

Análise do potencial das imagens do Landsat-8 para a classificação do uso e cobertura do solo da região do Extremo Oeste da Bahia

Arthur Kolling Neto ¹
José Yure Gomes dos Santos ¹
Pablo Santana Santos ²
Luana Cangussu Machado ¹
Patrícia de Santana Moro ¹

¹ Universidade Federal do Oeste da Bahia – UFOB
Rua Prof. José Seabra de Lemos, 316 – 47.808-021 – Barreiras – BA, Brasil
arthur.kolling@hotmail.com; joseyure.santos@ufob.edu.br;
luanacangussu_bdo@yahoo.com.br; pat.y.moro@hotmail.com

² Universidade Federal da Bahia – IGEO/UFBA
Rua Barão de Jeremoabo, s/n, Campus de Ondina, Salvador – BA, CEP. 40.170-290
pablo.srgeo@gmail.com

Abstract: This study undertook an analysis of the potential of images from the Landsat-8 for classifying the use and soil cover from the far west of Bahia, which has areas of cerrado. For this, 11 scenes of the Landsat-8 system were acquired. To determine the best colour composition, a statistical analysis from the Optimum algorithm Index Factor (OFIS). Supervised classification of Landsat image-8 was carried out through the Support Vector Machine classifier (SVM). The best composition identified was the 7R 6G 5B, which allowed a successful use classification and coverage of the soil of the region. From the supervised, automatic classification by SVM, it was noted that the natural vegetation corresponds to the highest percentage of ground cover in the region, with 66.72%, and along with agriculture, which occupies 27.95% of the area, occupy almost 95% of all area west of Bahia. In addition to the expansion of the agricultural area, the burnt areas occupied 2.78% of the total area, manifesting an alarming result, since it represents a value that is greater than the sum of the areas occupied by classes of urban and water (2.55%). In this way the SVM classifier presented a good result in classification of using and land cover in the region by making necessary just to carry out field visits to perform the verification and validation of the statement of use and land cover produced in this study.

Palavras-chave: Remote sensing, orbital images, land cover, supervised classification, sensoriamento remoto, imagens orbitais, cobertura e uso do solo, classificação supervisionada.

1. Introdução

Ao longo da história o homem vem desenvolvendo métodos e técnicas de observação espacial para a produção de dados cartográficos, desde a utilização de balões e animais como pombos para produzir fotografias áreas rudimentares até o envio de satélites orbitais de alta tecnologia de captação de imagens, através de sensores com capacidade de registrar informações cada vez mais detalhadas (Florenzano, 2007).

Conforme Moreira (2003) a utilização de sensores remotos apresenta uma função importante no monitoramento e na estimativa de diversos fenômenos, facilitando na tomada de decisões e análises relacionadas aos elementos em estudo, possibilitando assim obter informações relevantes com maior acessibilidade e precisão dos dados observados.

Atualmente a tecnologia envolvida no sensoriamento remoto está quase que totalmente direcionada no desenvolvimento destes sensores orbitais e dos softwares de tratamento e gerenciamento das informações geradas.

O programa Landsat faz parte desta história, lançado em 23 de Julho de 1972 pela agência espacial dos Estados Unidos da América (EUA), a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), inicialmente chamado de Programa Espacial *Earth Resources Technology Satellite* com o lançamento de um primeiro satélite chamado ERTS-A, rebatizado

mais tarde como Landsat-1, dando assim enfoque ao sensoriamento remoto na análise dos recursos naturais terrestres (USGS, 2015).

O programa Landsat já está no seu oitavo satélite, o Landsat-8, lançado em 11 de fevereiro de 2013. Este foi desenvolvido com novos sensores, o sensor espectral *Operational Land Imager* (OLI) e o sensor infravermelho termal *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) que oferecem ao todo 11 bandas espectrais (USGS, 2015).

O Landsat-8, por ser um satélite relativamente novo, com os seus primeiros registros disponibilizados recentemente, apresenta pouquíssimos trabalhos que se propõem a avaliar o potencial destas imagens para o mapeamento da cobertura e uso da terra no Bioma Cerrado, considerando as melhorias espectrais e radiométricas quando comparado às imagens do programa Landsat das séries anteriores.

Desta forma, esse estudo tem como objetivo realizar uma análise do potencial das imagens do Landsat-8 para a classificação do uso e cobertura do solo da região do Extremo Oeste da Bahia, característica pela existência de uma representativa área de bioma cerrado e extensas áreas agrícolas.

2. Metodologia

A região do extremo oeste baiano localiza-se entre as coordenadas $-10,05^{\circ}$ e $-15,30^{\circ}$ de latitude sul e entre $-43,25^{\circ}$ e $-46,70^{\circ}$ de longitude oeste, e abrange uma superfície de aproximadamente 116.723 km^2 (Figura 1).

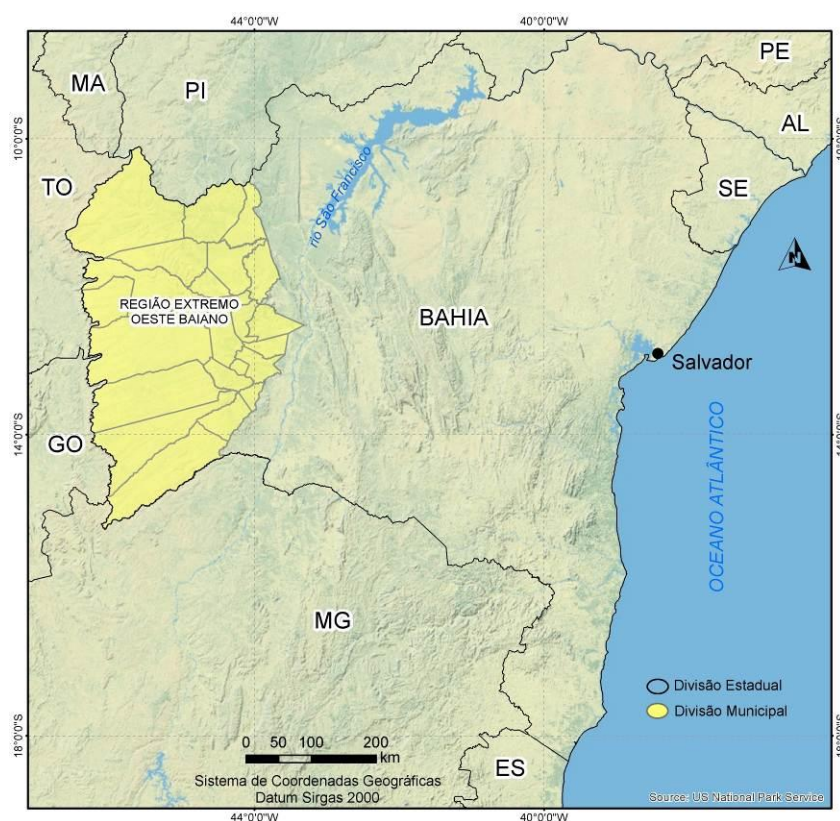


Figura 1. Localização da região do extremo oeste baiano, área de estudo.

Para a realização da avaliação do potencial das imagens Landsat-8 para o mapeamento da cobertura e uso da terra da região do Extremo Oeste da Bahia, composta por 24 municípios, considerando a porção representativa do bioma Cerrado, foi necessário a aquisição de 11 cenas do satélite Landsat-8, disponíveis gratuitamente para *download* no site do INPE: <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>. A análise foi realizada em 11 cenas para composição do

mosaico que cobre a região do extremo oeste da Bahia, tendo como referência a órbita/ponto: 219/067 á 219/070, 220/067 á 220/070 e 221/067 e 221/069. A Tabela 1 apresenta as cenas utilizadas do Landsat-8, bem como a data de sua captação.

Tabela 1 – Cenas utilizadas do Landsat-8.

Órbita/Ponto	Data de Captação da Imagem
219/067	23/09/2015
219/068	
219/069	
219/070	
220/067	29/08/2015
220/068	
220/069	
220/070	30/09/2015
221/067	20/08/2015
221/068	
221/069	04/08/2015

Foram consideradas para a análise das cenas, 8 bandas espectrais do sensor *Operational Land Imager* (OLI), exceto a banda pancromática. As imagens correspondem aos meses de agosto e setembro de 2015, cuja variação temporal ser em função da priorização da aquisição de imagens com 0% de cobertura de nuvens, o que permite maior acuidade na avaliação dos dados gerados. A Tabela 2 apresenta as bandas espectrais do sensor OLI utilizadas no projeto.

Tabela 2 – Bandas espectrais do sensor OLI utilizadas no projeto.

Banda	Faixa Espectral (μm)	Região do Espectro	Resolução Espacial (m x m)
Banda 1	(0,43 – 0,45)	Coastal, aerossol	30
Banda 2	(0,45 – 0,51)	Azul	
Banda 3	(0,53 – 0,59)	Verde	
Banda 4	(0,64 – 0,67)	Vermelho	
Banda 5	(0,85 – 0,88)	NIR - Próximo	
Banda 6	(1,57 – 1,65)	SWIR 1	
Banda 7	(2,11 – 2,29)	SWIR 2	
Banda 9	(1,36 – 1,38)	Cirrus	

Na etapa seguinte foi realizada a avaliação radiométrica no conjunto de cenas para identificação de possíveis ruídos ou saturação. De acordo com Gouvêa (2009), a qualidade radiométrica de uma imagem está diretamente ligada ao desempenho do sensor. Quanto mais correta à relação entre refletância de um alvo e o nível de cinza de seu pixel referente, melhor é a qualidade radiométrica da imagem.

Na etapa de avaliação radiométrica, é observada a qualidade espectral de cada banda, analisando distorções ou ruídos como “*badlines*” e grau de saturação quando se observa a faixa de valores numéricos associados a cada pixel que compõem a imagem e sua variação através de um histograma para cada imagem. Para realizar a avaliação radiométrica, foi utilizado o *software* ENVI 4.6.1, gerando dados de análise em cada banda espectral.

Para a obtenção da melhor composição colorida foi utilizado o algoritmo *Optimum Index Factor* (OIF), que é um método estatístico utilizado para selecionar a melhor combinação de três fatores em um conjunto de dados, neste caso, orientou na identificação da

melhor combinação de três bandas de imagens de satélite dentro do conjunto de bandas de cada cena, indicando as bandas para melhor composição colorida. A combinação ideal de bandas dentro de todas as possíveis combinações é a que tem maior quantidade de informação (a soma dos desvios-padrão) com a menor quantidade de duplicação (menor correlação entre pares de banda) e é dada pela equação:

$$OIF = \frac{\sigma(i)+\sigma(j)+\sigma(k)}{c(i,j)+c(i,k)+c(j,k)} \quad (1)$$

Onde σ é o desvio padrão, c o coeficiente de correlação e i, j e k as bandas espectrais. O cálculo do OIF foi executado no *software* ILWIS 3.8.

A partir da análise estatística OIF foram selecionadas as melhores bandas espectrais para compor a composição colorida (RGB) que irá apoiar o processo de amostragem da classificação automática supervisionada.

A amostragem é um processo de seleção de parte representativa da área de estudo que serve como agrupamentos digitais de referência para o algoritmo de classificação *Supporte Vector Machine* (SVM) identificar as classes de cobertura e uso da terra.

2.1. Classificação do uso e cobertura da terra

Para execução da classificação das imagens pelo SVM utilizou-se o módulo *Feature Extracion* (FE) de forma a possibilitar a extração de informações com base nas características espaciais, espectrais e de textura. Nesse módulo, a classificação ocorre num processo combinado de segmentação da imagem por regiões de pixels de computação, e de classificação dos objetos (baseada em regras ou por seleção de exemplos) para extrair as classes de interesse (ENVI, 2016).

Inicialmente, para o processo de segmentação (*segment setting*) da imagem, baseado em testes de tentativa e erro foi adotado o limiar 70, já que foi o valor que melhor se adequou a região. Essa segmentação é um processo de particionamento de uma imagem em segmentos, ocorrendo através do agrupamento de pixels vizinhos que contenham similaridade em suas feições (brilho, textura, cor, etc.) (ENVI, 2016).

Para a etapa de merge (*merge setting*) usou-se o limiar 93 que, com base em testes de tentativa e erro, auxilia na retificação dos alvos já segmentados e limita com maior precisão as classes desejadas. O merge é utilizado para agregar segmentos pequenos em regiões maiores (ENVI, 2016).

Para o processo de classificação, foram adotadas amostras simples das classes de cobertura e uso da terra definidas nesta pesquisa: Formação Florestal-Savânica-Campestre (Vegetação Natural), Agricultura, Água, Áreas Urbanas e Queimadas.

As amostras de cada classe foram selecionadas conforme a abundância e distinção na imagem e diferenciadas com base nas cores. Como a classificação utilizando o algoritmo SVM sofre grande influência do fator de forma, a classe Agricultura por apresentar maior variação entre as alvos foi subdividida em 4 subclasses, (i) agricultura com cobertura vegetal, (ii) agricultura com solo exposto, (iii) pivôs com cobertura vegetal e (iv) pivôs com solo exposto. Foram criadas 8 classes, porém para a confecção do mapa final as subclasses da agricultura foram unidas numa única classe.

Segundo Garofalo *et al.* (2015) no estudo da Alta Bacia do Rio Piracicaba Jaguari (PJ), no Estado de Minas Gerais, com área de drenagem de aproximadamente 1.158 km², foram selecionados 100 polígonos para cada classe. Diante disso, para o extremo oeste da Bahia que possui uma área (km²) cerca de 10 vezes maior foi conveniente adotar um número mais elevado de amostras a fim de garantir maior representatividade e um resultado com menores erros.

A quantidade de polígonos selecionados na amostragem visual variou de acordo com cada classe, assim foram identificados 1.655 alvos para vegetação natural, 1.384 para agricultura, 631 para queimadas, 330 para água e 225 para área urbana.

Após a definição das amostras, realizou-se a configuração algoritmo em SVM, tipo de núcleo em *Sigmoid* e prosseguiu-se com a finalização da classificação, onde cada feição do arquivo gerado na segmentação foi classificada com base nas características espectrais, de forma e de textura de cada classe.

Os polígonos gerados pela segmentação de imagens foram convertidos para o formato *shapefile* e exportados para o ArcGIS 9.3 para realizar a sua reclassificação.

3. Resultados e Discussão

O processo de avaliação radiométrica, realizado no sentido de identificar possíveis erros de saturação e ruídos nas imagens, foi realizado por meio de amostragens lineares sobre os valores digitais.

As imagens não apresentaram deformações em nenhuma coluna ou linha, como distorções ou falhas, mas a banda 9 (Cirrus) referente a faixa espectral 1,36-1,38 μm demonstrou um comportamento diferenciado apresentando valores radiométricos baixos.

A validação da qualidade das imagens com base nos valores da intensidade de cada pixel definida pela avaliação radiométrica, possibilitou a criação de uma lista com os dados multi-espectrais de cada cena com suas bandas espectrais para a realização do cálculo de matriz de correlação, através do algoritmo OIF. Através do cálculo OIF, identificou-se as bandas 5 (NIR), 6 (SWIR 1) e 7 (SWIR 2) como as com melhores propriedades de composição, considerando dados do espectro.

A Figura 2 apresenta o ranking IOF das melhores combinações de bandas para realizar o processo de composição colorida.

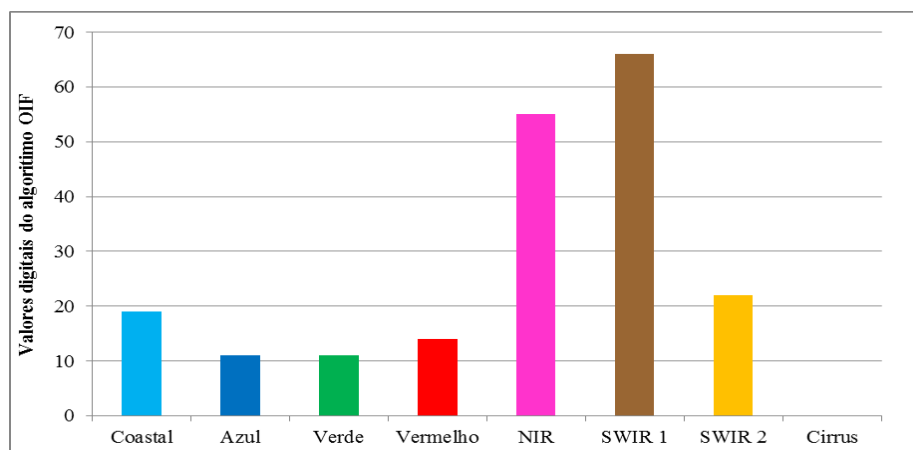


Figura 2 – Ranking IOF das melhores combinações de bandas.

Como se pode observar na Figura 2, a banda Cirrus foi a que apresentou uma menor propriedade para se realizar uma composição colorida. As bandas azul, verde e vermelho apresentaram valores semelhantes. Já a banda Coastal apresentou um valor próximo ao da banda SWR 2, mas um pouco inferior.

Para a etapa de amostragem é necessário definir a melhor combinação RGB das três bandas indicadas pelo algoritmo OIF de forma a facilitar o processor de análise das classes, observando qual combinação favorece a melhor identificação dos alvos para a coleta das amostras.

A Figura 3 apresenta 6 diferentes combinações em composição colorida que podem ser realizadas com as bandas 5, 6 e 7, onde se observa variações na identificação dos alvos.

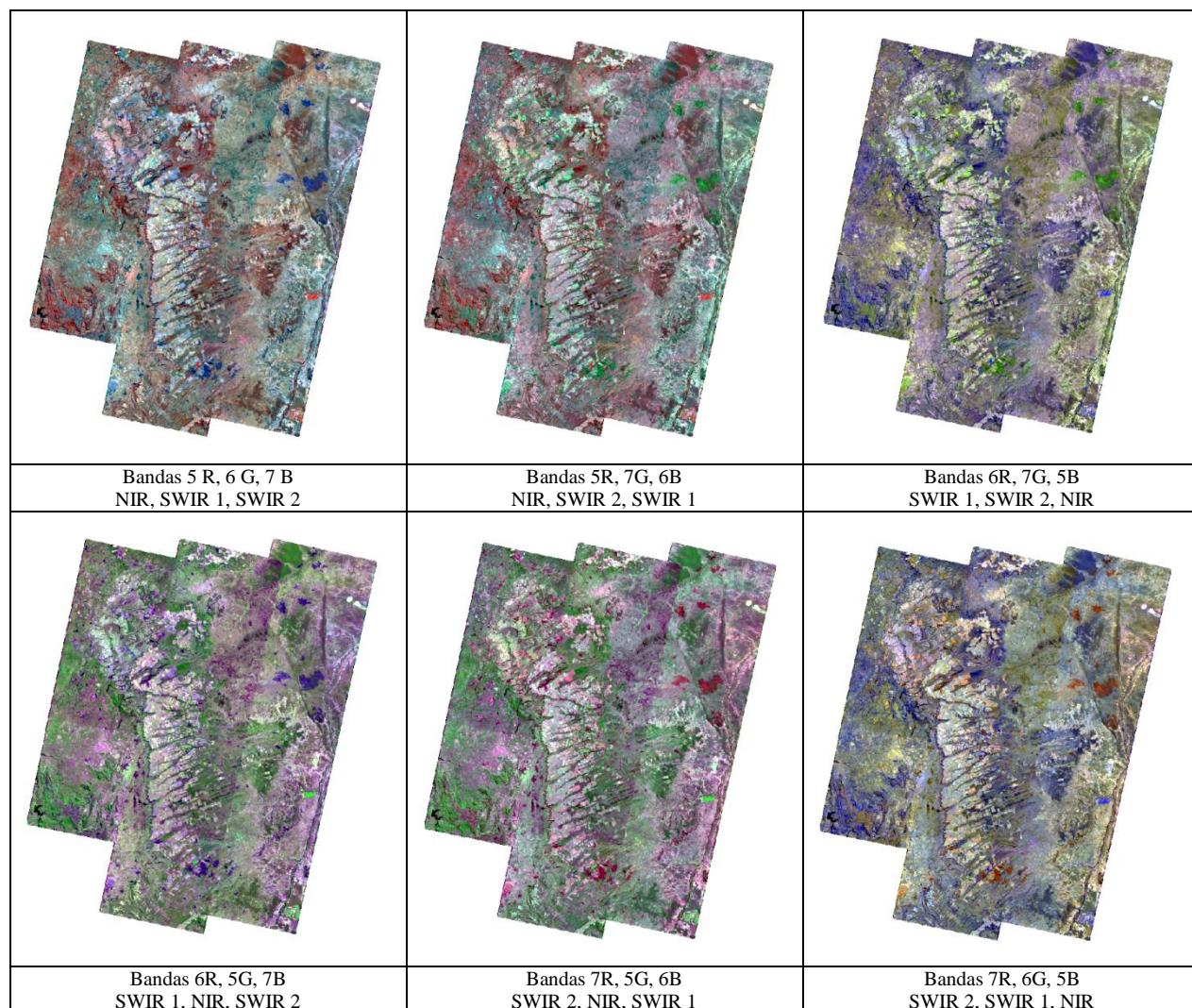


Figura 3 – Ranking IOF das melhores combinações de bandas.

As áreas urbanas, áreas de agricultura e drenagem se apresentam bem definidas, algumas combinações facilitam a identificação destes alvos, mas alguns alvos não se apresentam tão nítidos, como áreas de queimadas que se confundem. Dentre as 6 composições coloridas realizadas, a RGB765 possibilita uma melhor interpretação visual dos elementos presentes na superfície terrestre das áreas em análise.

3.1. Uso e cobertura da terra da região Extremo Oeste da Bahia

Na Figura 4 é apresentado o mapa de classificação de uso e cobertura da região da região do Extremo Oeste da Bahia. Já a Tabela 3 apresenta a distribuição do uso e cobertura do solo ao longo do Extremo Oeste da Bahia.

A vegetação natural corresponde ao maior percentual de cobertura do solo na região, com 66,72%, e juntamente com a agricultura, que ocupa 27,95% da área, ocupam quase 95% de toda área oeste baiano. Segundo Santos (2013) nas últimas décadas a expansão da atividade econômica foi intensa e o setor produtivo primário (agricultura) exigiu para isso, a extensão de novas áreas e conseqüentemente ampliou-se as taxas de desmatamento na região oeste.

Na Bahia, as áreas de cerrados foram as áreas agricultáveis que mais apresentaram transformações na direção da modernidade econômica capitalista nos últimos 50 anos (Santos, 2008).

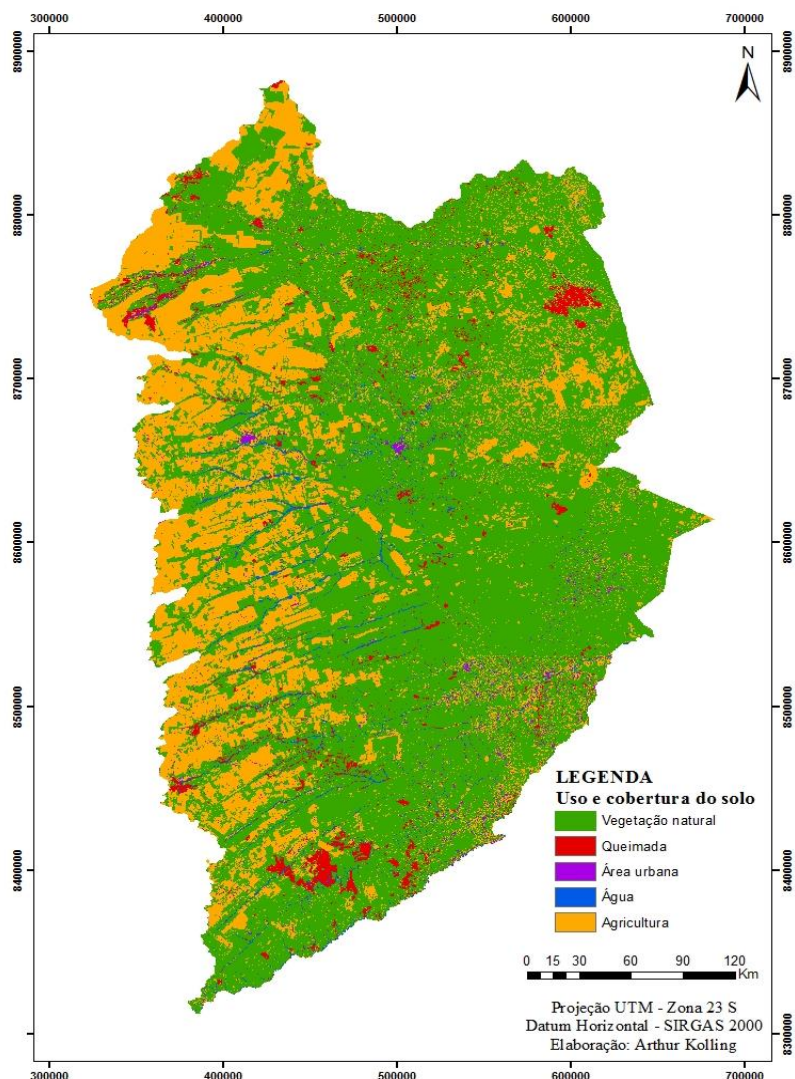


Figura 4 – Mapa de uso e cobertura do solo da região do extremo oeste da Bahia.

Tabela 3 – Distribuição espacial do uso e cobertura do solo na região do extremo oeste da Bahia.

Uso e cobertura do solo	Área (km ²)	Área (%)
Vegetação Natural	77.880,55	66,72
Queimada	3.248,06	2,78
Área urbana	1.271,03	1,09
Água	1.699,87	1,46
Agricultura	32.623,78	27,95

Em termos absolutos, os cinco municípios que apresentaram, em 2005, as maiores extensões de culturas agrícolas foram: São Desidério (475 mil hectares); Formosa do Rio Preto (402 mil hectares); Correntina (257 mil hectares); Barreiras (235 mil hectares); e Luís Eduardo Magalhães (221 mil hectares). No Município de Luís Eduardo Magalhães, 55% da sua área total são utilizadas para produção de grãos. Em termos percentuais, outro município que se destaca é o São Desidério, onde 32% da área total municipal estiveram cobertas por algum tipo de cultura anual (Sano, 2011).

A área de vegetação natural identificada no presente trabalho apresentou uma redução de 6,48% quando comparada com a área de vegetação natural detectada no estudo de Silva *et al.*

(2013) para o ano de 2010, o que indica que as áreas de vegetação nativa continuam sendo suprimidas para dar lugar a outros tipos de cobertura. Além da expansão da área agrícola, as áreas de queimadas ocuparam 2,78% da área total, manifestando um resultado alarmante, uma vez que representa um valor maior que a soma das áreas ocupadas pelas classes de zona urbana e água (2,55%). Todavia, esses resultados podem ser questionados, uma vez que a identificação de alvos apresentou equívocos maiores nos alvos pequenos.

Os corpos hídricos representam uma área de cobertura de 1,46%, valor esse justificado pela grande quantidade de córregos, rios e afluentes do Rio São Francisco.

A quantificação das áreas urbanas foi prejudicada pela dificuldade de identificação destas em meio às demais amostras. O que pode acarretar em cobertura de área um pouco maior da aqui registrada.

4. Conclusões

O algoritmo OIF determinou como melhor composição colorida para classificação do uso e cobertura do solo da Região do Extremo Oeste da Bahia a composição RGB765. O classificador SVM apresentou um bom resultado na classificação do uso e cobertura do solo da região, fazendo-se necessário apenas à realização de visitas a campo para realizar a verificação e validação do mapa de uso e cobertura do solo produzido no presente estudo.

Agradecimentos

Ao programa PIBIC/UFOB/FAPESB pela Bolsa de Iniciação Científica do primeiro autor.

Referências Bibliográficas

ENVI. (2016). **Classificação de imagens orientada a objetos com ENVI FX**. Disponível em <<http://www.envi.com.br/index.php/modulos/fx>>. Acesso em: 23 de maio de 2016.

Florenzano, T. G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. São Paulo: Oficinas de Textos, 2007.

Garofalo, D. F. T.; MESSIAS, C. G.; LIESENBERG, V.; BOLFE, E. L.; FERREIRA, M. C. Análise comparativa de classificadores Digitais EM Imagens do Landsat-8 Aplicados Ao Mapeamento temático. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v. 50, n. 7, p. 593-604, 2015.

Gouvêa, É. J. C.; Fonseca, L. M. G. Avaliação da qualidade radiométrica das imagens do satélite CBERS-2B. In: **Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, INPE: Natal, 2009.

Moreira, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2.ed. Viçosa-MG: UFV, 2003.

Sano, E. E.; Santos, C. C. M.; Silva, E. M.; Chaves, J. M. Fronteira agrícola do oeste baiano: considerações sobre os aspectos temporais e ambientais. **Geociências**, v. 30, n. 3, 2011.

Santos, C. A. P. dos; Santos, P. S.; Souza, D. P. Análise espaço-temporal do uso e ocupação do solo na sub-bacia do rio de Ondas – Mesorregião Extremo Oeste da Bahia. In: **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, INPE: Foz do Iguaçu, 2013. pp. 1099-1106.

Santos, C. C. M. Os cerrados da Bahia sob a lógica do capital. **Revista Ideas**, v. 2, n. 1., 2008.

Silva, L. R.; Santos, P. S.; Latuf, M. O. Mudança no uso do solo e cobertura vegetal da Mesorregião do Extremo Oeste da Bahia: Análise de 1975 e 2010. In: **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, INPE: Foz do Iguaçu, 2013. pp. 7414-7421.

United States Geological Survey (USGS). **Landsat 8 (L8) - Data Users Handbook**. v 1.0. USGS, 2015.