Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>

Avaliação da Acurácia de Algoritmos de Classificação de Imagens Orbitais na Baía Babitonga, nordeste de Santa Catarina

Pedro Apolonid Viana¹, Celso Voos Vieira²

¹ Engenheiro Ambiental e Sanitarista Universidade da Região de Joinville – UNIVILLE Área de Engenharias, Exatas e Tecnológicas – ENGETEC

² Possui Graduação em Geografia com Mestrado e Doutorado em Geografia pela Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC, área de concentração em Utilização e Conservação de Recursos Naturais (UCRN) na linha de pesquisa em Oceanografia Costeira e Geologia Marinha. Docente permanente da Universidade da Região de Joinville (UNIVILLE) do Programa Interdisciplinar de Pós Graduação em Saúde e Meio Ambiente. Atua como docente nos cursos de Graduação de Engenharia Ambiental e Sanitária, Biologia e Biologia Marinha, Engenharia Civil e Arquitetura <http://orcid.org/0000-0002-1659-1584> e-mail celso.v@univille.br (autor correspondente).

Artigo recebido em 27/11/2020 e aceito em 28/07/2021

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi a avaliação da acurácia de algoritmos de classificação do uso e cobertura do solo, quando aplicados a uma imagem orbital de média resolução espacial. Para esse estudo foram utilizadas as bandas espectrais da faixa do visível e infravermelho próximo, do sensor *Operational Land Imager* – OLI na Baía da Babitonga/SC. Foram propostas nove classes de cobertura do solo, que serviram como controle para testar 11 algoritmos classificadores: *Binary Encoding*, *Example Based Feature Extraction*, *IsoData*, *K-Means*, *Mahalanobis Distance*, *Maximum Likelihood*, *Minimum Distance*, *Neural Net*, *Parallelepiped*, *Spectral Angle Mapper* e *Spectral Information Divergence*. O classificador *Maximum Likelihood* foi o que apresentou o melhor desempenho, obtendo um índice Kappa de 0,89 e acurácia global de 95,5%, sendo capaz de distinguir as nove classes de cobertura do solo propostas.

Palavras-chave: Acurácia de Algoritmos, Baía da Babitonga, Imagem orbital, Sensoriamento remoto, Uso e cobertura do solo.

Evaluation of the Accuracy of Orbital Image Classification Algorithms in Babitonga Bay, northeast of Santa Catarina

ABSTRACT

The objective of this work was to evaluate the classification algorithms accuracy of the soil use and cover when applied to a spatial mean orbital image. For this study we used the visible and near infrared spectral bands of the *Operational Land Imager* - OLI sensor in Babitonga Bay / SC. Nine classes of soil cover were proposed, which served as control to test 11 classifier algorithms: *Binary Encoding*, *Example Based Feature Extraction*, *IsoData*, *K-Means*, *Mahalanobis Distance*, *Maximum Likelihood*, *Minimum Distance*, *Neural Net*, *Parallelepiped*, *Spectral Angle Mapper* and *Spectral Information Divergence*. The *Maximum Likelihood* classifier presented the best performance, obtaining a Kappa index of 0.89 and a global accuracy of 95.5%, being able to distinguish the nine proposed classes of soil cover.

Keywords: Algorithms Accuracy, Babitonga Bay, Orbital image, Remote sensing, Soil Use and Cover.

Introdução

Os mapas de uso e cobertura do solo são dados clássicos e possuem informações cruciais para entender a relação entre o homem e o meio ambiente (Gómez et al., 2016). Uso da Terra refere-se aos fins para os quais os humanos exploram a cobertura do solo, como alterações feitas por atividades antrópicas, enquanto a cobertura do solo refere-se às características físicas da superfície da Terra, como vegetação,

água e solo (Lambin et al., 2000; ChaveS et al., 2020).

As alterações no uso e cobertura do solo referem-se à dinâmica desta interação e podem ser representadas pela atividade antrópica (por exemplo, desmatamento, urbanização e intensificação da agricultura) ou ações naturais (por exemplo, secas, inundações e incêndios naturais) (Lambin et al., 2000). Destarte, as informações geradas pelos mapas de uso e

cobertura do solo podem dar suporte à nossa percepção do sistema Homem-Natureza.

Atualmente o emprego dos dados de uso e cobertura do solo tem sido ampliado para promover a implementação de políticas relacionadas à gestão dos recursos naturais e dos problemas ambientais, como segurança alimentar, mudanças climáticas, desmatamento e dinâmica agrícola (Xu et al., 2018). O uso compartilhado dos dados de uso e cobertura do solo reforça a necessidade de mapeamentos detalhados para permitir o desenvolvimento sustentável.

Deve ser ressaltado ainda que, o crescimento das cidades aliado a práticas não sustentáveis, tem provocado grandes impactos ambientais, como a modificação da paisagem natural, impulsionada principalmente pela crescente demanda por recursos naturais e espaço físico, acarretando o desequilíbrio dos ecossistemas que margeiam os centros urbanos (Silva et al., 2016).

As imagens orbitais são uma das mais modernas fontes de dados para a realização de monitoramentos ambientais. As imagens orbitais quando aliadas a técnicas de geoprocessamento e de processamento digital de imagens (PDI), permitem a avaliação, caracterização e quantificação das alterações físicas do ambiente, sendo assim uma alternativa para projetos de monitoramento e classificação do uso e cobertura do solo em áreas extensas (Andrade et al. 2014).

Diversos softwares de PDI e geoprocessamento disponibilizam algoritmos que realizam a classificação de imagens, porém é comum observar erros de classificação dos pixels e, posteriormente, interpretações equivocadas da dinâmica do ambiente estudado. Os erros podem ocorrer por conta da geomorfologia, por diferenças na incidência da luz solar em uma mesma classe de cobertura, por semelhanças espectrais de diferentes coberturas de solo ou até mesmo pela sazonalidade fitofisionômica da região estudada (Prado et al., 2010; Andrade et al., 2014). A acurácia da classificação é, ainda, influenciada pela resolução espacial da imagem

orbital, que interfere tanto na definição da área mínima de uma classe, quanto na sua correta localização espacial.

Diante do exposto, este trabalho teve como objetivo avaliar a acurácia de algoritmos de classificação de uso e cobertura de solo aplicados a uma imagem orbital de média resolução espacial, compreendendo os municípios circundantes à Baía Babitonga/SC no Bioma da Mata Atlântica.

Metodologia

Área de Estudo

A Baía Babitonga abrange os municípios de Araquari, Balneário Barra do Sul, Garuva, Itapoá, Joinville e São Francisco do Sul, na região nordeste do estado de Santa Catarina (Figura 1), abrangendo uma área de aproximadamente 2.760 km² e uma população total de 741.624 habitantes (IBGE, 2020).

A região ainda é caracterizada pelos contrastes de uso e cobertura do solo, contemplando regiões de intensa urbanização vertical e horizontal e concentração de parques fabris, principalmente ligados ao setor metalomecânico (Vieira et al., 2008). Por outro lado, ocorrem igualmente áreas de intensa preservação da Mata Atlântica e ecossistemas associados (manguezal, restinga e campos de altitude), com grande expressão no interior das Unidades de Conservação.

Imagem Orbital

Os dados sensor OLI (*Operational Land Imager*), instalado no satélite Landsat 8 têm uma vasta aplicação recente que demonstra o seu potencial para superar os desafios relativos à identificação de classes LULC em gradientes ecológicos heterogêneos de florestas a áreas agrícolas (Chaves et al., 2020).

Diante do exposto, para a realização deste trabalho, foi obtida uma imagem orbital (Figura 1), do sensor OLI do satélite Landsat 8 obtida gratuitamente na Divisão de Geração de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (<http://www.dgi.inpe.br/catalogo/>).

Figura 1 – Localização da área de estudo.

A imagem orbital utilizada na realização deste estudo, foi captada em 02/04/2019, possui projeção UTM, Sistema de Referência WGS-84, meridiano central W 51° (fuso 22). Foram utilizadas para este trabalho apenas as bandas: Vermelho (intervalo espectral: 0,64 - 0,67 μm), Verde (intervalo espectral: 0,53 - 0,59 μm), Azul (intervalo espectral: 0,45 - 0 μm) e Infravermelho (intervalo espectral: 0,85 - 0,88 μm).

Algoritmos de classificação

As ferramentas de classificação de imagens podem ser distinguidas em duas categorias: classificadores supervisionados e não-supervisionados. Segundo Abburu e Golla (2015), a classificação supervisionada pode ser informalmente definida como o processo no qual amostras de pixels de identidade conhecida são utilizadas para classificar pixels de identidade desconhecida. Já os algoritmos de classificação não-supervisionada realizam esta classificação de maneira automatizada, não necessitando de amostragem manual para identificar as diferentes classes contidas na imagem (Abburu; Golla, 2015). Para a realização das classificações, foi utilizado o

software de processamento digital de imagens ENVI 5.3.

Neste trabalho foram utilizados onze algoritmos distintos, sendo dois de classificação não-supervisionada (*IsoData* e *K-means*) e nove de classificação supervisionada (*Binary Encoding*, *Feature Extraction*, *Mahalanobis*, *Maximum Likelihood*, *Minimum Distance*, *Neural Net*, *Parallelepiped*, *Spectral Angle Mapper* e *Spectral Information Divergence*).

Classificadores não-supervisionados

Isodata: O algoritmo *Isodata* baseia-se na análise de agrupamentos onde são identificadas no espaço de atributos as nuvens (*clusters*), formadas por pixels com características similares (ABBAS et al., 2016).

K-Means: O algoritmo do *K-Means* funciona a partir da aglomeração de grupos de pixels. Este, atribui distintos valores (K), para os centros dos grupos e associa cada ponto ao centro mais próximo, em seguida, recalcula o centro de cada grupo, repetindo os passos até nenhum elemento mudar de grupo (Linden, 2009; ABBAS et al., 2016).

Classificadores Supervisionados

Binary Encoding: Segundo Campos et al. (2016), o *Binary Encoding* faz a classificação por meio de uma decisão binária. As codificações do algoritmo aplicam operações entre o vetor de um pixel e a média de todos os canais espectrais disponíveis deste pixel. A assinatura de correspondência, definida pela média do valor do brilho espectral, é obtida pelas amostras de treinamento dos dados da imagem.

Feature Extraction: Este classificador utiliza, além da informação espectral de cada pixel, a informação espacial que envolve a relação entre os pixels e seus vizinhos. A grande vantagem de classificar regiões por segmentação, é que o número de variáveis consideradas na classificação pode aumentar, pois, além dos dados espectrais, é possível descrever cada região usando parâmetros de forma, textura e associação entre objetos (Perumal; Bhaskaran, 2010).

Mahalanobis Distance: O algoritmo do classificador *Mahalanobis Distance* baseia-se na distância dos valores espectrais, utilizando principalmente valores médios espectrais de classes distintas, ignorando valores de variância (Jog; Dixit, 2016).

Maximum Likelihood (MaxVer): De acordo com Andrade et al. (2014) e Silva et al. (2016), o classificador *Maximum Likelihood* é a ferramenta de classificação supervisionada mais comumente utilizada. O seu algoritmo calcula a probabilidade de um dado pixel pertencer a uma das classes, considerando como normal ou gaussiana a distribuição da amostra de treinamento, descrita pelo vetor de média e pela matriz de covariância do pixel. O algoritmo utiliza parâmetros estatísticos para ponderar a distância entre as médias dos valores dos pixels.

Minimum Distance: Este Algoritmo atribui um pixel a uma determinada classe, calculando a distância mínima de seu valor até a média que atribui cada pixel à classe

cujas médias são mais próximas dele (Perumal; Bhaskaran, 2010).

Neural Net: Uma Rede Neural é um conjunto de elementos processadores individuais (neurônios) com várias entradas e uma única saída, interconectados através de pesos sinápticos e agrupados sob as mais diversas topologias. Cada neurônio recebe nas suas entradas os valores das saídas dos neurônios conectados a ele, podendo assim, avaliar os resultados e readequá-los, quando necessário (Perumal; Bhaskaran, 2010).

Parallelepiped: De acordo com Silva et al. (2016), o classificador *Parallelepiped* estabelece limites superior e inferior para os valores de brilho de cada banda. Este intervalo é definido a partir de histogramas, com níveis de cinza, dos componentes espectrais disponibilizados pelos dados de treinamento. Os pixels são classificados dentro da faixa de decisão dos limites obtidos para todas as bandas que integram a classificação.

Spectral Angle Mapper (SAM): O SAM é um método de classificação supervisionada que verifica a semelhança entre as características espectrais de alvos de referência e as assinaturas espectrais dos pixels de uma imagem. Os valores do SAM são expressos em ângulos, de modo que quanto menor for o ângulo para um pixel classificado, maior será sua semelhança com a amostra de referência (Perumal; Bhaskaran, 2010).

Spectral Information Divergence (SID): O método SID é um método de classificação que usa uma medida de divergência para associar o pixel a um determinado espectro. Quanto menor a divergência, maior a probabilidade de o pixel pertencer a uma classe. Os pixels com valores angulares superiores que os limites máximos especificados não são classificados (Moura, 2016).

Parâmetros gerais de classificação

Todas as classificações foram realizadas obedecendo os seguintes critérios: (i) Para a realização de todas as classificações, foram utilizadas as bandas 2,3,4 e 5 (RGB + Infravermelho) da imagem orbital supracitada.

(ii) Todos os classificadores foram calibrados para gerar nove classes de uso e cobertura do solo. (iii) As mesmas regiões de interesse (ROI's) foram utilizadas para todos os classificadores. (iv) Todos os classificadores foram avaliados a partir da matriz de confusão gerada utilizando as mesmas ROI's.

Parâmetros específicos de classificação

Tabela 1- Parâmetros específicos utilizados para os algoritmos *Feature Extraction* e *Neural Net*.

Parâmetros	Feature Extraction	Neural Net
Scale level (%)	20	-
Merge level (%)	80	-
Nº de Interações	-	10

Tabela 2- Valores de desvio padrão máximo por classe, regulados para os algoritmos *Parallelepiped* e *Spectral Information Divergence*.

Classes	Parallelepiped	Spectral Information Divergence
Água	7,10	0,02
Vegetação Arbórea	1,50	0,01
Vegetação Arbustiva	1,15	0,001
Mangue	2,15	0,002
Silvicultura	1,20	0,001
Gramíneas	1,20	0,001
Solo Exposto	0,90	0,01
Campos de Altitude	1,10	0,01
Urbanização	1,60	0,50

Escolha das classes

A escolha das classes foi baseada na análise visual da imagem orbital, com a identificação de nove classes de uso e cobertura do solo. As classes listadas foram: Vegetação Arbórea, Vegetação Arbustiva, Silvicultura, Gramíneas, Campos de Altitude, Manguezal, Solo Exposto, Urbanização e Água.

Coleta de amostras

A seleção de um esquema de amostragem adequado é de fundamental importância para gerar uma matriz de erro que seja representativa para toda a área de estudo (Congalton; Green, 2009).

A estratégia adotada na presente pesquisa foi a amostragem aleatória estratificada. Nessa metodologia torna-se necessário algum conhecimento prévio sobre a área de estudo para dividir a área em classes/estratos, para em seguida, realizar a

Em apenas quatro classificadores foram necessários configurar parâmetros específicos de classificação (*Feature Extraction*, *Neural Net*, *Parallelepiped* e *Spectral Information Divergence*). Os parâmetros visualizados nas tabelas 1 e 2 foram os que obtiveram os melhores resultados dentre os diversos testes realizados para cada um dos classificadores.

amostragem. Sua principal vantagem é que todos os estratos (classes), por menores que sejam, serão incluídos na amostra (fator importante para coleta de amostras representativas de cada classe).

Para a utilização dos classificadores supervisionados, primeiramente foi elaborada a amostragem das nove classes de uso e cobertura do solo propostas em toda extensão da imagem orbital (Figura 2). Este procedimento foi utilizado para abastecer todos os classificadores supervisionados, exceto, para a ferramenta *Feature Extraction*, por utilizar o processo de segmentação para a referida amostragem.

Deve ser ressaltado que, somente metade das amostras de cada classe foram inseridas nos algoritmos de classificação. O restante das amostras, ou seja, a outra metade das amostras de cada classe de uso e cobertura do solo, foram utilizadas para a construção da

matriz de confusão para analisar a acurácia da classificação de cada algoritmo.

Figura 2 – Locais e classes de uso e cobertura do solo amostradas.

Análises pós-classificação

As análises pós-classificação consistiram em diagnósticos de acurácia dos mapas temáticos produzidos. Para tanto, inicialmente foi construída uma matriz de confusão para analisar o desempenho de cada algoritmo classificador. A construção da matriz de confusão levou em consideração as amostras não utilizadas no processo de classificação. A análise do desempenho de cada classificador ocorreu por meio da interpretação dos valores da acurácia global e índice Kappa.

Acurácia global

A acurácia global ou ainda exatidão global, expressa o total de acertos em relação ao total de amostras da imagem classificada (Equação 1).

$$Ag = \frac{a}{n} * 100 \quad (1)$$

Em que: Ag = acurácia global, a = pontos amostrais com acerto, n = número total de pontos amostrais.

Índice Kappa

Cohen (1960) define Kappa como um coeficiente de concordância para escala nominais que pede a proporção de concordância depois que a concordância atribuída a casualidade é retirada de consideração.

Segundo Cohen (1960) o coeficiente Kappa mede o grau de concordâncias em escalas nominais assumindo que (i) as unidades são independentes, (ii) as classes ou categorias da escala nominal são independentes e mutuamente exclusivas, (iii) o classificador e os pontos de referência operam de forma independente.

$$K = \frac{po-pe}{1-pe} \quad (2)$$

Em que: K = coeficiente Kappa, po = pode ser traduzido pela proporção de unidades (pontos de referência) que concordam, pe = traduz a proporção de elementos atribuídos a determinada classe ao acaso. Os valores de Kappa podem possuir variação de -1 a 1, onde os valores próximos de 1 indicam alta concordância.

Para a avaliação do desempenho de cada classificador foi utilizada a escala sugerida por Landis e Koch (1977), apresentada na Tabela 3. Os autores ressaltam que, embora essas divisões sejam claramente arbitrárias, elas podem fornecer uma referência útil para a discussão.

Congalton (1991) relata que o uso do coeficiente Kappa é satisfatório na avaliação da precisão de uma classificação temática, pelo fato de levar em consideração toda a matriz de

confusão em seu cálculo, inclusive os elementos de fora da diagonal principal, os quais representam as discordâncias na classificação, diferentemente da exatidão

global, por exemplo, que utiliza somente os elementos diagonais (concordância real).

Tabela 3 - Avaliação do desempenho dos classificadores em função do índice Kappa.

Valor de Kappa	Desempenho
Menor que zero	Péssima
Entre 0 e 0,2	Ruim
Entre 0,21 e 0,4	Razoável
Entre 0,41 e 0,6	Boa
Entre 0,61 e 0,8	Muito Boa
Entre 0,81 e 1	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Resultados e discussão

A Figura 3 apresenta os mapas gerados pelos classificadores supervisionados e não-supervisionados. Na tabela 4 pode ser visualizado os dados de área das classes de uso e cobertura do solo de todos os classificadores. Na tabela 5 constam a acurácia média por classe, a acurácia global, o índice Kappa, o desempenho e o número de classes identificadas por cada um dos classificadores.

3.1. Desempenho dos classificadores não-supervisionados

IsoData: O classificador não-supervisionado *IsoData*, foi capaz de distinguir sete classes de uso e cobertura do solo, não classificando as áreas de gramíneas e campos de altitude. Sua acurácia global foi de 89,7% e índice Kappa de 0,72.

Os maiores valores de confusão entre classes ocorreram entre vegetação arbustiva e vegetação arbórea (47,9%), manguezal e silvicultura (33,74%) e entre as classes urbanização e solo exposto (37,23%).

A partir da análise do mapa gerado pela classificação (Figura 7-A), juntamente com os valores de acurácia por classe (Tabela 5) foi possível verificar alguns equívocos como: a classificação de manguezal em regiões afastadas do litoral, a classificação de água em zonas de sombreamento de montanhas e a classificação de solo exposto em áreas conhecidamente urbanizadas, como os núcleos urbanos dos municípios de Barra do Sul, São Francisco do Sul e Itapoá.

K-Means: O classificador não-supervisionado *K-Means*, foi capaz de

distinguir apenas seis classes de cobertura do solo, não classificando as áreas de gramíneas, solo exposto e campos de altitude. A acurácia global da classificação foi de 90,86% e índice Kappa de 0,74 (Tabela 5). Os maiores valores de confusão entre classes ocorreram entre vegetação arbustiva e vegetação arbórea (com 58,14%) e manguezal e silvicultura (com 46,65%).

Na análise do mapa de classificação (Figura 7-B) foi possível verificar que houve a classificação de manguezal em regiões afastadas da linha de costa, bem como a classificação de silvicultura na região de manguezal. Houve ainda, a assimilação das classes solo exposto e gramíneas pela classe urbanização, principalmente nas áreas conhecidamente utilizadas pela rizicultura.

Desempenho dos classificadores supervisionados

Binary Encoding: Este foi o algoritmo que apresentou a menor capacidade de identificação de classes de uso e cobertura do solo. Foram apenas três classes identificadas pela ferramenta, sendo elas: água, vegetação arbórea e manguezal, como é possível observar na Figura 7-C. Apesar da baixa quantidade de classes, o índice Kappa obtido foi de 0,79 e a acurácia global de 91,06%, o que pode ser explicado pelo elevado grau de assertividade nas classes mais abundantes da região estudada, água e vegetação arbórea, que nessa classificação representaram aproximadamente 96% da quantidade total de pixels da imagem orbital.

Legenda: A- IsoData; B- K-Means; C- Binary Encoding; D- Feature Extraction; E- Mahalanobis Distance; F- Maximum Likelihood; G- Minimum Distance; H- Neural Net; I- Parallelepiped; J- Spectral Angle Mapper; K- Spectral Information Divergence.

Figura 3 – Mapas de uso e cobertura do solo gerados pelos classificadores e respectiva legenda.

Tabela 4 - Áreas obtidas para cada uma das classes de cobertura do solo (km²) e porcentagem correspondente em relação a área total da imagem orbital (%).

Classes	A		B		C		D		E		F		G		H		I		J		K	
	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²
Água	38	2941	38	2912	39	2946	38	2875	34	2637	37	2848	39	3004	38	2900	38	2889	39	2986	38	2926
Vegetação Arbórea	28	2103	30	2316	58	4399	30	2306	15	1143	27	2058	10	786	43	3300	33	2535	14	1045	22	1681
Vegetação Arbustiva	14	1094	20	1543	-	-	2	169	21	1602	9	674	27	2062	-	-	8	577	27	2077	13	986
Manguezal	3	196	1	49	4	303	3	195	7	511	1	88	10	779	2	159	1	45	5	412	1	78
Silvicultura	9	695	4	271	-	-	4	334	6	464	7	568	2	157	-	3	-	-	3	199	2	127
Gramíneas	-	-	-	-	-	-	3	237	7	555	10	785	4	324	10	800	5	393	1	105	1	52
Solo Exposto	4	282	-	-	-	-	1	91	2	187	2	134	2	125	0,5	35	2	161	2	146	5	390
Campos de Altitude	-	-	-	-	-	-	12	891	4	301	2	119	1	90	1	99	1	40	2	181	6	437
Urbanização	4	337	7	557	-	-	7	538	3	248	5	374	4	311	5	353	3	228	6	457	12	934
Não Classificado	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	10	781	0,5	39	0,4	37

Legenda: A- IsoData, B- K-Means, C- Binary Encoding, D- Feature Extraction, E- Mahalanobis Distance, F- Maximum Likelihood, G- Minimum Distance, H- Neural Net, I- Parallelepiped, J- Spectral Angle Mapper, K- Spectral Information Divergence. Fonte: dos autores.

Tabela 5 - Acurácia dos algoritmos para cada uma das classes de cobertura do solo, acurácia média por classe, acurácia global, índice Kappa e o desempenho e o número de classes identificadas por cada um dos classificadores.

Classes	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	Média
Água	100,0	100,0	100,0	99,9	93,8	99,6	100,0	100,0	100,0	100,0	99,9	99,4
Vegetação Arbórea	52,2	56,1	86,9	82,9	51,1	82,4	28,4	99,9	84,5	27,9	46,2	63,5
Vegetação Arbustiva	46,0	41,6	-	20,6	79,2	62,9	72,0	-	53,1	60,6	23,2	51,0
Manguezal	32,3	20,9	35,8	92,8	92,8	96,5	63,0	93,1	53,8	37,2	30,5	59,0
Silvicultura	36,4	36,4	-	68,1	70,9	99,0	43,8	-	-	43,0	27,7	53,2
Gramíneas	-	-	-	41,4	64,0	95,5	36,2	94,4	52,0	17,8	10,3	51,4
Solo Exposto	39,0	-	-	27,3	58,3	66,0	39,5	35,7	33,9	40,0	8,0	38,6
Campos de Altitude	-	-	-	95,6	94,8	97,5	26,2	78,1	52,8	19,5	9,8	59,3
Urbanização	60,7	94,0	-	97,0	96,9	99,0	74,6	97,8	78,5	83,3	91,6	87,3
Acurácia Global (%)	89,71	90,86	91,60	94,46	84,43	95,51	82,82	98,02	94,13	82,41	85,47	
Índice Kappa	0,72	0,74	0,79	0,87	0,66	0,89	0,60	0,95	0,86	0,59	0,66	
Desempenho Geral	Muito boa	Muito boa	Muito boa	Excelente	Muito boa	Excelente	Moderad a	Excelente	Excelente	Moderad a	Muito boa	
Nº de classes identificadas	7	6	3	9	9	9	9	7	8	9	9	

Legenda: A- IsoData, B- K-Means, C- Binary Encoding, D- Feature Extraction, E- Mahalanobis Distance, F- Maximum Likelihood, G- Minimum Distance, H- Neural Net, I- Parallelepiped, J- Spectral Angle Mapper, K- Spectral Information Divergence.

O classificador apresentou uma assertividade de 100% para a classe água, 86,9% vegetação arbórea e 35,8% para a classe manguezal. A classe manguezal foi a que teve o menor percentual de acerto, tendo como principal classe interferente a vegetação arbórea com 60,77% de confusão entre classes.

Feature Extraction: Esta ferramenta de classificação foi capaz de identificar as nove classes de uso e cobertura do solo propostas, obtendo assim um índice Kappa de 0,87 e acurácia global de 94,46% (Tabela 5). Os maiores valores de confusão ocorreram entre as classes vegetação arbustiva e arbórea (com 50,63%), solo exposto e campos de altitude (com 44,79%). O mapa gerado pelo classificador (Figura 7-D) identificou as áreas de manguezal em regiões onde notoriamente esse ecossistema não é encontrado.

Outro ponto que despertou atenção foi a classificação de diversas regiões da classe água em áreas de morros, muito provavelmente devido ao sombreamento ocasionado pelas montanhas, principalmente na Serra do Mar. As mudanças abruptas na morfologia, que dependendo do ângulo de incidência solar no momento de captura da imagem orbital, pode ocasionar a formação de sombreamento, que por sua vez é normalmente confundido com corpos d'água pelos algoritmos de classificação, em decorrência das semelhanças de seus comportamentos radiométricos (POLINÁRIO *et al.*, 2006).

Mahalanobis Distance: O classificador *Mahalanobis Distance* também foi capaz de identificar as nove classes propostas, obtendo um índice Kappa de 0,66 e acurácia global de 84,43%. O baixo valor obtido pelo índice Kappa na presente pesquisa pode ser explicado em função da baixa acurácia na classe vegetação arbórea, com apenas 51,1%. Desta maneira, esse resultado mostrou-se determinante para o desempenho do classificador. Fonseca *et al.* (2014) em uma análise comparativa de algoritmos de classificação identificou que o *Mahalanobis Distance* foi o classificador com o desempenho médio mais baixo, com índice Kappa médio de 0,739.

Os maiores valores de confusão entre classes ocorreram entre vegetação arbórea e

vegetação arbustiva (com 28,12%) e silvicultura e vegetação arbórea (com 25,31%). Um fenômeno interessante observável no mapa (Figura 7-E), foi a classificação quase total da parte interna da baía Babitonga como manguezal. Esta situação ocorreu em função das características físicas do ambiente aquático, como: turbidez, sólidos dissolvidos, matéria orgânica dissolvida e concentração de organismos fotossintetizadores. Esta mesma interpretação ocorreu ao longo da linha de costa em regiões com maior concentração de sedimentos em suspensão, como em foz de rios e na foz da baía Babitonga (no canal central e no canal do Linguado) (TABOSA *et al.*, 2018).

Outra peculiaridade ocorrida foi a classificação de vegetação arbórea apenas nas regiões de elevada hipsometria, mais de 600 m. As áreas de planície foram classificadas como vegetação arbustiva.

Maximum Likelihood: A ferramenta *Maximum Likelihood* identificou as nove classes propostas, obtendo um índice Kappa de 0,89. A acurácia global da classificação foi de 95,51%, valor que se assemelha ao obtido por Andrade *et al.* (2014), Profeta (2015) e Paz (2018), que aplicando o algoritmo na classificação do uso do solo do município de Nova Friburgo/RJ, Piranga/MG e São Francisco do Sul/SC, obtiveram resultados considerados excelentes. Em um comparativo entre classificadores utilizando imagens Landsat TM e ETM+, Jog e Dixit (2016) apontaram um alto desempenho do *Maximum Likelihood* frente aos demais classificadores, com acurácia global superior a 88% e Kappa superior a 0,82.

Os maiores percentuais de confusão ocorreram entre as classes vegetação arbórea e vegetação arbustiva (com 28,23%) e entre as classes vegetação arbórea e silvicultura (com 14,06%). O classificador obteve a maior acurácia para a classe silvicultura, com 99,01%. Porém, a análise do mapa gerado pela ferramenta (Figura 7-F) apontou que a classe foi superestimada, o que mascarou o resultado. É possível identificar a confusão corrida entre as classes silvicultura e vegetação arbórea, pois há predominância da classe silvicultura em regiões conhecidas de vegetação arbórea do bioma Mata Atlântica.

A partir da Tabela 4, observa-se que o

classificador considerou que a classe silvicultura representava 7% da imagem orbital, o que corresponde a duas vezes a área de silvicultura classificada pela maioria dos outros algoritmos estudados.

Um destaque da classificação realizada pelo algoritmo *Maximum Likelihood* é a inexistência de confusão e a elevada acurácia obtida na classes gramíneas e campos de altitude, com 95,5% e 97,49% respectivamente. Isso demonstra uma elevada capacidade de distinção entre essas duas classes, fenômeno esse, não observado nas demais ferramentas de classificação.

Minimum Distance: Este classificador apresentou um desempenho ruim na classificação de praticamente todas as classes propostas, obtendo um índice Kappa de 0,60 e acurácia global de 82,81%. O baixo valor do índice Kappa ocorreu pela elevada confusão entre a classe vegetação arbórea e as classes vegetação arbustiva e manguezal, obtendo um valor de 36% e 25,37% de confusão entre classes, respectivamente. Um resultado similar pode ser observado no trabalho de Perumal e Bhaskaran (2010), onde a ferramenta de classificação *Minimum Distance* foi igualmente ineficiente na distinção de duas classes vegetais, sendo o pior classificador entre os seis utilizados.

No mapa gerado pelo classificador (Figura 7-G) foi possível observar a classificação exacerbada das classes vegetação arbustiva e manguezal rebaixando a acurácia destas classes (Tabela 5).

Neural Net: Em razão da acurácia igual a zero para as classes vegetação arbustiva e silvicultura, entende-se que o classificador não foi capaz de identificar as referidas classes, embora estas estejam minimamente presentes no mapa gerado pela ferramenta (Figura 7-H). O baixo desempenho de redes neurais na distinção de classes de vegetação pode também ser observado no trabalho de Wilkinson *et al.* (1995), onde a ferramenta apresentou uma acurácia global de 77,7% para tal tarefa. Apesar da não classificação de duas classes de cobertura do solo (vegetação arbustiva e silvicultura), o algoritmo apresentou um índice Kappa de 0,95 e acurácia global de 98,01%, sendo estes os melhores resultados obtidos neste estudo.

Os maiores valores de confusão ocorreram entre as classes solo exposto e gramíneas (com 26,03%) e campos de altitude e vegetação arbórea (com 21,16%).

Em estudos de França (2010) e Espinhosa e Galo (2004), indicaram que a inserção de mais variáveis no modelo pode colaborar para uma melhor distinção das classes, muito em função da resposta espectral similar entre as classes

Parallelepiped: Essa ferramenta foi capaz de identificar oito das nove classes propostas, sendo a silvicultura a única não identificada. O algoritmo gerou também áreas não-classificadas (destacadas em preto) em seu mapa de classificação (Figura 7-I). De acordo com sua matriz de confusão, as áreas não-classificadas coincidem com as seguintes classes amostrais: vegetação arbórea: 9,18%, vegetação arbustiva: 21,81%, gramíneas: 19,31%, solo exposto: 32,82%, campos de altitude: 31,34% e urbanização 12,37%.

Mesmo com a não classificação da classe silvicultura e com a geração de áreas não-classificadas, o algoritmo obteve um índice Kappa de 0,86 e acurácia de 94,13%.

Spectral Angle Mapper: Este classificador não demonstrou um bom desempenho na identificação da maioria das classes propostas, obtendo assim um índice Kappa de 0,59 e acurácia global de 82,41%. Além da classe água, a única classificação que foi considerada satisfatória é a classe urbanização, com acurácia de 83,26% e confusão de 11,95% com a classe solo exposto. A maior confusão ocorreu entre as classes vegetação arbórea e vegetação arbustiva (com 41,89%).

Na análise do mapa gerado (Figura 7-J) observou-se a classificação de extensas áreas de vegetação arbustiva em detrimento da classe vegetação arbórea. Deste modo a classe vegetação arbórea obteve uma acurácia de apenas 27,9% (Tabela 5).

O algoritmo apresentou uma quantidade de 0,51% pixels não-classificados, o que não influenciou significativamente os resultados obtidos.

Spectral Information Divergence: Este classificador foi capaz de identificar as nove classes de solo propostas, porém, com uma

baixa acurácia por classe, como pode ser observado na Tabela 5. Os valores de índice Kappa e acurácia global obtidos pela ferramenta foram de 0,66 e 85,47% respectivamente.

Os maiores valores de confusão ocorreram entre as classes silvicultura e vegetação arbórea (com 58,55%), o que acarretou uma acurácia de 46,2% para a classe vegetação arbórea (Tabela 5). Outro fenômeno interessante observável no mapa gerado pelo algoritmo (Figura 7-K), foi a classificação acentuada da classe urbanização, que ocorreu em detrimento das classes vegetação arbórea em 12,93%, manguezal 33%, silvicultura 8%, gramíneas 25,99%, solo exposto 53,81% e campos de altitude: 52,3%.

A mesma confusão ocorreu com as classes solo exposto e campos de altitude, que apesar de representarem juntas aproximadamente 11% da imagem (Tabela 4), obtiveram acurácia de 8,0% e 9,8% respectivamente (Tabela 5), o que indica erro em ao menos 90% dos pixels classificados pelo algoritmo, como pertencente a uma dessas classes.

Os algoritmos de classificação de imagens orbitais demonstraram grande variação de acurácia, com resultados distintos na geração dos mapas temáticos. Considerando as classes de uso e ocupação do solo definidas para a área de estudo, apenas seis classificadores, todos classificadores supervisionados, conseguiram identificar todas as nove classes propostas: *Feature Extraction*, *Mahalanobis Distance*, *Maximum Likelihood*, *Minimum Distance*, *Spectral Angle Mapper* e *Spectral Information Divergence*.

Com relação aos coeficientes de análise da acurácia dos mapeamentos foi observado que, o índice Kappa indicou um desempenho substancialmente menor que a acurácia global. A diferença identificada ocorreu visto que, o índice Kappa considera todos os elementos da matriz de erros ao invés de apenas aqueles que se situam na diagonal principal da mesma, ou seja, estima a soma da coluna e linha marginais (MASTELLA; VIEIRA, 2018).

No presente estudo vários classificadores obtiveram valores de acurácia e Kappa entendidos como altos, porém com classes de uso e cobertura do solo ausentes

(*IsoData*, *K-Means*, *Binary Encoding*, *Neural Net*, *Parallelepiped*). Como exemplo cita-se o algoritmo *Neural Net* foi o que apresentou os maiores valores de índice Kappa e Acurácia Global, sendo 0,95 e 98,02%, respectivamente, porém com a classificação de apenas sete classes de cobertura de solo.

Outro ponto fundamental para a identificação da qualidade dos mapas temáticos produzidos e que vai além dos índices de acurácia, refere-se ao conhecimento da área de estudo (BOLFE et al., 2004). Destaca-se que, entre os seis classificadores que realizaram a identificação das nove classes de uso e cobertura do solo da área estudada, vários apresentaram visíveis equívocos associados à localização, superestimação ou subestimação das áreas das classes de uso e cobertura do solo.

Diante do exposto, a análise da qualidade dos resultados produzidos pelos classificadores deve ser igualmente balizada na análise de índices de desempenho, na interpretação visual e no conhecimento prévio da área de estudo.

Conclusão

No tocante à geomorfologia da área estudada, destaca-se a presença de feições associadas às áreas costeiras com a formação de ambientes praias e estuarinos, bem como a presença imponente das montanhas da Serra do Mar. Todos esses fatores conferiram dificuldades na correta delimitação das classes de uso e cobertura do solo na Baía da Babitonga.

Os classificadores não-supervisionados não apresentaram bons resultados de classificação. Os dois algoritmos de classificação não conseguiram identificar as nove classes de uso e cobertura do solo propostas para a área de estudo.

Os classificadores supervisionados apresentaram grande variação de acurácia, sendo que apenas seis classificadores conseguiram identificar as nove classes de uso e cobertura do solo da área de estudo.

Os classificadores que apresentaram os melhores resultados de acurácia foram *Feature Extraction*, *Maximum Likelihood*, *Neural Net* e *Parallelepiped*, com valores de acurácia global superior a 94% e índice Kappa acima de 0,8. Não obstante, o classificador *Neural Net*

identificou somente seis classes, o *Parallelepiped* apenas oito das nove classes identificadas na área de estudo. O classificador *Feature Extraction* obteve sucesso na classificação de todas as classes de uso e cobertura do solo, todavia, o algoritmo apresentou sérios problemas na classificação de manguezal e água, com inserção destas classes em zonas de sombras em morros e montanhas.

O algoritmo *Maximum Likelihood* foi o que sofreu a menor influência dos aspectos físicos da área de estudo, com valores de índice Kappa e Acurácia Global de 0,89 e 95,51% respectivamente. O classificador foi capaz de distinguir as nove classes de cobertura do solo propostas, apresentando ainda os melhores resultados de acurácia para as classes: Gramíneas, Solo Exposto, Campos de altitude e Urbanização, sendo assim o que melhor se aplica à área estudada.

Referências

- Abbas, A.W., Minallh, N., Ahmad, N., Abid, S.A.R., Khan, M.A.A. 2016. K-Means and ISODATA Clustering Algorithms for Landcover Classification Using Remote Sensing. *Sindh University Research Journal* 48(2), 315-318. Disponível em: <http://sujo-old.usindh.edu.pk/index.php/SURJ/article/download/2358/2008>. Acesso em: 23 set. 2020.
- Abburu, S., Golla, S.B. 2015. Satellite image classification methods and techniques: A review. *International Journal of Computer Applications* 119(8), 20-25.
- Andrade, A.C., Francisco, C.N., Almeida, C.M. 2014. Desempenho de Classificadores Paramétrico e Não Paramétrico na Classificação da Fisionomia Vegetal. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 66(2). Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/43917>. Acesso: 1 dez. 2020.
- Barbosa, C.C.F. 2005. Sensoriamento Remoto da dinâmica da circulação da Água do Sistema Planície de Curuai/Rio Amazonas. 254 p. (INPE-14614-TDI/1193) Tese de (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos.
- Bolfe, E.L., Pereira, R.S., Madruga, R.A., Fonseca, E.L. 2004. Avaliação da classificação digital de povoados florestais em imagens de satélite através de índices de acurácia. *Revista Árvore* [online] 28(1), 85-90. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0100-67622004000100011>. Acesso: 28 nov. 2020.
- Campbell, J.B. 1996. *Introduction to remote sensing*. New York: The Guilford Press. 622 p.
- Campos, W.W., Gaspar, J., Lage, M.O., Kawashima, R.S., Giannotti, M.A., Quintanilha, J.A. 2016. Avaliação de Classificadores de Imagem de Satélite a Partir do Uso de uma Técnica de Votação. *Revista Brasileira de Cartografia* [online], n. 68(8), 1653-1664. Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44385>. Acesso: 19 nov. 2020.
- Cohen, J.A. 1960. Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Measurement* [online], 20(1), 37-46. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>. Acesso: 15 out. 2020.
- Congalton, R.G. 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment* 49(12), 1671-1678.
- Congalton, R.G., Green, K. 2009. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*. Russell G. Congalton and Kass Green: Boca Raton/FL.
- Chaves, E.D., M., Picoli, C.A., Sanches, M.D.I. 2020. Recent Applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for Land Use and Land Cover Mapping: A Systematic Review. *Remote Sensing* [online] 2020(12), 3062. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs12183062>. Acesso: 02 dez. 2020.
- Espinhosa, M.C., Galo, M.L.B.T. 2004. O Uso de Redes Neurais Artificiais na Análise Da Ambiguidade Entre Classes De Água E Plantas Aquáticas. *Boletim de Ciências Geodésicas* [online] 10(2), 193-213. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/bcg/article/view/1533/1287>. Acesso em: 28 nov. 2020.

- Fonseca, D.S.R., Clemente, C.M.S., Reis, D.C., Cardoso, T.R., De Melo, W.J., França, M.A. 2014. Estatística Experimental Aplicada Na Avaliação Da Eficiência De Métodos Baseados Em Classificação Supervisionada De Imagens. *Revista Brasileira de Cartografia* 66(3), 581-594.
- França, M. 2010. Análise do Uso da Terra no município de Viçosa-MG mediado por classificações supervisionadas com redes neurais artificiais e MaxVer. *Revista Brasileira de Geografia Física* 2(3), 92-109. Disponível em: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v2.3.p92-109>. Acesso: 01 dez. 2020.
- Gómez, C., White, J.C., Wulder, M.A. 2016. Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry Remote Sensing* [online] 116, 55–72. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008>. Acesso em: 10 nov. 2020.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2020. Cidades. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/panorama>. Acesso em: 30 nov. 2020.
- Jog, S., Dixit, M. 2016. Supervised classification of satellite images. 2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP), 2016, 93-98. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7746144>. Acesso em: 20 out. 2020.
- Lambin, E., Rounsevell, M., Geist, H. 2000. Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? *Agriculture, Ecosystems & Environment* [online] 82, 321–331. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(00\)00235-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(00)00235-8). Acesso em: 26 nov. 2020.
- Landis, J.R., Koch, G.G. 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *International Biometric Society* 33(1),159-174.
- Linden, R. 2009. Técnicas de Agrupamento. *Revista de Sistemas de Informação da FSMA* 4,18-36. Disponível em: http://www.fsma.edu.br/si/edicao4/FSMA_SI_2009_2_Tutorial.pdf. Acesso em: 27 out. 2020.
- Mastella, A.F.M., Vieira, C.A.O. 2018. Acurácia temática para classificação de imagens utilizando abordagens por pixel e por objetos. *Revista Brasileira de Cartografia* [online], 70, 1618-1643. Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44559>. Acesso em: 13 nov. 2020.
- Moura, N.V.A. 2016. Comparação Entre Classificadores Supervisionados para fins de Análise Multitemporal do Uso e Cobertura da Terra no Entorno do Reservatório da Usina Hidrelétrica de Corumbá IV/GO. (Dissertação de Mestrado) Universidade de Brasília. Brasília/DF.
- Paz, J.P.S., Vieira, C.V. 2018. Evolução do uso e cobertura do solo no município de São Francisco do Sul – Estado de Santa Catarina. *Boletim Paranaense de Geociências* [online] 74(1),28-36. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5380/geo.v74i1.50945>. Acesso em: 25 out. 2020.
- Perumal, K., Bhaskaran, R. 2010. Supervised Classification Performance of Multispectral Images. *Journal of Computing* [online] 2(2), 124-129. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1002.4046>. Acesso em: 29 nov. 2020.
- Polinário, A.M., Imai, N.N., Tommaselli, A.M.G., Flores, F.C. 2006. Detecção e Discriminação de Sombras, Nuvens e Corpos D'água em Imagens de Sensoriamento Remoto. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 58(3). Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44908>. Acesso em: 11 nov. 2020.
- Prado, B.R., Martins, V.A., Hayakawa, E.H., Tavares Júnior, J.B., Shimabukuro, Y.E. 2010. Identificação de classes de cobertura da terra na Amazônia utilizando imagens Alos/Palsar e classificação orientada a objeto. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 62(3), 11. Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/43691/22955>. Acesso em: 17 nov. 2020.
- Profeta, A.L. 2015. Dinâmica Multitemporal da cobertura do Solo no município de Piranga - MG, no Período de 1984 a 2009. *Revista*

- Brasileira de Cartografia [online]67(1). Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44730>. Acesso em: 17 nov. 2020.
- Silva, R.F., Santos, V.A., Galdino, S.M.G. 2016. Análise dos impactos ambientais da Urbanização sobre os recursos hídricos na sub-bacia do Córrego Vargem Grande em Montes Claros-MG. Caderno de Geografia 26(47), 966-976.
- Tabosa, W.F., Amaro, V.E., Vital, H. 2018. Análise do ambiente costeiro e marinho, a partir de produtos de sensoriamento remoto na região de São Bento do Norte, NE Brasil. Brazilian Journal of Geophysics, [online] 25(5), 37-48. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-261X2007000500005>. Acesso em: 03 nov. 2020.
- Vieira, C.V., Horn Filho, N.O., Bonetti, C.V.D.H.C., Bonetti, J. 2008. Caracterização Morfosedimentar e Setorização do Complexo Estuarino da Baía da Babitonga/SC. Boletim Paranaense de Geociências [online] 62-63, 85-105. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5380/geo.v62i0.12783>. Acesso em: 05 out. 2020.
- Wilkinson, G.G., Folving, S., Kanellopoulos, L., McCormick, N., Fullerton, K., Mégier, J. 1995. Forest Mapping from multi-source satellite data using neural network classifiers - an experiment in Portugal. Remote Sensing Reviews [online] 12, 83-106. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/02757259509532277>. Acesso em: 12 out. 2020.
- Xu, Y., Yu, L., Zhao, F.R., Cai, X., Zhao, J., Lu, H., Gong, P. 2018. Tracking annual cropland changes from 1984 to 2016 using time-series Landsat images with a change-detection and post-classification approach: Experiments from three sites in Africa. Remote Sensing Environment [online] 218, 13–31. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.008>. Acesso em: 27 set. 2020.