

GRAZIELA DA SILVA ROCHA OLIVEIRA

**AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DE RESULTADOS OBTIDOS
ATRAVÉS DOS MÉTODOS DE
CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA
- MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E REDES NEURAIIS**

GEOPROCESSAMENTO 2003

V I CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO



DEPARTAMENTO DE CARTOGRAFIA

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

UFMG

GRAZIELA DA SILVA ROCHA OLIVEIRA

**AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DE RESULTADOS OBTIDOS
ATRAVÉS DOS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA
- MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E REDES NEURAIIS**

Monografia apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Geoprocessamento, Departamento de Cartografia, Instituto de Geociências, Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de especialista em Geoprocessamento.

Orientador: Prof. Luciano Dutra

BELO HORIZONTE
2003

OLIVEIRA, Graziela da Silva Rocha.

Avaliação da qualidade de resultados obtidos através dos métodos de classificação supervisionada – máxima verossimilhança e redes neurais. Belo Horizonte, 2003.

xi, 35f., il.

Monografia (Especialização) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Geociências, 2003.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Classificação. 3. Coeficiente kappa

Dedico este trabalho à minha família que esteve sempre presente nesta caminhada e em especial ao meu amado Rodrigo.

*Agradeço a Deus por ter recebido esta oportunidade.
E, a todos os meus familiares e amigos que
colaboraram para a realização deste curso de pós-
graduação e em particular à empresa que presto
serviços, CPRM – Companhia de Pesquisa de Recursos
Minerais.*

“Tu fazes rebentar fontes no vale, cujas águas correm entre os montes; dão de beber a todos os animais do campo; os jumentos selvagens matam a sua sede. Junto delas têm as aves do céu o seu pouso e, por entre a ramagem, desferem o seu canto.

Do alto te tua morada, regas os montes; a terra fartase do fruto de tuas obras. Fazes crescer a relva para os animais e as plantas, para o serviço do homem, de sorte que da terra tire o seu pão, o vinho, que alegra o coração do homem, o azeite, que lhe dá brilho ao rosto, e o alimento, que lhe sustém as forças.”

Salmo 104: 10-15

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| Lista de Tabelas..... | vi |
| Lista de Quadros..... | vii |
| Lista de Figuras | viii |
| Lista de Fotos | ix |
| Resumo..... | x |
| Abstract | xi |
| 1 INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1 Localização da Área de Estudo..... | 2 |
| 2 OBJETIVOS..... | 4 |
| 2.1 Geral..... | 4 |
| 2.2 Específico | 4 |
| 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... | 5 |
| 4 FUNDAMENTOS TEÓRICOS | 6 |
| 5 MATERIAIS E MÉTODOS..... | 8 |
| 5.1 Pré-processamento da Imagem..... | 9 |
| 5.1.1 Fusão | 9 |
| 5.1.2 Georreferenciamento..... | 9 |
| 5.1.3 Definição das Classes..... | 10 |
| 5.1.3.1 Mata | 10 |
| 5.1.3.2 Campo Cerrado/Campo Graminoso | 11 |
| 5.1.3.3 Corpos D'água..... | 12 |
| 5.1.4 Treinamento | 13 |
| 5.1.4.1 Serviços de Campo..... | 14 |
| 5.1.4.2 Interpretação de Imagens | 16 |
| 5.2 Classificação da Imagem | 17 |
| 5.2.1 Máxima Verossimilhança | 17 |
| 5.2.2 Redes Neurais | 18 |
| 5.2.3 Aplicação de Filtro de Pós-Classificação | 19 |
| 5.3 Avaliação de Classificadores | 19 |
| 5.3.1 Matriz de Confusão..... | 20 |
| 6 RESULTADOS..... | 22 |
| 7 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS..... | 26 |
| 8 CONCLUSÕES | 29 |
| 9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 31 |
| ANEXOS | 34 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| TABELA 1: Faixas Espectrais | 8 |
| TABELA 2: Qualidade da classificação associada aos valores da estatística kappa | 28 |

LISTA DE QUADROS

| | |
|---|----|
| QUADRO 1: Participação dos municípios na área total da APA Sul RMBH..... | 3 |
| QUADRO 2: Total de pixels selecionado em cada região de interesse..... | 17 |
| QUADRO 3: Índices do coeficiente kappa | 26 |
| QUADRO 4: Matriz de erros da imagem classificada com o algoritmo de Máxima Verossimilhança, com três canais e com a aplicação do filtro | 27 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| FIGURA 1: Mapa de Localização..... | 2 |
| FIGURA 2: Recorte da imagem do satélite Landsat 7 - Lagoa dos Ingleses | 13 |
| FIGURA 3: Pontos observados no primeiro campo – 118 pontos | 15 |
| FIGURA 4: Pontos observados no segundo campo - 152 pontos | 15 |
| FIGURA 5: A imagem apresentada à esquerda é uma composição das Bandas 4, 5 e 7 pseudo-iluminada; a imagem à direita é uma composição das bandas 3, 4 transformada e 5, onde foi aplicado realces e filtros | 16 |
| FIGURA 6: Imagem Classificada: cor verde = Mata; cor laranja = Campo Cerrado/Campo Graminoso..... | 16 |
| FIGURA 7: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com os seis canais, sem aplicação de filtro | 22 |
| FIGURA 8: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com os seis canais, sem aplicação de filtro..... | 22 |
| FIGURA 9: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com apenas três canais, sem aplicação de filtro..... | 23 |
| FIGURA 10: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com apenas três canais, sem aplicação de filtro..... | 23 |
| FIGURA 11: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com os seis canais, e com aplicação do filtro clump | 24 |
| FIGURA 12: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com os seis canais, e com aplicação do filtro clump | 24 |
| FIGURA 13: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com apenas três canais, e com aplicação de filtro clump | 25 |
| FIGURA 14: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com apenas três canais, e com aplicação do filtro clump | 25 |

LISTA DE FOTOS

| | |
|--|----|
| FOTO 1: Detalhe de uma área com mata | 11 |
| FOTO 2: Campo Cerrado/Campo Graminoso no alto dos morros | 12 |
| FOTO 3: Rio das Velhas, estrada Rio Acima - Itabirito | 13 |

RESUMO

O presente estudo, apresenta a comparação dos resultados de classificação supervisionada empregando os métodos de máxima verossimilhança e redes neurais, utilizando imagem do satélite LandSat 7 e softwares específicos para este procedimento. Nesse sentido o estudo visa analisar os resultados obtidos e identificar o melhor método que ofereça a base para a confecção de mapa temático de cobertura e uso da terra. Para a avaliação dos resultados gerados pelos algoritmos, foi utilizada a matriz de confusão ou de erros, que gera um subproduto conhecido como coeficiente kappa. Este coeficiente permite avaliar a qualidade do classificador. Identificou-se na área da APA Sul RMBH, 15 classes de cobertura e uso da terra: mata, mata ciliar, cerrado, capoeira, campo cerrado/campo gramíneo, campo rupestre, áreas alagadas, reflorestamento, afloramento rochoso, solo exposto, agricultura, pastagem, área urbana, mineração e corpos d'água. Para avaliar a qualidade dos algoritmos utilizou-se apenas a assinatura espectral das classes campo cerrado/campo gramíneo, mata e corpos d'água. Os resultados obtidos na estatística kappa demonstram que o algoritmo de máxima verossimilhança é bem superior ao algoritmo de redes neurais no método de classificação supervisionada, para este exemplo em particular.

ABSTRACT

This study shows the supervised classification results of two methods using the maximum likelihood and neural net analysis. Both studies used the LandSat 7 satellite images and a specific software for the data analysis. The work analyzed the results of the two methods identifying the better one for generating land-use thematic maps. A statistical method known as “error matrix” (confusion-matrix) was used to estimate the results generated by both algorithms. This technique generates a coefficient (kappa) which permits the comparison of both classification. In the south portion of the Belo Horizonte Metropolitan Environmental Protection Area (APA Sul RMBH) 15 land-used classes were identified. The kappa results, for spectral signature of wooded grassland/grassland, forest and water bodies classes, demonstrate that the maximum likelihood method is superior than the neural net method.

1 INTRODUÇÃO

O presente estudo, refere-se à comparação de resultados encontrados na classificação supervisionada com os métodos de Máxima Verossimilhança e de Redes Neurais para a área da APA Sul RMBH.

Com base nos levantamentos já existentes, como o RADAMBRASIL (Brasil, 1983), Estudos Integrados de Recursos Naturais (CETEC, 1983) e Relatório Técnico/Consórcio Funcate/Imagem (IEF, 1994), foram realizadas melhorias na delimitação das unidades de mapeamento com a utilização de imagens de satélite, fotos aéreas e checagem de campo dos novos padrões identificados, além da compatibilização dos próprios estudos existentes. Pôde-se, ainda, determinar algumas relações das classes de uso com o solo, relevo e o clima, relações estas bastante importantes para um diagnóstico.

Nesse sentido, o estudo busca identificar e analisar os resultados encontrados para poder escolher entre eles o melhor e assim oferecer a base mais adequada para posterior confecção de um mapa de cobertura e uso da terra.

O mapeamento de cobertura e uso da terra tem como principal finalidade identificar informações sobre o território, necessárias para diagnosticar e subsidiar, em conjunto com informações geradas em outros trabalhos dos meios físico e biótico e de socioeconômica, a ocupação racional dos recursos naturais em toda a APA Sul RMBH.

Para a avaliação dos resultados gerados pelos algoritmos foi utilizado um estimador de erros conhecido como Matriz de Confusão ou de Erros. E, um subproduto da matriz de confusão, que auxilia na avaliação do classificador, o coeficiente de concordância *kappa* (κ).

Foram identificadas, na área total da APA Sul RMBH, 15 classes de uso do solo: mata, mata ciliar, cerrado, capoeira, campo cerrado/campo gramíneo, campo rupestre, áreas alagadas, reflorestamento, afloramento rochoso, solo exposto, agricultura, pastagem, área urbana, mineração e corpos d'água. No caso deste trabalho, utilizou-se apenas a assinatura das classes campo cerrado/campo gramíneo, mata e corpos d'água.

1.1 Localização da Área de Estudo

A área de estudo é a Área de Proteção Ambiental Sul da Região Metropolitana de Belo Horizonte, também chamada de APA Sul RMBH. Com uma extensão de 1651km² (165.160ha), localizando-se ao sul da RMBH, engloba parte dos municípios de Barão de Cocais, Belo Horizonte, Brumadinho, Caeté, Catas Altas, Ibirité, Itabirito, Mário Campos, Nova Lima, Raposos, Santa Bárbara, Sarzedo e todo o município de Rio Acima mostrado na FIGURA 1, com limites geográficos definidos em memorial descritivo anexo à Lei de criação. Os municípios de Nova Lima, Rio Acima, Itabirito e Santa Bárbara, compõem mais de 85% do território da APA Sul RMBH, como mostrado no QUADRO 1. A área é servida pelas rodovias federal BR-040 e BR-356 e por rodovias estaduais e municipais, em sua maioria de tráfego permanente.

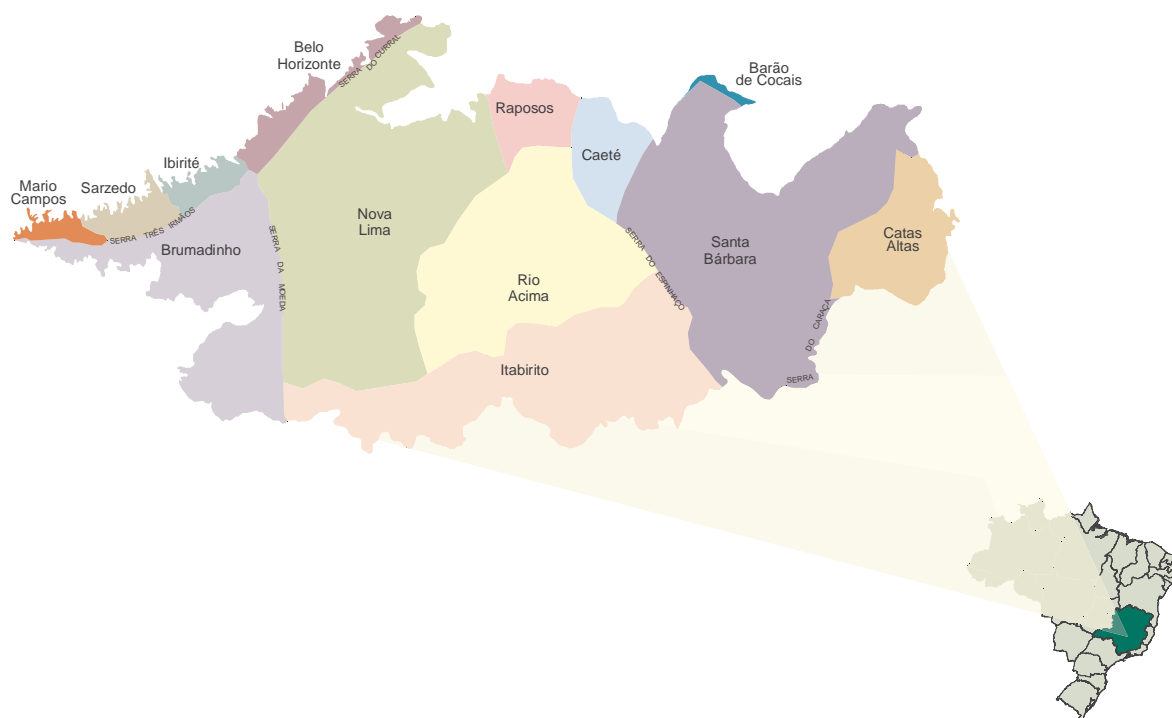


FIGURA 1: Mapa de Localização.

QUADRO 1: Participação dos municípios na área total da APA Sul RMBH.

| Municípios | Área total (ha) | Participação na APA (ha) | Equivalente em % |
|-----------------|-----------------|--------------------------|------------------|
| Barão de Cocais | 34.056 | 390,23 | 0,2363 |
| Belo Horizonte | 33.023 | 3.433,40 | 2,0788 |
| Brumadinho | 64.008 | 18.249,25 | 11,0494 |
| Caeté | 54.224 | 3.921,72 | 2,3745 |
| Catas Altas | 23.821 | 7.454,36 | 4,5134 |
| Ibirité | 7.366 | 1.767,67 | 1,0703 |
| Itabirito | 54.415 | 26.063,47 | 15,7807 |
| Mário Campos | 3.506 | 1.142,29 | 0,6916 |
| Nova Lima | 42.845 | 39.893,91 | 24,1547 |
| Raposos | 7.159 | 3.940,54 | 2,3859 |
| Rio Acima | 22.784 | 22.784,00 | 13,7951 |
| Santa Bárbara | 68.471 | 33.865,35 | 20,5045 |
| Sarzedo | 6.217 | 2.254,02 | 1,3647 |
| TOTAL | | 165.160,21 | 100,0000 |

2 OBJETIVOS

2.1 Geral

Comparar os resultados da aplicação do algoritmo de Máxima Verossimilhança com o algoritmo de Redes Neurais empregados na classificação supervisionada, utilizando as mesmas assinaturas espectrais.

2.2 Específico

Aprender as técnicas básicas e atualizar os dados usando a forma mais adequada.

O objetivo específico deste trabalho está apresentado em três etapas.

A primeira consiste no tratamento das imagens digitais que é o pré-processamento da imagem, fazer o georreferenciamento, executar a fusão de bandas, eliminar os possíveis ruídos e realçar a imagem.

A segunda etapa consiste em extrair informações de cobertura e uso da terra com o objetivo de definir as classes da legenda e criar a assinatura espectral para cada classe. Ainda é objetivo nesta etapa executar os algoritmos de classificação supervisionada com os métodos de Máxima Verossimilhança e Redes Neurais.

A terceira tem como objetivo comparar os resultados obtidos na classificação aplicando métodos estatísticos.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O processamento digital de imagens de sensoriamento remoto trata especificamente das técnicas utilizadas para identificar, extrair, condensar e realçar a informação de interesse para determinados fins. Algumas aplicações de sensoriamento remoto relacionadas com o trabalho são apresentadas.

PACHÊCO (1998) utilizou a matriz de erros para verificar a qualidade de sua classificação numa propriedade rural de 515 hectares de área utilizada como referência para o recadastramento de imóveis rurais da Zona da Mata do Estado de Pernambuco. A matriz de erros apresentou erros satisfatórios na classificação.

PELLEGRIN (2001) em sua tese utilizou as técnicas de segmentação e classificação de imagem digital, para o reconhecimento e mapeamento de classes de uso do solo da bacia do rio Pará em Minas Gerais. Os produtos gerados foram analisados através de tabulação cruzada, podendo-se constatar a dinâmica do uso do solo e comparar a evolução e sua distribuição ao longo do período analisado. As técnicas utilizadas mostraram-se eficientes como procedimento para o mapeamento do uso do solo da área de estudo.

JACQUES (2000) num estudo geoambiental do Estado do Rio de Janeiro, utilizou as técnicas de sensoriamento remoto, como o pré-processamento da imagem e a classificação supervisionada pelo método da máxima verossimilhança, na confecção de um mapa de uso e cobertura do solo. As técnicas adotadas obtiveram resultados bem satisfatórios.

4 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Os recursos naturais e o meio ambiente estão em constantes mudanças em resposta à evolução natural e às atividades antrópicas no planeta. Para compreender os fenômenos que causam estas mudanças é necessário fazer observações e obter uma grande gama de informações em escalas temporais e espaciais. A observação do planeta feita por satélite é uma maneira efetiva e econômica de coletar os dados necessários para se adquirir as informações.

O geoprocessamento, conforme apresenta MOREIRA (2003), pode ser entendido como sendo a utilização de técnicas matemáticas e computacionais para tratar dados obtidos de objetos ou fenômenos geográficos identificados ou extrair informações desses objetos ou fenômenos, quando eles são observados por um sistema sensor.

Através de softwares dedicados exclusivamente para tratamento de imagens, foram criadas técnicas para a manipulação destas imagens, permitindo a geração de imagens com diferentes composições coloridas, classificações temáticas dos objetos identificados, ampliações de partes das imagens e aplicações como, por exemplo, monitorar desastres ambientais, monitorar desmatamentos, oferecer suporte para Zoneamento Ecológico e Econômico. Com o sensoriamento remoto os estudos ambientais deram um salto enorme em termos de qualidade, agilidade e número de informações.

Segundo ROCHA (2002), o sensoriamento remoto pode ser definido como a aplicação de dispositivos que, colocados em aeronaves ou satélites, nos permitem obter informações sobre objetos ou fenômenos na superfície da Terra, sem contato físico com eles.

Os sensores seriam os equipamentos capazes de coletar energia proveniente do objeto, convertê-la em sinal passível de ser registrado e apresentá-lo em forma adequada à extração de informações (NOVO, 1989). As imagens multiespectrais de sensoriamento remoto são compostas por diversas bandas, que podem ser visualizadas na forma de composições coloridas de três bandas. As composições constituem-se em uma poderosa forma de sintetizar, numa única imagem, uma grande quantidade de informação, ao mesmo tempo em que representam essa informação em diferentes cores, facilitando assim a sua interpretação. As propriedades básicas da superfície terrestre estão apresentadas no

sensoriamento remoto pela tonalidade, textura e contexto dos objetos representados na imagem.

A correção geométrica, ou georrefenciamento é feita, pelo ajuste de uma imagem ou de um arquivo vetorial a um espaço definido por um sistema de coordenadas de referência. Com relação a imagens, uma forma comum de correção geométrica se faz pela indicação do sistema de referência (latitude/longitude), dos sistemas de projeção (Graus, UTM) e das coordenadas dos limites esquerdo e direito superior e inferior da imagem, ou coordenadas de pontos conhecidos retirados em campo ou com o uso de um mapa-base, mais informação pode ser encontrado no Guia do ENVI 3.5.

Tornou-se possível fundir automaticamente uma composição colorida de baixa resolução espacial a uma imagem em tons de cinza de alta resolução. A fusão pancromática, segundo o Guia do ENVI 3.5, converte a imagem colorida para o sistema HLS (Matiz, Luminosidade, Saturação) e a componente L é substituída pela imagem de alta resolução. A nova imagem é revertida ao sistema RGB numa composição colorida realçada. As imagens originais devem estar georreferenciadas ou, se não estiverem, ter as mesmas dimensões.

5 MATERIAIS E MÉTODOS

A constante evolução do Sensoriamento Remoto através de sensores mais potentes proporciona imagens com resolução cada vez melhores. A imagem utilizada na execução desta monografia é do satélite LandSat 7 ETM+ (Enhanced Thematic Mapper), cena 218_74 de maio de 2001. O sistema do satélite LandSat 7 ETM+ (Enhanced Thematic Mapper), opera com sete canais multiespectrais e um canal PAN (pancromático) conforme apresentado na TABELA 1.

TABELA 1: Faixas espectrais.

| BANDA | FAIXA ESPECTRAL |
|-------|--|
| 1 | 0.45 a 0.52 μm azul |
| 2 | 0.52 a 0.60 μm verde |
| 3 | 0.63 a 0.69 μm vermelho |
| 4 | 0.76 a 0.90 μm infravermelho-próximo |
| 5 | 1.55 a 1.75 μm infravermelho-médio |
| 6 | 2.08 a 2.35 μm infravermelho-distante |
| 7 | 10.4 a 12.5 μm infravermelho-termal |
| PAN | 0.50 a 0.90 μm apenas LandSat 7 |

O software adotado para a realização dos métodos de classificação e de avaliação dos classificadores é o ENVI 3.6 – *Environment for Visualizing Images*.

A metodologia adotada neste estudo foi dividida em três etapas descritas a seguir:

- Pré-processamento - serviços iniciais de escritório e serviços de campo;
- Classificação da Imagem;
- Avaliação de Classificadores.

Durante o pré-processamento da imagem foram realizados realces no espaço de cores, são ferramentas que transformam RGB (vermelho, verde e azul) em outras composições coloridas, buscando aumentar a qualidade da visualização dos alvos na imagem. O resultado da imagem realçada foi obtido através da técnica de transformação HSV – *Hue*, *Saturation* e *Val* (Matriz, Saturação e Valor), a partir da seguinte composição colorida: bandas 5 no canal vermelho (R), banda 3 no canal verde (G) e banda 4 no canal azul (B). A classificação das unidades de mapeamento foi obtida através da identificação realizada sobre a seguinte composição colorida: banda 3 no canal vermelho, banda 4 transformada em V no canal verde e a banda 5 no canal azul. O resultado desta composição esta apresentada no ANEXO I – Carta Imagem.

5.1 Pré-processamento da Imagem

Nesta etapa foi elaborado um mapa preliminar através do pré-processamento da imagem do satélite Landsat TM 7, cena 218_74 de maio de 2001, e sua classificação de acordo com os dados secundários já publicados referentes a área de estudo e dos dados coletados através de uma visita de reconhecimento de campo.

Na fase de pré-processamento as principais atividades desenvolvidas foram: fusão, georreferenciamento ou correção geométrica, e definição da legenda.

5.1.1 Fusão

A aplicação da fusão é a junção da banda pancromática (banda 8), que possui a resolução de 12,5 metros, com as demais bandas multiespectrais (bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7) de resolução de 25 metros. Este procedimento permite alcançar na imagem uma resolução final de 12,5 metros.

5.1.2 Georreferenciamento

A correção geométrica das imagens foi realizada em duas etapas: carta-imagem e imagem-imagem. Na primeira etapa, carta-imagem, foram utilizados 15 pontos notáveis extraídos das cartas topográficas do IBGE, folhas Acuruí, Belo Horizonte, Brumadinho, Caeté, Catas

Altas, Rio Acima, todas na escala 1:50.000. Na etapa seguinte, imagem-imagem, foram retirados 35 pontos notáveis dos vetores de drenagem da base do GEOMINAS. O RMS (*Root Mean Square* = erro médio quadrático) obtido na segunda etapa foi de 2,4 *pixels*.

Exemplificando, se a escala do mapa de cobertura e uso da terra da APA Sul RMBH for 1:50.000, como o *pixel* da imagem Land Sat TM 7 corresponde a 12,5 metros, o RMS obtido será 0,6mm, resultado este bastante satisfatório. Ainda nessa etapa de correção geométrica, utilizou-se o método de interpolação do vizinho mais próximo com o intuito de preservar ao máximo o valor do nível de cinza dos pixels, de modo a não modificá-los para a etapa posterior de classificação supervisionada.

5.1.3 Definição das Classes

Foram identificadas 15 classes de uso do solo na área da APA Sul RMBH: mata, mata ciliar, cerrado, capoeira, campo cerrado/campo gramíneo, campo rupestre, áreas alagadas, reflorestamento, afloramento rochoso, solo exposto, agricultura, pastagem, área urbana, mineração e corpos d'água. Sendo que para a avaliação dos algoritmos de Máxima Verossimilhança de Redes Neurais foram utilizadas apenas as informações das seguintes classes: mata, campo cerrado / campo gramíneo e corpos d'água.

5.1.3.1 Mata

Trata-se de formação mesófila, com parte do estrato mais alto com até 20m, que apresenta como característica principal a perda de parte significativa das folhas de seus componentes, notadamente do estrato arbóreo, durante a época seca. Ocorre em ambientes com estação seca bem definida, de 3 a 5 meses, na maioria dos casos com precipitação anual de mais de 1.100mm. A fisionomia dessa vegetação pode confundir-se com a da floresta subperenifólia durante a época chuvosa, entretanto, na época da estiagem torna-se inconfundível, com árvores desfolhadas e aspecto seco. As árvores possuem, em geral, troncos retos e esgalhamento alto, muitas copas em pára-sol no primeiro estrato e folhas predominantemente pequenas. O tapete herbáceo é ralo, com ocorrência de espécies das famílias *Graminaceae* e *Bromeliaceae*.

Na área de estudo, em sua maior parte, a ocorrência das florestas está diretamente relacionada aos solos profundos, como os Latossolos Vermelhos e os Cambissolos Háplicos Profundos. Porém esta correlação é insuficiente, visto a ocorrência, mesmo que pequena, de solos profundos nas áreas de cerrado. Assim, uma hipótese que pode ser formulada seria a correlação de solos profundos com maior retenção de umidade, o que satisfaz a predominância das matas relacionadas as áreas mais escavadas próximas as linhas de drenagem.

Pode-se observar na FOTO 1 os detalhes da classe mata na área da APA Sul RMBH.



FOTO 1: Detalhe de uma área com mata.

5.1.3.2 *Campo Cerrado/Campo Graminoso*

É a formação vegetal mais expressiva da APA Sul RMBH, distribuindo-se em toda a região de estudo, principalmente, na porção centro-oeste e em altitudes superiores a 800 metros.

Esta classe constitui uma formação vegetal associada ou mista, composta de cerrado com ocorrência expressiva de espécies típicas de campo. O cerrado ocorre entremeado com a vegetação graminóide e herbácea do campo.

Relaciona-se a ocorrência de solos pobres e/ou solos rasos, cascalhentos ou pedregosos, principalmente, das classes dos Cambissolos e Neossolos Litólicos. Observa-se também a ocorrência dessa unidade sobre os Latossolos Vermelhos da porção oeste da área como em Casa Branca e Piedade do Paraopeba. Na FOTO 2 pode-se identificar a interrupção da classe campo cerrado / campo graminoso que está presente no alto dos morros, e o surgimento da classe mata.



FOTO 2: Campo Cerrado/Campo Graminoso no alto dos morros.

5.1.3.3 *Corpos D'água*

Os Corpos D'Água neste trabalho referem-se aos rios, a lagoas (FIGURA 2), lagunas e reservatórios. Tendo em vista a limitação na resolução espacial das imagens de satélite (12,5m), somente foram mapeados corpos d'água de expressiva extensão, como, por exemplo: rio das Velhas, Lagoa dos Ingleses, Represa de Codorna, Lagoa de Acuruí, entre outros. A FOTO 3 mostra o rio das Velhas no município de Rio Acima, próximo da estrada Rio Acima - Itabirito.



FIGURA 2: Recorte da imagem do satélite Landsat 7 - Lagoa dos Ingleses.



FOTO 3: Rio das Velhas, estrada Rio Acima - Itabirito.

5.1.4 Treinamento

O treinamento é a delimitação do padrão espectral encontrado para cada classe. São áreas selecionadas na imagem contendo o conjunto de *pixels* que melhor representam a classe.

Segundo NOVO (1988), as áreas de treinamento representam o comportamento médio das classes que deveram ser mapeadas.

Alguns recursos como transformação de cores, realce de imagem, eliminação de ruídos e visita a campo, são utilizadas para se obter maiores precisões na seleção das assinaturas espectrais das classes.

5.1.4.1 Serviços de Campo

Os serviços de campo fazem parte da metodologia adotada para este estudo, já que, através da análise dos padrões de uso, foi possível classificar as diferentes classes de cobertura e uso da terra, além de, em caráter preliminar, estabelecer a distribuição geográfica das possíveis unidades de mapeamento.

Os dados levantados em campo foram de grande importância para selecionar as áreas de treinamento na imagem, para a definição da assinatura espectral de cada classe.

Com o auxílio de um sistema de posicionamento global – GPS, foram realizadas observações de campo pontuais que se constituíram de descrições das unidades de mapeamento segundo as classes de uso encontradas. Nas avaliações das características das classes de uso foram considerados o tamanho e forma das parcelas, e alguns aspectos relativos ao solo, relevo e clima.

As descrições de campo foram determinantes na elucidação dos padrões tornado-se a base do mapeamento. A etapa de campo foi realizada em duas campanhas, sendo que na primeira etapa, apresentada na FIGURA 3, efetuou-se 118 observações, e na segunda etapa 152, conforme apresentado na FIGURA 4.

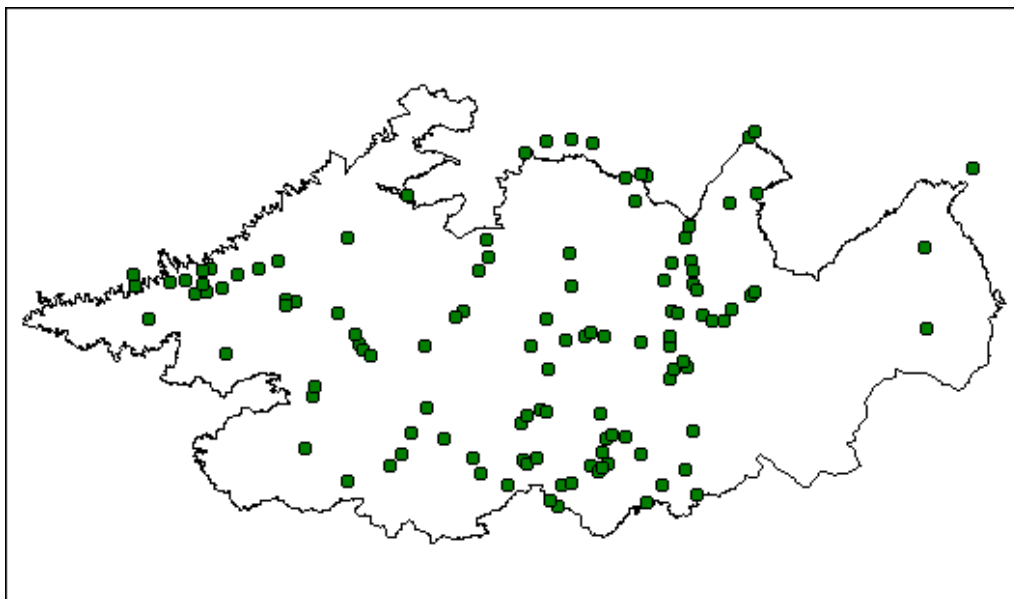


FIGURA 3: Pontos observados no primeiro campo – 118 pontos.

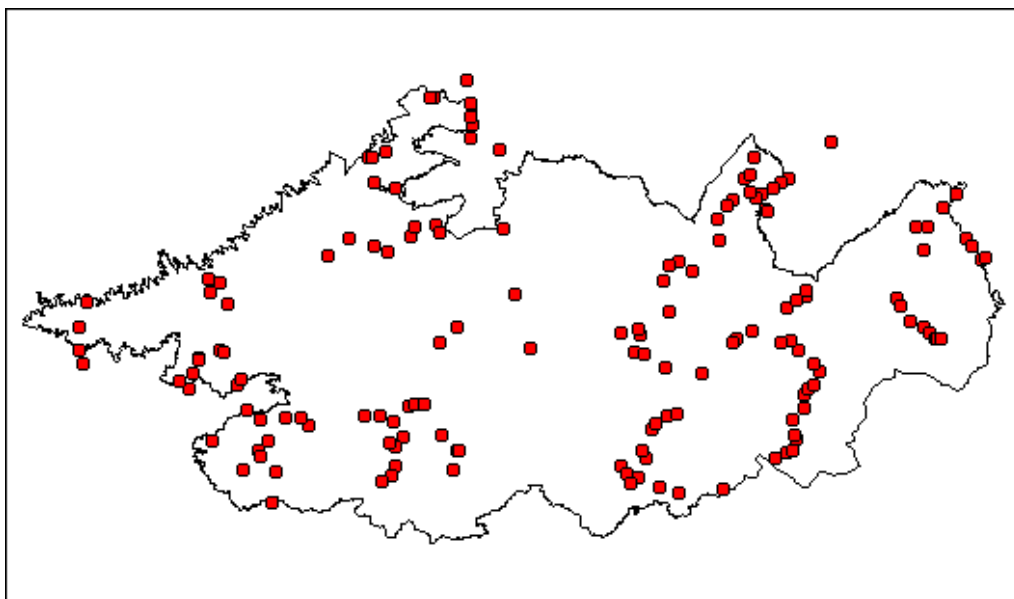


FIGURA 4: Pontos observados no segundo campo - 152 pontos.

Na etapa de campo utilizou-se a imagem pseudo-iluminada buscando reconhecer as feições apresentadas na APA Sul RMBH. A técnica pseudo-iluminação é a fusão do Modelo Digital do Terreno – MDT, com a composição das Bandas 4, 5 e 7. A FIGURA 5 é um recorte das composições utilizada no campo. O resultado da classificação supervisionada desta área recortada da imagem pseudo-iluminada e da composição das bandas 3, 4 transformada e

banda 5, está apresentada na FIGURA 6. O MDT da APA Sul RMBH foi gerado utilizando os dados de curva de nível, pontos cotados e drenagem. No ANEXO II, pode-se visualizar as partes baixas em tons frios (azuis) e as partes altas nos tons quentes (vermelhos).

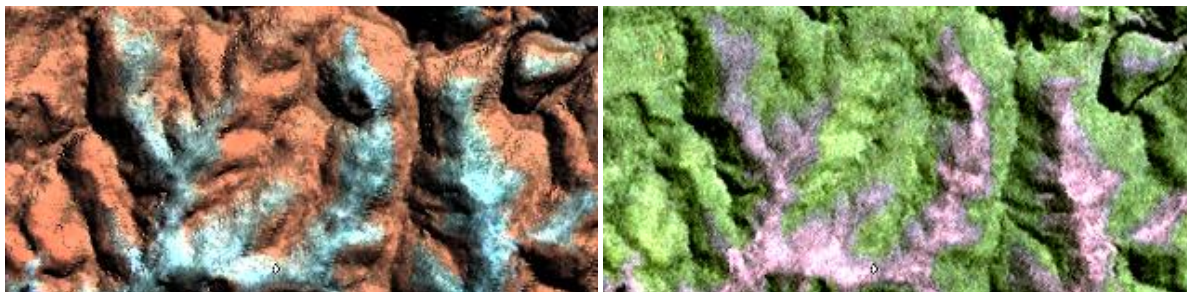


FIGURA 5: A imagem apresentada à esquerda é uma composição das Bandas 4, 5 e 7 pseudo-iluminada; a imagem à direita é uma composição das bandas 3, 4 transformada e 5, onde foi aplicado realces e filtros.



FIGURA 6: Imagem Classificada: cor verde = Mata; cor laranja = Campo Cerrado/Campo Graminoso.

5.1.4.2 Interpretação de Imagens

Conforme FLORENZANO (2002), interpretar imagens “é identificar objetos nelas representados e dar significado a esses objetos”.

As imagens obtidas por um sistema sensor registram a energia emitida dos objetos da superfície terrestre. Essas imagens apresentam elementos básicos de análise e interpretação. Os elementos básicos são tonalidade/cor, textura, tamanho, forma, sombra, altura, padrão e localização.

Os polígonos foram criados sobre a imagem compostas em RGB, onde foi possível encontrar os padrões do valor de *pixels* para cada classe, levando em consideração os elementos básicos de interpretação com os dados obtidos em campo. Pode-se verificar a

seguir no QUADRO 2, o total de pixels selecionado para cada classe, onde preocupou-se em selecionar a mesma quantidade de pixels para cada classe.

QUADRO 2: Total de pixels selecionado em cada região de interesse.

| Campo Cerrado/Campo Graminoso | Mata | Corpos d' água | Total |
|-------------------------------|------|----------------|-------------|
| 1876 | 1876 | 1876 | 5628 |

Foram rodados os algoritmos sobre a imagem original, utilizando as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7, georreferenciadas com resolução de 12,5m. E a outra numa composição com as bandas 5, 4 e 3. Uma vez para os seis canais com filtro e outra sem filtro, repetindo o procedimento com os três canais (5, 4 e 3).

5.2 Classificação da Imagem

Com as áreas previamente selecionadas e verificadas em campo, pode-se então, dar início à classificação supervisionada, optando-se pelos métodos da máxima verossimilhança (MAXVER) e redes neurais.

5.2.1 Máxima Verossimilhança

A classificação de padrões é decidir a qual classe determinado objeto pertence. Numa imagem de satélite, por exemplo, cujas classes são tipos de culturas agrícolas e o objeto é um ponto na imagem, deseja-se saber qual a cultura plantada naquele ponto.

Na formação estatística do problema, assume-se uma densidade de probabilidade condicional $P(x/w_j)$, onde x é o conjunto de valores, nas diversas características, e w_j representa a j ésima classe. Esta densidade de probabilidade condicional define a característica da classe. Estamos interessados na probabilidade de que uma determinada variável seja maior ou menor do que um certo valor ou que este já esteja compreendida em um certo intervalo de variação.

Dado um objeto x_0 , uma possível regra de decisão é atribuir x_0 à classe w_j , cuja probabilidade condicional $P(w_j/x_0)$ é máxima. Segundo a regra de Bayes apresentada por MOREIRA (2003) tem-se:

$$P(w_j/x) = \frac{P(x/w_j)P(w_j)}{P(x)}$$

Probabilidade de ocorrer x dado que ocorreu w_j , em que $P(x/w_j)$ e $P(x)$ são funções de densidade de probabilidade dos valores das características condicional e incondicional, respectivamente, referidas a w_j . E, $P(w_j/x)$ e $P(w_j)$ são as probabilidades da classe w_j , condicionada e incondicionada aos valores das características, respectivamente. O cálculo de $P(w_j/x)$ pode ser simplificado calculando-se somente $P(x/w_j) P(w_j)$, pois $P(x)$ é o denominador de todas as classes. A quantidade $P(x/w_j)$, que é uma probabilidade, é chamada verossimilhança de w_j em relação a x . Uma regra de decisão simplificada é classificar o objeto x_0 como pertencente à classe w_j de maior valor de $P(x_0/w_j)$, ou seja, de máxima verossimilhança.

Este método é baseado no princípio de que a classificação errada de um pixel particular não tem mais significado do que a classificação errada de qualquer outro pixel na imagem (RICHARDS, 1999). O usuário determina a significância nos erros de atributos especificados para uma classe em comparação a outras.

5.2.2 Redes Neurais

As Redes Neurais são modelos matemáticos que vêm sendo desenvolvido nos últimos anos, e que, de uma maneira geral, procuram imitar o funcionamento do cérebro humano. Esse, como se sabe, é composto por algo em torno de 10 bilhões de neurônios que se interconectam, formando uma verdadeira rede, que é capaz de processar milhões de informações e realizar algo em torno de 60 trilhões de ligações sinápticas. Portanto, o desenvolvimento de tais modelos matemáticos tem por objetivo produzir, por assim dizer, alguma forma de inteligência artificial.

O neurônio matemático é constituído, basicamente, de uma função de combinação e uma função de transferência. A função de combinação, como o próprio nome diz, é responsável por compor a informação de entrada do neurônio. No caso dela ser linear, passa a representar uma soma das entradas, ponderada pelos respectivos pesos. Estes pesos das conexões são, muitas vezes, chamados de pesos sinápticos, em analogia com o neurônio biológico, e representam, matematicamente, a importância de cada informação, com

relação a um dado neurônio. A função de ativação é responsável pela intensidade do sinal a ser transmitido pelas conexões para os neurônios das camadas adjacentes.

O aprendizado de uma rede neural envolve a modificação do seu padrão de interconexão. O aprendizado da rede é feito com o conhecimento prévio do resultado desejado, ou seja, são fornecidos, para a rede, o conjunto de dados de entrada e as respectivas respostas. A diferença entre a resposta desejada e a atual, fornecida pela rede, é então usada para calcular a correção dos pesos da rede neural.

5.2.3 Aplicação de Filtro de Pós-Classificação

É muito comum o aparecimento de ruídos em imagens classificadas pelo processo automático. Os ruídos são pixels isolados ou poucos pixels atribuídos a diversas classes, que ocorrem próximos a áreas homogeneamente classificadas. Com o intuito de minimizar esses ruídos, melhorando a delimitação das feições das classes, aplicou-se o filtro clump nas imagens classificadas. Este filtro aglutina classes adjacentes melhorando a interpretação visual. O filtro foi aplicado nas quatro imagens resultadas das classificações dos algoritmos de máxima verossimilhança e de redes neurais, primeiro com todos os canais (6 bandas) e depois na composição RGB com os canais 5, 4 e 3.

5.3 Avaliação de Classificadores

Existem estatísticas que podem ser aplicadas para se avaliar a acurácia das imagens classificadas.

A Matriz de Confusão ou de Erros é usada para avaliar o resultado de uma classificação. Para fazer isso ela compara os dados da verdade de campo com os da imagem classificada. Os dados da verdade de campo são os ROIs, ou seja, as regiões de interesse, construídos com base no que se viu no campo. Esses ROIs são os polígonos que contém as assinaturas espectrais de cada classe. A matriz de confusão apresenta a exatidão específica de cada classe, isto é, a percentagem de pixels do mapa temático de cobertura e uso da terra que foram bem classificados.

Foram utilizados para avaliação de classificadores apenas os dados das classes Campo Cerrado/Campo Graminoso, Mata e Corpos d' Água.

5.3.1 Matriz de Confusão

A matriz de confusão restringe-se às linhas e colunas referentes às classes. Os componentes da diagonal principal da matriz de confusão fornecem o número de pixels corretamente classificados para cada classe correspondente.

Um subproduto desta matriz de confusão, que auxilia na avaliação do classificador é o coeficiente kappa (κ). Uma das vantagens alegadas para o uso do kappa é de que ele incorpora a informação dos pixels mal classificados, e não apenas dos bem classificados com a exatidão global.

A equação que fornece o valor de *kappa* é dada por

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^{\gamma} x_{ii} - \sum_{i=1}^{\gamma} x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^{\gamma} x_{i+} x_{+i}}$$

Onde,

\sum representa o somatório em cada linha e coluna;

γ é o número de linhas e de colunas;

N é o número total de pontos, o somatório de toda a matriz.

Dividindo o numerador e o denominador por N^2

$$\hat{k} = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2}$$

onde

$$\theta_1 = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N}$$

$$\theta_2 = \frac{\sum_{i=1}^r x_{1+} x_{+i}}{N^2}$$

A exatidão global é um índice que estima a acurácia da classificação, e o kappa é um coeficiente que retira a parcela de colocação dos pixels.

6 RESULTADOS

Os resultados obtidos na classificação estão apresentados nas figuras a seguir. A legenda utilizada foi: verde para a classe mata; laranja para a classe campo cerrado/campo graminoso; e azul para a classe corpos d'água.

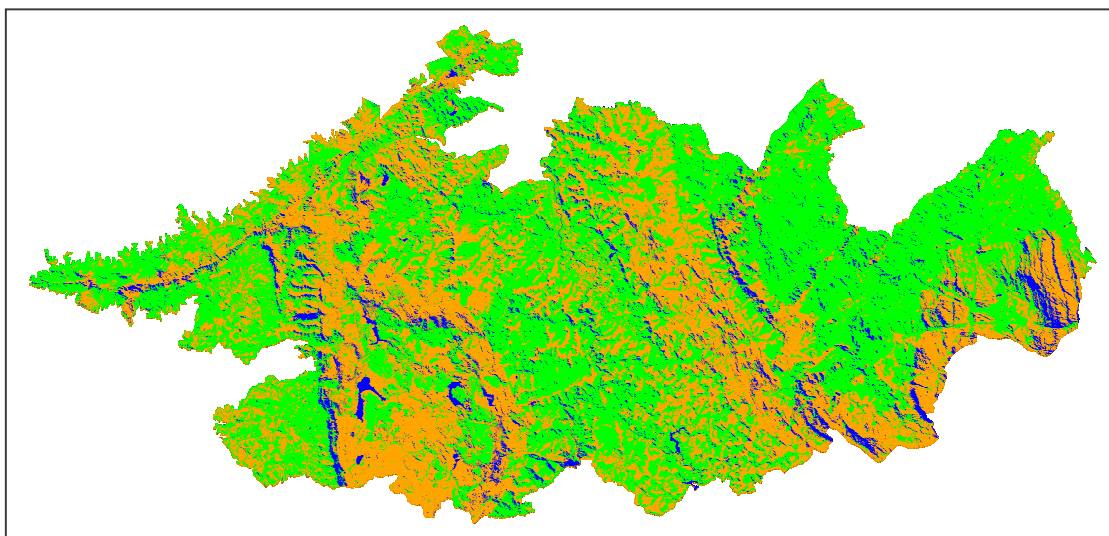


FIGURA 7: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com os seis canais, sem aplicação de filtro de classificação.

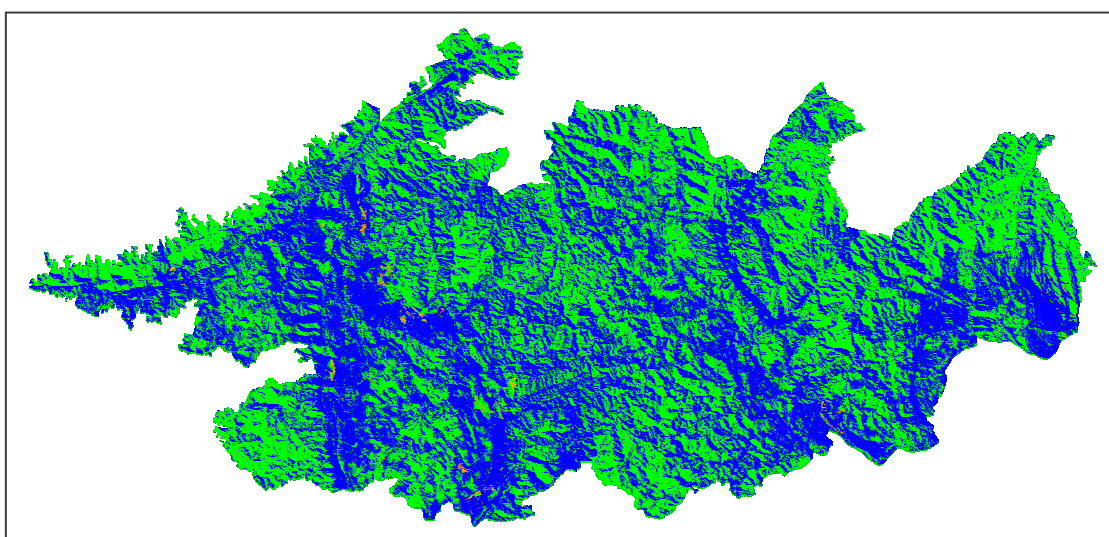


FIGURA 8: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com os seis canais, sem aplicação de filtro de classificação.

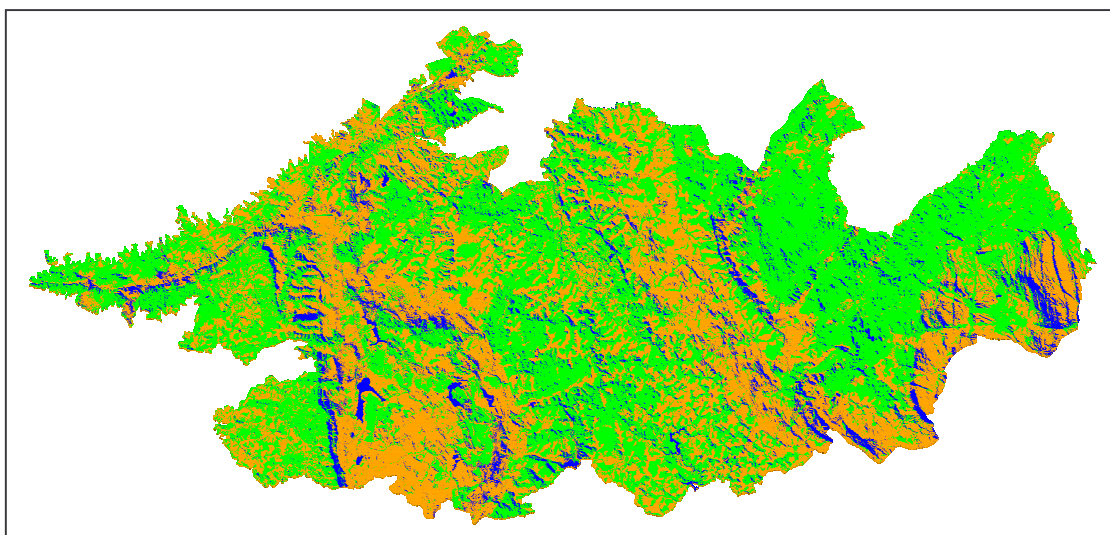


FIGURA 9: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com apenas três canais, sem aplicação de filtro de classificação.

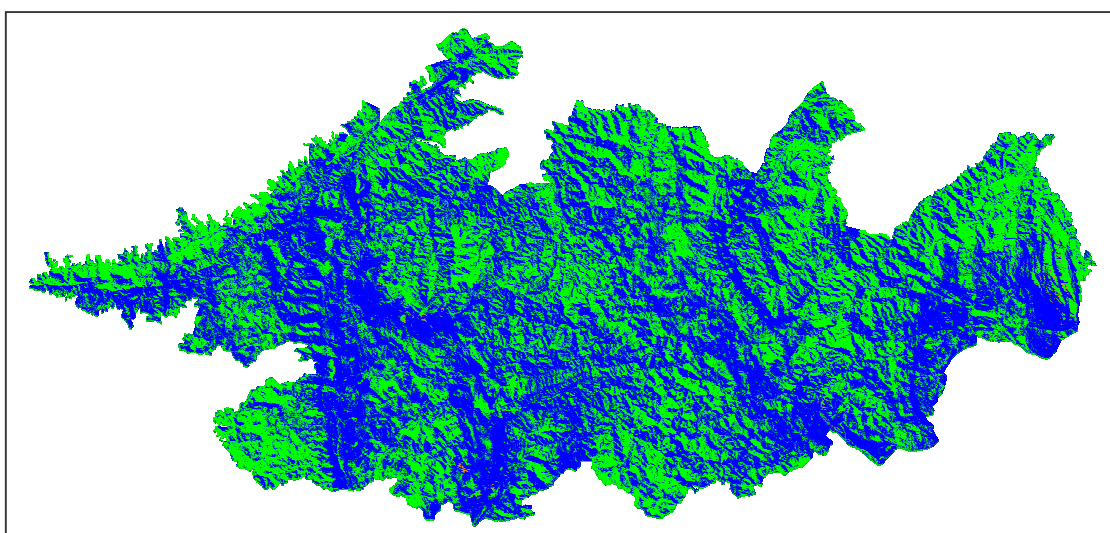


FIGURA 10: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com apenas três canais, sem aplicação de filtro de classificação.

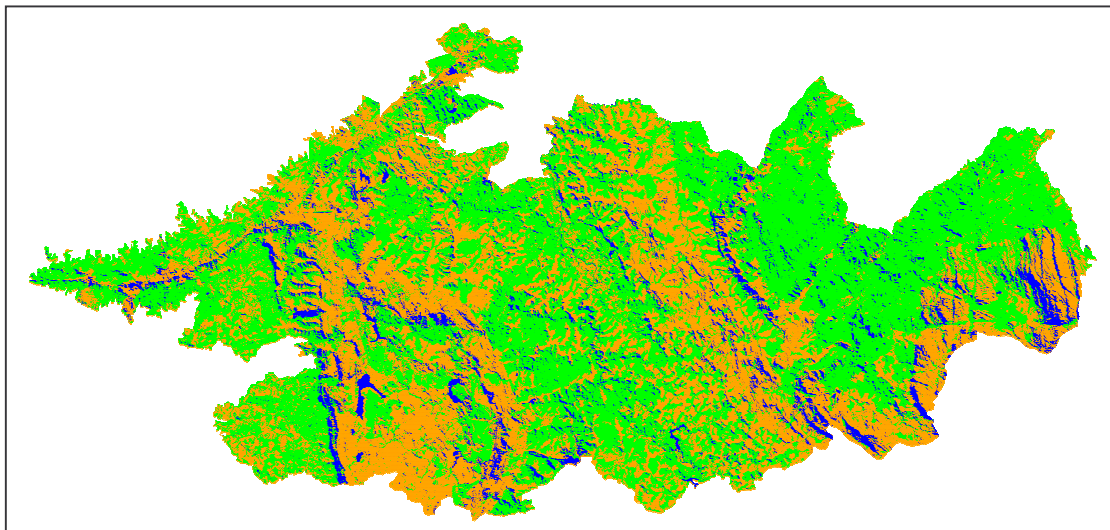


FIGURA 11: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com os seis canais, e com aplicação do filtro clump de classificação.

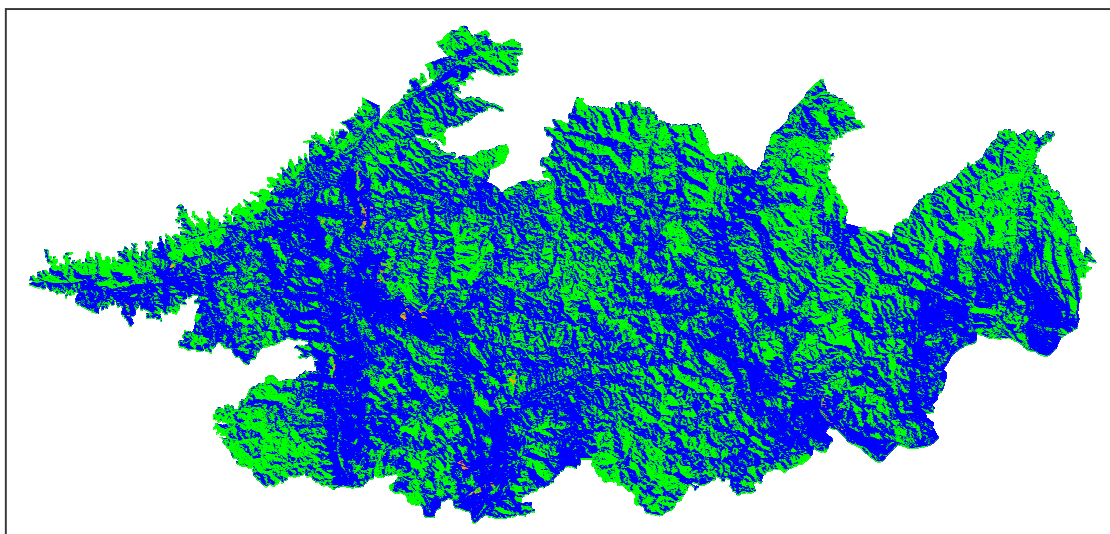


FIGURA 12: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com os seis canais, e com aplicação do filtro clump de classificação.

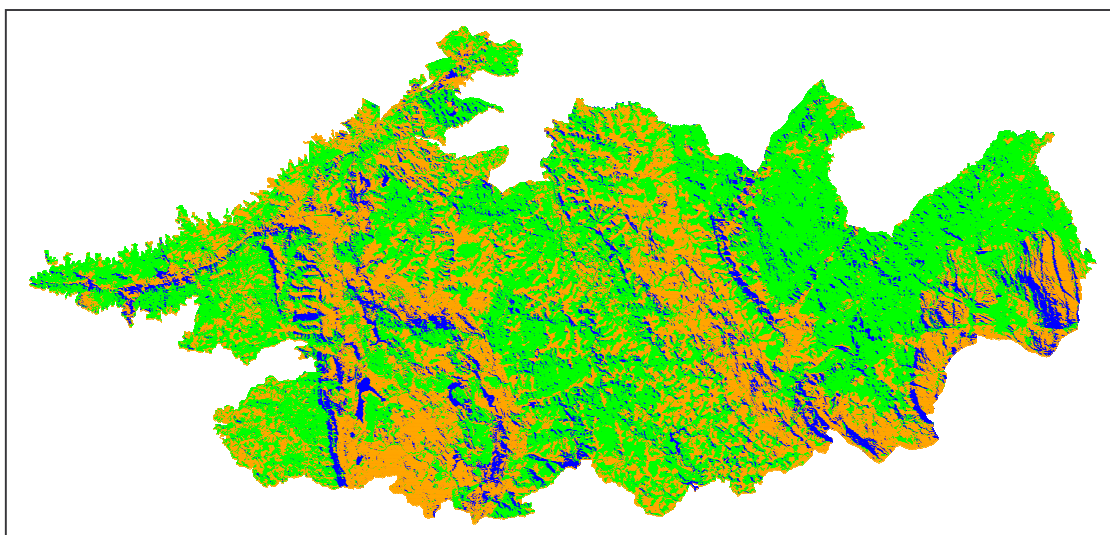


FIGURA 13: Resultado obtido com o algoritmo de MAXVER, com apenas três canais, e com aplicação de filtro clump de classificação.

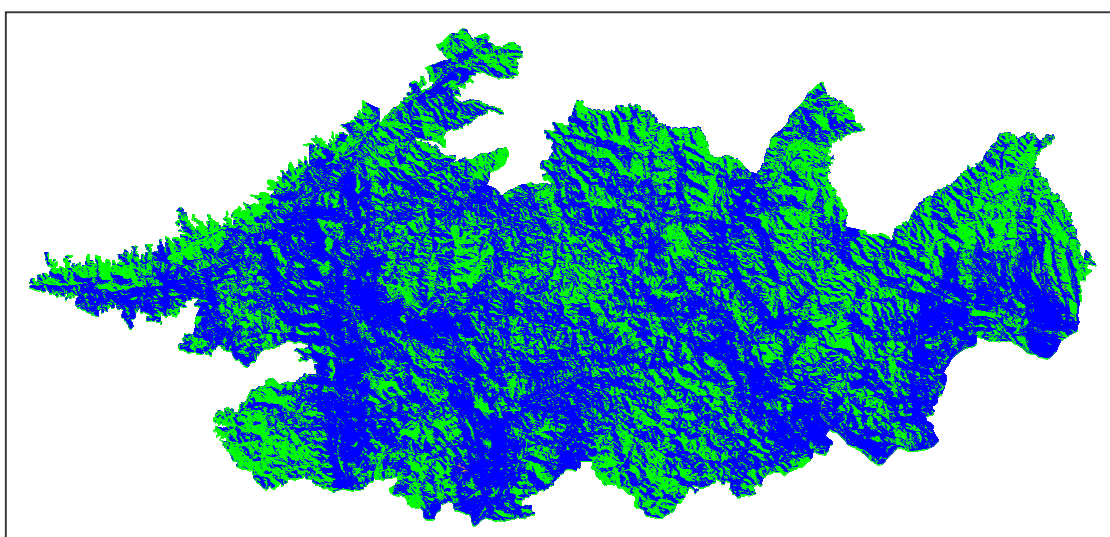


FIGURA 14: Resultado obtido com o algoritmo de Redes Neurais, com apenas três canais, e com aplicação do filtro clump de classificação.

7 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O método usado para estimar a exatidão de mapeamento tem como partida uma matriz de erro. Esta matriz apresenta a distribuição de percentagem de pixels classificados correta e erroneamente. Em relação às áreas de treinamento, através da matriz de erro é também possível utilizar técnicas de análise multivariada para determinar a concordância do resultado da classificação com a verdade de campo.

No QUADRO 3, pode-se visualizar os resultados encontrados na estatística kappa, que são resultados obtidos nas classificações com seis e três canais multiespectrais, sem aplicação do filtro e com a aplicação do filtro.

Os resultados obtidos com o algoritmo redes neurais não apresentou bons índices. Os índices das quatro imagens ficaram entre 0,4670 e 0,4915, indicando com isso que a imagem classificada com este algoritmo pode conter erros. Com os índices do algoritmo de máxima verossimilhança pode-se concluir que é um excelente classificador, pois os índices das quatro imagens classificadas ficaram entre 0,9856 e 0,9947.

QUADRO 3: Índices do coeficiente kappa.

| Coeficiente kappa | | | | |
|-------------------|--------------------|---------------------------|--------------------|---------------------------|
| | MaxVer 6 canais | Redes Neurais 6 canais | MaxVer 3 canais | Redes Neurais 3 canais |
| Sem filtro | 0,9856 | 0.4915 | 0.9872 | 0.4837 |
| Com filtro | 0.9936 | 0.4864 | 0.9947 | 0.4670 |

A matriz de erros apresentada a seguir no QUADRO 4, pertence a imagem classificada com o algoritmo de Máxima Verossimilhança usando três canais (bandas 5, 4 e 3), com a aplicação do filtro clump.

QUADRO 4: Matriz de erros da imagem classificada com o algoritmo de Máxima Verossimilhança, com três canais e com a aplicação do filtro.

Coefficiente kappa 0,9947

| Classes | Verdade de Campo | | | Total | Inclusão pixels | Inclusão % | Pixels bem classificados % |
|------------------------------|------------------|------|------------|-------|-----------------|--------------------------|----------------------------|
| | CC / CG | Mata | C. d' Água | | | | |
| CC / CG | 1876 | 0 | 13 | 1889 | 13 | 0,69 | 99,31 |
| Mata | 0 | 1876 | 7 | 1883 | 7 | 0,37 | 99,63 |
| C. d' Água | 0 | 0 | 1856 | 1856 | 0 | 0 | 100 |
| Total pixels de campo | 1876 | 1876 | 1876 | 5628 | | | |
| Omissão pixels | 0 | 0 | 20 | | | | |
| Omissão % | 0,0 | 0,0 | 1,07 | | | | |
| | | | | | | Exatidão Global % | 99,64 |

Analisando a matriz de erros ou confusão, as linhas e colunas têm três classes: Campo Cerrado/Campo Graminoso - CC/CG, Mata e Corpos D'Água. A diagonal principal da matriz de confusão fornece o número de pixels corretamente classificado para cada classe. Para classe Mata segundo a matriz do mapa temático, foram corretamente classificados 1876 pixels. No entanto, para 7 pixels dessa mesma classe Mata no mapa temático, analisando a verdade de campo, constatou-se que na realidade eles pertencem à classe Corpos D'Água.

Portanto, para os 1883 pixels da classe Mata, 1876 foram bem classificados, enquanto o restante 7 pixels, foram mal classificados. Este erro de classificação é denominado erro de inclusão, pois se está incluindo pixels em uma classe quando na verdade eles pertencem à outra.

Analisando do ponto de vista da verdade de campo, a classe CC/CG, tem 1876 pixels bem classificados. Porém, há 13 pixels que são classificados como Corpos D'Água. Este erro agora é o erro de omissão, pois está se omitindo pixels da classe correta e atribuindo a outra classe.

Na última coluna da matriz de confusão, tem-se a percentagem de pixels do mapa que foram bem classificados. E no final desta coluna, encontramos a exatidão global da classificação. Neste caso, tinha-se no total 5628 pixels, sendo que no mapa temático 5608 foram bem classificados, o que perfaz um percentual de 99,64% do total, que foram bem classificados.

Com o auxílio da TABELA 2, pode-se fazer associação dos índices encontrados no coeficiente kappa com a qualidade do mapa temático.

Associando os índices encontrados com o algoritmo de redes neurais que está entre 0,4670 e 0,4915 a qualidade do mapa conforme indica a tabela é boa. Conforme o índice do coeficiente kappa (0,9947) encontrado na imagem classificada com o algoritmo de máxima verossimilhança usando apenas três canais e com a aplicação do filtro clump, está classificado como excelente. Todos os valores do coeficiente kappa do algoritmo de máxima verossimilhança pertencem à qualidade excelente.

TABELA 2: Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa.

| Valor de Kappa | Qualidade do mapa temático |
|-----------------------|-----------------------------------|
| < 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: Adaptada por MOREIRA (2003).

8 CONCLUSÕES

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto na confecção dos mapas temáticos e a avaliação de classificadores, demonstrou-se bastante satisfatória.

Pode-se concluir que a utilização do coeficiente kappa para investigar e avaliar a qualidade dos resultados de classificação supervisionada, é recomendado devido à confiabilidade encontrada nos testes propostos neste trabalho.

Alguns problemas foram detectados, por exemplo, a similaridade de assinaturas espectrais em determinados alvos foi erroneamente classificada por apresentarem níveis de cinza próximos aos de outras classes. Foi o que aconteceu nas áreas que continham sombras com as área da classe corpos d`água.

A defasagem temporal entre a data de aquisição das imagens (2001) e as conferências realizadas nas duas campanhas de campo (2002), mostrou-se que certas classes sofreram notáveis alterações.

Devido à dimensão dos alvos, alguns de pequenas dimensões, sobretudo em relevo acidentado, não foram detectados. Essa limitação é notável principalmente nos condomínios construídos nas áreas de floresta.

Concluí-se que o domínio da classe Campo Cerrado/Campo Graminoso está presente quase toda porção centro-oeste da APA Sul RMBH.

O domínio de Mata está presente nas áreas de solos profundos próximos às linhas de drenagem, a exceção da área leste, próximo ao Caraça e ao Gandarela, onde ela ocorre de maneira generalizada ocupando todas as formas de relevo, colinas, morros, montanhas e serras.

As informações desenvolvidas por este estudo concluem que embora as propostas do algoritmo de redes neurais sejam desenvolver sistemas inteligentes os resultados obtidos com o algoritmo de máxima verossimilhança ainda se apresentam bem superior.

Este diagnóstico tem como importância fundamental aplicar uma metodologia que compare os resultados obtidos em classificação supervisionada, oferecendo assim maior credibilidade e segurança na escolha de algoritmos oferecidos nos atuais softwares.

9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, Paulo César Gurgel. **Cartografia para professores do ensino fundamental**. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> Acesso em: 17 abr. 2003.

BONHAM-CARTER, Graeme. **Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS**. Ontario: Pergamon, 1994. 398 p.

ENVI. **Guia em português do ENVI 3.5**. Disponível em: <http://www.envi.com.br/guia/> Acesso em: 05 nov. 2002.

FLORENZANO, Tereza Gallotti. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2002. 97 p.

FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS. Atividades Minerárias. **In: Análise das Atividades Minerárias e Mapeamento da Cobertura Vegetal da Região Metropolitana de Belo Horizonte**. Belo Horizonte: CETEC, 1983. v.1.

FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS. **Desenvolvimento de Tecnologia para o Manejo de Espécies Nativas e Recuperação de Áreas Degradadas na Área de Proteção das Captações da COPASA: Mutuca e Barreiro**. Belo Horizonte: CETEC, 1996.

FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS. **Análise das Atividades Minerárias e Mapeamento da Cobertura Vegetal da Região Metropolitana de Belo Horizonte: Áreas Verdes – Seleção para Proteção, Uso e Preservação**. Relatório Técnico Final. Belo Horizonte: CETEC, 1986. 124p.

FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS. **Estudos Integrados de Recursos Naturais: Bacia do Alto São Francisco e Parte Central da Área Mineira da SUDENE – VEGETAÇÃO E USO DA TERRA**. Belo Horizonte: CETEC, 1983.

FUNDAÇÃO CENTRO TECNOLÓGICO DE MINAS GERAIS. Uso da Terra. **In: Análise das Atividades Minerárias e Mapeamento da Cobertura Vegetal da Região Metropolitana de Belo Horizonte**. Belo Horizonte: CETEC, 1983. v.2.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **ACURUI: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1986. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **BELO HORIZONTE: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1988. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **BRUMADINHO: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1986. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **CAETÉ: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1977. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **CATAS ALTAS: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1976. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual Técnico da vegetação brasileira**. Rio de Janeiro: IBGE, 1992.

FUNDAÇÃO INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **RIO ACIMA: Carta do Brasil**. Rio de Janeiro, 1986. 1 mapa: color., 74 cm x 60 cm. Escala: 1:50.000.

GALVÃO, C. O.; VALENÇA, M. J. S. **Sistemas Inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais**. Porto Alegre: Ed. Universidade/UFRGS/ABRH, 1999. 246p.

JACQUES, P. D.; SHINZATO, E. **Estudo Geoambiental do Estado do Rio de Janeiro: Uso e Cobertura do Solo**. Brasília: CPRM, 2000. 26p.

MOREIRA, Maurício Alves. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2.ed. Viçosa: UFV, 2003. 307p.

NOVO, Evlyn M. L. de Moraes. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda, 1989. 308p.

OLIVEIRA, G. M. A. et al. **Sensoreamento Remoto no Quadrilátero Ferrífero, MG – Relatório Técnico (Preliminar)**. São José dos Campos: Comissão Nacional de Atividades Espaciais, 1970.

PACHÊCO, A. P.; RIBAS, N. S. **Sensoriamento Remoto aplicado ao Uso da Terra**. Disponível em: <http://geodesia.ufsc.br/Geodesia-online/ARQUIVO/1998/04/pacheco.htm>
Acesso em: 17 abr. 2003.

PEDREIRA, B. C. C. G.; SANTOS, R. F. **Avaliação das escalas de 1:25.000 e 1:100.000 em mapeamento orientados a planejamento ambientais**. Disponível em: <http://orion.cpa.unicamp.Br/revista/cigv1n3a1.html> Acesso em: 05 jan. 2004.

PELLEGRIN, Luiz Alberto. **Técnicas de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento Aplicadas ao Mapeamento do Uso do Solo: A Bacia do Rio Pará Como Um Exemplo**. 2001. 109p. Dissertação (Mestrado em Tratamento da Informação Espacial) – Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2001.

RICHARDS, A. J.; JIA, X. **Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction**. 3ed. New York: Springer, 1999. 363p.

ROCHA, Cezar Henrique Barra. **Geoprocessamento: tecnologia transdisciplinar**. 2ed. Juiz de Fora, MG: Ed. do Autor, 2002. 220p.

RUDORFF, Bernardo F. T. **Produtos de Sensoriamento Remoto**. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> Acesso em: 17 abr. 2003.

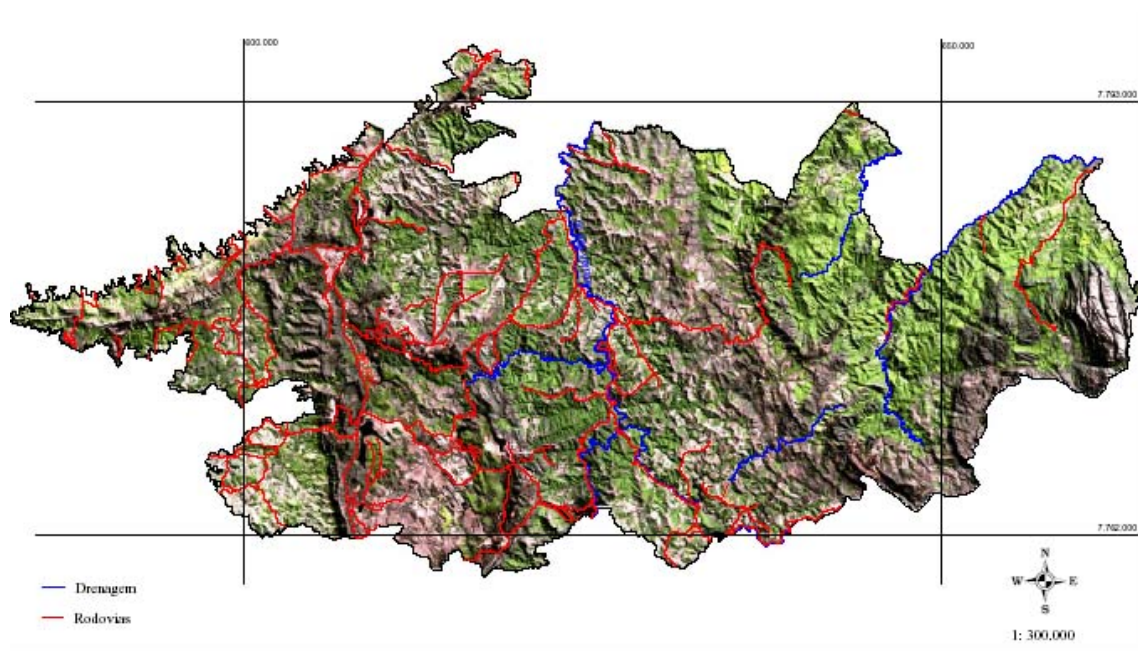
SANTANA, Iara Leal. **Monitoramento das Alterações do Uso e Ocupação da Terra Através do Sensoriamento Remoto Orbital na Porção Sul da Região Metropolitana de Belo Horizonte: a Técnica Composição Colorida Multitemporal**. 1998. 48p. Monografia (Especialização em Geoprocessamento) – Instituto de Geociências. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 1998.

SANTOS, Vânia Maria Nunes. **O uso escolar de dados de sensoriamento remoto como recurso didático pedagógico**. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> Acesso em: 17 abr. 2003.

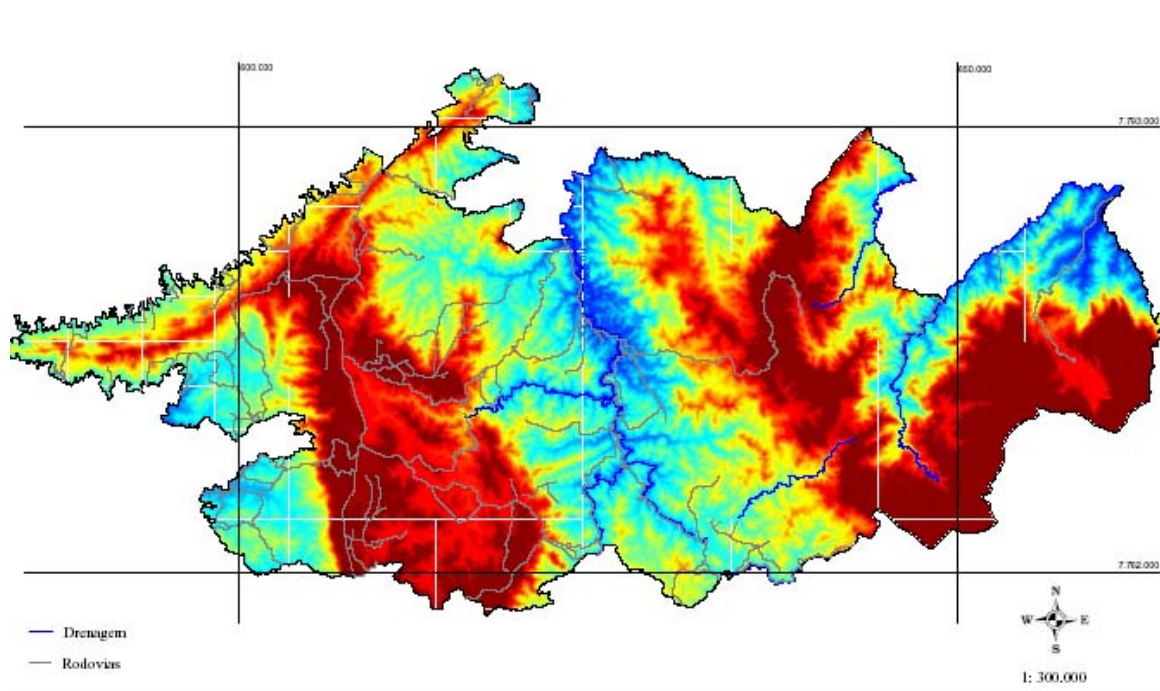
SAUSEN, Tânia Maria. **Sensoriamento Remoto e suas Aplicações para Recursos Naturais**. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> Acesso em: 17 abr. 2003.

STEFFEN, Carlos Alberto. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> Acesso em: 17 abr. 2003.

ANEXOS



ANEXO I - CARTA IMAGEM



ANEXO II - MODELO DIGITAL DO TERRENO