

Classificação supervisionada de imagens de satélite para mapeamento de áreas cafeeiras: Teste de algoritmos

Miguel Sene Rios⁽¹⁾, Margarete Marin Lordelo Volpato⁽²⁾,
Tatiana Grossi Chquiloff Vieira⁽³⁾, Helena Maria Ramos Alves⁽⁴⁾

⁽¹⁾Bolsista FAPEMIG/EPAMIG, migsener@yahoo.com.br

⁽²⁾Pesquisadora, D. Sc., EPAMIG, Bolsista FAPEMIG, Lavras-MG, margarete@epamig.ufla.br

⁽³⁾Pesquisadora, M. Sc., EPAMIG, Bolsista FAPEMIG, Lavras-MG, tatiana@epamig.ufla.br

⁽⁴⁾Pesquisadora, D. Sc., EMBRAPA CAFÉ, Brasília, DF, helenam@embrapa.br

INTRODUÇÃO

O Brasil é o maior produtor e exportador de café do mundo segundo dados do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). Estima-se para o ano de 2014 uma produção (espécies arábica e conilon) de 45,14 milhões de sacas de 60 quilos de café (CONAB, 2014).

Segundo Moreira (2008), conhecer como a cafeicultura está distribuída pelo país é importante para o planejamento da produção em escala municipal, estadual e federal, por ser uma cultura de alto valor socioeconômico. Mais de 50% desta produção encontra-se no estado de Minas Gerais, porém a cafeicultura mineira ainda é carente de informações a respeito de sua distribuição geográfica e o tipo de ambiente em que é cultivada.

Venturieri (1996) afirma que o processamento digital de imagens consiste em softwares que dispõem de ferramentas eficientes para retificação, classificação e realce de imagens de orbitais de satélites, sendo que essas geotecnologias tem uma vasta aplicação no levantamento de recursos naturais e ambientes antrópicos.

Souza et al. (2009) afirmam que, para o mapeamento de cultivos cafeeiros, ferramentas de classificação automática raramente são utilizadas. Adami et al. (2007) comprovam esse fato ao mencionarem que o comportamento espectral das lavouras de café é muito variado, as vezes dentro de uma mesma região de estudo, em virtude da diversidade de espaçamentos, sistemas de manejo e cultivo, idade, dentre outros fatores. Devido a esse comportamento dinâmico do ambiente cafeicultor e também ao

fato de as características espectrais da lavoura de café assemelharem-se às de outros tipos ambientais, principalmente mata, solo exposto e outros cultivos, é comum que existam erros de concordância com a realidade em mapeamentos gerados a partir de uma classificação automática.

O objetivo do presente estudo é, a partir de um software de processamento digital de imagens (PDI), desenvolver uma ordem de comandos, através de testes de algoritmos, capaz de aprimorar o mapeamento automático do uso da terra no município de Santa Rita do Sapucaí, região da Serra da Mantiqueira de Minas Gerais.

MATERIAL E MÉTODOS

O presente estudo foi realizado no município de Santa Rita do Sapucaí, região da Serra da Mantiqueira de Minas Gerais. O município caracteriza-se por relevo ondulado, com predomínio de pequenas extensões de áreas cafeeiras fragmentadas, pastagens e áreas de preservação natural.

Inicialmente, foi adquirida do site do USGS (Serviço Geológico Americano - <http://www.usgs.gov/>) uma imagem (31/JUL/2013, 219, 75) do satélite Landsat 8, sensor OLI/TIRS, com 30 metros de resolução espacial, 11 bandas, sendo sete bandas multiespectrais, uma banda pancromática, uma banda Cirrus e duas bandas no comprimento de onda termal (Tabela 1), onde determinou-se a área de estudo com as seguintes coordenadas UTM: 7.531.032,94m S a 7.549.521,30m S e 410.948,80m W a 448.804,40m W.

Bandas	Comprimento de onda	Resolução espacial
B 1 - Costal Aerossol	0.43 - 0.45 m	30 metros
B 2 - Azul	0.450 - 0.51 m	30 metros
B 3 - Verde	0.53 - 0.59 m	30 metros
B 4 - Vermelho	0.64 - 0.67 m	30 metros
B 5 - NIR	0.85 - 0.88 m	30 metros
B 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65 m	30 metros
B 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29 m	30 metros
B 8 - PAN	0.50 - 0.68 m	15 metros
B 9 - Cirrus	1.36 - 1.38 m	30 metros
B 10 - TIRS 1	10.6 - 11.19 m	100 metros
B 11 - TIRS 2	11.5 - 12.51 m	100 metros

Tabela 1 - Características dos sensores presentes no satélite Landsat-8

Como a imagem Landsat 8 adquirida contemplava boa parte do sul de Minas Gerais, inclusive a de outros estados (São Paulo e Rio de Janeiro), tornava-se inviável trabalhar com toda a sena pela grande quantidade de dados a serem processados. Dessa forma, foi necessário, através do software Spring, recortar um retângulo envolvente do município da Santa Rita do Sapucaí.

A partir desse recorte, e tendo em vista a representação e quantificação de cafeicultura local, as seguintes classes de uso da terra foram escolhidas: água, área urbana, café, eucalipto, mata, outras culturas, pastagem e solo exposto.

Em seguida, foram executadas uma ordem de tarefas no software eCognition, a fim de se obter uma classificação automática da região estudada.

O procedimento para gerar uma classificação no eCognition se dá através da ordenação de comandos (algoritmos) dispostos em uma estrutura editável (árvore de processos).

Ao longo do processamento, foram necessários quatro tipos de algoritmo disponíveis no software: segmentação, adição de atributos, classificação e exportação dos resultados (Figura 1).

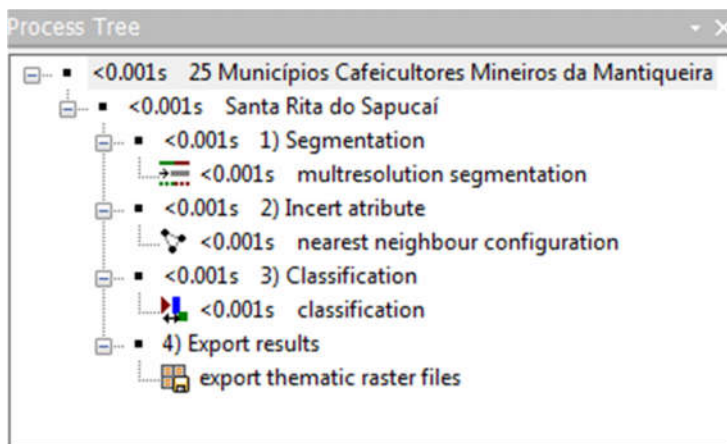


Figura 1 - árvore de processos desenvolvida no eCognition

Na segmentação, foi utilizado o algoritmo “multiresolution segmentation” e ajustados parâmetros de escala, forma e compacidade, além de testar diferentes pesos nas bandas espectrais para obtenção de objetos homogêneos e em menor número possível (Figura 2).

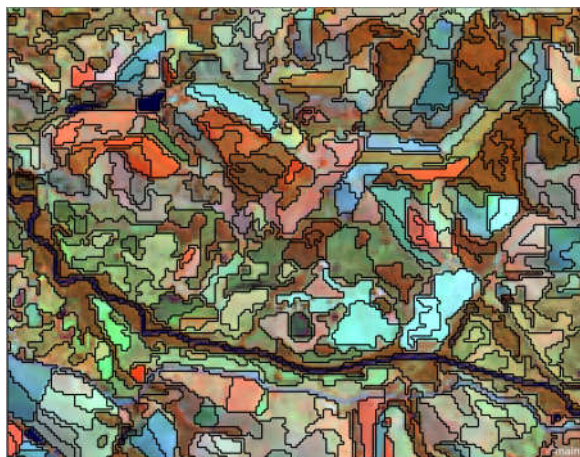


Figura 2 – parte dos segmentos da imagem

O segundo passo foi inserir na árvore de processos o algoritmo “nearest neighbour configuration” para adicionar atributos às diferentes classes de uso da terra. Foram selecionadas características espectrais (média e desvio padrão do nível de reflectância dos pixels por banda em cada segmento), além do NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), (Figura 3).

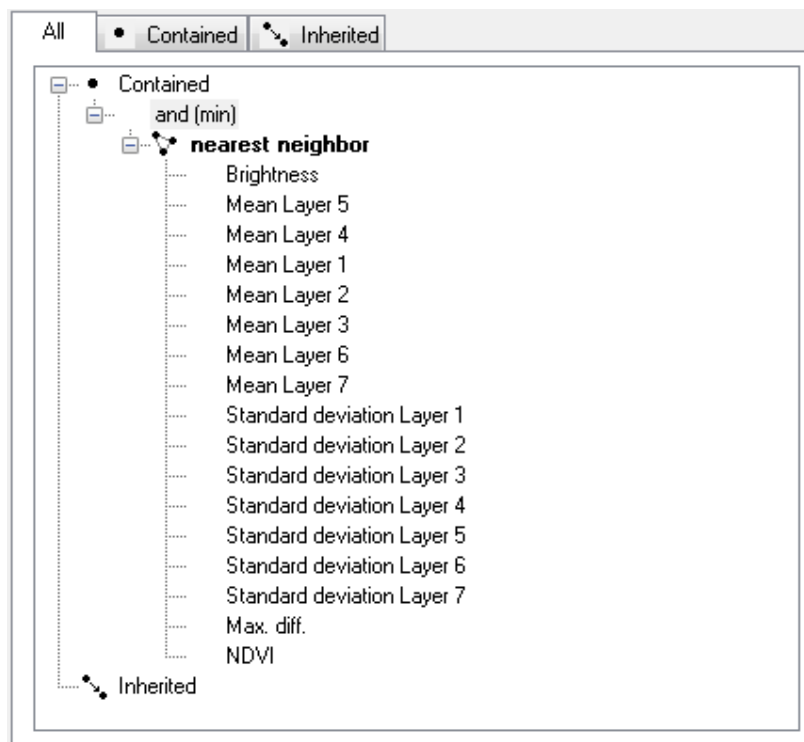


Figura 3 - atributos referentes às classes de uso da terra

Para gerar a classificação, foi adicionado o algoritmo “classification” que se baseia em amostras dos segmentos. Dez amostras de cada classe foram coletadas para executar esse classificador automático (Figura 4), sendo que, para auxiliar o intérprete durante essa tarefa, foram utilizadas imagens de alta resolução espacial do Google Earth.

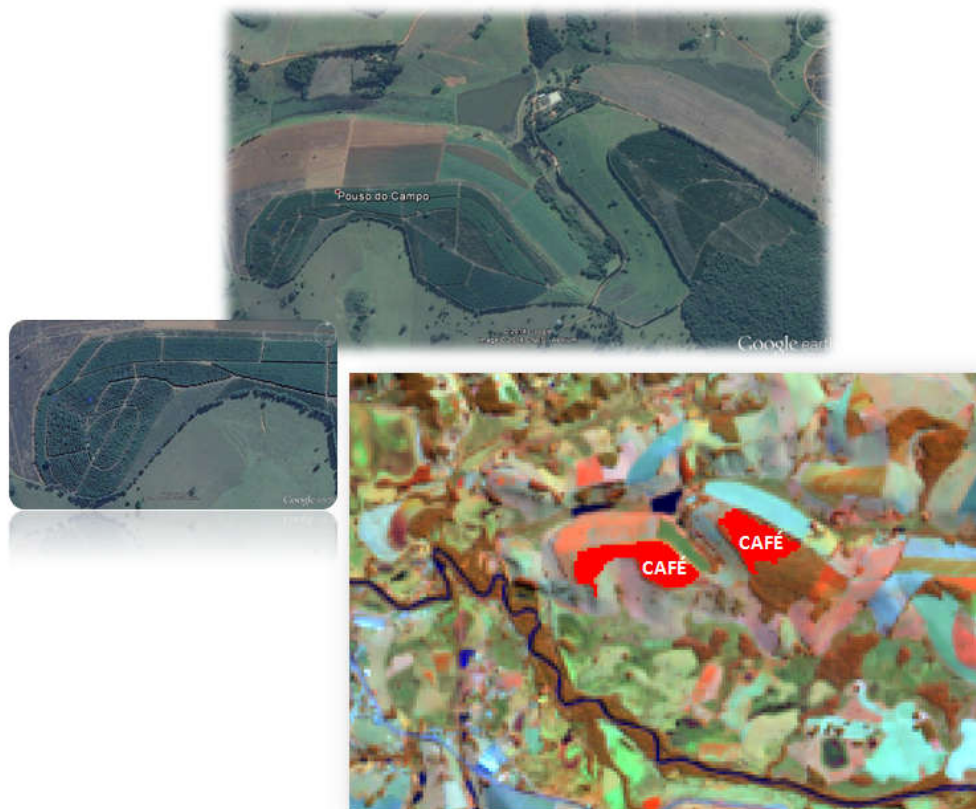


Figura 4 - amostragem das classes de uso da terra com base nas imagens do Google Earth

Posteriormente, acrescentou-se um último algoritmo, “export thematic raster files”, para exportar os resultados da classificação em forma matricial.

Por fim, os dados exportados foram processados no software ENVI para determinar índices de concordância (Índice Global e Kappa) entre a classificação automática resultante e uma classificação visual de testemunha gerada em uma imagem RapidEye (5 metros de resolução espacial) da mesma região.

RESULTADOS

Na segmentação, os seguintes parâmetros foram adotados:

Bandas	Ponderação	Escala	Forma	Compacidade
B 1 - Costal Aerossol	0	105	0.3	0.7
B 2 – Azul	0			
B 3 – Verde	0.3			
B 4 – Vermelho	1			
B 5 – NIR	3			
B 6 - SWIR 1	2			
B 7 - SWIR 2	0			

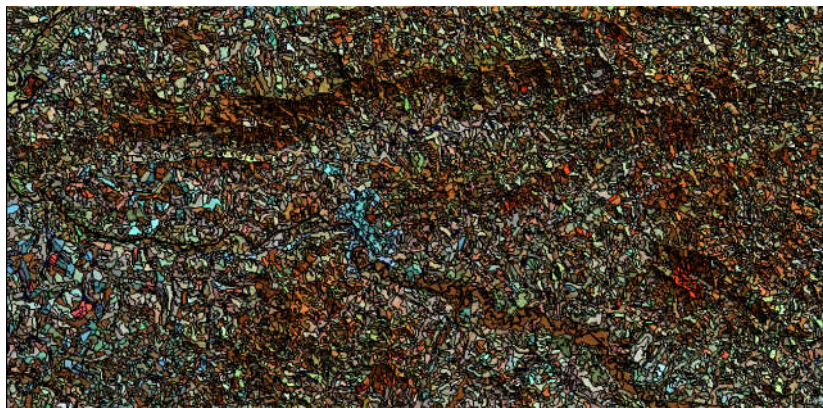


Figura 5 - segmentação da imagem Landsat 8 de Santa Rita do Sapucaí, na composição em falsa cor RGB 564, executada no eCognition

Inicialmente, as amostras de cada classe de uso da terra foram coletadas em igual quantidade para se evitar uma classificação viciosa feita pelo software. Porém, verificou-se que a pastagem era o uso mais frequente encontrado na imagem e por conta disso, trinta amostras diversificadas dessa classe foram coletadas (Figura 6).

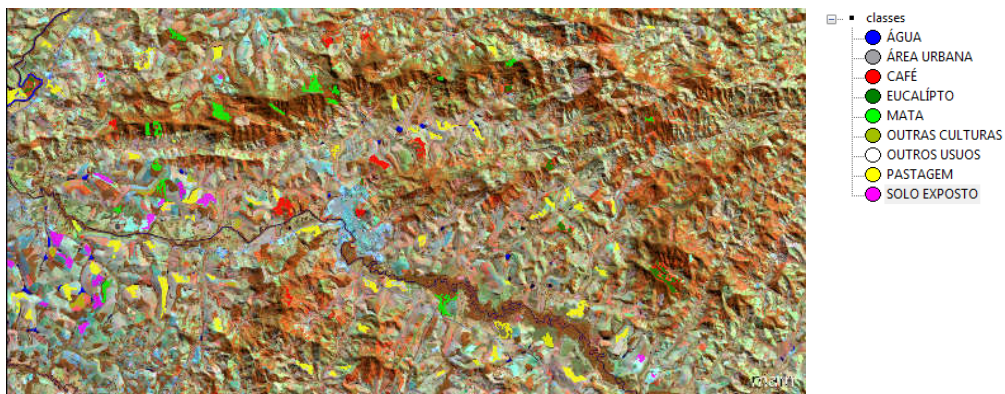


Figura 6 - amostras

A partir da amostragem anterior, foram geradas as seguintes classificações:

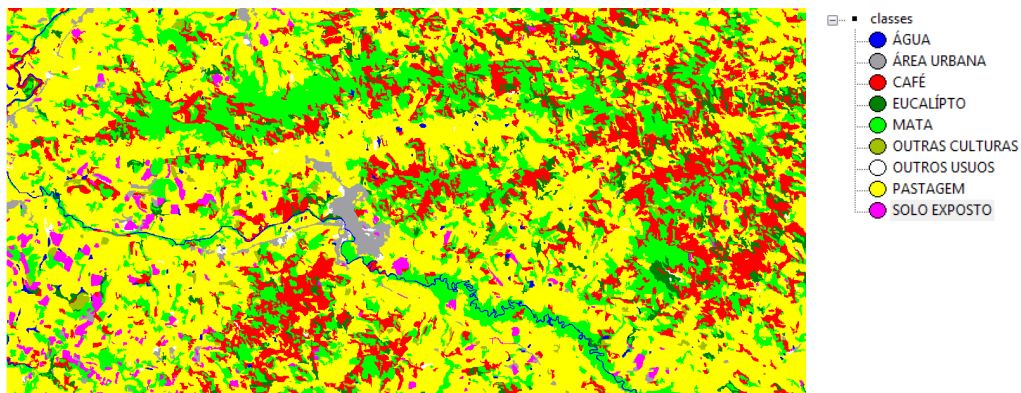


Figura 7 - Na primeira classificação, todos as classes de uso da terra são apresentados.

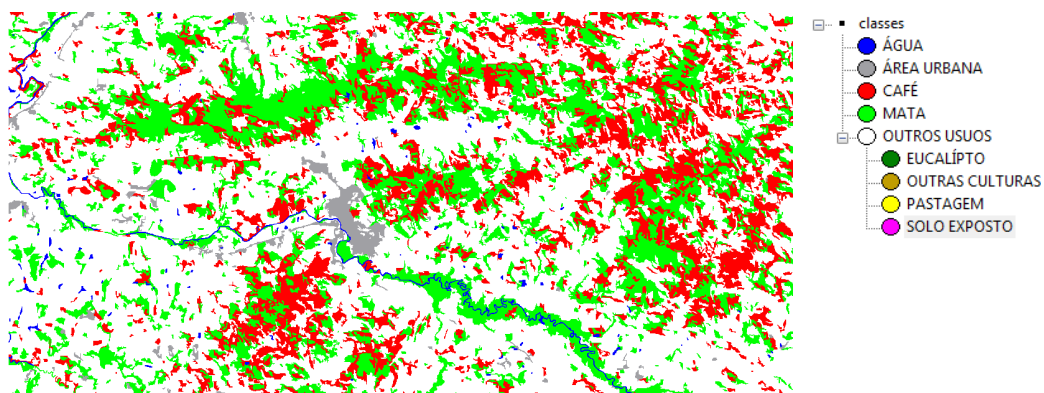


Figura 8 - Na segunda classificação, as classes eucalipto, outras culturas, pastagem e solo exposto foram agrupadas em outros usos.

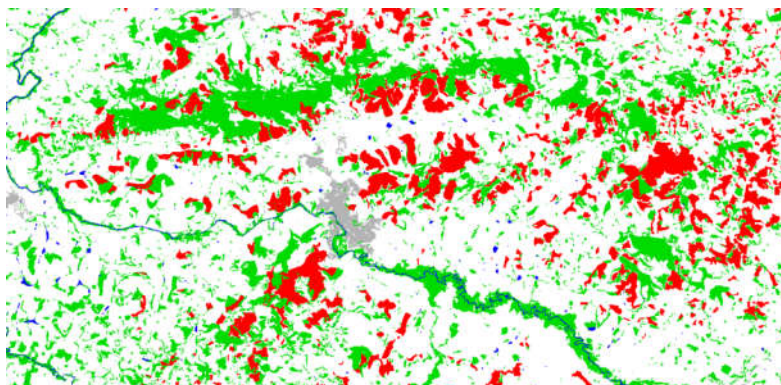


Figura 9 – classificação visual na imagem RapidEye

O processamento no software ENVI gerou dois índices de concordância a partir da seguinte matriz de confusão:

	Café	Mata	Água	Urbana	Outros usos
Café	43.87	25.06	8.50	0.22	10.88
Mata	27.87	51.51	21.03	0.65	12.74
Água	0.00	1.50	44.09	0.39	0.32
Urbana	0.18	0.32	0.70	74.84	1.22
Outros Usos	28.07	21.61	25.68	23.90	74.84

O Índice Global foi de 66,7% e o Índice Kappa foi de 38,3%.

CONCLUSÃO

Devido às condições de relevo e da similaridade espectral dos alvos terrestres, o algoritmo de classificação automática supervisionada testado obteve um razoável acerto para o mapeamento do uso da terra na região de Santa Rita do Sapucaí. Porém, novos algoritmos estão sendo testados visando a melhor classificação de imagem Landsat em ambientes com relevo acidentado.

AGRADECIMENTO

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), pelas bolsas e financiamento concedidos e ao CBP&D Café pelo financiamento do projeto de pesquisa. Também ao analista de sistemas Miler Grudtner Boell e ao geógrafo Daniel Fernando Costa do Prado

REFERENCIAS

ADAMI, M., MOREIRA, M. A., RUDORFF, B. F. T. Avaliação do tamanho da amostra de segmentos regulares para estimar a área plantada com café na região sul de Minas Gerais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XIII, 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. P. 15-20. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/laf/cafesat/artigos/AvaliacaoCafeSulMG.pdf>>. Acesso em: 11 nov. 2012.

COLTRI, P. P., CORDEIRO, R. L. F., SOUZA, T. T., ROMANI, L. A. S., ZULLO, J. J., TRAINA, C. J., TRAINA, A. J. M. Classificação de áreas de café em Minas Gerais por meio do novo algoritmo QMAS em imagem espectral Geoeye-1. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XV, 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 539-546. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p0993.pdf>>. Acesso em: 06 nov. 2012.

CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira:** Café (terceira estimativa 2014).

LANDIS, J.R. & KOCH, G.G. **Research Support:** The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*. 1977. v.33, n.1, p. 159-174,.

MOREIRA, M. A. **Geotecnologias no mapeamento da cultura do café em escala municipal.** Uberlândia, 2008. 10p. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1982-45132008000100007&script=sci_arttext>. Acesso em: 12 jul. 2012.

MARUJO, R. F., B. **Avaliação de métodos de segmentação de imagens aplicadas na classificação de culturas cafeeiras.** 2013. 50p. Monografia (Curso de Ciência da Computação) – UFLA, Lavras

SOUZA, V.C.O., VIEIRA, T.G.C., ALVES, H.M.R., VOLPATO, M.M. L. Análise e classificação textural de áreas de mata e café na região de Machado – MG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XIV, 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p.25-30. Disponível em: <<http://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/880111/1/Analiseeclassificacao.pdf>>. Acesso em: 14 abril. 2012.

VENTURIERI, A. **Segmentação de imagens e lógica nebulosa para treinamento de uma rede neural artificial na caracterização do uso da terra na região de Tucuruí (PA).** 1996. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1996. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.20.10.59>> Acesso em: 30 abril. 2012.

USGS. **Imagem (31/JUL/2013, 219, 75) do satélite Landsat-8, sensor OLI/TIRS.** Disponível em: <<http://www.usgs.gov>>. Acesso em: 05 nov. 2013.

GLCF. **Imagem ortorretificada LandsatGeoCover.** Disponível em: <<http://www.glcg.umd.edu>>. Acesso em: 05 nov. 2013.