UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS – UFG
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓSGRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

IZA CARLA DE OLIVEIRA E SILVA

ANÁLISE DE MÉTODOS DE REALCE ESPECTRAL E TEMPORAL APLICADOS À DISCRIMINAÇÃO DE CLASSES DE USO E COBERTURA DA TERRA EM ÁREAS DE CERRADO

Goiânia
2010

IZA CARLA DE OLIVEIRA E SILVA

ANÁLISE DE MÉTODOS DE REALCE ESPECTRAL E TEMPORAL APLICADOS À DISCRIMINAÇÃO DE CLASSES DE USO E COBERTURA DA TERRA EM ÁREAS DE CERRADO

Dissertação apresentada ao Programa de Pesquisa e Pós-Graduação em Geografia do Instituto de Estudos Sócio-Ambientais da Universidade Federal de Goiás, para a obtenção de título de Mestre em Geografia.

Área de Concentração: Dinâmica socioespacial urbana, agrária, regional e ambiental.

Orientador: Laerte Guimarães Ferreira

Goiânia
2010

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação na (CIP)
GPT/BC/UFG

S586a

Silva, Iza Carla Oliveira.
Análise de métodos de realce espectral e temporal aplicados à discriminação de classes de uso e cobertura da terra em áreas de Cerrado [manuscrito] / Iza Carla Oliveira Silva. - 2010.
94 f.: il., figs, tabs.

Orientador: Prof. Dr. Laerte Guimarães Ferreira Jr.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Goiás, Programa de Pós-Graduação em Geografia, 2010.
Bibliografia: f. 90-93.
Inclui lista de figuras, abreviaturas, siglas e tabelas.

1. Cerrado 2. Sensoriamento remoto da vegetação 3. Processamento digital de imagem 4. Realce espectral I. Título.

CDU: 910.2(213.54)

IZA CARLA DE OLIVEIRA E SILVA

ANÁLISE DE MÉTODOS DE REALCE ESPECTRAL E TEMPORAL APLICADOS À DISCRIMINAÇÃO DE CLASSES DE USO E COBERTURA DA TERRA EM ÁREAS DE CERRADO

Dissertação apresentada ao Programa de Pesquisa e Pós - Graduação em Geografia do Instituto de Estudos Sócio - Ambientais da Universidade Federal de Goiás, para a obtenção do grau de Mestre, aprovada em _____ de _____ de _____, pela Banca Examinadora constituída pelos seguintes professores:

_____

Prof. Dr. Laerte Guimarães Ferreira - UFG
Orientador

_____

Prof. Dr. Nilson Clementino Ferreira - UFG
Membro Titular

_____

Prof. Dr. João Batista Pereira Cabral – UFG/CAJ
Membro Externo

Goiânia

2010

DEDICATÓRIA

À minha família...

Aos meus pais, Valtuíde e Márcia. As minhas irmãs, Ila e Hingra, pelo amor e incentivo.

AGRADECIMENTOS

Á Deus, pela minha vida, por iluminar meu caminho e me ensinar a cada dia “Olhai os lírios do campo”, pois sua presença e comunhão enchem à minha vida com alegria.

Ao meu orientador, o Professor Dr. Laerte Guimarães Ferreira, pelo seu ensinamento que acompanhará minha vida acadêmica e profissional, a quem devo agradecer pela oportunidade de aprender mais sobre Sensoriamento Remoto. Fica minha grande admiração pela sua dedicação, experiência e valores científicos repassados aos seus orientados.

Aos professores avaliadores da dissertação, o Dr. João Cabral, o Dr. Nilson Clementino, por aceitarem participar desta banca de mestrado. Com vistas, a contribuir com o trabalho.

Ao professor Dr. Evanilton Oliveira, que junto do professor Dr. Nilson Clementinho contribuiu na banca de qualificação.

A Universidade Federal de Goiás, em nome do Programa de Pós-graduação em Geografia do Instituto de Estudos sócio-ambientais, o meu agradecimento ao corpo docente, discente, técnico e administrativo.

Ao Laboratório de Processamento de Imagem e Geoprocessamento (LAPIG) da Universidade Federal de Goiás (UFG), e toda sua equipe que me acolheu e contribui direta e indiretamente com este trabalho, em especial, o Prof. Dr. Manuel Ferreira, Luiz Eduardo, Carlos Cristóvão, Fanuel Garcia, Licius Prado, Fernando Araújo, Gitair, Joana Rocha, Gabriela Nogueira, Leandro Leal, Murilo Cardoso e Levindo Medeiros. Foi muito bom conhecer cada um!

Aos colegas de Mestrado, companheiros de estudo, em especial: Marlon Nemayer, Genival Rocha, Janete Rego.

Ao meu noivo Tiago Rodrigues, pelo amor e zelo, apoio, companheirismo, ajuda e compreensão nos momentos de ausência.

Ao Ministério Publico, no âmbito do projeto: Rede Goiana de Pesquisa de GeoAmbiente/Araguaia - Mapeando para proteger, parceria firmada entre o Ministério Público (MP) e LAPIG/UFG.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo fomento de bolsa.

RESUMO

O bioma Cerrado tem destaque nacional e internacional em virtude de sua dimensão, cerca de 205 milhões de hectares do território, além de se destacar como uma das áreas de importância global para a biodiversidade. Com 9,2% de sua área assegurada na forma de parque ou reserva ecológica, estudos do mapeamento da cobertura vegetal apontam um cenário de conversão estimado entre 40% a 55% de seu território, em áreas de pastagens e culturas anuais. Desta forma, este trabalho teve como objetivo avaliar o potencial de discriminação de alvos naturais e antrópicos a partir de imagens de alta resolução espacial e espectral, realçadas tanto no domínio espectral quanto temporal, com vistas a identificar técnicas e protocolos mais adequados, os quais resultem em mapeamentos semi-automáticos da cobertura e uso da terra no bioma Cerrado mais acurados. Foi selecionado uma área de estudo, no caso o município de Mineiros, a definição da área foi baseada na importância ambiental ao sediar em seu território parte das nascentes da bacia hidrográfica do Rio Araguaia - Tocantins, bacia do Prata e bacia do Paraguai, além de às áreas estratégicas de conservação (Parque Nacional das Emas) e Corredores de Biodiversidade (Cerrado pantanal). Os modelos de realce espectral NDVI, MLME e CP foram aplicados sobre uma cena do sensor Landsat TM (órbita/ponto:224/72 e 73) de 30 de março de 2008 (estação de chuvas) e 21 de agosto de 2008 (estação seca). As análises estatísticas demonstraram a existência de uma confusão espectral mais intensa entre o Campo Sujo e Pastagem e Cerrado Sensu Stricto, em todas as categorias de dados analisadas. Outros resultados demonstraram que a capacidade discriminante é significativamente maior em agosto, no período de seca, quando há uma maior diferenciação na cobertura verde. E por fim, entre os modelos de realce espectral, o que apresentou melhor potencial de discriminar classes foi observado pelas imagens componentes principais, com 96% de amostras classificadas corretamente. Em seguida o MLME apresentou resultados de 91%, em relação ao NDVI, com 84% de capacidade de definir classes, essa diferença se deve ao fato do numero de variáveis no NDVI serem menor (i.e. NDVI usa apenas duas bandas, vermelho e infra-vermelho) quando comprado ao MLME e CP. Assim o trabalho considera que a aplicação de realce espectral em imagem de valores digitais originais, auxilia no potencial de discriminação de alvos naturais e antrópicos, concluindo que a análise das componentes principais aumenta a precisão no mapeamento semi-automático de uso e cobertura da terra.

Palavras-chave: Cerrado; Sensoriamento remoto da vegetação; Processamento digital de imagem; Realce espectral.

ABSTRACT

The Cerrado biome has the national and international eminence, because it dimensions, around 205 millions ha. in the Brazil, beyond to emphasize like an areas of the global importance, call hotspots. With 9,2% of it is area in the parks and ecological reservation, studs of the mapping of the vegetation indicate a scenery of the conversion estimated between 40 % and 55 %, for areas of the pasture and agricultural. This work has the objective to evaluated the potential of discrimination of the natural and human target from the images with high resolution and high spectral resolution, accentuated amount the spectral dominion like temporal, to identify the better technique and protocols, which results in mapping semi-automatic of the landscape cover in the Cerrado biome, more accurate. It was selected an area test for this analyze, the municipality of Mineiros, the definition of the are was base in the environment importance, because inside of this municipality there is the fountainhead of the Araguaia - Tocantins River basin, the Prata basin and the Paraguai basin, beyond the strategic areas for conservation (Parque Nacional das Emas) and the biodiversity corridors (Cerrado – Pantanal). The models of spectral enhancement NDVI, MLME and CP were apply in a LANDASAT TM (orbit/point: 224/73) from march 30 of 2008 (rain season) and august 21 of 2008 (dry season). The statistic analyses show the existence of one spectral confusion more intensify between Campo Sujo and Pasture and Cerrado Sensu Stricto, in all categories of the analyze data. Other results showing that the capacity of discriminate is bigger in the august, the dry season, when there is more distinction in the vegetation. And finally, between the spectral model, which presents better potential to distinction the class was observed by the images, component main, with 96 % of the sample classify correctly. Before the MLME presents results of 91 % in relation to NDVI, with 84 % of the capacity to define the class, this difference is because the number of the patchy in NDVI is less (i.e NDVI use just two bands, red and infra-red) when compare to MLME and CP. Thus the work consider that application of the spectral enhancement in the image of the original digital values contribution in the distinction potential of the natural and anthropic, concluding that the analyze of the main components increase with the precision of the semi-automatic mapping of use land cover.

Key –word: Cerrado; Remote sensing of vegetation; image processing; Spectral enhancement

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Bioma Cerrado – Distribuição das áreas de vegetação natural e antropizadas.....18

Figura 2 - Distribuição dos desmatamentos por Estados no período 2002-2009.....19

Figura 3 **-** *Pixel* (linha vermelha) sobreposição de região de fronteira entre alvos diferentes (A). Diferentes materiais contidos em um único *pixel* (B).....27

Figura 4 - Demonstrativo da Análise por Componentes Principais em duas dimensões. Os eixos originais da imagem (bandas 1 e 2) envolve rotação, redistribuindo os *pixels* sobre um novo sistema de eixos, formado pelas PC1 e PC2.....30

Figura 5 - Localização do município de Mineiros-GO.....32

Figura 6 - Localização do corredor cerrado pantanal e unidades de conservação.....33

Figura 7 - Média pluviométrica mensal de 128 estações dispersas pelo estado de Goiás. As médias representadas das séries históricas 20 anos de dados.....34

Figura 8 - Características da vegetação do Cerrado.....35

Figura 9 - Referente às principais fitofisionomias nativas encontradas no município de Mineiros-GO.....36

Figura 10 - Mapa das unidades geológicas de Mineiros.....38

Figura 11 – Mapa das unidades geomorfologicas de Mineiros.....40

Figura 12 – Mapas de uso e cobertura da terra para o município de Mineiros: 1975 (a) e 2002 (b).....43

Figura 13 – Mapa de solos do município de Mineiros.....45

Figura 14 – Mapa hipsométrico (a), e mapa de declividade (b) do município de Mineiros.....40

Figura 15 - Imagem Landsat TM registrada (órbita/ponto 224/072 de 03/30/2008), destacando a região o PNE alinhando-se com o vetor de drenagem.....53

Figura 16 – Mosaico de imagens TM/Landsat5 referente ao município de Mineiros.....54

Figura 17 – Recorte das imagens TM/Landsat para o município de Mineiros..55

Figura 18 - Recorte das imagens TM/Landsat para o município de Mineiros.....58

Figura 19 - Campo realizado nas datas 30 de março a 01 de abril para apoiar a atualização do mapa de uso e cobertura da Terra no município de Mineiros...59

Figura 20 – Demonstrativo das imagens NDVI março (30/03/08) e NDVI agosto (21/08/09), município de Mineiros (amostras no Parque das Emas).....64

Figura 21 - Distribuição dos auto valores referente as imagens de componentes principal para 21/08/2008 e 30/03/2008.....65

Figura 22 - Demonstrativo das imagens geradas a partir da análise por componentes principal (PC1 a PC6), para as datas março (30/03/08) e agosto (21/08/09), município de Mineiros (amostras no Parque N. das Emas).....66

Figura 23 - Demonstrativo das imagens fração gerada a partir do MLME (IF - vegetação, IF-solo, IF-sombra/água), para as datas março (30/03/08) e agosto (21/08/09), município de Mineiros.....68

Figura 24 - Resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos Máxima verossimilhança e Mínima distância (amostras do PNE).....72

Figura 25 - Mapa atualizado para 2008 no município de Mineiros.....73

Figura 26 - Perfis radiométricos para os principais tipos de cobertura e uso da terra para o período de seca (agosto) e chuvoso (março).....74

Figura 27 Análise de Discriminante para as imagens de agosto e março.....75

Figura 28 - Perfil espectral dos valores digitais originais (NIR E RED), referente à distribuição das médias e coeficiente de variação de 90 amostras espectrais.....77

Figura 29 - Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação das 90 amostras do Índice de vegetação por diferença normalizada....78

Figura 30 - Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação de 90 amostras do modelo linear de mistura espectral.....79

Figura 31 - Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação de 90 amostras da análise de componentes principal.....80

Figura 32 - Análise discriminante do NDVI.....82

Figura 33 - Análise discriminante do MLME.....84

Figura 34 - Análise discriminante do CP.....85

Figura 35 - Análise discriminante entre os modelos de realce espectral: NDVI, MLME e CP.....86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Áreas ocupadas por cobertura vegetal natural e antrópica em cada unidade federativa coberta pelo bioma Cerrado.....26

Tabela 2 - Demonstrativo do percentual das classes de uso e cobertura da terra do município de Mineiros entre os anos de 1975 e 2002.....42

Tabela 3 - Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de solo, no município de Mineiros.....48

Tabela 4 - Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de hipsometria, no município de Mineiros.....49

Tabela 5 - Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de declividade, no município de Mineiros.....49

Tabela 6 - Características das bandas do sensor TM/Landsat.....51

Tabela 7 - Data de passagem das Cenas do TM/Landsat.....52

Tabela 8 - Demonstrativo dos pontos de controle para a órbita ponto 224/73.....52

Tabela 9 - Descrição dos tipos de padrões de imagem pertencentes ao uso e cobertura da terra no município de Mineiros.....56

Tabela 10 - Intervalos de aceitação dos resultados do índice *Kappa*.....61

Tabela 11 - Matriz de confusão e acurácia verificadas ao se aplicar o algoritmo Máxima verossimilhança.....71

Tabela 12 - Matriz de confusão e acurácia verificadas ao se aplicar o algoritmo Mínima distância.....71

Tabela 13 - Análise Discriminante para as imagens de valor original (agosto e março).....75

Tabela 14 - Análise Discriminante para as imagens NDVI.....82

Tabela 15 - Análise Discriminante da combinação NDVI de agosto e março.....82

Tabela 16 - Análise Discriminante do modelo linear de mistura espectral.....84

Tabela 17 - Análise Discriminante da combinação do MLME março e agosto.....84

Tabela 18 - Análise Discriminante da CP.....86

Tabela 19 - Análise Discriminante da combinação das CP março e agosto.....86

LISTA DE SIGLAS

CC - Campo Cerrado

CL - Campo Limpo

CORINE - *Coordination of Information on Envrinonment*

CP - Componentes Principais

CS - Campo Sujo

CSS - Cerrado *Sensu Stricto*

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Agropecuária

ERTS-1 - *Earth Resource Technological Satellites*

ETM+ - *Enhaced Thematic Mapper+*

GPS - *Global Positioning System*

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

MODIS - *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*

MLME - Modelo Linear de Mistura Espectral

MG - Mata de Galeria

MSS - *Multi-Spectral Scanner*

NDVI - *Normalizated Diference Vegetation Index*

NIR - *Near Infrared*

PROBIO/MMA - Projeto de Conservação e Utilização Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira/Ministério do Meio Ambiente

PNDs - Planos Nacionais de Desenvolvimento

POLOCENTRO - Programa de Desenvolvimento dos Cerrados

PRODECER - Programa de Cooperação Nipo-Brasileira para Desenvolvimento

PNE - Parque Nacional das Emas

PIXEL - *Picture Elements*

RADAM - Radar da Amazônia

RMSE - *Root Mean Square Error*

SIAD - Sistema Integrado de Alerta de Desmatamentos

SLAR - Side-Looking Airborne Radar

TM - *Thematic Mapper*

UTM - Universal Tranversa de Mercator

WGS-84 - *World Geodetic System 1984*

SUMÁRIO

RESUMO vii
ABSTRACT..... viii
LISTA DE FIGURAS..... ix
LISTA DE TABELAS..... xii
LISTA DE SIGLAS..... xiv
CAPITULO 1 - INTRODUÇÃO..... 17
1.1 Motivações para o Trabalho..... 17
1.2 Objetivos..... 21
1.2.1 Objetivos Gerais..... 21
1.2.2 Objetivos Específicos..... 21
CAPITULO 2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA..... 22
2.1 Uso e Cobertura da Terra..... 22
2.1.1 Conceitos Gerais..... 22
2.1.2 Importância do Uso e Cobertura do Solo..... 22
2.2 Estudos do Uso e Cobertura da Terra, com Base em Sensoriamento Remoto..... 24
2.3 Realces espectrais..... 27
2.3.1 Modelo linear de mistura espectral..... 27
2.3.2 Índice de vegetação por diferença normalizada..... 28
2.3.3 Análise por Componentes Principais..... 29
CAPITULO 3 - DESENHO EXPERIMENTAL..... 31
3.1 Localização da área de estudo..... 31
3.2 Caracterização do Meio Físico..... 34
3.2.1 Clima..... 34
3.2.2 Vegetação..... 35
3.2.3 Geologia..... 37
3.2.4 Geomorfologia..... 39
3.2.5 Uso e ocupação da terra..... 41
3.3 Solos, hipsometria e declividade como influência na distribuição do uso e cobertura da terra..... 44
3.3.1 Solos..... 44
3.3.2 Hipsometria e Declividade..... 48

3.4 Materiais e Métodos..... 51
3.4.1 Produto orbital..... 51
3.4.2 Registro das imagens..... 52
3.4.3 Mosaico e recorte de área..... 53
3.5 Atualização do mapa de uso e cobertura da terra no município de Mineiros/GO..... 55
3.5.1 Classificação supervisionada..... 57
3.5.2 Algoritmo máxima verossimilhança..... 60
3.5.3 Algoritmo mínima distância..... 60
3.5.4 Avaliação da exatidão da classificação..... 61
3.5.5 Reclassificação de classes..... 62
3.6 Métodos de Realce Espectral..... 63
3.6.1 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)..... 63
3.6.2 Análise por Componentes Principais (CP)..... 64
3.6.3 Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME)..... 67
3.7 Análise estatística..... 69
3.7.1 Extração de amostras espectrais..... 69
3.7.2 Análise de máxima discriminação sazonal..... 69
CAPITULO 4 - RESULTADOS E DISCUSSÕES..... 70
4.1 Atualização do mapa de uso e cobertura da terra..... 70
4.1.1 Avaliação da exatidão da classificação..... 70
4.2 Discriminação sazonal..... 74
4.3 Análise de perfil espectral..... 76
4.3.1 Valores digitais originais..... 76
4.3.2 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada..... 78
4.3.3 Modelo Linear de Mistura Espectral..... 79
4.3.4 Análise da Primeira Componente Principal..... 80
4.4 Análise discriminante..... 81
4.4.1 Índice de vegetação por diferença normalizada..... 81
4.4.2 Modelo linear de mistura espectral..... 83
4.4.3 Análise de componentes principais..... 85
CAPITULO 5 - CONSIDERAÇÕES FINAIS..... 88
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 90

CAPÍTULO 1
INTRODUÇÃO

1.1 Motivações do trabalho

No Brasil, o bioma Cerrado tem destaque nacional e internacional em virtude de sua dimensão, cerca de 205 milhões de hectares do território brasileiro (IBGE, 2004), além de se destacar como uma das áreas de importância global, os chamados *hotspots* (Myers et al., 2000). Abriga, entre as savanas do mundo, a maior riqueza de espécies vegetais (>7.000 espécies), variando de formações densas de florestas a campos abertos (Eiten, 1994), e é favorecido pela presença de três das maiores bacias hidrográfica da América do Sul (Tocantins, São Francisco e Prata). (LATRUBESSE, 2005).

Com 9,2% de sua área assegurada na forma de parque ou reserva ecológica (Brasil, 2003), estudos do mapeamento da cobertura vegetal indicam que o cenário de conservação do Cerrado é preocupante pelo intenso processo de conversão da vegetação natural, sendo estimado, por diferentes metodologias, que entre 40% a 55% de seu território foram convertidos em áreas de pastagens e culturas anuais (MACHADO et al., 2004; SANO et al., 2009) (Figura 1).

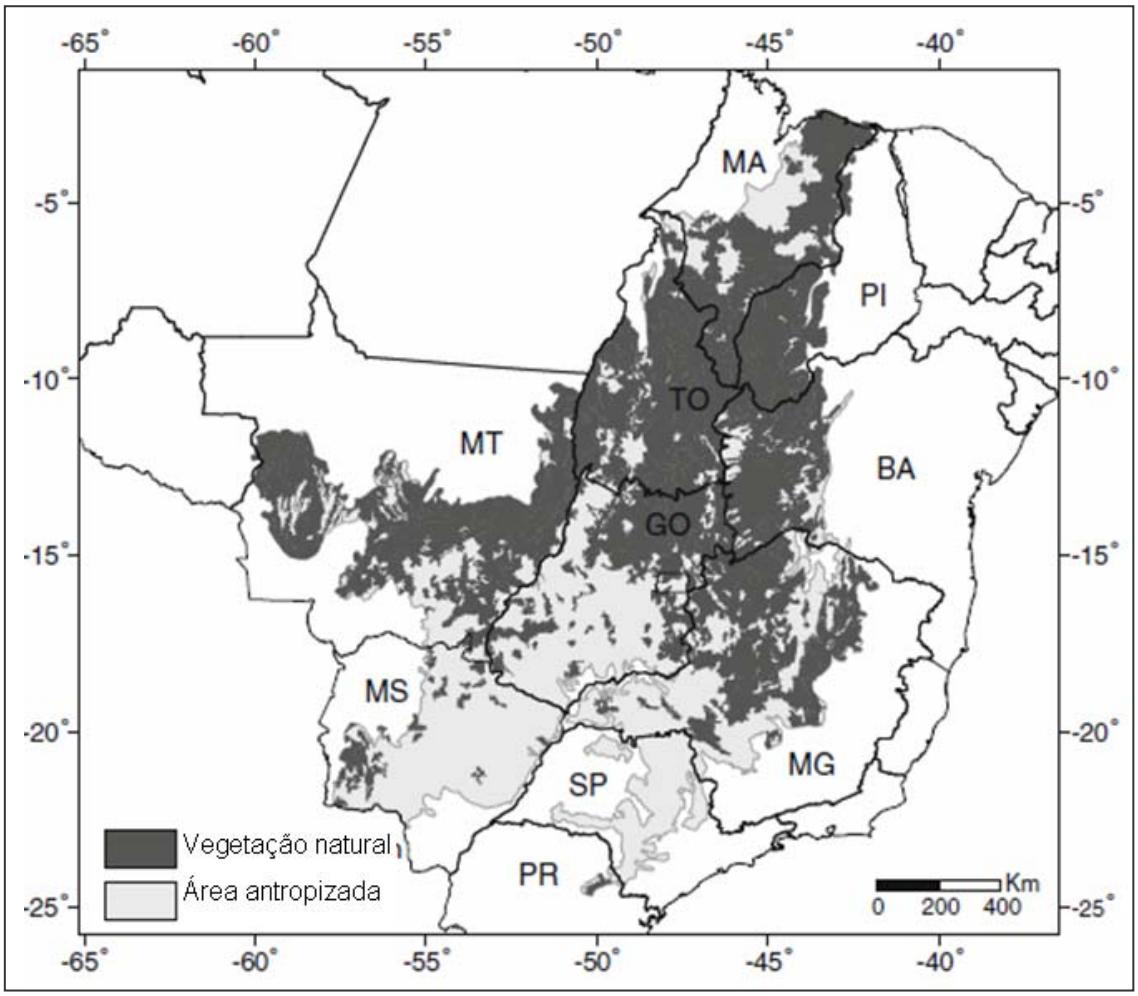


Figura 1 - Bioma Cerrado – Distribuição das áreas de vegetação natural e antropizadas. Fonte: Probio/MMA (SANO et al., 2009).

Especificamente em relação à Goiás, único estado da federação inserido nos limites fisiográficos do bioma Cerrado, sua área apresenta-se com 64% convertida em pastagem e agricultura (SANO et al., 2008).

Quanto ao estudo de desmatamento, Goiás aponta estimativas de quarto estado com os maiores alertas de desmatamento (FERREIRA et al., 2008a). A Figura 2 apresenta a proporção de alertas de desmatamentos para os Estados que compõem a área do Bioma cerrado, gerados pelo SIAD (Sistema Integrado de Alerta de Desmatamentos).

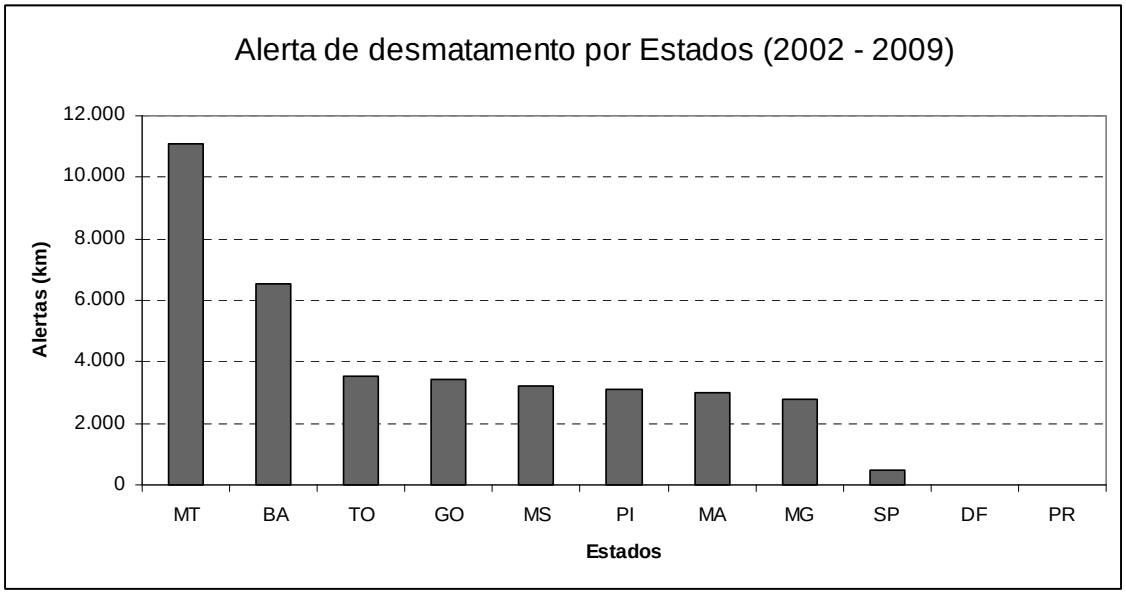


Figura 2 - Distribuição dos desmatamentos por Estados no período 2002-2009. Fonte; (ROCHA,G.F ,2009).

Com a fronteira agrícola em expansão e a crescente demanda por biocombustíveis, o estado de Goiás se encontra como um dos ambientes favoráveis de expansão e, quando associado às poucas iniciativas de estudos, o cenário se torna preocupante, principalmente, ao consideramos o tempo de quatro décadas de transformação da paisagem pelo processo de uso e ocupação (FERREIRA et al., 2007b).

Neste sentido, uma metodologia importante de se estudar e promover iniciativas de mapeamento e monitoramento voltado à preservação do Cerrado é possibilitado pelo Sensoriamento Remoto que, em pouco mais de 30 anos, com o avanço tecnológico, conta atualmente com sensores remotos que produzem dados cada vez mais confiáveis e temáticos.

Segundo Ferreira et al., (2008c), a evolução do Sensoriamento Remoto tornou-se possível em função do surgimento dos sensores orbitais ativos, dos sensores de resolução sub-métrica, dos sensores hiperespectrais e dos sensores de alta resolução temporal.

Neste mesmo ritmo de evolução da tecnologia, muitos esforços e progressos têm sido feitos para melhorar o desempenho da classificação do uso e cobertura da terra. As técnicas de classificação deixaram de ser fundamentadas em métodos visuais de interpretação e passaram a contar com a manipulação de assinaturas espectrais dos alvos, possibilitando reduzir o tempo gasto no processamento de imagem. Exemplos neste sentido incluem o

uso de informações *sub-pixel* com base em análises de mistura espectral, como o uso do modelo linear de mistura espectral (Shimabukuro & Smith, 1991; Adams et al., 1995; Lu et al., 2007), análise de componentes principais (Crosta, 1992), índices de vegetação por diferença normalizada (Rouse, J.W, 1973) e uso de classificadores não paramétricos, tais como redes neurais (Paola & Schowengerdt, 1995; Atkinson & Tatnall 1997; Kavzoglu & Mather, 2004).

Desta forma, este trabalho tem como objetivo avaliar o potencial de discriminação de alvos naturais e antrópicos a partir de imagens de alta resolução espacial e espectral, realçadas tanto no domínio espectral quanto temporal, com vistas a identificar técnicas e protocolos mais adequados, os quais resultem em mapeamentos semi-automáticos da cobertura e uso da terra no bioma Cerrado mais precisos e acurados.

Para a abordagem do conteúdo, a pesquisa está estruturada em cinco capítulos.

O Capitulo 1, faz referência à introdução e motivações do trabalho.

No capitulo 2, a fundamentação teórica abrange principalmente os conceitos, a importância e estudos referentes ao uso do Sensoriamento Remoto para mapeamento da cobertura e uso da terra.

Em seguida, no capítulo 3, é caracterizada a área de estudo, os aspectos físicos da vegetação, dos solos, clima, relevo e geologia. Além de demonstrar os dados e os passos metodológicos para o desenvolvimento dos métodos de realce espectral.

No capítulo 4, são apresentados os resultados e discussão referentes aos métodos avaliados.

Por fim, o Capitulo 5 apresenta as considerações finais dos resultados obtidos no estudo.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos gerais:

Avaliar o potencial de discriminação de alvos naturais e antrópicos a partir de imagens de alta resolução espacial e espectral, realçadas tanto no domínio espectral quanto temporal, com vistas à elaboração de mapas de uso e cobertura da terra.

1.2.2 Objetivos específicos:

- Avaliar a influência da sazonalidade na discriminação de alvos naturais e antrópicos.
- Avaliar o potencial de diferentes técnicas de realce espectral quanto à discriminação de classes de uso e cobertura da terra.

CAPÍTULO 2
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Uso e Cobertura da Terra

2.1.1 Conceitos gerais

As transformações da superfície terrestre englobam dois conceitos inter-relacionados: cobertura da terra e uso da terra. Cobertura da terra, termo oriundo das ciências naturais, compreende o estado físico da terra e inclui, feições como lagos, rios, campos, vegetações arbustivas, florestas tropicais, estradas, ou desertos (FAO, 1998). Quanto ao uso da terra ou uso do solo, este é um conceito utilizado principalmente nas ciências humanas, o qual faz referência às atividades humanas em cada região (ex. propriedades rurais, pastagens, áreas industriais, reservas florestais, etc) (LILLESAND, 2000).

Assim, mudanças no uso da terra envolvem tanto trocas de um tipo de uso para outro, quanto à intensificação do uso em curso. Por sua vez, mudanças de cobertura da terra podem envolver conversão (ex. gramínea para cultura agrícola) ou modificação (ex. degradação de uma floresta) (KORNER, 1993).

Em fato, estes conceitos podem ser abordados de forma independente, produzindo-se mapas separados para o uso e para a cobertura do solo. Contudo, tal diferenciação nem sempre é desejável ou possível, haja vista que o uso e cobertura da terra estão intimamente conectados (TURNER, 1994). Especificamente em relação aos levantamentos com base em imagens orbitais, os padrões de legenda adotados consideram, em geral, estes dois conceitos simultaneamente (ARAUJO-FILHO, 2007).

2.1.2 Importância do uso e cobertura da terra

As atividades desenvolvidas pela sociedade ao longo dos séculos, no Brasil e no mundo, vêm alcançando níveis globais de pressão antrópica, impulsionada pela expansão das áreas agrícolas e pastoris, das áreas urbanas e das obras civis, e dentre outras atividades que obtiveram eficiência e domínio

tecnológico, mas que na maioria das vezes, não são acompanhados de processos de organização e planejamento necessários para a sustentabilidade dos recursos naturais (GUERRA, 2006).

O conhecimento do uso e cobertura da terra colabora com informações de dimensionamento, de identificação, de delimitação de alvos naturais e antrópicos e análise da modificação das paisagens ao longo dos anos.

Desta forma, o uso e cobertura da terra mostra-se de extrema importância, já que visa compreender as mudanças devido a fatores naturais e antrópicos ou oferecer subsídios para uma maior eficiência nas elaborações de planos de manejo dos recursos naturais e de delimitação de áreas prioritárias para a conservação da biodiversidade (Myers, 2000), ou, ainda, aprofundar estudos que envolvem relatórios sobre mudanças a níveis tanto locais quanto regionais, nacionais, e globais (Justice et al., 2002), modelagens de ciclos biogeoquímicos e estimativas de emissão de carbono (Defries et al., 2002), dentre outros.

Estes estudos acabam por exigir um esforço por parte da comunidade científica em melhorar a acurácia dos mapas de uso e cobertura da terra (HANSEN et al., 2002).

Como exemplo, vários programas de pesquisas têm sido focados para a relevância do mapeamento do uso e cobertura da terra devido à sua capacidade de determinar informações para vários segmentos. Alguns exemplos relevantes, do ponto de vista estritamente econômico, incluem cálculos de áreas plantadas por diferentes cultivos agrícolas, podendo permitir que se façam estimativas da magnitude da safra agrícola e de seus conseqüentes impactos econômicos, tais como variações de preços dos produtos, pressão inflacionária, capacidade de geração de empregos, e crescimento econômico (JONATHAN, 2005).

Lu et al., (2007), discutem que nas variações do uso e cobertura da terra, associados ao desmatamento, é possível estimar a redução de cobertura vegetal convertida muitas das vezes em pastos ou em áreas agrícolas, gerando informações indispensáveis na fiscalização e elaboração de ações, com vistas à conservação florestal e biológica, além de auxiliar no entendimento de conseqüentes impactos sócio ambientais.

Na pedologia, geologia e climatologia, os dados de uso do solo também podem ser utilizados para estimar o nível de fragilidade ambiental promovida

pelas atividades econômicas exercidas em cada região, permitindo desta forma que se identifiquem as áreas com alto risco de degradação ambiental, as quais devem ser alvo de medidas de mitigação.

Em suma, observa-se que os sistemas afetados, tanto humanos, quanto biofísicos, são associados às condições do uso e cobertura da terra de cada área, e os impactos causados acabam por se fazer sentir em variados sistemas naturais ao redor do planeta, como exemplo do próprio sistema climático do planeta (MAHMOOD, 2006).

2.2 Estudos do Uso e Cobertura da Terra, com Base em Sensoriamento Remoto

As primeiras iniciativas voltadas ao mapeamento de uso e cobertura da terra ocorreram nos Estados Unidos, após o evento da *Conference on Land Use Information and Classification* em 1971, na cidade de Washington. O evento possibilitou conduzir uma das primeiras propostas de um sistema de classificação para uso da terra, e diversos sistemas de classificação compatíveis às técnicas de Sensoriamento Remoto serviram como base para a discussão. Especificamente, buscou-se desenvolver um sistema de classificação para o território americano que fosse receptivo à entrada de dados tanto de fontes convencionais, quanto àqueles obtidos a partir de plataformas aéreas ou satélites (BOSSARD et al., 2000).

Com o passar dos anos, as imagens orbitais da superfície terrestre se tornaram uma fonte de dados confiável e imprescindível à gestão territorial e monitoramento ambiental, uma vez que possibilita a obtenção sistemática de elevada quantidade de dados consistentes (BASTISTELLA, 2008; FERREIRA et al., 2008c). Entretanto, o monitoramento contínuo e detalhado do uso e cobertura da terra, nas mais variadas escalas, ainda constitui um desafio, objeto de técnicas, muitas vezes proibitivas (em função de custos financeiros e computacionais) e resultados variados (JONATHAN, 2007).

Alternativas, principalmente no que diz respeito à custos, consistem em levantamentos a partir de imagens de baixo custo, alta resolução temporal, e baixa ou moderada resolução espacial. Neste sentido, destaca-se o sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), a bordo dos satélites Terra (desde 1999) e do satélite Aqua (desde 2002), especialmente

concebido para o monitoramento global da biosfera terrestre (Justice et al., 2002).

Este sensor apresenta uma resolução espacial de 250, 500 e 1000m, sendo que as primeiras sete bandas, na região do espectro óptico refletido, foram planejadas para o Sensoriamento Remoto dos continentes na resolução de 250m (vermelho e infravermelho próximo) e 500m (demais bandas, referentes ao azul e bandas do infravermelho médio). Os dados são disponíveis em forma de produtos biofísicos, já georreferenciados e corrigidos quanto à contaminações atmosféricas, além de serem acompanhados de informações detalhadas de qualidade. São também disponibilizados gratuitamente, com freqüências diárias, semanais, quinzenais ou mensais (RUDORFF, 2007).

Outro programa de relevância foi o lançamento, em 1972, do *Earth Resource Technological Satellites* (ERTS-1), que se tornaria mais tarde o Landsat 1, hoje já no sétimo satélite. Este programa é apresentado como o mais bem-sucedido do Sensoriamento Remoto para fins de mapeamento e monitoramento sistemático da superfície terrestre com base em alta resolução espacial (30m) (WULDER et al., 2008).

Na Europa, as iniciativas que envolvem o Sensoriamento Remoto para mapeamento de uso e cobertura da terra, incluem o programa CORINE (*Coordination of Information on Envrinonment*), elaborado pela Comissão Européia no período de 1985 a 1990, em função da necessidade de uma base de informações ambientais de todo o território europeu e de áreas limítrofes, de forma homogênea e passível de atualizações periódicas (HÄRME, 2001). Assim, foi elaborado pela comunidade européia o primeiro mapa de uso e ocupação da terra para toda a Europa (CLC90), baseado em interpretação visual de imagens de satélites e informações auxiliares. A atualização do CLC90 foi feita no ano de 2000, utilizando-se imagens do sensor ETM+ do satélite Landsat 7.

Vários outros países e regiões, como China (Xian et al., 2008), África (Brink & Eva, 2008), Canadá (Fraser & Pouliot, 2009), vem se dedicando ao acompanhamento das mudanças de uso e cobertura da terra em seus territórios, por meio de imagens orbitais obtidas a partir dos sistemas Landsat ou MODIS.

No Brasil, o primeiro grande levantamento sistemático da cobertura vegetal foi em 1971, com o Projeto RADAM, que teve o objetivo de conhecer a cartografia, a vegetação, a geologia e a natureza dos solos da Amazônia e do Nordeste brasileiros, fazendo uso do imageamento por radar de visada lateral (Side-Looking Airborne Radar – SLAR). Anos depois, em 1975, se criou o Projeto RADAM Brasil, que expandiu o levantamento de radar para o restante do território nacional (ALLEVATO, 1979).

Recentemente, o programa de pesquisa mais atualizado para subsidiar o monitoramento ambiental, e que atinge ampla consulta para o país, é o programa PROBIO/MMA (Projeto de Conservação e Utilização Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira). O projeto permitiu não só identificar áreas prioritárias para conservação, mas, acima de tudo, avaliar o estado do uso e cobertura de todo o Brasil. As áreas mapeadas foram: Floresta Amazônica, Mata Atlântica, Cerrado, Pantanal, Caatinga, Campos Sulino e zona Costeiras e Marinha. A base de dados foram às imagens Landsat ETM+, obtidas em 2001 e 2002, analisadas por métodos de classificação automática (segmentação de imagens) e interpretação visual (PROBIO/MMA, 2007). Os dados obtidos para o Bioma Cerrado indicam que o estado do Piauí tem a maior área de cobertura natural de Cerrado (91%), seguido do estado do Mato Grosso (79%) e Tocantins (89%). A menor quantidade de cobertura vegetal esta localizada no estado de São Paulo (13%), seguidas do Paraná e Mato Grosso do Sul, com 32% de cobertura vegetal (Tabela 1).

Tabela 1. Áreas ocupadas por cobertura vegetal natural e antrópica em cada unidade federativa coberta pelo bioma Cerrado.

Estados	*(%) De área coberta por Cerrado nos Estados*	*Cobertura Vegetal Natural (ha)*	*Formação Florestal (ha)*	*Formação Savânica (ha)*	*Formação Campestre (ha)*	Cobertura Vegetal Natural (%)
PI	37	8.590.582	2.319.035	6.210.085	61.462	91
MA	65	18.753.706	12.337.965	6.032.951	382.790	89
TO	92	20.251.786	4.639.932	13.362.688	2.249.165	79
BA	27	11.209.896	3.333.902	7.357.605	518.389	74
MT	40	23.740.333	7.717.102	15.868.080	155.151	66
MG	57	17.794.873	3.279.762	11.322.147	3.192.964	53
GO	97	14.706.696	2.929.033	11.090.161	687.502	44
DF	100	213.527	44.645	162.718	6.164	37
MS	61	6.935.404	2.867.267	3.599.826	468.311	32
PR	2	118.692	20.558	14.048	84.085	32
SP	33	1.078.716	833.387	210.441	34.888	13

Fonte: Sano et al., (2009).

2.3 Realces espectrais

2.3.1 Modelo linear de mistura espectral

As imagens de satélite representa um conjunto de dados no formato matricial, com informações de localização (x, y) e valores radiométricos (z). Contudo, a aquisição de informações radiométricas, é resultante da interação da refletância de vários alvos obtidos pelo campo de visão do sensor. Assim, o valor do *pixel* não representar o valor de apenas um alvo e sim a interação destes, apresentando uma combinação de pixels misturados (MATTER, 1999).

A ausência de pixels puros no sensoriamento remoto é provocada por uma série de fatores, tais como a contaminação atmosférica, diferença de iluminação na superfície (sombra), resolução espacial do sensor ou do GIFOV (*Ground Instantaneous Field Of View*), os quais podem tornar os materiais na superfície menores ou maiores do que o limite espacial do pixel (SHIMABUKURO & SMITH, 1995). A Figura 3 apresenta exemplos de mistura dentro da unidade de um *pixel.*

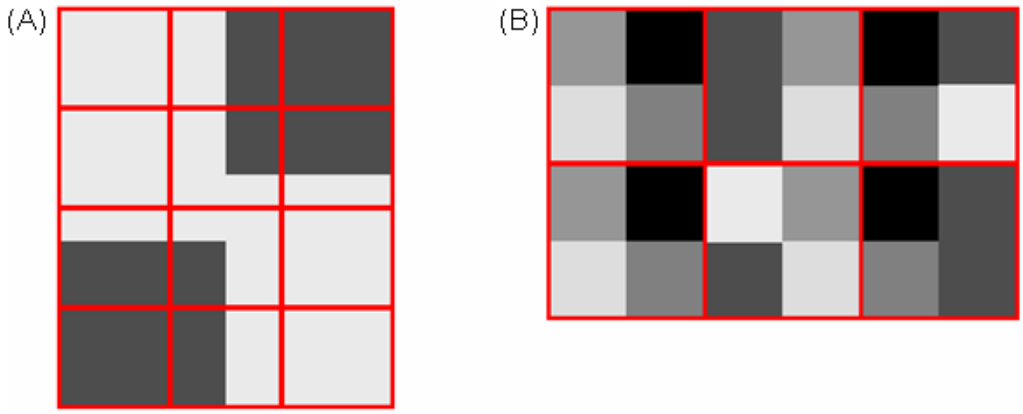


Figura 3 **-** *Pixel* (linha vermelha) sobreposição de região de fronteira entre alvos diferentes (A). Diferentes materiais contidos em um único *pixel* (B). Fonte: (Shimabukuro & Smith, 1995).

Para minimizar a mistura espectral em imagens orbitais, uma técnica bastante utilizada é o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME). Este modelo, de acordo com Shimabukuro & Smith (1991), estima as proporções das radiâncias dos diferentes componentes que contribuíram na formação da radiância total dentro do elemento de resolução do sensor *pixel*. O modelo decompõe a radiância contida num determinado elemento de resolução do

sensor *pixel* em três componentes referentes à vegetação, ao solo e a sombra, permitindo que uma imagem orbital seja analisada numa escala de subpixel

Desta forma, o MLME visa desmistura, quando isola a contribuição espectral de cada alvo presente no pixel, através da combinação linear de espectros puros, conhecidos por *endmembers* (ROBERTS *et al*., 1998). Dessa forma, para qualquer imagem, e sendo as respostas espectrais dos componentes puros reconhecidas, as proporções destes podem ser estimadas por meio da geração das chamadas Imagens Fração (SHIMABUKURO & SMITH, 1991; SCHOWENGERDT, 1997).

2.3.2 Índice de vegetação por diferença normalizada

O índice de vegetação visa realçar de forma simples o sinal da vegetação ao mesmo tempo que minimizam as variações na irradiância solar e os efeitos do substrato do dossel vegetal (JACKSON & HUETE, 1991). Os índices de vegetação considera que a energia refletida no vermelho e infravermelho próximo é diretamente relacionada à atividade fotossintética da vegetação, bem como que a utilização de duas ou mais bandas espectrais pode, substancialmente, minimizar fontes de ruídos que afetam a resposta da vegetação, como: variações na irradiância solar; efeitos atmosféricos; vegetação não-fotossinteticamente ativa; contribuições do substrato (ex. solo); e efeitos da estrutura do dossel. O índices de vegetação mais utilizados é conhecido como: índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), proposto por (DEERING,1978).

Este índice possui uma alta sensibilidade à densidade da cobertura vegetal tornaram possíveis comparações espaciais e temporais da atividade fotossintética, bem como o monitoramento sazonal, interanual e variações de longo prazo dos parâmetros estruturais, fenológicos e biofísicos. Contudo, existem algumas desvantagens relacionadas à problemas de saturação em áreas de densa vegetação, influência na variação do brilho do solo e efeitos do substrato (GOWARD et al., 1991; MOODY & STRAHLER, 1994).

No Brasil, os índices de vegetação têm sido empregados no monitoramento da dinâmica sazonal e fenologia da cobertura vegetal na floresta Amazônica (HUETE *et al*., 2006) e bioma Cerrado (FERREIRA & HUETE, 2004; FERREIRA *et al*., 2006). Estes estudos possui o uso dos produtos MODIS de índices de vegetação (MOD13), fornecem comparações

consistentes de dados temporais e espaciais das condições da vegetação global, para monitorar a atividade fotossintética da vegetação em suporte à detecção de mudanças, e às interpretações biofísicas e fenológicas. O MOD 13 possui dois índices de vegetação, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), e o índice de vegetação melhorado (EVI), que são produzidos globalmente a cada 16 dias nas resoluções espaciais de 250m, 500m e 1km. Enquanto o NDVI é sensível à clorofila, o EVI é mais sensível às variações na resposta estrutural do dossel, incluindo o índice de área foliar, a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (HUETE E JUSTICE, 1999).

2.3.3 Análise por Componentes Principais

Imagens orbitais contém informação redundante nas bandas espectrais e, no caso dos sensores hiperespectrais alta dimensionalidade (grande numero de bandas), dificultando seu processamento, ou seja, sensoriamento remoto utiliza bandas espectralmente próximas e altamente correlacionadas entre si.

Por isso, parte da informação contida em um conjunto de bandas pode ser redundante. Neste caso, métodos de redução do espaço n-dimensional têm a finalidade de reduzir a dimensionalidade e a redundância em dados orbitais (VENKATARAMAN, 2005).

Uma das funções de processamento de imagens mais robusta na manipulação de dados, com espaço n-dimensional é a análise de componentes principais.

Assim, o método conhecido como transformação por principais componentes ou transformação de Karhunen-Loeve, elimina a repetição de dados, resumindo as informações que interessam em um conjunto menor, a partir da matriz de variância-covariância, os autovalores (variâncias) e autovetores (coeficientes) CROSTA, 1992).

A Análise por Componente Principal usa uma transformação linear de dados multiespectrais para transladar e rotacionar os dados para um novo sistema de coordenadas, que remove a correlação entre os eixos. Esta rotação promove o alinhamento dos autovetores, proporcionando a união das informações de maior correlação nos primeiros componentes (MATHER, 1999).

A Figura 4 apresenta um exemplo de uma das imagens resultantes da aplicação da técnica de componentes principais.

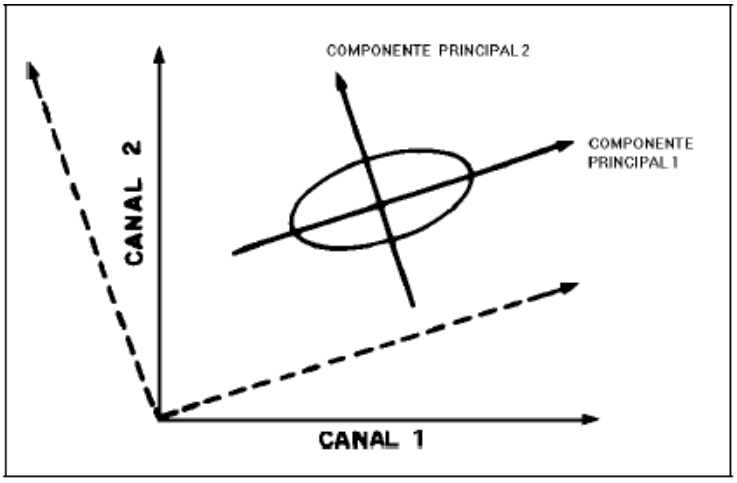


Figura 4 – Demonstrativo da Análise por Componentes Principais em duas dimensões. Os eixos originais da imagem (bandas 1 e 2) envolve rotação, redistribuindo os *pixels* sobre um novo sistema de eixos, formado pelas PC1 e PC2. Fonte: (Crosta, 1992).

Esta técnica dá origem a um novo conjunto de imagens cujas bandas individuais apresentam informações não-disponíveis em outras bandas.

A primeira componente principal contém a informação de brilho associada às sombras de topografia e às grandes variações da refletância espectral geral das bandas. Esta componente principal possui a maior parte da variância total dos dados, concentrando a informação antes diluída, em várias dimensões. A segunda e as subseqüentes componentes principais apresentam gradativamente menos contraste entre os alvos e são desprovidas de informação topográfica, devido à ausência de sombreamento. A terceira e quarta componentes principais contêm tipicamente menos estrutura da imagem e mais ruído que as duas primeiras, indicando a compressão dos dados nos primeiros canais. A última componente representa basicamente o ruído existente nos dados originais (CROSTA, 1992).

CAPÍTULO 3
DESENHO EXPERIMENTAL

3.1 Localização da área de estudo

O município de Mineiros localiza-se na região Sudoeste do Estado de Goiás, entre as coordenadas 16° 50’ 00’’ S e 18° 50’ 00’’ S de latitude e 52° 10’ 00’’ W e 53º 10’ 00’ W de longitude, correspondendo a uma área de 906,600 hectares, o que lhe proporciona uma das maiores extensões territoriais do estado (IBGE, 2004). Quanto a extensão territorial, esta apresenta duas faixas descontínuas, uma ocupada pelo município de Portelândia-GO, porção Norte e outra, no extremo Sul do município de Chapadão do Céu, sendo resultado da revisão dos limites entre os Estados de Goiás e Mato Grosso do Sul no final dos anos de 1990 (Figura 5).

Quanto à definição da área de estudo, esta foi escolhida por representar um museu de vegetação, contemplando as principais fitofisionomia do Cerrado e um histórico de expansão agropecuária, bem como pela importância ambiental ao sediar em seu território parte das nascentes da Bacia Hidrográfica do Rio Araguaia - Tocantins, Bacia do Prata e Bacia do Paraguai.

Outro ponto importante se refere às áreas estratégicas de conservação, i.e. a proximidade com áreas protegidas, como o Parque Nacional das Emas (PNE) e Corredores de Biodiversidade (Cerrado pantanal), nos quais ainda existem remanescentes nativos valiosos, abrigando espécies endêmicas e ameaçadas de extinção (WWF-Brasil, 2004). Este fato é preocupante frente ao histórico de expansão agropecuário e agrícola do município (Figura 6).

Deve-se ainda ressaltar que a escolha do município de Mineiros vem de encontro aos objetivos do projeto “Araguaia: mapeando para proteger”, objeto da parceria entre o Laboratório de Processamento de Imagens e Geoprocessamento do Instituto de Estudos Sócio-Ambientais da Universidade Federal de Goiás (LAPIG / IESA / UFG) e o Ministério Público do Estado de Goiás.

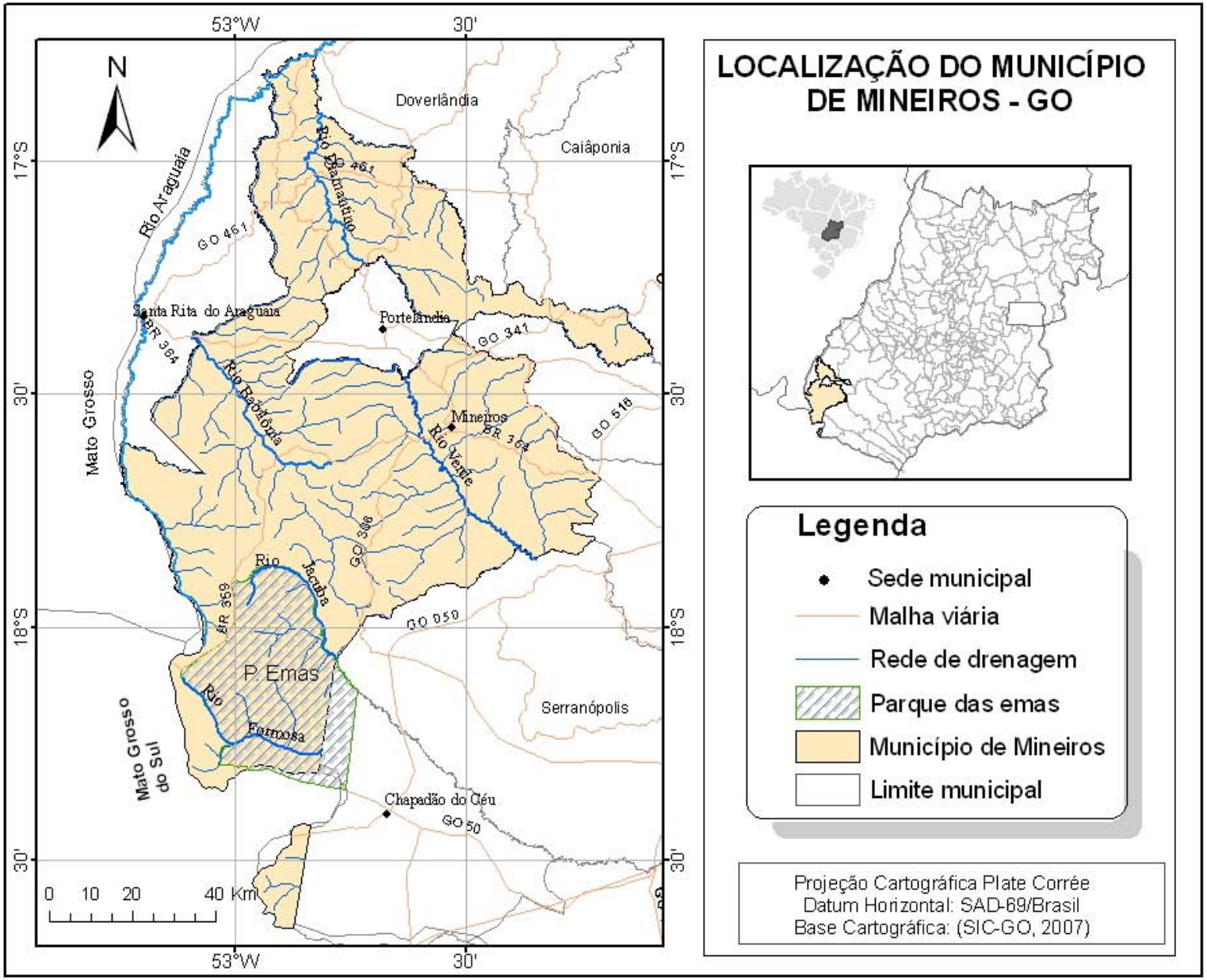


Figura 5 – Localização do município de Mineiros-GO.

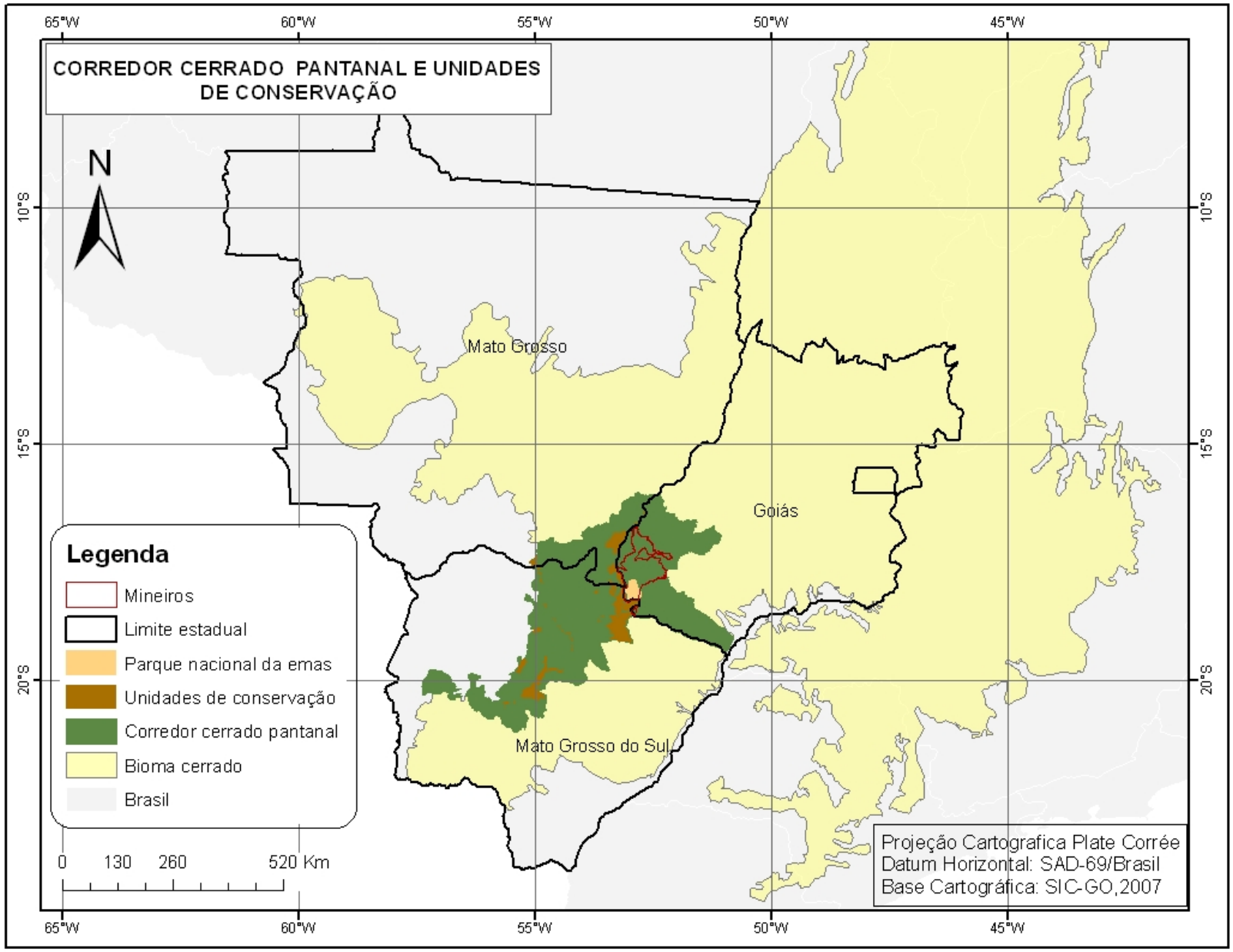


Figura 6 – Localização do corredor cerrado pantanal e unidades de conservação.

3.2 Caracterização do meio físico

3.2.1 Clima

Atribui-se o clima do município de Mineiros, bem como do Bioma Cerrado, segundo a classificação de Koppen, como do tipo (Aw) tropical quente sub-úmido. Este caracteriza-se por apresentar duas estações bem definidas: uma seca, que corresponde ao período outono-inverno, e outra úmida, na primavera-verão, com chuvas que costumam ser muito fortes e de curta duração. Não são raras ainda precipitações acima de 50mm/dia, com totais pluviométricos que oscilam entre 1.200 a 2.000 mm anuais. Essa variação pluviométrica está relacionada à posição em relação ao relevo de planaltos e chapadas.

As secas são intensas num período de 3 a 4 meses, enquanto outras regiões do Cerrado este período pode chegar a 5 meses de estiagem. Quanto às temperaturas, a média é de 23ºC, podendo variar em 5ºC entre os meses frios e os mais quentes (ASSAD, 1993).

Desta forma, o período chuvoso se estende de novembro a março, quando são registrados mais de 80% do nível de todas as chuvas acumuladas no ano. O período seco estende-se de abril a outubro, com máximo neste mês. A Figura 7 apresenta as médias pluviométricas mensal de 128 estações dispersas pelo estado de Goiás. As médias representadas são séries históricas de 20 anos de dados.

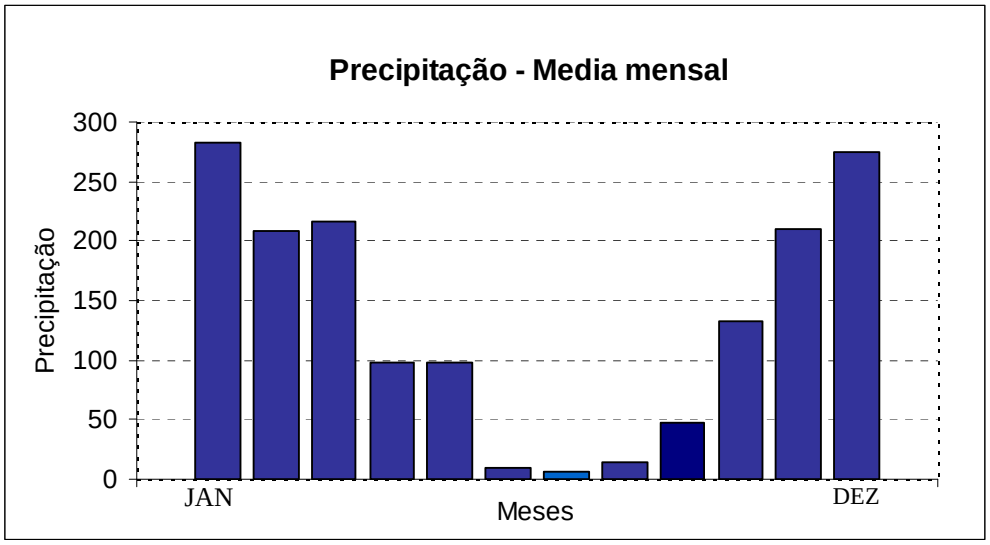


Figura 7 – Média pluviométrica mensal de 128 estações dispersas pelo estado de Goiás. As médias representadas das séries históricas 20 anos de dados. Fonte: Laboratório de Biofísica da Embrapa Cerrados.

3.2.2 Vegetação

Conforme os estudos de fitofisionomia de Ribeiro e Walter (1998), a vegetação do Bioma cerrado pode ser subdividida em três estratos vegetacionais: Campo Limpo (CL) e Campo Sujo (CS) (estrato herbáceo-arbustivo); Campo Cerrado (CC) e Cerrado *sensu stricto* (CSS) (estrato arborescente); e Mata de Galeria (MG) (estrato arbóreo) (Figura 8).

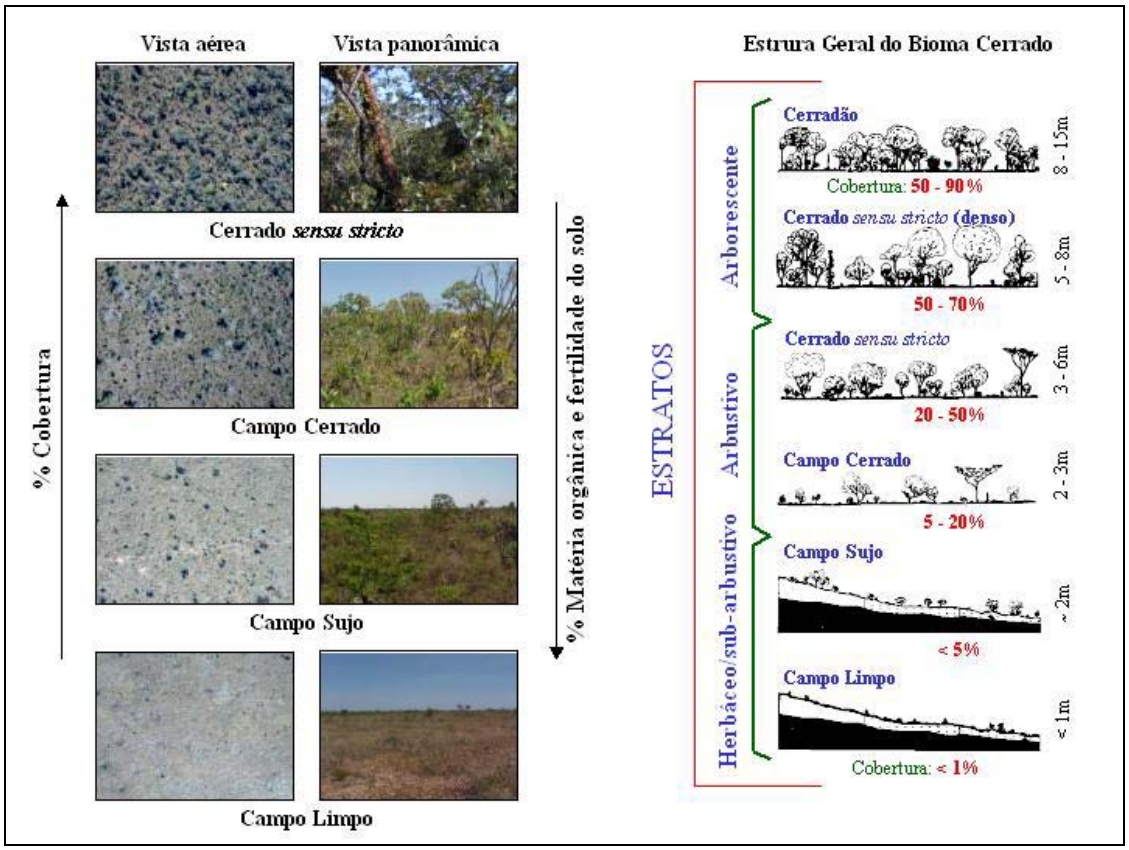


Figura 8 – Características da vegetação do Cerrado. Fonte: Ferreira, 2007b.

Com base no PROBIO/MMA (2007), as principais classes naturais no município de Mineiros são: Campo Sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS) e Mata de Galeria (MG) (Figura 9).

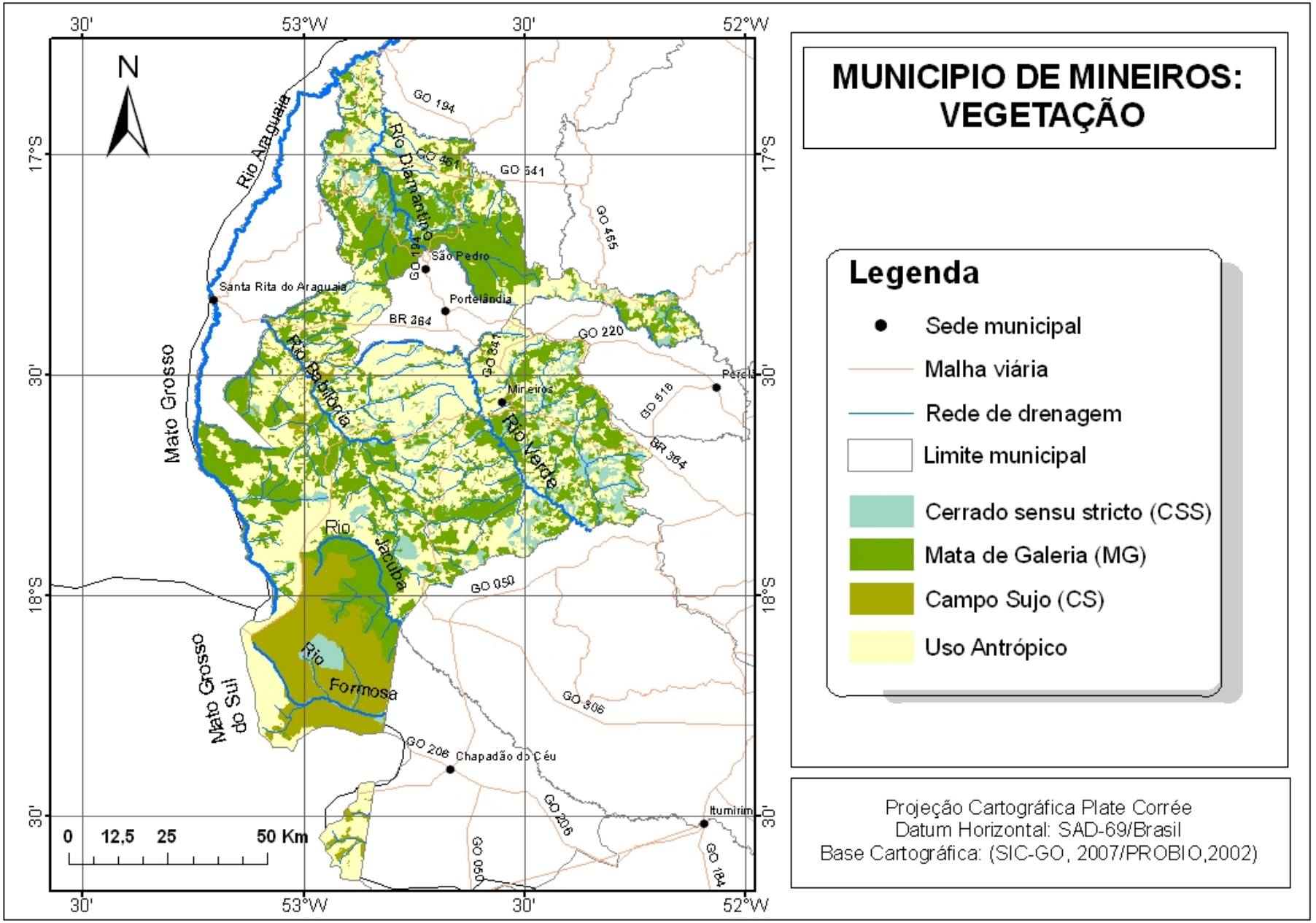


Figura 9 – Mapa referente às principais fitofisionomias nativas encontradas no município de Mineiros-GO.

3.2.3 Geologia

O município de Mineiros apresenta duas unidades geotectônicas, sendo representadas por Formações Superficiais e Formações da Bacia Sedimentar do Paraná. As Formações Superficiais são representadas pelos Aluviões e Coberturas Arenosas Indiferenciadas de origem Quaternária, os quais são compostos por material decomposto ou edafizado que recobrem a rocha. (GUERRA e GUERRA,1997).

As formações geológicas caracterizam-se por idade que representam diferentes ambientes de deposição, o que proporciona diferenças significativas na estruturação das rochas, assim como nos aspectos geomorfológicos da paisagem local (POPP, 1987) (Figura 10)

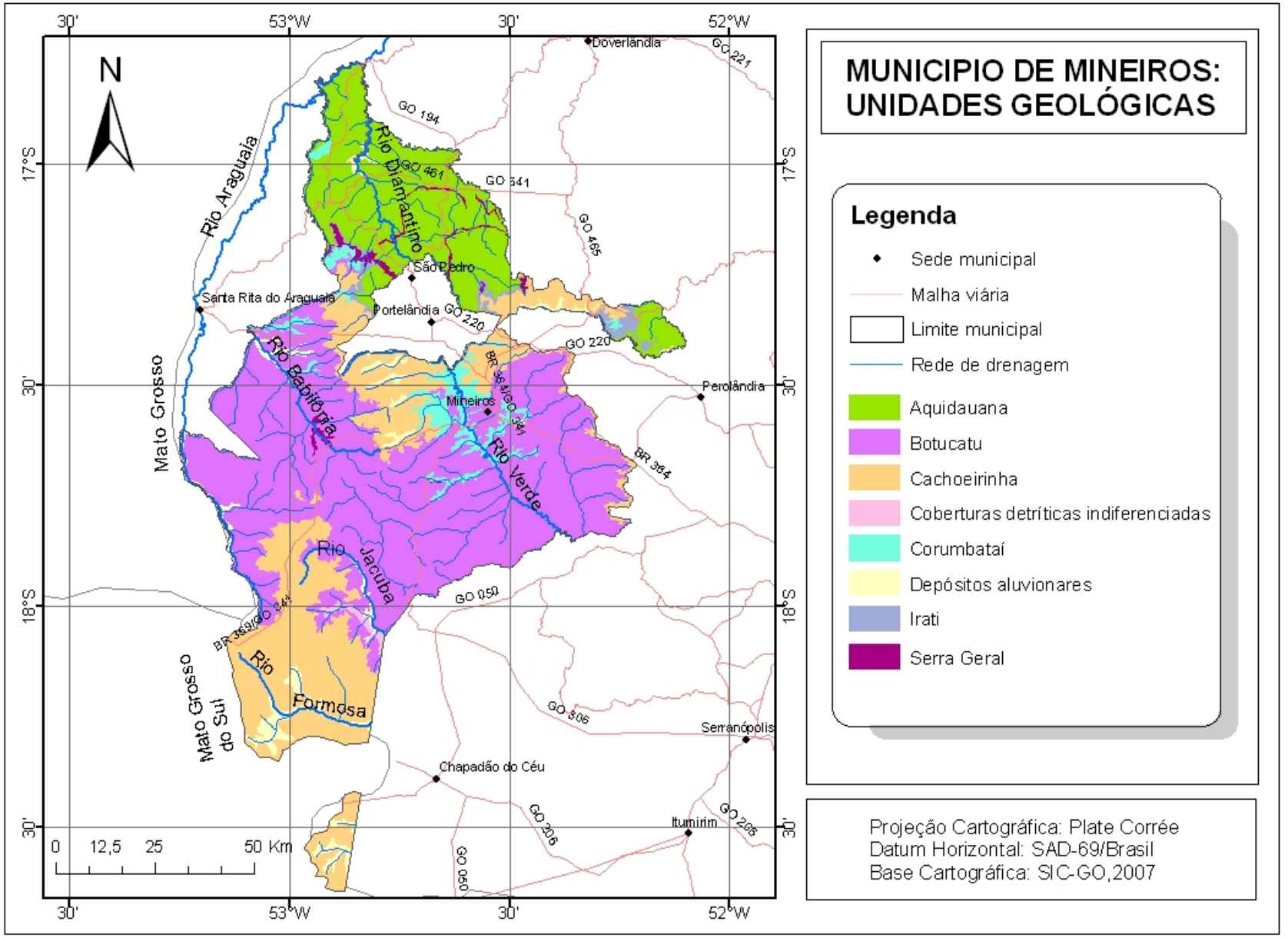


Figura 10– Mapa das unidades geológicas de Mineiros.

3.2.4 Geomorfologia

O município de Mineiros localiza-se sobre a unidade geomorfológica identificada como Planalto Setentrional da Bacia Sedimentar do Paraná. No conjunto de sua paisagem o relevo se apresenta com formas suaves (RADAMBRASIL,1983).

Na bacia do Rio Diamantino, localizada na porção sul do município o relevo apresenta formas predominantemente tabulares. Próximo as nascentes do rio Diamantino, ocorre relevo de topo convexo com aprofundamento da drenagem fraco. Na região da Bacia do Rio Babilônia há uma predominância de formas tabulares, com significativa presença de relevos de topo convexos. De modo geral a drenagem apresenta aprofundamento fraco ou muito fraco. E ao oeste do município na Bacia do Rio Verde ocorre predominantemente formas tabulares.

Na área de localização do Parque Nacional das Emas, as superfícies são pediplanadas. Porém, nas áreas de drenagem dos rios Formoso, Prata e Jacuba ocorrem áreas de acumulação inundáveis, pois se constituem em superfícies aplanadas que precariamente se incorporam a rede de drenagem, pois estas são fluviais, periódica ou permanentemente alagáveis (RADAMBRASIL,1983). As observações do relevo podem ser analisadas pela Figura 11.

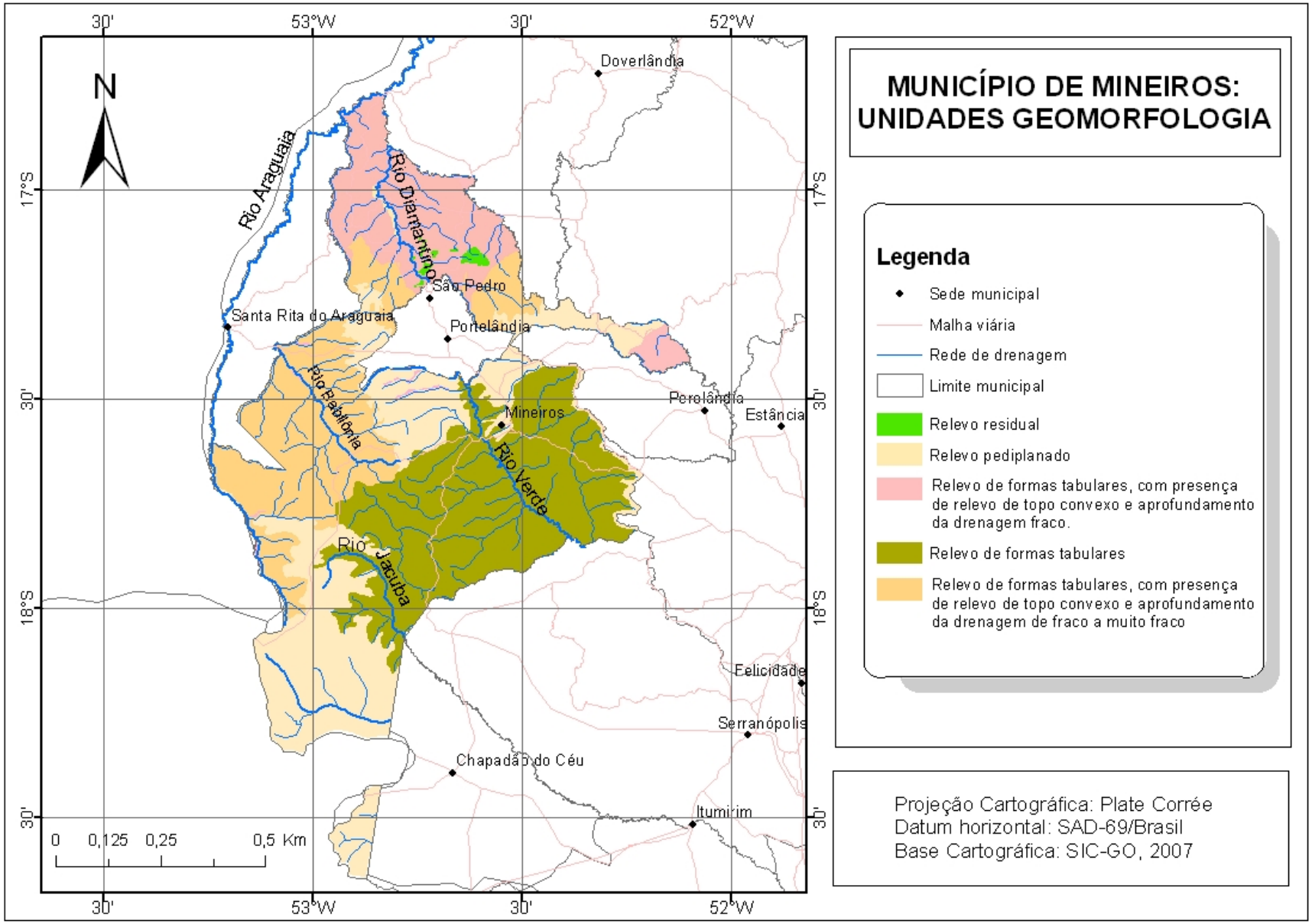


Figura 11 – Mapa das unidades geomorfologicas de Mineiros.

3.2.5 Uso e ocupação da terra

O município de Mineiros se constitui no estado de Goiás, em um dos representantes das transformações sócio-econômicas ocorridas no bioma Cerrado, as quais se intensificaram, sobretudo, a partir das décadas de 1960 e 1970.

O setor agrário brasileiro, a partir de 1964, passou a ser motivado pela política agrícola dos governos militares, caracterizada por uma agricultura moderna, conservadora e excludente, a qual ganhou forte impulso com a introdução da “Revolução Verde” (NETO,2004). A “Revolução Verde” é definida como modelo de intensificação do desenvolvimento agrícola, com o objetivo de aumentar a produção via implantação de várias inovações tecnológicas, como sementes geneticamente melhoradas, uso de insumos agroquímicos, mecanização e irrigação em larga escala.

Os incentivos no âmbito federal iniciaram-se com a criação da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), responsável pela criação de tecnologias aptas às características específicas dos solos tropicais.

Os Planos Nacionais de Desenvolvimento (PNDs), com destaque ao POLOCENTRO e PRODECER foram criados para integração dos vazios nacionais, principalmente o Centro - Oeste e a Amazônia, de forma rápida e combinada, foi além de estabelecer ações de ocupação do território (CASTRO,2004). Em meio a todos esses programas, políticas e incentivos, a estrutura da paisagem do Cerrado se alterou: o resultado foi a transformação de ecossistemas em grandes extensões de pastagem e monoculturas, além de extensas malhas viárias e aumento da rede urbana.

O município de Mineiros, em particular, representa o histórico de expansão de agropecuária e agrícola do Cerrado. Para avaliar as mudanças ocorridas temporal/espacialmente da cobertura e uso da terra, transcorridas nos últimos 27 anos (i.e. entre 1975 e 2002), foi elaborado um mapa de uso e cobertura da terra a partir da classificação de imagens de 1975 do sensor Multi-Spectral Scanner MSS/LANDSAT-1, o qual foi comparado aos dados de uso e cobertura da terra do PROBIO (obtido a partir de imagens de 2002).

A quantificação absoluta e relativa das classes de uso, bem como a modificação temporal entre 1975 a 2002 são apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2 - Demonstrativo do percentual das classes de uso e cobertura da terra do município de Mineiros entre os anos de 1975 e 2002.

CLASSES	1975		2002(PROBIO)		Porcentagem de modificação (%)
	Áreas (ha)	Área relativa (%)	Áreas (ha)	Área relativa (%)	
Vegetação	590.697	65,15	493.093	54,41	-10,74
Pastagem	295.076	32,55	290.950	32,11	0,44
Agricultura	20.491	2,27	120.886	13,34	11,07
Urbana	0,337	0,03	1.165	0,13	0,1
Total	906.600	100	906.600	100	-

A porcentagem de modificação para pastagem foi de um decréscimo de 0,44%, sendo que o maior valor de acréscimo está para agricultura, i.e., nos últimos anos as atividades agrícolas apresentaram um aumento de 11,07%, com conseqüente redução das áreas de vegetação nativa/Cerrado em 10,74% entre o intervalo de 1975 a 2002.

Esses mesmos dados são apresentados pelos mapas de uso e cobertura da terra, os quais refletem o aumento de atividade agropecuária e agrícola ao longo de 27 anos e, conseqüentemente, uma redução da cobertura vegetal, hoje restrita à fragmentos de Cerrado, raramente grandes, principalmente relacionados às pequenas áreas com veredas e pontos com declividade e dissecados do relevo, como as escarpas das chapadas, ou em ilhas em meio às pastagens.

Ao considerar as áreas antropizadas e as áreas que possuem remanescentes, os valores revelam que 45,18% do município estão convertidos em áreas de pastagem ou em áreas agrícolas, sendo que 54,41%, do município ainda se encontram sob vegetação nativa (Figura 12).

(a) (b)

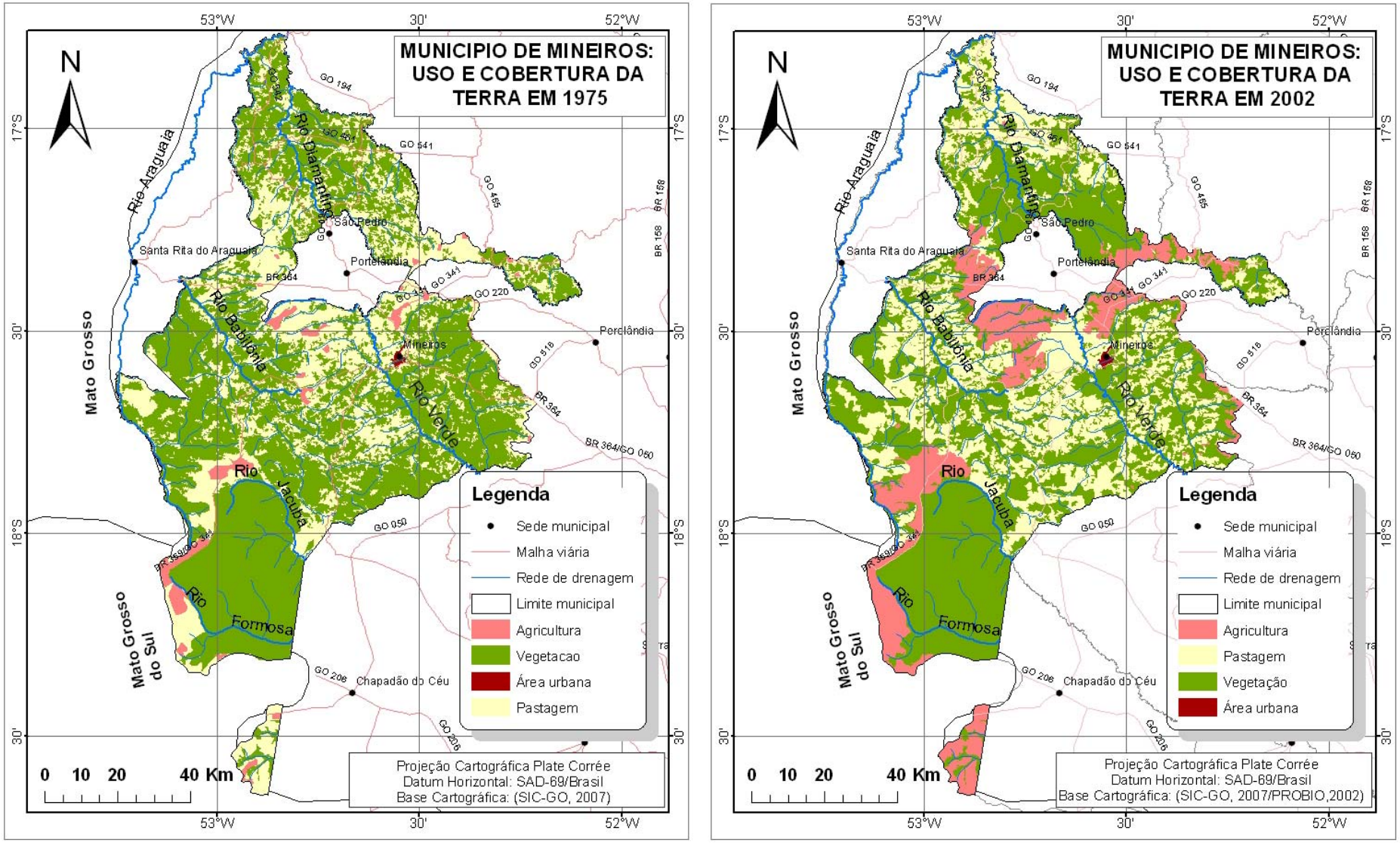


Figura 12 – Mapas de uso e cobertura da terra para o município de Mineiros: 1975 (a) e 2002 (b).

3.3 Solos, hipsometria e declividade como influência na distribuição do uso e cobertura da terra

3.3.1 Solos

Os solos desempenham um papel importante na agricultura, i.e., solos mais férteis, de boa estrutura e bem drenados proporcionam melhor produtividade. Assim, o solo, principalmente associado à topografia, pode determinar as classes de uso da terra que deverão ocupá-lo. Para o município de Mineiros, foram identificadas cinco categorias de solo, de acordo com Novaes et al., (1983). Adaptando-se a nomenclatura à classificação da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA, 1999), estão presentes na área as classes: LATOSSOLO vermelho álico, NITOSSOLO distrófico, NEOSSOLO litólico distrófico, CAMBISSOLO álico, ARGISSOLO vermelho álico. Com uma área que corresponde a 42,83% do município, os Latossolos são predominantes. São seguidos pelos Neossolos, com 27,35%, e pelos Argissolos, com 21,05% (Figura 13).

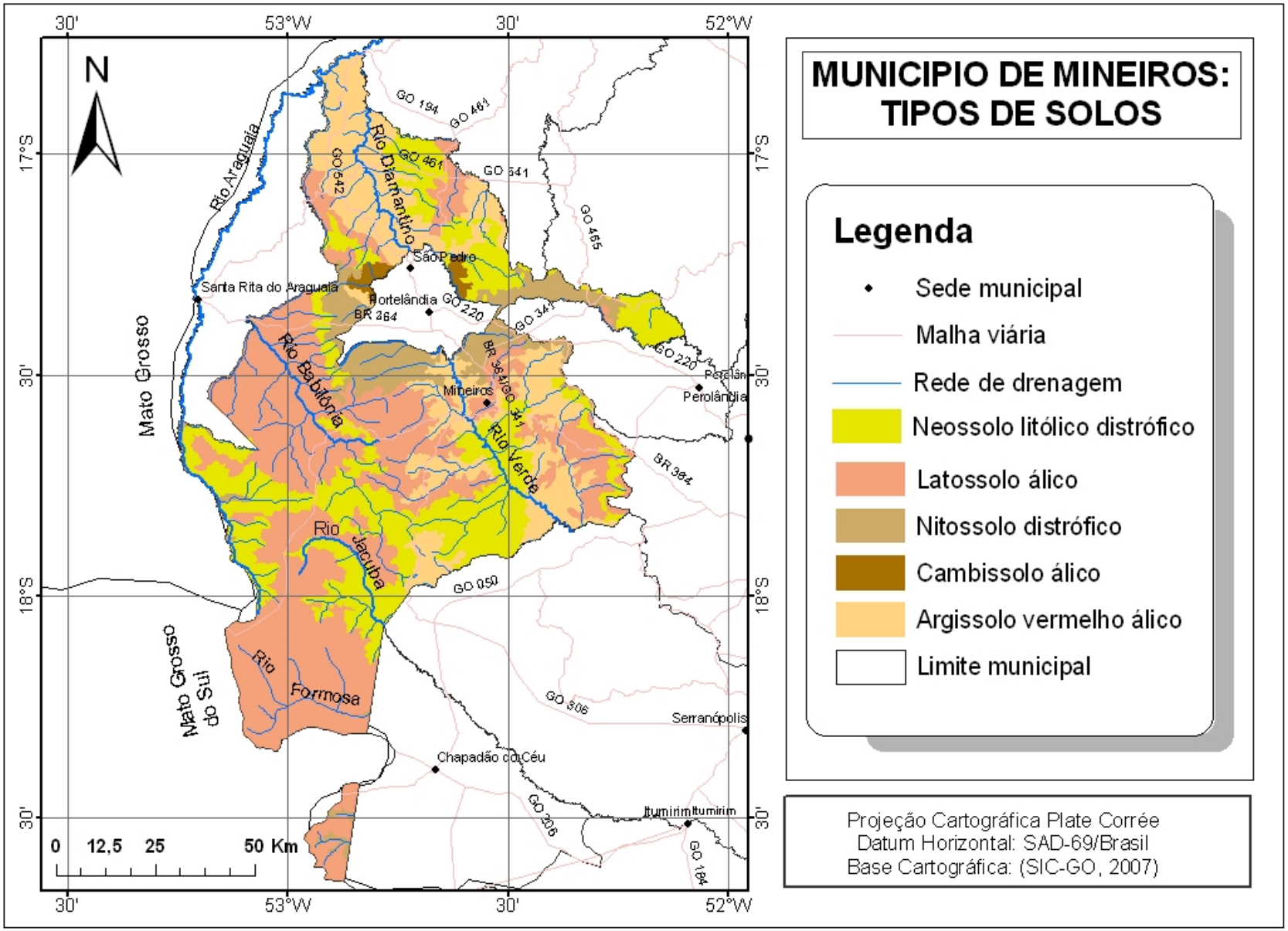


Figura 13 – Mapa de solos do município de Mineiros.

A seguir, são conceituadas as categorias de solos predominantes no município de Mineiros, de acordo com a Classificação de Solos da Embrapa, (1999):

- Os LATOSSOLOS VERMELHOS álicos, localizados principalmente na bacia do Rio Babilônia. Na porção central da Bacia, são solos minerais, com horizonte B latossólico, com pouca diferenciação entre seus horizontes, originados de variados tipos de rochas, climas e tipos vegetacionais. São solos profundos, bem evoluídos e intemperizados, distribuídos principalmente por amplas e antigas superfícies de erosão, pedimentos ou terraços fluviais antigos, variando de forte a bem drenados. Possuem baixa saturação por bases, são ácidos a fortemente ácidos.

- Os NEOSSOLOS litólico distrófico são caracterizados como solos minerais, casualmente orgânicos na superfície, não apresentam qualquer tipo de horizonte B diagnóstico. São pouco espessos, com pequena expressão dos processos pedogenéticos em conseqüência da baixa intensidade de atuação destes processos. Possuem seqüência de horizonte A-R, A-C-R, A-C, O-R ou H-C. Por serem solos arenosos (pouco coesos) e profundos, a permeabilidade é relativamente alta, o que favorece a infiltração das águas pluviais. O baixo teor de argila facilita a remoção de partículas de areias em pequenos fluxos concentrados, sobretudo quando desprovidos de cobertura vegetal. Os álicos predominam em manchas nas porções noroeste, sudoeste da bacia.

- Os NITOSSOLOS distróficos são solos minerais com horizonte B nítico de argila de baixa atividade, apresentam textura argilosa ou muito argilosa com estrutura em blocos sub-angulares, angulares ou prismáticas. São solos ácidos a ácidos saturados por bases baixas a alta, com composição caulinítico - óxidica e, por conseguinte argila de baixa atividade.

- Os CAMBISSOLOS álicos compreendem solos minerais, não hidromórficos, com horizonte B incipiente subjacente à horizonte A de

qualquer tipo, excluído o chernozêmico quando a argila do horizonte B é de atividade alta. O horizonte B incipiente apresenta textura franco-arenosa ou mais argilosa, e o *solum* apresenta teores uniformes de argila. Devido à heterogeneidade do material de origem, das formas de relevo e das condições climáticas, as características destes solos variam. São solos em geral bem drenados, pouco profundos ou rasos e com teores de silte relativamente elevados. Apresentam seqüência de horizontes do tipo A, Bi, C, com modesta diferenciação entre eles. (EMBRAPA, 1999). Estes solos também são comuns em zonas escarpadas, que permite a concentração de águas pluviais. São encontrados, sobre a bacia do Rio Diamantino na porção Sul do município.

- Os ARGISSOLOS VERMELHOS álicos são solos bem evoluídos, minerais, não hidromórficos que apresentam pequeno gradiente textural em profundidade e evidência de movimentação de 101 argila do horizonte A para o horizonte B, sendo esta (argila) de baixa atividade, e geralmente apresentando um horizonte B textural. A textura varia de arenosa à argilosa no horizonte A e de média à muito argilosa no horizonte B. Apresentam cor no matiz 2,5YR ou 10R nos primeiros 100 cm do horizonte B. Apresentam profundidades variáveis, sendo fortemente drenados, com proporções ligeiramente maiores de silte e de minerais pouco resistentes ao intemperismo, quando comparado aos Latossolos, as cores dos horizontes variam entre avermelhadas ou amareladas e brumadas ou acinzentadas (mais raramente) (EMBRAPA, 1999). Estão localizados na porção sul da bacia do rio Diamantino e na porção central da bacia do Rio Verde.

Devido à importância das classes de solo contribuir na espacialização do uso e cobertura da terra, procurou-se correlacionar as classes de solo com o uso e cobertura da terra (tabela 3).

Assim, com base nos dados do PROBIO, 2002, as áreas de agricultura se distribuem, em maior parte, sobre os Latossolos 50,08% e Gleissolos 40,07%, com pequenas quantidades sobre os Neossolos 7,76%, Argissolos 1,50% e Cambissolos 0,01%.

As áreas de pastagem estão concentradas sobre os Latossolos 40,03%, seguido dos Argissolos 30,38%, Neossolos 27,23%, e, em pequenas porções, sobre o Gleissolo 1,86% e Cambissolos 0,037%.

A área de vegetação natural ocorre principalmente sobre os latossolos 42,47% e Neossolos 32,15%, seguido do Argissolo 20,29%. Sobre o Cambissolo e Gleissolo se localizam 1,46% e 3,37% de vegetação remanescente, respectivamente.

Tabela 3 – Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de solo, no município de Mineiros.

Tipos de Solo	Agricultura (%)	Pastagem (%)	Vegetação (%)
Argissolos	1,50	30,38	20,29
Cambissolos	0,01	0,37	1,46
Gleissolos	40,07	1,86	3,37
Latossolos	50,08	40,03	42,47
Neossolos	7,76	27,23	32,15

3.3.2 Hipsometria e Declividade

Quanto à análise da hipsometria os dados demonstraram ocorrência de seis classes: 400 – 500m, 500 – 600m, 600 – 700m, 700 – 800m, 800 – 900m e 900 – 1005m (Figura 14 a). A declividade demonstrou variação de 0 – 3 a 45% (Figura 14 b).

Desta forma, as classes altimétricas de 900 – 1005m, apresentaram associação com a declividade de 0 - 3% que são áreas com pouca energia de escoamento superficial e estão localizadas na porção sul e central do município.

No intervalo de 600 – 700m, têm-se como declividades as áreas dentro do intervalo de 12 – 20%, estando associada às bordas escarpadas, com alto grau de dissecação.

Por fim, os intervalos altimétricos de 400 – 500m e 500 – 600m, correspondem às declividades 20 – 45% e maiores que 45%, estas áreas estão localizadas nas porções mais elevadas da bacia e apresentam alto grau de declividade e dissecação pela drenagem.

Quando correlaciona-se classes de uso da terra com a hispométrica e declividade, observa-se que o percentual para a vegetação natural é maior para todas as altas declividades, quando comparado com o percentual de agricultura e pastagem (Tabela 4 e 5). À medida que a declividade aumenta., a quantidade de vegetação natural também se eleva. Para a pastagem e agricultura ocorre decréscimo. i.e., quanto maior a declividade, menor o percentual de áreas destinadas às práticas agrícolas ou pecuária.

Os intervalos de 800 – 900m apresenta declividade de 3 – 8%, ocupando locais um pouco mais dissecados.

Os intervalos de 700 – 800m, corresponde às declividades de 8 - 12%, sendo áreas um pouco mais íngremes e com maior escoamento superficial.

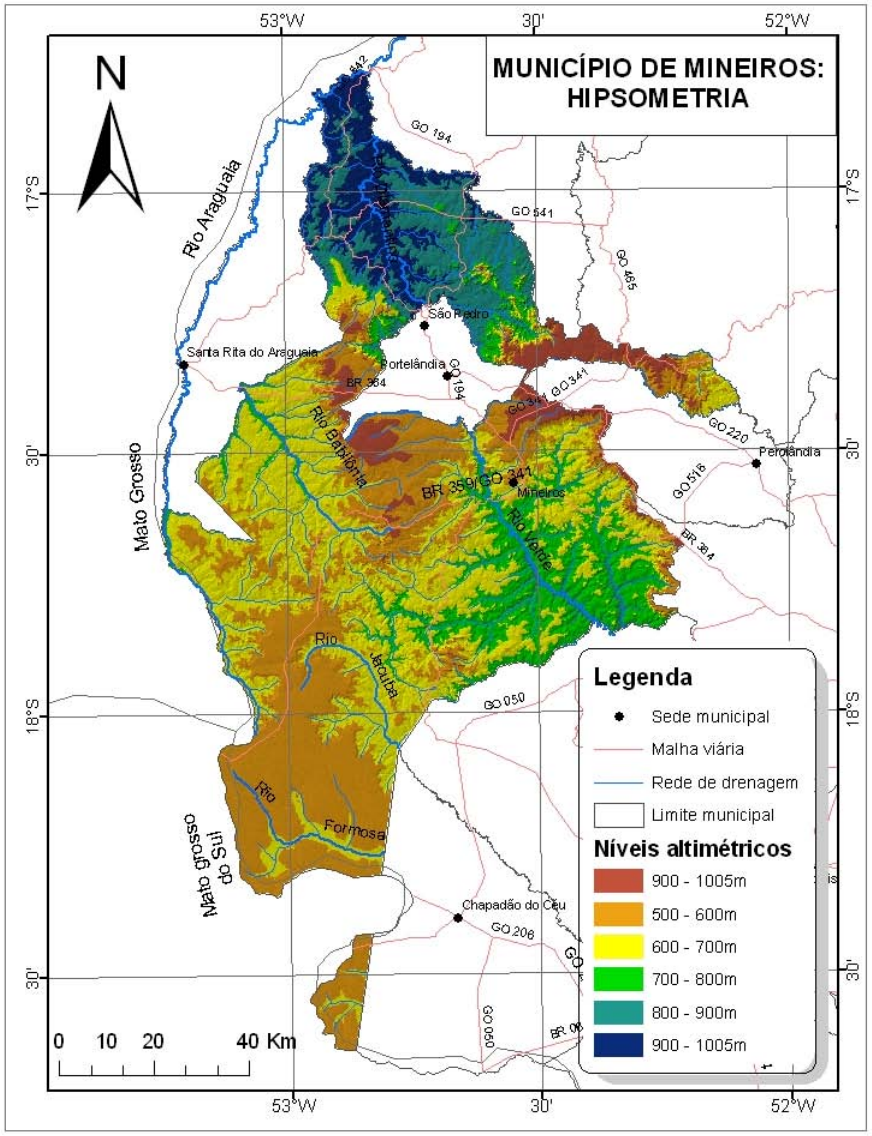
Tabela 4 – Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de hipsometria, no município de Mineiros.

Cotas Altimétricas	Agricultura (%)	Pastagem (%)	Vegetação (%)	Áreas total (%)
400-500m	0,71	1,52	2,87	5,1
500-600m	0,88	5,44	0,04	6,36
600-700m	0,30	5,51	6,18	11,99
700-800m	9,99	13,82	12,28	36,09
800-900m	7,53	9,62	17,67	34,82
900-1005m	0,33	1,54	3,77	5,64
Total	-	-	-	100

Tabela 5 – Uso e cobertura da terra correlacionado com as classes de declividade, no município de Mineiros.

Cotas de declividade	Agricultura (%)	Pastagem (%)	Vegetação (%)	Áreas total (%)
0 – 3%	13,17	9,95	1,18	24,3
3 – 8%	5,80	15,11	1,40	22,31
8 – 12%	1,85	12,87	1,90	16,62
12 – 20%	0,88	1,76	4,46	7,1
20 – 45%	0,51	0,50	10,33	11,34
>45%	0,00	0,33	18,0	18,33
Total	-	-	-	100

(a)



(b)

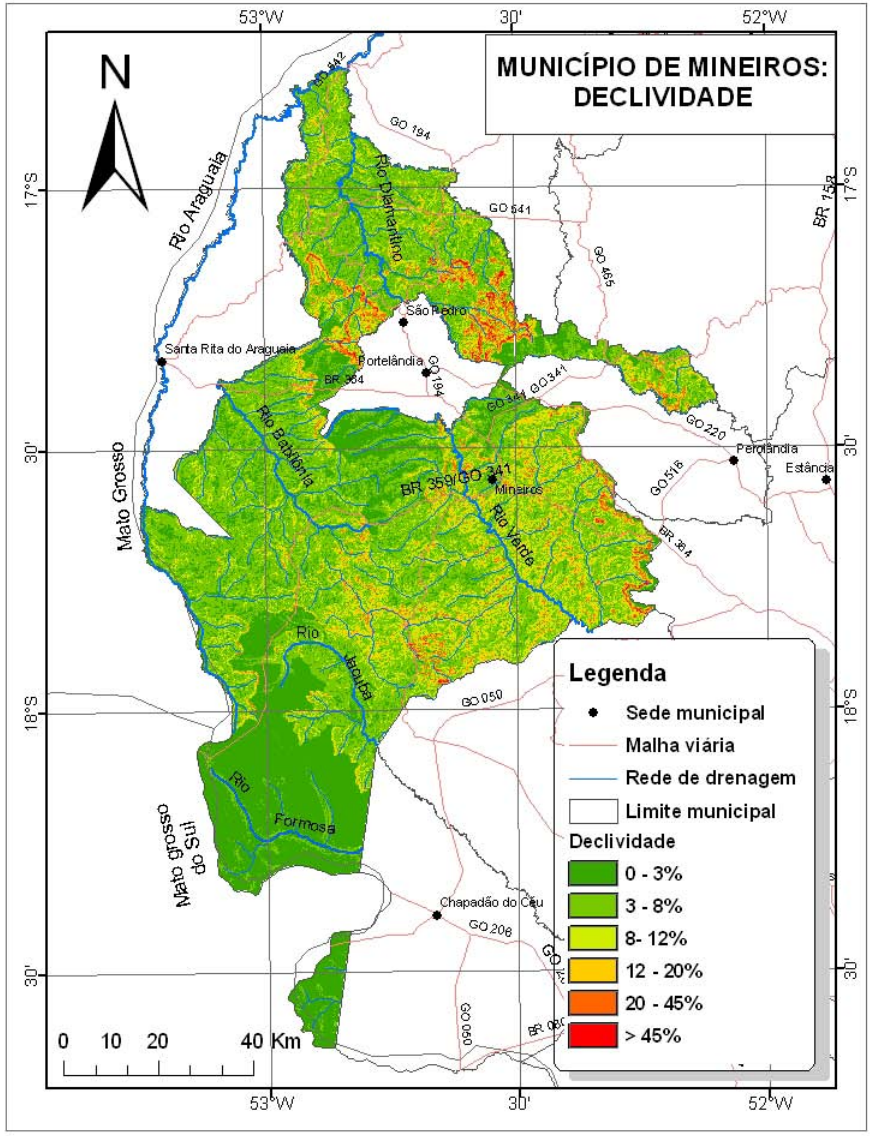


Figura 14 – Mapa hipsométrico (a), e mapa de declividade (b) do município de Mineiros.

3.4 Materiais e Métodos

3.4.1 Produto orbital

A área de estudo requer duas cenas Landsat TM para garantir informações de toda sua extensão, as quais correspondem às órbitas/pontos: 224/072 e 224/073. Ao todo, foram utilizadas quatro cenas do sensor TM (*Thematic Mapper*) do satélite LANDSAT 5 em formato digital, compostas de seis bandas (Tabela 6). As bandas utilizadas possuem 30m de resolução espacial, e foram obtidas, gratuitamente, junto ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (sítio: www.inpe.br).

Tabela 6 – Características das bandas do sensor TM/Landsat.

Bandas espectrais	Banda 1 - Azul (0,450 - 0,520 цm) Banda 2 - Verde (0,520 - 0,600 цm) Banda 3 - Vermelho (0,630 - 0,690 цm) Banda 4 - Infravermelho próximo (0,760 - 0,900 цm) Banda 5 - Infravermelho médio (1,550 - 1,750 цm) Banda 6 - Infravermelho termal (10,40 - 12,50 цm) Banda 7 - Infravermelho médio (2,080 - 2,350 цm)
Resolução espacial	Bandas 1 a 5 e 7 – 30 metros Banda 6 – 80 metros
Largura da faixa imageada	185 km
Resolução temporal	16 dias

Fonte: NOVO**,** (1989)**.**

As datas foram selecionadas para o período chuvoso (30 de março de 2008) e 21 de agosto de 2008 (período seco). Os dois períodos escolhidos consideram o fato da acentuada sazonalidade do Cerrado dificultar na discriminação das classes de vegetação. Para a seleção das imagens, utilizou-se os critérios de disponibilidade de imagem, qualidade visual e espectral. A Tabela 7 apresenta as datas de passagem das cenas do TM/Landsat.

Data	Período	Sensor	Órbita	Ponto	Resolução espacial	Satélite

30/03/2008	Chuva	TM	224	72	30m	Landsat5
				73		
21/08/2008	Seca	TM	224	72		
				73		

Tabela 7 – Data de passagem das Cenas do TM/Landsat.

3.4.2 Registro das imagens

As imagens foram registradas no *software ENVI* pelo método "imagem-imagem", utilizando-se pontos de controle e, como modelo matemático, uma transformação afim de 1º grau, tendo como referência uma imagem *Geocover* na projeção cartográfica UTM e *datum* WGS-84, adquiridas, gratuitamente, pelo *sítio* da Universidade de *Maryland* (http://glcf.umiacs.umd.edu/data/). As imagens originalmente referenciadas ao *datum* horizontal WGS84 (*World Geodetic System 84*), foram posteriormente reprojetadas para o *datum* SAD69 (*South American Datum 69*). O RMSE (raiz do erro médio quadrático) foi de 0,5m com relação à imagem de referência, o que é considerado excelente para a etapa de georreferenciamento (Tabela 8). Foram utilizados 31 pontos de controle no modelo de transformação afim de 1º, e o método de amostragem foi o de vizinho mais próximo (*nearest neighbour*) (RAMOS NETO *et al.*, 2004).

Tabela 8 – Demonstrativo dos pontos de controle para a órbita ponto 224/73.

CORREÇÃO GEOMÉTRICA			
Especificações		*Referência*	
		Geocover Landsat TM	
		Transformação Afim	
		1º grau	
		Interpolador	
		Nearest neighbour	
		Pontos	*RMSE* (pixel)
Landsat TM	30-03-2008	31	0.55
	21-08-2008		0.51

O processo de correção geométrica buscou, em primeiro lugar, tornar as imagens comparáveis, pixel a pixel. Da mesma forma, a partir deste processo, foi possível realizar o mosaico das cenas e o recorte da área de interesse. A

Figura 15 mostra a imagem com correção geométrica, destacando a região o PNE alinhando-se com o vetor de drenagem.

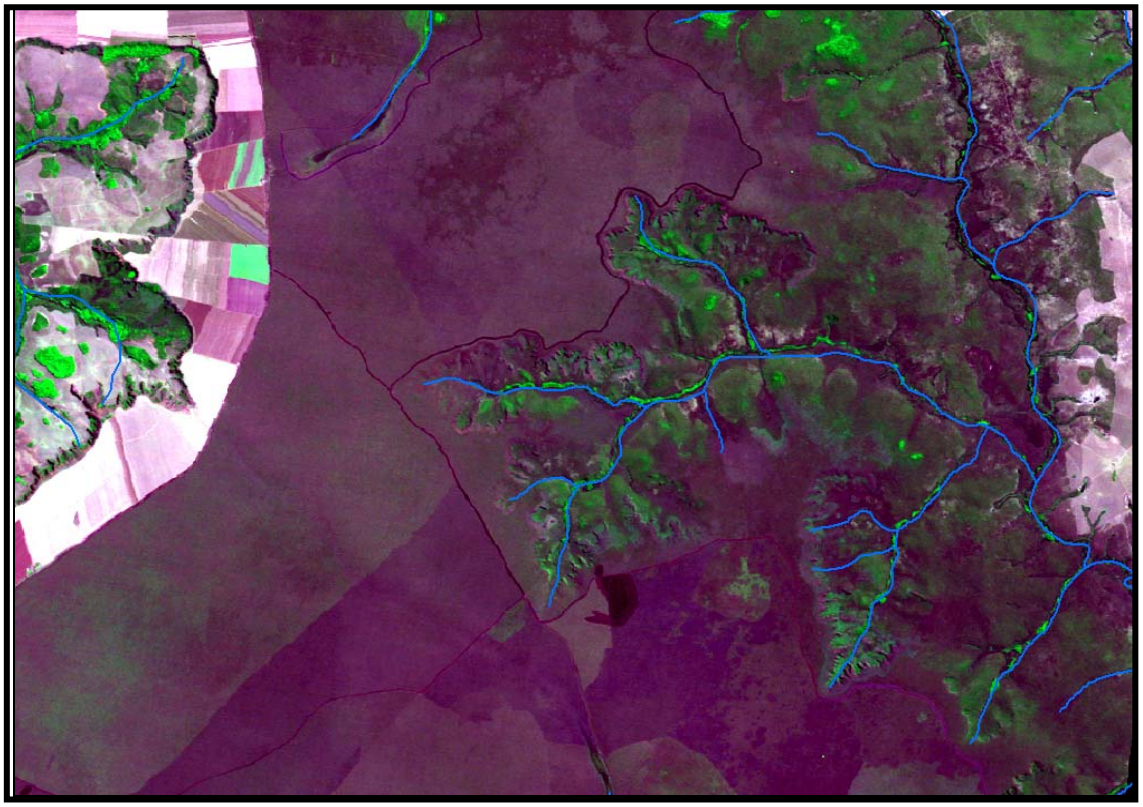


Figura 15 - Imagem Landsat TM registrada (órbita/ponto 224/072 de 03/30/2008), destacando a região o PNE alinhando-se com o vetor de drenagem.

3.4.3 Mosaico e recorte de área

O mosaico de imagens tem a finalidade de juntar duas (ou mais) imagens para gerar uma imagem capaz de cobrir toda a extensão que se deseja para fins de estudos. Esse processo é utilizado toda vez que área de estudo for maior que a cena disponibilizada pelo satélite. Desta forma, e como a área de interesse compreende mais de uma cena Landsat, foi gerado, após o registro, o mosaico das duas cenas TM em questão (Figura 16).

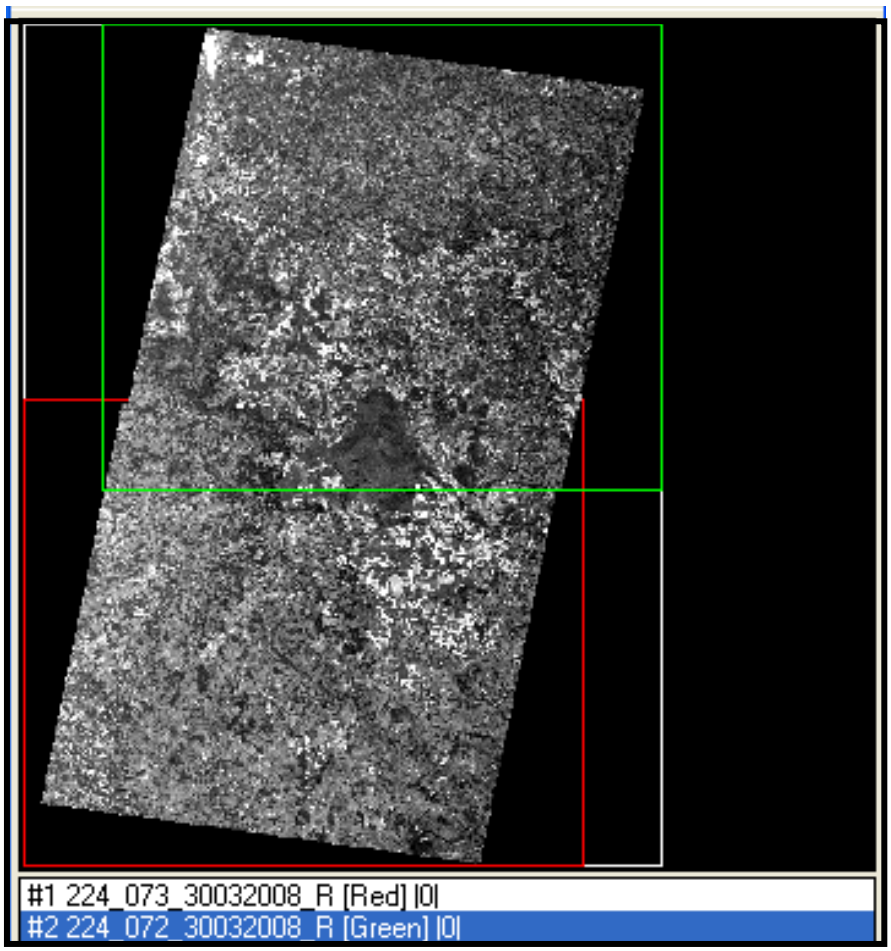


Figura 16 – Mosaico de imagens TM/Landsat5 referente ao município de Mineiros.

O recorte da área de Mineiros foi realizado a partir de um polígono, i.e. uma máscara referente ao limite municipal, cujas extremidades foram determinadas pelas coordenadas 16° 50’ 00’’ S e 18° 50’ 00’’ S de latitude e 52° 10’ 00’’ W e 53º 10’ 00’ W de longitude. O recorte visa delimitar apenas a área de estudo, diminuindo, assim, o tempo de processamento das imagens. A Figura 17 apresenta o recorte conforme a extensão da área de estudo.

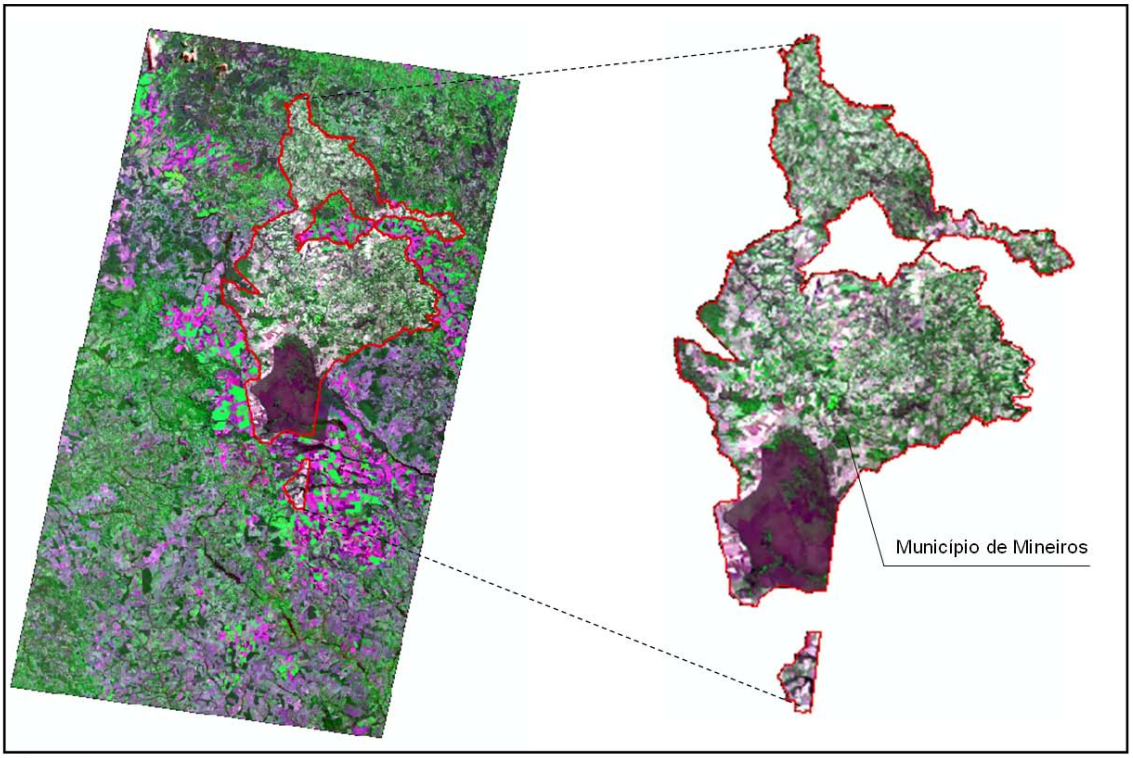


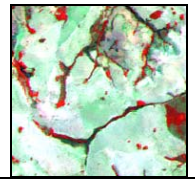
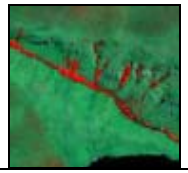
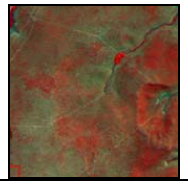
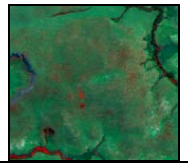
Figura 17 – Recorte das imagens TM/Landsat para o município de Mineiros.

3.5 Atualização do mapa de uso e cobertura da terra no município de Mineiros/GO.

O mapa de cobertura e uso da terra do município de Mineiros foi atualizado para o ano de 2008, afim de ser utilizado como verdade terrestre para auxiliar na análise de acurácia das técnicas de realce espectral e temporal.

Foi determinando para a imagem TM/LANDSAT as seguintes classes: Campo Sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS) e Mata de Galeria (MG), Pastagem, área urbana e Agricultura, conforme padrões de imagem identificados na área do município. A Tabela 9 apresenta os tipos de padrão de imagem encontrados para cada classe de cobertura e uso da terra que foram referencia para a extração de amostras de treinamento para os métodos de classificação supervisionada.

Tabela 9 - Descrição dos tipos de padrões de imagem pertencentes ao uso e cobertura da terra no município de Mineiros.

Exemplo RGB/453	*Composição e Padrão*	**Classes**
	Classe composta por áreas com cultura de milho, soja, sorgo e cana-de-açúcar. Podem ser observadas na imagem em talhões irregulares de tamanho médio a grande, com coloração variando entre tons de verde claro e de rosa a vinho.	Agricultura
	Esta unidade tem solo com cobertura esparsa de gramíneas, com tonalidade esbranquiçada variando para verde-claro de acordo com número de arbustos e gramíneas existentes, podendo ser observadas áreas de pastagem degradadas, em regeneração e em uso, textura média;	Pastagem
	▪ Vegetação de Mata Ciliar (MG): observadas nas margens dos rios ou em forma de ilhas contornadas por campos úmidos. A vegetação arbórea de mata ciliar se apresenta de vermelho intenso de textura lisa;	Vegetação
	▪ Cerrado Sensu Stricto (CSS): cobertura de solo com coloração vermelha médio, textura lisa e média, por se apresentar de forma mais regular e não muito densa;	
	▪ Cerrado Campo Sujo (CS): têm uma tonalidade de cor vermelho claro, apresenta textura lisa e quanto à forma apresenta-se com uma disposição irregular da forma, por causa da interferência de gramíneas, e árvores e arbustos dispersos no terreno.	

Fonte: Adaptado de Sano et al.,(2009).

3.5.1 Classificação supervisionada

A classificação supervisionada baseia-se no conhecimento de padrões e atributos espectrais feito através do processamento individual do *pixel*, isto é, classificadores *pixel* a *pixel*, que utilizam amostras de treinamento de cada classe para encontrar as regiões homogêneas (CRÓSTA, 1992). Baseando-se nas propriedades espectrais e espaciais das imagens, a variação de tonalidade foi associada às classes de interesse. Para melhores resultados, foram comparados dois métodos de classificação supervisionada, i.e., Máxima Verossimilhança e Mínima Distância.

A extração de amostras de treinamento teve por base as características visuais dos alvos consideradas (Campo Sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS), Mata de Galeria (MG), pastagem e agricultura). Ao todo, foram obtidos conjuntos de 18 amostras para cada classe, com 16 *pixels*. O total foi de 90 amostras com 288 *pixels* em cada amostra. A distribuição das amostras de *pixels* é apresentada pela Figura 18.

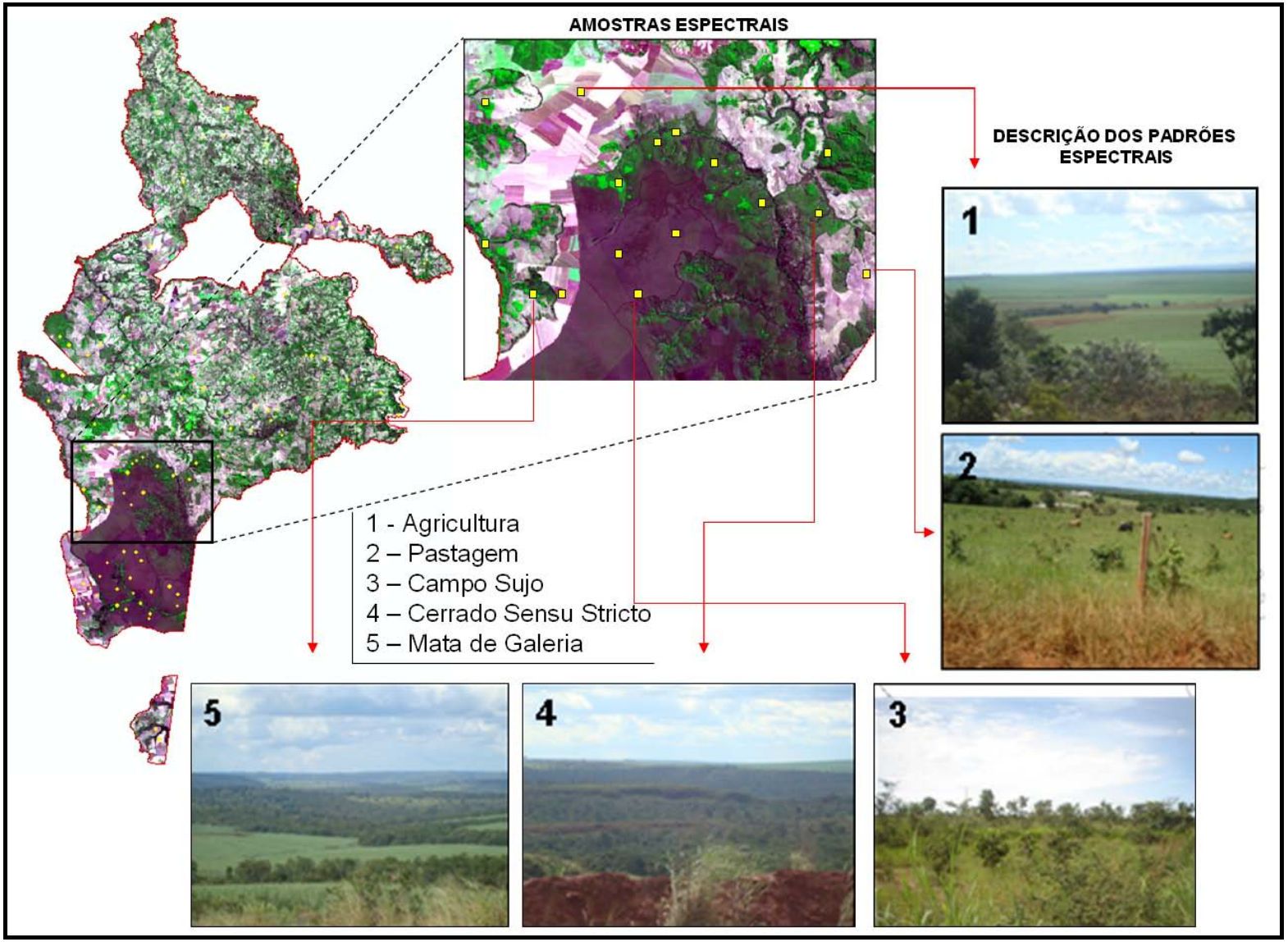


Figura 18 – Distribuição das 90 amostras de treinamento, com base nos tipos de cobertura vegetal e uso da terra no município de Mineiros.

Nos dias 30 de março a 01 de abril de 2009 foi realizado trabalho de campo e obtido, com um rastreador GPS de navegação, coordenadas de 37 pontos (Figura 19), os quais se constituíram em pixels representativos de amostras de classes de cobertura e uso da terra para reconhecimento da área de estudo, com vistas à identificar fitofisionomias da vegetação e uso da terra, auxiliando na validação do mapa atualizado em 2008. Quanto à distribuição dos pontos inspecionados, esta teve como critérios: a identificação de classes confusas, a confirmação de área de uso consolidadas, o uso da rede viária como forma de locomoção. No caso de amostras afastadas, considerou-se um raio de até 4 km da rodovia pavimentada, bem como as condições de acesso até as classes duvidosas como: áreas cercadas, íngremes ou com estradas de difícil acesso ou ocultadas pela vegetação.

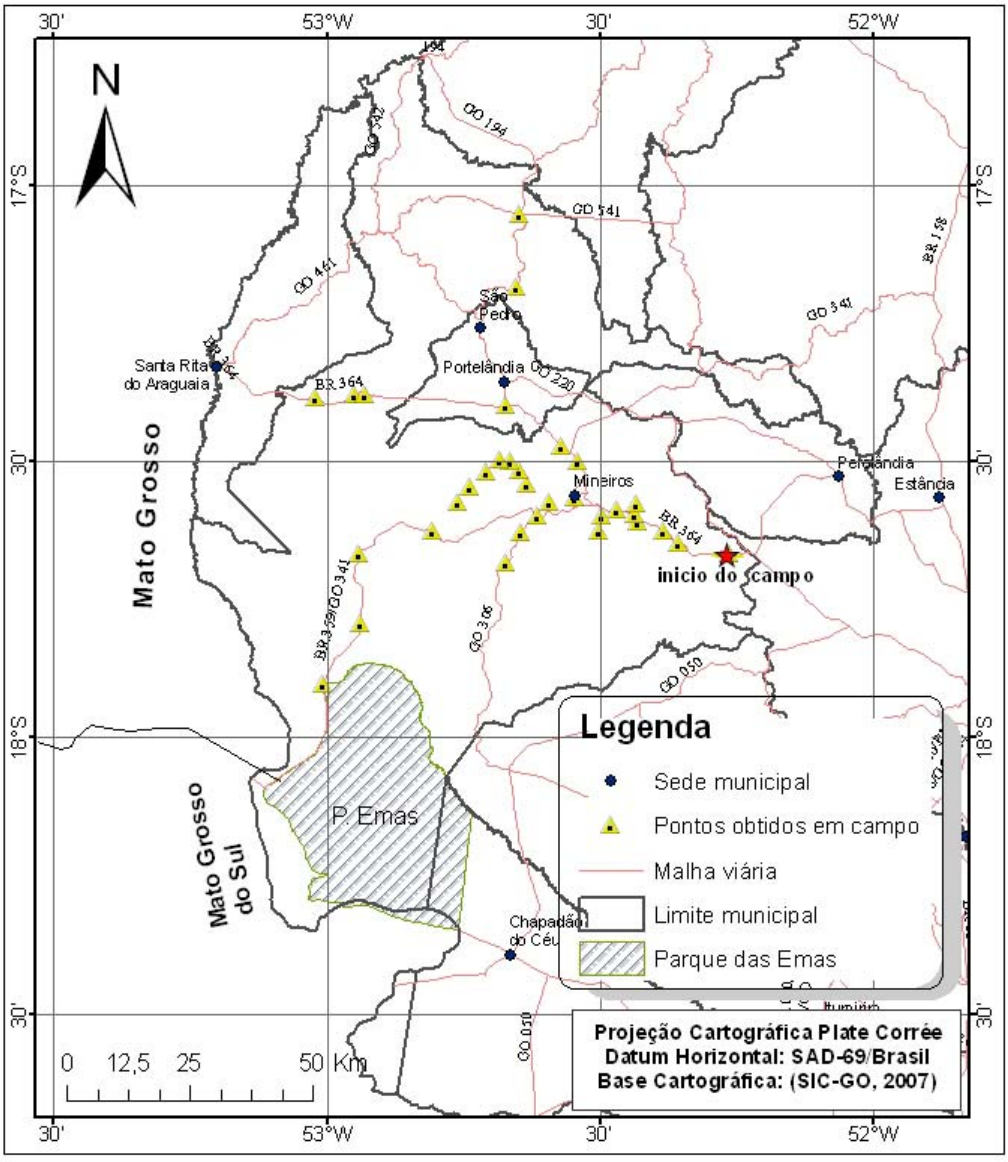


Figura 19 - Campo realizado nas datas 30 de março a 01 de abril para apoiar a atualização do mapa de uso e cobertura da Terra no município de Mineiros.

3.5.2 Algoritmo máxima verossimilhança

O algoritmo da máxima verossimilhança avalia a variância e a covariância das categorias de padrões de resposta espectral quando classifica um *pixel* desconhecido. Para isto, assume-se que a distribuição da nuvem de pontos que forma a categoria dos dados de treinamento é Gaussiana (distribuição normal). Assumida essa suposição, a distribuição de um padrão de resposta espectral da categoria pode ser completamente descrita por um valor de média e a matriz de covariância. Com estes parâmetros é possível calcular a probabilidade estatística de um dado valor de *pixel* pertencente a uma classe particular de cobertura da terra (LILLESAND & KIEFFER, 1994). Este método pode ser descrito pela equação (1) abaixo:

(1)

$$P_c = \left[-0{,}5 \log_e \left(Det\ (V_c)\right)\right] - \left[0{,}5\,(X - M_c)^T\ (V_c)^{-1}\,(X - M_c)\right]$$

Sendo:

- X = vetor de medidas dos pixels desconhecidos;
- P_c = probabilidade de o vetor X ser assinalado na classe *c*;
- V_c = matriz de covariância da classe c contemplando todas as bandas (K,..., L);
- M_c = vetor das médias para cada classe *c;*

3.5.3 Algoritmo mínima distância

O método de classificação por mínima distancia é um procedimento de classificação supervisionada que utiliza a distância para associar um *pixel* a uma determinada classe. No treinamento supervisionado, define-se os agrupamentos que representam as classes. No momento da classificação, cada *pixel* será incorporado a um agrupamento, através da análise da medida de similaridade de distância Euclidiana.

Desta forma, o classificador compara a distância do *pixel* à média de cada agrupamento. O *pixel* será incorporado ao agrupamento que apresenta a

menor distância Euclidiana. Este procedimento é repetido até que toda a imagem seja classificada. Esse método é descrito pela equação abaixo (2);

$$d\,(x,N) = (x^2 - m^2)^{1/2} \qquad (2)$$

sendo:

- x = *pixel* que está sendo testado
- m = média de um agrupamento
- N = número de bandas espectrais

3.5.4 Avaliação da exatidão da classificação

Gong e Howard (1990), citados por Brites (1996), sugerem o índice *kappa* como um dos procedimentos mais utilizados para mensurar a exatidão das classificações temáticas por representar inteiramente a matriz de confusão, conforme Tabela 10.

Tabela 10 - Intervalos de aceitação dos resultados do índice *Kappa*.

Valor do Kappa	**Qualidade da classificação**
< 0,01	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 – 0,40	Razoável
041 - 0,60	Boa
0,61 – 0,80	Muito Boa
0,81 – 1,00	Excelente

Foi comparado o mapa obtido através da classificação da imagem orbital, com os dados de referência (JENSEN, 1996) ou verdade de campo.

A relação entre estes dois conjuntos informacionais geralmente é resumida em uma matriz de confusão ou tabela de contingência (LILLESAND; KIEFFER, 1994).

Através da matriz de erros ou de confusão identifica-se o erro global da classificação para cada categoria, mostrando também como se deram as confusões entre as categorias (BRITES, 1996).

O exame da matriz de erros revela, para cada categoria, erros de omissão e de comissão. Erros de omissão podem ser descritos como a omissão no mapa de uma determinada feição constatada em campo, e, erros de comissão são descritos como atribuição no mapa de determinada feição a uma classe a qual a mesma não pertence, segundo levantamento de campo (CAMPBELL, 1987). O cálculo do índice *kappa* é efetuado por meio da seguinte equação (3) (CONGALTON; GREEN, 1998):

(3)

$$K = \frac{X\sum_{i=1}^{r} X_{ii} - \sum_{i=1}^{r} X_{i+} X_{+i}}{X^{2} - \sum_{i=1}^{r} X_{i+} X_{+i}}$$

Sendo:

- r = número de categorias presentes na matriz de erros;
- X = elemento da matriz de erros;
- X_{ii} = elementos da diagonal principal;
- X_{i+} = total da linha para uma dada categoria informacional;
- X_{+i} = total da coluna para uma dada categoria informacional.

3.5.5 Reclassificação de classes

Foi adotado, após a classificação da imagem, um reordenamento das classes ou reclassificação. Constantemente, alguns intervalos de *pixels* ficam dentro de classes às quais não são pertencentes ou mesmo em classes que não serão identificadas. Desta forma, foi realizada uma reclassificação para o resultado da classificação com maior índice *Kappa* e de acurácia, para as classes de uso e cobertura da terra, com vistas a corrigir os *pixels* agrupados erroneamente em outras classes. Tal procedimento foi realizado, baseando-se

na comparação da interpretação visual da imagem original e com o auxilio do mapa de uso e cobertura da terra do PROBIO, 2002.

Após o reordenamento, as classes Campo sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS) e Mata galeria (MG) foram agrupadas em uma única classe nomeada Vegetação Remanescente. A partir da classificação final, obtiveram-se os dados estatísticos relativos à porcentagem de vegetação, agricultura e pastagem presentes no município.

3.6 Métodos de Realce Espectral

3.6.1 Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI)

O índice de vegetação por diferença normalizada, proposto por Rouse, J.W, em 1973, possibilita o realce da vegetação, ao mesmo tempo em que minimiza ruídos devido às diferenças de iluminação, sombras de nuvens, atenuação atmosférica e certas variações topográficas. Entretanto, existem desvantagens, principalmente em relação à problemas de saturação em áreas de densa vegetação e influência na variação do brilho do solo.

O calculo do NDVI, foi aplicado às imagens orbitais adquiridas (30/03/08 e 21/08/08), de forma a representar a distribuição da vegetação, conforme a Equação (4):

$$NDVI = (NIR - red) / (NIR + red) \quad (4)$$

Sendo;

- *NIR* = é a resposta espectral na faixa do infravermelho próximo (0,77 – 0,89µm);
- *red* = é a resposta espectral na faixa do vermelho (0,63 – 0,69 µm).

As imagens transformadas em NDVI variam de -1 a 1, indicando a proporção da vegetação fotossinteticamente ativa quando apresenta valores próximos a 1, e quando os valores tendem a 0 ou são negativos, indicam a ocorrência de solo ou água (Figura 20).

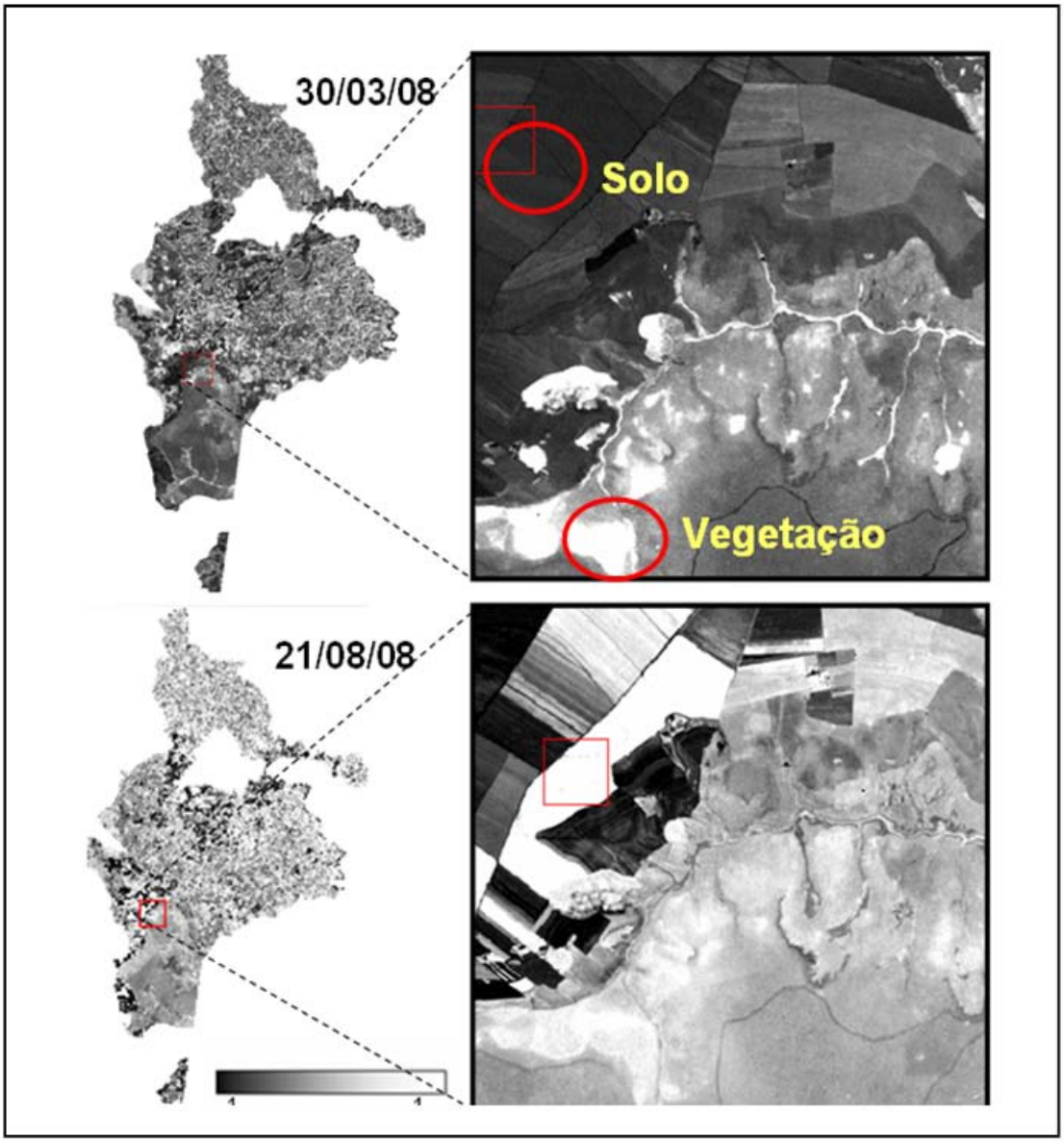


Figura 20 – Demonstrativo das imagens NDVI março (30/03/08) e NDVI agosto (21/08/09), município de Mineiros (amostras no Parque das Emas).

3.6.2 Análise por Componentes Principais (CP)

A geração de imagens componentes principais envolve a rotação e translação de eixos no espaço de atributos espectrais (bandas), sendo derivada da matriz de correlação ou covariância entre as bandas. Como resultados têm-se um novo conjunto de imagens, nas quais o valor de *pixel* é uma combinação linear dos valores originais. O número de componentes principais é igual ao número de bandas espectrais utilizadas e estas são ordenadas de acordo com o decréscimo da variância dos níveis de cinza,

sendo que a primeira componente terá maior variância, enquanto na última são concentrados os ruídos.

Especificamente para a transformação por componentes principais, utilizou-se uma matriz de correlação (com vistas a normalizar / minimizar variações nos valores de brilho entre as bandas) e uma área de amostragem de 1283 x 1768 pixels. Para os dois períodos considerados (i.e. seca e chuva), a primeira imagem componente concentrou em torno de 98,04% da informação no período de seca e 96,09% no período úmido. A segunda componente apresentou 1,46% para o período de seca e 3,26% no período úmido. Os valores de variância foram diminuindo, de forma que a componente três apresentou 0,25% no período de seca e 0,47% na componente referente ao período úmido. As componentes quatro, cinco e seis apresentaram informações em forma de ruído, sendo os valores de variância na componente quatro de 0,12% para o período úmido e 0,11% no período de seca. Nas componentes cinco e seis apresentam no período úmido 0,09% e 0,03% e no período de seca, 0,05% para o período úmido e 0,02% para o período de seca.

Assim, neste estudo selecionamos as três primeiras componentes para cada período (seco e chuvoso). A Figura 21 demonstra o decréscimo da variância do nível de cinza; i.e. a informação concentra-se principalmente na primeira componente, enquanto a última componente fica basicamente com o ruído global (estas imagens são mostradas na Figura 22).

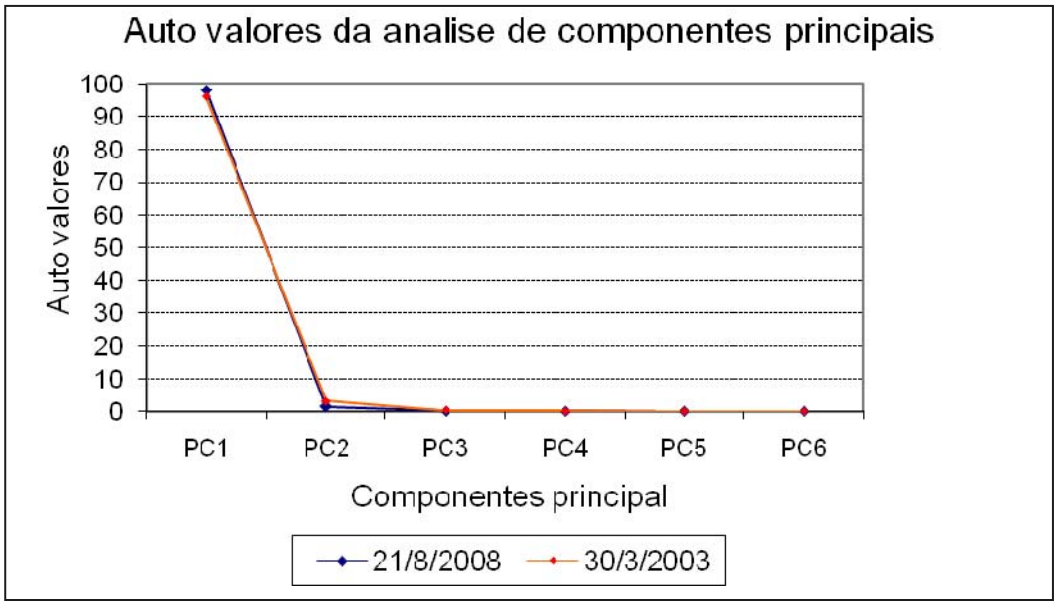


Figura 21 - Distribuição dos auto valores referente as imagens de componentes principal para 21/08/2008 e 30/03/2008.

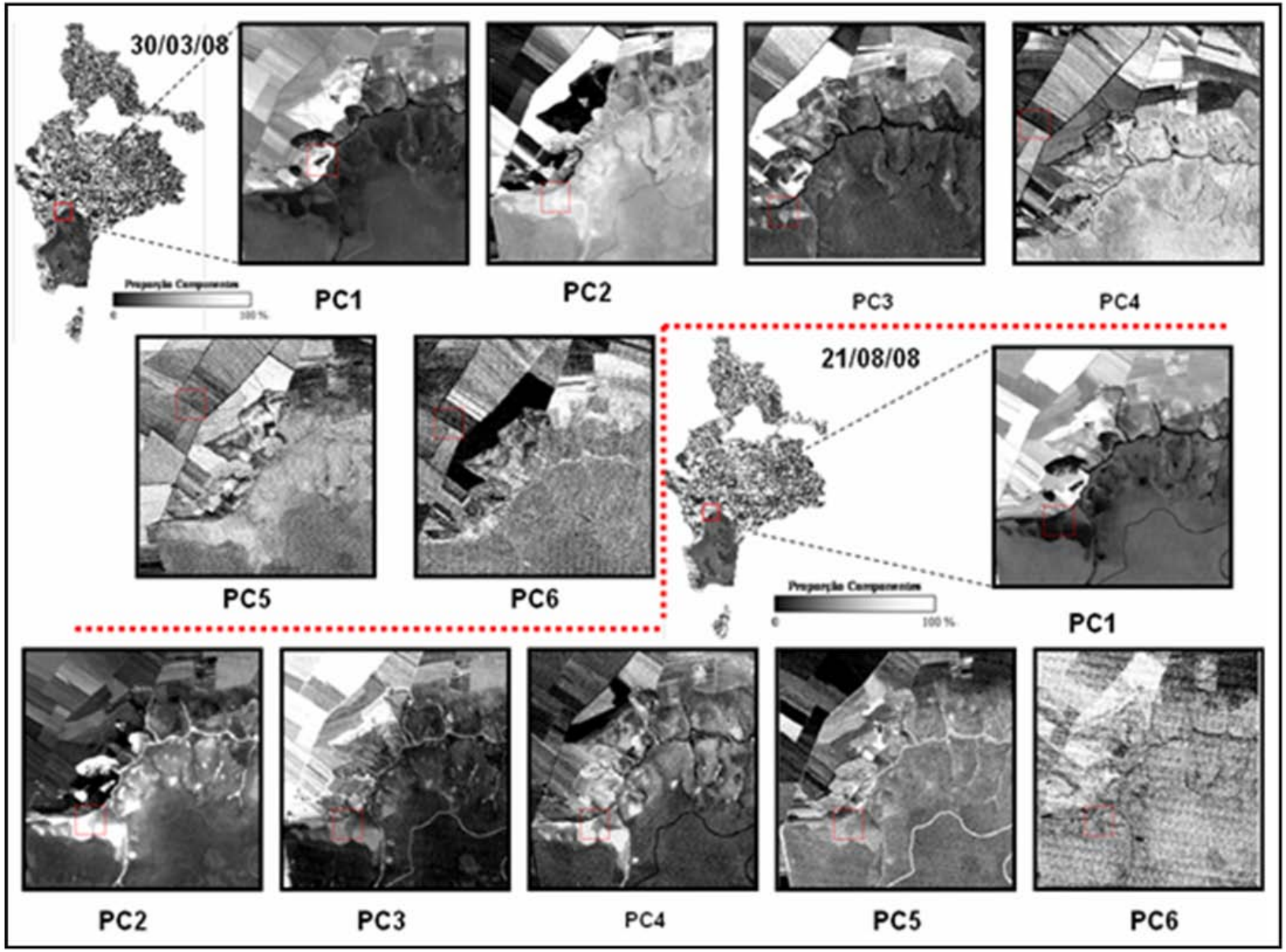


Figura 22 – Demonstrativo das imagens geradas a partir da análise por componentes principal (PC1 a PC6), para as datas março (30/03/08) e agosto (21/08/09), município de Mineiros (amostras no Parque N. das Emas).

3.6.3 Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME)

Este modelo fundamenta-se no pressuposto de que a reposta espectral de um pixel é uma combinação linear, em diferentes proporções, da resposta espectral de cada componente dentro do *pixe*l (Shimabukuro e Smith, 1991). A aplicação deste modelo baseia-se no conceito de “endmembers” (i.e. *pixels* puros), referentes aos principais componentes presentes no *pixel*, os quais podem ser obtidos via bibliotecas espectrais, ou diretamente da imagem (Ferreira et al., 2007a). Assim, para qualquer imagem e sendo as respostas espectrais dos componentes conhecidas, as proporções de cada componente podem ser estimadas, individualmente, pela seguinte equação:

(6)

$$r_i = \sum_{j=1}^{n} (a_{ij} x_j) + e_i$$

Sendo;

- r_i = reflectância espectral para cada banda espectral *i* de um *pixel* que contém um ou mais componentes;
- a_{ij} = reflectância espectral da componente *j* em cada banda espectral *i*; x_j = valor da proporção da componente *j* dentro de um pixel;
- e_i = erro para cada banda espectral *i*;
- *j* = 1, 2, ..., n (n = número de componentes);
- *i* = 1, 2, ..., m (m = número de bandas espectrais).

Através do MLME, são geradas as chamadas imagens fração, cujos valores variam, em geral, entre 0 a 1 (correspondendo à proporção de 0 a 100% de um dado componente). Para este estudo, com base em “endmembers” obtidos diretamente da imagem, foram obtidas, para as duas datas consideradas, imagens fração vegetação, solo e sombra (Figura 23).

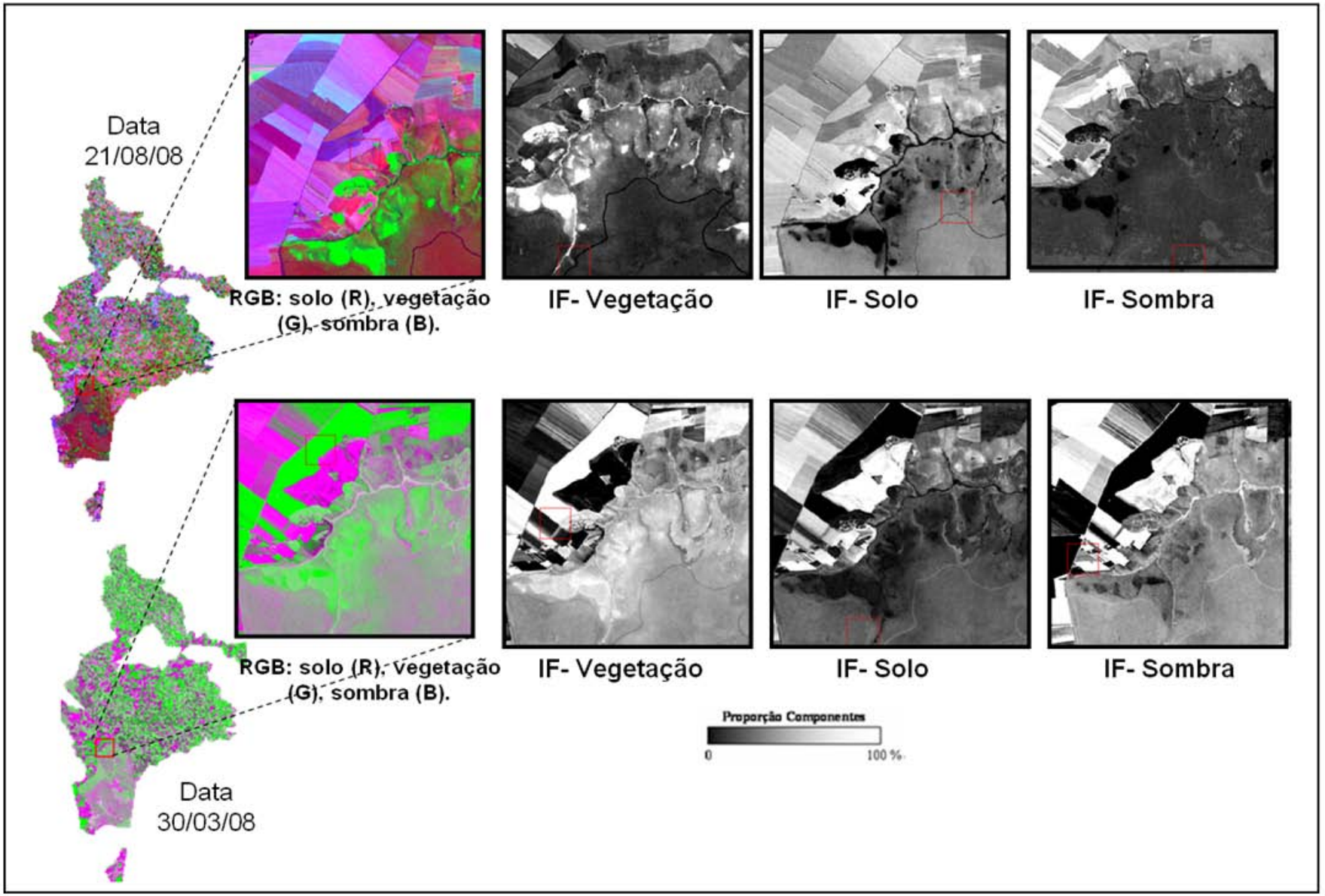


Figura 23 – Demonstrativo das imagens fração gerada a partir do MLME (IF -vegetação, IF-solo, IF-sombra/água), para as datas março (30/03/08) e agosto (21/08/09), município de Mineiros.

3.7 Análise estatística

3.7.1 Extração de amostras espectrais

Para analisar o potencial de discriminação de classes pelos métodos de realce espectral (NDVI, MLME e CP), utilizou-se de amostras obtidas pela imagem original de *pixel* puros relatadas no tópico (3.4.1 classificação supervisionada). As amostras foram extraídas e as suas localizações foram padronizadas para todas as imagens realçadas, de forma que todos os valores de assinatura espectral sejam correlacionados a partir do mesmo ponto e quantidade de *pixel*.

Após a obtenção das amostras foi analisado os perfis das curvas espectrais em diagrama de dispersão das seguintes classes pertencentes ao município: Campo Sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS), Mata de Galeria (MG), pastagem e agricultura. As amostras espectrais também foram submetidas à análise discriminante baseada na Distância de Mahalanobis, para mais de uma variável, no caso das componentes principais e modelo de mistura espectral. Quando apresentou-se apenas uma variável, no caso das variáveis NDVI agosto e NDVI março, a análise discriminante foi baseada na Distância Euclidiana.

3.7.2 Análise de máxima discriminação sazonal

Foi utilizado o NDVI, descrito no tópico 3.6.1, para obter a variação sazonal na identificação das classes de uso e cobertura da terra. Esta análise tem por finalidade analisar qual período sazonal é possível separar as classes minimizando a confusão espectral.

Assim, esta análise considera que na faixa do vermelho a clorofila absorve mais energia solar, o resultado é uma baixa refletância e, na faixa do infravermelho próximo ocorre uma alta refletância.

Desta forma, verificou por perfil espectral o comportamento das amostras de assinatura espectral obtidas para as seguintes classes: Campo Sujo (CS), Cerrado Sensu Stricto (CSS), Mata de Galeria (MG), Pastagem e Agricultura.

CAPÍTULO 4
RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Atualização do mapa de uso e cobertura da terra

4.1.1 Avaliação da exatidão da classificação

Após a realização das classificações supervisionadas (Máxima Verossimilhança e Mínima Distância), a acurácia das imagens foi obtida através das matrizes de erros e cálculo do índice *kappa*. O classificador que demonstrou os melhores resultados foi a Máxima Verossimilhança, conforme apresentado nas Tabelas 11 e 12.

Especificamente, a matriz de confusão indica que, para a classe de agricultura, 17,36% pertencem, em fato, à outra classe. No caso da pastagem, o erro de comissão é de aproximadamente 12.85%.

Do total dos 1.440 *pixel*s, a soma da diagonal principal da matriz de erros, observa-se que 1.325 *pixel*s foram classificadas corretamente. Com base nisto, obteve-se o índice de exatidão global (EG) de 92%. Ou seja, 92% das amostras foram corretamente identificadas pelo classificador quando comparada com a do recorte da imagem RGB453, mostrando um bom resultado do classificador.

O índice *kappa* foi de 0.9002. Como o índice *kappa* refere-se a um método para avaliar a concordância ou discordância entre duas situações (erro de inclusão e erro de omissão), pode-se dizer que houve uma concordância de 90% dos pixel na área de interesse. Deste modo a classificação na área estudada aproximou-se da realidade do campo.

Tabela 11 – Matriz de confusão e acurácia verificadas ao se aplicar o algoritmo Máxima Verossimilhança.

Classificador MaxVer	*Referência (Imagem RGB(453)*					*Total geral*	**Erro de Inclusão**
	MG	CSS	AGR	PAST	CS		
MG	**281**	2	0	0	0	283	2.43%
CSS	3	**283**	0	0	0	286	1.74%
AGR	4	0	**238**	37	14	293	17.36%
PAST	0	0	50	**251**	2	303	12.85%
CS	0	3	0	0	**272**	275	5.56%
Total geral	288	288	288	288	288	1440	-
Erro de Omissão	0.71%	1.05%	18.77%	17.16%	1.09%	-	-

Acurácia Global: 92.0139% Coeficiente *Kappa*: 0.9002

Tabela 12 – Matriz de confusão e acurácia verificadas ao se aplicar o algoritmo Mínima Distância

Classificador MaxVer	*Referência (Imagem RGB(453)*					*Total geral*	**Erro de Inclusão**
	CS	MG	CSS	PAST	AGR		
CS	**288**	2	45	0	32	288	21.53%
MG	0	**278**	8	0	0	286	2.80%
CSS	0	8	**235**	0	0	243	2.80%
PAST	0	0	0	**162**	192	354	54.24%
AGR	0	0	0	126	**64**	190	66.32%
Total geral	288	288	288	288	288	1440	-
Erro de Omissão	0.00%	3.47%	3.47%	43.75%	77.78%	-	-

Acurácia Global: 71.3194% Coeficiente *Kappa*: 0.6415

A análise visual das imagens classificadas mostra que a imagem gerada pelo algoritmo Máxima Verossimilhança apresentou uma melhor sensibilidade na discriminação das classes de uso e cobertura da terra, em relação ao algoritmo Mínima distância, principalmente, em relação à classe de mata de galeria. As imagens temáticas geradas pelos algoritmos de classificação são mostradas pela Figura 24.

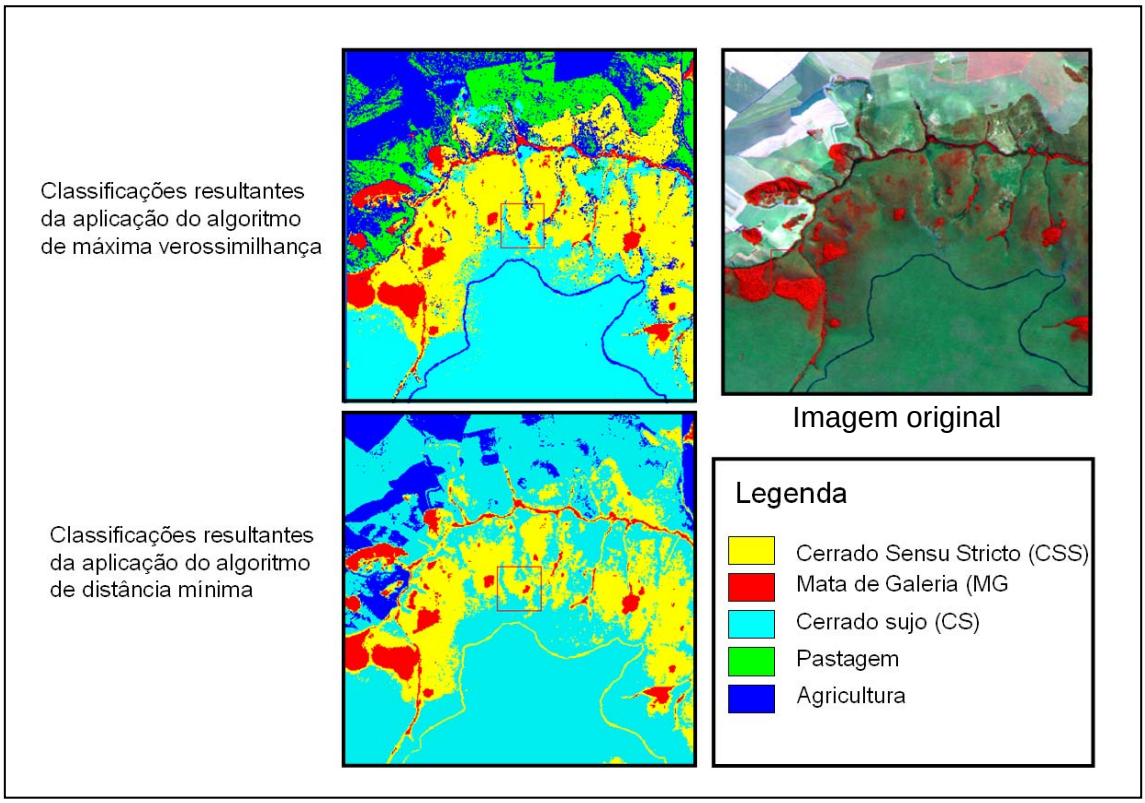


Figura 24 - Resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos Máxima Verossimilhança e Mínima distância (amostras do PNE).

A seguir é apresentado o mapa de uso e cobertura da terra para o município de Mineiros, o qual serviu de referência para análise dos modelos de realce espectral. Após a classificação da imagem, foi feito um reordenamento das classes. Desta forma, as classes Campo sujo (CS), Cerrado *Sensu Stricto* (CSS) e Mata galeria (MG) foram agrupadas em uma única classe, nomeada Vegetação Remanescente. Portanto, o mapa simplificado compreende Vegetação, Agricultura, pastagem e Área urbana. A Figura 25 mostra o mapa atualizado (2008) para o município de Mineiros.

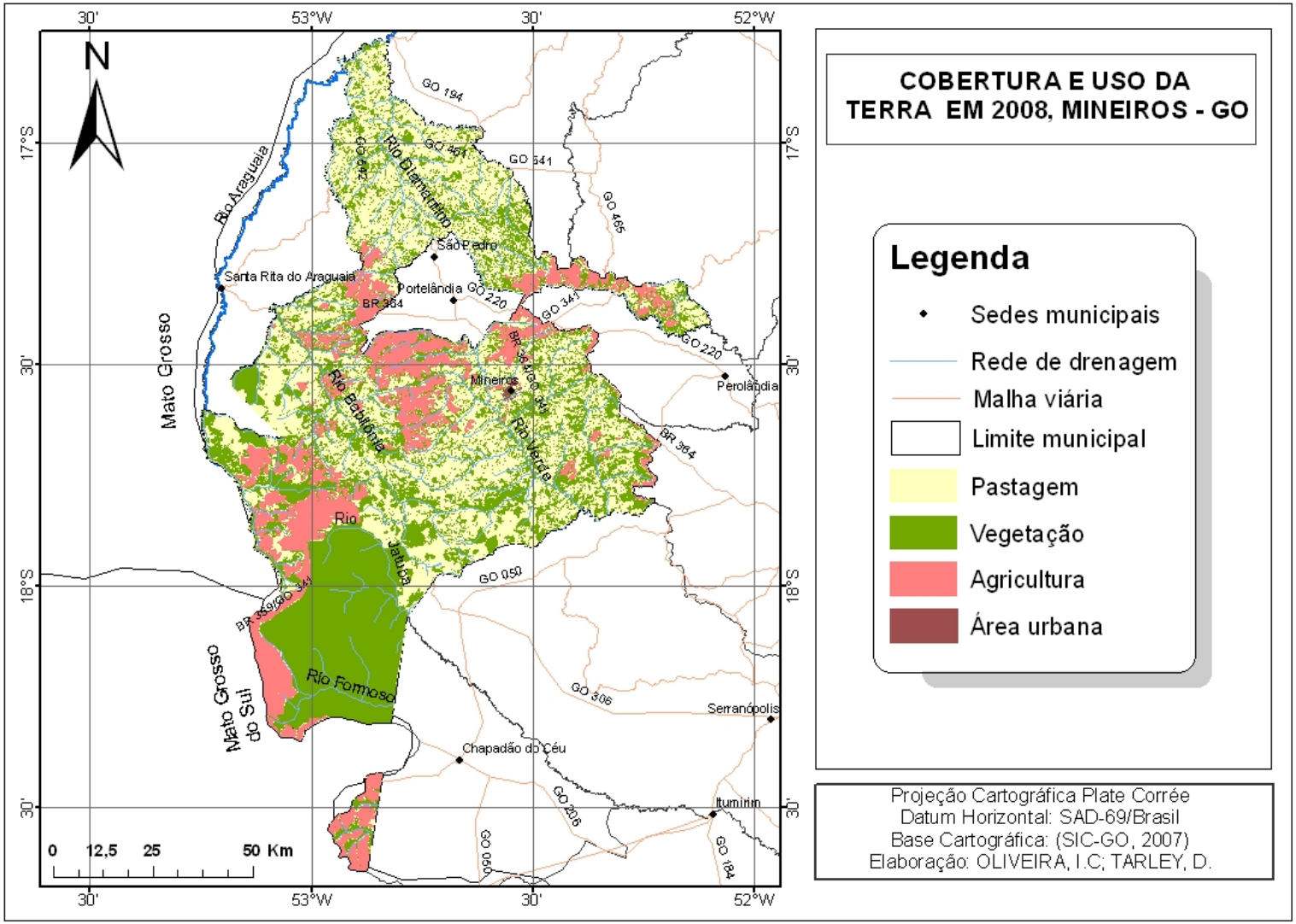


Figura 25 - Mapa atualizado para 2008 no município de Mineiros.

4.2 Discriminação sazonal

A Análise sazonal foi feita, com base em perfis espectrais, com vistas a demonstrar a influencia da sazonalidade quanto à separabilidade das classes ao longo do tempo. Duas datas, correspondentes a dois períodos sazonais, foram analisadas: período de seca (21/08/2008) e chuvoso (30/03/2008).

Desta forma foi analisado os perfis espectrais do NDVI no pico da estação chuvosa e seca, a fim de observar a relação da sazonalidade com os melhores resultados de discriminação de fitofisionomias. Os resultados demonstram que na estação de seca. i.e., no mês de agosto, ocorre a melhor separabilidade entre as classes, quando comparado ao período de chuva (mês de março). A Figura 26 apresenta os perfis radiométricos de cada estação.

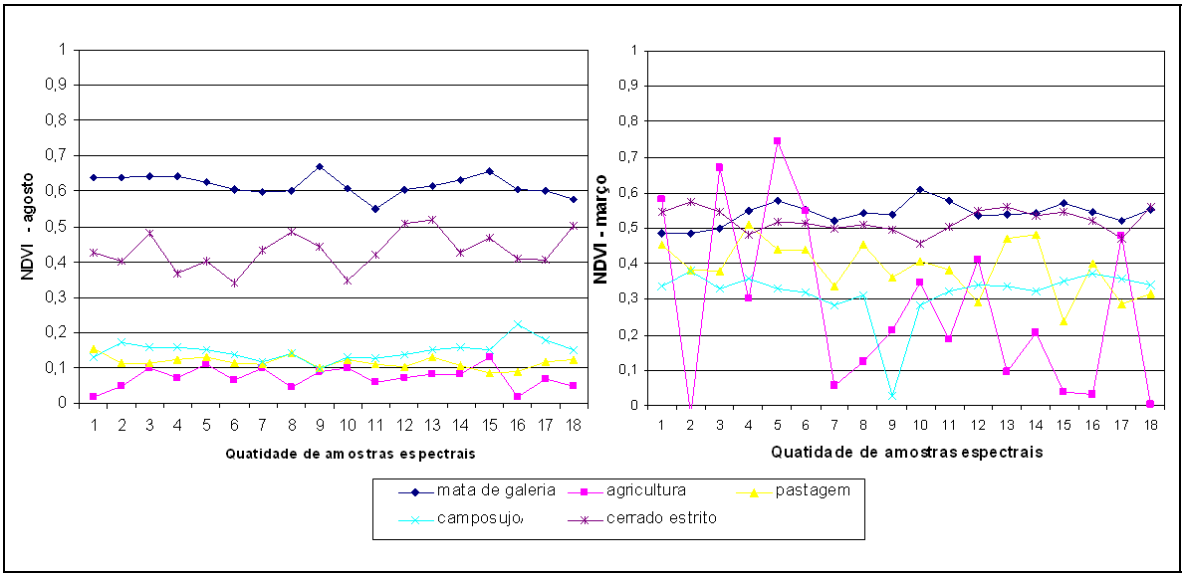


Figura 26 - Perfis radiométricos para os principais tipos de cobertura e uso da terra para o período de seca (agosto) e chuvoso (março).

Para uma melhor análise da influência sazonal na separabilidade das classes, os valores originais em nível de cinza foram analisados comparando as duas épocas do ano (agosto e março), com base na análise discriminante. Entre todas as amostras (total de 90), 96% das amostras de agosto são classificadas corretamente, enquanto em março, o total corretamente classificado fica em torno de 82%. Constata-se assim, que, a capacidade de discriminar alvos é significativamente maior em agosto, quando há uma maior

diferenciação na cobertura verde; i.e. em marco, a vegetação aumenta sua atividade fotossintética de forma mais homogênea, provocando confusões entre as classes de mata de galeria com cerrado *Sensu Stricto* e campo sujo com pastagem. Uma observação neste período de estação chuvosa é para as práticas agrícolas que apresentam comportamento espectral semelhante à vegetação de mata de galeria, diferente do perfil espectral do mês de agosto que não ocorre práticas agrícolas. A Tabela 13 e Figura 27 apresentam a análise discriminante para as imagens de valor original agosto e março.

Tabela 13 – Análise Discriminante para as imagens de valor original (agosto e março).

	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR
	AGR	**AGR**	**CS**	**CS**	**CSS**	**CSS**	**MG**	**MG**	**PAST**	**PAST**	**% Acerto**	**% Acerto**
AGR	16	13	0	4	0	0	0	0	2	1	89	72
CS	0	1	18	17	0	0	0	0	0	0	100	94
CSS	0	0	0	0	18	14	0	4	0	0	100	78
MG	0	0	0	0	1	4	17	14	0	0	94	78
PAST	1	2	0	0	0	0	0	0	17	16	94	89
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente										**96**	**82**

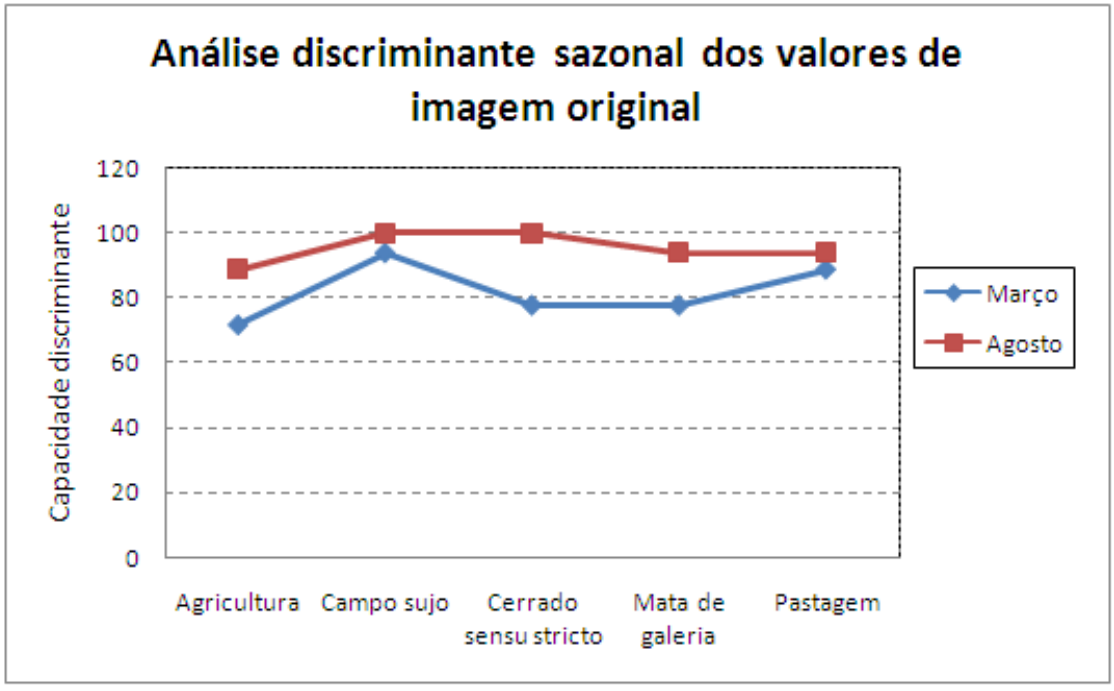
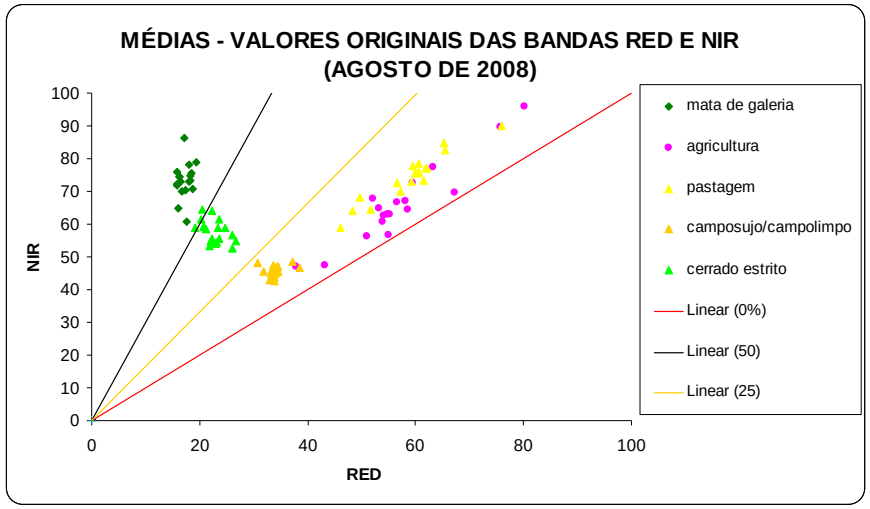


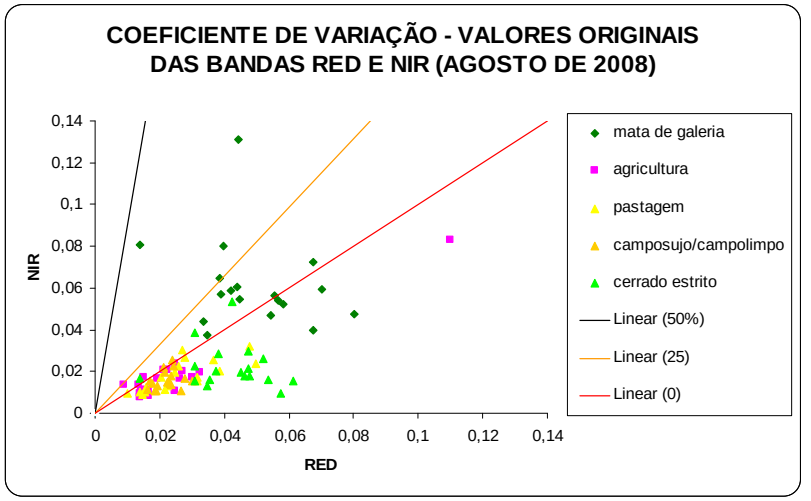
Figura 27 – Análise de Discriminante para as imagens de agosto e março.

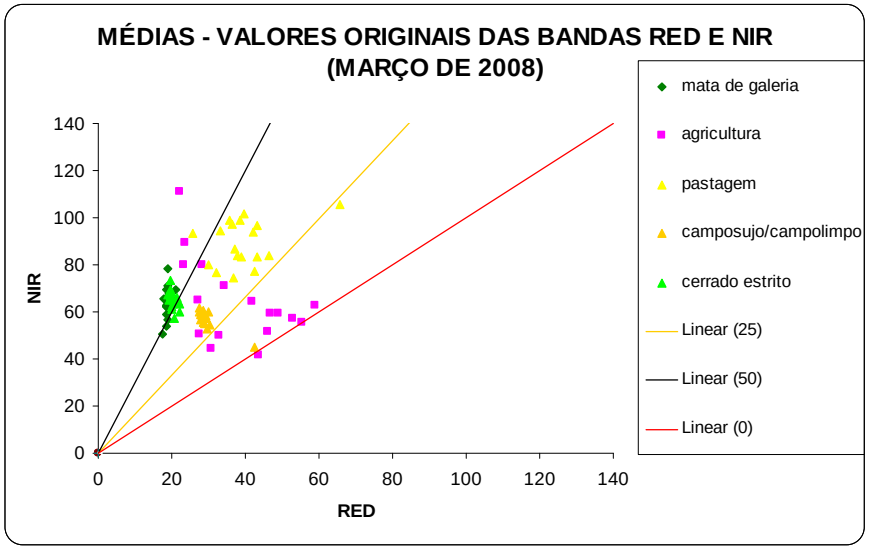
4.3 Análise de perfil espectral

4.3.1 Valores digitais originais

A Figura 28 apresenta as médias e coeficiente de variação das amostras obtidas diretamente na imagem de valores originais. Os resultados corroboram a boa discriminação na imagem de agosto, referente ao período seco. Ressalta-se que as médias da classe de Agricultura para o mês de março apresentam valores sobre a linha 1:1 variando para a linha 50%, o que se deve ao fato de neste mês ocorrer solo exposto para algumas áreas e para outras ocorrem plantio de milho safrinha. Neste caso, as áreas de milho safrinha se comportam espectralmente próximo a classe mata de Galeria.







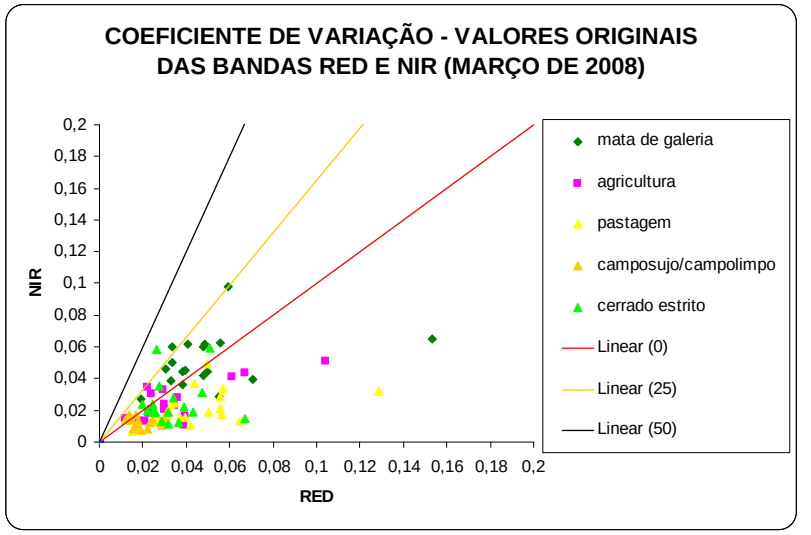


Figura 28 – Espaço vermelho-infravermelho, referente à distribuição das médias e coeficientes de variação associados às principais classes de cobertura e uso da terra.

4.3.2 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

Os valores para o Índice de vegetação por diferença normalizada variam de -1 a 1. Os resultados apresentaram valores altos de (até 0,7) no mês de março, e valores inferiores de a 0,6, referente ao mês de agosto.

Os valores indicam que quanto mais próximo de 0, há ocorrência de solo e próximo de 1, há ocorrência de vegetação.

Neste sentido, o gráfico de dispersão do Índice de vegetação por diferença normalizada discute a variação da vegetação entre os meses de agosto e março. Os resultados indicam pouca variação entre as classes de Mata de Galeria e Cerrado *Sensu Stricto*, em relação à Pastagem, Cerrado Sujo e, principalmente, Agricultura, que foi a classe que mais variou (de 0 a 50%). Assim, o Índice de vegetação por diferença normalizada apresentou potencial de discriminação próximo àquele obtido com as variáveis originais em agosto (Figura 29).

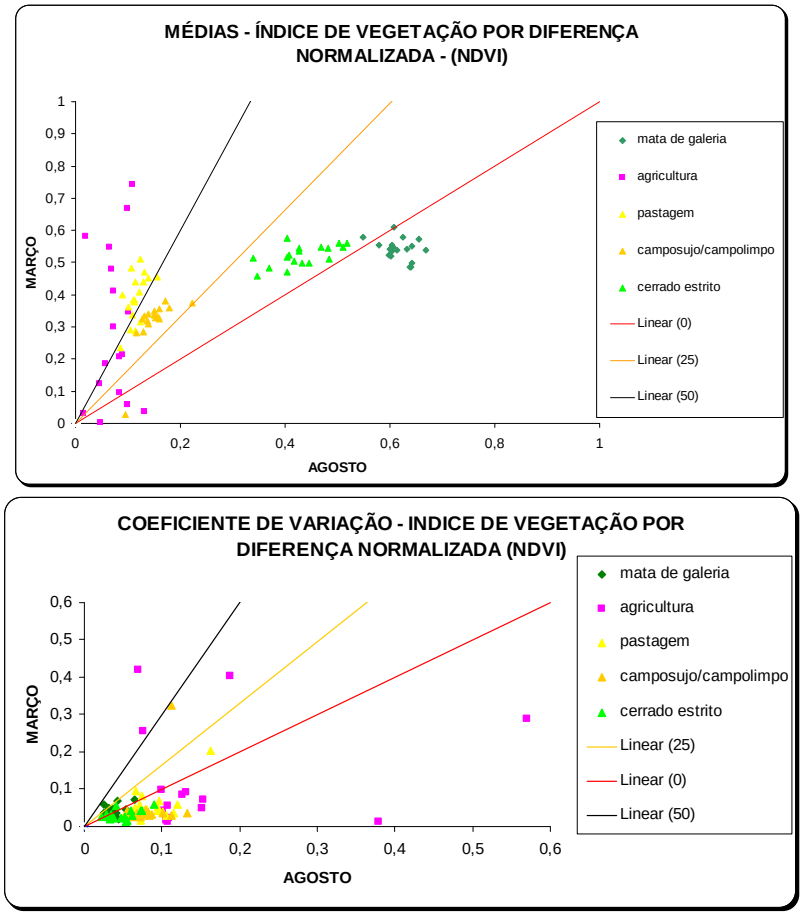


Figura 29 – Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação das 90 amostras do Índice de vegetação por diferença normalizada.

4.3.3 Modelo Linear de Mistura Espectral

As imagens-fração vegetação, solo e sombra, geradas a partir do Modelo linear de mistura espectral foram analisadas considerando que os valores variam de -1 a 1. No caso da imagem fração vegetação, valores próximos a -1 indicam baixa biomassa ou 100% de proporção de solo exposto. Por outro lado, valores próximos a 1 representam alta densidade e vigor da cobertura vegetativa. Os valores de média e coeficiente de variação obtidos para amostras de pixels sobre as imagens fração são apresentados pela Figura 30, demonstrando boa discriminação entre as classes de Cerrado *Sensu Stricto* e Mata de Galeria. A confusão espectral é demonstrada entre a Pastagem e Campo Sujo, além de alguns *pixels* de Pastagem associados à Agricultura.

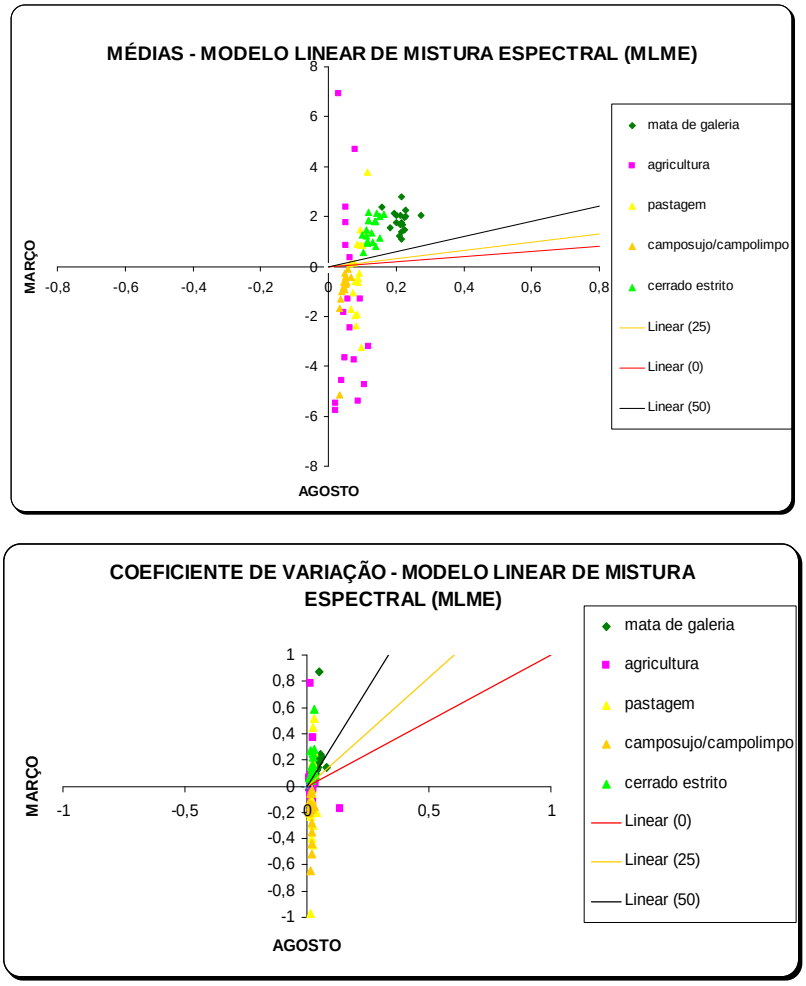


Figura 30 – Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação de 90 amostras do modelo linear de mistura espectral.

4.3.4 Análise da Primeira Componente Principal

A transformação das bandas utilizadas pela análise por componentes principais elimina e reduz o volume de dados, gerando as maiores informações para as primeiras bandas (PC^1, PC^2 e PC^3).

A Figura 31 apresenta o gráfico de médias e de coeficiente de variação, onde a discriminação das classes foi satisfatória e obteve-se entre as classes de mata de galeria, campo sujo e pastagem boa separabilidade pela análise de componentes.

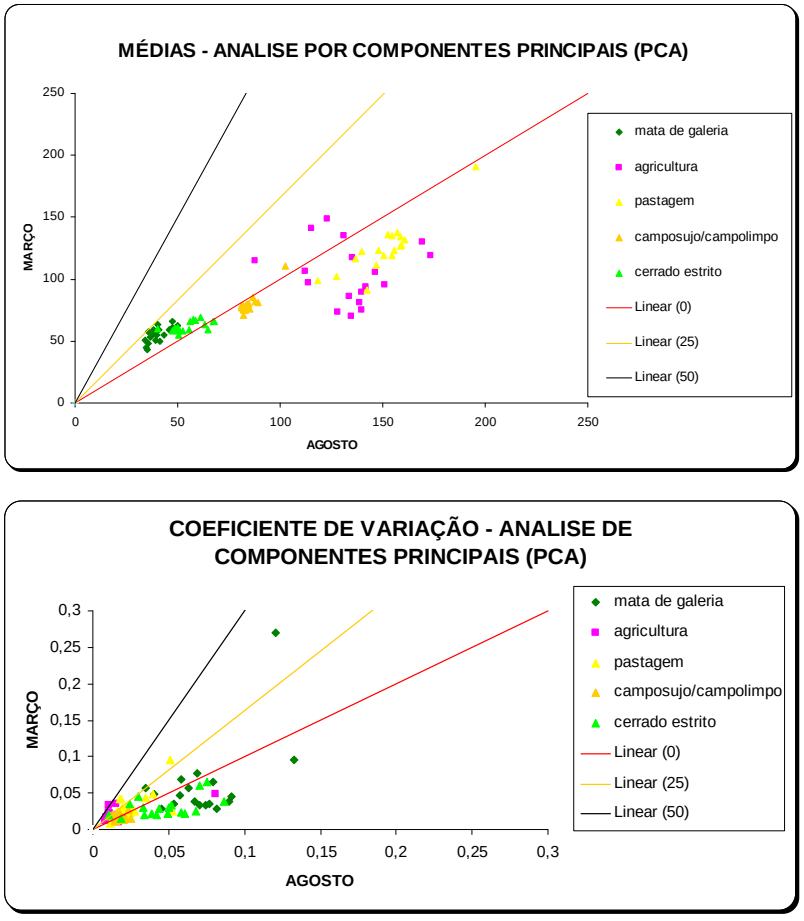


Figura 31 - Gráfico de dispersão referente à distribuição das médias e coeficiente de variação de 90 amostras da análise de componentes principal.

4.4 Análise discriminante

4.4.1 Índice de vegetação por diferença normalizada

Com vistas, a verificar como as classes Agricultura (AGR), Pastagem (PAST), Cerrado *Sensu Stricto* (CSS), Campo Sujo (CS) e Mata de Galeria (MG), se separam espectralmente em cada modelo de realce espectral, procedemos com a análise discriminante.

Para o NDVI, 84% das amostras foram corretamente classificadas em agosto, enquanto que em março, este percentual ficou próximo dos 60%. Observou-se uma maior dificuldade do NDVI em discriminar a classe Pastagem, haja vista misturas com as classes Campo Sujo e Agricultura. Os resultados da análise discriminante são apresentados pela Tabela 14.

Tabela 14 – Análise Discriminante para as imagens NDVI.

	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR
	AGR	**AGR**	**CS**	**CS**	**CSS**	**CSS**	**MG**	**MG**	**PAST**	**PAST**	**% Acerto**	**% Acerto**
AGR	13	10	0	2	0	0	4	5	1	1	72	56
CS	0	3	13	11	0	0	0	5	4	4	72	61
CSS	0	0	0	0	18	18	8	0	0	0	100	56
MG	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	100	72
PAST	2	0	2	2	0	0	9	14	10	10	78	56
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente										**84**	**60**

Outra observação importante diz respeito à capacidade de discriminação dos alvos de interesse com base no NDVI em agosto, a qual é menor que aquela observada quando utilizamos todas as bandas TM de agosto (valores digitais originais), haja vista que foi reduzido o número de variáveis (i.e. o NDVI usa apenas duas bandas). Contudo, com a utilização combinada das duas datas do NDVI, o resultado melhora significativamente, para 90%, o que nos sugere que o realce no domínio temporal contribui para um melhor resultado da classificação conforme é indicado pela Tabela 15 e Figura 32.

Tabela 15 – Análise Discriminante da combinação NDVI de agosto e março.

	AGR	CS	CSS	MG	PAST	% Acerto
AGR	13	1	0	0	0	72
CS	1	16	0	0	0	89
CSS	0	0	18	0	0	100
MG	0	0	0	18	18	100
PAST		1	0	0	0	89
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente					**90**

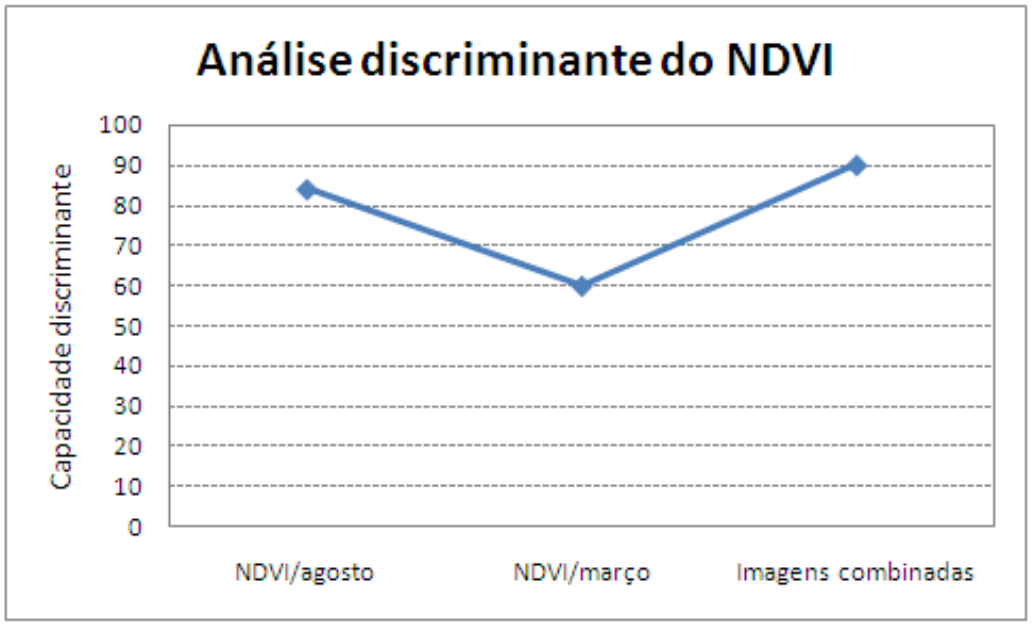


Figura 32 – Análise discriminante do NDVI.

4.4.2 Modelo linear de mistura espectral

Entre os dois conjuntos de imagens, as classes foram bem discriminadas em agosto, com 91%, quando em março, o índice de acerto ficou em 72%. Nas classes de Agricultura e Pastagem acorreram as maiores confusões espectrais. A Mata de Galeria, Campo Sujo e cerrado *Sensu Stricto* foram alvos bem discriminados, com índices de acerto variando de 94 a 100 % (Tabela 16).

Tabela 16 – Análise Discriminante do modelo linear de mistura espectral (MLME).

	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR
	AGR	**AGR**	**CS**	**CS**	**CSS**	**CSS**	**MG**	**MG**	**PAST**	**PAST**	**% Acerto**	**% Acerto**
AGR	13	9	1	6	0	0	0	0	4	3	72	50
CS	0	1	18	17	0	0	0	0	0	0	100	94
CSS	0	0	0	0	18	12	0	6	0	0	100	67
MG	0	0	0	0	1	6	17	12	0	0	94	67
PAST	2	3	0	0	0	0	0	0	16	15	89	83
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente										**91**	**72**

O resultado da discriminação com base nas três imagens-fração de agosto (i.e., vegetação, solo e sombra) é melhor que aquele obtido com o NDVI de agosto. Neste caso, o índice de acerto ficou em torno de 94% (Tabela 17), haja vista que foi utilizado um número maior de variáveis. Por outro lado, este resultado é inferior ao obtido quando utilizamos as seis bandas - originais - de agosto; i.e. o modelo linear de mistura espectral é eficiente em realçar os alvos, contudo, também representa uma redução na dimensionalidade dos dados (ou variáveis originais) (Figura 33).

Tabela 17 - Análise Discriminante da combinação do MLME março e agosto.

	AGR	**CS**	**CSS**	**MG**	**PAST**	**% Acerto**
AGR	15	0	0	0	3	83
CS	0	18	0	0	0	100
CSS	0	0	18	17	0	100
MG	0	0	1	0	0	94
PAST	1	0	0		17	94
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente					**94**

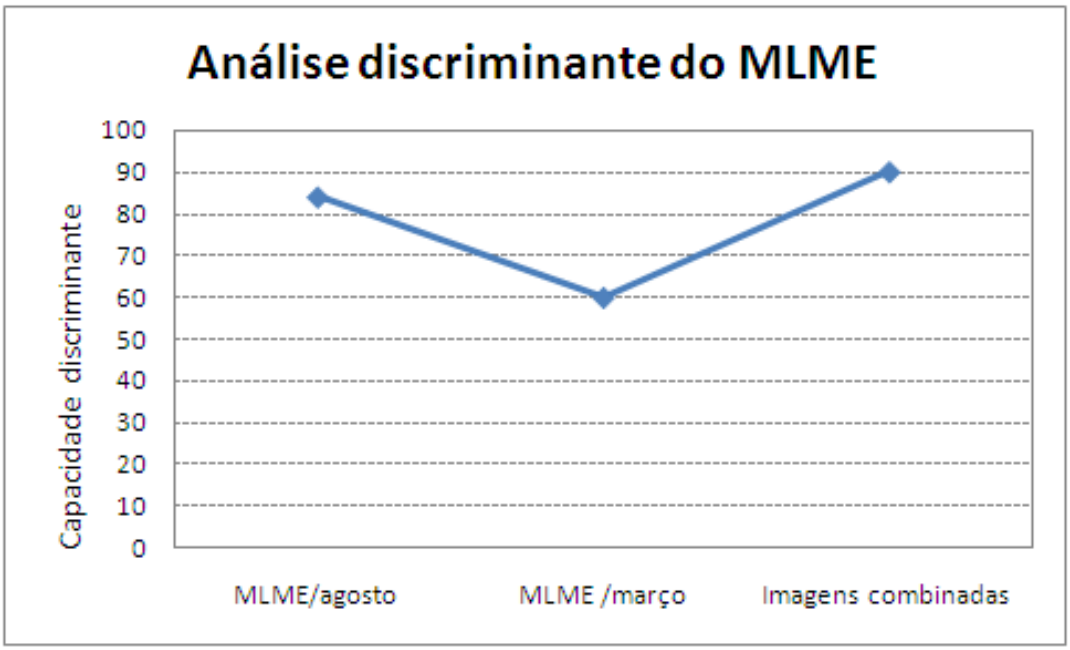


Figura 33 – Análise discriminante do MLME.

4.4.3 Análise de componentes principais

Para esta análise de discriminante, foram consideradas apenas as três primeiras imagens componentes, haja vista que as demais concentram, principalmente, ruído. De acordo com a tabela 18, 96% de amostras foram corretamente classificadas através das imagens componentes principais de agosto, o que equivale ao percentual de acerto observado para o conjunto de bandas de valores originais (bandas sem realce). Este fato demonstra que a quase totalidade da informação de interesse foi retida nas três primeiras imagens componentes. Como observado para as outras técnicas de realce espectral, o resultado para a componente principal de março é inferior àquele obtido para agosto, e o uso combinado de imagens de duas épocas resulta em melhores discriminações, conforme apresentado na Tabela 19 e Figura 34.

Tabela 18 - Análise Discriminante da CP.

	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR	AGO	MAR
	AGR	**AGR**	**CS**	**CS**	**CSS**	**CSS**	**MG**	**MG**	**PAST**	**PAST**	**% Acerto**	**% Acerto**
AGR	14	10	1	4	0	0	0	0	3	4	78	56
CS	0	1	18	16	0	1	0	0	0	0	100	89
CSS	0	0	0	0	18	13	0	0	0	0	100	72
MG	0	0	0	0	0	6	18	18	0	0	100	67
PAST	0	4	0	0	0	0	0	0	18	14	100	78
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente										**96**	**72**

Tabela 19 - Análise Discriminante da combinação das CP março e agosto.

	AGR	**CS**	**CSS**	**MG**	**PAST**	**% Acerto**
AGR	15	1	0	0	2	2
CS	0	18	0	0	0	0
CSS	0	0	18	0	0	0
MG	0	0	0	18	0	0
PAST	0	0	0	0	18	18
Nº de amostra 90	Total de amostra classificada corretamente					97

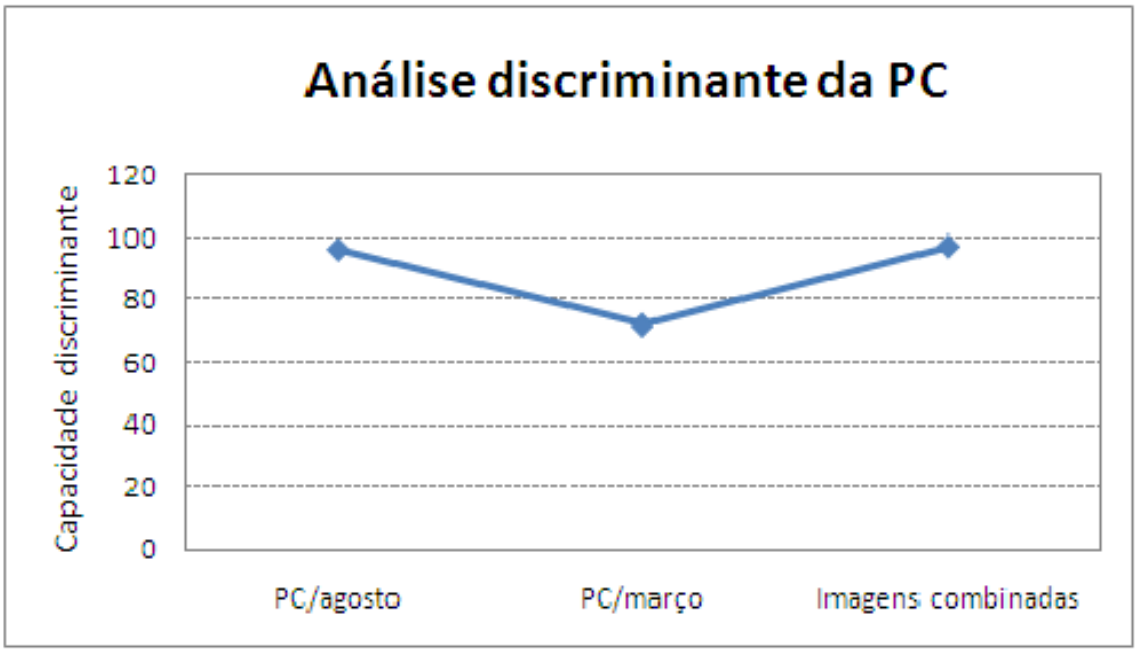


Figura 34 – Análise discriminante do CP.

A Figura 34 apresenta a comparação dos modelos de realce espectral. A transformação por componentes principais mostra os melhores resultados, com percentual de acerto próximo à 96%, ou 97% quando consideramos as duas épocas do ano simultaneamente. . Em relação ao MLME, o percentual de acerto foi de 91%, seguido do NDVI, com 84% (Figura 35).

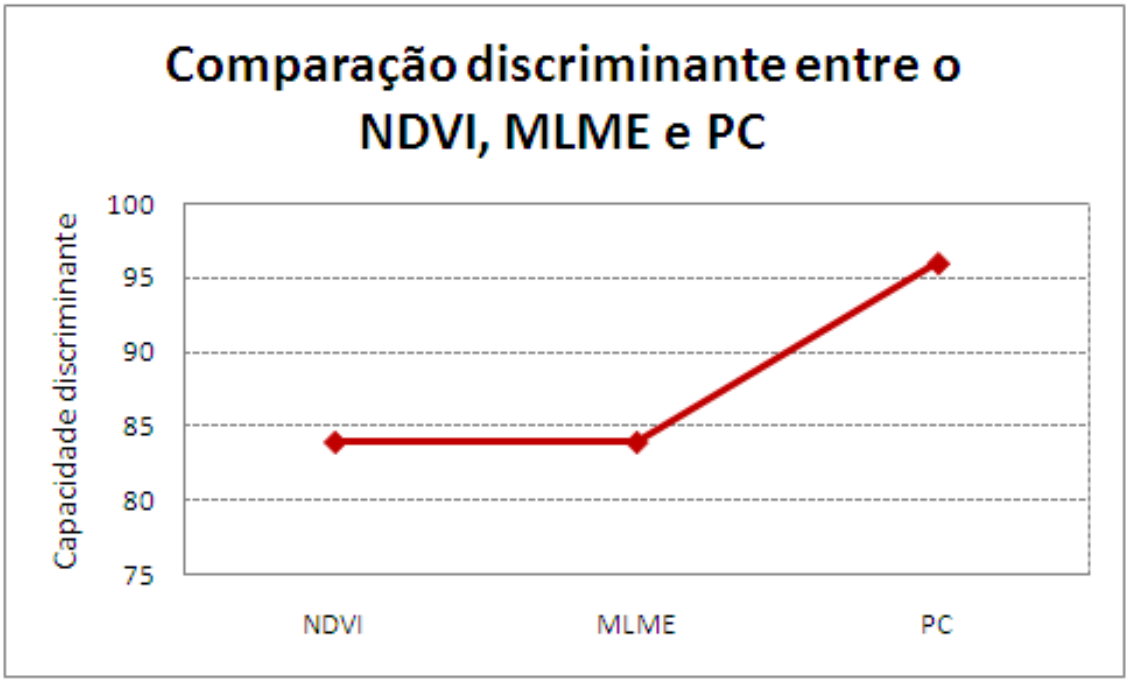


Figura 35 – Análise discriminante entre os modelos de realce espectral: NDVI, MLME e CP.

CAPÍTULO 5
CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir dos resultados obtidos após a avaliação estatística dos modelos de realce espectral, as seguintes conclusões podem ser apresentadas:

- Em função da influência da sazonalidade na discriminação de alvos naturais e antrópicos, a capacidade de discriminação das imagens é significativamente maior em agosto, no período de seca, quando há uma maior diferenciação na cobertura verde. Por outro lado, em março a vegetação aumenta sua atividade fotossintética de forma mais homogênea, provocando confusões entre as classes Mata de Galeria e Cerrado *Sensu Stricto* e Campo Sujo e Pastagem;

- Os melhores resultados no potencial de discriminar classes de uso e cobertura da terra foram observados em relação às imagens componentes principais, com 96% de amostras classificadas corretamente. Quando consideramos as duas épocas do ano simultaneamente, o percentual de acerto sobe para 97%;

- O Modelo linear de mistura espectral apresentou o segundo melhor resultado, 91% de acertos, enquanto o índice de vegetação por diferença normalizada diferenciou – classificou corretamente apenas 84% das amostras. Essa diferença se deve ao fato do número de variáveis no índice de vegetação por diferença normalizada ser menor (i.e. vermelho e infravermelho). Da mesma forma, o modelo linear de mistura espectral, ainda que mais eficiente em realçar e diferenciar os alvos, também apresenta uma redução na dimensionalidade dos dados (ou variáveis originais);

- O uso combinado de imagens de duas épocas resulta em melhores discriminações, logo melhores classificações. Contudo, e ainda que a

discriminação seja facilitada, o impacto no índice geral de acerto é mínimo;

Com o propósito de se reduzir o tempo gasto no processamento de imagens, e ao mesmo tempo gerar mapeamentos semi-automáticos e precisos, cada vez mais o realce de assinaturas espectrais se faz necessário. Neste sentido, o trabalho considera que a aplicação de técnicas de realce espectral em imagens orbitais de alta resolução espacial auxilia no potencial de discriminação de alvos naturais e antrópicos, concluindo que a análise de componentes principais, que visa eliminar e reduzir o volume de dados, agregando as maiores informações de um conjunto de imagem nas primeiras bandas, demonstrou os melhores resultados. Por sua vez, o uso de imagens multitemporais mostrou baixa influência nos resultados gerais, o que sugere que outros intervalos, além dos dois avaliados neste trabalho, precisam ser também considerados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMS, J.B., SABOL, D.E., KAPOS, V., FILHO, R.A., ROBERTS, D.A., SMITH, M.O. and GILLESPIE, A.R. Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: application to land-cover change in the Brazilian Amazon. Remote Sensing of Environment, v 52, p. 137–154, 1995.

ALLEVATO, S. R. Memória central do projeto Radambrasil. Revista Brasileira de cartografia, Rio de Janeiro, v. 25, p. 31- 36, 1979

ARAUJO FILHO, M. C; MENESES, R. P; SANO, E.E. Sistema de classificação de uso e cobertura da terra com base na analise de imagens de satélite. Revista Brasileira de Cartografia, v. 59, p.171 – 179, 2007

ASSAD, E. D.; SANO, E. E. Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura. Planaltina: EMBRAPA-CPAC, p.274, 1993.

ATKINSON, P. M.; TATNALL, A. R. L. Neural networks in remote sensing. International Journal of Remote Sensing, v.18, p.699-709, 1997.

BATISTELLA, M. Monitoramento da Expansão Agropecuária na Região Oeste da Bahia Utilizando Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento. In: Anais - I I Simpósio Regional de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto Aracaju/SE. Disponível em: ww.cpatc.embrapa.br/labgeo/ srgsr2/pdfs/palestra3.pdf. Acesso em 120 Dez. 2009.

BOSSARD M, J; FERANEC J; J. OTAHEL J. CORINE - Land Cover Technical Guide/ Addendum. Copenhagen (EEA), 2000. Disponível em: http://terrestrial.eionet.eu.int://. Acesso em: 20 de Dez. 2009.

BRINK, A. B;. EVA, D. H. Monitoring 25 years of land cover change dynamics in Africa: A sample based remote sensing approach. Applied Geography, p. 1-12, 2008 (submitted).

BRITES, R. S. Verificação de exatidão em classificação de imagens digitais orbitais: efeito de diferentes estratégias de amostragem e avaliação de índices de exatidão. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, p.101, 1996.

CAMPBELL, J. B. Introduction to remote sensing. New York: The Guilford Press, p. 551, 1987.

CASTRO, J. A. O estado e apropriação do território de Goiás. In: GOMES. H. (org.).O espaço goiano, Cap. 2, p.59 – 92, 2004.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. New York: Lewis Publishers, p. 137, 1998.

CRÓSTA, A. P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. Campinas: IG/UNICAMP, p .170, 1992.

DEFRIES, R.S.; HOUGHTON, R.A.; HANSEN, M.C.; FIEDL, C.B.; SKOLE, D. Carbon emissions from tropical deforestation and regrowth based on satellite observations for 1980s and 1990s. Proceedings of National Academy of Sciences of the United States of America. v. 99, p. 14256-14261, 2002.

DEERING, D. W. Rangeland reflectance characteristic measured by aireraft and spacecraft sensors. P.h.D. Dissertation, Texas A e m university, College Station, TX. P. 338, 1978.

EMBRAPA. *Método de elaboração de mosaicos*. 2000. Disponível em: http://www.cdbrasil.cnpm.embrapa.br/txt/meto.htm>. Acesso em: 22 Dez, 2009.

EMBRAPA. *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. Embrapa Solos. Rio de Janeiro, 1999.

EITEN, G. Vegetação do Cerrado. In: M.N. Pinto (org.). Cerrado: Características, Ocupação e Perspectivas. Ed. UNB, Brasília, 1994.

FAO, Food and agriculture organization of the united nations. Factores affecting wetland rice production and the classification of wetlands for agricultural proction. Rome: FAO, 1998.

FERREIRA, Manoel Eduardo; FERREIRA JUNIOR, Laerte Guimarães; FERREIRA, Nilson Clementino. Cobertura Vegetal Remanescente em Goiás: Distribuição, Viabilidade Ecológica e Monitoramento. In: FERREIRA, Laerte Guimarães (org.). A encruzilhada socioambiental. Goiânia: 2008a.

FERREIRA JUNIOR, Laerte Guimarães; FERREIRA. Nilson Clementino, FERREIRA, Manuel. Eduardo . Sensoriamento Remoto da Vegetação: Evolução e Estado-da-Arte. Acta Scientiarum. Biological Sciences, v. 30, p. 379-390, 2008c.

FERREIRA. Nilson Clementino,; FERREIRA JUNIOR, Laerte Guimarães; HUETE, A. R; FERREIRA, M. E. Aperational deforestation mapping system using MODIS data and spatial context analysis. International Journal of Remote Sensing, v. 28, p. 47-62, 2007b.

FERREIRA, Manuel. Eduardo; FERREIRA JUNIOR, Laerte Guimarães; E. E. SANO; Y. E. SHIMABUKURO. Spectral linear mixture modelling approaches for land cover mapping of tropical savanna areas in Brazil. International Journal of Remote Sensing, v. 28, p. 413–429, 2007a.

FERREIRA, Manuel. Eduardo. *et al*. Análise comparativa dos produtos MODIS Ecologia para o monitoramento biofísico ambiental do bioma Cerrado. Rev. Bras. Geofis., São Paulo, v. 24, n. 2, p. 251-260, 2006a.

FERREIRA JUNIOR, Laerte Guimarães; HUETE, A.R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spatial vegetation indices. Int. J. Remote Sens., Basingstoke, v. 25, n. 10, p. 1837-1860, 2004c.

FRASER. R.H; OLTHOF, I; POULIOT. D. Monitoring land cover change and ecological integrity in Canada's national parks. Remote Sensing of Environment, v. 113, p. 1397–1409, 2009.

GUERRA, A.J.T. Geomorfologia ambiental. Rio de janeiro: Ed. Bertrand, p. 128, 2006.

GOWARD, S.N. et al. Normalized difference vegetation index measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer. Remote Sens. Environ., New York, v. 35, n. 2, p. 257-277, 1991.

HANSEN, M.C.; DEFRIES, R.S.;TOWNSHED, J.R.G.;MARUFU,L.; SOHLBERG, R. Development of MODIS tree cover validation data set for Western Province, Zambia.. Remote Sensing of Environment, v. 83, p. 195-213, 2002.

HÄRME, T., STENBERG, P., ANDERSSON, K., RAUSTE, Y. KENNEDY, P FOLVING, S., SARKEALA, J. AVHRR-based forest proportion map of the Pan-European area. Remote Sensing of Environment , v. 77, p. 76– 91, 2001.

HUETE, A.R. et al. Amazon rainforests green-up with sunlight in dry season. Geophys. Res. Lett., Washington, D.C., v. 33, n. L06405, p. 1-4, 2006.

HUETE, A; JUSTICE, C. MODIS VEGETATION INDEX (MOD13) Algorithm Theoretical Basis Document. n. Version 3, p. 120, abr. 1999. Disponível em: <http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/land_atbd.php>. Acesso em: 19 de DEZ. 2009.

IBGE. Mapa de biomas do Brasil. Escala 1:5.000.000. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. Disponível em: http://mapas.ibge.gov.br/biomas2/viewer.htm. Acesso em: 18 de Dez. 2009.

JACKSON, R.D.; HUETE, A.R. Interpreting vegetation indices. Prev. Vet. Med., Amsterdam, v. 11, n. 3, p. 185-200, 1991.

JENSEN, J. R. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, p. 316, 1996.

JONATHAN. M; MEIRELLES. M. S. P; BERROIR. J. B; HERLIN. I. Considerações para o monitoramento do uso do solo com dados Modis para longos períodos e em escala regional, e sua aplicação na bacia do Alto Taquari, MS/MT. Revista Brasileira de Cartografia vo 59/01,abril, 2007.

JONATHAN, M. Classificação do uso e cobertura do solo em escala regional a partir de seqüências temporais de dados MODIS. 2005. (Dissertação de Mestrado), Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Computação da

Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, Brasil. p. 147, 2005.

JUSTICE, C.O; GIGLIO, L. ; KORONTZI, S. ; OWES, J. ; MORISETTE, J. T. ; ROY, D.; DESCLOITRES, J. The MODIS fire products. Remote Sensing of Environment, v. 83, p. 244-262, 2002.

LATROBESSE, E. M; STEVAUX, J; SINHA, R. Tropical rivers. Geomorfphology, v. 70, p 187 – 206, 2005.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. Remote sensing and image interpretation. New York: 2 ed. John Wiley & Sons, p. 750, 1994.

LU. D; M. BATISTELLA; MORAN. E.. Land-cover classification in the Brazilian Amazon with the integration of Landsat ETM+ and Radarsat data. International Journal of Remote Sensing V. 28, p. 447–5459, 2007.

MACHADO, R. B.; RAMOS NETO, M. B.; PEREIRA, P.; CALDAS, E.; GONÇALVES, D.; SANTOS, N.; TABOR, K.; STEININGER, M.. Estimativas de perda da área do Cerrado brasileiro. Brasília: Conservation International do Brasil, 2004. Disponível em: http://www.conservation.org.br/arquivos/RelatDesmatamCerrado.pdf>. Acesso em: 18 Dez. 2009.

MAHMOOD, R. ROGER A. P; KENNETH G. H. Land use/land cover change and its impacts on climate. Global and Planetary Change, v. 10, p. 54, 2006.

MANLY, B. F. J. Multivariate statistical methods. Thomson Press, New Delhi. 215p. 1994.

MOODY, A; STRAHLER, A.H. Characteristics of composited AVHRR data and problems in their classification. Int. J. Remote Sens., Basingstoke, v. 15, n. 17, p. 3473-3491, 1994.

MYRES, N.; MITTERMEYER, R. A.; MITTERMEYER, C. G.; FONSECA, G. A.; KENT, J. Biodiversity hotspots for conservantion priorites. Nature, v. 403, p. 853-858, 2000.

NETO. A. T. Evolução histórica e geográfica das fronteiras do estado de Goiás. In: GOMES. H. (org.).O espaço goiano, Cap. 1, p.9 – 58, 2004.
NOVAES A . S. S.; et al. *Pedologia.* In: Projeto RADAMBRASIL. Folha SE - 22, Goiânia,R.J., 1983. Levantamento de Recursos Naturais, volume 31.

PAOLA, J. D; SCHOWENGERDT, R. A. The Effect of Lossy Image Compression on Image Classification, Research Institute for Advanced Computer Science (RIACS) Tech. Report TR, v. 95. p.18, 1995.

PROBIO - Avaliação e identificação de ações prioritárias para a conservação, utilização sustentável e repartição de benefícios da Biodiversidade Brasileira. In: Ministério do Meio ambiente: Mapa de cobertura vegetal dos biomas

brasilerio. Brasília, v 31, 2007. Disponível em: http://www.mma.gov.ber/portalbio.

POPP, J. H. Geologia Geral. 4º ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos Científicos. Editora- LTC, p.225-237, 1987.

RAMOS-NETO, M. B. Revisão das áreas prioritárias para a conservação do Cerrado – Delimitação e banco de dados. IV CONGRESSO BRASILEIRO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO, Curitiba. Anais, v. 1, p.581 – 590, 2004.

RADAMBRASIL, Folha SE. 22 Goiânia, Ministério das Minas e Energia, Rio de Janeiro: 1983. (Levantamento de Recursos Naturais; 31).

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. Fitofisionomias do bioma Cerrado. In: SANO, S. M.; ALMEIDA, S. P. (org.). Cerrado: ambiente e flora. Planaltina: Embrapa Cerrados, Cap. 3, p. 89 -152 , 1998.

ROCHA, Genival Fernandes ; FERREIRA JUNIOR, L. G. ; FERREIRA, Nilson Clementino ; FERREIRA, Manuel Eduardo ; Silva, G.N.F. . Distribuição espacial dos dados de alertas de desmatamentos do bioma Cerrado para o período 2003-2009. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal, RN. Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. São José dos Campos, SP : INPE, v. 1. p. 2983 -2988, 2009.

RUDORFF, B. F. T; SHIMABUKURO. Y. E; CEBALLOS, J. C. O sensor e suas aplicações ambientais no Brasil. São José dos Camps: ed. Parêntese, v. 1, 2007.

ROBERTS, D.A. et al. Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. Remote Sens. Environ., New York, v. 65, n. 3, p. 267-279, 1998.

SANO, E. E. ; ROSA, R.; BRITO, J. L. ; FERREIRA JR, L. G. . Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. Environ Monit Assess, 2009 (submetido).

SANO, E. E.; DAMBRÓS, L. A.; OLIVEIRA, G. C.; BRITES, R. S. Padrões de cobertura de solos do Estado de Goiás. In: FERREIRA, Laerte Guimarães (org). A encruzilhada socioambiental. Goiânia: Ed. UFG, 2008.

SHIMABUKURO, Y. E., SMITH, J. A. The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images Derived From Remote Sensing Multispectral Data . IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v. 29, p. 16-20, 1991.

SCHOWENGERDT, R. A. Remote sensing: models and methods for image processing. 2. ed. San Diego: Academic Press, 1997.

TURNER, B. L. Changes in land use and land cover: a global perspective, Cambridge. University Press. p. 3 -10. 1994.

VENKATARAMAN, S. Exploiting remotely sensed hyperspectral data via spectral band grouping for dimensionaly reduction and multiclassifiers. Mississippi State University, (Thesis Master of Science), p. 63, 2005.

WWF/IMAGEM. Definição de Áreas Prioritárias para Conservação do Estado de Goiás, Brasil. 2004.

WULDER, M.A.; BUTSON, C.R.; WHITE, J.C. Cross-sensor change detection over a forested landscape: options to enable continuity of medium spatial resolution measures. Remote Sensing of Environment, v.112, p.796-809, 2008.

XIAN. G; HOMER. H; FRY. J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. Remote Sensing of Environment, v. 113, p. 1133–1147, 2009.

KAVZOGLU, T.; MATHER, P.M. The use of backpropagation artificial neural networks in land cover classification. International Journal of Remote Sensing, v.24, p.4907-4938, 2004.

KORNER, C. Leaf diffusive conductances in the major vegetation types of the world" . In E. D. Schulze and M. M. Caldwell (org.). Ecophysiology of Photosynthesis, Springer-Verlag, Berlin, Germany, p. 463 - 490, 1993.