLUSÕES.....	92
7 REFERÊNCIAS.....	94

LISTA DE QUADROS

	Página
Quadro 1 - Características e aplicações das bandas do sensor TM do Landsat-5..	21
Quadro 2 - Analogia de interpretação dos objetos para imagens do sensor a bordo do Landsat 5.....	22
Quadro 3 - Chaves de interpretação.....	41

LISTA DE TABELAS

	Página
Tabela 1 - Intervalos de caracterização da acurácia em relação a verdade terrestre.....	51
Tabela 2 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (IDRISI Selva).....	59
Tabela 3 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (ArcGIS 10.1).....	61
Tabela 4 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (ArcGIS 10.1 MAJORITY FILTER).....	63
Tabela 5 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2).....	66
Tabela 6 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER).....	69
Tabela 7 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 10 pixels).....	73
Tabela 8 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 75 pixels).....	73
Tabela 9 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (IDRISI Selva).....	77
Tabela 10 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (ArcGIS 10.1).....	79
Tabela 11 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (ArcGIS 10.1 - MAJORITY FILTER).....	82
Tabela 12 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara	85

(TerraView 4.2.2).....	
Tabela 13 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 10 pixels).....	87
Tabela 14 - Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 75 pixels).....	88

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1 - Sistema de projeção UTM.....	11
Figura 2 - Relações interdisciplinares entre SIG e outras áreas.....	12
Figura 3 - Direção de propagação da radiação eletromagnética na forma de uma onda, em função das oscilações ortogonais dos campos magnético (M) e elétrico (E).....	17
Figura 4 - Espaço espectral.....	31
Figura 5 - Localização das bacias hidrográficas dos rios Lavapés e Capivara.....	35
Figura 6 - Mosaico de imagens Landsat no estado de São Paulo (Órbita/Ponto), referência universal (WRS-Landsat Worldwide Reference System).....	37
Figura 7 - Imagem Landsat, Órbita 220, Ponto 76.....	37
Figura 8 - Espectro eletromagnético.....	38
Figura 9 - Cubo de cores.....	39
Figura 10 - Elaboração de composição falsa cor.....	40
Figura 11 - Processo de digitalização da verdade terrestre.....	41
Figura 12 - Classes da cobertura e do uso solo.....	45
Figura 13 - Limite de aceitação de uma classificação.....	46
Figura 14 - Amostras de treinamento na bacia do rio Lavapés ArcGIS 10.1.....	47
Figura 15 - Amostras de treinamento na bacia do rio Capivara IDRISI Selva.....	48
Figura 16 - Classificação supervisionada sem filtro (A); Pós-classificação com uso do Majority Filter (B).....	49
Figura 17 - Extensão de filtro majoritário do TerraView 4.2.2 e sua opção de escolher a quantidade de pixel que o usuário pode eliminar por classes.....	49
Figura 18 - Mosaico de classificação e pós-classificação proveniente do software TerreView. O produto (A) refere-se à primeira classificação ainda com bastante ruído. O produto (B) a pós-classificação com menos 5 pixel por classe. O produto (C) faz alusão ao produto de pós- classificação com menos 10 pixels errados por classe. Já o produto	50

(D) e (E) fazem referência a pós-classificação com menos 50 e 75 pixels respectivamente.....	
Figura 19 - Variação fenológica, da cana-de-açúcar.....	54
Figura 20 - Imagem de composição RGB e subclasses da cana-de-açúcar com diferentes respostas espectrais.....	55
Figura 21 - Verdade terrestre da bacia do rio Lavapés.....	57
Figura 22 - Classificação supervisionada IDRISI Selva.....	58
Figura 23 - Classificação supervisionada ArcGIS.....	60
Figura 24 - Classificação supervisionada ArcGIS com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).....	62
Figura 25 - Faces frontais de dosséis sombreados.....	64
Figura 26 - Perfil de elevação no sentido norte-sul (Lavapés).....	64
Figura 27 - Classificação Supervisionada TerraView 4.2.2.....	65
Figura 28 - Classificação Supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).....	68
Figura 29 - Parábola positiva representando o padrão de acurácia por grupo de pixels.....	70
Figura 30 - Classificação Supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER- grupos 10 pixels).....	71
Figura 31 - Classificação Supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER- grupos 75 pixels).....	72
Figura 32 - Verdade terrestre da bacia do rio Capivara.....	75
Figura 33 - Classificação supervisionada IDRISI Selva.....	76
Figura 34 - Classificação supervisionada ArcGIS 10.1.....	78
Figura 35 - Classificação supervisionada ArcGIS 10.1 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).....	81
Figura 36 - Classificação supervisionada TerraView 4.2.2.....	83
Figura 37 – Perfil de elevação no sentido norte-sul.....	84
Figura 38 – Perfil de elevação no sentido leste-oeste.....	85
Figura 39 - Classificação supervisionada TerraView com filtro majoritário (MAJORITY FILTER FILTER - grupos 10 pixels).....	86
Figura 40 - Classificação Supervisionada TerraView (grupos 75 pixels).....	89

RESUMO

O objetivo principal desse estudo foi averiguar o comportamento de três Softwares SIG (IDRISI versão Selva, ArcGIS 10.1 e o TerraView 4.2.2) por meio de classificação supervisionada através do padrão espectral em imagem Landsat 5, associada a comparação do uso da terra nas bacias hidrográficas do Lavapés e Capivara, município de Botucatu/SP, utilizando-se técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento. As áreas de treinamento supervisionado foram definidas a partir de nove classes para bacia do Lavapés e sete para bacia do Capivara, fundamentais para o estudo e análise do uso e ocupação da terra, propostas pelo Manual Técnico de Uso da Terra do IBGE. Para identificar a melhor classificação, foram cruzados os mapas de máxima verossimilhança (MAXVER) derivados dos Sistemas de Informações Geográficas com a verdade terrestre, onde a mesma se caracteriza como a real utilização do solo, apontando a exatidão (acurácia) de cada classificação, cruzando matrizes de pixel ou conjuntos de pixels. Houve diferença significativas dos dados obtidos a partir da classificação supervisionada por máxima verossimilhança gerados nos softwares IDRISI Selva, ArcGIS 10.1 e o TerraView 4.2.2. A diferença de resultados entre as duas bacias avaliadas foi significativa, onde a bacia do Capivara apresentou em todos os softwares SIG

melhores resultados, seguramente por apresentar um numero menor de classes de uso da terra e uma menor área urbana, assim causando menos confusão para o algoritmo. Outro fator evidente foi à diferença dos produtos derivados a partir da classificação supervisionada por máxima verossimilhança gerados nos softwares e posteriormente pós-classificados com os filtros majoritários (MAJORITY FILTER), onde sempre após a reclassificação a acurácia mostrou-se elevada, apresentado menor erro de omissão e comissão nas matrizes e suavização dos mapas classificados, sobretudo, o filtro majoritário do TerraView 4.2.2 com a eliminação de classes de 10 e 75 pixels por região, o que abrandou consideravelmente a estética dos mapas e conseqüentemente a diminuição de erros. O Terra View foi o SIG que apresentou maior variação nas classificações, ora apresentando resultados mais distantes da verdade terrestre (menor acurácia), ora com os melhores valores, provenientes da pós-classificação com o uso do seu filtro majoritário, onde o mesmo suprimiu grupos de pixels erroneamente classificados por classes e região, o que abrandou consideravelmente a estética dos mapas e conseqüentemente a diminuição de erros.

Palavras-chave: Geoprocessamento, Sensoriamento Remoto, Verdade Terrestre, Uso do solo, Acurácia.

GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEMS BEHAVIOUR IN SUPERVISED CLASSIFICATION OF MEDIA IN DIFFERENT BOWLS HYDROGRAPHIC

Botucatu, 2015. 118f. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author : Mikael Timóteo Rodrigues

Advisor: Prof. Dr. Lincoln Gehring Cardoso

Co - Advisor: Prof. Dr. Sérgio Campos

SUMMARY

The aim of this study is to determine the three GIS software behavior (version IDRISI Selva, ArcGIS 10.1 and TerraView 4.2.2) through supervised classification by spectral pattern on Landsat 5, associated with the comparison of land use in the basins Lavapés the river and Capybara, Botucatu / SP, using techniques of remote sensing and GIS. The areas of supervised training were defined from nine classes for basin Lavapés and seven for basin Capybara, fundamental for the study and analysis of the use and occupation of land, proposed by the Manual Use of Technical IBGE Earth. To identify the best classification, were crossed the maximum likelihood maps (MAXVER) derived from Geographic Information Systems with the ground reality, where it is characterized as the actual land use, pointing accuracy (accuracy) of each classification, crossing Pixel arrays or sets of pixels. There were significant difference of data obtained from the supervised classification by maximum likelihood generated in the software IDRISI Selva, ArcGIS 10.1 and TerraView 4.2.2. The difference in results between the two evaluated basins was significant, where the basin of Capybara presented in all GIS software best results safely by having a smaller number of land use classes and a smaller urban area, thus causing less confusion for the algorithm. Another obvious factor was the difference of products derived from the supervised classification by maximum likelihood generated in software and then post classified with the majority filters (MAJORITY FILTER), where ever after reclassification accuracy was high, presented smaller error omission and commission in the

arrays and smoothing of classified maps, above all, the majority filter TerraView 4.2.2 with the elimination of classes 10 and 75 pixels per region, which considerably slowed the aesthetics of maps and therefore decrease errors. The Terra View was the GIS with the highest variation in the rankings, now featuring more distant results of ground truth (less accurate), sometimes with the best values, from post-assessment with the use of its majority filter, where it suppressed groups pixels misclassified by class and region, which considerably slowed the aesthetics of maps and therefore decrease errors.

Keywords: Geoprocessing, Remote Sensing, Image Processing, Overland true, Use of the soil, Accuracy.

1. INTRODUÇÃO

Alterar a cobertura vegetal do meio pode acarretar sérios riscos de erosão e degradação do solo, se por ventura não for tomado nenhum tipo de medida de mitigação intensiva de prevenção para manter sua aptidão agrícola e semelhantes usos de produção. Na avaliação do uso do solo em áreas de acentuado declive e uso da terra em áreas de preservação permanente no nível de bacia hidrográfica, é indispensável o planejamento e desenvolvimento sustentável de grandes áreas cultiváveis, com o objetivo de reduzir conflitos em limites protegidos legalmente e ao meio ambiente de forma geral.

Em um cenário global, a preservação e conservação da vegetação nativa ou atividades prudentes no que se diz respeito à aptidão agrícola, respeitando as classes de declividade especialmente as áreas estabelecidas ao longo dos rios e suas respectivas nascentes, perímetros de topografia acidentada são prioritariamente assentadas em lugar de destaque para avaliações e estudos técnicos, devido seu inestimável valor para proteção dos recursos hídricos. O Código Florestal brasileiro deliberou em 1965 as áreas de preservação permanente, sobretudo para conservação e manutenção da biota considerando a flora como protetor natural dos agentes erosivos exógenos, bem como a preocupação com a beleza cênica.

Para tanto, um recorte para a efetivação das ações de planejamento torna-se necessário uma delimitação de unidade. Segundo Santos (2013), o recorte da bacia hidrográfica se apresenta como sendo uma das inúmeras possibilidades utilizadas quando se aborda o quesito de planejamento ambiental e ações de gestão. Enxergar a bacia hidrográfica como unidade de planejamento e gestão tem seu fundamento na ocorrência de que comumente a unidade bacia hidrográfica é analisada como um sistema natural bem delimitado no espaço, composto por um conjunto de terras topograficamente drenadas por um curso d'água e seus afluentes, onde as interações, pelo menos físicas, são integradas e, assim, mais facilmente interpretadas (SANTOS, 2004).

Notoriamente a bacia hidrográfica é uma unidade de inter-relações naturais do físico e biológico, ocorrendo uma ligação entre os inúmeros elementos constituintes do meio, como solo, mata nativa, vegetação, áreas úmidas e corpos de massa líquida, ou seja, existe espaço fisicamente dinâmico, limitado pelos perímetros dos divisores de água da mesma.

Tal unidade ganha maior objetividade quando acrescenta-se a ação humana em suas diversas atividades que transformam e impõem certamente uma nova dinâmica ao espaço desta unidade de planejamento, onde mudanças inseridas pelas atividades antropicas e seus reflexos no meio biótico como erosão dos solos, movimentos de massa são processos que devem ser acompanhados para uma melhor compreensão de um sistema integrado que forma toda unidade da bacia hidrográfica.

A utilização do geoprocessamento como ferramenta é bastante eficaz na espacialização e quantificação dos recursos naturais de uma determinada área tanto a nível regional quanto a nível local, abrangendo o planejamento e emprego adequado da ocupação de determinado perímetro, assim se tornando uma alternativa viável na restrição das possíveis falhas e lacunas. O uso de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) tem colaborado para o mapeamento e zoneamento, atuando como método de fiscalização e planejamento de áreas agrícolas em determinadas bacias hidrográficas e seus respectivos espaços e uso da terra, uma vez que as mudanças ocorrem em uma pequena escala temporal (RODRIGUES, et al, 2013).

O sensoriamento remoto tem papel significativo no ambiente SIG, como uma das alternativas mais confiáveis para extração de informações sobre os diversos usos do solo, assim, gerando grande número de informações e possibilitando programação de ações adequadas para tomada de decisões por constituir ferramentas de articulação e

informações geoespaciais (FUSHITA, et al, 2013). Com base nas características físicas dos alvos terrestres em uma determinada região, é possível fazer um monitoramento das condições ambientais da área em questão e descobrir possíveis modificações por meio do seu comportamento espectral.

Trabalhos utilizando diversas ferramentas SIG têm sido desenvolvidos com a intenção de delimitar e classificar bacias hidrográficas e os respectivos manejos do uso da terra nas mais variáveis áreas. Por outro lado, o número elevado de bandas que devem ser avaliadas, as extensas áreas de estudo com elevado grau de detalhamento, torna bastante lento e trabalhoso o processo de interpretação de um determinado perímetro. Com base nessas dificuldades foram elaboradas as técnicas de classificação digital de imagens, que automatizam a metodologia de extração das imagens de satélite, acabando com a subjetividade da interpretação humana, bem como, reduzindo esforços e encurtando o tempo de trabalho do analista.

A forma mais usual e difundida entre os pesquisadores que trabalham com sensoriamento remoto e que foi adotada pelos softwares comerciais e livres que utilizam módulos de processamento de imagens, subdivide os classificadores em supervisionados e não-supervisionados. A classificação supervisionada, que foi empregada no presente trabalho requer conhecimentos prévios das classes de alvos, a fim de classificar a imagem nas classes de interesse pré-fixadas pelo analista, onde o algoritmo precisa ser treinado para poder diferenciar as classes uma das outras.

Dentro desse contexto, o presente trabalho teve por objetivo averiguar o comportamento de três softwares SIG (IDRISI versão Selva, ArcGIS 10.1 e o TerraView 4.2.2) por meio de classificação supervisionada através do padrão espectral em imagem Landsat 5, associada a comparação do uso da terra nas bacias hidrográficas dos rios Lavapés e Capivara, município de Botucatu/SP.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Uso do Solo

Segundo Piroli e Campos (2010), a análise do uso do solo permite a identificação das principais ocupações do solo em uma área de interesse e fornece informações importantes relacionadas às características ambientais da área. A partir destas informações é possível avaliar as condições do ambiente nos locais estudados.

Os métodos convencionais de identificação das características fisiográficas das bacias e para demarcação das áreas de preservação são processo complexos, intensivos e demorados, quando são utilizados os métodos convencionais da topografia e cartografia (GASPAR, 2011). Entretanto, técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto, atendem em diversas escalas, à necessidade de informação e planejamento muito mais dinâmico e eficiente, permitindo o monitoramento, avaliação e, principalmente, a tomada de decisões para melhor gerenciar os recursos naturais disponíveis, bem como informações geológicas, agrícolas, florestais, entre outras (TRABAQUINI et al., 2009).

De acordo com Campos et al, (2004), o conhecimento do uso e cobertura da terra é um dos primeiros planos de informação que podem ser inserido em um SIG, esclarecendo diversas dúvidas, como quantidade, distribuição e localização de recursos em uma determinada composição político administrativa. Mapas de cobertura do solo são usados em numerosas aplicações para descrever a distribuição espacial e modelos de cobertura da terra, também são úteis para estimar áreas extensas de diferentes classes de coberturas. Nestes casos, a avaliação quantitativa da acurácia dos mapas pode auxiliar os usuários a avaliarem a utilidade de cada mapa para cada aplicação (MEGIATO et al, 2007)

Com o desenvolvimento de sofisticados algoritmos e a sua incorporação ao conjunto de funções dos Sistemas de Informações Geográficas, tem sido possível o processamento rápido e eficiente dos dados necessários para caracterização das variáveis morfométricas do terreno, essenciais para análise das intervenções antrópicas em bacias hidrográficas (OLIVEIRA, 2002). A abordagem com base em produtos derivados a partindo desses algoritmos tem substituído, com vantagens, os métodos manuais tradicionalmente utilizados (RIBEIRO et al., 2002), permitindo a obtenção de resultados menos subjetivos, em menor tempo e com facilidade replicação. A funcionalidade e eficácia desses procedimentos, integrada às informações produzidas pelas imagens de satélite, sobretudo, as de alta resolução espacial, podendo produzir diagnósticos e fornecer subsídios capazes de identificar e mensurar a ocorrência de conflito de uso da terra em áreas de preservação permanente, fortalecendo as ações ambientais de monitoramento (NASCIMENTO et al, 2005).

Para Rodrigues et al. (2013), a utilização do geoprocessamento e o sensoriamento remoto na classificação e análise do uso e cobertura do solo em bacias hidrográficas, são de grande utilidade no planejamento de limites em recomposição e de caráter indispensável no estudo racional do meio físico, possibilitando o monitoramento e avaliação de áreas de vegetação natural. Segundo Fink et al. (2007), as técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento constituem, um importante conjunto de ferramentas, necessários a obtenção de dados a serem utilizados no planejamento e zoneamento, tanto em nível regional quanto municipal. Essas tecnologias têm contribuído para o mapeamento, fiscalização e controle da cobertura vegetal de extensas áreas em várias regiões do Brasil.

Usualmente a última etapa de uma classificação envolve uma avaliação da exatidão do mapeamento. Tal avaliação pode ser feita através da geração de pontos aleatórios no mapa para serem verificados no campo (CAMPOS et al, 2004).

2.2 Mapeamento cartográfico

A cartografia preocupa-se em apresentar um modelo de representação de dados para os processos que ocorrem no espaço geográfico. geoprocessamento representa a área do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais, fornecidas pelos Sistemas de Informação Geográfica (SIG), para tratar os processos que ocorrem no espaço geográfico. Isto estabelece de forma clara a relação interdisciplinar entre cartografia e geoprocessamento (D'ALGE, 2003).

2.2.1 Sistema de Projeção UTM

É um sistema de coordenadas baseado no plano cartesiano (eixo x,y) e usa o metro (m) como unidade para medir distâncias e determinar a posição de um objeto. Diferentemente das Coordenadas Geográficas (ou Geodésicas), o sistema UTM, não acompanha a curvatura da Terra e por isso seus pares de coordenadas também são chamados de coordenadas planas.

No sistema de Mercator não existe coordenadas negativas, apenas dois eixos: $E(x)$ e $N(y)$, indicando, respectivamente, Longitude e Latitude. No hemisfério sul, as distâncias do eixo $N(y)$ iniciam em 10.000.000 na linha do Equador e decrescem para o sul até 0; enquanto o eixo $E(x)$ começa em 500.000 aumentando para o Leste e decrescendo para Oeste. No hemisfério Norte, as coordenadas de eixo $E(x)$ se comportam da mesma maneira, enquanto que as do eixo $N(y)$ têm sua origem no Equador e aumentam para o Norte (Figura 1).

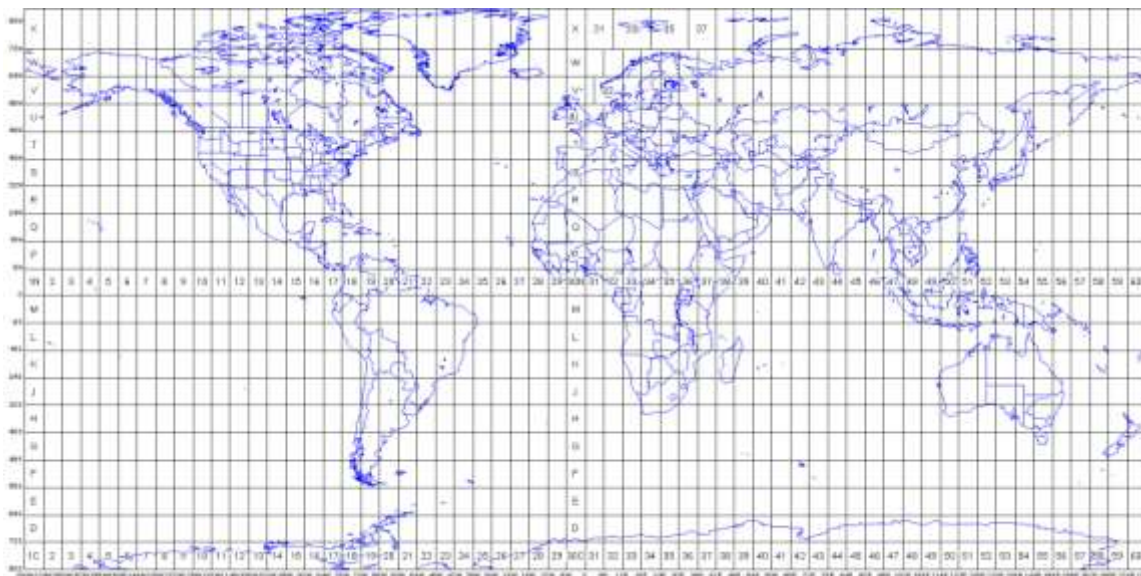


Figura 1 - Sistema de projeção UTM.

Fonte: Curso de cartografia básica, GPS e ArcGIS – UFSM, 2010.

Mesmo sendo considerada como um dos melhores sistemas de projeção para a cartografia de médias de grandes escalas, a projeção UTM apresenta algumas limitações para a representação do globo terrestre, pois mantém precisão dos ângulos, mas possui imprecisões nas medições de áreas e distâncias (INSTITUTO POLITÉCNICO DE BEJA, 2013).

Para Silva et al. (2013), UTM é um sistema de projeção cartográfico sendo seu uso eficaz para mapeamentos em pequenas e médias escalas, sendo assim, deve-se tomar cuidado com locações e levantamentos em escala grande isso porque o sistema apresenta ângulos sem deformação, sendo que o mesmo não acontece com as distâncias obtidas devido à curvatura da terra.

No exterior, alguns softwares consideram o hemisfério Sul como continuação do hemisfério Norte, alargando o sistema de coordenadas para o Sul negativamente como em um eixo cartesiano. A origem do Sistema também pode ser deslocado do centro do fuso para algum ponto que facilite o mapeamento de determinada região. É o que ocorre na Irlanda cuja origem de seu sistema UTM é em sua capital Dublin (DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA-UERJ, 2013).

2.3 Sistemas de Informações Geográficas - SIG

Maguire et al. (1991) relatam que, em razão histórica, o que reforça o vínculo que aqui se discute, é a precedência das iniciativas de automação da produção cartográfica em relação aos esforços iniciais de concepção e construção das ferramentas de SIG. A Figura 2 sintetiza a discussão ora apresentada, estendendo-a apropriadamente às áreas de sensoriamento remoto, CAD (*Computer Aided Design*) e Gerenciamento de Banco de Dados. A razão principal da relação interdisciplinar forte entre Cartografia e geoprocessamento é o espaço geográfico (ALEXANDRA, 2011).

Os Sistemas de Informações Geográficas não se restringem apenas ao armazenamento de dados, tendo evoluído no sentido de permitir ao usuário trabalhar as relações espaciais entre os dados, permitindo a elaboração de cenários, prognósticos e modelos (MOURA, 2005).

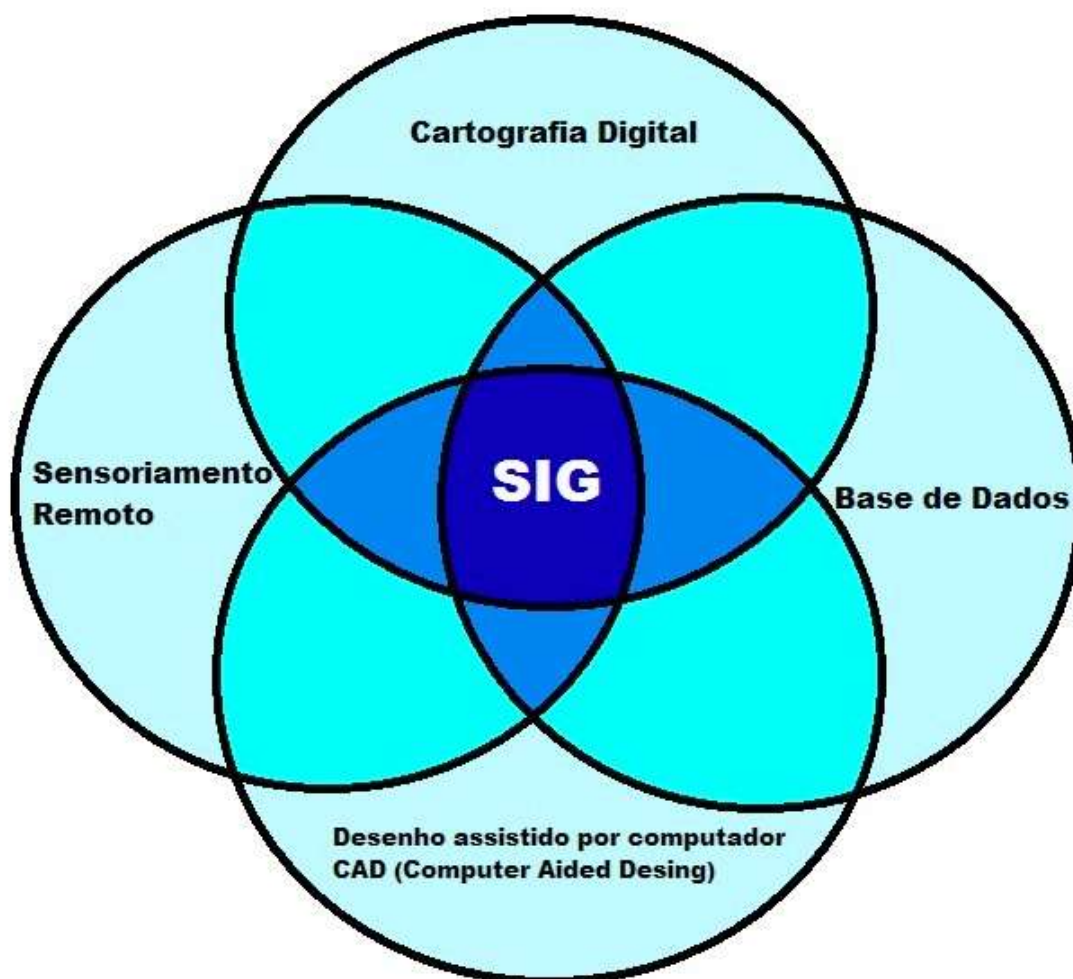


Figura 2 - Relações interdisciplinares entre SIG e outras áreas.
Fonte: Adaptado de Rodrigues (2012).

O uso e controle dos recursos naturais devem depender efetivamente de instrumentos fundamentais de gestão. Neste contexto, torna-se fundamental nos dias atuais a aplicação de geotecnologias em estudos ambientais. (SOARES et al., 2007).

Segundo Freitas Filho (2004) a constante evolução dos Sistemas de Informações Geográficas, com funções cada vez mais avançadas, tem disponibilizado aos estudos ambientais técnicas cada vez mais ágeis e precisas. O homem passou então a ter a sua disposição tecnologias as quais vêm oferecendo um grande avanço nas ciências cartográficas. Tarefas antes executadas manualmente, hoje são elaboradas de forma digital. Com isto passou-se a ter mapas com mais detalhes, precisão cartográfica e qualidade, elaborados em um espaço de tempo muito inferior em relação às técnicas tradicionais de mapeamento.

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG) utilizam banco de dados geográficos, os quais além de ter a capacidade de armazenar inúmeras informações a respeito do atributo que está sendo utilizado, como informações alfanuméricas, permite também a armazenagem de dados referentes à localização do objeto (ASSAD; SANO, 1998).

Um Sistema de Informação Geográfica é constituído por um conjunto de módulos computacionais destinados à aquisição, armazenamento, recuperação, transformação e saída de dados espacialmente distribuídos. Estes dados geográficos descrevem objetos do mundo real sob três aspectos: (a) seu posicionamento com relação a um sistema de coordenadas; (b) seus atributos, e (c) as relações topológicas existentes. Deste modo, é possível trabalhar com dados dos quais se conhecem a posição geográfica, o valor da característica naquele ponto e a sua estrutura de relacionamento espacial, tais como: vizinhança, proximidade e pertinência entre objetos geográficos. Por isso, um SIG pode ser utilizado em estudos relativos ao meio ambiente, na pesquisa da previsão de determinados fenômenos ou no apoio a decisões de planejamento, considerando a concepção de que os dados armazenados representam um modelo real (BURROUGH, 1986).

2.3.1 Características dos SIG

A essência do SIG se destaca acima de tudo pela sua capacidade analítica (BELO, 2012), nomeadamente a espacial, atuando basicamente com dois tipos de dados geográficos:

- Vetorial – Composto por pontos, definidos por um conjunto de coordenadas X, Y e Z, que representam as coordenadas leste-oeste, norte-sul e altitude, respectivamente; Linhas, definidas, no mínimo, por dois conjuntos de coordenadas; Polígonos, definidos por conjuntos de coordenadas, dos quais o primeiro e o último são geograficamente coincidentes. Estes elementos podem ser topologicamente relacionados, ser analisados de forma conjunta ou disjunta (comprimentos, áreas, distâncias e outras relações estabelecidas entre os diferentes elementos passíveis de análise). Este tipo de dado permite a modelação a duas ou três dimensões e cálculos geométricos. Sua extensão mais popular é o *shapefile* (.shp);
- Matricial/Raster – uma matriz, ou imagem, que representa o espaço através de uma malha contínua, composta de células, ou grupo de pixel, identificando cada um deles por meio dos índices de linha e de coluna. Cada uma das células registra um único valor numérico, que pode traduzir informação diversa referente ao tema em análise. Este modelo considera-se mais adequado à análise de fenômenos com distribuição contínua. As matrizes favorecem alta capacidade de cálculo, devido à possibilidade de sobreposição (*overlay*) e álgebra de mapas, que permite o estabelecimento de cálculos entre células próximas.

2.4 Sensoriamento Remoto

O sensoriamento remoto se fundamenta em um processo de interação entre a Radiação Eletromagnética emitida pelo sol e os diferentes alvos localizados na superfície terrestre. Para Ponzoni (2001), a aplicação do sensoriamento remoto e suas técnicas são viabilizadas através do cumprimento de diversas etapas que

incluem a interação em si, caracterizada principalmente pelo fenômeno de reflexão da radiação, a coleta de dados e seu registro através de um sensor e a análise desses dados com o objetivo de extrair as informações pretendidas de um determinado objeto.

Florenzano (2011) afirma que o sensoriamento remoto pode ser definido como a tecnologia que permite obter imagens, bem como outros tipos de dados na superfície terrestre, por meio da captação e do registro da energia refletida ou emitida pela superfície.

A radiação eletromagnética é o meio pelo qual a informação é transferida do objeto ao sensor. Pode ser definida como uma forma dinâmica de energia que se manifesta a partir de sua interação com a matéria. Para o sensoriamento remoto da superfície terrestre a principal fonte de radiação eletromagnética é o sol (NOVO, 2008).

O princípio da conservação de energia, esquematizado e representado na equação do balanço de energia, indica que as variáveis são função do comprimento de onda (λ), e modo que as proporções de energia refletida, absorvida e transmitida variam de acordo com as diferentes feições terrestres, seus materiais, tipos e condições. São essas diferenciações no balanço da energia que chega até os sensores que nos permitem distinguir as diversas classes e assinaturas espectrais em um produto derivado do sensoriamento remoto (MACHADO; QUINTANILHA, 2008).

Para Rodrigues, Rodrigues e Tagliarini (2014), os alvos observados são detentores de inúmeras feições e angulações na superfície, tanto em corpos de massa sólida quanto de massa líquida, como solos, rios, oceanos, variadas formas de vegetação e seus níveis de sanidade nos diversos tipos de biomas (florestas, pastagens, lavouras) e em áreas urbanas ou antropizadas. Cada uma destas classes proporciona um comportamento espectral diferente à radiação eletromagnética nela incidente, seja essa radiação proveniente do sol ou originada por radares (RODRIGUES; RODRIGUES, 2012).

Silva (2009) afirma em sua obra que os produtos do sensoriamento remoto se tornaram mais frequentes nos levantamentos, explorações e planejamentos do uso do solo, devido seu poder de substituir com prerrogativas e derivadas vantagens as bases cartográficas e oferecem riqueza em detalhes, aumentando o rendimento e precisão do mapeamento.

A tecnologia de sensoriamento remoto oferece uma grande potencialidade para ser utilizada no estudo do uso da terra, sobretudo na agricultura.

Através desta técnica, é possível obter informações sobre estimativa de área plantada, produção agrícola, vigor vegetativo das culturas, além de fornecer subsídios para o manejo agrícola em nível de país, estado, município ou ainda em nível de microbacia hidrográfica ou fazenda (MOREIRA; RUDOFF, 2001).

Por outro lado, Jensen (2009) menciona termos que sugerem uma definição mínima, focada no sensoriamento remoto, que adicione funções autênticas em uma prova de garantir que apenas funções legítimas sejam inseridas na definição do termo, fazendo referência ao mesmo como registro da informação das regiões do ultravioleta, visível, infravermelho e micro-ondas do espectro eletromagnético, sem contato, por meio de instrumentos tais como câmeras, escâneres, lasers, dispositivos lineares e/ou matriciais localizados em plataformas tais como aeronaves ou satélites, e a análise da informação adquirida por meio visual ou processamento digital de imagens.

Técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto atendem, em diversas escalas, à necessidade de informação e planejamento muito mais dinâmico e eficiente, permitindo o monitoramento, a avaliação e, principalmente, a tomada de decisões para melhor gerenciar os recursos naturais disponíveis, bem como informações geológicas, agrícolas, florestais (TRABAQUINI et al., 2009).

Além das características multiespectrais e multitemporais das imagens do satélite, o especialista em sensoriamento remoto utiliza também elementos da fotointerpretação tais como forma, sombreamento e textura. Por exemplo, para distinguir áreas irrigadas por sistema de pivô central de outros métodos de irrigação o analista baseia-se nas formas da superfície.

Várias aplicações do sensoriamento remoto podem ser utilizadas no campo da agricultura na previsão de safras, mapeamento de culturas, definição de áreas de aptidão agrícola, zoneamento agro-ecológico, monitoramento de incêndios em lavouras e pastagens, etc. Na previsão de safras, por exemplo, o sensoriamento remoto pode ser utilizado em dois segmentos: no dimensionamento das áreas de plantio e na estimativa do rendimento.

Bastian e Steinhardt (2002) designam o sensoriamento remoto e o SIG como as mais importantes ferramentas holísticas para análise, planejamento e gestão da paisagem, podendo fornecer valiosas contribuições no apoio às tarefas e aos projetos de planejamento cada vez mais complexos.

2.4.1 Radiação Eletromagnética e o Modelo Ondulatório

A elucidação do que seria a radiação eletromagnética, também conhecida como REM, é dar início ao esclarecimento ao comportamento ambíguo da sua natureza, que seria a onda e energia. Isso quer dizer que a REM que se propaga pelo espaço vazio, como a luz solar, é, ao mesmo tempo, uma forma de onda e uma forma de energia (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Para Moreira (2005), a REM é um balanço, em fase, dos campos elétricos e magnéticos que são perpendiculares entre si e podem ser entendidos como a propagação de uma onda transversal.

As ondas eletromagnéticas propagam-se no vácuo na velocidade da luz ($c = 299.292,46 \text{ km/s}$ ou aproximadamente 300.000 km/s). Se for medida a distância entre dois picos sucessivos de ondas (Figura 3), determina-se o comprimento ou tamanho da onda, que é simbolizado pela letra grega λ e expresso no sistema de unidades métricas. As ondas podem ter comprimentos da ordem de bilionésimo de metro (raios cósmicos), até dimensões de quilômetros (ondas de rádio).

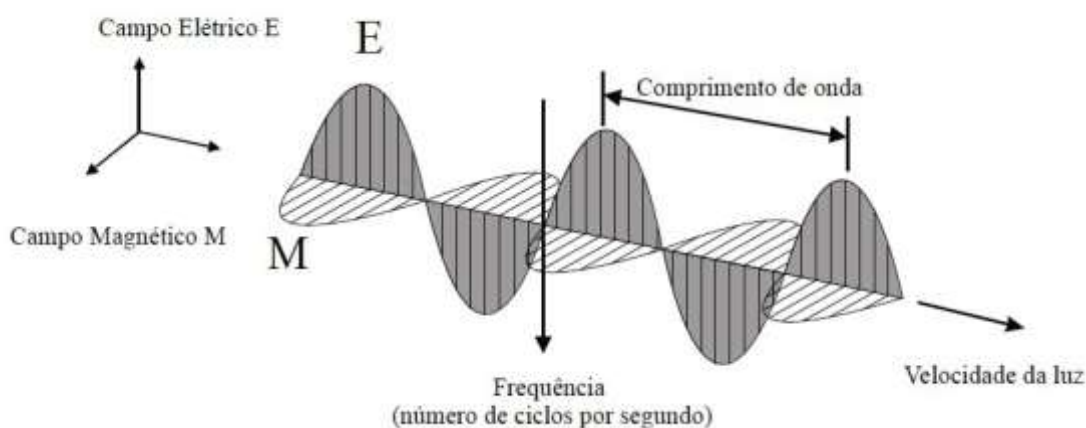


Figura 3 - Direção de propagação da radiação eletromagnética na forma de uma onda, em função das oscilações ortogonais dos campos magnético (M) e elétrico (E).
Fonte: Meneses e Almeida (2012).

Conforme o modelo ondulatório, a REM pode ser explicada como uma forma de onda senoidal e harmônica. De acordo com as formulações de Maxwell, uma partícula carregada eletricamente gera um campo elétrico em torno de si e o movimento

dessa partícula gera, por sua vez, um campo magnético. As variações do campo são causadas pelas vibrações da partícula. Quando essa partícula é acelerada, as perturbações entre os dois campos se propagam repetitivamente no vácuo em uma direção ortogonal à direção dos campos elétricos e magnéticos, como é representado também na Figura 3 (MENESES; ALMEIDA, 2012). Esse conceito de ambigüidade é extremamente importante para o sensoriamento remoto, pois sempre que um usuário estiver analisando qualquer tipo de imagem derivada de sensoriamento remoto, a coexistência da radiação eletromagnética na forma de onda e na forma de energia deverá ser considerada para que se possa explicar o que se observa nas imagens com referência às características dos objetos.

2.5 LANDSAT

O Programa Landsat fornece o maior registro de dados baseado em espaço contínuo da superfície terrestre. Desde 1972, os satélites Landsat coletam informações da superfície em todos os continentes da Terra e suas diversas regiões e suas respectivas particularidades permitindo pesquisadores e cientistas estudar florestas, produção de alimentos, monitoramento de corpos d'água e uso do solo, controle de ecossistemas e geologia. O registro de dados ao longo de quatro décadas, permite aos cientistas avaliar as mudanças dinâmicas causadas por ambos os processos naturais e as práticas humanas (NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION - NASA, 2013).

De acordo com Machado e Quintanilha (2008) o Brasil aderiu de forma larga e pragmática as técnicas e tecnologias vinculadas ao sensoriamento remoto e é líder em tecnologia espacial na América Latina. A primeira instituição brasileira, que começou a trabalhar com esta tecnologia foi o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), por meio do uso das imagens do satélite do programa Landsat, ao qual dispõe de uma estação de recepção de imagens na cidade de Cuiabá.

Atualmente, estão operando o quinto e o oitavo da série. Esta série de satélites é a principal no campo do sensoriamento remoto, não só por ser a de período de vida mais longo de fornecimento contínuo de dados, mas também pela notável facilidade de acesso e qualidade dos dados gerados (EPIPHANIO, 2001).

A estrutura do satélite baseou-se em um projeto já em operação naquela época que era a dos satélites Nimbus, de meteorologia. Posteriormente, iniciando com o Landsat-4, foi projetada uma plataforma própria para esses satélites e também uma inovação quanto aos sensores a bordo. Assim, é comum falar em duas gerações para a série Landsat, uma que compreende os três primeiros, e uma segunda, que compreende os quatro últimos. O de número 7 e o número 8, o último da série, apresentam um sensores que, embora muito semelhante aos três anteriores, tem certas características que são tidas como um avanço em relação a seus predecessores (JENSEN, 2009; EPIPHANIO, 2001).

O satélite Landsat 5 continua em operação há mais de trinta anos, superando as expectativas de seus construtores. Lançado em 01 março de 1984, o quinto satélite do programa Landsat, possui como objetivo principal fornecer um repositório global de fotos por satélite. O Programa Landsat é gerenciado pelo USGS, e os dados do Landsat 5 são recolhidos e distribuídos a partir do USGS Center for Earth Resources Observation e Ciência. Com uma largura de banda máxima de transmissão de 85 Mbit/s. Foi implantado em uma altitude de 705,3 km (438,3 mi). Demora cerca de 16 dias para digitalizar toda a Terra. O satélite é uma cópia idêntica do Landsat 4 e foi originalmente concebido como uma cópia de segurança (NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION - NASA, 2013).

Após ele, já foram lançados três novos satélites do programa, o Landsat 6, em 1993, que não entrou em operação por problemas técnicos e o Landsat 7, lançado em 1999, com modificações técnicas e desativado em 2003. Foi incorporado o sensor Enhanced Thematic Mapper Plus – ETM+ que, comparando com o sensor TM, adicionou uma banda pancromática com 15 metros de resolução e uma réplica da banda do infravermelho termal diferenciada e resolução de 60 metros (NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION - NASA, 2013)

Lançado em 15/04/1999, o Landsat-7 levava a bordo o principal sensor do programa, o ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*, Mapeador Temático Avançado). Este sensor é uma continuação do TM anteriormente a bordo dos Landsats-4 a 6. O Landsat-7 precede o satélite Terra de cerca de 30 minutos na mesma faixa de imageamento da superfície terrestre. A faixa de 185 km imageada pelo campo de visada (FOV – *field of view*, *campo de visada*) do ETM+ permite uma cobertura global da terra a cada 16 dias. Cada órbita dura aproximadamente 100 minutos. Neste tempo, ocorre um deslocamento no terreno de cerca de 2.400 km entre o centro de uma órbita e a seguinte.

Como a Terra desloca-se para leste, as faixas imageadas vão se deslocando para oeste. Esse padrão de recobrimento orbital, onde são descritas as órbitas no sentido longitudinal e as imagens propriamente ditas, “recortadas” a cada 185 km na órbita, ou seja, no sentido latitudinal, formam o que se denomina *sistema de referência mundial*. Esse sistema permite que se localize uma imagem correspondente a qualquer ponto da Terra através de dois números, correspondentes à órbita (sentido longitudinal) e ao ponto (sentido latitudinal). Assim, por exemplo, uma imagem do ETM+/Landsat-7 de São José dos Campos, SP, é referenciada como sendo a 219/76, lida como “órbita 219, ponto 76” (EPIPHANIO, 2001).

Em 11 de fevereiro de 2013 foi lançado o Landsat 8 ou também denominado satélite LDCM (Landsat Data Continuity Mission) que opera com os instrumentos OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor). O sensor OLI dará continuidade aos produtos gerados a partir dos sensores TM e ETM+, a bordo das plataformas anteriores, além de incluir duas novas bandas espectrais, uma projetada para estudos de áreas costeiras e outra para detecção de nuvens do tipo cirrus (EMBRAPA, 2013).

O sensor TM do satélite Landsat 5, atua com sete bandas nas regiões do visível, infravermelho próximo, médio e termal e, cada banda representa uma faixa do espectro eletromagnético capturada pelo satélite. O Landsat 5 recobre o mesmo perímetro a cada 16 dias, também conhecido como Resolução Temporal. O mesmo oferece uma resolução espacial consistindo a ordem de 30 metros para as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 e 120 metros para a banda 6 (EMBRAPA, 2013).

Entre as principais aplicações do satélite Landsat 5, podemos destacar o acompanhamento do uso agrícola das terras; apoio ao monitoramento de áreas de preservação, desmatamentos, queimadas, secas e inundações, dinâmica de urbanização, monitoramento da cobertura vegetal dentre outras inúmeras possibilidades como o produto derivado do Landsat 5 (MOREIRA, 2005). Na Quadro 1 são apresentadas algumas das aplicações em função das bandas, do sensor TM do Landsat 5.

Banda	Intervalo espectral (µm)	Principais aplicações das bandas TM do LANDSAT
1	0,45 - 0,52	Apresenta grande penetração em corpos de água, com elevada transparência, permitindo estudos batimétricos. Sofre absorção pela clorofila e outros pigmentos da planta. Apresenta sensibilidade às plumas de fumaça oriundas de queimadas ou atividade industrial. Pode apresentar atenuação atmosférica. Aplicação: oceanografia, agricultura, etc..
2	0,52 - 0,60	Apresenta grande sensibilidade à presença de sedimentos em suspensão, possibilitando sua análise em termos de quantidade e qualidade. Boa penetração em corpos de água.
3	0,63 - 0,69	Região de forte absorção pela vegetação verde. Permite bom contraste entre áreas ocupadas com vegetação e aquelas sem vegetação (ex.: solo exposto, estradas e áreas urbanas). Permite análise da variação litológica em locais com pouca vegetação. Permite o mapeamento da rede de drenagem através da visualização da mata de galeria e entalhamento dos cursos dos rios em regiões com pouca cobertura vegetal. É a banda mais utilizada para delimitar a mancha urbana.
4	0,76 - 0,90	Permite o mapeamento de corpos d'água pela forte absorção da energia nesta região pela água. A vegetação verde, densa e uniforme reflete muito a energia, aparecendo em tom de cinza claro nas imagens. Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo a obtenção de informações sobre a geomorfologia, solos e geologia. Serve para análise e mapeamento de feições geológicas e estruturais. Serve para separar áreas ocupadas com vegetação que foram queimadas.
5	1,55 - 1,75	Apresenta sensibilidade ao teor de umidade das plantas, servindo para observar estresse na vegetação, causado por deficiência hídrica. Esta banda sofre perturbações em caso de ocorrência de chuvas antes da obtenção da imagem pelo satélite.
6	10,4 - 12,5	Apresenta sensibilidade aos fenômenos relativos aos contrastes térmicos, servindo para detectar propriedades termais de rochas, solos, vegetação e água.
7	2,08 - 2,35	Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo obter informações sobre geomorfologia, solos e geologia. Esta banda serve para identificar minerais com íons hidroxilas. É potencialmente favorável à discriminação de produtos de alteração hidrotermal.

Quadro 1 - Características e aplicações das bandas do sensor TM do Landsat-5 (Fonte: Moreira, 2005).

De acordo com Florenzano (2011), as imagens de sensores remotos têm uma ampla potencialidade na investigação nos mais variados usos e ocupação da terra em ambientes naturais ou antropizados, pois a partir da aquisição e interpretação desses produtos, torna-se possível identificar classes de usos e bem como suas respectivas áreas.

As imagens selecionadas por meio da técnica de sensoriamento remoto são decifradas com apoio nos elementos de interpretação que se fazem com referência os índices de tonalidade, diferenciação de cores dos alvos, e pouco comentado na literatura, mas não menos importante, a textura, que se faz referente à impressão de rugosidade. Para Florenzano (2008), os tamanhos, formas e sombreamentos dos alvos, bem como o seu padrão e localização também são características muito importantes.

Com base nas referidas informações, o Quadro 2 apresenta os principais alvos e a analogia de interpretação que podem auxiliar em análises e interpretação de imagens, representados em composições coloridas, adquiridas por meio de imagens do sensor TM a bordo do Landsat 5.

OBJETO	RELAÇÃO DA INTERPRETAÇÃO (composição de bandas RGB 5-4-3)
Área Urbana	Cor magenta (rosa); textura ligeiramente rugosa; forma irregular; localização junto a rodovias.
Solo Exposto	Cor magenta (dependendo do tipo de solo, pode ser bem claro, tendendo ao branco); textura lisa; forma regular; localização junto de áreas urbanas (área terraplenada para loteamentos, instalação de indústrias, etc.) ou áreas agrícolas (preparadas para cultivo ou recém-colhidas).
Área agrícola	Cor magenta (solo preparado ou cultura colhida), verde-claro (cultura em estágio inicial) e verde mais forte (cultura sadia e madura); textura lisa; forma regular/geométrica; padrão de talhões (divisão em parcelas); presença de sombras (áreas escuras) em culturas mais altas.
Área de mata	Cor verde-escuro; textura rugosa; forma irregular.
Área de Reflorestamento	Cor magenta (solo preparado) e verde (reflorestamento adulto); textura lisa; forma regular; presença de carreadores; são comuns talhões grandes.
Área de Pastagem	Cor magenta (solo preparado e pastagem seca) e verde (pastagem densa e verde); textura lisa (pastagem plantada) e ligeiramente rugosa (pasto sujo); forma irregular.
Área Desmatada	Cor magenta; textura lisa; forma regular.
Área Queimada	Cor preta; textura lisa; forma irregular, em geral.
Corpos d'água (rios, lagos, e outros)	Cor azul (material em suspensão) ou preta (água limpa); textura lisa; forma irregular, linear retilínea ou curvilínea para rios.

Quadro 2 - Analogia de interpretação dos objetos para imagens do sensor a bordo do Landsat 5. Fonte: Florenzano (2008) e Florenzano (2011).

2.6 Geoprocessamento como ferramenta para avaliação do uso da terra

Compreender e representar o espaço sempre foram grandes necessidades do ser humano, que o fez para as mais diversas finalidades e utilizando as tecnologias disponíveis à sua época. Embora por muito tempo os conhecimentos acerca do espaço não tivessem sido sistematizados, pode-se afirmar que o homem sempre se valeu deste tipo de conhecimento em sua vida cotidiana, seja na busca por melhores áreas para caça ou mesmo no atual uso das geotecnologias como apoio à instalação de grandes indústrias e equipamentos diversos. A terminação geoprocessamento simboliza uma área do conhecimento que emprega tecnologia computacional para o tratamento de informações geográficas, assim, apoderando-se de outras grandes áreas, como a cartografia, meio ambiente (recursos naturais) e planejamento urbano.

As ferramentas computacionais do geoprocessamento são bastante conhecidas como Sistemas de Informações Geográficas, ou chamadas simplesmente de SIG, onde permitem a realização de análises complexas ao integrar dados de diversas fontes e ao criar bancos de dados georreferenciados.

Por permitir ponderar e gerir grandes quantidades de dados georreferenciados, o geoprocessamento se atua como uma significativa ferramenta tecnológica de apoio ao desenvolvimento da agricultura e dos demais usos da terra, permitindo o tratamento de dados, gerando informações secundárias e permitindo a modelagem e simulação de futuros cenários.

Esta necessidade de conhecer, gerir e criar prognósticos tornou-se ainda mais evidentes no tocante do espaço urbano, que é composto por uma grande quantidade de variáveis extremamente dinâmicas, as quais abrangem desde o substrato físico até os processos sócio-econômicos. Com o avanço da informática a partir da segunda metade do século XX, tornou-se possível organizar e representar estas informações e dados em ambiente computacional, o que permitiu o surgimento do geoprocessamento. (CÂMARA; DAVIS; MONTEIRO, 2001).

O termo geoprocessamento, de acordo Almeida (2011), consiste em trabalhar a representação dos dados espacialmente referenciados, utilizando sistemas computacionais como instrumentos para implementação desta tarefa, nas diferentes formas de representação do espaço geográfico.

Outra definição para geoprocessamento, conforme Xavier da Silva (2001) é um conjunto de conceitos, métodos e técnicas que, atuando sobre bases de dados georreferenciados, por computação eletrônica, propicia a geração de análises e sínteses que consideram, conjugadamente, as propriedades intrínsecas e geotopológicas dos eventos e entidades identificados, criando informação relevante para apoio à decisão quanto aos recursos ambientais.

Segundo Rosa (2007), o geoprocessamento como componente das geotecnologias se baseia na coleta, processamento, análise e oferta de informações com referência geográfica. As geotecnologias são compostas por soluções em hardware, software e peopleware que juntas constituem poderosas ferramentas para tomada de decisões. Dentre as geotecnologias destacam-se os Sistemas de Informação Geográfica, a cartografia digital, sensoriamento remoto, Sistema de Posicionamento Global, geoestatística, entre outras. Portanto, o emprego dessas ferramentas nos permite fazer uma análise associada do ambiente de forma a compreender questões relacionadas às alterações ambientais, como se comportam determinados espaços dos mais variados meios, esse é um dos pontos fortes permitindo que o ambiente seja estudado e percebido como um todo (PIRES et al., 2012).

Segundo Assad e Sano (1998) o geoprocessamento é uma área do conhecimento que utiliza técnicas matemáticas e computacionais para o manuseio de informações geográficas. Seu campo de aplicação é amplo, sendo utilizado na cartografia, na análise espacial de recursos naturais, no planejamento urbano - regional e também nos estudos de bacias hidrográficas (BONHAM-CARTER, 1994; ROCHA, 2000). Os instrumentos computacionais, ou seja, o conjunto de softwares e hardwares relacionados ao Geoprocessamento são conhecidos como Sistemas de Informação Geográfica.

Almeida (2011) alega que vários sistemas fazem parte do geoprocessamento, no qual reúnem maior capacidade de processamento e análise dos dados espaciais. Chamados de Sistemas de Informação Geográfica, tais códigos permitem realizar análises complexas, ao integrar dados de diversas fontes e ao criar bancos de dados georreferenciados tornando ainda possível automatizar a produção de documentos cartográficos (SILVEIRA, 2007). O geoprocessamento, segundo a maioria dos autores da área, engloba processamento digital de imagens, cartografia digital e os sistemas informativos geográficos (MOURA, 2000).

Moura (2005) considera a tarefa do geoprocessamento, um produto de contexto científico que compreende a realidade por outra visão, trata os problemas ambientais, considerando a sua localização, a extensão e as relações espaciais dos fenômenos que serão analisados, contribuindo para a explicação e acompanhamento de sua evolução passada e futura.

Em um país de dimensão continental como o Brasil, com uma grande carência de informações adequadas para a tomada de decisões sobre os problemas urbanos, rurais e ambientais, o geoprocessamento apresenta um enorme potencial, principalmente se baseado em tecnologias de custo relativamente baixo, em que o conhecimento seja adquirido localmente (CÂMARA et al., 2004).

O uso de geoprocessamento tem-se tornado cada vez mais freqüente para os estudos de impacto ambiental e planejamento regional. Dados digitais de diversas fontes podem ser organizados em planos de informação, segundo representações vetoriais, poligonais ou matriciais, que ao serem integrados com auxílio de procedimentos lógicos e matemáticos, produzem novas informações, de utilidade para a tomada de decisões (MEGIATO, 2007).

O geoprocessamento juntamente com outras ferramentas de geotecnologia, constituem-se em técnicas fundamentais para a manutenção de registros do uso da terra ao longo do tempo. As imagens de satélite, em forma digital ou papel, são muito importantes e úteis, pois permitem avaliar as mudanças ocorridas na paisagem de uma região e num dado período, registrando a cobertura vegetal em cada momento (CAMPOS et al., 2004).

Técnicas de geoprocessamento atendem em diversas escalas, à necessidade de informação e planejamento muito mais dinâmico e eficiente, permitindo o monitoramento, avaliação e, principalmente, a tomada de decisões para melhor gerenciar os recursos naturais disponíveis, bem como informações geológicas, agrícolas, florestais, entre outras (TRABAQUINI et al., 2009).

De acordo com Campos et al. (2004), produtos derivados do geoprocessamento determinam o conhecimento da capacidade do uso da terra, onde os planos de informação podem ser inseridos em um ambiente SIG, esclarecendo diversas dúvidas, como quantidade, distribuição e localização de recursos em uma determinada composição político administrativa. Mapas de cobertura do solo são usados em numerosas aplicações para descrever a distribuição espacial e modelos de cobertura da terra, também

são úteis para estimar áreas extensas de diferentes classes de coberturas. Nestes casos, a avaliação quantitativa da acurácia dos mapas pode auxiliar os usuários a avaliarem a utilidade de cada mapa para cada aplicação (MEGIATO et al., 2007).

A abordagem com base em produtos derivados partindo desses algoritmos tem substituído, com vantagens, os métodos manuais tradicionalmente utilizados (RIBEIRO et al., 2002), permitindo a obtenção de resultados menos subjetivos, em menor tempo e com facilidade replicação.

Assim, para Castanho (2006), o entorno das geotecnologias é muito mais amplo do que se estabelece, não somente como mero instrumental para mapeamentos, localizações pontuais e outros, mas sim um conjunto de fatores que levam a resultados almejados por diferentes profissionais. A aplicação das geotecnologias tanto no espaço urbano quanto rural, passa a ser um meio de controle, conhecimento e coerência em relação ao uso e ocupação da terra, tendo em vista a necessidade de planejamento (CASTANHO; TEODORO, 2010).

Para Rodrigues et al. (2013), a utilização do geoprocessamento no conhecimento da capacidade do uso da terra, é de grande utilidade no planejamento de limites em recomposição e de caráter indispensável no estudo racional do meio físico, possibilitando o monitoramento e avaliação de áreas de vegetação natural. Segundo Fink et al. (2007), as técnicas de geoprocessamento constituem, um importante conjunto de ferramentas, necessários a obtenção de dados a serem utilizados no planejamento e zoneamento, tanto em nível regional quanto municipal. Tal geotecnologia, atrelada ao sensoriamento remoto, apresenta contribuições significativas para o mapeamento, fiscalização e controle da cobertura vegetal de extensas áreas em várias regiões do Brasil.

Usualmente a última etapa de uma classificação envolve uma avaliação da exatidão do mapeamento. Tal avaliação pode ser feita através da geração de pontos aleatórios no mapa para serem verificados no campo (CAMPOS et al, 2004).

Por fim, vale lembrar que essas geotecnologias são parte de um conjunto maior de técnicas, o geoprocessamento, que por sua vez é uma parte complementar dos Sistemas de Informação Geográfica. Deste modo, Rocha (2000) define geoprocessamento como uma tecnologia transdisciplinar que através da axiomática da localização e do processamento de dados geográficos, integra várias disciplinas, equipamentos, programas, processos, entidades, dados, metodologias e pessoas para coleta,

tratamento, análise e apresentação de informações associadas a mapas digitais georreferenciados.

2.7 Classificação supervisionada e avaliação da acurácia

O processo de classificar os alvos presentes em uma imagem, visivelmente, é um exercício simples e sem maiores problemas intrínseco. Porém, existe uma série de fatores que podem intervir nesse trabalho, como exemplo, muitos dos alvos na natureza podem não ser espectralmente distintos nas bandas existentes em um sensor, a atmosfera pode reduzir os contrastes espectrais ou mesmo impedir a obtenção de imagens em comprimentos de onda que sofrem fortes absorções, a topografia interfere na reflectância, além de adicionar sombras, ruídos freqüentemente estão presentes na imagem, e a resolução espacial torna os pixels uma mistura de alvos (MENESES; ALMEIDA, 2012). Um pouco dessa consequência podem ser modelados pelos algoritmos, mas nem sempre é possível modelar tais parâmetros inteiramente.

Ainda que fosse imaginável uma modelagem em sua totalidade de parâmetros, a maioria dos algoritmos de classificação se baseia nos valores digitais dos pixels, o que é suficiente claro para conhecermos que não é auto-suficiente para se ter uma perfeita classificação. Quando o analista interpreta uma imagem, ele é capaz de separar uma classe de vegetação vigorosa de mata de galeria, de uma vegetação também vigorosa de um reflorestamento, mesmo que espectralmente ambas sejam muito similares. Elas serão confundidas por um classificador, mas o analista utiliza-se de propriedades da textura, forma e estrutura para diferenciá-las (MENESES; ALMEIDA, 2012). Modelar textura e estrutura é um desafio ainda não satisfatoriamente conseguido pelos classificadores. Ainda pra o mesmo autor, a classificação de imagens deve, portanto, ser vista como um processo estatístico e probabilístico que tenta ao máximo aproximar o mapa digital à realidade. O resultado da classificação deve ser avaliado com base no desempenho do classificador proposto e validado por critérios numéricos para estimar a precisão e a sua acuracidade.

Atualmente boa parte do mapeamento digital do uso e cobertura do solo é elaborado a nível regional, sendo efetivado através de imagens de sensoriamento remoto, mais precisamente por meio de técnicas de classificação supervisionada associadas ao processamento digital de imagens, tendo proporcionado bons resultados no que se refere

aos dados de saída referente às informações que arranjam determinada espaço de interesse do analista da região, porém, toda modelagem de classificação supervisionada ou não-supervisionada estará sempre exposta a erros dos mais variados tipos e derivados de inúmeras fontes.

Para o método da classificação supervisionada, utilizado neste trabalho, torna-se necessário um conhecimento prévio de alguns aspectos da área em que se deseja trabalhar, o que permite a seleção de amostras de treinamento confiáveis para que se tenha posteriormente uma confiável verdade terrestre. Não existe nenhuma restrição quanto ao número de amostras de treinamento a serem classificadas, apenas que o analista faça uma seleção de classes bem distintas porque, caso contrário, no final da classificação ocorrerá muita confusão entre as classes.

Tais áreas de controle (amostras de treinamento) são utilizadas como padrão de comparação com as quais todos os pixels desconhecidos serão comparados e, posteriormente classificados. Nessa técnica de classificação, o treinamento diz respeito ao reconhecimento da assinatura espectral de cada uma das classes de uso do solo da área da imagem. Para alguns algoritmos de classificação, esse reconhecimento compreende a obtenção de parâmetros estatísticos como média, matriz de covariância, dentre outros parâmetros de cada classe presente na área. Para outros se necessita somente do nível mínimo e máximo de níveis de cinza. (CROSTA, 1992).

A avaliação da acurácia dos dados extraídos das imagens está diretamente relacionada com a qualidade do mapeamento. Todas as classes que compõem a imagem ou o mapa temático devem ser associadas a um controle de qualidade para que estas possam ser validadas.

Segundo Serra e Pons (2008), a análise comparativa da acurácia específica local, através da matriz de confusão, pode fornecer métodos mais eficientes e com produtos para comparar a precisão de mapeamentos de uso da terra que uma simples comparação de precisão através de uma estimação global.

Porém, Gong e Howarth (1990) já utilizavam o índice Kappa (K) como uma grau de exatidão importante a ser associada à matriz de confusão, por ser considerada inteiramente, ou seja, analisando e considerando todos os elementos da matriz e não apenas os dados derivados dos encontrados nos cruzamentos das classes, onde os mesmos se situam na diagonal principal, como acontece com o índice de Exatidão Global.

Segundo Cohen (1960) o coeficiente Kappa mede o grau de concordância em escalas nominais assumindo que as unidades são independentes, as classes ou categorias da escala nominal são independentes e mutuamente exclusivas, bem como o classificador e os pontos de referência operam de forma independente.

Deste modo, a influência do uso de dados marginais localizados na matriz de confusão derivados do produto final de classificação de imagens orbitais foram também analisados por Shao et al. (2003) e concluíram que a estimativa de área poderia tornar-se mais confiável se fossem utilizadas informações da matriz de confusão localizadas fora da diagonal principal, para ajustar os respectivos valores.

Conforme Simões (2001) na matriz de confusão, o erro de omissão indica a probabilidade de uma unidade amostral de referência estar corretamente classificada e o erro de inclusão ou comissão representa a probabilidade que um pixel classificado no mapa, represente a categoria no terreno. Erros de inclusão ocorrem quando um ponto é identificado como da classe A, quando na realidade pertence à outra classe, enquanto que os erros de omissão ocorrem quando um ponto é identificado como pertencente à outra categoria, quando, na realidade, é membro da classe A.

Tal matriz possibilita avaliar o comportamento da classificação realizada para uma determinada classe individual, onde individualmente quando um pequeno número de classes de uso do solo é de interesse, como, por exemplo, na estimativa de área de uma cultura agrícola (CEBALLOS-SILVA; LÓPEZ-BLANCO, 2003).

Depois o processo de classificação é necessário validar os resultados, com o objetivo de analisar a acurácia do processo. A forma mais comum de se avaliar é por meio da matriz de erro ou matriz de confusão, que confronta as amostras das classes na imagem de referência com os resultados do mapa classificado, assim realizando um cruzamento com a verdade terrestre (STORY; CONGALTON, 1986).

De acordo com todos os autores que trabalharam com índices de classificação de imagem, as classes ou áreas mais homogêneas podem se beneficiar desse ajuste e proporcionar melhores estimativas de áreas do que classes heterogêneas.

Diversos autores também afirmaram que dados oriundos de classificação digital de imagens de satélite estão sujeitos a erros gerados na própria obtenção dos dados pelo sensor, da retificação e da classificação da imagem. Em função disso, recomendaram que a avaliação da qualidade das informações, geradas a partir da

classificação digital, deve estar associada a um controle de qualidade para que possam ser validadas.

2.7.1 Análise de Alvos Agrícolas

De modo óbvio, um singular imagem de satélite não irá permitir classificar de forma correta uma área com inúmeras concentrações de culturas, bem como outros tipos de usos da terra, devido a variabilidade da resposta espectral, que se altera nas distintas fases dos ciclos fenológicos das culturas, ou seja, os polígonos agrícolas não estão, na mesma fase fenológica ou em um mesmo tipo de solo (HALL; BADHWAR, 1987, HILL; STURM, 1991). Mais um fator que pode influenciar a análise de alvos agrícolas, apontado por Steven e Jaggard (1995) é a perda de características espectrais em função das larguras das bandas utilizadas nos sensores, havendo assim uma maior segmentação. Deste modo, diferentes culturas agrícolas podem apresentar respostas espectrais similares ou talhões de distintos, porém, pertencentes a mesma cultura, ou seja, variações fenológicas e pedológicas de iguais cultivados, que essencialmente terão respostas espectrais diferentes em uma mesma imagem.

Existem várias representações e formas de visualização dos dados produtos derivados dos sensores multiespectrais, onde os mais difundidos e usualmente trabalhados é a imagem propriamente dita, que auxilia o analista a fazer a vinculação entre um conjunto de pixel e a área que ele representa na realidade e também o gráfico de espaço espectral (Figura 4) que descreve a variação da reflectância de uma dada superfície em função do comprimento de onda, resultando na “assinatura” espectral (LANDGREBE, 1997). Devido ao dinamismo dos alvos agrícolas, a análise em qualquer um desses espaços, para uma única data, não fornece uma boa caracterização dos mesmos.

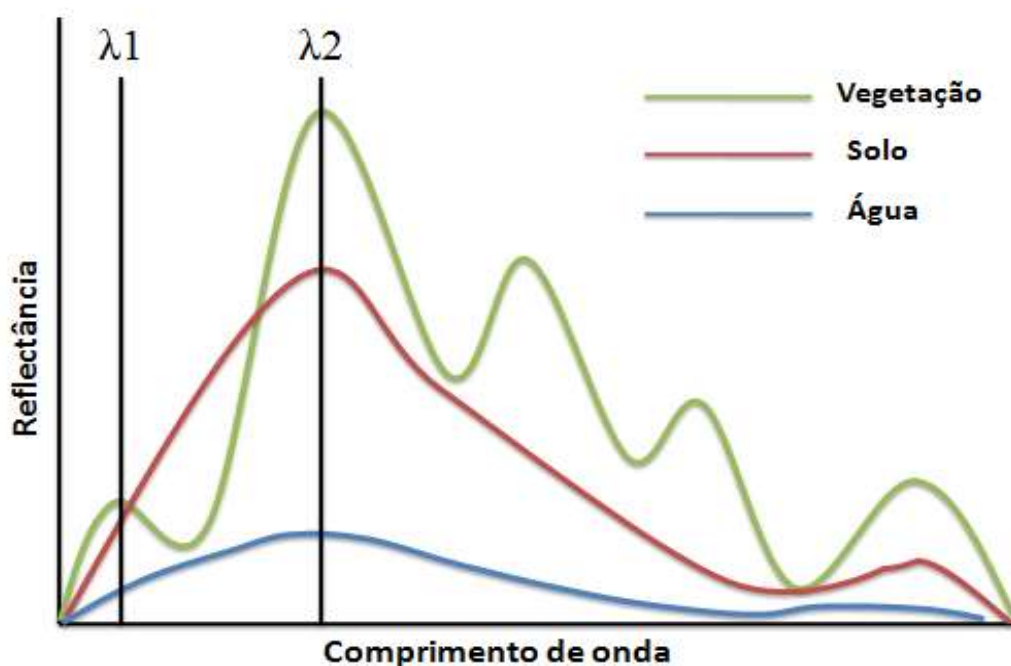


Figura 4 - Espaço espectral.
 Fonte: Adaptado de Gleriani (2005).

2.8 O Software ArcGIS

O ArcGIS é um conjunto integrado de softwares de Sistemas de Informação Geográfica desenvolvido pela empresa americana ESRI (Environmental Systems Research Institute) desde o fim da década de 1990, onde o mesmo fornece ferramentas baseadas em padrões para realização de análise espacial, armazenamento, manipulação, processamento de dados geográficos e mapeamento (SILVA; MACHADO, 2010).

Este aplicativo é um dos mais utilizados em todo mundo por apresentar inúmeras extensões de ferramentas, além de ser um ótimo receptor de diversos formatos de arquivos, reconhecendo as mais importantes extensões utilizadas nas plataformas de geoprocessamento em todo mundo, sendo eles Shapefile (shp), Grid, TIFF dentre outros arquivos *raster*, Base de dados (mdb), TIN (Modelo de superfície) dentre outros formatos (SILVA; MACHADO, 2010).

Esse aplicativo é subdividido basicamente por seis partes. A primeira é o ArcCatalog, aplicação designada ao gerenciamento dos dados a serem trabalhados. A segunda é a mais importante, pois o ArcMap é a aplicação central do

ArcGIS, onde é possível trabalhar com os dados de informações geográficas, gerar mapas e trabalhar com outras diversas questões relacionadas à análise espacial. O ArcToolBox é a terceira subdivisão desse aplicativo, onde o mesmo apresenta diversas ferramentas, extensões do ArcMap, que permitem a realização de uma série de operações mais elaboradas com dados geográficos (SILVA; MACHADO, 2010).

As três últimas aplicações do ArcGIS se constituem no ArcReader, ArcScene e no ArcGlobe, onde permitem respectivamente visualizar e explorar arquivos já desenvolvidos, elaboração de dados geográficos em 3D e apresentação de um globo terrestre onde se pode navegar em três dimensões (Similar com o Google Earth) (UFSM, 2010).

Rodrigues, Rodrigues e Tagliarini (2014) utilizaram o ArcGIS para caracterizar tipos de solo, vegetação, corpos de massa líquida, impactos em bacia hidrográfica e verificaram que o mesmo é apropriado para classificação supervisionada e uma modulo de filtro conhecido como filtro majoritário (MAJORITY FILTER), onde o mesmo minimiza ruídos, assim, atingindo um satisfatório grau de acurácia. Afirmaram ainda que o ArcGIS, apresenta uma interface fácil de trabalhar, além dos aspectos de agilidade, compatibilização de informações de diferentes fontes, bem como possibilita que o banco de dados seja permanentemente alimentado e atualizado com novas informações.

2.9 O Software IDRISI

O IDRISI é um Sistema de Informação Geográfica desenvolvido pela Graduate School of Geography, Clark University. Foi projetado para ser um instrumento para pesquisa geográfica profissional sem fins lucrativos. Por ser um software de relativo baixo custo quando comparado a outros Sistemas de Informações Geográficas existentes no mercado, e ser um sistema de relativa facilidade de aprendizado e adaptação. O IDRISI é atualmente um dos SIGs mais utilizados no Brasil e no mundo devido as suas grandes capacidades e seu baixo custo (INPE, 2015).

Durante seu desenvolvimento inicial, houve apoio parcial do Programa das Nações Unidas para Meio Ambiente – Banco de Dados sobre Recursos Globais (UNEP-GRID), do Instituto das Nações Unidas para Treinamento e Pesquisa (UNITAR) e da Agência para Desenvolvimento Internacional dos Estados Unidos (USAID) (HASENACK; WEBER, 1998). Hoje, todo o apoio vem da venda do software,

mas relações estreitas com estas e outras agências de desenvolvimento ainda são mantidas, na tentativa de prover um custo acessível aos instrumentos de análise geográfica.

O Projeto IDRISI foi e continua sendo um projeto sem fins comerciais, incorporado em 1988 à instituição de pesquisa e desenvolvimento Clark Labs. As versões recentes do IDRISI Kilimanjaro (2004), IDRISI Andes (2006), IDRISI Taiga (2009) e Idrisi Selva (2012) oferecem ferramentas úteis e inovadoras de apoio à decisão na gestão ambiental, no âmbito do planejamento sustentável de recursos naturais e demais aplicações, em especial nos trabalhos de cooperação para o desenvolvimento (LABGEO-UFRGS, 2015).

Segundo Hasenack e Weber (1998), o IDRISI é líder na funcionalidade analítica raster, cobrindo todo o espectro de necessidades de SIG e sensoriamento remoto, desde consulta a banco de dados e modelagem espacial até realce e classificação de imagens. Facilidades especiais estão incluídas para monitoramento ambiental e gerenciamento de recursos naturais, incluindo análise de séries temporais/mudanças, apoio à decisão por critérios múltiplos e por objetivos múltiplos; análise de incerteza (incluindo análises *Bayesianas*, *Dempster Shafer* e de conjuntos *fuzzy*) e modelagem de simulação (incluindo modelagem de força e análise de atrito anisotrópico).

O IDRISI consiste de uma interface principal e uma gama de mais de 150 módulos de programas que oferecem funções para entrada, exibição e análise de dados geográficos. Envolve ainda, todo o espectro de necessidade em sensoriamento remoto, executando as mais diversas operações no âmbito do processamento de imagens, como correção radiométrica e geométrica, realce, filtros e todos os tipos de classificação de imagens. Executa análises de componentes principais, produz também, uma gama de índices de vegetação e executa extração de assinaturas espectrais (INPE, 2015).

Rodrigues et. al. (2014) verificou que o sistema IDRISI, no seu módulo *Image Processing/Signature Development*, evidenciou fornecer de forma dinâmica o classificador por máxima verossimilhança, onde nele, os valores de reflectância de uma área de treinamento são descritos por uma função de densidade de probabilidade, baseada na estatística Bayesiana. Ainda segundos os autores o IDRISI para modelagem numérica de um mapa temático de ambientes com alta densidades florestais obteve resultados significativos, onde esse classificador verifica a probabilidade que um píxel tem de

pertencer a uma determinada classe (tonalidades de verde) e o classifica na categoria que tiver maior probabilidade.

2.10 O Software TerraView

O TerraView é um aplicativo de Sistemas de Informação Geográfica, direcionado para profissionais gerais, pesquisadores e acadêmicos, que necessitam de uma ferramenta para a realização de pesquisas acerca do espaço geográfico (INPE, 2010). O software TerraView é desenvolvido pelo Instituto de Pesquisas Espaciais por meio da Divisão de Processamento de Imagens (DPI), em parceria com o Centro de Estudos da Metrópole. O aplicativo foi estabelecido com base na biblioteca de geoprocessamento TerraLib, tendo como principais objetivos apresentar à comunidade um fácil visualizador de dados geográficos com recursos de consulta a análise destes dados.

Diferentemente do ArcGIS e do IDRISI, o TerraView é pertencente das categorias de software livre, que são aqueles pertencentes aos códigos abertos, podendo ser modificado, trabalhado, estudado e redistribuído sem quaisquer problemas. Além da vantagem da gratuidade, o TerraView permite o armazenamento de dados matriciais e vetoriais (ponto, linha e polígono) e a análise estatística e de consultas desses dados geográficos (DUARTE, 2013).

A primeira etapa a ser seguida para conseguir armazenar os dados no sistema TerraView é conectar ou criar o banco de dados, tendo como opção de banco de dados relacional o Access, SQL Server, Oracle, MySQL, PostgreSQL. Com o banco de dados criado, o próximo passo é importar arquivos para o programa. Com a ferramenta importar dados, pode-se inserir no programa os dados vetoriais. Estes dados devem estar nas extensões MID/MIF, shapefile, Tab/Geo ou BNA. Para a importação dos dados matriciais, a ferramenta utilizada é importar raster, a projeção que se encontram os dados vetoriais e matriciais se faz necessário para concluir a importação (INPE, 2010).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização geral da área

A área de estudo abrange as bacias hidrográficas dos rios Lavapés e Capivara, situadas no Município de Botucatu, região Centro-Oeste do Estado de São Paulo entre as coordenadas geográficas $22^{\circ} 47' 10''$ a $22^{\circ} 52' 38''$ de latitude S e $48^{\circ} 22' 07''$ a $48^{\circ} 26' 38''$ de longitude W (Figura 5).

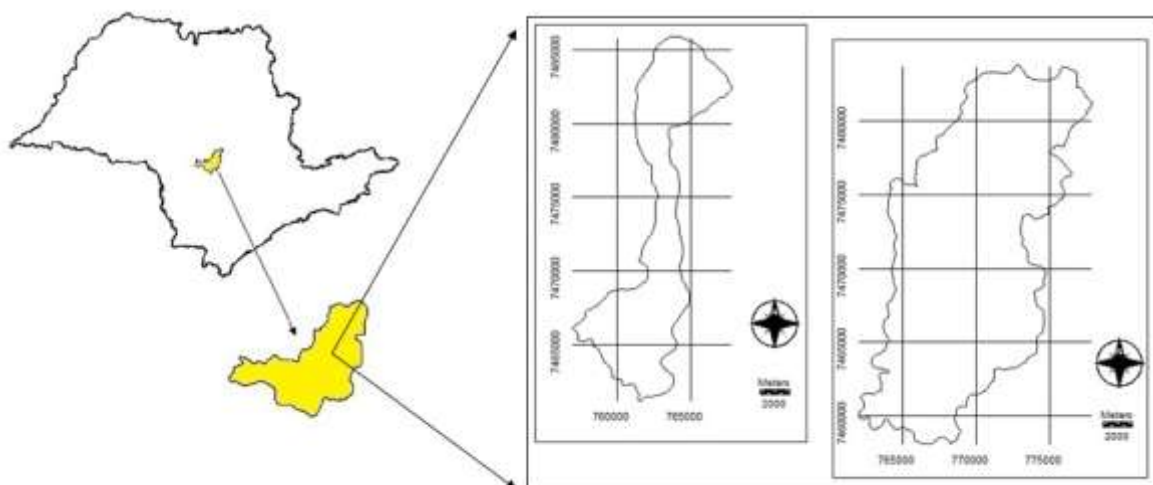


Figura 5 - Localização das bacias hidrográficas dos rios Lavapés e Capivara

3.2 Bases Cartográficas

Foram utilizadas como base cartográfica a carta planialtimétrica na escala 1:50000, com equidistância vertical entre curvas de nível de 20m editada em 1969 pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), referente a folha SF-22-R-IV-3 nomeada Botucatu.

Para o mapeamento do uso da terra e a identificação da área ocupada pelos usos do solo, foi utilizado imagem orbital do Landsat 5 sensor TM, adquirida junto ao Instituto de Pesquisas Espaciais – INPE, referente ao ano de 2011.

3.3 Procedimento Metodológico

Para realização do georreferenciamento da área de estudo, foi utilizado o IDRISI versão Selva e o ArcGIS 10.1, utilizando como pontos de controle a base cartográfica da carta planialtimétrica da folha Botucatu (SF-22-R-IV-3), escala 1:50000 e equidistância vertical de 20m situada no fuso 22, Datum Córrego Alegre.

Para a classificação supervisionada por máxima verosimilhança também conhecida como “MAXVER”, foram utilizados dados coletados pelo sensor *Thematic Mapper* de uma imagem do satélite LANDSAT-5, atuando com sete bandas espectrais, de forma que no presente trabalho, foi utilizado três, com a composição RGB através das bandas 3, 4 e 5 (TM3, TM4 e TM5) com escala 1:50000, na órbita 220, ponto 76 inserida no mosaico de recobrimento sobre o estado de São Paulo (Figura 6), com resolução de 30 X 30 metros, com data de passagem em 19 de setembro de 2011 (Figura 7).

A imagem orbital foi registrada no ArcGIS 10.1 com auxílio da carta planialtimétrica da folha Botucatu SF-22-R-IV-3, onde a mesma foi exportada para o formato GEOTIFF.

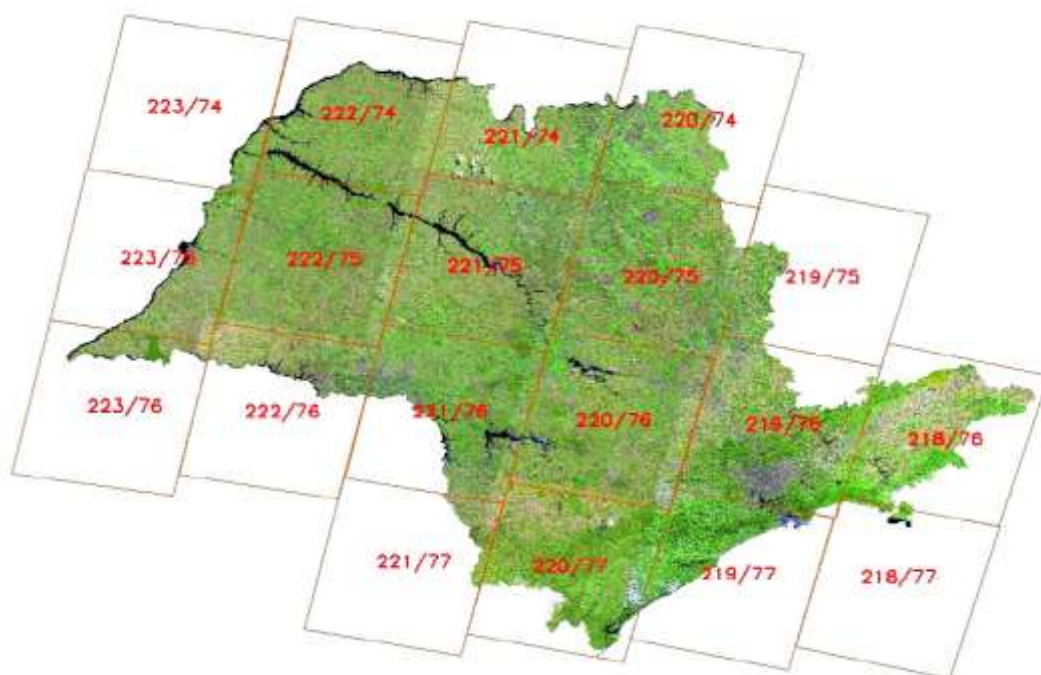


Figura 6 - Mosaico de imagens Landsat no estado de São Paulo (Órbita/Ponto), referência universal (WRS-Landsat Worldwide Reference System).
 Fonte: Rudorff et al.(2004).

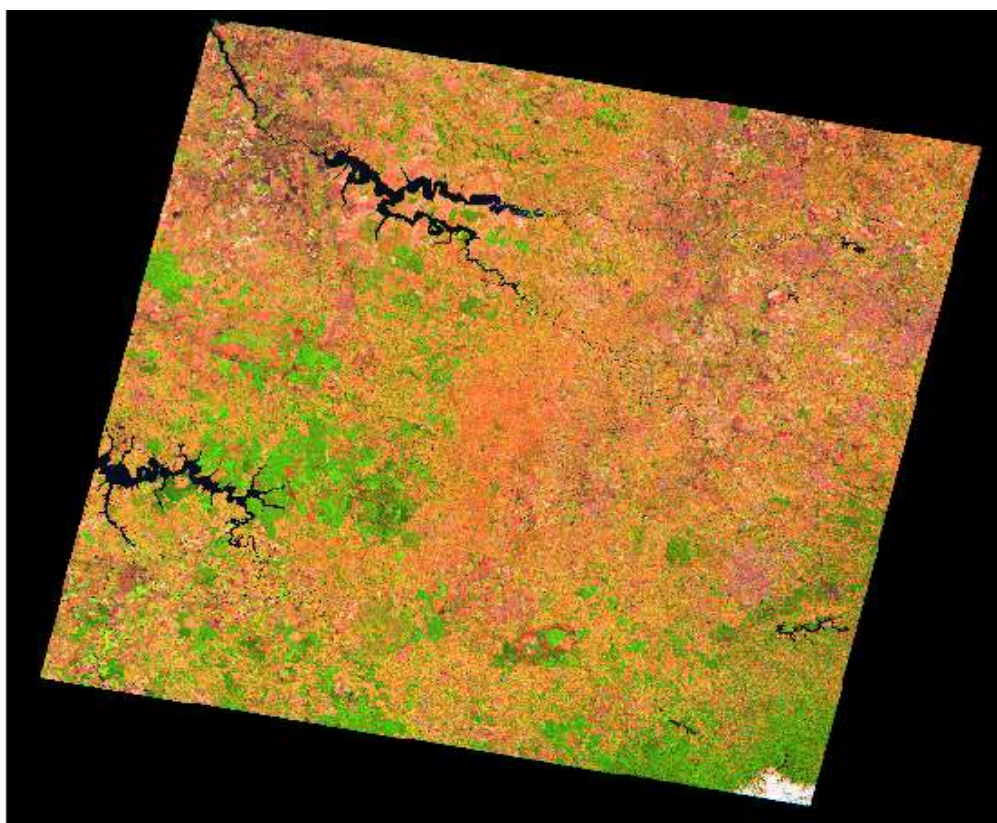


Figura 7 - Imagem Landsat, Órbita 220, Ponto 76.

3.3.1 Composições falsa cor

Composições em “falsa cor” são imagens coloridas construídas a partir de três imagens autônomas com diferentes tonalidades da cor cinza. Tais composições recebem esta nomenclatura por serem detentoras de informação espectral fora do intervalo de comprimento de onda do visível, onde o mesmo é a única faixa do espectro sensível ao olho humano.

Assim sendo, foi elaborada uma composição “falsa cor”, ajustando as três bandas espectrais no IDRISI versão Selva para composição *Red* (Banda 5), *Blue* (Banda 3) e *Green* (Banda 4), conhecida como RGB, inseridas na faixa do visível (Figura 8) e do infravermelho próximo, onde ambas são derivadas da luz do sol e da faixa de ondas termais emitidas pela terra, onde o visível corresponde as faixas de comprimento de onda entre 0,4 μm e 0,7 μm . Já para o infravermelho a faixa correspondente encontra-se de 1 μm a 2,5 μm .

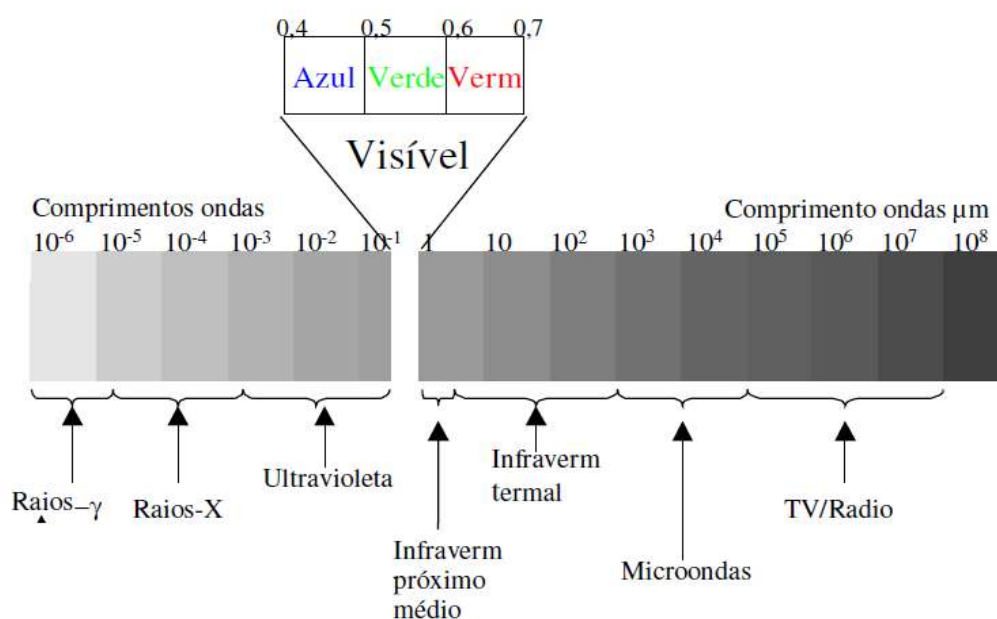


Figura 8 - Espectro eletromagnético.
Fonte: Figueiredo (2005).

Os diferentes níveis de cada cor variam de 0 a 255 tons (para imagens de 8 bits), onde 0,0,0 corresponde ao preto e 255,255,255 corresponde ao branco. O sistema de intersecção desse gradiente de tonalidades é representado pelo “cubo de cores” representado na Figura 9, onde se pode observar que ao unir as cores verdes e

vermelhas são alcançadas diferentes variações de amarelo, como também, o verde juntamente com o azul gera o cianico e o vermelho ao ser mesclado ao azul dá origem ao magenta.

Se for unido às três cores no seu mais alto valor (255) poderá ser observado o branco total. Assim, diferentes composições podem ser usadas para diferentes objetivos de trabalho, por exemplo, na composição 3,4,5 as bandas são associadas respectivamente ao azul, ao verde e ao vermelho, sendo esta muito utilizada para extração de informações relativas às classes de uso do solo (PIROLI, 2010).

Esta ordem de composição acontece devido ao conforto visual para melhor analisar as informações contidas na imagem, sobretudo, por apresentar os melhores resultados no que se refere à leitura da cobertura do solo e seus respectivos usos.

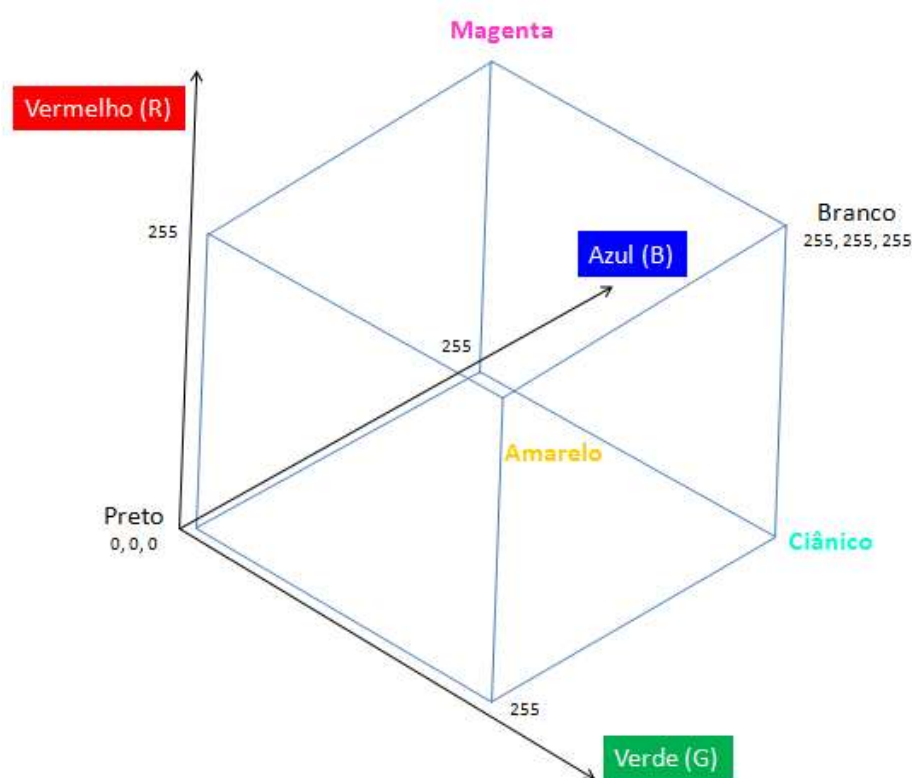


Figura 9 – Cubo de cores.
Fonte: Adaptado de Piroli (2010).

O processo de elaboração de Falsa Cor realizou-se através do módulo *Image processing* do IDRISI Selva e por meio das ferramentas *Enhancement/Composit* (Figura 10).

Posteriormente, foram confirmados os nomes dos arquivos que contém os elementos referentes aos comprimentos de onda de interesse, em nosso caso, as bandas da imagem do Landsat 5 associadas aos intervalos do visível (cores vermelha, verde e azul).

Em seguida é colocado um nome de saída para a composição, bem como escolher o tipo de contraste a ser aplicado na elaboração da composição, o tipo de dados de saída e o percentual de saturação das bandas em tons de cinza.

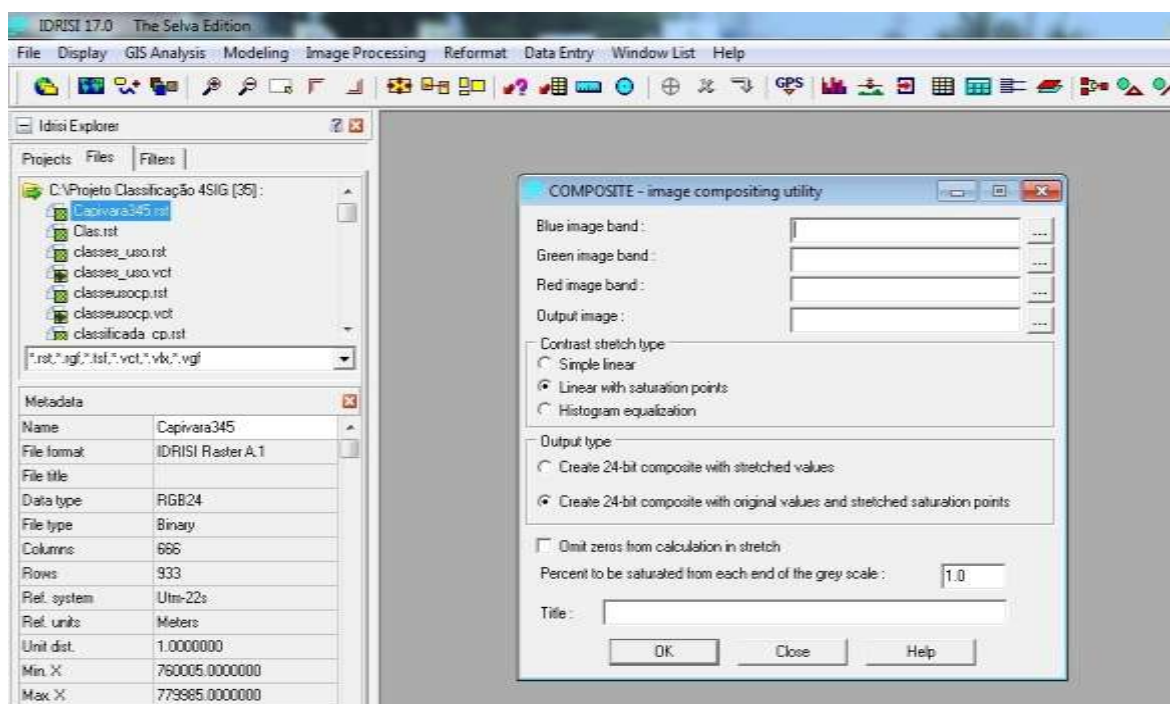


Figura 10 – Elaboração de composição falsa cor.

3.3.2 A verdade terrestre

A partir da imagem de satélite, elaborou-se um mapa da verdade terrestre do uso e ocupação das terras nas bacias hidrográficas do rio Lavapés e Capivara utilizando-se do QGIS 2.2.0 (Figura 11). Para auxiliar na interpretação visual das áreas de cobertura vegetal, foi utilizado o Google Earth como ferramenta de apoio, permitindo delimitar com maiores detalhes as ocupações, onde foram identificadas 9 classes de uso e cobertura para bacia do rio Lavapés e 7 classes para bacia do rio Capivara no ano de 2011 através da imagem derivada do sensor TM a bordo do Landsat 5. De posse do arquivo

completo vetorizado, o mesmo foi exportado em formato GEOTIFF para o IDRISI Selva edição 17.0 (EASTMAN, 2012).

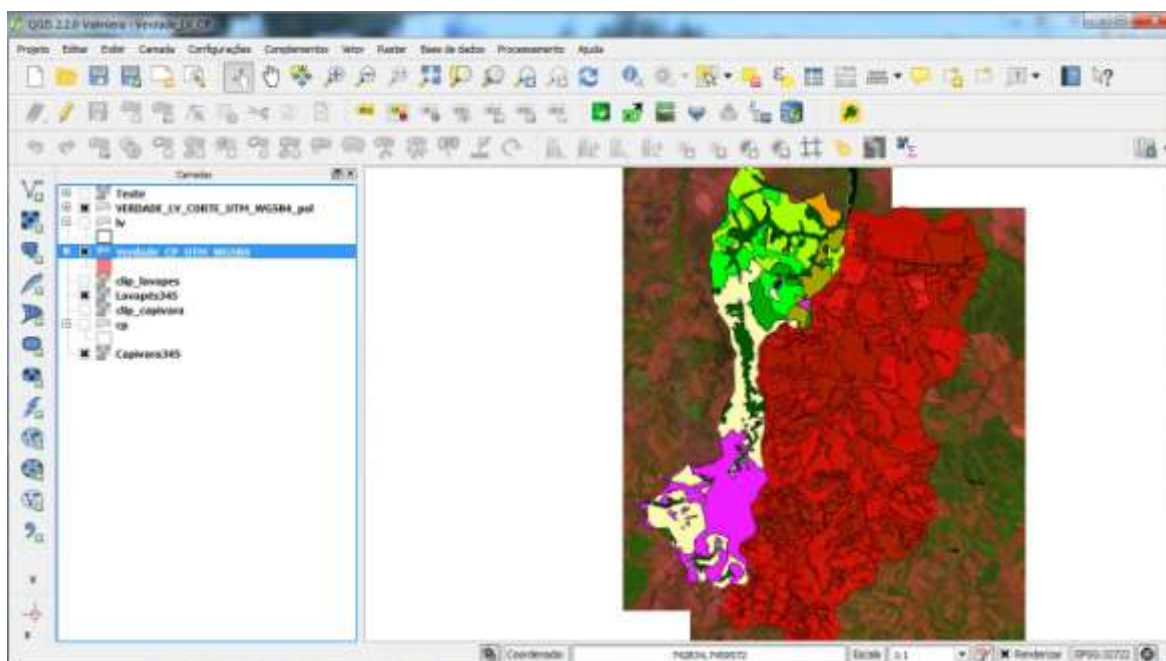
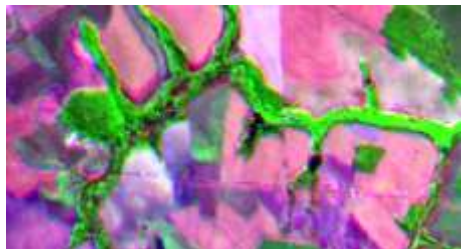
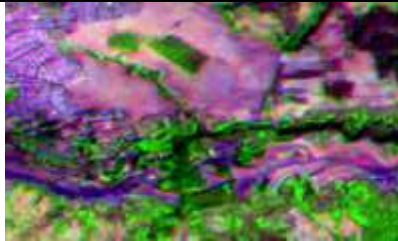
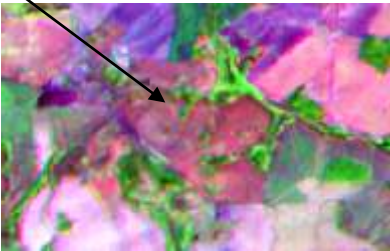
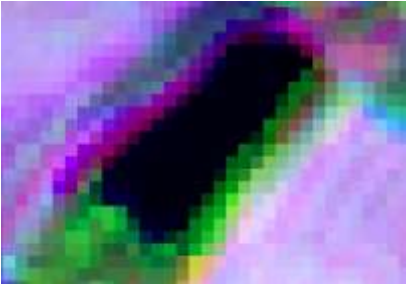
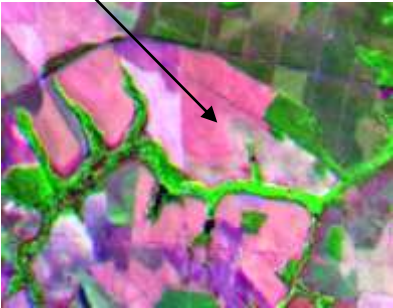
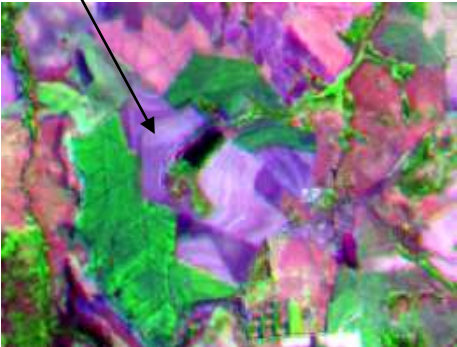
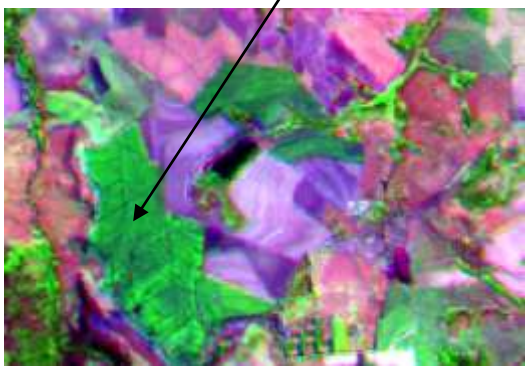
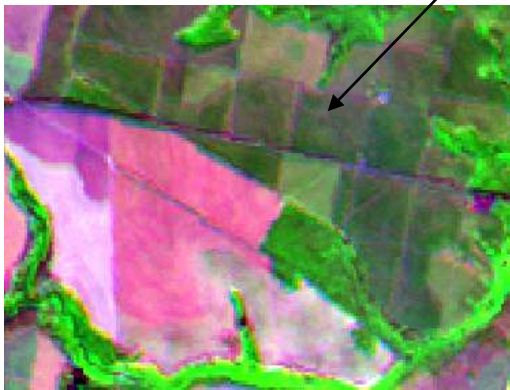
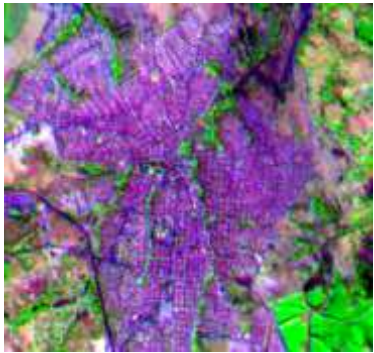


Figura 11 – Processo de digitalização da verdade terrestre

Para construção das verdades terrestre das bacias do rio Lavapés e do Capivara, foram construídas algumas chaves de interpretação utilizadas para auxiliar a identificar de forma fidedigna as classes de uso do solo com base nas descrições de cada feição, por meio da imagem de satélite Landsat 5. Tais chaves podem ser conferidas no Quadro 3.

Classes	Descrição	Chaves de interpretação
Mata	Cor: verde claro/escuro Textura: rugosa	

Pastagem	Cor: azul, rosa, roxo Textura: lisa Padrão: linear	
Solo em cultivo	Cor: rosa (solo preparado) Textura: áspera Padrão: linear	
Água	Cor: preto Textura: lisa	
Cana 1	Cor: rosa claro/escuro Textura: áspera Padrão: linear	
Cana 2	Cor: roxo claro/escuro Textura: áspera Padrão: linear	

Classes	Descrição	Chaves de interpretação
Cana 3	Cor: verde Textura: áspera Padrão: linear	
Citrus	Cor: verde escuro Textura: áspera Padrão: quadriculado	
Área Urbana	Cor: rosa escuro Textura: grossa Padrão: quadriculado	
Área Úmida	Cor: roxo escuro Textura: lisa/áspera Padrão: linear	

Quadro 3 – Chaves de interpretação.

Para elaboração de verdade terrestre, também foram consideradas as classes de uso e cobertura propostas pelo Manual Técnico de Uso da Terra (IBGE, 2006), o qual especifica o seguinte sistema de classificação:

- Contendo quatro itens, o nível I (classes) indica as principais categorias da cobertura terrestre no planeta, que podem ser discriminadas a partir da interpretação direta dos dados dos sensores remotos. Atendem aos usuários interessados em informações nacionais ou inter-regionais.
- O nível II (subclasses), abarcando 10 itens, traduz a cobertura e o uso em uma escala mais regional. Nesse nível nem todas as categorias podem ser interpretadas com igual confiabilidade somente a partir de dados de sensores remotos, sendo necessário o uso de dados complementares e observações de campo.
- O nível III (unidades) explicita os usos propriamente ditos, e por comportar inúmeras combinações entre os tipos de uso e de cobertura do território nacional, não foi concebido com um número predefinido de itens. Neste patamar é imprescindível a utilização de dados exógenos aos sensores remotos, como aqueles obtidos a partir de observações em campo, inventários, entrevistas e documentação em geral.

O Manual Técnico de Uso da Terra (IBGE, 2006) apresenta cada classe e subclasse de uso do solo, bem como as respectivas cores a serem consideradas para cada uma delas (Figura 12).

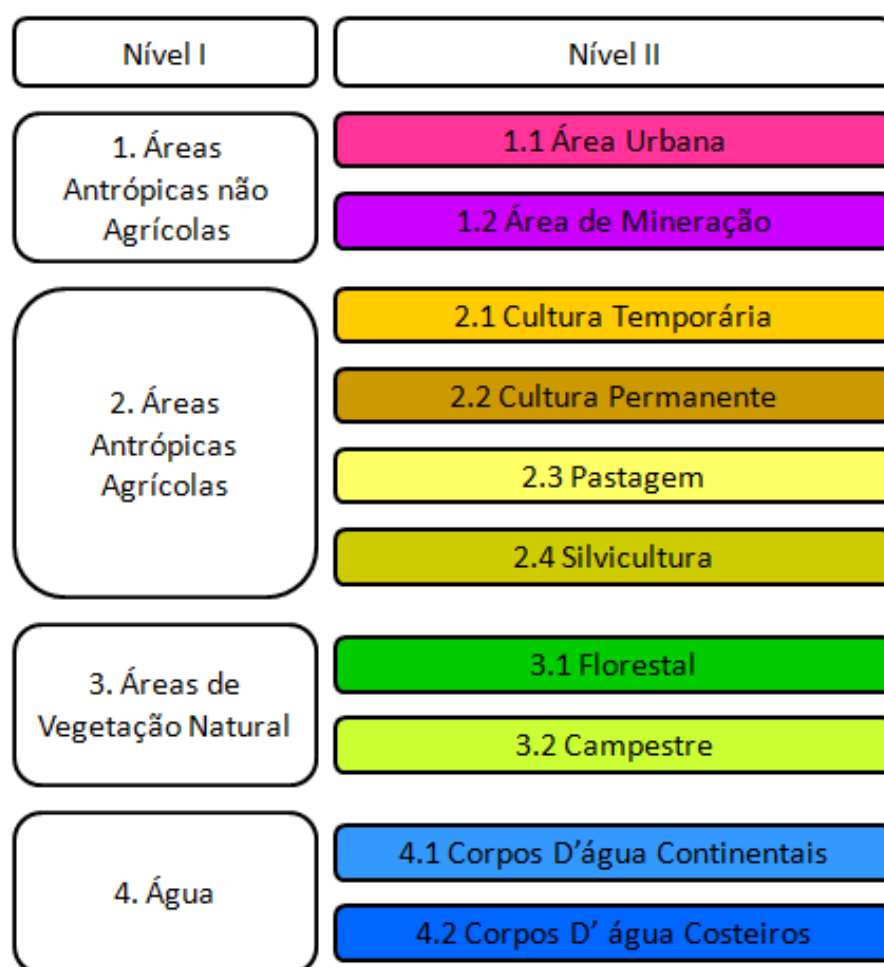


Figura 12 - Classes da cobertura e do uso solo.

Fonte: Adaptado do Manual Técnico de Uso da Terra (IBGE, 2006).

Vale ressaltar que para o desenvolvimento da pesquisa, foram realizadas algumas adequações quanto à utilização do mencionado manual técnico do IBGE na definição das classes de uso e cobertura da terra das bacias.

3.3.3 Vetorização das áreas de treinamento (*training sites*) do uso do solo e as classificações nos softwares SIG

O processo de vetorização das classes de uso do solo realizou-se por meio do módulo *Digitize* do IDRISI Selva e por meio das ferramentas *Create Features* e posteriormente *Create Signatures*, bem como para o TerraView o módulo Terra Image PDI Plugin.

As áreas de treinamento supervisionado foram definidas através de polígonos que representaram as respectivas classes de uso e ocupação da terra, considerando a cor, brilho e textura emitida por cada pixel da imagem. Assim, cada polígono supervisionado, teve um conjunto de pixel com o mesmo contexto, iguais feições e padrões, sendo consolidado o mesmo objeto irradiante.

As áreas de treinamento (*training sites*) é uma amostra homogênea da classe com toda a variabilidade dos níveis de cinza. É recomendado que o usuário adquira mais de uma área de treinamento (CROSTA, 1992), utilizando o maior número de informações disponíveis, como trabalhos de campo, mapas, dentre outras informações. O número de pixels de treinamento de uma classe aumenta com a complexidade da área a ser classificada. Neste trabalho, foi utilizado 47 *training sites* para a bacia do rio Lavapés e 55 para a bacia do rio Capivara.

O método de Classificação Supervisionada (MAXVER) utiliza a estatística de treinamento para calcular a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe, onde o limite de aceitação de uma classificação, no ponto onde as duas distribuições se cruzam. Desta forma, um pixel localizado na região interseção, ainda pertencendo à classe A, será classificado como classe B, pelo limite de aceitação estabelecido, como pode ser observado na Figura 13 (FREITAS; PANCHER, 2012).

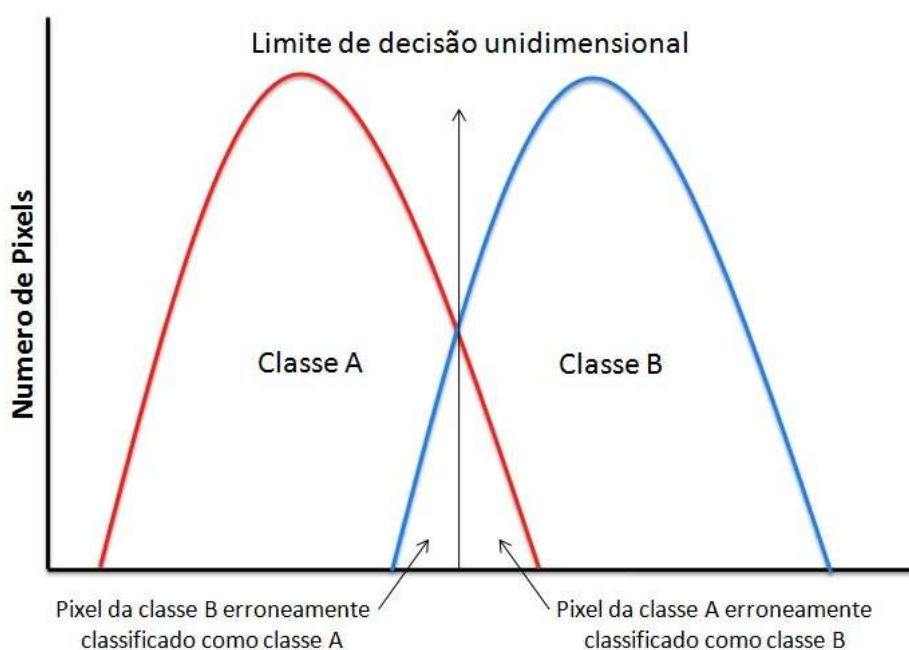


Figura 13 - Limite de aceitação de uma classificação
Fonte: Adaptado de Freitas e Pancher (2013).

Quando não existe um limite de aceitação claro ou bem distribuído, o método de máxima verossimilhança examina a função de probabilidade de um pixel para cada classe e atribui a este à classe com a maior possibilidade de pertencer, ponderando também as distâncias entre médias dos níveis de cinza das classes, fornecendo assim uma classificação com melhor precisão.

Assim sendo, a classificação supervisionada MAXVER (máxima verossimilhança) foi realizada nos três softwares SIG - IDRISI Selva, ArcGIS 10.1 e no TerraView 4.2.2, onde foram definidos as amostras de treinamento (Figura 14 e 15) - tomando como base o Manual Técnico de Uso da Terra do IBGE - por meio de polígonos representados nos três aplicativos, onde os mesmos representam as classes de uso e ocupação da terra, conforme a tonalidade de cor, texturas e padrão dos alvos identificados (Quadro 3), sendo assim divididos em: (4.1) Água, (2.2) Cana 1, (2.2) Cana 2, (2.2) Cana 3, (2.2) Citrus, (3.1) Mata, (2.3) Pastagem, (2.1) Solo em Cultivo e (1.1) Área Urbana para bacia do rio Lavapés, bem como (2.2) Cana, (2.2) Citrus, (3.1) Mata, (2.3) Pastagem, (2.1) Solo em Cultivo, (4.1) Áreas Úmidas e (1.1) Área Urbana para bacia do rio Capivara.

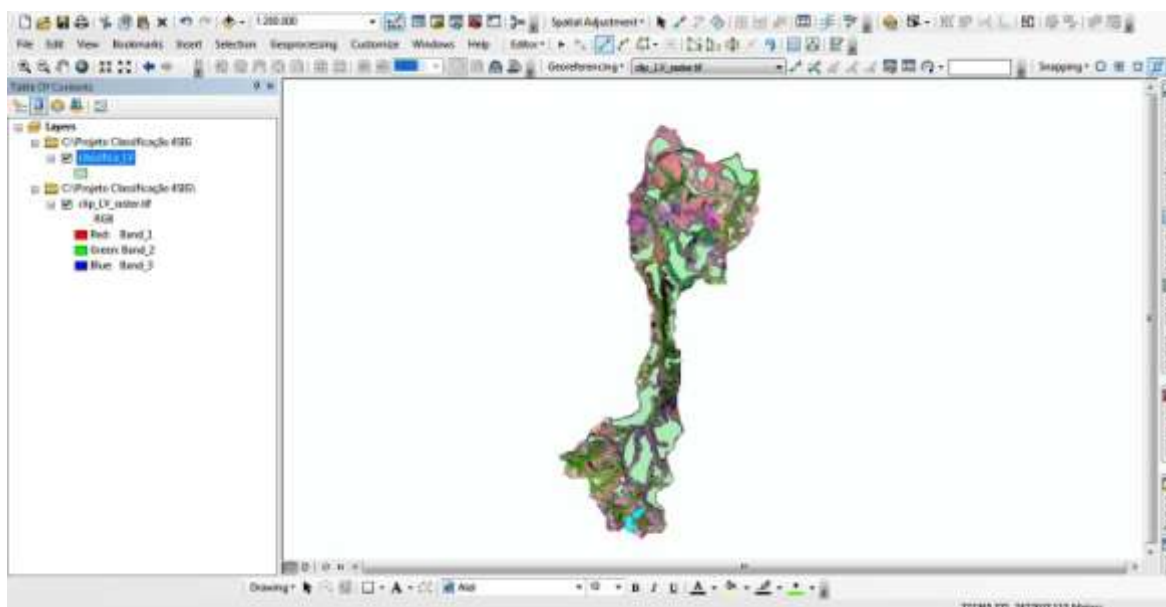


Figura 14 - Amostras de treinamento na bacia do rio Lavapés no ArcGIS 10.1.

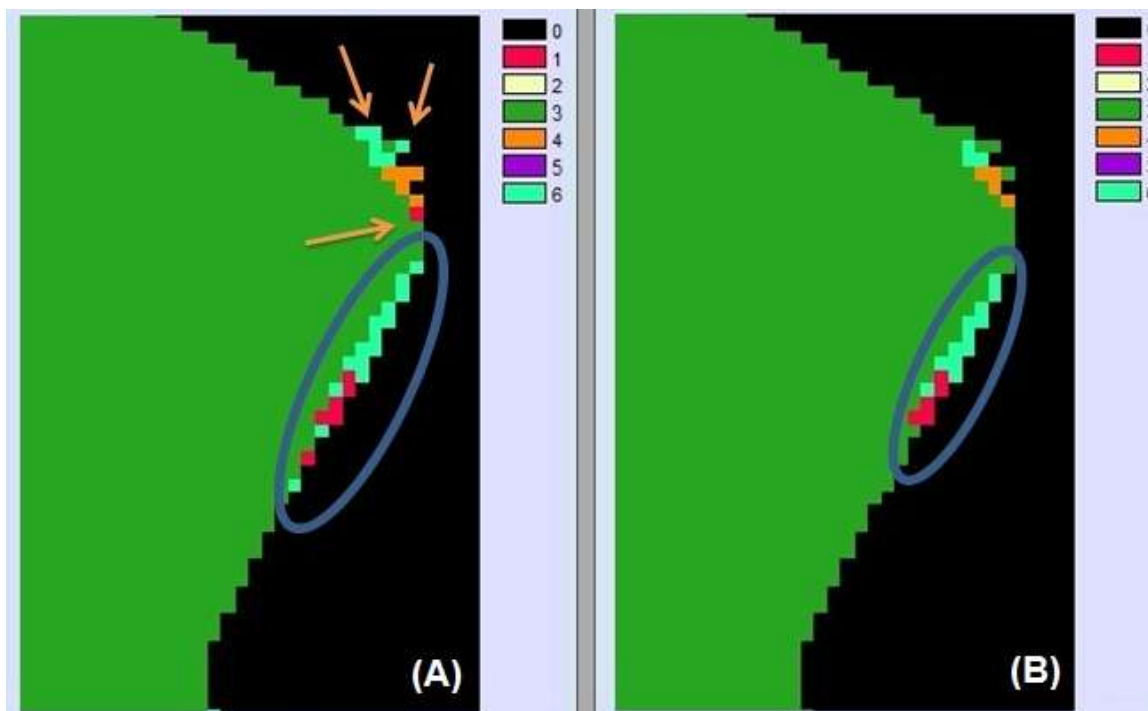


Figura 16 - Classificação supervisionada sem filtro (A); Pós-classificação com uso do MAJORITY FILTER (B)

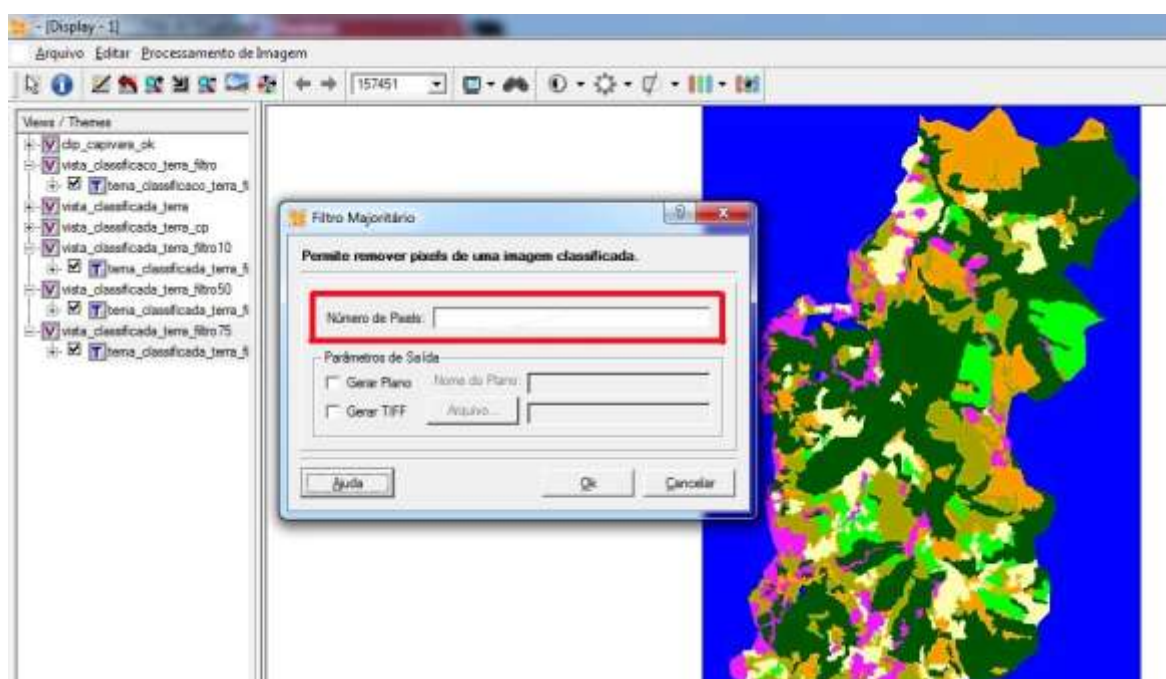


Figura 17 - Extensão de filtro majoritário do TerraView 4.2.2 e sua opção de escolher a quantidade de pixel que o usuário pode eliminar por classes.

Por tal ferramenta apresentar uma mobilidade de inúmeras tentativas, além da classificação supervisionada feita no IDRISI Selva, ArcGIS 10.1, bem como a pós-classificação do filtro majoritário, onde no TerraView 4.2.2 também foi modelo a primeira classificação supervisionada, a pós-classificação com seu filtro majoritário e posteriormente várias tentativas de redução de ruídos provocados por pixels fora de suas respectivas classes, utilizando a opção em destaque na Figura 17. No entanto, além da primeira classificação e da pós-classificação, só será considerada neste trabalho mais três produtos derivados das pós-classificações, onde estes reduziram ruídos significativamente, de tal modo, aumentando acurácia da modelagem. Na Figura 18 pode ser observado um mosaico proveniente de tais classificações no TerraView, porém, visualizadas na interface do IDRISI Selva, onde foi feito o cruzamento das matrizes (descrição no item 3.4.4).

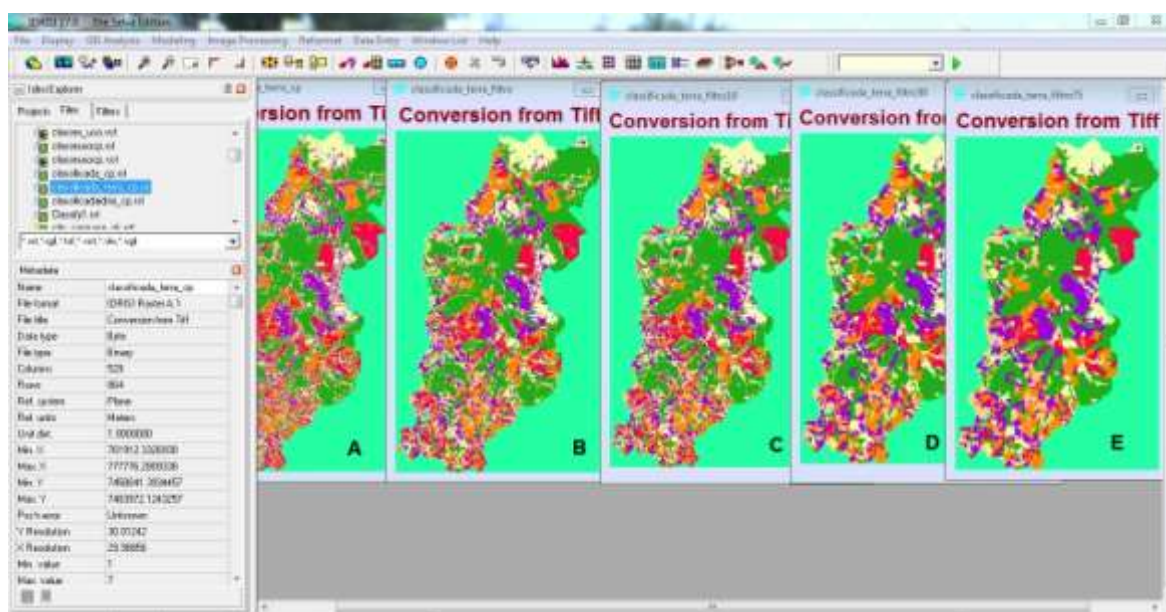


Figura 18 – Mosaico de classificação e pós-classificação proveniente do software TerraView. O produto (A) refere-se à primeira classificação ainda com bastante ruído. O produto (B) a pós-classificação com menos 5 pixel por classe. O produto (C) faz alusão ao produto de pós-classificação com menos 10 pixels errados por classe. Já o produto (D) e (E) fazem referência a pós-classificação com menos 50 e 75 pixels respectivamente.

Visualmente pode ser visto uma “limpeza” de ruídos entre os produtos pós-classificados, sobretudo os (D) e (E). Foram elaborados vários testes de pós-classificação com números de exclusão de pixels baixo, moderado e altos, porém, a acurácia tende a cair quando se eleva bastante o numero de exclusão de ruídos, pois com

altos grupos de pixels migrados de uma classe para outra, o algoritmo tende mover não só os pixels que causam ruídos, mas também pixel que já se encontra em sua classe verdadeira, assim, fazendo o sentido inverso do que seria uma satisfatória pós-classificação.

3.3.4 Índice Kappa e o cruzamento de matrizes

Para identificar a melhor classificação, foram cruzados os mapas de MAXVER derivados do IDRISI Selva, ArcGIS 10.1 e TerraView 4.2.2 com a verdade terrestre, onde a mesma se caracteriza como a real utilização do solo, apontando a exatidão (acurácia) de cada classificação, cruzando matrizes de pixel ou conjuntos de pixels. O índice Kappa (Tabela 1) é o mais recomendado por utilizar todas as células da matriz ao invés de somente os elementos diagonais - diferentemente de métodos que fazem uso apenas da Exatidão Global, utilizando dados derivados dos cruzamentos das classes, onde os mesmos se situam na diagonal principal da matriz de confusão - o que garante ao índice Kappa uma maior precisão da acurácia em relação aos outros métodos devido à medição de um pixel estar corretamente classificado, em relação à probabilidade de estar incorretamente classificado, avaliando a acurácia temática por ser mais sensível as variações de erros de omissão e comissão, também conhecido na literatura como erro de inclusão (DEMARCHI et. al, 2011). Desta forma, o erro de omissão representa os pixels “perdidos” para outras classes, bem como o erro de comissão reflete os pixels “recebidos” de outras classes.

Tabela 1 - Intervalos de caracterização da acurácia em relação a verdade terrestre.

Valor de Kappa	Qualidade da Classificação
<0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977) e adaptados por Piroli (2010)

Esta etapa do trabalho foi elaborada exclusivamente no IDRISI Selva, pois o mesmo é detentor do módulo *Errmat*. As classificações supervisionadas derivadas do ArcGIS 10.1 e no TerraView 4.2.2 foram exportadas no formato GEOTIFF/TIFF para o IDRISI Selva e posteriormente feita a análise estatística por meio do índice Kappa.

No módulo *Errmat* analisa-se estatisticamente a classificação supervisionada, onde a mesma é confrontada com a verdade terrestre, fornecendo uma matriz de erros e o índice Kappa geral e por categoria.

O índice Kappa é definido como um coeficiente de concordância para escala nominal que pede a proporção de concordância depois que a concordância atribuída a casualidade é retirada de consideração (COHEN, 1960). O índice Kappa considera todos os elementos da matriz de erros ao invés de apenas aqueles que se situam na diagonal principal da mesma, assim sendo, estima também a soma da coluna e linha marginais.

Na matriz de erro, o erro de omissão indica a probabilidade de uma unidade amostral de referência estar corretamente classificada e o erro de inclusão representa a probabilidade que um pixel classificado no mapa, represente a categoria no terreno. Erros de inclusão ocorrem quando um ponto é identificado como de uma classe, quando na realidade pertence à outra classe, enquanto que os erros de omissão ocorrem quando um ponto é identificado como pertencente à outra categoria, quando, na realidade, é membro de uma determinada classe (PIROLI, 2010).

3.3.5 Perfil de elevação

As amostras de perfis topográficos ou perfis de elevação do terreno são formas de representação gráfica do terreno, auxiliando análises das formas do relevo, sua morfometria e sua interpretação com relação à radiação eletromagnética (REM). Para retirada de tais amostras, foi utilizado o Google Earth Pro, onde o mesmo utiliza-se de imagens SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) cedida pela NASA para representação do relevo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Complexidade espectral da área de estudo

A área de estudo possui uma ampla flexibilidade de cultivo originado pela irrigação, que viabiliza a data de plantio das culturas, e pelos períodos de plantio e colheita da cana-de-açúcar, que são realizados de modo programado para manter um constante abastecimento das usinas. Deste modo, uma mesma cultura – a exemplo da própria cana de açúcar – é responsável por três ou quatro assinaturas espectrais distintas devido sua variação fenológica, porém, com níveis de cinza muito próximos, o que sem dúvidas se torna um problema para os algoritmos dos respectivos Sistemas de Informações Geográficas de classificação supervisionada. Para facilitar o entendimento das fases de desenvolvimento, existe uma escala fenológica (Figura 19) que se constitui em um conjunto de fases apresentadas em sequência, de forma a descrever o crescimento e o desenvolvimento desde sua emergência até a maturação.

Em decorrência da variação temporal das culturas encontradas na área estudada, é que durante a o processo de escolha de amostras de treinamento (*training sites*) e a elaboração da verdade terrestre, o usuário tem que determinar várias subclasses da mesma cultura, como elaborado por Rodrigues; Rodrigues; Tagliarini (2014), ou avaliar

todas as amostras em uma mesma classe, onde desta forma irá ocorrer um desvio padrão alto e por sua vez uma confusão entre classes e diminuição significativa da acurácia. Na imagem de composição RGB (Figura 20) pode-se observar essa variação fenológica, da cana de açúcar, assim, subdividida em três subclasses.

Com relação à máxima verossimilhança, existe ainda mais um problema referente à distribuição de frequência para avaliar diferentes respostas espectrais de uma mesma cultura em uma única classe, pois a mesma pode não obedecer um pico de frequência, também chamado de unimodal, desta forma, afastando-se muito do cálculo de aplicação.

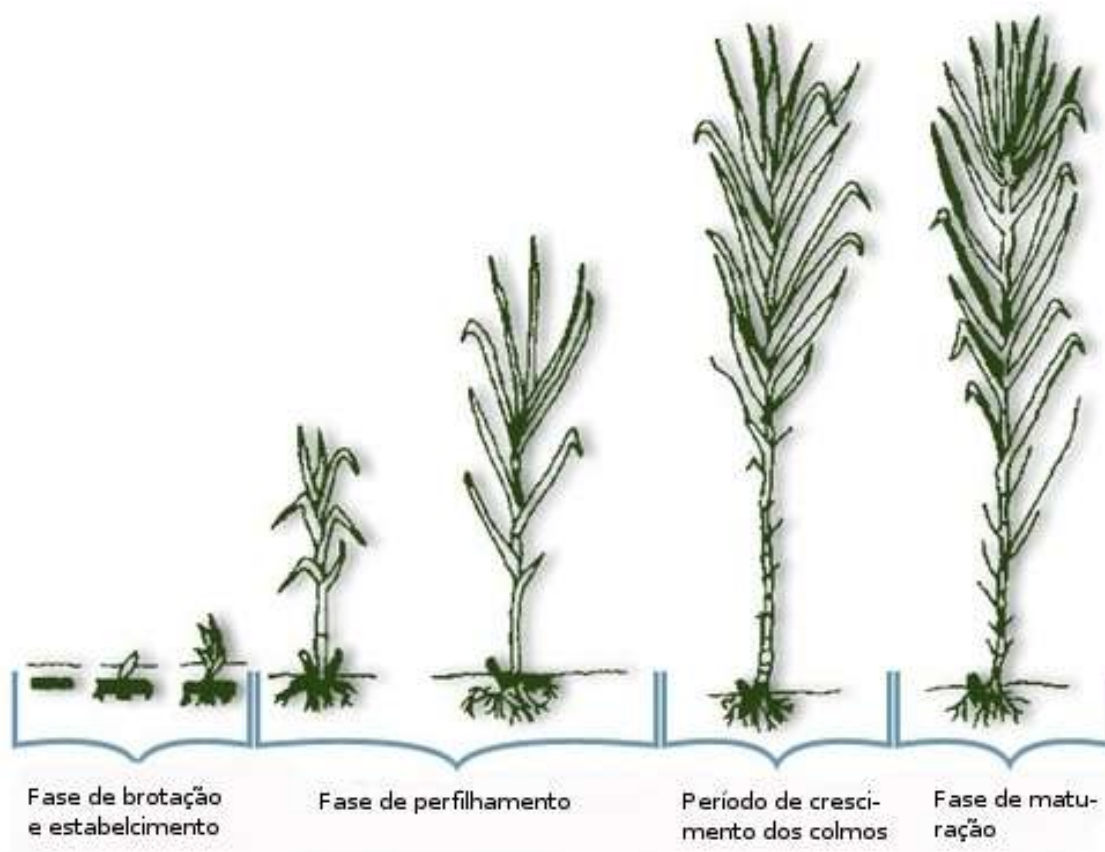


Figura 19 - Variação fenológica, da cana-de-açúcar.
Fonte: Embrapa (2015).

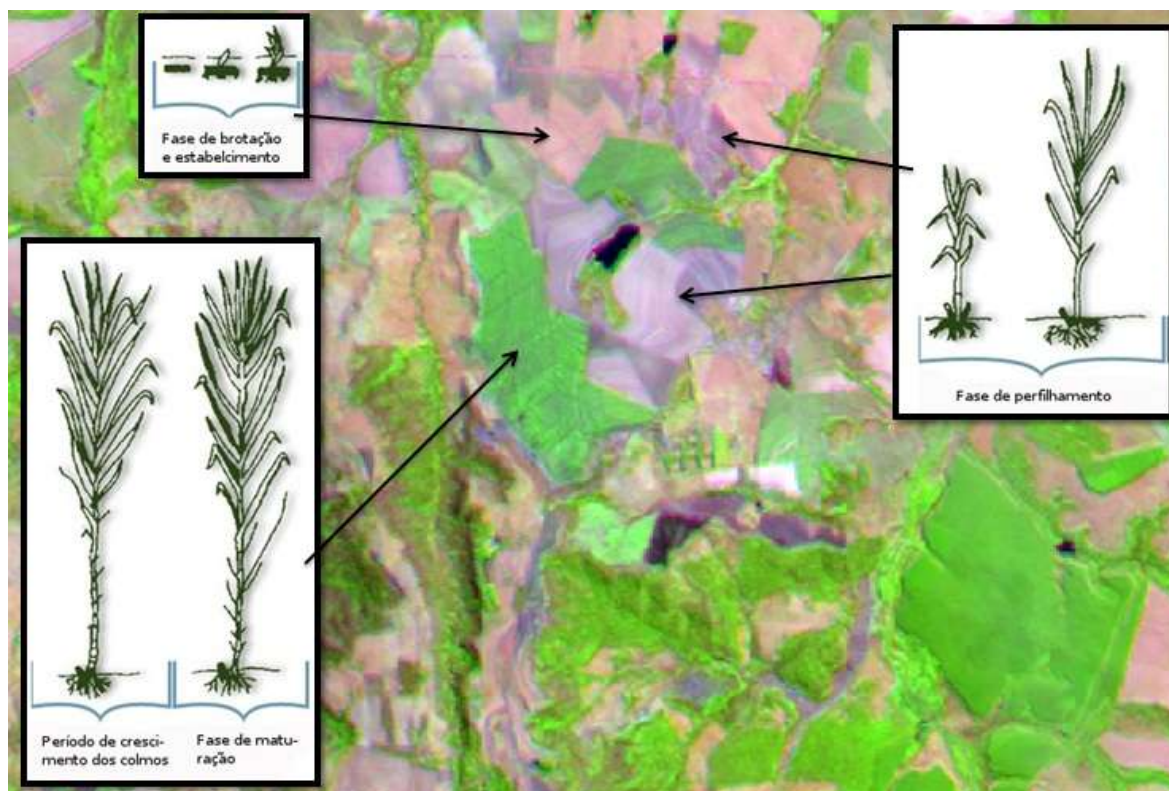


Figura 20 – Imagem de composição RGB e subclasses da cana-de-açúcar com diferentes respostas espectrais.

Nas bacias estudadas, um agravante à metodologia são as plantas daninhas, comuns em pastagens e solos cultivados com diversas formas de cultura, pois elas ocasionam interferência no padrão espectral das referidas classes, assim, proporcionando “ruído” que altera a resposta espectral pura das culturas induzindo a erros de classificação digital.

4.2 Avaliação das classificações

O produto adquirido por meio de processamento digital de imagem se modifica em função das características da área de estudo imagiada, bem como do período em que foi adquirida a imagem, das particularidades do sensor imagiador que deu origem a esse produto, a escala em que o usuário irá trabalhar e dos métodos utilizados para extrair informações da imagem, no entanto, estes são essenciais para a obtenção de sucesso de um determinado projeto que envolva tais ferramentas.

Desta forma, na presença de inúmeras variáveis e probabilidades torna-se praticamente impossível alcançar informações com 100% de exatidão. A improbabilidade e os erros serão sempre intrínsecos a qualquer obtenção de dados.

O presente estudo tem como foco a classificação supervisionada por meio de diferentes softwares SIG, entretanto a precisão é uma grandeza que mede a dispersão e o erro, tornando-se impossível dissociá-lo das rotinas estatísticas e dos demais tipos de erros como o posicional e conseqüentemente temático.

Desta forma, compreendendo o erro, como a diferença entre um dado alcançado e o seu valor adequado, requer necessariamente uma mensuração, a fim de determinar sua aplicabilidade.

Na região das bacias do Lavapés e Capivara são praticados múltiplos tipos de manejo, onde pode ser encontrado plantios de culturas desde a escala de subsistência, passando por pequenas e médias propriedades rurais, até maiores estruturas agroindustriais, assim, constituindo um panorama de grande complexidade a ser mapeado e posteriormente modelado, onde a lista de ocupação e uso das terras é muito diversificado.

Outra dificuldade para o mapeamento da região estudada, fazendo-se uso de imagens orbitais é a ambigüidade espectral entre classes de mesma cultura. Tais erros podem ser inferidos pela apreciação de índices de exatidão específicos para cada classe da modelagem, para tanto, erros de omissão e comissão.

4.2.1 Classificação na bacia do Lavapés

A verdade terrestre referente à bacia do rio Lavapés (Figura 21) foi obtida como resultado da real utilização do uso do solo na área de estudo, assim, realizado o índice para comparação com as classificações MAXVER provenientes do IDRISI Selva, ArcGIS 10.1., TerraView 4.2.2.

A classificação supervisionada (Figura 22) através do método máxima verossimilhança realizada no IDRISI Selva por meio da extensão MAXLIKE, apresentou resultado razoável com relação ao índice Kappa, com valor na ordem de 0.37. Tendo em vista as características de uso na bacia estudada e seu conflito espectral, o resultado encontrado foi muito positivo, pois a imagem orbital da bacia analisada apresenta grande área com o cultivo da cana nos mais variados estágios de desenvolvimento e produção, bem como grandes áreas de pastagem e solo preparado para o manejo desta

cultura, assim, emitindo diversas respostas espectrais de um mesmo uso, caracterizando um alto grau de confusão para o algoritmo na separação das classes.

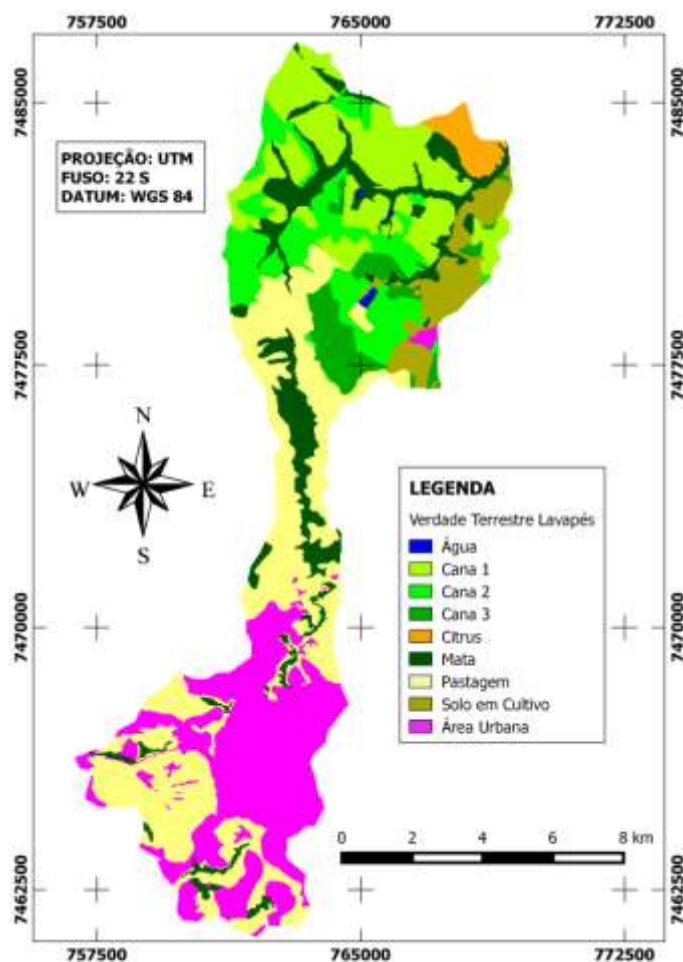


Figura 21 - Verdade terrestre da bacia do rio Lavapés.

Tal acontecimento referente ao cultivo da cana nos mais variados estágios de desenvolvimento e produção (classe cana colhida no ano, classe cana de ano e meio), bem como grandes áreas de solo preparado emitindo diversas respostas espectrais de um mesmo uso causando “ruídos” na classificação supervisionada é algo recorrente para usuários dessa técnica, onde foi encontrado por Gleriani (2005) um coeficiente Kappa resultante da classificação por máxima verossimilhança na ordem de 0,30 e 0,29, pois os polígonos de onde se extraíram as amostras (*training sites*) tinham a cana em pé e eram cada vez menos representativos de talhões recém colhidos ou em brotação, assim, gerando respostas espectrais distintas e confundido o algoritmo de classificação, igualmente como ocorrido para classificação do IDRISI Selva para bacia do Lavapés.

Pode-se observar de acordo com a matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada (Tabela 1), que existe um aceitável grau de acurácia nos dados classificados, onde cada uso teve maiores valores em suas respectivas classes. Entretanto, como já foi mencionado anteriormente, a classe de cana gerou maior confusão com as outras classes, bem como a área urbana, o que já era esperado por se tratar de um uso bastante diversificado no que se diz respeito às respostas espectrais e seus intervalos muito próximos.

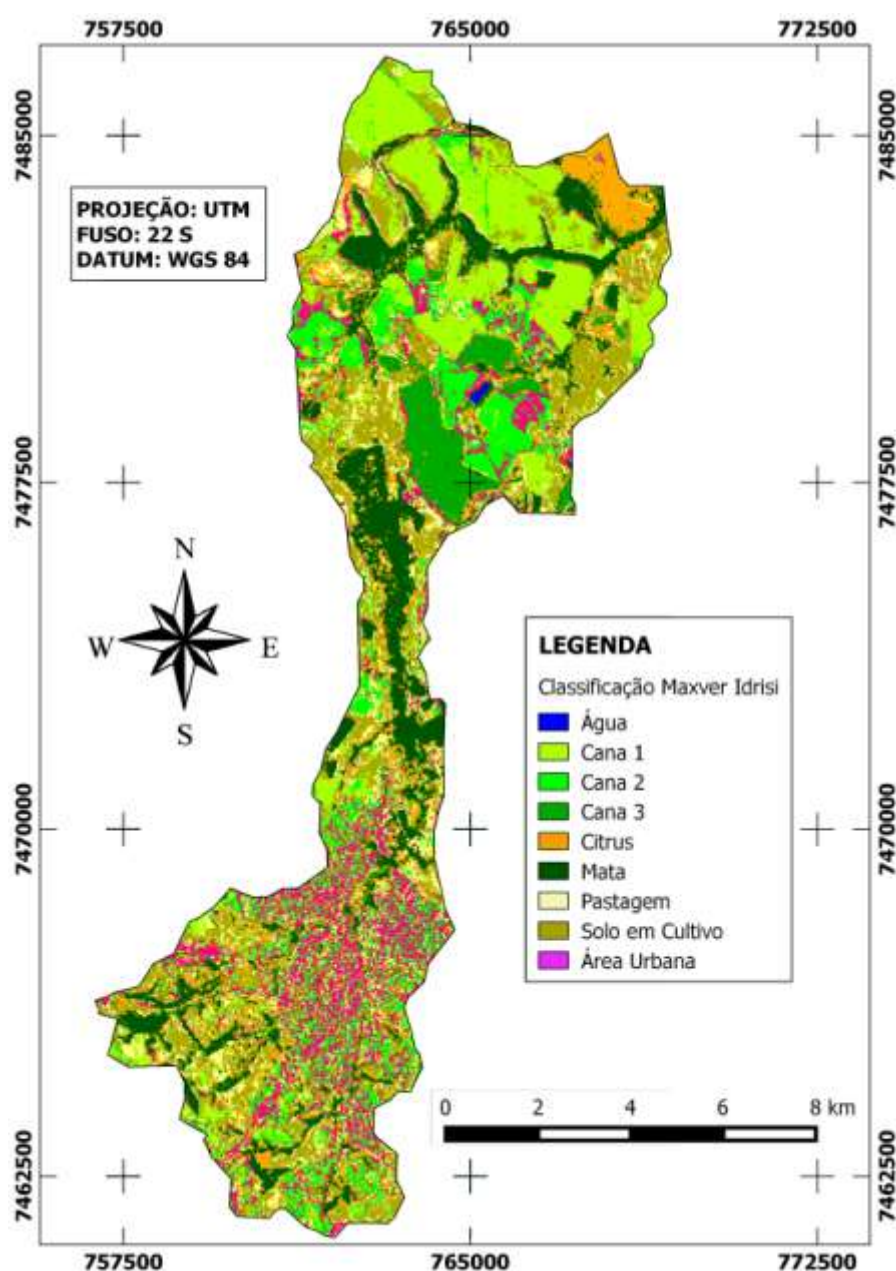


Figura 22 – Classificação supervisionada IDRISI Selva.

Tabela 2 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (IDRISI Selva).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	84	0	0	0	0	0	0	0	0	84
Cana 1	1	12682	813	6	0	16	1757	551	1250	17076
Cana 2	1	939	6064	2	5	13	2040	164	7223	16451
Cana 3	3	165	271	4504	104	1093	1705	239	409	8493
Citrus	3	203	795	468	2030	1689	4587	665	1250	11690
Mata	104	197	219	175	136	11074	5141	198	820	18064
Pastagem	11	924	1760	57	36	290	6668	1029	3669	14444
Solo em Cultivo	1	2698	1311	192	41	427	10042	3103	3172	20987
Área Urbana	10	692	2711	93	24	142	2071	233	9446	15422
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

A classificação supervisionada realizada no ArcGIS 10.1 (Figura 23) através da extensão MAXIMUM LIKELIHOOD que valida a acurácia por meio do método estimativa por máxima verossimilhança, estimando os parâmetros de um modelo estatístico, apresentou resultado razoável (0.36) com base na relação a probabilidade de um pixel estar corretamente classificado (índice Kappa), por aferição de todas as células da matriz.

Bem como ocorrido no IDRISI, a diversidade espectral de um mesmo uso do solo como o cultivo da cana nos mais variados estágios de desenvolvimento, produção e grandes áreas de pastagem e solo preparado para outros cultivos, proporcionou um elevado grau de confusão para o algoritmo, assim, influenciando de forma indesejada no resultado da classificação.

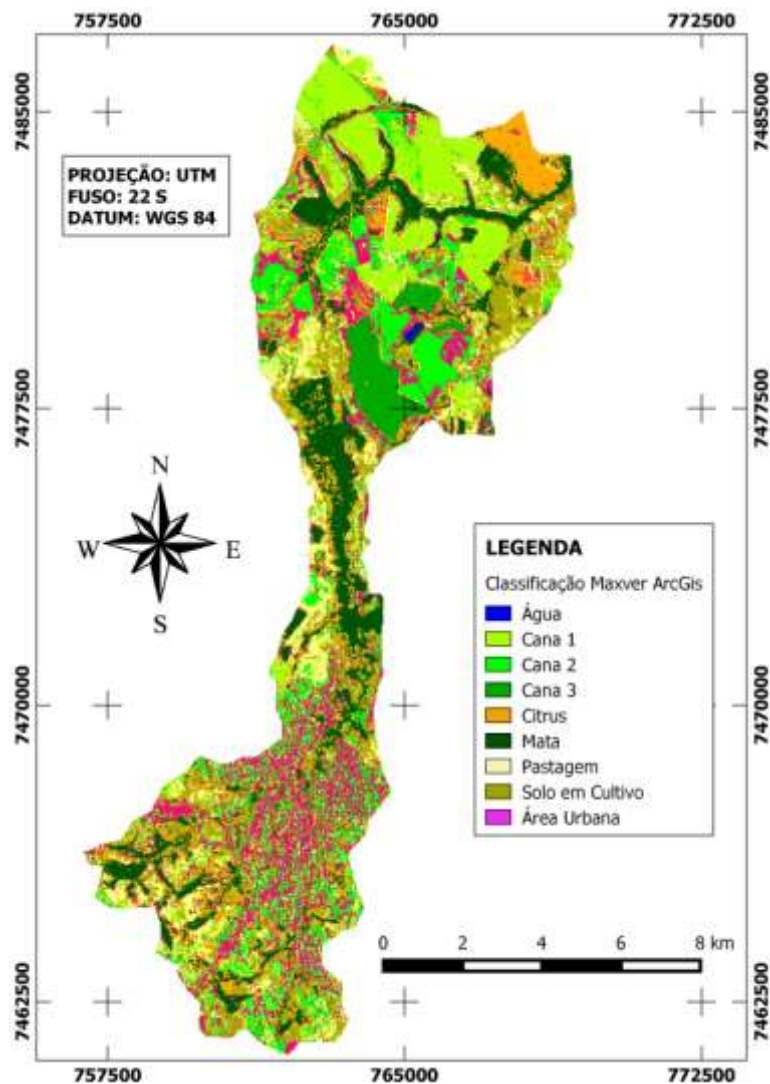


Figura 23 – Classificação supervisionada ArcGIS.

A imagem Landsat 5 foi trabalhada na composição RGB na faixa do visível, referente as bandas 3, 4 e 5 do sensor TM, sem fusão com a banda Pancromática, o que melhoraria a resolução espectral em 15 metros e auxiliaria o algoritmo no cálculo da matriz de confusão, bem como nas resposta da acurácia. A heterogeneidade de classes de uso da terra utilizadas para a classificação supervisionada (9 classes) no método MAXVER por meio da extensão MAXIMUM LIKELIHOOD também contribuiu para resultados de baixa acurácia.

Na Tabela 3, podemos destacar o conflito gerado pela classe área urbana e solo em cultivo em meio a alguns usos, principalmente na classe pastagem (com 214 pixels a menos que a classes solo em cultivo) e a cana 2, que mesmo com maior acurácia de pixels em sua classe devidamente correta, gerou bastante confusão com a área

urbana (3091 pixels confundidos), onde as mesmas tiveram seus respectivos graus de acurácia reduzidos significativamente devido a influência espectral dos respectivos usos.

Tabela 3 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (ArcGIS 10.1).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	85	0	0	0	0	0	0	0	0	85
Cana 1	0	11049	327	0	0	3	981	491	537	13388
Cana 2	2	1326	6929	5	8	45	2921	270	8449	19955
Cana 3	1	85	112	4033	43	701	860	71	182	6088
Citrus	3	239	940	706	2103	2005	5160	816	1388	13360
Mata	104	192	179	277	119	11022	4845	200	707	17645
Pastagem	0	2290	1118	42	26	164	7498	1289	3108	15535
Solo em Cultivo	1	2291	1226	103	33	375	7712	2548	2776	17065
Área Urbana	22	1014	3091	329	44	423	3952	497	10066	19438
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

Em relação à exatidão, Gleriani (2005) encontrou baixos valores de Kappa, principalmente para a classificação das classes de milho e sorgo, com índices na ordem de 0,13 e 0,18 respectivamente, isso por as classes apresentarem respostas semelhantes com a de outras culturas, sobretudo das classes de cana.

Já para classificação supervisionada no ArcGIS e sua pós-classificação com a extensão do filtro majoritário (MAJORITY FILTER) para a “limpeza” de pixels que possivelmente tenham sido classificados de forma equivocada, foram encontrados resultados aceitáveis, onde o índice Kappa atingiu valor na ordem de 0.38, o que caracteriza, segundo Landis e Koch (1977) adaptado por Piroli, (2010), a classificação como Razoável, onde tal classificação representa oportunamente os usos da terra encontrado na área de estudo, como pode ser observado na Figura 24. Como já foi esclarecido anteriormente, a complexidade do padrão espectral de cana, mata, pastagem e área urbana na imagem comprometem a exatidão do algoritmo, corroborado por Rodrigues et al. (2014) e Gleriani (2005).

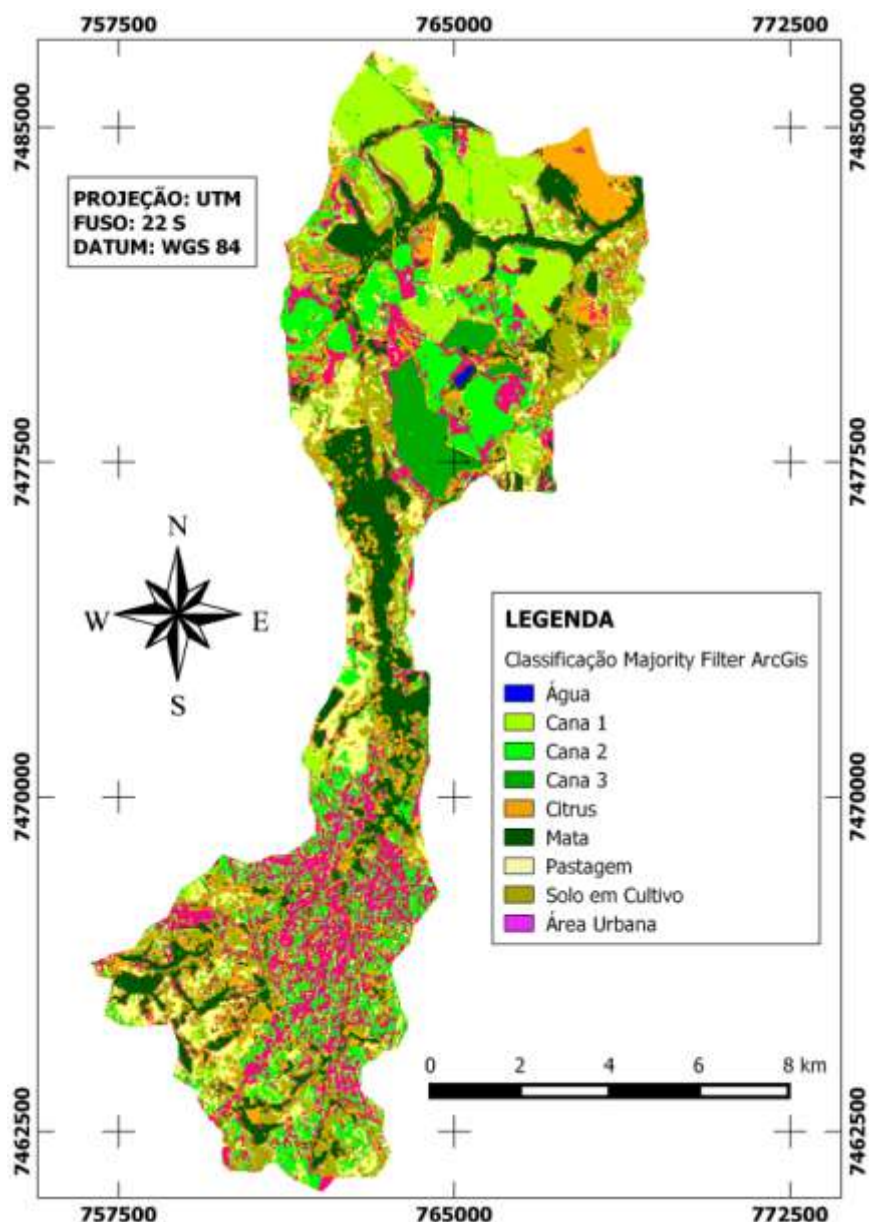


Figura 24 - Classificação supervisionada ArcGIS com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).

O algoritmo da extensão do filtro majoritário (MAJORITY FILTER) realinhou automaticamente as respostas espectrais de algumas classes (Tabela 4), assim elevando o grau de acurácia nos dados classificados, onde alguns usos tiveram seus valores subestimados (como a classe pastagem que nas classificações anteriores teve seu valor subestimado ao solo em cultivo) e posteriormente a pós-classificação do filtro majoritário, suas estimativas recalculadas e o seu grau de acurácia redimensionados com diminuição de erros de inserção de pixel que não pertencem a determinadas classes a elas atribuídas.

Tabela 4 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (ArcGIS 10.1 - MAJORITY FILTER).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	85	0	0	0	0	0	0	0	0	85
Cana 1	0	113224	280	0	0	3	915	499	450	13471
Cana 2	1	1199	7154	5	7	40	2844	253	8301	19804
Cana 3	1	83	113	4105	26	540	753	64	165	5850
Citrus	2	241	939	687	2165	1758	5126	806	1353	13077
Mata	108	204	182	238	99	11486	5046	203	710	18276
Pastagem	0	2209	1042	43	22	167	7727	1253	2841	15304
Solo em Cultivo	1	2235	1201	99	19	355	7621	2621	2712	16854
Área Urbana	20	989	3011	318	37	389	3906	483	10677	19830
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

A classificação supervisionada obtida por meio do TerraView (Figura 27) através do aplicativo MAXVER (modelagem do algoritmo da máxima verossimilhança), que considera a ponderação das distâncias entre as médias dos níveis do conjunto de pixels das amostras por classes, apresentou resultado razoável com relação ao índice Kappa, com valor na ordem de 0.21.

De acordo com a matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada (Tabela 5), existe um aceitável grau de acurácia na maioria das classes (exceto a Cana 2 devido sua resposta espectral muito próxima da Área Urbana e a Mata apresentando assinaturas semelhantes à Cana 3), onde cada uso teve maiores valores em suas respectivas classes. Em alguns pontos da imagem existe uma ligeira impressão de que pode ser observado o relevo - (embora a falta de contraste dos níveis de cinza não beneficia ao olho humano uma visão tridimensional do relevo) - abaixo da classe mata, porém, o que se pode ver nada mais é que a reflectância das folhas das árvores, pois nesses intervalos de comprimento de onda do visível a radiação eletromagnética não consegue transpor a vegetação (MENESES; ALMEIDA 2012). Desta forma, o que se pode observar é a topografia dos dosséis, assim, uma reprodução aproximada da topografia do relevo subjacente, por isso, a radiação solar ilumina as faces

frontais do relevo e sombreia as faces opostas (Figura 25). Nessas condições de luminosidade dos dosséis moldados por conta do relevo, as informações da rotina de desempenho referente à refletância da vegetação, podemos observar que, as faces dos dosséis inclinados do relevo se encontram sombreadas, gerando uma concentração maior dos níveis de cinza e conseqüentemente com a inclusão da falsa-cor um verde mais escuro e de textura menos rugosa, o que contribui bastante para as baixas porcentagens de acurácia, pois o algoritmo apenas identifica tonalidades e diferenciação de pixels.

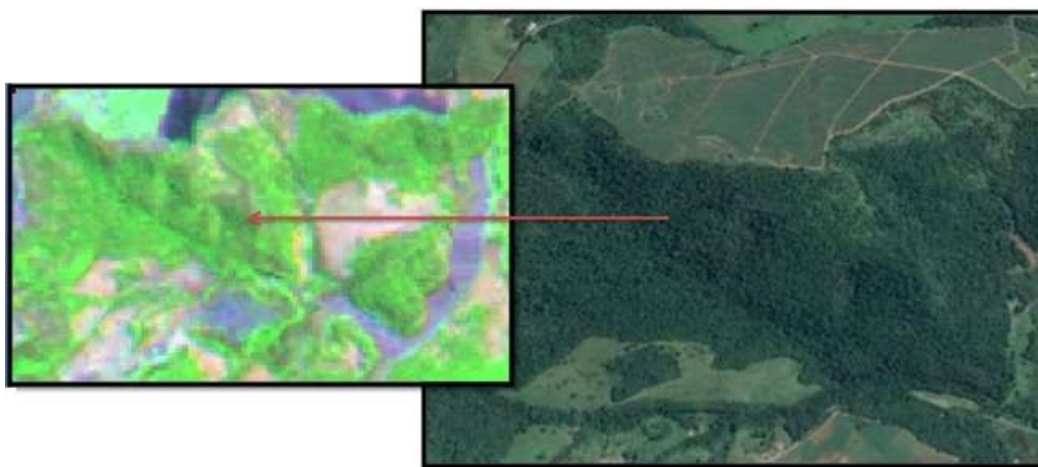


Figura 25 – Faces frontais de dosséis sombreados.

Na Figura 26 pode ser visto uma amostras de perfil de elevação norte-sul, que influencia na reflectância dos alvos encontrados na bacia do Lavapés, com cota máxima de 847 metros e mínima de 480 metros, flutuando na ordem de 367 metros.



Figura 26 - Perfil de elevação no sentido norte-sul (Lavapés).

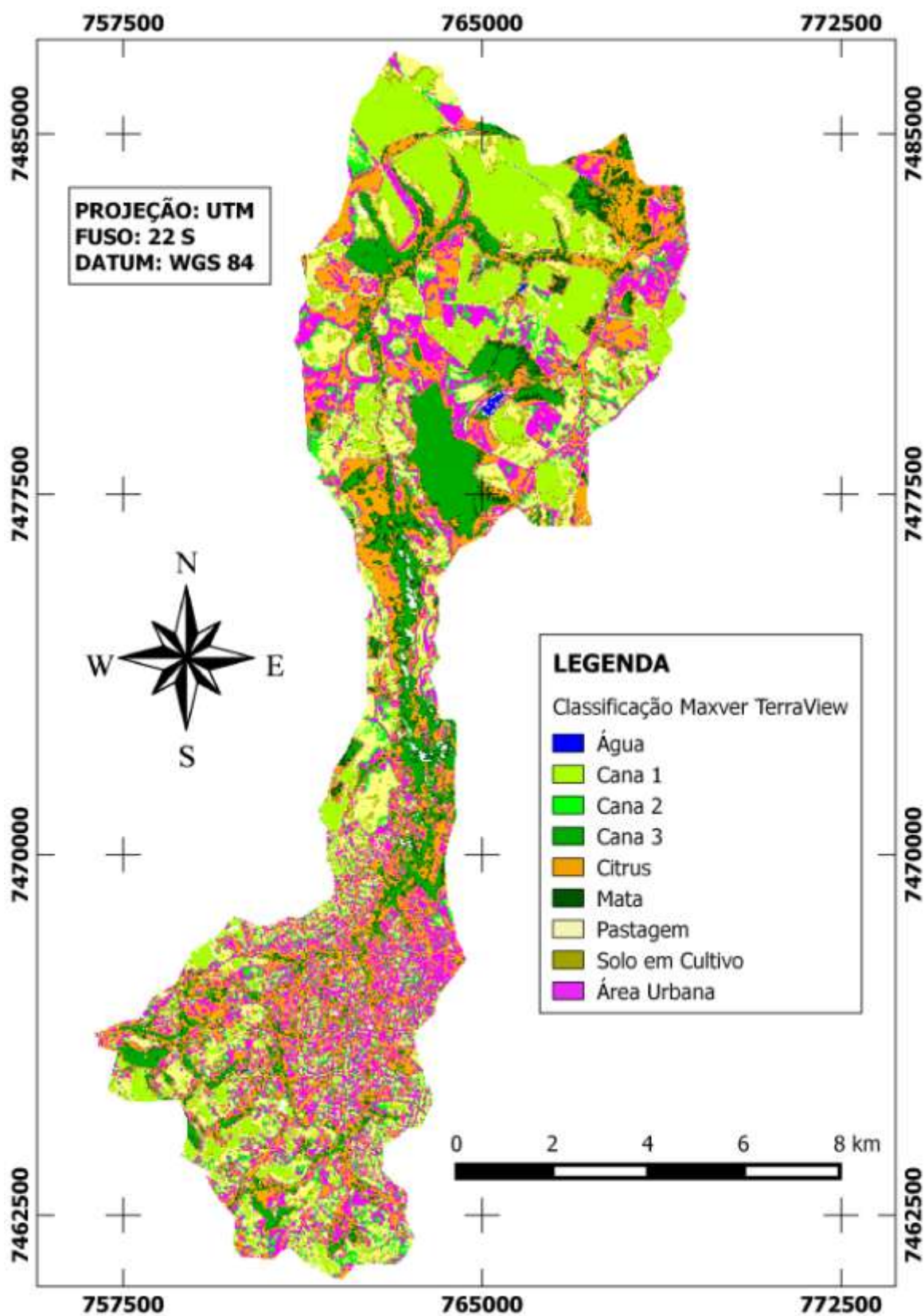


Figura 27 – Classificação supervisionada TerraView 4.2.2.

Tabela 5 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	104	0	0	0	0	19	7	0	2	132
Cana 1	1	12587	769	1	1	46	2748	765	1201	18119
Cana 2	0	425	1937	44	15	207	3459	754	3891	10732
Cana 3	20	122	214	3600	106	5028	2640	98	599	12427
Citrus	32	528	2691	943	1348	4629	8041	859	5883	25054
Mata	17	115	213	576	495	3246	1755	100	615	7132
Pastagem	2	2933	3361	51	21	227	7431	1729	5538	21293
Solo em Cultivo	0	1014	529	4	5	24	836	201	485	3098
Área Urbana	7	663	4205	276	385	894	6779	1566	8901	23676
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

Bem como o software ArcGIS 10.1, o TerraView 4.2.2 também é detentor do aplicativo filtro majoritário (MAJORITY FILTER), onde o mesmo pós-classifica o produto derivado da classificação supervisionada, assim, eliminando grupos de pixel que possivelmente tenham sido classificados de forma equivocada, realinhando automaticamente as assinaturas espectrais de algumas classes (Tabela 6). Esta extensão produz uma suavização das margens da matriz, tornando o mapa visualmente mais agradável.

Esta variável incorporada a classificação do TerraView 4.2.2 não proporcionou grande progresso nos resultados, apenas sustentou o padrão que já vinha sendo apresentado nos resultados da classificação anterior e baixando ainda mais a acurácia encontrada pelo IDRISI Selva e do ArcGIS 10.1.

A melhora significativa observada entre as classes dessa matriz em questão, incide um pequeno resultado positivo de pixels nas classes cana 1, cana 2, cana 3, citrus, mata e área urbana, onde os pixels, classificados pelo módulo Terra Image PDI Plugin detentor do MAJORITY FILTER do TerraView mostraram maior porcentagem de acerto na classificação que os pixels classificados pela classificação supervisionada simples.

O TerraView 4.2.2 encontrou resultados aceitáveis para o índice Kappa, atingindo a ordem 0.23, o que caracteriza, segundo a Tabela 1 no item 3.4.4, uma classificação de nível Razoável (Figura 28).

Como ressaltado no item 3.4.3, o Terraview 4.2.2 possui em sua extensão de filtro majoritário a flexibilidade da escolha referente à quantidade de pixels que pode ser eliminado por classes em sua pós-classificação, onde o usuário pode estabelecer a quantidade de pixel por bloco.

Por tal ferramenta apresentar esta mobilidade de inúmeras tentativas a pós-classificação com seu filtro majoritário, foram modeladas e consideradas para o presente resultado, as pós-classificações com retirada de grupos 10 pixels e grupos com 75 para redução de ruídos provocados por pixels fora de suas respectivas classes.

O grupo de 10 pixels foi considerado por ser valor mínimo significativo de uma pós-classificação com o TerraView. Todavia, o grupo de 75 pixels foi considerado por apresentar o valor majoritário máximo referente a grupos de pixels removidos que causam suavização e melhor acurácia.

Os testes feitos com valores maiores que 75 (90, 150, 200 e 250) ocasionaram uma maior homogeneização das classes, porém uma acurácia menor. Isso ocorreu devido a um grande deslocamento de pixels, onde o algoritmo desloca os grupos de pixels ruidosos (que estavam classificados incorretamente), mas também os grupos classificados em suas classes corretas, desta forma a pós-classificação com valores acima de 75 pixels suaviza o mapa e modifica classes corretas.

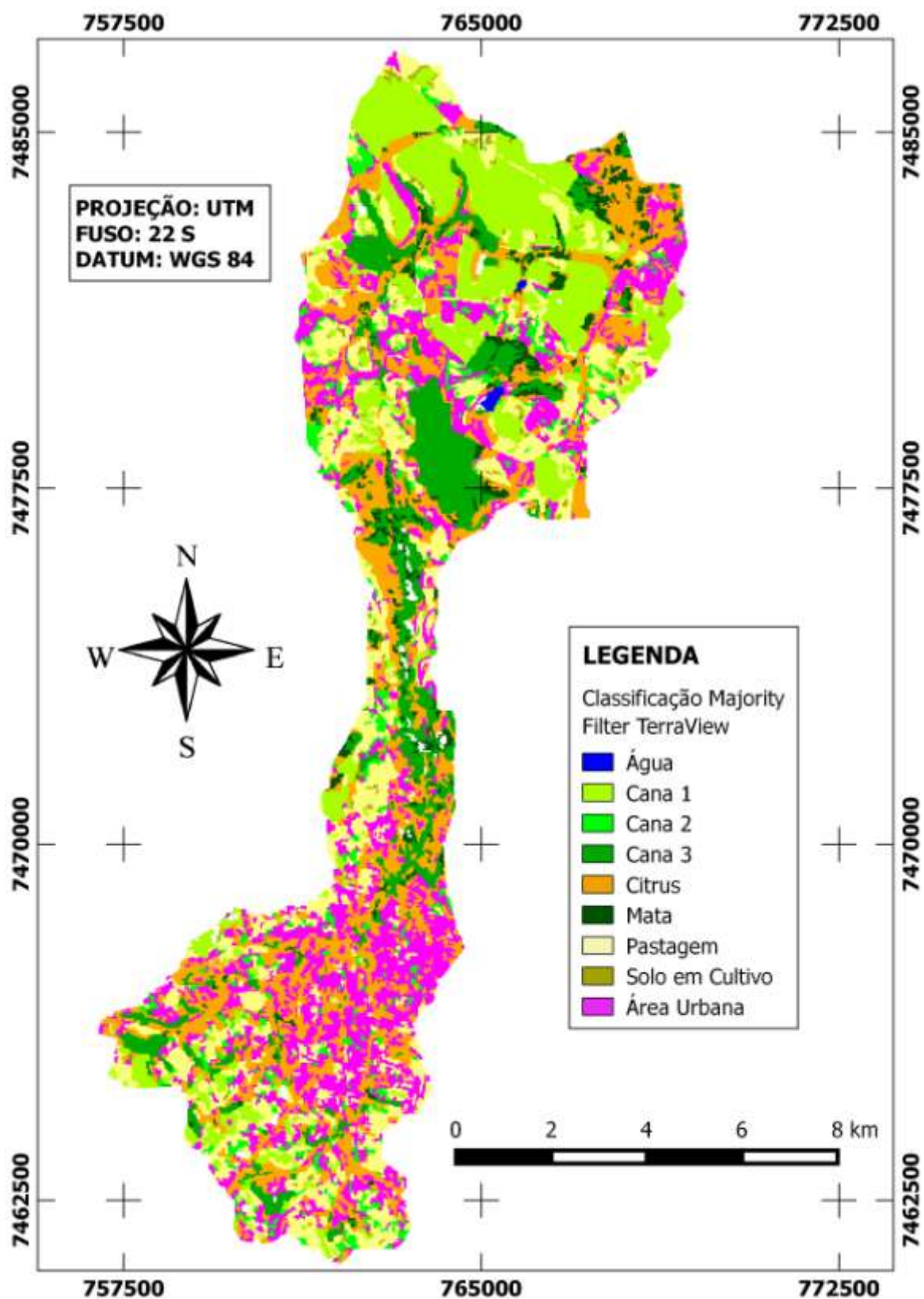


Figura 28 - Classificação supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).

Tabela 6 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	129	3	12	0	0	49	1	0	0	194
Cana 1	3	13847	974	35	0	225	3242	939	947	20212
Cana 2	0	96	1627	24	0	90	2289	487	1432	6045
Cana 3	12	214	307	3697	67	5816	3207	105	503	13928
Citrus	35	593	2766	937	1488	5144	9442	1068	6744	28217
Mata	8	91	138	509	457	2162	618	53	73	4109
Pastagem	0	2700	3658	44	14	219	8450	1951	6360	23396
Solo em Cultivo	0	321	229	0	0	6	171	50	20	797
Área Urbana	5	514	4201	249	346	628	6059	1482	10765	24249
Total	26	121	32	2	4	405	532	47	395	122711

Em uma função quadrática de coeficiente positivo, o valor dos grupos de 75 seria o vértice de uma parábola, ou seja, o ponto máximo absoluto de desenvolvimento, deste modo, torna-se o maior valor que a função pode assumir (Figura 29). Os grupos menores e maiores de 75 assumem posturas semelhantes no que se refere ao índice Kappa, com porcentagem de erros mais alta, tendo como diferenciação apenas a suavização estética do mapa classificado.

Assim sendo, a modelagem da pós-classificação com retirada de grupos 10 pixels por região reduziram de forma bastante significativa os ruídos de pixels isolados elevando a acurácia das primeiras classificações do TerraView, saindo de 0,21 e 0,23 (onde faziam parte do intervalo referente a razoável segundo Landis e Koch (1977), saltando para ordem de 0,45 (Figura 30), onde o mapa foi suavizado e suas estimativas recalculadas (Tabela 7) elevando a acurácia classificação para o intervalo de “boa” segundo a Tabela 1. As classes mata, solo em cultivo, cana 2 e pastagem que viam apresentando erros de omissão nas outras matrizes, apresentaram mais acertos nas suas respectivas classes, porém, a água passou a ter mais pixels confundidos com a mata. Com o

uso do filtro (grupo de 10 pixels) os valores globais em diagonal foram remodelados, assim, elevando significativamente a acurácia do mapeamento.

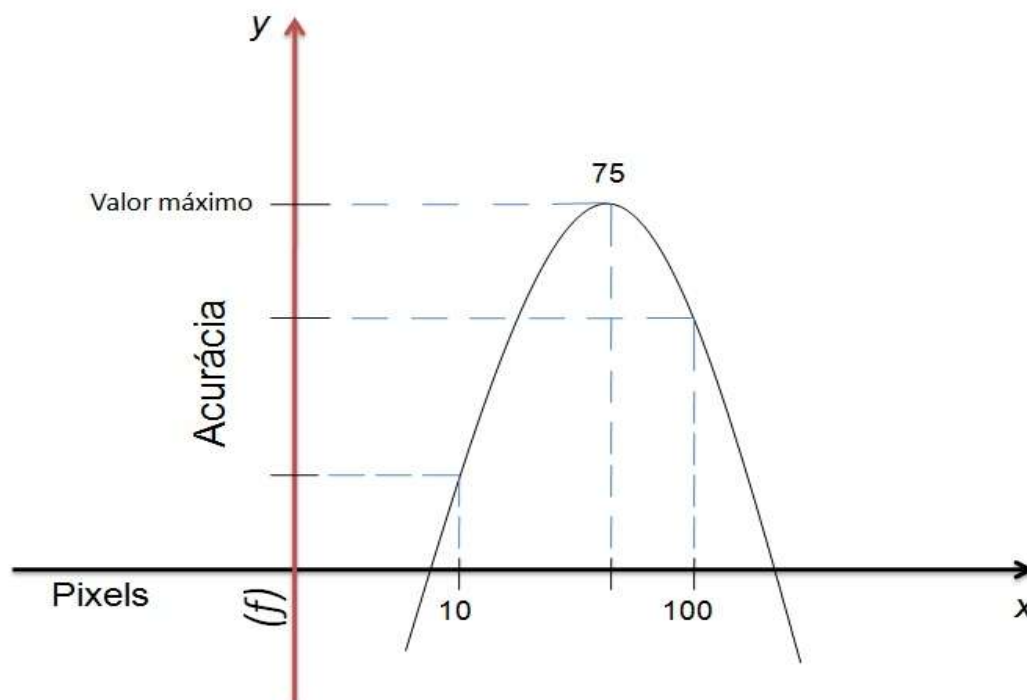


Figura 29 – Parábola positiva representando o padrão de acurácia por grupo de pixels.

Melhorando ainda mais a suavização e as estimativas de realinhamento de matriz e acurácia (Figura 31), a modelagem da pós-classificação com retirada de grupos 75 pixels por região atingiu a ordem de 0,523, observando-se um aumento na acurácia permitindo uma menor inclusão de pontos de outras classes, assim, tornando-se a melhor classificação supervisionada da bacia do Lavapés, com mais de 50% de acerto.

Pode ser notado de forma clara, que o desempenho do classificador com a retirada de grupos 75 pixels por região foi bastante semelhante à retirada do grupo de 10, uma vez que se passou a existir menos erros de omissão e, bem como, menos erros de comissão que determinam grupos pixels ou pixel isolado que são atribuídos a uma classe do mapa final ao qual não pertence, enquanto deveriam estar em sua classe de origem (diferente da que foi classificado primeiramente). A classes de água continuou sendo interferida pela mata, porém, com uma pequena melhoria no valor global. O citrus apresentou melhor ajuste ao filtro 75, confundindo apenas 74 pixels com a classe mata.

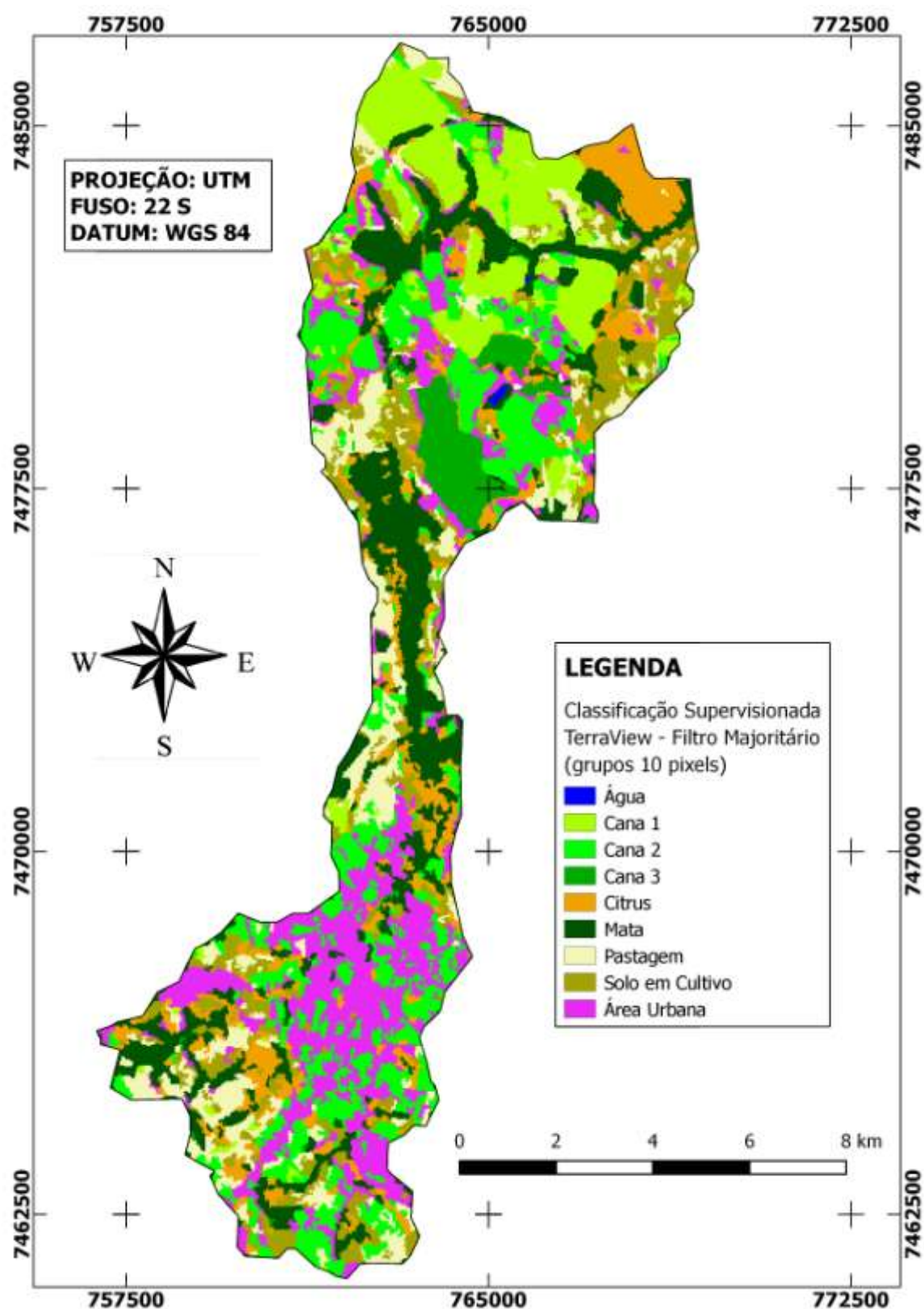


Figura 30 - Classificação supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER- grupos 10 pixels).

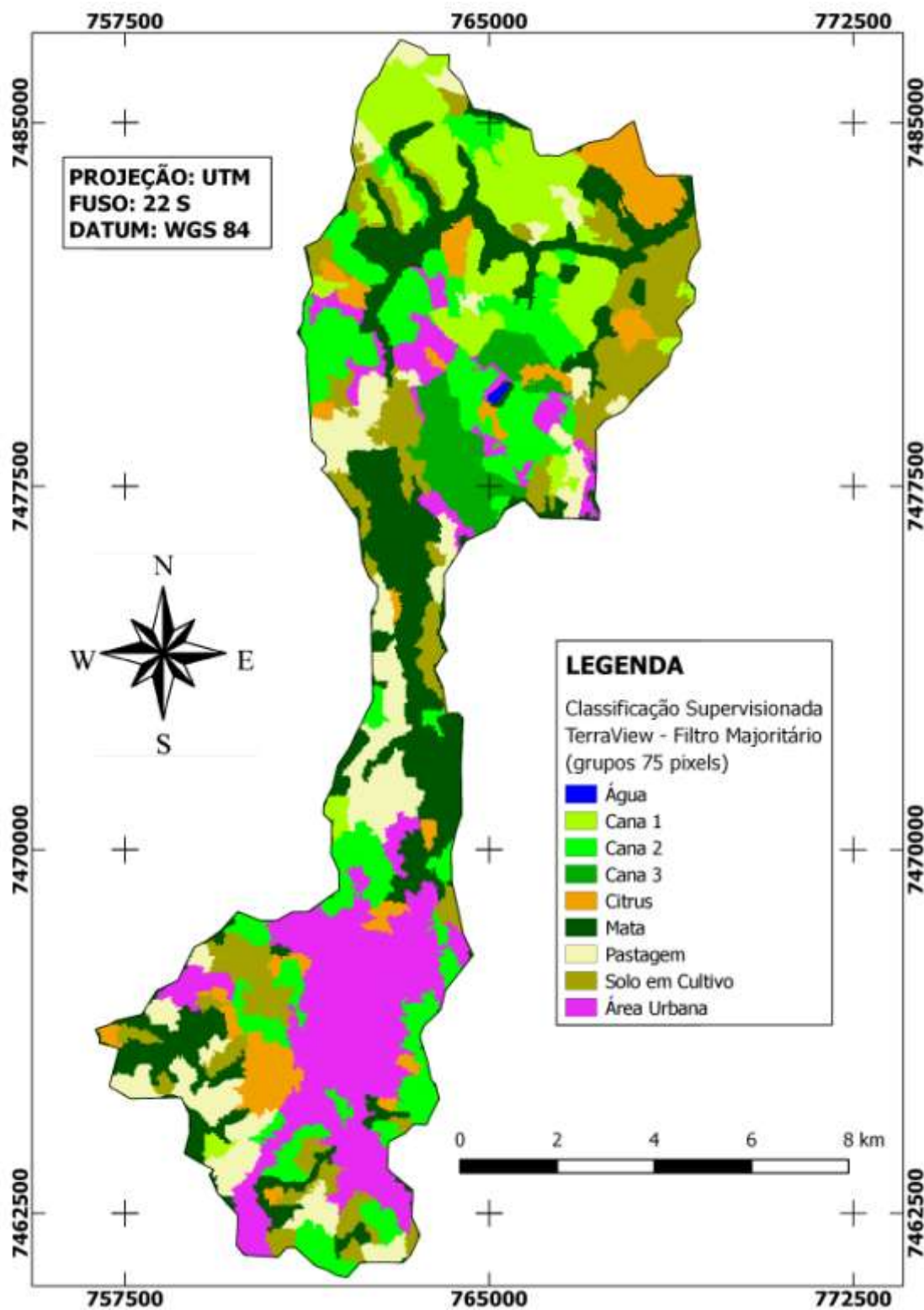


Figura 31 - Classificação supervisionada TerraView 4.2.2 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER- grupos 75 pixels).

Tabela 7 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 10 pixels).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	91	3	1	0	0	0	0	0	0	95
Cana 1	1	12330	329	23	0	81	689	515	84	14052
Cana 2	0	896	7722	50	0	41	2666	141	9519	21035
Cana 3	0	56	116	4223	0	203	252	49	5	4904
Citrus	2	226	885	631	2264	1418	5483	873	1053	12835
Mata	114	613	402	193	74	12353	6527	335	949	21560
Pastagem	0	1545	703	12	13	190	8432	1182	1515	13592
Solo em Cultivo	0	2130	897	69	0	266	6926	2834	1309	14431
Área Urbana	10	701	2889	296	25	192	3036	253	12805	20207
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

Tabela 8 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Lavapés (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 75 pixels).

Classes	Água	Cana 1	Cana 2	Cana 3	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Área Urbana	Total
Água	93	0	6	0	0	0	1	0	0	100
Cana 1	1	12583	208	20	0	99	607	331	23	13872
Cana 2	0	1326	9403	99	0	201	2255	110	6431	19825
Cana 3	0	0	171	4340	0	97	380	70	0	5058
Citrus	1	147	603	505	165	74	917	2739	432	793
Mata	110	976	515	165	74	12765	7977	332	1145	24059
Pastagem	3	884	472	5	0	215	9257	1009	1758	13603
Solo em Cultivo	0	2529	787	129	0	363	7033	3779	1410	16030
Área Urbana	10	55	1779	234	0	87	3762	119	15679	21725
Total	218	18500	13944	5497	2376	14744	34011	6182	27239	122711

4.2.2 Classificação na bacia do Capivara

Tal como a bacia do rio Lavapés, a verdade terrestre referente à bacia do rio Capivara (Figura 32) foi obtida como resultado da real utilização do uso do solo na área de estudo, assim, realizado o índice para comparação com as classificações MAXVER provenientes do IDRISI Selva, ArcGIS 10.1., TerraView 4.2.2.

As classificações da bacia do Capivara tiveram desempenho superior às classificações da bacia do Lavapés, pois a área urbana inserida nesta bacia é muito maior do que a malha urbana da bacia do Capivara, onde tal classe gerou muito ruído em classes distintas, fato corroborado por Andrade e Silva (2011), onde esta mesma classe interferiu negativamente causando confusão ao algoritmo e conseqüentemente diminuição da acurácia.

Deste modo, julgou-se sensato eliminar a classe Cana 1, Cana 2 e Cana 3 considerando apenas a Cana 2 que possui tonalidades de roxo claro/escuro e textura áspera (Quadro 3) e considerando dosséis de Cana 3 como Mata (pois na bacia do Capivara as áreas de Cana 1 eram bem inferiores a bacia do Lavapés), pois os níveis de cinza dessas classes são muito semelhantes, o que causaria confusão se a mesmas continuassem separadas.

A Cana 1 foi agregada a classe pastagem pelos mesmos motivos da Cana 3, onde seus dosséis eram menos expressivos que no Lavapés e causaria confusão espectral com a pastagem e com a área urbana. Com tais medidas, obteve-se melhor desempenho do classificador para bacia do Capivara.

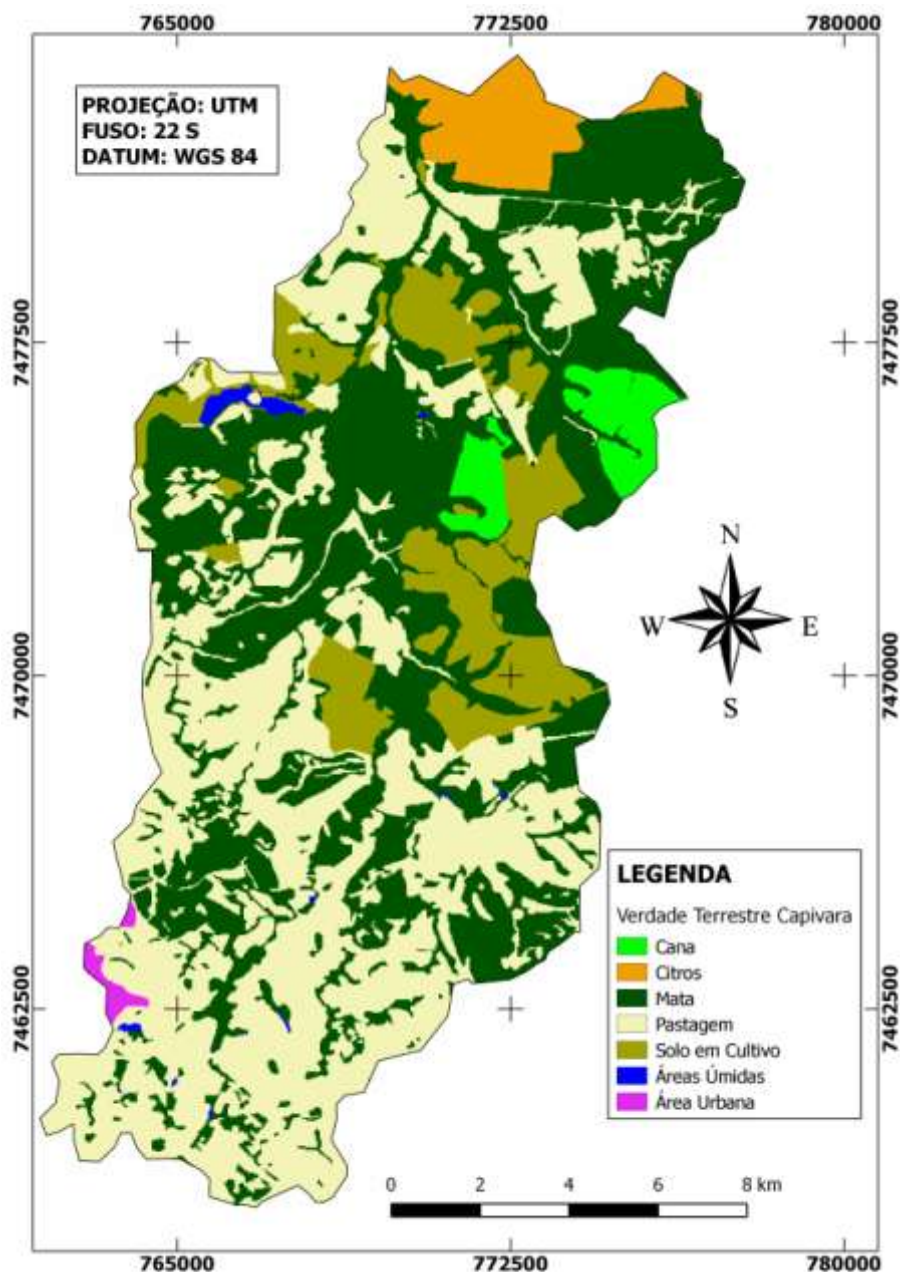


Figura 32 - Verdade terrestre da bacia do rio Capivara.

A classificação supervisionada (Figura 33) do método MAXVER (máxima verossimilhança) realizada no IDRISI Selva por meio da extensão MAXLIKE, apresentou bom resultado com relação ao índice Kappa, atingindo a ordem de 0.47, o que segundo Landis e Koch (1977) adaptados por Piroli (2010) indica uma classificação de boa qualidade (0,40 a 0,60). A partir da matriz de confusão, obtida para a classificação com o IDRISI Selva, pode ser observado uma confusão entre a classe de pastagem, com solo em cultivo e área urbana, onde tiveram respectivamente 24788 e 20269 pixels classificados

erroneamente, inferidos pela análise de índices de exatidão específicos para as respectivas classes da modelagem derivada do IDRISI Selva, neste caso, erros e omissão e comissão para a classe na pastagem, solo em cultivo e área urbana (Tabela 9). A pastagem, o solo em cultivo e a área urbana incidem nos mesmo padrões semelhantes de cobertura, onde tal comportamento espectral pôde ser comprovado também por França (2007) observando uma confusão entre as classes de pastagem conservada, pastagem degradada e área urbana estudadas pelo autor.

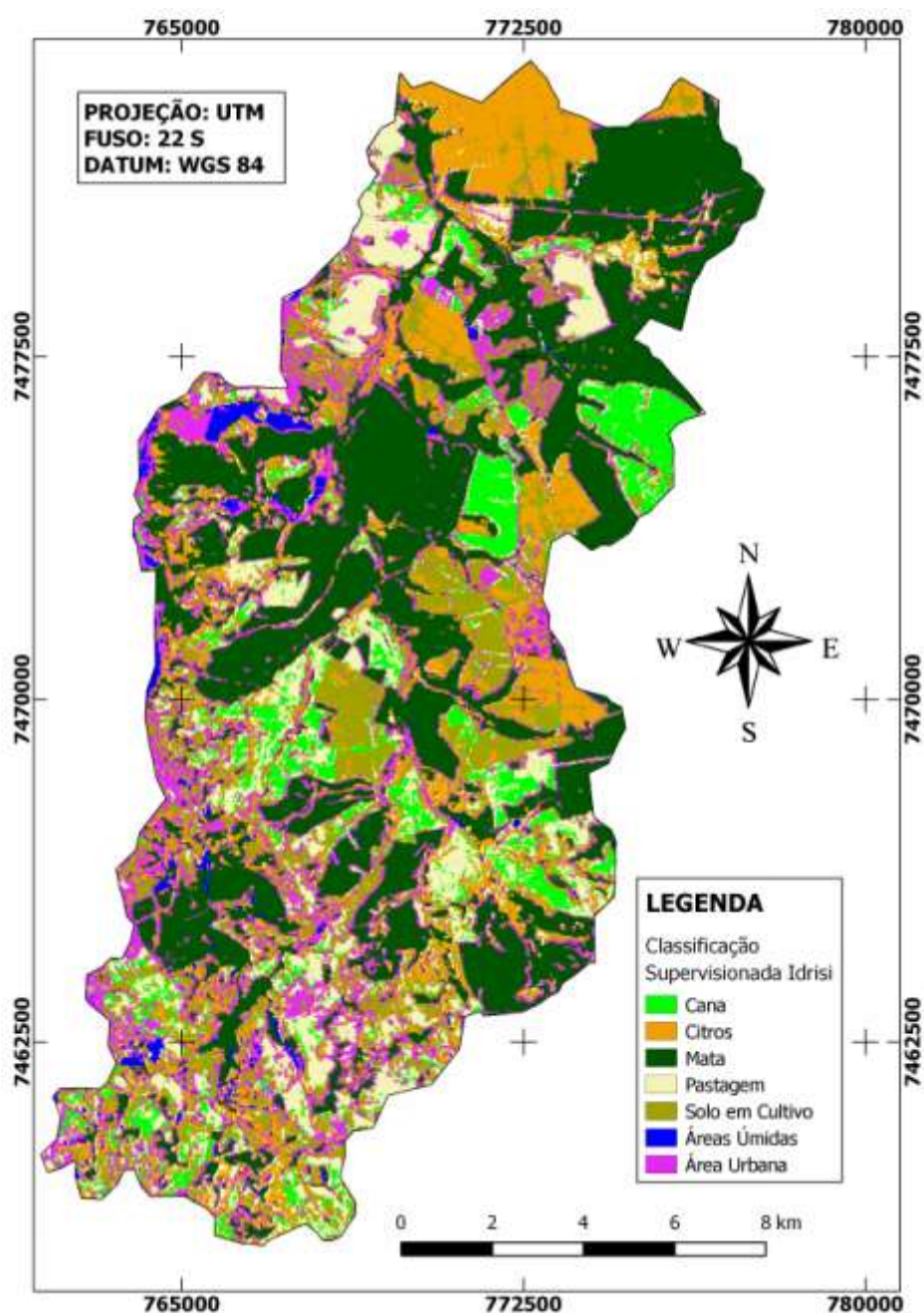


Figura 33 - Classificação supervisionada IDRISI Selva.

Todavia, o melhor nível de conservação da classe solo cultivado, em função de cuidados aderidos pelos respectivos agricultores utilizando insumos e outras formas adequadas de manejo do solo, assim, apresentando um melhor padrão vegetal e conseqüentemente espectral, teve um menor porcentagem de pixels errados em relação à classe pastagem que comumente se encontram pastos abandonados e cortadas por estradas de solo exposto ou cobertos por vegetação daninha, proporciona uma propriedade irregular referente a padrão, textura e espectro eletromagnético, o que ocasiona confusão em pontos dessa classe, principalmente com a área urbana que possui cor rosa escuro, textura grossa (Quadro 3). Lobão et. al. (2003) relatou a dificuldade de separação automática dos algoritmos quando se diz respeito as áreas urbanas, pois alvos derivados da malha urbana são muito heterogêneos e semelhantes a muitos outros de face não urbana. O solo cultivado que também apresenta coloração rosa, porém com textura áspera e um padrão linear devido ao manejo adequado, do mesmo modo ocasionou confusão na classe pastagem.

Tabela 9 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (IDRISI Selva).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	5465	49	4	11017	908	0	37	17480
Citrus	42	7601	5204	12211	6845	5	34	32022
Mata	24	40	81073	2876	340	7	1	84361
Pastagem	802	141	1097	29215	1224	19	58	32556
Solo em Cultivo	416	1028	1621	24788	12044	1	179	40077
Áreas úmidas	1	86	552	2028	492	1015	18	4192
Área urbana	407	170	10377	20269	4880	54	634	36791
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

Para a classificação supervisionada referente a bacia do rio Capivara realizada no ArcGIS 10.1 (Figura 34) através da extensão MAXIMUM

LIKELIHOOD que valida a acurácia por meio do método estimativa por máxima verossimilhança, estimando os parâmetros de um modelo estatístico, apresentou bom resultado (0.463) com base na relação a probabilidade de um pixel estar corretamente classificado (índice Kappa), por aferição de todas as células da matriz.

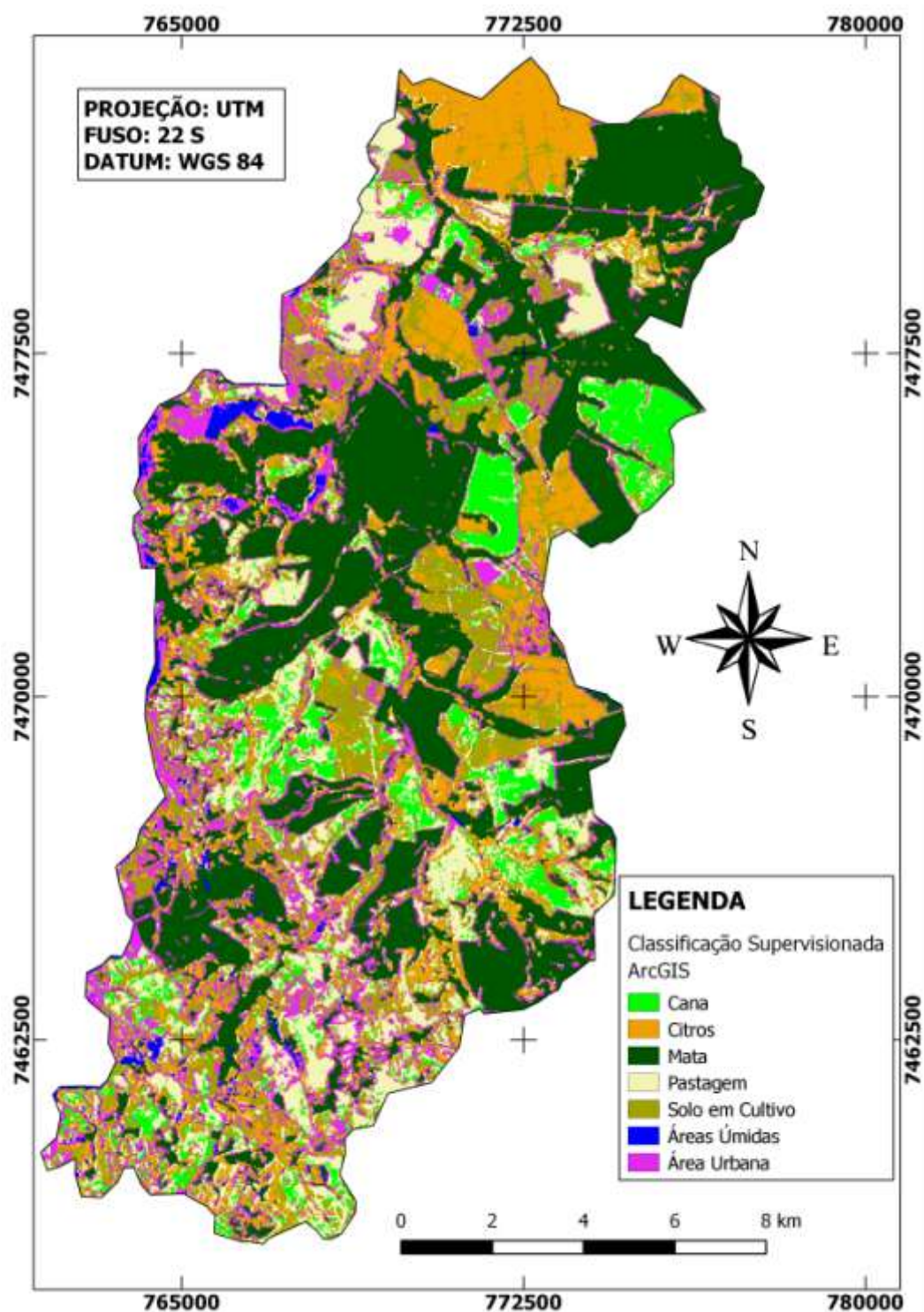


Figura 34 - Classificação supervisionada ArcGIS 10.1.

Da mesma forma que o ocorrido na modelagem do IDRISI, a diversidade espectral das classes de pastagem, com solo em cultivo e área urbana, onde tiveram respectivamente 23748 e 18516 pixels classificados de forma equivocada mais uma vez causando confusão para o algoritmo, desta forma diminuindo a acurácia da modelagem (Tabela 10). Dos diversos elementos componentes de um determinado dossel, as folhas são as principais unidades de espalhamento de radiação, tal estrutura que não se encontra nas classes que mais causaram ruídos (pastagem e área urbana) para as classificações IDRISI Selva e ArcGIS 10.1 pois a razão entre a área total das folhas e a área total do terreno amostrado, é um parâmetro biofísico chave para retratar o desenvolvimento do dossel de classes agrícolas (HALL; BADHWAR, 1987; BARET; GUYOT, 1991; XIN et al., 2002).

Tabela 10 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da Classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (ArcGIS 10.1).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	5432	41	57	10712	830	1	37	17110
Citrus	52	7700	5588	12047	7260	25	37	32709
Mata	101	42	79375	4616	649	34	2	84819
Pastagem	777	138	1952	31205	1654	56	71	35853
Solo em Cultivo	435	964	3270	23748	11451	10	220	40098
Áreas úmidas	3	80	426	1560	395	893	23	3380
Área urbana	357	150	9340	18516	4494	82	571	33510
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

Para a modelagem da classificação supervisionada no ArcGIS por meio da pós-classificação utilizando seu filtro majoritário (MAJORITY FILTER) para redução de pixels isolados causadores de ruídos que diminuem a acurácia da classificação, além de ponderar a conectividade espacial das células. O resultado dessa pós-classificação

atingiu uma porcentagem minimamente maior que as outras duas classificações no IDRISI e no ArcGIS sem o filtro, com valor de 0,475, o que caracteriza, segundo Landis e Koch (1977) adaptado por Piroli (2010) como uma boa classificação dentro do intervalo de 0,40 a 0,60 (Figura 35). O resultado expresso na matriz de confusão gerada pela remodelação do ArGIS (Tabela 11) apresenta um menor número de confusão interna entre pixels por classes, podendo ser facilmente percebido pelos valores em diagonal (concordância real), onde todas as classes tiveram acurácia maior em relação aos valores da Tabela 8, pois o algoritmo do filtro majoritário realinhou automaticamente as respostas espectrais de algumas classes por considerar elementos marginais da matriz, os quais representam as discordâncias na classificação.

O filtro majoritário do ArcGIS ajustou o pixels vizinhos de acordo com o valores de pixels centrais de classes, onde estes são detentores de valores distintos, de tal forma que os grupos de pixels centrais tiveram como base os valores predominantes desses grupos vizinhos (regiões) por serem valores majoritários, assim tornando o produto derivado da classificação supervisionada um pouco mais leve e suavemente menos ruidoso. Este suavização pode ser observada mais nitidamente com o aumento da escala do mapa.

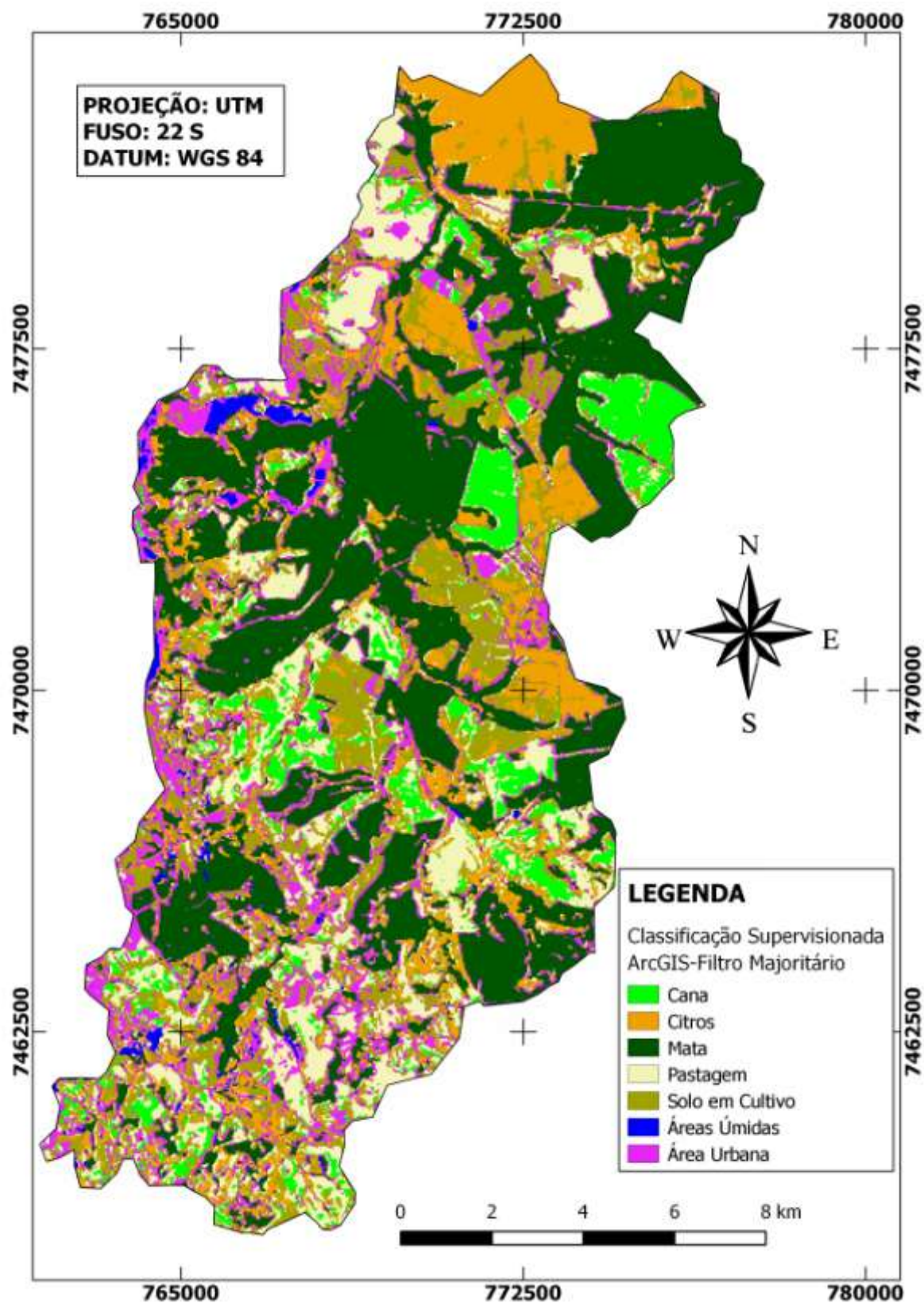


Figura 35 - Classificação supervisionada ArcGIS 10.1 com filtro majoritário (MAJORITY FILTER).

Tabela 11 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (ArcGIS 10.1 - MAJORITY FILTER).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	5605	36	50	10270	772	1	21	16755
Citrus	43	7966	5412	12105	7273	25	31	32855
Mata	109	39	80601	4768	667	34	2	86220
Pastagem	656	111	1738	31708	1490	51	61	35815
Solo em Cultivo	403	767	3094	23920	11816	10	199	40209
Áreas úmidas	3	80	378	1508	390	907	18	3284
Área urbana	338	116	8735	18115	4325	73	629	32341
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

Para as classificações da bacia do Capivara processadas pelo TerraView 4.2.2, observou-se que as classes com maiores erros de comissão foram solo em cultivo, área urbana e a pastagem. Erros de omissão foram observados para a cana, a mata e novamente a pastagem, por apresentar a classes com maior área dentro da bacia, conseqüentemente com vários pontos de ambigüidade espectral confundindo a classificação processada pelo algoritmo, o que deu origem a uma classificação (Figura 36) com um valor Kappa na ordem de 0,476, sendo considerada uma boa modelagem segundo os intervalos de acurácia da Tabela 1.

Conforme observado na Tabela 12, os erros de omissão juntamente com os erros de indicam que pouco mais de 53% das áreas reais foram mapeados como outros usos, conseqüentemente, 47% foram corretamente mapeados, isso porque as confusões na interpretação decorrentes das semelhanças entre as classes mais afetadas pelos erros, além do fator ambigüidade espectral também são afetadas pelo relevo acidentado onde as referentes classes encontram-se, pois nas imagens de sensoriamento remoto a interação macroscópica – que é a relação da radiação eletromagnética com os objetos - é a resposta da intensidade com que um objeto reflete a radiação eletromagnética

em razão do tamanho da onda e a textura da superfície do objeto (MENESES; ALMEIDA, 2012). Desta forma, a imagem orbital utilizada no presente trabalho é detentora também da variável textura, que representa a rugosidade topográfica da superfície, podendo ter suas estimativas relativamente transformadas devido à variação vertical de altura da superfície nos vales das bacias, que por sua vez influencia nos tipos de dosséis da vegetação.

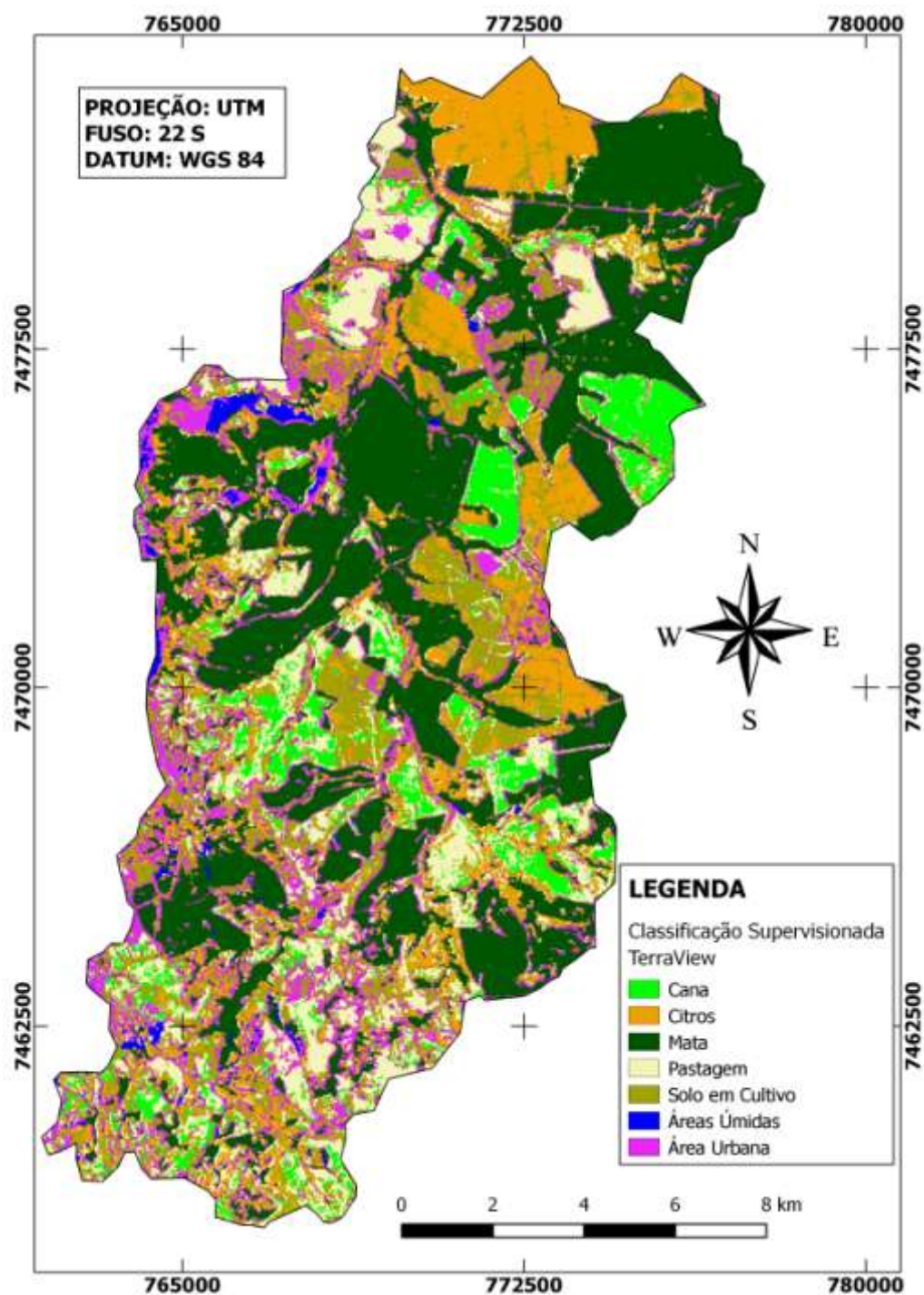


Figura 36 - Classificação supervisionada TerraView 4.2.2

Na Figura 37 podemos ver a variação topográfica de uma amostra do perfil de elevação no sentido norte-sul e leste-oeste respectivamente, variando entre 877 metros para o ponto mais alto e 474 para o ponto mais baixo do perfil norte-sul, apresentando uma flutuação de 403 metros, favorecendo a dispersão da radiação (onda) eletromagnética, com raios refletidos espalhados em todas as direções devido à superfície muito rugosa, pois na faixa de comprimento de onda do visível ($0,40\ \mu\text{m}$ a $0,76\ \mu\text{m}$), porque a onda é milhões de vezes menor que o tamanho das variações de altura da superfície. Todavia, se estivéssemos trabalhando na faixa das microondas, a superfície da bacia do Capivara seria considerada menos rugosa, devido aos comprimentos de onda da faixa do microondas chegarem a metros de comprimento. Desta forma, culturas e dosséis de vegetação seriam vistos de forma diferente, pois apresentaria texturas completamente distintas, conseqüentemente com uma menor dispersão da onda eletromagnética. Ao interpretar uma imagem, o analista é capaz de separar uma classe mata, de uma grande área cultivada com diversas culturas, mesmo que espectralmente todas elas sejam muito similares, no entanto, são confundidas pelo classificador e o algoritmo.

A amostra do perfil de elevação no sentido leste-oeste (Figura 38) apresentou uma menor variação, porém não menos significativa para a dispersão de radiação, apresentado 758 metros para o ponto mais alto e 488 metros para o ponto mais baixo, totalizando uma flutuação de 270 metros de altitude.



Figura 37 – Perfil de elevação no sentido norte-sul.



Figura 38 – Perfil de elevação no sentido leste-oeste.

Tabela 12 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (TerraView 4.2.2).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	5484	41	4	10829	848	0	37	17243
Citrus	41	7682	5380	12060	7272	6	35	32416
Mata	25	41	81268	2956	343	10	1	84644
Pastagem	808	142	1700	31501	1697	44	64	35956
Solo em Cultivo	444	983	2789	24589	11595	3	213	40616
Áreas úmidas	1	81	317	1476	363	967	12	3217
Área urbana	354	145	8610	18993	4615	71	599	33387
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

Para minimizar a corrupção dos ruídos causados por padrão espacial errôneo, considerando os grupos de pixels vizinhos, foi utilizado mais uma vez o filtro majoritário do TerraView 4.2.2 na pós-classificação com retirada de grupos 10 pixels por classe e/ou região, obtendo uma melhora significativa referente as outras classificações, porém, ainda permanecendo com o resultado de boa classificação segundo a Tabela 1, com valor na ordem de 0,50.

Nota-se que a imagem processada pela método de classificação supervisionada por meio de filtros (Figura 39) tende a possuir resultados mais condizente com a realidade dos produtos orbitais derivados do Landsat 5, o que foi justificado mais uma vez pela matriz de confusão (Tabela 13), onde todos os usos apresentaram valores de acurácia superiores a classificação supervisionada clássica, fazendo-se uso apenas das áreas de treinamento (*training sites*).

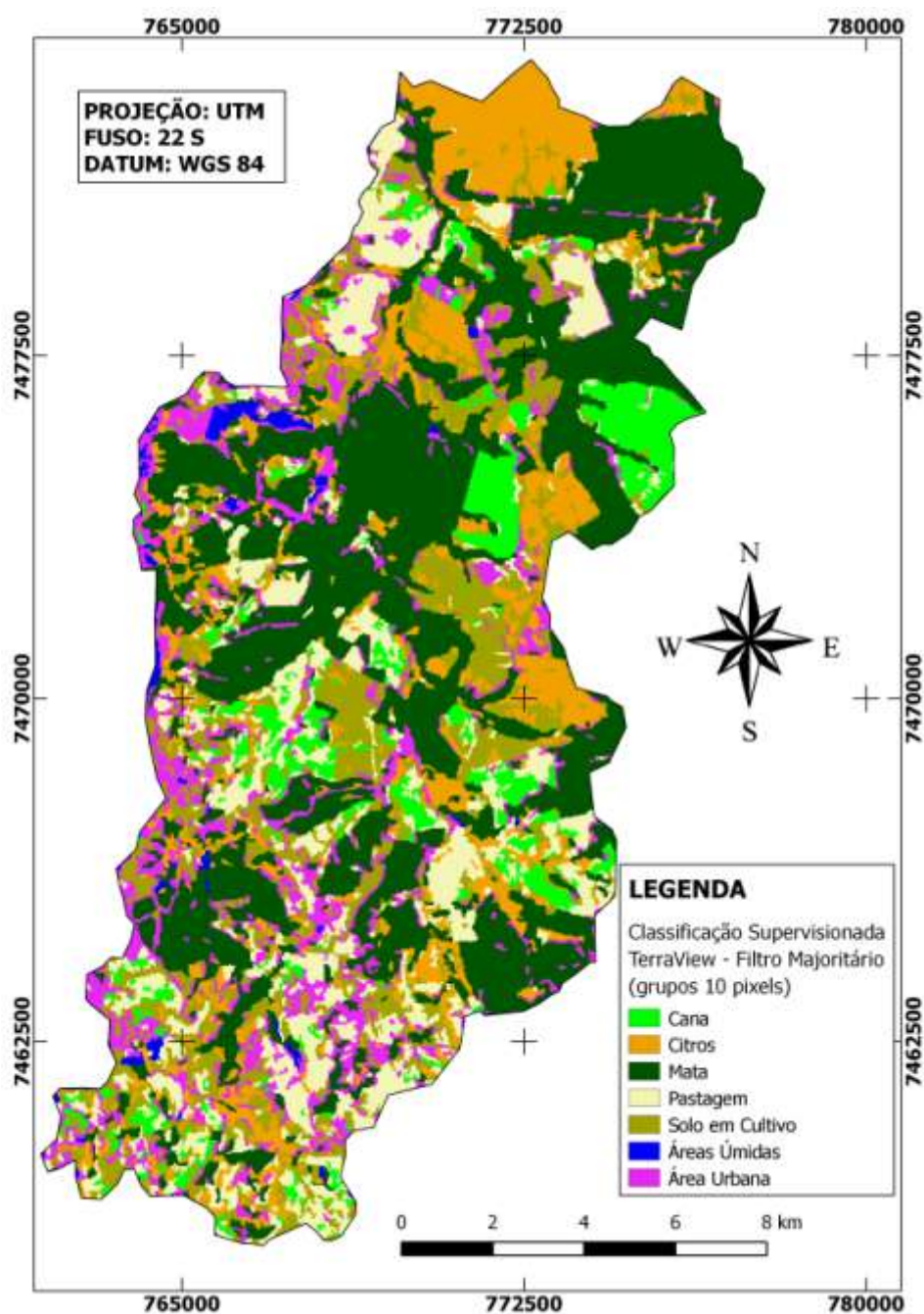


Figura 39 - Classificação supervisionada TerraView com filtro majoritário (MAJORITY FILTER FILTER - grupos 10 pixels).

Tabela 13 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 10 pixels).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	6143	52	144	9689	604	0	0	16632
Citrus	27	8174	5186	12335	7638	11	0	33371
Mata	212	63	84886	6108	795	17	0	92081
Pastagem	404	47	1097	32915	1068	7	20	35558
Solo em Cultivo	203	649	2313	24103	12507	7	182	39964
Áreas úmidas	0	80	199	1215	376	969	16	2855
Área urbana	168	50	6183	16039	3745	90	743	27018
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

De modo geral, com todas as variáveis que podem causar tendência ao erro, pode-se dizer que os resultados da modelagem derivada da pós-classificação do TerraView 4.2.2 fazendo-se uso da retirada do grupo de 75 pixels por classes de uso da terra foi mais coerente, atingindo um coeficiente Kappa na ordem de 0,515, alcançando mais de 50% de acerto referente a verdade terrestre. O filtro majoritário, onde a célula principal, a partir de um aspecto, teve uma contagem numérica de pixels adjacentes, cada um com valor, a partir de tais valores predominantes, estima o pixel central alterado de acordo com os valores majoritário dos grupos. Esta função provocou um novo delineamento e suavização das bordas de todas as classes de uso, tornando o mapa aparentemente mais agradável, com um visual livre de ruídos (Figura 40). Todavia, como foi discutido no item 4.2.1 referente à pós-classificação do TerraView para bacia do Lavapés fazendo-se uso no filtro majoritário e exclusão dos grupos de pixels por região, a retirada de grupos eliminam de forma satisfatória os ruídos a abranda as classes e todo o mapa classificado por se tornar mais confortável ao visualmente, porém, grandes grupos de classes classificados pelo algoritmo de forma equivocada não serão eliminados ou

realocados pelo filtro, pois este apenas elimina grupos ruidosos. Ao ser trabalhado com acima de 75 pixels por exclusão, o filtro passa a retirar pixels corretamente classificados e a alocar-los em grupos que não pertencem, ou seja, acima do valor de 75 o caminho de limpeza passa a ser inverso reduzindo a acurácia, acentuando os erros de comissão.

A Tabela 14 ilustra que os resultados da validação para bacia do Capivara, assim como as outras modelagens, apresentou mais erros de omissão do que erros de comissão com dados pertencentes a uma mesma linha representando conjuntos de pixels de amostras que foram erroneamente foram classificados dentro de uma determinada classe, mas que pertencem a outra, ou seja, a rotina do algoritmo tende sempre a superestimar os valores de omissão. Todavia, a modelagem do TerraView utilizando o filtro (MAJORITY FILTER - grupos 75 pixels) foi o que menos apresentou erros nas classes que mais confundem o algoritmo devido as ambigüidades espectrais, como o solo em cultivo, pastagem e a área urbana.

Tabela 14 – Tabela determinada pela matriz de confusão gerada a partir da classificação supervisionada referente à bacia do Capivara (TerraView 4.2.2 - MAJORITY FILTER - grupos 75 pixels).

Classes	Cana	Citrus	Mata	Pastagem	Solo em Cultivo	Áreas úmidas	Área urbana	Total
Cana	6581	0	426	8188	451	0	0	15646
Citrus	20	8518	4623	11095	6997	5	0	31258
Mata	294	139	86038	11034	1248	87	0	98840
Pastagem	0	0	1504	32594	374	31	2	34505
Solo em Cultivo	118	363	3080	25000	13865	12	18	42456
Áreas úmidas	0	95	161	1278	348	898	16	2796
Área urbana	144	0	4176	13215	3450	68	915	21978
Total	7157	9115	100008	102404	26733	1101	961	247479

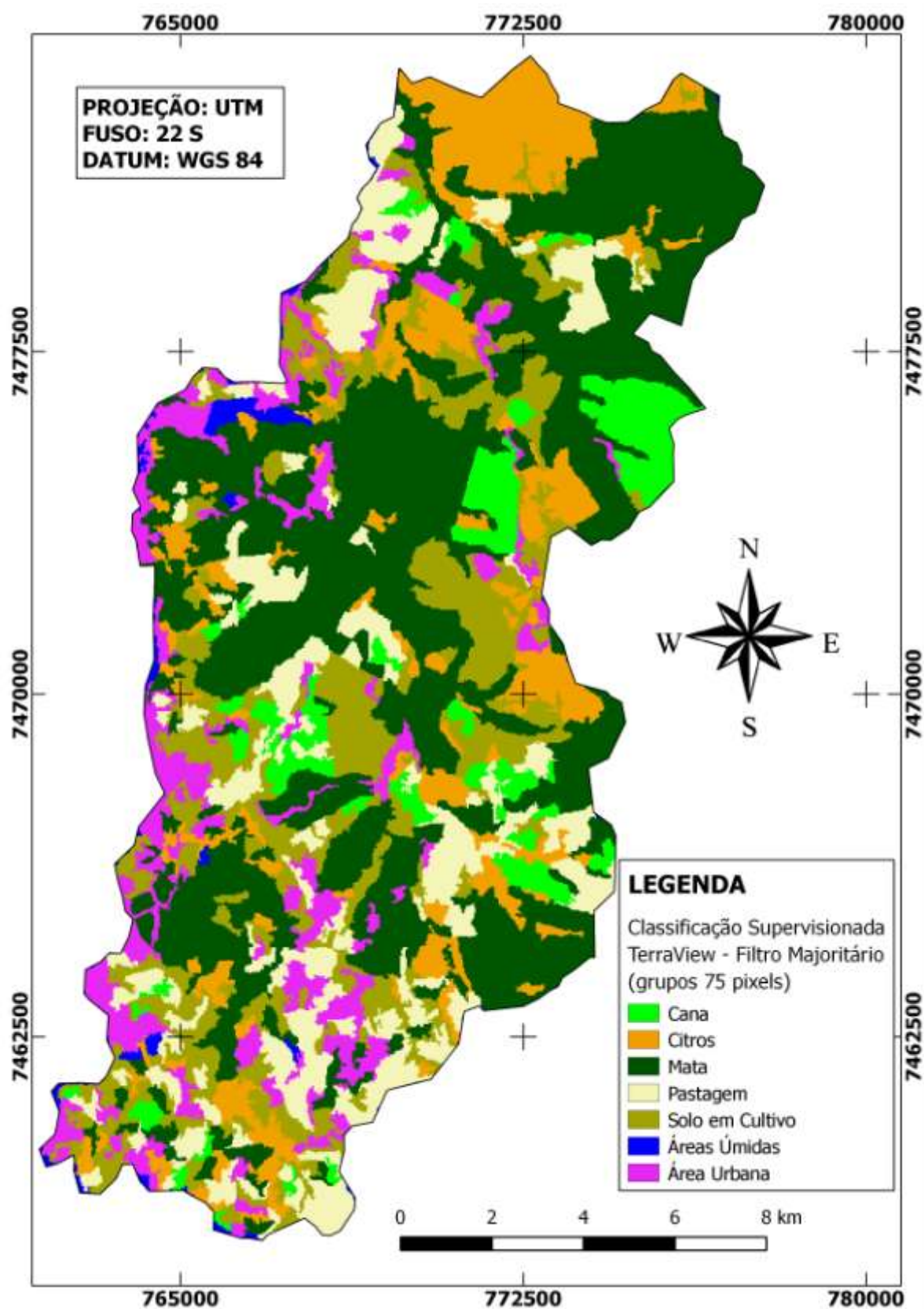


Figura 40 - Classificação supervisionada TerraView com filtro majoritário (MAJORITY FILTER FILTER - grupos 75 pixels).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A imagem do Landsat 5 é uma ferramenta expressiva para ser utilizada na separação de classes distintas, no entanto, as classes que possuíam semelhanças na assinatura espectral não foram bem distinguidas pelos algoritmos dos softwares. Desta forma, existe a necessidade de ser utilizado em trabalhos futuros imagens com melhor resolução espacial, principalmente se a área a ser estudada for detentora de classe complexas como áreas urbanas e culturas iguais com estágios fenológicos distintos, pois uma imagem com melhor resolução espacial, assim distinguindo com mais propriedade objetos que são espacialmente próximos, e também com uma melhor resolução espectral para diferenciar alvos que possam apresentar respostas espectrais semelhantes em um determinado intervalo do comprimento de onda.

As imagens Landsat podem ser empregadas para técnicas de classificação supervisionada se a área for possuidora de uma escala regional (escala pequena), onde o nível de detalhe é bem menor que escalas locais (grandes escalas). Seguramente, se as áreas das bacias aqui avaliadas fossem duas ou três vezes maiores, provavelmente teriam resultados mais expressivos com acurácias mais próximas da realidade. Inúmeros estudos que se fizeram uso de imagens Landsat para classificação supervisionada e alcançaram altos índices, utilizaram áreas de estudo com escalas muito

maiores e menos detalhadas. Por sua vez, usuários de classificação supervisionada que trabalharam com áreas de escala local, consequentemente, mais detalhada, tiveram problemas com erros de acurácia e seus algoritmos classificadores devido ao alto detalhamento e as semelhanças das respostas espectrais, atrelado a uma resolução espacial de 30 x 30 metros.

Possuindo um pixel de 900m², a imagem Landsat identifica áreas homogêneas de culturas, áreas atingidas por queimadas e desmatamento florestal, expansão de malha urbana e por possuir um programa com mais de 50 anos de atividade, particularmente o Landsat 5, onde o mesmo encontra-se a mais de três décadas em órbita, podem ter seus produtos utilizados para avaliações temporais. Entretanto, para ponderações e separações de classes de uso da terra, de modo automático, ou seja, sem intervenção direta de um usuário, interpretando padrões e diferenciando texturas, este não irá ter resultados tão satisfatórios. De tal modo, a utilização de imagens Landsat ou imagens derivadas de outros programas orbitais que possuem produtos semelhantes, como é o caso do CBERS, Aster-SWIR, UK-DMC 2, Aster-ITR, empregadas a qualquer classificador e seus métodos estatísticos para validação de acurácia não irão ter desempenho superior aos que foram comprovados no presente estudo.

6 CONCLUSÕES

O comportamento dos Sistemas de Informação Geográfica por meio da técnica de classificação supervisionada através do padrão espectral em imagem Lansat 5 nas bacias hidrográficas do Lavapés e Capivara, mostrou-se satisfatório, mesmo com a complexidade espectral da área, atestando classificações “regulares” e “boas”.

A diferença de resultados entre as duas bacias avaliadas foi expressiva, onde a bacia do Capivara apresentou em todos os softwares SIG melhores resultados, por apresentar um número menor de classes de uso da terra e uma menor área urbana, assim, proporcionando menos confusões para o algoritmo.

Outro fator evidente foi à clara diferença dos produtos (mapas e matrizes) derivados a partir da pós-classificação com os filtros majoritários, onde após a reclassificação a acurácia sempre foi elevada, apresentado menor erro de omissão e comissão nas matrizes, suavizando os mapas classificados e elevando o índice Kappa.

O Terra View foi o SIG que apresentou maior variação nas classificações, ora apresentando resultados mais distantes da verdade terrestre (menor acurácia), ora com os melhores valores, provenientes da pós-classificação com o uso do seu filtro majoritário, onde o mesmo suprimiu grupos de pixels erroneamente classificados por classes e região, o que abrandou consideravelmente a estética dos mapas e conseqüentemente a diminuição de erros.

É importante salientar que, provavelmente se incorporados subdivisões espectrais de usos que apresentam tempos fenológicos distintos, bem como imagens com melhor resolução espacial e aplicação dos métodos em uma área com mais homogeneidade, com superfície menos rugosa e espectralmente menos ruidosa (sombras e outros aspectos que provocam dispersão de ondas eletromagnéticas e/ou escalas maiores com nível de detalhamento menor) os resultados de acurácia dos softwares SIG utilizados, seriam possivelmente mais elevados e confiáveis, pois tais ferramentas apresentam um alto poder de processamento de dados digitais.

7 REFERÊNCIAS

- ALEXANDRA, I. **Cartografia Digital e Geoprocessamento: Fundamentos e Aplicações**. Versão digital, 2011. <<http://www.obusca.com/pdf/ciencia-e-aplicações.html>> Acesso em: 19 mai. 2012.
- ALMEIDA, A. J. P. **Ocupação em áreas de preservação permanente das bacias hidrográficas na área urbana de Maceió, Alagoas**. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal de Alagoas – UFAL. Maceió. 2011.
- ANDRADE, E. L.; SILVA, U. M. Avaliação da classificação não-supervisionada em imagens de alta resolução, utilizando a lógica fuzzy. XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR. 2011, Curitiba, PR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011, p. 7418-7425. .
- ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistemas de Informações Geográficas: Aplicações na agricultura**. 2 ed. Brasília: EMBRAPA - CPAC 1998. 434 p.
- BARET, F.; GUYOT, G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. **Remote Sensing of Environment**, v.35, n.2, p.161-173, 1991.
- BASTIAN, O.; STEINHARDT, U. Development and perspectives of landscape ecology. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht. Ed. 2002.
- BELO, J. P. R. **Os SIG aplicados à análise do risco de inundação pregressiva do rio Tejo, entre Belver e Vila Nova da Barquinha, Região do Médio Tejo**. 2012. 144 f. Dissertação (Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica) – Departamento de Ciências Florestais e Arquitetura Paisagista, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro. Vila Real. 2012.
- BONHAM-CARTER, G. F. Geographic information systems for geoscientists. **Pergamon. Computer Methods in the Geosciences**. Ottawa: v. 13, p. 397, 1994.
- BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resource assessment**. New York: Oxford University Press, 1986. 194p.
- CÂMARA, G. et al. **Introdução à ciência da geoinformação**. São José dos Campos: 2004. 78 p.
- CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A. M. V. **Introdução à ciência da geoinformação**. São José dos Campos: INPE, 2001. 344 p. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/sergio/2004/04.22.07.43>>. Acesso em: 21 mai. 2012.
- CAMPOS, S. ARAUJO JR., A. A.; BARROS, Z. X.; CARDOSO, L. G.; PIROLI, E. L. Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados ao uso da terra em microbacias hidrográficas, Botucatu/SP. **Revista Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 24, n. 2, p. 431-435, 2004.

CASTANHO, R. B.; TEODORO, M. A. O uso de geotecnologias no estudo da produção agropecuária. **Brazilian Geographical Journal: Geosciences and Humanities Research Medium**, v. 1, 2010, p. 136-153.

CASTANHO, R. B. **Uso do geoprocessamento no estudo da produção agropecuária da microrregião de Carazinho - RS**. 2006. 237f. Tese (Doutorado em Geografia). Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2006.

CEBALLOS-SILVA, A.; LÓPEZ-BLANCO, J. Delineation of suitable areas for crops using a multi-criteria evaluation approach and land use/cover mapping: a case study in Central Mexico. **Agricultural Systems**. v.77, p.117-136, 2003.

COHEN, J. A. Coeficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Measurment**. v. 20, p. 37-46, 1960. .

CROSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. IG/UNICAMP, Campinas – SP, v 1, p 193, 1992.

D'ALGE, J. C. L. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. Versão digital, 2003. <<http://www.ebah.com.br/content/ABAAAAQgQAI/cartografia-geoprocessamento>> Acesso em 19 de maio de 2012.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L.. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo - SP usando imagens Landsat-5. **Ra'e ga** (UFPR), v. 21, p. 234-271, 2011.

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRAFICA-UERJ. Engenharia cartográfica. Disponível em: <<http://www.carto.eng.uerj.br/cgi/index.cgi?x=utm.htm>>. Acesso em: 18 set. 2013.

DUARTE, F. P. **Análise do Uso do TerraView 4.2.0 no Cadastro Territorial Multifinalitário: um estudo de caso da área central do Campus da Universidade Federal de Viçosa** Trabalho de conclusão (Bacharelado - Geografia) - Universidade Federal de Viçosa - Voçosa: [s.n], 2013, 49 f.

EASTMAN, J. R.. **IDRISI Selva**– GIS and Image Processing Software – version 17.0. Worcester-MA/USA: Clark Labs, 2012.

EMBRAPA. Monitoramento de Satélite. 2013. **LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite**. Disponível em: <www.sat.cnpem.embrapa.br/conteudo/landsat.htm>. Acesso em: 07 jul. 2015.

EMBRAPA. Agência Embrapa de Informação Tecnológica. 2015. **AGITEC, Fenologia – Cana de açúcar**. Disponível em: < http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/cana-de-acucar/arvore/CONTAG01_68_22122006154840.html>. Acesso em: 15 jul. 2015.

EPIPHANIO, J. C. N. **Satélites de Sensoriamento Remoto**. INPE - Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2001.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. v 1, Ed. UFSCar, São Carlos – SP, p. 23. 2005.

FINK, J.; POELKING, E. L.; CLAUDINO, A. E.; DALMOLIN, R. S. D. Uso da Terra em Função das Classes de Declividade no Município de Itaara, RS. XXXI Congresso Brasileiro de Ciência do Solo. 2007, Gramado, RS. **Anais...** Gramado, 2007. 3-7p.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. São Paulo: Oficina de Texto, 2011.

FLORENZANO, T. G. (org.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

FRANÇA, M. M. **Avaliação de classificações supervisionadas com Redes Neurais artificiais e MAXVER para caracterização do uso da terra no Município de Viçosa-MG**. Trabalho de conclusão (Bacharelado - Geografia) - Universidade Federal de Viçosa - Viçosa-MG: [s.n], 2007, 66 f.

FREITAS FILHO, M.R.de, **Análise geoambiental com aplicação de geotecnologias nas nascentes do riacho dos Macacos: bacia do rio Acarajú-CE**. 2004, 91 f. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza, 2004.

FREITAS, M. I. S.; PANCHER, A. M. **Curso de Classificação de Imagem**. Ed. UNESP, Rio Claro – SP, v 1, p 33. 2013.

FUSHITA, A. T.; REIS, R. R.; FARESIN, L.; SANTOS, J. E. Desempenho da classificação supervisionada em diferentes programas: comparação por meio do uso da terra e do índice de naturalidade da paisagem. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR. 2013, Foz do Iguaçu, PR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013, p. 6465.

GASPAR, J.; FRANCESCHINI, M. H. D.; DEMATTÊ, J. A M.; ALKIMIM, A. F.; CASTRO, A. C. Uso de Imagens SPOT na identificação, quantificação e Planejamento de Áreas de Proteção Permanente e Reserva Legal XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR.. 2011, Curitiba, PR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011, p. 5849.

GLERIANI, J. M. **Redes Neurais artificiais para classificação espectro-temporal de culturas agrícolas**. Tese de Doutorado (Sensoriamento Remoto) - INPE - São José dos Campos: [s.n], 2005, 212 f.

GONG, P.; HOWARTH, P. J. An assessment of some factors influencing multispectral land-cover classification. **Photogrametric Engineering and Remote Sensing**. v. 56, n. 5, p. 597-603, 1990

HALL, F.G.; BADHWAR, G.D. Signature-extendable technology: global space-based crop recognition. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. Shaban, v.25, n.1, p.93- 103, 1987.

HASENACK, H. O.; WEBER, E. Idrisi for Windows Version 2. **Manual do usuário versão digital – Portable Document File**. 2ªed. Porto Alegre, 1998.

HILL, J.; STURM, B. Radiometric correction of multi-temporal Thematic Mapper data for use in agricultural land-cover classification and vegetation monitoring. **International Journal of Remote Sensing**, v. 12, n 2, p. 1471-1491, 1991.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico de Uso da Terra**. 2ª ed., Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Carta topográfica**: folha de Botucatu (SF-22-R-IV-3). Serviço gráfico do IBGE, 1969. Escala 1:50.000.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - Divisão de Geração de Imagens (DGI-INPE). **Banco de Dados Geográficos**. Disponível em:<<http://www.dgi.inpe.br/>>. Acesso em: 08 jul. 2015.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - Divisão de Geração de Imagens (DGI-INPE). **Catálogo de Imagens**. Disponível em:<<http://www.dgi.inpe.br/>>. Acesso em: 15 abr. 2013.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **TerraView 4.2.2**. São José dos Campos, SP: INPE, 2010. Disponível em: www.dpi.inpe.br/terraview. Acesso em: 09 jul. 2015.

INSTITUTO POLITÉCNICO DE BEJA. Engenharia topográfica. Disponível em: http://www.estig.ipbeja.pt/~hjmo/coordenacao_top.html. Acesso em: 22 mai. 2013.

JENSEN, J. **Introductory digital image processing**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2009. 316 p.

LABGEO. **Laboratório de Geoprocessamento do Centro de Ecologia**. 2013. UFRGS: Porto Alegre, RS. Disponível em: < <http://www.ecologia.ufrgs.br/labgeo/>>. Acesso em: 08 jul. 2015.

LANDGREBE, D. Evolution of Landsat data analysis. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda v.63, n.7, p.859-867, 1997.

LANDIS, R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.1, p.159-174, Mar. 1977.

LOBÃO, J. S. B.; FRANÇA-ROCHA, W. J. S.; SILVA, A. B. O Uso de Imagens de Satélite na Delimitação de Alvos Urbanos e Não-Urbanos em Feira de Santana-BA In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 11, 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos campos: INPE, 2003. p. 1099-1106.

MACHADO, C. A. S.; QUINTANILHA, J. A. **Módulo de Treinamento**. Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e Geoposicionamento: Uma Aplicação Urbana. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - Departamento de Engenharia de Transportes. São Paulo, 2008.

MAGUIRE, D., M. GOODCHILD and D. RHIND. **Geographical Information Systems**. Ed. Longman, London. 1991.

MEGIATO, E. I.; GARRASTAZU, M. C.; KOESTER, E.; FILIPPINI-ALBA, J. M. **Geoprocessamento para delimitação da bacia hidrográfica do Arroio Pelotas**. Trabalhos acadêmicos de geoprocessamento desenvolvidos no laboratório de planejamento ambiental em 2007 Embrapa, 2007.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. de **Geoprocessamento tecnologia transdisciplinar**. Brasília: Ed. UnB, 2012. 276 p.

MOREIRA, A. M. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 3 ed., Viçosa-MG:Ed. UFV, 2005.

MOREIRA, A.; RUDORFF, B. F. T. **Sensoriamento Remoto aplicado à agricultura**. INPE - Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos 2001.

MOURA, A. C. M. **Contribuições Metodológicas do Geoprocessamento à Geografia**. Apostila do Curso de Especialização em Geoprocessamento, UFMG, 2000. Disponível em: <<http://www.csr.ufmg.br/geoprocessamento>>. Acesso em 12 mai. 2012.

MOURA, A. C. M. **Geoprocessamento na gestão e planejamento urbano**. 2ª Edição. Belo Horizonte. 2005.

NASCIMENTO, F. M.; MOREIRA, K. F.; BARROS, B. S. X.; BARROS, Z. X.; CAMPOS, S.; RODRIGUES, J. G. L.. Cobertura do solo e determinação de conflitos na rede de drenagem das fazendas Lageado e Edgardia, Botucatu – SP, obtidas de fotografias aéreas. **Revista Pesquisa Aplicada & Agrotecnologia**, v. 4, n. 2, p. 236-244, 2011.

NASCIMENTO, M. C.; SOARES, V. P.; RIBEIRO, C. A. A. S.; SILVA, E. Uso do geoprocessamento na identificação de conflito de uso da terra em áreas de preservação permanente na bacia hidrográfica do rio Alegre, Espírito Santo. **Revista Ciência Florestal**, v. 15, n. 2, p. 207-220, 2005.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). **Landsat program**. [online]. <landsat.gsfc.nasa.gov>. Acesso em: 10 set. 2013.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3 ed. São Paulo: Blucher, 2008.

OLIVEIRA, M. J. **Proposta metodológica para delimitação automática de Áreas de Preservação Permanente em topos de morro e em linha de cumeada**. 2002. 53p. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2002.

POZONI, F. J. **Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação: Diagnosticando a Mata Atlântica**. INPE - Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos 2001.

PIRES, E. V. R.; SILVA, R. A.; IZIPPATO, F. J.; MIRANDOLA, P. H. Geoprocessamento Aplicado a Análise do Uso e Ocupação da Terra para Fins de Planejamento Ambiental na Bacia Hidrográfica do Córrego Prata – Três Lagoas (MS). **Revista Geonorte**, Edição Especial, v.2, n.4, p.1528 – 1538, 2012.

PIROLI, E. L.. **Introdução ao geoprocessamento**. Ourinhos: Unesp/Campus Experimental de Ourinhos, 2010. 46p.

PIROLI, E. L.; CAMPOS, S. Análise do uso da terra por classes de declividade em microbacia hidrográfica usando geoprocessamento. **Revista Pesquisa Aplicada & Agrotecnologia**. Guarapuava – PR, v.3, n.1, p.43 – 53, 2010.

RIBEIRO, C. A. A. S.; OLIVEIRA, M. J.; SOARES, V. P.; PINTO, F. A. C., Delimitação automática de áreas de preservação permanente em topos de morros e em linhas de cumeada: metodologia e estudo de caso. In: Seminário de atualização em sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas aplicadas à engenharia florestal, 5., 2002. Curitiba, PR. **Anais...** Curitiba, 2002. 7-18p.

ROCHA, C. H. B. **Introdução ao processamento de imagens de Sensoriamento Remoto**. Juiz de Fora: Ed. Do Autor, 2000. 220 p.

RODRIGUES, B. T.; **Utilização de técnicas de geoprocessamento para o mapeamento das linguas negras das praias urbanas de Maceió - AL**. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal de Alagoas – UFAL. Maceió. 201, 115 p.

RODRIGUES, M. T.; CERIGNONE, F. J.; RODRIGUES, B. T.; MALHEIROS, J. M.; MONTE, B. E. O.; CARDOSO, L. G. Utilização do geoprocessamento na classificação do uso da terra em áreas conflitantes da bacia hidrográfica do rio capivara no município de botucatu-sp. IV Workshop Internacional de Planejamento em Bacias Hidrográficas. 2013, Presidente Prudente. **Anais...** Presidente Prudente, SP: UNESP/FCT, 2013.

RODRIGUES, M. T.; RODRIGUES, B. T. Aplicação do índice da vegetação por diferença normalizada (NDVI) em imagens CBERS 2B no município de Botucatu-SP. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, Tupã, v. 6, n. 3, p. 139-147, 2012.

RODRIGUES, M. T.; POLLO, R. A.; RODRIGUES, B. T.; MALHEIROS, J. M.; CAMPOS, S. Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento aplicado ao uso da terra para avaliação entre classificadores a partir do índice Kappa. **Revista Científica Eletrônica de Engenharia Florestal**, Garça, v. 23, n. 1, p. 60-70, 2014.

RODRIGUES, M. T.; RODRIGUES, B. T.; TAGLIARINE, F. S. N. Comparação do desempenho de Sistemas de Informação Geográfica (IDRISI Selva e ArcGIS®) por meio de processamento digital de imagem. **Revista Forum Ambietal da Alta Paulista**, Tupã, v. 10, n. 2, p. 265-280, 2014.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 6 ed. Uberlândia: EDUFU, 2007
RUDORFF, B.F.T.; BERKA, L. M. S.; MOREIRA, M. A.; DUARTE, V.; ROSA, V.G. C.

Estimativa de Área Plantada com Cana-de-Açúcar em Municípios do Estado de São Paulo por Meio de Imagens de Satélites e Técnicas de Geoprocessamento: ano safra 2004/2005. **INPE-11421-RPQ/762**. 54p. 2004.

SANTOS, E. P. dos, **Mudanças no uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Ribeirão do Rebojo entre 1971/1972 e 2007/2008. UGRHI Pontal do Paranapanema – SP**. 2013. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Presidente Prudente, 396 f. 2013.

SANTOS, R.F. dos. **Planejamento Ambiental: teoria e prática**. S. Paulo: Oficina de textos, 2004.

SERRA, P.; PONS, X. Monitoring farmer's decisions on Mediterranean irrigated crops using satellite image time series. **International Journal of Remote Sensing**, v.29, p.2293-2316, 2008.

SHAO, G.F.; WE, W.C.; WU, G.; ZHOU, X.H.; WU, J.G. An explicit index for assessing the accuracy of cover-class areas. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. Bethesda, v.69, n 2, p.907-913, 2003.

SILVA, C. H. S.; GUALBERTO, S.; TUPINAMBÁS, W. J. M.; SARAIVA, C. Coordenadas Topográficas X Coordenadas UTM. 2013. <<http://mundogeo.com/blog/2013/06/05/coordenadas-topograficas-x-coordenadas-utm/>> Acesso em 12/09/2013.

SILVA, E. G. **Medições de áreas por fotografias aéreas, em escala nominal, comparadas com a área obtida em fotos com escalas corrigidas por meio de um SIG**. 2009. 105p. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura)-Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2009.

SILVA, V. C. B.; MACHADO, P. S. **Curso de Geografia e Análise Ambiental**. Ed. UNIBH, Belo Horizonte – MG, v 1, p 62. 2010.

SILVEIRA, C. J. A. **Determinação do Conflito entre as Áreas Antropizadas e a Legislação Ambiental na Zona Rural de Piedade dos Gerais, MG**. Belo Horizonte, 2007. Monografia (Especialização em Geoprocessamento) Universidade Federal de Minas Gerais, 2007.

SIMÕES, L.B. **Integração entre um modelo de simulação hidrológica e Sistema de Informação Geográfica na delimitação de zonas tampão ripárias**. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista – Botucatu: 2001., 171 p.

SOARES, A. M. L. et al. Aplicação de geotecnologias na identificação de conflitos entre o uso da terra e a legislação ambiental. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2007, p. 2651-2657.

STEVEN, M. D.; JAGGARD, K. W. **Advances in crop monitoring by Remote Sensing**. In: (Eds) DANSON, F.; PLUMER, S. **Advances in Environmental Remote Sensing**. Wiley, Chichester, UK. v. 2, p. 143 - 156, 1995.

STORY, M.; CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v.52, n.5, p.397-399, 1986.

TRABAQUINI, K.; GARCIA, M. M.; ROMAGNOLLI, R.; FERNANDES, M. V. Avaliação das APPs em áreas de fundo de vale na cidade de Londrina-PR utilizando imagens de alta resolução. XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR. 2009, Natal, RN. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013, p. 1047-1054.

UFSM, Colégio Politécnico. **Curso de cartografia básica, GPS e ArcGIS**. Ed. UFSM, Santa Maria – RS v 1, p 228. 2010.

SILVA, V. C. B.; MACHADO, P. S. **Curso de Geografia e Análise Ambiental**. Ed. UNIBH, Belo Horizonte – MG, v 1, p 62. 2010.

XAVIER DA SILVA, J. **Geoprocessamento para Análise Ambiental**. Rio de Janeiro. Ed. Do Autor, 2001.

XIN, J.; YU, Z.; VAN LEEUWEN, L.; DRIESSEN, P.M. Mapping crop key phenological stages in the North China Plain using NOAA time series images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.4, n.2, p.109-117, 2002.