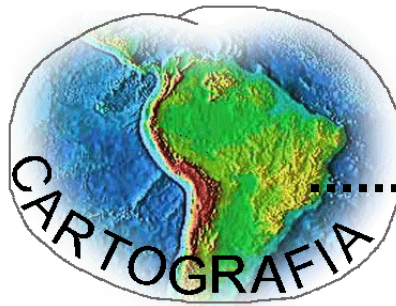


Vitor Malsá da Silva

Classificação de imagens por sensoriamento  
remoto: Análise comparativa das metodologias  
Pixel a Pixel e Segmentação por Região

XV Curso de Especialização em Geoprocessamento - 2015



UFMG

Instituto de Geociências

Departamento de Cartografia

VITOR MALSÁ DA SILVA

**Classificação de Imagens por Sensoriamento Remoto: Análise Comparativa das  
Metodologias Pixel-a-Pixel e Segmentação por Região**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Especialista em Geoprocessamento. Curso de Especialização em Geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. Universidade Federal de Minas Gerais.

Orientadora: Prof<sup>a</sup> Úrsula Ruchkys de Azevedo.

Co-orientador: Msc. Eric Oliveira Pereira

Belo Horizonte

2014

S586c  
2014

Silva, Vitor Malsá da.

Classificação de imagens por sensoriamento remoto [manuscrito] : análise comparativa das metodologias pixel-a-pixel e segmentação por região / Vitor Malsá da Silva. – 2014.

41 f., enc.: il. (principalmente color.)

Orientadora: Úrsula Ruchkys de Azevedo.

Coorientador: Eric Oliveira Pereira.

Monografia (especialização) – Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Cartografia, 2014.

Bibliografia: f. 40-41.

1. Sensoriamento remoto. 2. Algoritmos. 3. Processamento de imagens. 4. Classificação. I. Ruchkys de Azevedo, Úrsula. II. Pereira, Eric Oliveira. III. Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Cartografia. IV. Título.

CDU: 528:519.6\*84

VITOR MALSÁ DA SILVA

**Classificação de Imagens Por Sensoriamento Remoto: Análise Comparativa das  
Metodologias Pixel-a-Pixel e Segmentação por Região**

**COMISSÃO EXAMINADORA**

---

**Profª. Drª. Úrsula Ruchkys de Azevedo**  
**Universidade Federal de Minas**  
**Gerais Orientadora**

---

**MSc. Eric Pereira**  
**Universidade Federal de Minas Gerais Co-**  
**Orientadora**

---

**Profª. Drª. Maria Márcia M. Machado**  
**Universidade Federal de Minas Gerais**

Para as mulheres mais importantes da minha vida: Dona Meire, minha mãe e Zelina, minha companheira. Com amor, carinho e paciência, sempre me apoiaram nas minhas escolhas.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente, a Deus, pois sem Ele eu não estaria aqui, e graças a Ele tive força e saúde para superar os vários obstáculos. Agradeço também a minha mãe, mulher única nesse mundo, que mesmo diante de tanta ausência minha, sempre esteve ao meu lado e sempre estará, com sua força e vontade.

À minha amada companheira Zelina, a mulher mais guerreira que já conheci e que Deus me presenteou. Depois de entrar na minha vida as bênçãos divinas foram despejadas sobre mim. Minha companheira de todas as batalhas e alegrias. Amo você eternamente.

Aos meus familiares: Tarcisio, por ter aparecido em nossas vidas no momento certo. Ao Neander e Jardel, as fontes de alegria e energia, eles são o símbolo de amor e esperança.

Ao Leandro, a Franciane e a Juliana, que apesar das brincadeiras, são mais do que amigos, são irmãos para a vida toda. Muito obrigado por conhecê-los. Quero tê-los por perto para sempre.

Agradeço a Professora Úrsula pela orientação e dedicação. Também quero agradecer ao CoOrientador Eric, que teve muita paciência e dedicação para apontar os caminhos a seguir na construção deste trabalho. À professora Márcia, pelos toques e dicas durante o transcorrer do curso. Aos professores do curso, que contribuíram para ampliar os meus conhecimentos.

Aos colegas da Especialização, com quem passei um ano muito importante da minha vida e pude trocar experiências e ideias sobre geoprocessamento e sobre a vida como um todo.

A todos da Azurit Engenharia, local de trabalho em que tenho a oportunidade de aplicar os conhecimentos adquiridos no curso de Especialização.

## RESUMO

O uso de imagens de satélites de sensoriamento remoto tem sido amplamente aplicado em projetos de mapeamento de uso do solo. Apontada como uma das alternativas viáveis para para mapeamentos do uso da terra, a classificação de imagens tem se apresentado como uma técnica de grande contribuição no que diz respeito à otimização de tempo na produção e ao ganho de qualidade dos produtos cartográficos. Nesse contexto, o objetivo desse trabalho é comparar os resultados da classificação de imagens do satélite RapidEye com resolução espacial de 5 metros, da região do entorno do Parque Estadual Serra Verde/MG a partir de três métodos de classificação: Distância Euclidiana, Máxima Verossimilhança e Bhattacharya. Após realizado o pré-processamento, passou-se à coleta de amostras das classes para o mapeamento do uso do solo, tais como: Mata, Vegetação aberta, Solo exposto, Água, Área construída e Via asfaltada. Nas etapas seguintes, realizou-se a classificação, a avaliação de cada classificação e os parâmetros estatísticos. Observou-se que o método MaxVer apresentou os melhores resultados, contudo, demonstrou confusão entre classes solo exposto e área construída. O resultado obtido com o classificador Distância Euclidiana manteve melhor consistência nas áreas próximas das amostras de treinamento, porém superestimou a existência de classes em regiões não amostradas. Finalmente, o algoritmo de classificação Bhattacharya apresentou imperfeições, não identificando elementos da área de estudo pertencentes à classe Mata.

## LISTAS DE FIGURAS

|   |    |
|---|----|
| Figura 1 - Localização do Parque Estadual Serra Verde e a área de estudo, Belo Horizonte\MG. .... | 21 |
| Figura 2 - Seleção de amostras da classe Mata no método de classificação Pixel a Pixel. ....      | 24 |
| Figura 3 – Imagem RapidEye segmentada. ....   | 26 |
| Figura 4 - Escolha das regiões (amostras) a partir da imagem segmentada. ....                     | 27 |
| Figura 5 - Resultado da classificação pixel a pixel: algoritmo Distância Euclidiana. ....         | 29 |
| Figura 6 - Resultado da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo MAXVER. ....           | 31 |
| Figura 7 - Resultado da classificação por regiões utilizando o classificador Bhattacharya. ...    | 33 |

## LISTAS DE TABELAS

|  |    |
|--|----|
| Tabela 1 - Matriz de Confusão da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo Distância Euclidiana ..... | 30 |
| Tabela 2 - Parâmetros estatísticos da classificação Distância Euclidiana. ....                                 | 30 |
| Tabela 3 – Matriz de Confusão da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo MAXVER. ....               | 32 |
| Tabela 4 - Parâmetros estatísticos da classificação MAXVER. ....   | 32 |
| Tabela 5 - Tabela de confusão da classificação por região utilizando o algoritmo Bhattacharya. ....            | 34 |
| Tabela 6 - Parâmetros estatísticos da classificação Bhattacharya .....   | 34 |

## **LISTAS DE SIGLAS E ABREVIACÕES**

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IEF - Instituto Estadual de Florestas

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

MAXVER - Máxima Verossimilhança MMA

– Ministério do Meio Ambiente

PESV – Parque Estadual Serra Verde

SAD -South American Datum

SIG - Sistema de Informações Geográficas

SIRGAS - Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas

UTM - Universal Transversa de Mercator

WGS – World Geographic System

## SUMÁRIO

|   |           |
|---|-----------|
| <b>1. INTRODUÇÃO.....</b>                           | <b>12</b> |
| <b>2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>               | <b>13</b> |
| 2.1 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS .....                  | 13        |
| 2.2 ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO .....               | 17        |
| 2.3 ESTUDOS ANTERIORES .....                        | 19        |
| <b>3. MATERIAIS E MÉTODOS .....</b>                 | <b>21</b> |
| 3.1 ÁREA DE ESTUDO .....                            | 21        |
| 3.2 TRATAMENTO DOS DADOS .....                      | 22        |
| 3.3 DEFINIÇÃO DAS CLASSES.....                      | 23        |
| 3.4 CLASSIFICAÇÃO.....                              | 23        |
| 3.5 CLASSIFICAÇÃO PIXEL A PIXEL .....               | 24        |
| 3.6 CLASSIFICAÇÃO POR REGIÕES .....                 | 26        |
| <b>4. RESULTADOS .....</b>                          | <b>29</b> |
| 4.1 RESULTADO DAS CLASSIFICAÇÕES PIXEL A PIXEL..... | 29        |
| 4.2 RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR REGIÃO .....     | 34        |
| <b>5. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>                | <b>38</b> |
| <b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>           | <b>40</b> |

## 1. INTRODUÇÃO

O estudo do espaço urbano, com todas as variáveis que o compõem, é atualmente um grande desafio, tanto para os pesquisadores dedicados ao tema quanto aos planejadores e gestores. Neste contexto, as ferramentas disponibilizadas pelo sensoriamento remoto e geoprocessamento, em conjunto, possibilitam mapear o uso e ocupação do solo com boa acurácia e precisão.

Brito (2005) relata que o estudo de uso e cobertura do solo busca conhecer a sua utilização e caracterizar o padrão de ocupação que o reveste. Dentre os vários métodos de obtenção de dados e informações acerca da ocupação do solo, as técnicas de classificação de imagens orbitais tem apresentado elevado potencial na aquisição de grandes volumes de dados georreferenciados em diferentes escalas.

Neste contexto, a área do entorno do Parque Estadual Serra Verde (PESV) foi escolhida para as aplicações metodológicas deste estudo. A grande diversidade de coberturas do solo faz com que a área seja ideal para o teste das técnicas de Sensoriamento Remoto.

O mapeamento do uso e cobertura do solo, por meio de classificação de imagens é bastante relevante e o uso do geoprocessamento e do sensoriamento remoto são crescentes para estudos dessa natureza. Isto se deve à capacidade de considerar, de forma integrada, diferentes variáveis no espaço e suas alterações temporais em uma base de dados georreferenciada (BARBOSA, 2005).

O uso de imagens de satélite para mapeamento do solo tem se destacado como ferramenta acessível para estudos científicos. Dentre vários tipos de imagens de satélite, tais como Landsat, Spot, Cibers e Aster, podemos destacar as imagens Rapideye. A missão RapidEye, é composta por um sistema de cinco satélites de orbitais idênticos e em mesma órbita. Dentre as principais vantagens destacam-se a resolução espacial (5 metros), a frequência de passagem e a compra das imagens pelo Ministério do Meio Ambiente brasileiro (MMA).

Devido ao grande ganho em resolução espacial deste satélite quando comparado aos outros citados, torna-se indispensável a realização de testes para buscar a melhor abordagem metodológica para a classificação do produto gerado.

Neste contexto, o trabalho teve como principal objetivo comparar três métodos de classificação de imagens com o uso da imagem RapidEye. Como objetivos específicos temos: 1- Realização da Classificação pixel-a-pixel com o algoritmo Distância Euclidiana; 2- Realização da Classificação pixel-apixel com o algoritmo Máxima Verossimilhança (MAXVER); 3 - Classificação por Região com o algoritmo *Bhattacharya* a partir da Segmentação Crescimento por Regiões da imagem RapidEye.

A monografia é apresentada em cinco partes com o intento de facilitar a sua compreensão e o seu objetivo. No CAPÍTULO 1, é apresentado a introdução do estudo, contendo a justificativa para a sua realização e os objetivos, geral e específicos. No CAPÍTULO 2, encontra-se a fundamentação teórica, que aborda os seguintes temas: Classificação de Imagens, Algoritmos de Classificação e Estudos Anteriores.

No primeiro, mencionam-se estudiosos que contribuíram com trabalhos acerca da classificação de imagens orbitais de modo geral. No segundo, são destacados trabalhos que utilizaram algoritmos de classificação para realizarem o mapeamento do uso e cobertura do solo. Por fim, foram buscados trabalhos progressos que utilizaram da classificação de imagens, destacando os resultados alcançados, principalmente, no mapeamento do uso e cobertura do solo.

O CAPÍTULO 3 consta os materiais e métodos adotados para tratamento de dados e a metodologia empregada para o presente estudo. Posteriormente, no CAPÍTULO 4, são avaliados os resultados de cada da classificação e a identificação de cada classe do uso e cobertura do solo. No CAPÍTULO 5, são abordadas as considerações finais, enfatizando a importância do estudo e as possibilidades que foram criadas para o seu aprimoramento no tocante à classificação de imagens de satélite.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **2.1 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS**

O conhecimento do espaço é extrema importância para planejadores e legisladores, pois ao verificar a utilização do solo em determinada área, pode-se elaborar uma melhor política de

uso da terra para o desenvolvimento ordenado da região (BRITO E PRUDENTE, 2005). No intuito de contribuir para a compreensão da ocupação do espaço, o sensoriamento remoto possui uma grande quantidade de ferramentas para identificação e monitoramento.

Dentre as diversas ferramentas que podem contribuir para o mapeamento do uso e ocupação do solo, podemos destacar a classificação de imagens de satélite. A classificação é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos e são utilizados em sensoriamento remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse (INPE, 2014).

Neste contexto, Menezes (2012) ressalta que as técnicas de classificação digital de imagens, automatizam o processo de extração de informações das imagens eliminando a subjetividade da interpretação humana e reduzindo o esforço de trabalho do analista. Desta forma, o resultado final da classificação constitui em um mapa temático de pixels classificados, representado em polígonos os padrões homogêneos de classes de alvos.

Cruz (2008) enfatiza que este procedimento envolve o processamento computacional da imagem visando aglomerar blocos de pixels que possuam dados com informações semelhantes, sendo que o nível de semelhança depende da escolha do método classificador (modelo matemático).

A classificação de imagens possui varias aplicações que foram e são desenvolvidas ao longo dos anos. O processo de extração de informações das imagens é utilizado na confecção de mapas temáticos, que busca identificar e reconhecer objetos e padrões existentes em determinada área de estudo. Alves (2010) relata que o resultado final de uma classificação é o mapa temático, nos quais os pixels classificados são representados por símbolos específicos (dados por variáveis visuais, geralmente cores). Cada símbolo é associado a uma classe definida, previamente, pelo usuário.

No campo do sensoriamento remoto, existem várias formas e procedimentos para realizar uma classificação de imagem. Podemos destacar pois tipos de classificação:

- Classificação Pixel a Pixel; e,

- Classificação por Regiões.

O classificador “pixel a pixel” é a forma mais comum dentre os métodos de classificação (CRUZ, 2008). Este método considera as informações de nível de cinza de cada pixel para agrupá-los em padrões homogêneos, baseando-se em conceitos de probabilidade (método estatístico) ou não (método determinístico). Por outro lado, INPE (2014) salienta a importância da unidade *pixel* como elemento crucial na classificação de imagens de sensores orbitais:

Ainda com relação a unidade pixel Inpe (2014) relata:

“A informação espectral de uma cena pode ser representada por uma imagem espectral, na qual cada ‘pixel’ tem coordenadas espaciais  $x$ ,  $y$  e uma espectral  $L$ , que representa a radiância do alvo em todas as bandas espectrais, ou seja para uma imagem de  $K$  bandas, existem  $K$  níveis de cinza associados a cada "pixel" sendo um para cada banda espectral. O conjunto de características espectrais de um "pixel" é denotado pelo termo atributos espectrais.”

A classificação “pixel a pixel” utiliza apenas a informação espectral, isoladamente, de cada pixel, para achar a classe mais provável para o pixel. Segundo Ribeiro & Kux (2009) apud Congalton e Green (1999), a classificação por pixel procura identificar a classe de cada pixel na imagem através do vetor dimensional de dados de cada elemento com o padrão de cada classe.

Cada "pixel" de uma banda possui uma correspondência espacial com outro "pixel", em todas as outras bandas, ou seja, para uma imagem de  $K$  bandas, existem  $K$  níveis de cinza associados a cada "pixel", sendo um para cada banda espectral (CURRAN, 1995). O conjunto de características espectrais de um "pixel" é denotado pelo termo "atributos espectrais".

A eficiência da classificação “pixel a pixel” ocorre principalmente em imagens de média e baixa resolução. Contudo, com o aparecimento de sensores de alta resolução no sensoriamento remoto, a eficiência da classificação “pixel a pixel” é questionada, pois o alto grau de detalhe destas imagens torna evidentes as variações espectrais entre os objetos que antes, com resolução espacial mais grosseira.

Por outro lado, a classificação por região utiliza, além de informação espectral de cada "pixel", a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos. Procurando simular o comportamento de um foto- intérprete, reconhecendo áreas homogêneas de imagens, baseados nas propriedades espectrais e espaciais de imagens (INPE 2014).

A classificação por região se coloca como alternativa de mapeamento do uso e cobertura do solo, pois, além do nível de cinza da imagem, considera, também, a situação espacial de um conjunto de pixels semelhantes (região) em relação aos pixels que cercam esse conjunto. Este tipo de classificação demanda o conhecimento prévio de alguns aspectos da área de estudo. Tais áreas são padrão de comparação com as quais todos os pixels desconhecidos serão comparados e, posteriormente, classificados.

Nessa classificação, diferentemente da classificação por pixel, provê um meio, dentro do qual a variabilidade espacial e a textura natural podem ser usados no processo de classificação (KURY, 2002). Ao invés de consideraras características espectrais de um determinado pixel no processo de decisão, um agrupamento de pixels é selecionado e usado como unidade de classificação.

Os classificadores por região utilizam como critério de decisão, a informação espectral de cada pixel da imagem e a informação espacial que envolve agrupamentos de pixels. Para alguns classificadores (algoritmos) por região, esse reconhecimento abrange a obtenção de parâmetros estatísticos (média, matriz de covariância) de cada classe presente na área (CROSTA, 1992).

Neste processo de classificação, Alves (2010) enfatiza duas etapas: primeiro as imagens são divididas em regiões homogêneas (segmentação), depois cada região é associada a uma classe. A fase de segmentação é o processo de separação automatizada da imagem em áreas que englobem "pixels" semelhantes nas direções X e Y do plano cartesiano (CRUZ, 2008). Essa etapa é essencial para a realização de uma classificação por região, agrupando os pixels em regiões distintas.

Cada região ou segmento constitui um conjunto de pixels contíguos agrupados segundo um padrão de homogeneidade. Pixels de diferentes regiões são necessariamente heterogêneos em

relação um dado padrão especificado. Pedrassoli (2011) coloca que o princípio básico da segmentação é que a partir de uma imagem, se extrai ou se reduz as informações, a priori, contida nos pixels da imagem, em regiões homogêneas (objetos).

Para Borges e Silva (2009) apud Nascimento (1998) a execução do processo de segmentação de imagens exige a definição dos limiares de similaridade e de área, os quais definem a similaridade espectral entre duas regiões e o tamanho da região, respectivamente:

“O limiar de similaridade é o valor da distância euclidiana mínima entre as médias das regiões consideradas. E o limiar de área é o valor da área mínima, dado em número de pixel, para que uma região seja individualizada.” (NASCIMENTO et al 1998, p.983).

## 2.2 ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO

Para realizar a classificação de imagens resultantes de sensores orbitais são utilizados modelos matemáticos denominados algoritmos. Dentro deste conjunto de classificadores podemos destacar os algoritmos Distância Euclidiana e Máxima Verossimilhança (MAXVER), para a classificação pixel a pixel e o algoritmo *Bhattacharya* para classificação por regiões.

O algoritmo Distância Euclidiana é um processo de baixo custo computacional e que depende de um treinamento supervisionado onde a média de cada classe é gerada através das amostras, em seguida cada pixel é atribuído àquela classe cuja distância euclidiana entre o valor do pixel e a média da classe for menor, ou seja, a classe da qual a média o pixel está mais próximo (CRUZ, 2008).

Este método classificatório usa a informação da média das classes espectrais, a categoria do pixel é atribuída à classe cuja média está mais próxima. Freire (2006) enfatiza que na fase de treinamento supervisionado, definem-se os agrupamentos que representam as classes, sendo que cada pixel será incorporado a um agrupamento, através da análise da medida de similaridade de Distância Euclidiana.

O método de classificação por Distância Euclidiana é um procedimento de classificação supervisionada que utiliza esta distância para associar um "pixel" a uma determinada classe. Para tal, definem-se os agrupamentos que representam as classes, cada "pixel" será

incorporado a um agrupamento, através da análise da medida de similaridade de Distância Euclidiana (INPE, 2014)

Por outro lado, o algoritmo MAXVER se destaca como o modelo matemático de classificação mais utilizado no mapeamento temático. De modo geral, o computador vai calcular o valor de determinado pixel e avaliar suas características para determinar sua classe, com base na distribuição da mesma. Todavia, após este procedimento inicial, o algoritmo de máxima verossimilhança vai analisar o contexto espacial em que este pixel está inserido, ou seja, seus vizinhos (JUNIOR, 2011). A partir disso, é realizado o cálculo de probabilidade e o pixel pode ser classificado como outra classe adjacente ou não classificado.

Este algoritmo considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos. Os conjuntos de treinamento definem o diagrama de dispersão das classes e suas distribuições de probabilidade, considerando a distribuição de probabilidade normal para cada classe do treinamento (INPE, 2014).

O resultado de uma classificação utilizando o método MAXVER consiste na obtenção das amostras obtidas nas chamadas áreas de treinamento (áreas cujo tipo de cobertura é conhecida), onde são utilizadas para o ajuste de uma função de densidade de probabilidade para cada classe baseada na suposição que a mesma é normal ou Gaussiana (OLIVEIRA, 2000). A partir desse ajuste é possível quantificar a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe atribuindo-o à classe mais provável. Para o melhor desempenho dessa técnica, é necessário que se tenha amostras grandes e representativas das classes nas áreas de treinamento escolhidas.

Em relação ao processo de classificação por regiões, podemos destacar o método classificador *Bhattacharya*. Este se baseia no índice de probabilidade das classes desejadas, trabalhando com um par de classes de cada vez. Cruz (2008) acrescenta que o algoritmo depende diretamente do treinamento supervisionado para organizar os segmentos de acordo com a menor distância de *Bhattacharya* encontrada com determinada classe, associando-o à mesma.

O classificador *Bhattacharya*, trabalha com a distância que é utilizada para medir a separabilidade estatística *Bhattacharya* entre um par de classes, ou seja, mede a distância média entre as distribuições de probabilidade dessas classes (INPE, 2006).

Menezes (2012) salienta que este classificador é usado para medir a separação estatística entre um par de classes espectrais. Ele mede a distância média entre as distribuições de probabilidades de classes espectrais.

“O classificador *Bhattacharya*, diferentemente do que ocorre com o Isoseg, não realiza a classificação de forma automática, exigindo uma etapa de treinamento de acordo com as regras da classificação supervisionada. As amostras são as regiões formadas na segmentação de imagens.” Menezes (2008, pag. 216).

### 2.3 ESTUDOS ANTERIORES

Estudos sobre a expansão urbana são importantes para o reconhecimento das formas de ocupação do espaço. O Sensoriamento Remoto constitui uma importante ferramenta para o monitoramento e análise de extensas áreas da terra como os espaços urbanos, contribuindo para o planejamento e minimizando os impactos negativos gerados ao meio ambiente. A utilização de imagens de sensores remotos tem se mostrado de suma importância para o conhecimento da realidade urbana. Mas, devido à complexidade cada vez maior desta realidade, tem se buscado o aprimoramento de técnica de interpretação automatizada de tais imagens.

Ao realizar a classificação de imagem ASTER da área correspondente ao Município de Nova Lima/MG, Carneiro (2008) obteve significativos resultados no mapeamento da expansão da mancha urbana e das áreas de mineração frente aos remanescentes florestais no município. Para alcançar tais resultados, o autor usou o método de classificação MAXVER, a partir de uma imagem de média resolução.

No estudo de classificação de uma imagem IKONOS para o município de São José dos Campos/SP, realizado por Feitosa e Pinho (2005), foram comparadas duas abordagens diferentes para classificação de alvos urbanos em imagem de alta resolução espacial: uma

pixel a pixel, com o classificador MAXVER, e outra por classificação por região. Os resultados obtidos comprovaram que a segunda abordagem é uma alternativa promissora para minimizar o problema da grande variabilidade espectral inter e intra-classes nas áreas urbanas. Os autores salientam que enquanto os classificadores tradicionais, baseados exclusivamente em dados espectrais, tornam-se limitados em áreas urbanas em virtude da sobreposição de classes em seu espaço de atributos, os classificadores por região possibilitam, após a segmentação da imagem, o agrupamento das regiões às classes pré-estabelecidas.

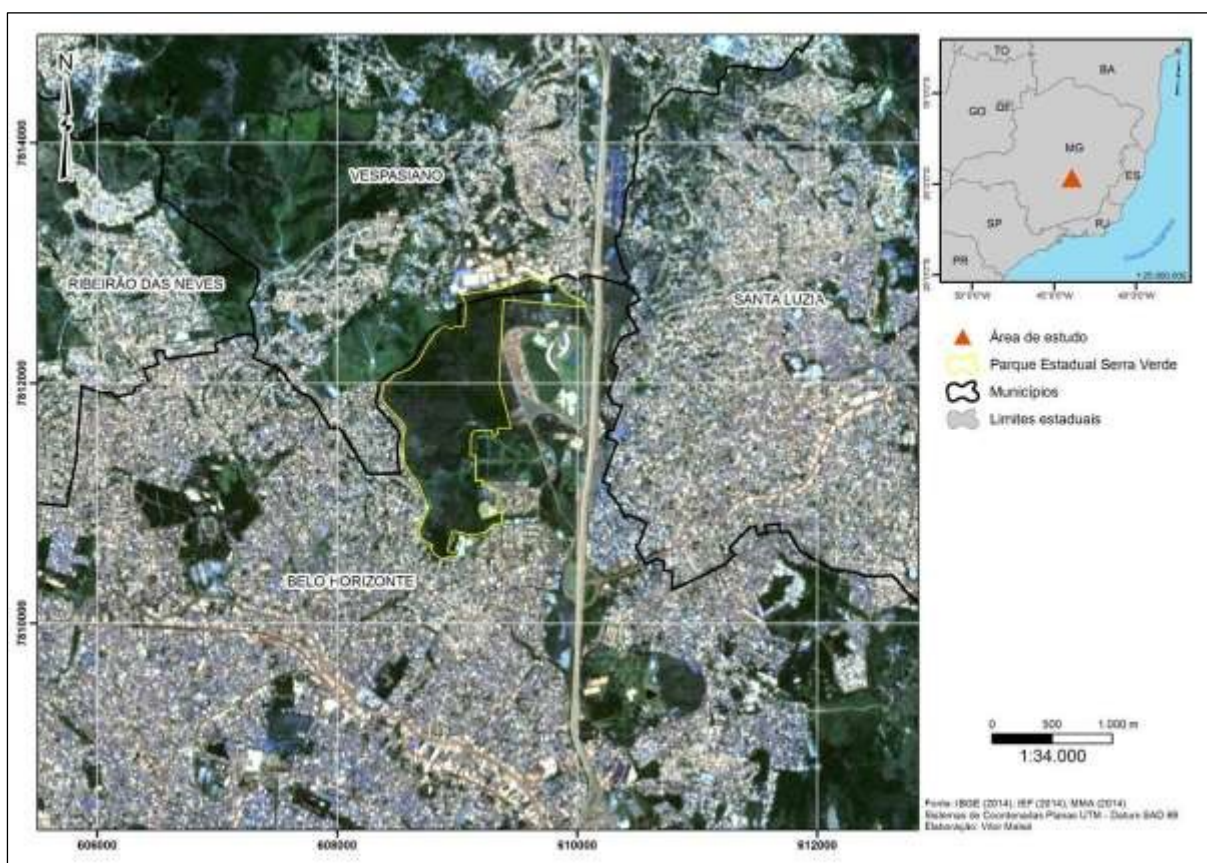
Cruz e Ribeiro (2008) realizaram um estudo no Parque Estadual Serra do Órgãos/RJ, no qual, promoviam ensaios de classificação utilizando diferentes algoritmos classificadores no software *Spring*. Neste estudo, foram realizadas diversas classificações a partir do sistema orbital *Cbers*. As experimentações tiveram o intento de comparar os principais métodos de classificação disponibilizados pelo software. Dos resultados obtidos, vale salientar o mapeamento da mancha urbana da área de estudo, pelos algoritmos Distância. Euclidiana e MAXVER. Para estes, a identificação das áreas urbanizadas extrapolaram as áreas reais, se comparado ao método *Bhattacharya*, que apresentou mesmo problema, contudo, menos significativo.

O trabalho realizado por Sousa (2008), foi possível estabelecer que a Serra do Caraça, localizada no oeste do município de Catas Altas/MG, vem passando por transformações em seu uso e ocupação do solo. Ao utilizar uma imagem LandSat e realizar a classificação com algoritmo MAXVER, concluiu-se que as maiores transformações ocorreram a leste do município, onde houve a redução dos remanescentes florestais, em decorrência, principalmente, da atividade mineradora.

### 3. MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo compreende o Parque Estadual Serra Verde (PESV) e os bairros vizinhos (Figura 1). O PESV está localizado ao norte do Município de Belo Horizonte. Os bairros limítrofes à área do parque são Serra Verde, Minas Caixa e Nova York, além da Cidade Administrativa, sede do governo do Estado de Minas Gerais, sendo a porção norte da Unidade de Conservação é limítrofe ao Município de Vespasiano. A área de estudo abrange ainda a porção oeste do Município de Santa Luzia e a porção sudeste do Município de Ribeirão das Neves.



**Figura 1 - Localização do Parque Estadual Serra Verde e a área de estudo, Belo Horizonte\MG.**

Para a delimitação da área de estudo, foi levado em consideração a localização dos bairros mais próximos do Parque Estadual Serra Verde. Para tal, foi criada uma poligonal que abrange uma área de, aproximadamente, três quilômetros envolta do PESV.

Para a realização do trabalho foi utilizada uma imagem RapidEye (Ministério do Meio Ambiente, 2014), gerada em de 22 de novembro de 2012. O sensor possui resolução espacial de 5 metros. A faixa da abrangência de coleta de imagens é de 77 km de largura, sendo o sistema de coordenadas geográficas é o WGS 84 (RapidEye, 2012). O sensor gera imagens em cinco bandas espectrais: 1 - Azul, 2 - Verde, 3 -Vermelho, 4 - RedEdge e 5 - Infravermelho Próximo.

### 3.2 TRATAMENTO DOS DADOS

No *Software* livre *QuantunGIS 2.4.0* realizou-se o recorte da imagem da área de estudo utilizando a ferramenta *Cortar*. Após o recorte do arquivo imagem, o arquivo contendo a área de estudo foi exportado para o formato *Tiff*. O retângulo envolvente à área de estudo abrange as coordenadas de canto superior esquerdo 605.430/7.815.948, e canto inferior direito 612.982/7.877.403, no sistema Universal Transversa de Mercator (UTM).

A base cartográfica representativa do Parque Estadual Serra Verde está disponível no Instituto Estadual de Florestas (IEF), o limite utilizado neste trabalho foi extraído da base atualizada em 2014, no formato *shapefile*. Os limites municipais do estado de Minas Gerais foram adquiridos, gratuitamente, no banco de dados do setor de geociências do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2014), também no formato *shapefile* no Sistema de Coordenadas Planas Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas2000 (SIRGAS 2000).

Os arquivos neste formato, bem como, a imagem recortada RapidEye foram reprojatados para o Sistema de Coordenadas UTM *South American Datum 1969* (SAD 69), no fuso 23S. A reprojeção foi realizada no *software ArcGIS 9.3*, sendo neste utilizada a ferramenta *Project*, localizada no *ArcTool Box - Data Managment Tools - Feature*. A reprojeção de toda base cartográfica foi necessária para o alinhamento no mesmo sistema de coordenadas, evitando, assim, possíveis conflitos de sistemas de projeção.

### 3.3 DEFINIÇÃO DAS CLASSES

Após o preparo das bases, foram definidas as classes de uso e cobertura do solo. Foram estabelecidas 6 classes para a área de estudo. A definição das classes foi feita a partir da interpretação visual da imagem e também contou com uma visita de campo realizada em novembro de 2014. As classes de uso e cobertura do solo definidas foram:

- Mata (fragmentos florestais e matas ciliares em bom estado de conservação);
- Vegetação aberta (vegetação de médio\pequeno porte);
- Água (lagos);
- Via Asfaltada (ruas e rodovias);
- Solo exposto;
- Área construída (edificações e residências).

### 3.4 CLASSIFICAÇÃO

O programa adotado para a classificação foi o *Spring 5.2.7*, *software* livre desenvolvido e disponibilizado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

Neste trabalho, com o auxílio do *software Spring*, as classificações foram feitas com a utilização de dois métodos:

- Pixel a Pixel: Utiliza a informação espectral de cada pixel para encontrar as regiões homogêneas.
- Por Regiões: Baseia-se na utilização da informação espectral de cada "pixel" e a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos.

Três algoritmos classificadores foram utilizados para o mapeamento da área de estudo. Para a classificação pixel a pixel foram adotados os algoritmos Distância Euclidiana e Máxima Verossimilhança (MAXVER). Por outro lado, para a classificação por região foi adotado

o algoritmo *Bhattacharya*. Realizadas as classificações, foi feita uma primeira comparação entre as classificações pixel a pixel. Também foram analisados os parâmetros estatísticos destas duas primeiras classificações.

Em seguida, foi feita uma análise comparativa entre o método de classificação pixel a pixel que proporcionou o resultado e a classificação por região utilizando o algoritmo *Bhattacharya*. Por fim, foi avaliada as vantagens e desvantagens de cada método, e aquela que melhor identificou as classes na imagem RapidEye correspondente à área de estudo.

### 3.5 CLASSIFICAÇÃO PIXEL A PIXEL

Para a classificação pixel a pixel, foi criado, no Spring, o projeto no Sistema de Projeção UTM e *Datum* SAD 69. As coordenadas geográficas do retângulo envolvente são as mesmas da área de estudo, mencionadas anteriormente.

Em seguida, a imagem da área de estudo, no formato *Tiff*, foi importada com o Interpolador definido como Vizinho + Próximo. Como categoria imagem e o Plano de Informação (PI) contendo os dados matriciais.

Para melhor visualização e interpretação da imagem na coleta das amostras, optou-se pela composição realçada 5R3G2B. Com esta composição denominada falsa-cor, o canal infravermelho está na cor vermelho, o canal vermelho na cor verde e o canal verde na cor azul, o que torna um facilitador na identificação do uso e cobertura do solo.

Na escolha das amostras, foi utilizado como padrão a seleção 10 amostras por classe, sendo que procurou-se manter o mesmo tamanho do polígono de seleção das amostras, mantendo assim, a homogeneidade das áreas amostradas (Figura 2).



**Figura 2 - Seleção de amostras da classe Mata no método de classificação Pixel a Pixel.**

Cada amostra foi selecionada em diferentes locais na área de estudo, visando a diversificação das áreas de amostragem ao longo da imagem. Após a seleção das amostras, utilizou-se dois algoritmos classificadores para avaliar aquele que proporcionará os melhores resultados. Primeiramente, utilizou-se o algoritmo *Distância Euclidiana*, processo que baseia-se em uma classificação supervisionada onde a média de cada classe é gerada através das amostras, em seguida cada pixel é atribuído àquela classe cuja distância euclidiana entre o valor do pixel e a média da classe for menor, ou seja, a classe da qual a média o pixel está mais próximo (Cruz, 2008)

Outro algoritmo utilizado para a classificação pixel a pixel foi Máxima Verossimilhança (MAXVER). Esse classificador baseia-se no modelo estatístico de “Máxima Verossimilhança” e, atualmente, é um dos mais utilizados em trabalhos de mapeamento temático. Após obter a média dos níveis digitais de cada classe e estabelecer sua distribuição de probabilidade normal, o algoritmo passa a considerar a distância ponderada entre as médias

das classes para classificar o pixel de acordo com sua posição em relação à distribuição normal (Cruz, 2008).

Realizada a classificação pixel a pixel utilizando os dois algoritmos, foram geradas duas tabelas contendo parâmetros estatísticos das classificações e das amostras selecionadas.

### 3.6 CLASSIFICAÇÃO POR REGIÕES

Inicialmente, foi executado a segmentação da imagem no Spring. Para segmentação, optou-se pelo método Crescimento por Regiões, técnica de agrupamento de dados, na qual somente as regiões adjacentes, espacialmente, podem ser agrupadas.

Após testes com valores de Similaridade e Região por Pixel, foram definidos os valores 400 para a Similaridade e 200 para a Região de Pixels. Selecionadas as bandas a serem segmentadas, foi definida a categoria imagem e PI contendo as informações matriciais.

A segmentação compartimentou a imagem em regiões (polígonos) relativamente homogêneas para associação de cada região às respectivas classes (Figura 3).



**Figura 3 . Imagem RapidEye segmentada.**

A segmentação criada serviu de base para a escolha das amostras correspondente a cada classe. Para realizar a classificação por regiões, foram utilizadas as mesmas 6 classes utilizadas na classificação pixel a pixel. A partir da visualização da imagem na composição 5R3G2B foi possível identificar os polígonos (regiões) pertencentes a cada classe, facilitando a sua escolha (Figura 4). Ao todo, foram selecionadas 60 amostras, sendo 10 amostras para cada classe. Ao final, foi gerada uma tabela com valores estatísticos correspondentes à classificação por regiões.



**Figura 4 - Escolha das regiões (amostras) a partir da imagem segmentada.**

Realizada a segmentação e a escolha das amostras, ocorreu a classificação da imagem. Para o algoritmo de classificação por regiões, experimentou-se o classificador *Bhattacharya*. Este baseia-se no índice de probabilidade das classes desejadas. Sempre trabalhando com um par de classes de cada vez, o método depende diretamente do treinamento supervisionado para organizar os segmentos (INPE, 2014). Efetuada a classificação, foi gerada uma tabela contendo dados estatísticos das amostras de cada classificação.

## 4. RESULTADOS

### 4.1 RESULTADO DAS CLASSIFICAÇÕES PIXEL A PIXEL

O método classificatório utilizando o algoritmo Distância Euclidiana mostrou-se satisfatório para quase todas as classes na classificação da imagem RapdEye correspondente a área de estudo (Figura 5). Na imagem classificada, os resultados podem ser considerados bons para a distinção das classes Mata, Vegetação Aberta e Água. Visualmente, essas classes, quando comparadas com a imagem na composição de cor real (R1G2B3), foram mapeadas de forma satisfatória e permitiu a identificação e individualização de cada uma das classes.

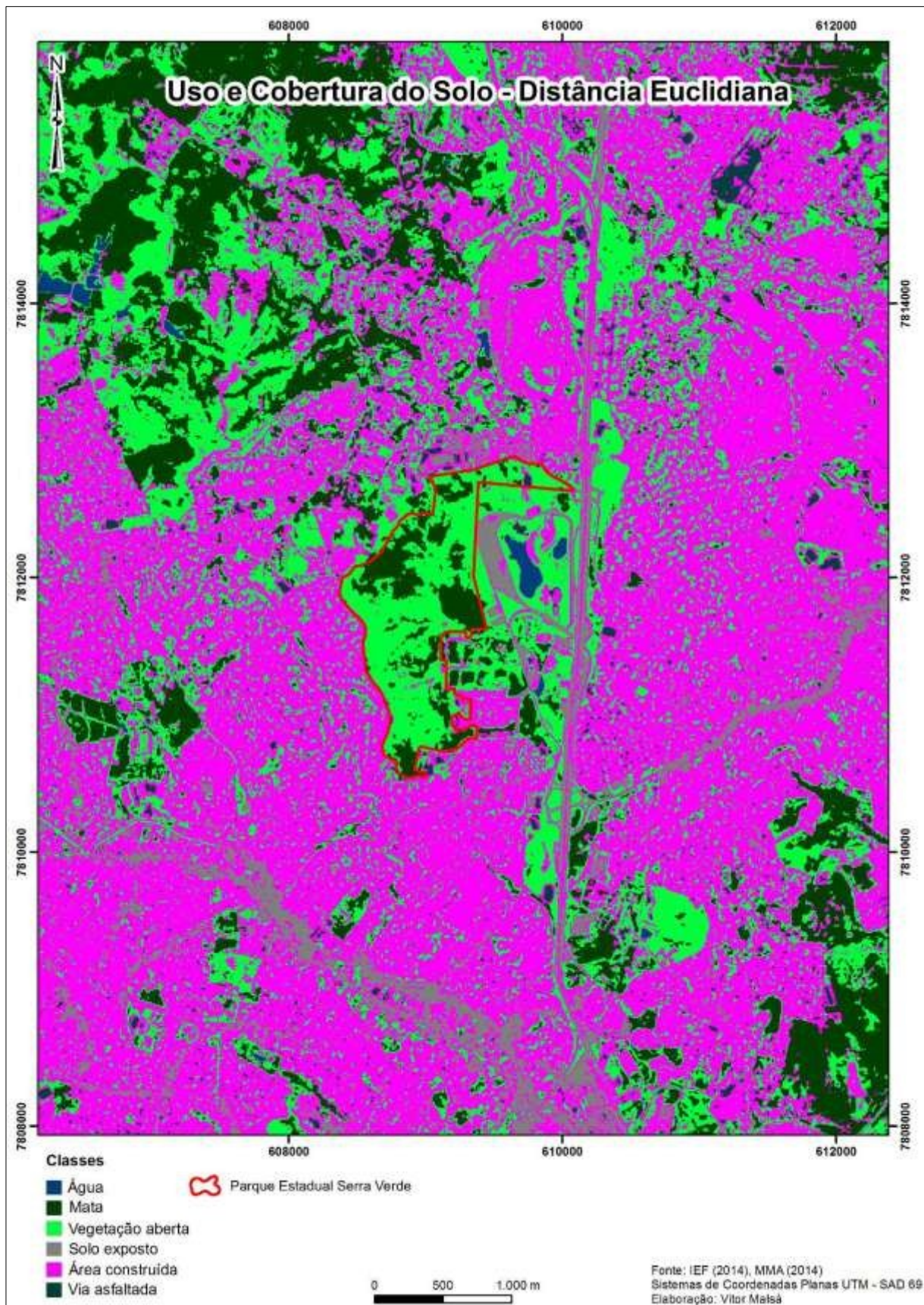


Figura 5 - Resultado da classificação pixel a pixel: algoritmo Distância Euclidiana.

Por sua vez, houveram alguns conflitos na distinção das classes Área construída, Solo exposto e Via asfaltada. Na Área construída, percebeu-se um exagero na área classificada para esta classe enquadrando os pixels pertencentes às outras classes. Em relação à classe Solo exposto, notou-se que algumas áreas não foram enquadradas a esta, sendo que essas áreas desprovidas de qualquer tipo de cobertura foram classificadas como Via construída. Em relação a esta última classe, ocorreram incoerências na distinção desta classe com a classe da Área Construída, principalmente, na porção norte da área de estudo.

Na Tabela 1 são apresentados os dados estatísticos gerados pela classificação pixel a pixel, utilizando o algoritmo Distância Euclidiana. A partir da Tabela de Confusão nota-se as incoerências na distinção das amostras entre as classes. De toda a amostragem, a classe obteve o melhor desempenho, 19,42% das amostras identificadas, sendo que não houve confusão desta classe com qualquer outra.

A classe Mata teve 0,84% de amostras confundidas com a classe Vegetação aberta. Por outro lado, esta última foi a que apresentou as maiores incoerências na classificação. Esta classe teve 1,63% dos pixels classificados como Mata e 1,84% dos pixels classificados como Área Construída.

**Tabela 1 - Matriz de Confusão da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo Distância Euclidiana**

| <b>Classes temáticas</b> | <b>Água</b> | <b>Mata</b> | <b>Vegetação Aberta</b> | <b>Área construída</b> | <b>Solo Exposto</b> | <b>Via asfaltada</b> |
|--------------------------|-------------|-------------|-------------------------|------------------------|---------------------|----------------------|
| <b>Água</b>              | 19.42%      | 0,00%       | 0,00%                   | 0,00%                  | 0,00%               | 0,00%                |
| <b>Mata</b>              | 0,00%       | 26.98%      | 0.84%                   | 0,00%                  | 0,00%               | 0,00%                |
| <b>Vegetação Aberta</b>  | 0,00%       | 1.63%       | 18.58%                  | 1.84%                  | 0,00%               | 0,00%                |
| <b>Área construída</b>   | 0,00%       | 0,00%       | 0.05%                   | 10.86%                 | 0.18%               | 3.45%                |
| <b>Solo Exposto</b>      | 0,00%       | 0,00%       | 0,00%                   | 0.47%                  | 10.80%              | 0,00%                |
| <b>Via asfaltada</b>     | 0,00%       | 0,00%       | 0,00%                   | 1.40%                  | 3.48%               | 0,00%                |

Conforme a Tabela 2, a classificação utilizando a Distância Euclidiana teve o seguinte desempenho:

**Tabela 2 - Parâmetros estatísticos da classificação Distância Euclidiana.**

|                          |                |
|--------------------------|----------------|
| <b>Desempenho geral</b>  | <b>90.12 %</b> |
| <b>Confusão média</b>    | <b>9.88 %</b>  |
| <b>Abstencão média</b>   | <b>0.00 %</b>  |
| <b>Estatística Kappa</b> | <b>87.69 %</b> |

A classificação pixel a pixel, utilizando algoritmo MAXVER (Máxima Verossimilhança), foi aquela que resultou nos melhores resultados se comparado ao classificador DistânciaEuclidiana. Para essa classificação, o discernimento dos pixels em cada classe correspondeu de forma satisfatória aos objetivos buscados pela classificação (Figura 6).

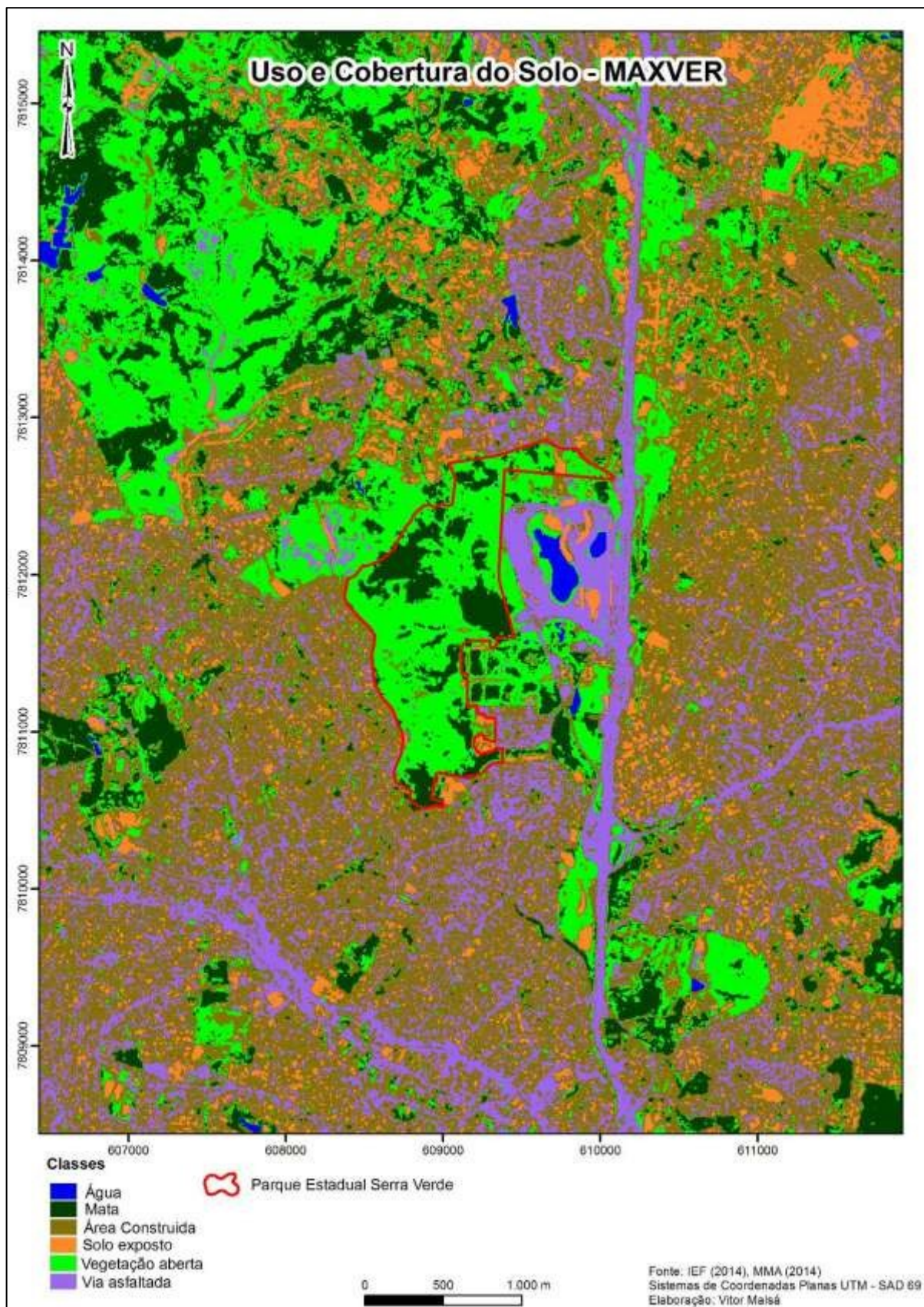


Figura 6 - Resultado da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo MAXVER.

Para as classes Mata, Vegetação aberta e Via asfaltada, ocorreu resposta satisfatória na classificação da imagem, principalmente, no que diz respeito a esta última, sendo que as principais rodovias da região (Avenida Vilarinho, MG-10 e a Avenida Brasília) foram bem identificadas. Vale ressaltar, que na classe Solo exposto ocorreram algumas incoerências no discernimento desta com a classe Área construída, em que pixels correspondentes a esta última foram classificadas como Solo exposto.

Avaliando a Matriz de Confusão (Tabela 3), conclui-se que a Classe Água foi a que obteve os melhores resultados, tendo somente o percentual de 0,13% do total de amostras confundidas com a classe Área Construída.

Por outro lado, a classe Área construída teve 3,95% de amostras de área classificadas como Via Asfaltada. A classe Solo exposto também apresentou confusão, tendo o percentual de 11,09% áreas classificadas como Via asfaltada.

**Tabela 3 – Matriz de Confusão da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo MAXVER.**

| Tabela de Confusão - Classificação Pixel a pixel (MAXVER) - (%) |       |       |                  |                 |              |               |
|---|-------|-------|------------------|-----------------|--------------|---------------|
| Classes temáticas   | Água  | Mata  | Vegetação Aberta | Área construída | Solo Exposto | Via asfaltada |
| Água  | 19,29 | 0,00  | 0,00             | 0,13            | 0,00         | 0,00          |
| Mata  | 0,00  | 26,64 | 1,19             | 0,00            | 0,00         | 0,00          |
| Vegetação Aberta  | 0,00  | 0,00  | 21,11            | 0,95            | 0,00         | 0,00          |
| Área construída   | 0,00  | 0,00  | 0,24             | 10,25           | 0,11         | 3,95          |
| Solo Exposto  | 0,00  | 0,01  | 0,00             | 11,09           | 10,80        | 0,00          |
| Via asfaltada   | 0,00  | 0,00  | 0,00             | 0,92            | 0,00         | 3,95          |

A tabela 4 apresenta outros parâmetros estatísticos resultante da classificação pixel a pixel utilizando o algoritmo MAXVER.

**Tabela 4 - Parâmetros estatísticos da classificação MAXVER.**

|                   |        |
|-------------------|--------|
| Desempenho geral  | 92.33% |
| Confusão média    | 7.67%  |
| Abstencão média   | 0.00 % |
| Estatística Kappa | 90.46  |

#### 4.2 RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR REGIÃO

A classificação utilizando o algoritmo Bhattacharya apresentou resultado razoável. No mapa criado (Figura 7) percebe-se a homogeneidade das classes, apresentando uniformidade em

cada área mapeada. Ainda é possível identificar áreas em branco no mapa, decorrentes da não identificação destas pelo algoritmo utilizado.

Para a classificação da classe Via Asfaltada, houve uma descontinuidade na forma de algumas vias locais. Apesar da representação da rodovia MG-10 (via no sentido Norte/Sul), o classificador *Bhattacharya* não classificou de forma contínua outras vias locais, deixando estas de forma descontinua e incompleta no resultado final da classificação.

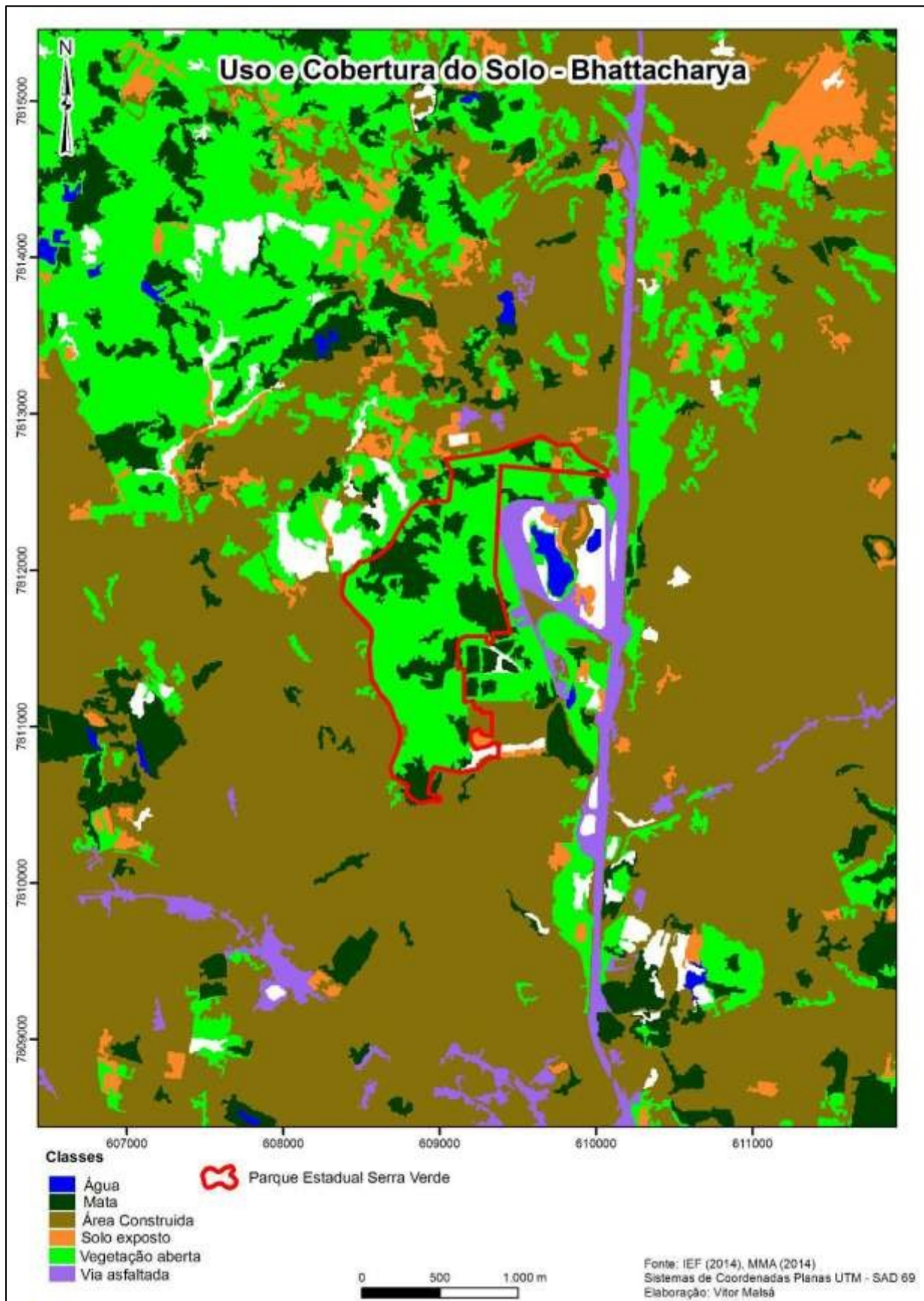


Figura 7 - Resultado da classificação por regiões utilizando o classificador Bhattacharya.

De acordo com a Tabela de Confusão (Tabela 5), a classe Água foi aquela que obteve a melhor identificação com 15,62% de classes amostradas.

**Tabela 5 - Tabela de confusão da classificação por região utilizando o algoritmo Bhattacharya.**

| <b>Tabela de Confusão - Classificação por região (Bhattacharya) - (%)</b> |             |             |                         |                        |                     |                      |
|---|-------------|-------------|-------------------------|------------------------|---------------------|----------------------|
| <b>Classes temáticas</b>  | <b>Água</b> | <b>Mata</b> | <b>Vegetação Aberta</b> | <b>Área construída</b> | <b>Solo Exposto</b> | <b>Via asfaltada</b> |
| <b>Água</b>   | 15,62       | 0,00        | 0,00                    | 0,13                   | 0,00                | 0,00                 |
| <b>Mata</b>   | 0,00        | 16,60       | 2,19                    | 0,00                   | 0,00                | 0,00                 |
| <b>Vegetação aberta</b>   | 0,00        | 0,00        | 17,53                   | 0,95                   | 0,00                | 0,00                 |
| <b>Área construída</b>  | 0,00        | 0,00        | 0,24                    | 20,28                  | 0,11                | 3,95                 |
| <b>Solo Exposto</b>   | 0,00        | 0,01        | 0,00                    | 0,00                   | 10,03               | 0,00                 |
| <b>Via asfaltada</b>  | 0,00        | 0,00        | 0,00                    | 0,92                   | 0,00                | 17,05                |

Ao comparar a imagem RapidEye da área de estudo com a área classificada, é notável que a classe Mata teve sua área reduzida. Por outro lado, a classe Área construída se apresenta mais homogênea, com a presença pequenas outras classes em seu meio. Tendo o percentual de 0,24% de áreas em confusão com a classe Vegetação aberta e 0,11% com a classe Solo exposto.

A Tabela 6 apresenta os valores estatísticos relacionados ao desempenho e condusão media da classificação em questão.

**Tabela 6 - Parâmetros estatísticos da classificação Bhattacharya**

|                          |               |
|--------------------------|---------------|
| <b>Desempenho geral</b>  | <b>90.24%</b> |
| <b>Confusão média</b>    | <b>6.54%</b>  |
| <b>Abstencão média</b>   | <b>0.00 %</b> |
| <b>Estatística Kappa</b> | <b>89.46%</b> |

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto para classificação e confecção dos mapas temáticos de uso e ocupação do solo para a área de estudo, demonstrou-se bastante satisfatória. A disponibilidade e acessibilidade da ferramenta Spring possibilitou o mapeamento da área, com certa acurácia, demonstrando os principais elementos que compõe a paisagem local.

Para a classificação pixel a pixel, foram utilizados os classificadores Distância Euclidiana e MAXVER. Para a classificação por região, foi usado o classificador *Bhattacharya*. De modo geral, as três classificações apresentaram vantagens e problemas na identificação dos alvos da imagem RapidEye correspondente à área de estudo. Em decorrência da área de estudo estar em um meio urbano, por vezes, a similaridade de assinaturas espectrais em determinados alvos foi erroneamente classificada por apresentarem o número digital próximos aos de outras classes. Foi o que aconteceu, principalmente, entre as classes Área construída, Via Asfaltada e Solo exposto.

Comparando os três métodos classificatórios, a classificação MAXVER e Distância Euclidiana se colocam como uma alternativa promissora no mapeamento do uso e ocupação do solo em ambientes urbanos. Apesar de utilizarem somente as informações espectrais de cada pixel, estes tiveram boa resposta na identificação de cada alvo à classe correspondente. Por outro lado, a classificação por região utilizando o algoritmo *Bhattacharya* apresentou bom retrospecto na identificação das classes Mata, Água e Área construída, contudo, contendo incoerências na, principalmente na identificação da classe Via asfaltada.

Avaliando os parâmetros estatísticos, nota-se que Índice Kappa e o Desempenho Geral da classificação MAXVER foi a que obteve os melhores resultados, em detrimento da classificação decorrente do algoritmo *Bhattacharya*, que obteve o pior resultado.

Vale ressaltar que o diagnóstico realizado com os três classificadores tem como importância fundamental aplicar uma metodologia que compare os resultados obtidos oferecendo assim maior credibilidade e segurança na escolha de algoritmos para o mapeamento do uso e ocupação do solo. Sendo que para este trabalho, a classificação pixel a pixel foi a que obteve maior sucesso. Contudo, para alcançar melhores resultados em estudos progressos, vale o

refinamento na escolha das amostras, principalmente, àquelas correspondentes aos elementos do meio urbano.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, Diego Filipe Cordeiro. **Análise das alterações do uso e cobertura do solo do município e Congonhas através da classificação de imagens de satélite.** Especialização em Geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. UFMG. 2010

BLACKBRIDGE. *Imagens RapidEye.* Disponibilizado em <<http://blackbridge.com/rapideye/index.html>>. Acesso em out. 2014.

BRITO, José L. S.; PRUDENTE, Tatiana D. **Análise temporal do uso do solo e cobertura vegetal do município de Uberlândia/MG, utilizando imagens ETM, LandSat 7.** Revista Sociedade de Natureza. 2005. Uberlândia, MG

CARNEIRO, Ana Maria Coimbra. **Classificação de áreas intra-urbanas com o uso de imagens ASTER para o Município de Nova Lima-MG.** IX Curso de Especialização em Geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. UFMG. 2006.

CONGALTON, Asse Russell G e GREEN, Kass (1999) apud RIBEIRO & KUX (2009). **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data - Principles and Practices.** Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL 978-1-4200-5512-2. 183 pp.

CRUZ, Zargo Q. **Ensaio de segmentação e classificação digital de imagens cbers utilizando o sistema Spring em uma unidade de conservação ambiental estudo de caso: parque nacional da serra dos órgãos (Parnaíba).** II Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Recife /PE, 2008 p.

CURRAN, P. J. apud ANTUNES, Alzir (1996). **Principles of remote sensing .5<sup>o</sup>ed.** Londres. Longman Scientific & Technical.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/classific.html>. Acesso em 29 de outubro de 2014.

JUNIOR, Ítalo Cavassim. CENTENO, Jorge. **Classificação de uma imagem ikonos utilizando as técnicas “pixel a pixel” e a análise orientada a região.** Anais do III Colóquio

Brasileiro de Ciências Geodésicas. Universidade Federal do Paraná. 2011.

MENEZES, Paulo; ALMEIDA, Tati **Introdução ao processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. UNB. Brasília. 2012. pag. 276.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologia de aplicação**. 2ed. Viçosa: UFV, 2003. 307p.

NASCIMENTO, P. S. R. apud BORGES, ELANE. **Efeito de Pré-Processamento (ajuste) no Desempenho da Segmentação e Classificação De Imagens Landsat-TM**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 9., 1998. São José dos Campos. INPE 1998, p. 981-989.

PEDRASSOLI. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Universidade de São Paulo. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas. Departamento de Geografia. São Paulo. 2011.

RIBEIRO, Regiane Maria. **Avaliação de métodos de classificação de imagens IKONOS para o mapeamento da cobertura terrestre**. Anais do III Simposio brasileiro de Sensoriamento Remoto. Góias, GO. INPE. 2005. Pag. 4277-4283

OLIVEIRA, Fernando .**Detecção de depressões cársticas a partir de classificação espectral e morfológica de imagens de sensoriamento remoto na região do Alto rio Paracatu (MG)**. Curso de Especialização em Geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. UFMG. 2010.

PINHO, Carolina; FEITOSA, Flávia. **Classificação automática de cobertura do solo urbano em imagem IKONOS: Comparação entre a abordagem pixel-a-pixel e orientada a objetos**. Anais do III Simposio brasileiro de Sensoriamento Remoto. Góias, GO. INPE. 2005. Pag 4227-4234.

SOUSA, Luisa Maria Guimarães de Moraes. **Análise das alterações do uso e cobertura do solo do município de Catas Altas (MG) através da classificação de imagens de satélite**. XII Curso de Especialização em Geoprocessamento. Departamento de Cartografia. Instituto de Geociências. UFMG. 2010.