

CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA E SALDO DE RADIAÇÃO PARA DISCRIMINAÇÃO DE ALVOS DE SUPERFÍCIE NO ENTORNO DO RESERVATÓRIO DE ITAPARICA - PE

*Supervised Classification and Radiation Balance for discrimination of
Surface Targets in Surrounding Itaparica's - PE Reservoir*

João Antonio dos Santos Pereira¹ & João Rodruigues Tavares Junior²

¹Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

**Centro de Tecnologia e Geociências - Programa de Pós-Graduação em Ciências
Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação**

Av. Acadêmico Hélio Ramos, s/n - 2º andar - DECart - Cidade Universitária, CEP: 50740-530 Recife - PE, Brasil
antoniopereira.278@gmail.com

²Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

Centro de Tecnologia e Geociências – Departamento de Engenharia Cartográfica

Av. Acadêmico Hélio Ramos, s/n - 2º andar - DECart - Cidade Universitária, CEP: 50740-530 Recife - PE, Brasil
rodriguesjoao380@gmail.com

Recebido em 19 de Junho, 2017/ Aceito em 17 de Agosto, 2016

Received on June 19, 2017/ Accepted on August 17, 2016

RESUMO

Este trabalho visa associar a utilização de classificação supervisionada por meio do método da máxima verossimilhança e saldo de radiação aplicado segundo as metodologias indicadas no algoritmo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithms for Land*) em imagens provenientes de sensoriamento remoto com o propósito de observar como o processo de geração de mapas do uso do solo pode ser complementado ao serem implementados índices físicos na análise das classes predominantes da paisagem. Foram utilizados dados do sensor OLI/TIRS no Landsat 8, na região entorno do reservatório de Itaparica, localizado predominantemente no município de Petrolândia-PE, e objeto de estudo do projeto INNOVATE (*Interplay Among Multiple Uses of Water Reservoirs via Innovative Coupling Substance Cycles in Aquatic and Terrestrial Ecosystems*), que tem como principal interesse entender as relações entre as mudanças climáticas e as formas de uso da terra e dos recursos hídricos em ambiente semiárido. Foi observado que na classificação supervisionada houve confusão entre as classes de solo exposto e área urbana, assim como nas classes de agricultura irrigada e vegetação arbórea. Essa confusão é explicada pela similaridade espectral que esses alvos possuem. Neste sentido, o saldo de radiação apresentou bom desempenho em separar as classes de uso do solo escolhidas. Dessa forma, pode-se observar que a aplicação do saldo de radiação pode incrementar a geração de mapas de uso do solo, sabendo-se que esse índice tem capacidade de discriminar as classes de ocupação a partir de mais variáveis que apenas o valor do número digital do pixel.

Palavras-chave: Mapeamento, Classificação Supervisionada, Saldo de Radiação.

ABSTRACT

This work aims to associate the use of supervised classification by the method of maximum likelihood and applied radiation balance according to the methods indicated in the algorithm SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithms*

for Land) in images from remote sensing to observe how the process of generating maps of land use can be complemented to be implemented physical indexes in the analysis of the predominant classes of the landscape. We used data from the sensor OLI/TIRS in the Landsat 8, in the region around the Itaparica reservoir, located predominantly in the municipality of Petrolândia-PE, and object of study of the project INNOVATE (Interplay Among Multiple Use of Water Reservoirs via Innovative Coupling Substance Cycles in Aquatic and Terrestrial Ecosystems), whose main interest to understand the relationship between climate change and ways of use of land and water resources in semi-arid environment. It was observed that in supervised classification there was confusion between the classes of soil exposed and urban area, as well as irrigated agriculture classes and arboreal vegetation. This confusion is explained by spectral similarity to those targets. In this sense, the radiation balance showed good performance in separate land-use classes chosen. In this way, it can be observed that the application of the radiation balance can increase the generation of maps of land use, knowing that this index has the capacity to discriminate the occupation classes from more variables than just the value of the digital pixel number.

Keywords: Mapping, Supervised Classification, Radiation Balance.

1. INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto, fonte de dados que fornecem informações referentes à interação entre a energia eletromagnética e alvos de superfície, tem na identificação destes alvos, uma de suas maiores contribuições científicas e também de cunho prático para a gestão do uso do solo.

Uma forma de extrair informações dos dados provenientes dos sistemas sensores é por meio das técnicas de classificação supervisionada de imagens. Estas consistem em uma extração de amostras e atribuição de pixels em classes definidas pelo operador (CRÓSTA, 1992), ou de forma automática por algoritmos em softwares de processamento de imagem.

Um importante método de classificação é o que utiliza a máxima verossimilhança. Este método considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos (CRÓSTA, 1992). A distribuição de valores de reflectância em uma área de treinamento é descrita por uma função de densidade de probabilidade, desenvolvida com base na estatística Bayesiana (FILHO, 2012). O algoritmo classificador utiliza informações atribuídas pelo operador para generalização de cada uma das diferentes classes, e assim engloba todos os pixels que forem semelhantes em uma mesma classe.

A qualidade das classificações pode ser observada por meio de testes estatísticos que apontam eficiência do classificador.

Para isso, a matriz de erros, ou matriz de confusão, é frequentemente utilizada. Nela, partindo-se das amostras de validação, os resultados da classificação são organizados em uma matriz quadrada de dimensão igual ao número de classes (CONGALTON & GREEN,

1991). Nessa matriz, a quantidade de pixels classificados de acordo com sua referência ficam dispostos na diagonal principal. O restante dos pixels são distribuídos de acordo com a atribuição dos pixels de uma determinada classe, para as demais, pelo classificador.

Como resultado dessa matriz, tem-se os índices que dimensionam a precisão da classificação. A estatística Kappa por exemplo, segundo Cohen (1960) é um coeficiente de concordância para escalas nominais que mede a proporção de concordância depois que a concordância atribuída à casualidade é desconsiderada. O coeficiente 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.

Apesar da maioria das classificações supervisionadas obterem resultados de boa qualidade, é possível que haja confusão entre classes que se assemelham espectralmente.

Nesse sentido, é possível, através de alguns algoritmos a obtenção de índices físicos que auxiliem na diferenciação dos diferentes elementos componentes da paisagem.

O saldo de radiação por exemplo, pode fornecer características de determinado alvo, que permitem sua determinação. O saldo de radiação – R_n ($W m^{-2}$) de uma superfície representa a quantidade de energia na forma de ondas eletromagnéticas disponíveis para repartir entre os fluxos de energia necessários aos processos de evapotranspiração, aquecimento do ar, aquecimento do solo e fotossíntese, (MACHADO *et al.*, 2014)

Este índice representa uma importante variável no estudo do potencial dos alvos quanto à sua absorção e reflexão de energias

de ondas curtas e longas, e é fundamental fator nos processos de troca de calor e massa entre a superfície e a atmosfera, (SILVA *et al.*, 2005). Sendo assim, o mesmo se comporta de forma característica de acordo com o alvo, facilitando a diferenciação entre as classes de uso de solo.

O saldo de radiação é componente do SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land), que é um algoritmo voltado para a obtenção da evapotranspiração dos alvos.

O modelo SEBAL de Bastiaanssen (1995) é um algoritmo voltado para o estudo de fluxo de calor e estimativa da evapotranspiração, que se destaca pelo fato de utilizar suposições empíricas básicas e por necessitar de dados de sensores orbitais complementados por poucas informações de superfície.

Para obtenção do saldo de radiação, são necessários alguns procedimentos anteriores que consistem em gerar alguns componentes referentes ao SEBAL, sendo eles: calibração radiométrica, reflectância monocromática, albedo planetário, transmissividade atmosférica, albedo de superfície, NDVI (Normalized Vegetation Index) LAI (Leaf Area Index), emissividades, temperatura de superfície, radiação de onda curta incidente, radiação de onda longa incidente e radiação de onda longa emitida. Após esses produtos, é possível o

cálculo do saldo de radiação.

Associando os resultados dos métodos citados, busca-se a o entendimento de como os índices físicos servem como suporte na análise das classificações de imagens provenientes de sistemas sensores. Estes processos foram aplicados para analisar a dinâmica espacial entre o reservatório de Itaparica e seu entorno, situados no município de Petrolândia, região agreste de Pernambuco.

2. ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo (Figura 1) é o reservatório da Hidroelétrica Luiz Gonzaga, mais conhecida como Barragem de Itaparica no município de Petrolândia em Pernambuco. É a área de interesse do projeto INNOVATE (*Interplay among multiple uses of water reservoirs via innovative coupling substance cycles in aquatic and terrestrial ecosystems*). Projeto esse realizado em cooperação científica entre o Brasil e a Alemanha, que tem por interesse principal entender as relações entre mudanças climáticas e formas de uso da terra e da água na região do Reservatório de Itaparica.

O município se localiza na meso-região do Submédio Vale do São Francisco. Tem população estimada para 2015 de 35.342 habitantes, área de 1056,595 Km², resultando numa densidade demográfica de 30,75 hab/km².

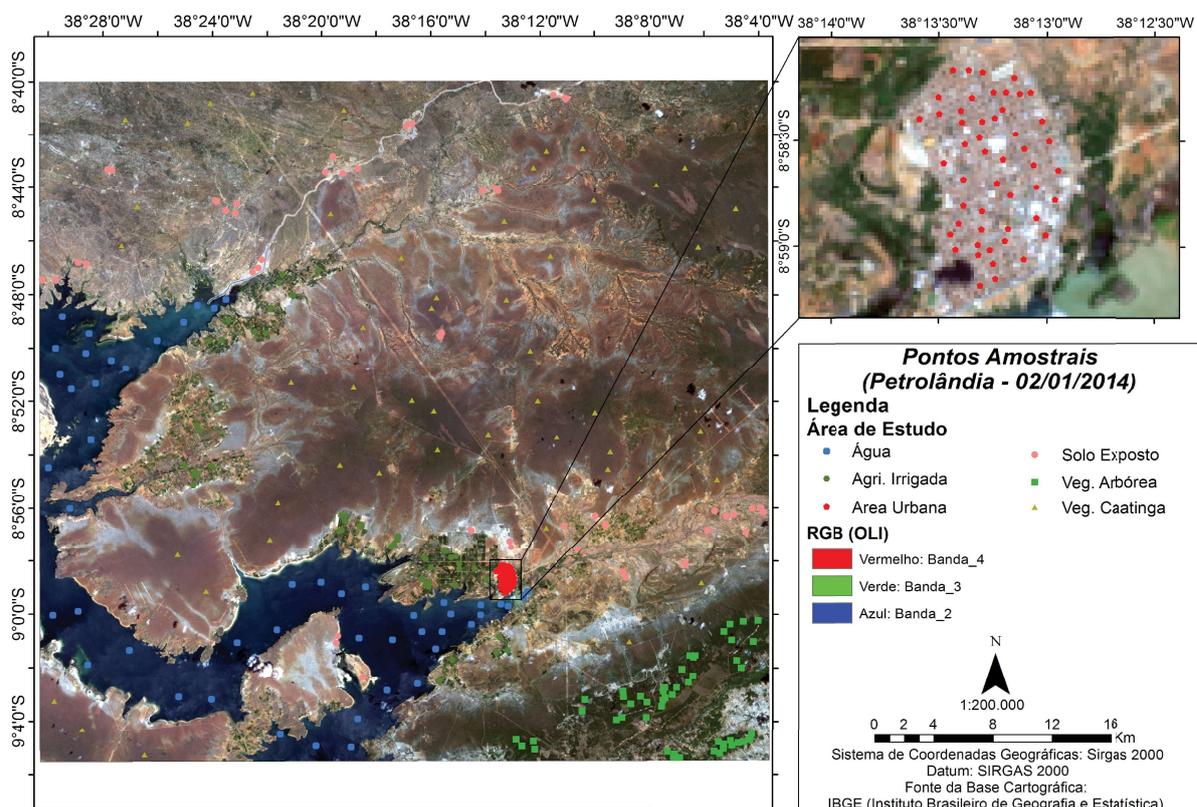


Fig. 1 - Área de estudo e pontos amostrais.

Está situada a uma altitude de aproximadamente 280 metros acima do nível do mar, seu clima é semiárido do tipo BSh, segundo a classificação de Koppen. A vegetação é composta por caatinga hiperxerófila, e os solos predominantes são os Planossolos, Podzólicos e Litólicos.

Na figura 1, estão representados os pontos amostrais de cada classe observada, com destaque para a área urbana, onde a concentração de pontos impossibilitou a visualização na escala menor.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Os itens a seguir se referem aos procedimentos metodológicos aplicados para a obtenção da classificação por Máxima Verossimilhança (3.1) e do Saldo de Radiação (3.2) na imagem empilhada dos sensores OLI e TIRS ambos à bordo do satélite Landsat 8. A imagem é referente à data 02/01/2014, órbita 216 e ponto 66, foi obtida de forma gratuita através da plataforma Earth Explorer sob responsabilidade da USGS (United States Geological Survey).

3.1 Classificação supervisionada pelo método da Máxima Verossimilhança

O método considera a ponderação das distâncias médias, utilizando parâmetros estatísticos de distribuição dos pixels dentro de uma determinada classe (CRÓSTA, 1992).

Sua aplicação através do software Spring 5.2.7, consistiu em obter pixels amostrais para cada classe de forma especializada na imagem pelo processo de treinamento. Sendo essas amostras processadas de acordo com o algoritmo de máxima verossimilhança, e sua estatística extraída, a imagem de classificação foi gerada.

Para a classificação, foi definido um limiar de classificação de 100% dos pixels, dessa forma, gerando um mapa com toda sua área preenchida, atribuindo os pixels nas classes observadas de acordo com a classe que mais se lhe assemelha.

3.2 Conversão dos números digitais para Radiação no Topo da Atmosfera

Os Números Digitais (ND) da imagem foram transformados para valores de radiação por meio da (Equação 1) seguindo o procedimento indicado pela USGS (2015):

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L \quad (1)$$

onde: (L_{λ}) é a radiação espectral no topo da atmosfera ($W m^2$); (M_L) é o fator multiplicativo de redimensionamento específico para cada banda; (A_L) corresponde ao fator de redimensionamento aditivo específico para cada banda e (Q_{cal}) aos valores dos Números Digitais de cada pixel.

3.2.1 Conversão dos números digitais para Refletância no Topo da Atmosfera

Para a obtenção da refletância, a USGS (2015) recomenda a seguinte equação:

$$\rho_{\lambda'} = M_{\rho} Q_{cal} + A_{\rho} \quad (2)$$

onde: ($\rho_{\lambda'}$) é a refletância planetária no topo da atmosfera sem correção para o ângulo solar; (M_{ρ}) é o fator multiplicativo de redimensionamento específico para cada banda; (A_{ρ}) é o fator de redimensionamento aditivo específico para cada banda e (Q_{cal}) corresponde aos valores dos Números Digitais de cada pixel.

$$\rho_{\lambda'} = M_{\rho} Q_{cal} + A_{\rho} \quad (3)$$

onde: ($\rho_{\lambda'}$) é a refletância planetária no topo da atmosfera sem correção para o ângulo solar; (M_{ρ}) é o fator multiplicativo de redimensionamento específico para cada banda; (A_{ρ}) é o fator de redimensionamento aditivo específico para cada banda e (Q_{cal}) corresponde aos valores dos Números Digitais de cada pixel.

3.2.2 Albedo Planetário (α_{toa})

O cálculo do albedo planetário (α_{toa}) para cada banda, isto é, o albedo não ajustado a transmissividade atmosférica, é obtido através de combinação linear entre as refletâncias monocromáticas, pela equação abaixo, obtidos em Allen *et al.* (2002).

$$\alpha_{toa} = 0,300_{p1} + 0,276_{p2} + 0,233_{p3} + 0,143_{p4} + 0,035_{p5} + 0,012_{p7} \quad (4)$$

onde ρ_1 corresponde à banda 1, ρ_2 corresponde à banda 2, e assim sucessivamente. Os coeficientes de peso para cada cálculo de cada banda foram obtidos em Ruhoff *et al.* (2015).

3.2.3 Transmissividade Atmosférica (τ_{sw})

A transmissividade atmosférica para condições de céu claro no domínio da radiação solar (τ_{sw}) é determinada por Allen *et al.* (2002).

$$\tau_{sw} = 0,75 + 2 * 10^{-5}z \quad (5)$$

em que z = altitude da estação hidrometeorológica ou o Modelo Digital de Elevação (MDE).

3.2.4 Albedo de Superfície (α)

O albedo da superfície ou albedo corrigido os efeitos atmosféricos (α) corresponde a:

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa}\alpha_p}{\tau_{sw}^2} \quad (6)$$

em que: α_{toa} = albedo planetário; α_p = porção da radiação solar refletida pela atmosfera, considerado 0,03 conforme Bastiaanssen (2000) e τ_{sw} = transmissividade atmosférica para os dias de céu claro.

3.2.5 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

O NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) utiliza uma razão entre as reflectâncias das bandas do vermelho e do infravermelho próximo. Essas bandas são escolhidas pelo fato de haver diferentes comportamentos da vegetação quanto à absorção e reflexão de energia em cada uma delas. Essa relação, possibilita a análise das características da vegetação, e a distinção das classes vegetais quanto à porte, biomassa fotossintetizante e conteúdo hídrico.

$$NDVI = \frac{(\rho_{iv} - \rho_v)}{(\rho_{iv} + \rho_v)} \quad (7)$$

3.2.6 Leaf Area Index – LAI

O LAI (*Leaf Area Index*) é definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação. O LAI é um indicador da biomassa de cada pixel da imagem e o mesmo foi computado pela seguinte equação empírica obtida por Allen *et al.* (2002), (Equação 8):

$$LAI = \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (8)$$

3.2.7 Emissividades

Na determinação da emissividade (ϵ_{NB}), empregou-se a expressão, em que o LAI é o índice de área foliar obtido com base no índice de vegetação ajustado para efeitos do solo (SAVI) que é função da reflectância do infravermelho próximo e vermelho. Esta equação tem validade para $IAF < 3$ e, em casos que $LAI \geq 3$, considera-se $\epsilon_{NB} = 0,98$ e, para corpos de água $\epsilon_{NB} = 0,99$, (Oliveira *et al.*, 2012). Segundo Allen *et al.* (2002), as emissividades ϵ_{NB} (Equação 9) e ϵ_0 (Equação 10) podem ser obtidas, para $NDVI > 0$ e $IAF < 3$, segundo, (MACHADO *et al.*, 2010):

$$\epsilon_{NB} = 0,97 + 0,00331 * LAI \quad (9)$$

$$\epsilon_0 = 0,95 + 0,01 * LAI \quad (10)$$

Para pixels com $LAI \geq 3$, ($\epsilon_{NB} = \epsilon_0 = 0,98$). Para corpos de água ($NDVI < 0$), no caso do lago de Sobradinho e do leito do Rio São Francisco, Silva & Cândido (2004) utilizaram os valores de 0,99 e 0,985, conforme Allen *et al.* (2002).

3.2.8 Temperatura de Superfície (Tsup)

Para a obtenção da temperatura da superfície (Tsup) são utilizadas a radiância espectral da banda termal Lλ10 e a emissividade (ϵ_{NB}).

$$Tsup = \frac{K_2}{\left(\frac{\epsilon_{NB}K_1}{L_{\lambda,6}} + 1\right)} \quad (11)$$

onde (K_1) = 607,76 $W m^{-2} sr^{-1} \mu m$ e (K_2) = 1260,56K são constantes de calibração da banda termal do Landsat 5 – TM (ALLEN *et al.*, 2002; Silva *et al.*, 2005). Na equação 11 é utilizada a banda 6 por ter sido desenvolvida originalmente para o Landsat 5 - TM, porém, para o Landsat 8 são utilizadas as bandas 10 ou 11.

3.2.9 Radiação de Onda Curta Incidente (R_{OC_INC})

A radiação de onda curta incidente (R_{OC_INC}) em $W m^{-2}$, segundo Bastiaanssen (2000) refere-se ao fluxo de radiação solar global (direta juntamente com difusa) que incide em cada pixel na passagem do satélite e pode ser obtida através da equação 12:

$$R_{oc_inc} = S \cos Z d_r \tau_{sw} \quad (12)$$

em que: S = constante solar (1367 W m⁻²); Z = ângulo zenital solar; τ_{sw} = transmissividade atmosférica para condições de céu claro no domínio da radiação solar; d_r = quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol (r_o) e a distância Terra-Sol (r) em dado dia do ano (DSA).

3.2.10 Radiação de Onda Longa Incidente (R_{OL_INC})

A radiação de onda longa incidente à superfície ROL,INC (W m⁻²) representa o fluxo da radiação termal emitido pela atmosfera na direção da superfície e foi obtida através da equação de Stefan-Boltzmann, Silva & Cândido (2004).

$$R_{OL_INC} = \varepsilon_a \sigma T_{ar}^4 \quad (13)$$

em que ε_a é a emissividade atmosférica, obtida segundo Duarte *et al.* (2006), σ é a constante de Stefan-Boltzmann (5,67 x 10⁻⁸ W m⁻² K⁻⁴) e T_a é a temperatura do ar (K).

$$\varepsilon_a = 0,85 (-1n\tau_{sw})^{0,09} \quad (14)$$

em que: τ_{sw} = transmissividade atmosférica para condições de céu claro no domínio da radiação solar.

3.2.11 Radiação de Onda Longa Emitida (R_{OL_EMI})

A radiação de onda longa emitida pela superfície (R_{OL_EMI}) em W m⁻², calculada também segundo a equação de Stefan-Boltzmann (ALLEN *et al.* 2002):

$$R_{OL_EMI} = \varepsilon_o \sigma T_{ar}^4 \quad (15)$$

em que: T_{sup} = temperatura da superfície (K); ε_o = emissividade no domínio da banda larga; σ = constante de Stefan-Boltzmann ($\sigma = 5,67 \times 10^{-8}$ Wm⁻² K⁻⁴).

3.2.12 Balanço de Radiação ou Saldo de Radiação à Superfície (Rn)

O saldo de radiação é definido pela equação 26 de Allen *et al.* (2002).

$$Rn = R_{oc_INC} (1 - \alpha) + R_{OL_INC} - R_{OL_EMI} - (1 - \varepsilon_o) R_{OL_INC} \quad (16)$$

em que: R_{oc_INC} = radiação de onda curta incidente (W m⁻²); R_{OL_INC} = radiação de onda longa incidente (W m⁻²); R_{OL_EMI} = radiação de onda longa emitida pela superfície (W m⁻²); α = albedo da superfície (%); ε_o = emissividade no domínio da banda larga de cada pixel.

4. RESULTADOS

Os itens 4.1 e 4.2 discorrem acerca da análise dos resultados obtidos pela classificação supervisionada e o item 4.3 trata dos resultados obtidos a partir do saldo de radiação.

4.1 Resultados da classificação por Máxima Verossimilhança

O método de classificação por Máxima Verossimilhança (Figura 2) apresentou um desempenho geral de 95.16% (Tabela 1). Porém, por este parâmetro considerar apenas os valores da diagonal principal da matriz de confusão (Tabela 2), o alto desempenho neste caso é reflexo da grande quantidade de amostras das classes de água e vegetação de caatinga (vegetação de características arbóreo-arbustivas). Nelas houve menor confusão, por se destacarem bastante das demais classes. Dessa forma, elas exerceram maior influência na classificação. O índice Kappa, que considera todos os valores da matriz resultou em 92.99%, o que segundo Landis & Koch (1977) é considerado excelente. Ao analisar a matriz de erros, mesmo nas classes com menor número de amostras, a classificação apresentou concordância na maioria das vezes. A classe de agricultura irrigada foi a que apresentou percentualmente o maior número de pixels classificados como outra classe, no caso, havendo confusão em 37% com pixels referentes à vegetação arbórea.

Tabela 1: Estatísticas gerais da classificação

Desempenho Geral	95.16 %
Confusão Média	4.84 %
Estatística KAPPA	92.99 %

Uma forma melhor de observar a qualidade da classificação é por meio das exatidões do usuário e do produtor (Tabela 3). A exatidão do usuário significa a proporção da quantidade de pixels classificados corretamente na categoria que lhe foi atribuída no processo de aquisição de amostras, pelo número total de pixels coletados nessa classe. Ou seja, é a porcentagem de pixels

que foram classificados corretamente dentro de própria classe. Já a exatidão do usuário significa a proporção nessa classe de pontos atribuídos decorrentes de erros nas outras classes.

As classes de água e vegetação de caatinga apresentaram exatidão do produtor de 100%, sendo assim, todos os pixels que foram coletados e atribuídos à elas, realmente foram classificados como pertencentes às classes. Na exatidão do usuário, a água aparece com 99.56%, dessa forma, segundo o algoritmo, nessa proporção, das vezes que um observador visualizar um pixel referente a água, realmente esse pixel é da classe água. Essa alta exatidão do produtor ressalta o grande contraste da água com os demais alvos, pois, praticamente não houve erros de inclusão de pixels pertencentes à outros tipos de feições terrestres. A vegetação de caatinga apresentou exatidão do usuário um pouco menor, mesmo assim obteve um excelente resultado de 93.95%. O solo exposto obteve exatidão do produtor de 94.24% e 88.22%

de exatidão do usuário, sendo bem classificado por ambos os parâmetros. Assim como a vegetação arbórea que apresentou valores de 91.39% para exatidão do produtor, e 94.48% de exatidão do usuário. A classe referente à agricultura irrigada apresentou exatidão do produtor de 57.14% e exatidão do usuário de 62.34%. Esta classe, apesar de estar classificada como boa, seu desempenho foi menor que as classes anteriores. Nessa classe por suas características espectrais, houve confusão com a vegetação arbórea. A classe de área urbana obteve 41.67% de exatidão do produtor, porém 94.24% de exatidão de usuário. Essa classe foi em grande parte superestimada, ou seja, apresentando erros de comissão. Isso ocorre quando a classe é excessivamente delimitada, englobando áreas onde são observados outros tipos de uso do solo. Neste caso, foi atribuído à ela, a maior parte do solo exposto. Ambas as classes apresentam valores espectrais semelhantes, o que resultou nessa confusão.

Tabela 2: Matriz de Confusão da Classificação por Máxima Verossimilhança

Classes	Água	Agri. Irrigada	Área Urbana	Solo Exposto	Veg. Arbórea	Veg. Caatinga	Soma (Linha)
Água	1371	0	0	6	0	0	1377
Agri. Irrigada	0	48	0	0	29	0	77
Área Urbana	0	0	50	3	0	0	53
Solo Exposto	0	0	35	262	0	0	297
Veg. Arbórea	0	18	0	0	308	0	326
Veg. Caatinga	0	18	35	7	0	931	911
Soma (Coluna)	1371	84	120	278	337	931	3121

Tabela 3: Exatidão do produtor e usuário

Classe	Exatidão do Produtor	Exatidão do Usuário
Água	100.00%	99.56%
Agricultura Irrigada	57.14%	62.34%
Área Urbana	41.67%	94.34%
Solo Exposto	94.24%	88.22%
Vegetação Arbórea	91.39%	94.48%
Vegetação de Caatinga	100.00%	93.95%

4.2 Estatística para os pontos coletados

De forma a observar numa escala maior, foi gerada uma matriz de confusão (Tabela 4) a partir dos pontos amostrais coletados na imagem. Foram obtidos 50 pontos por análise visual de cada uma das classes. A exatidão global foi de 88% e o índice Kappa resultante foi de 86% (Tabela 5). Mesmo sendo valores altos para uma classificação, é importante ressaltar que as coletas foram realizadas em pontos individuais onde o operador visualmente identificou a presença de cada uma das classes. Dessa forma, a exatidão obtida deveria ser próxima à 100%.

Porém, é possível perceber a classe de agricultura irrigada apresentando o menor número de pixels na diagonal principal da matriz, onde 20% dos pontos coletados como pertencentes à sua classe, foi classificada como vegetação arbórea. Nas outras classes, a proporção de erros foi próxima aos 10%.

A partir das exatidões do produtor e do usuário (Tabela 6) é possível observar também uma menor acurácia da classificação entre as áreas de solo exposto e área urbana, assim como as de vegetação arbórea e agricultura irrigada. Água e vegetação de caatinga demonstraram os melhores desempenhos.

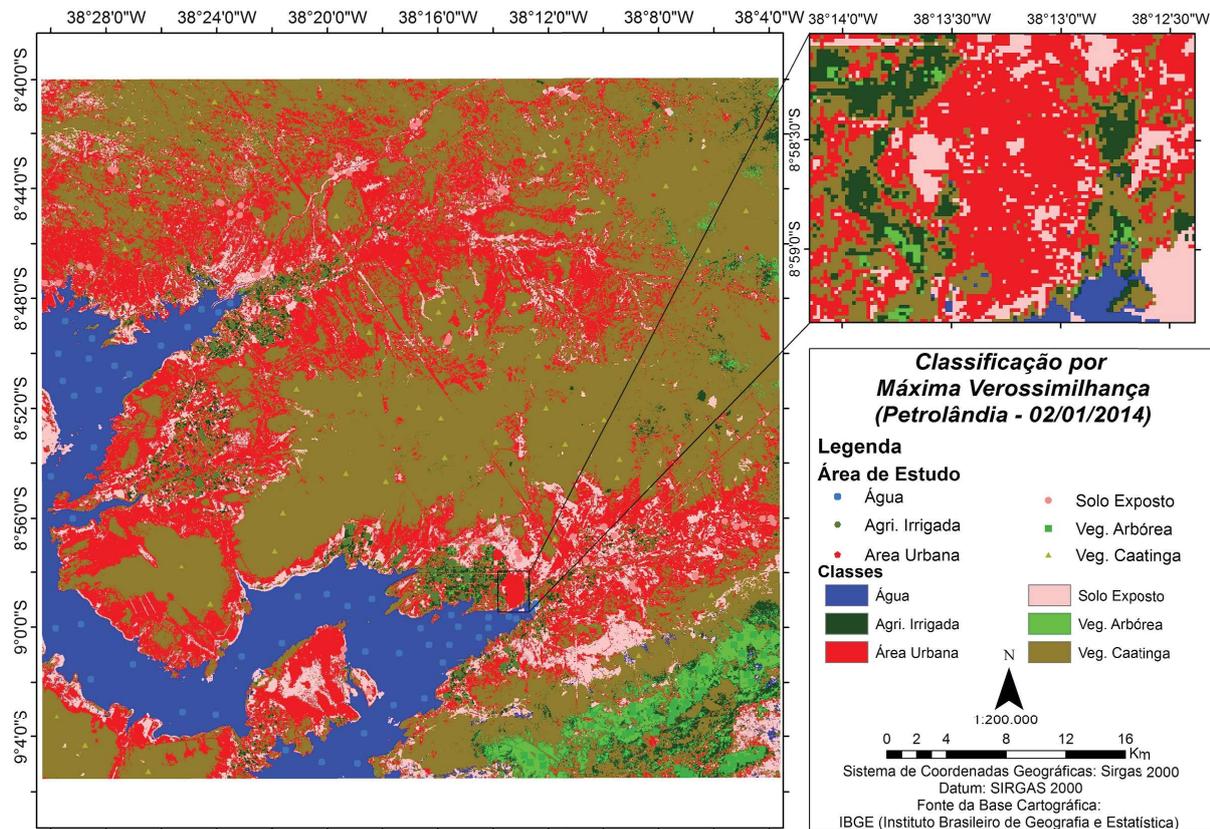


Fig. 2 - Carta-imagem da classificação por Máxima Verossimilhança

4.3 Resultados obtidos por meio do Saldo de Radiação

O saldo de radiação (Figura 3) é influenciado pela presença de umidade nas classes. Por isso, as classes que apresentam maiores valores de troca de massa com a atmosfera são as que possuem maiores conteúdos hídricos, pois estas fornecem mais energia para os processos de evapotranspiração, aquecimento do ar e do solo, assim como a fotossíntese. No reservatório foram notados valores entre 730 W m^{-2} a 760 W m^{-2} . Estes valores são condizentes com os encontrados para o lago de Sobradinho por (ANDRADE, 2008) onde foi constatado que o saldo de radiação foi da proporção de 751,3

W m^{-2} e $750,7 \text{ W m}^{-2}$ em imagens do sensor Landsat 5 para os anos de 2000 e 2001.

A classe de que apresentou valores próximos à anterior foi a vegetação arbórea, onde seus valores variaram no intervalo comportado entre 710 W m^{-2} e 730 W m^{-2} . Lopes *et al.* (2014) obteve valores de 728 W m^{-2} em áreas de caatinga arbórea florestada também nas proximidades do reservatório de Itaparica.

As áreas de agricultura irrigada apresentaram uma variação entre 650 W m^{-2} e 720 W m^{-2} para este parâmetro. Essa grande intervalo para essa classe é resultado da não homogeneidade dos cultivos. Se destacam a produção de abóbora, melancia e coco, (CODEVASF, 2014).

Tabela 4: Matriz de Confusão da Classificação por Máxima Verossimilhança obtida pelos pontos amostrais

Classes	Água	Agri. Irrigada	Área Urbana	Solo Exposto	Veg. Arbórea	Veg. Caatinga	Soma (Linha)
Água	50	1	0	0	0	0	51
Agri. Irrigada	0	36	0	0	7	0	43
Área Urbana	0	0	45	6	0	5	56
Solo Exposto	0	0	5	44	0	0	49
Veg. Arbórea	0	10	0	0	43	0	53
Veg. Caatinga	0	3	0	0	0	45	48
Soma (Coluna)	50	50	50	50	50	50	300

Tabela 5: Estatísticas gerais da classificação por pontos amostrais

ESTATÍSTICAS	VALOR
Desempenho Geral	88%
Confusão Média	12%
Índice KAPPA (K)	86%

Tabela 6: Exatidão do produtor e usuário da classificação por pontos amostrais

Classe	Exatidão do Produtor	Exatidão do Usuário
Água	100%	98%
Agricultura Irrigada	72%	84%
Área Urbana	90%	80%
Solo Exposto	88%	90%
Vegetação Arbórea	86%	81%
Vegetação de Caatinga	90%	94%

Essas duas classes de vegetação que apresentaram valores de saldo de radiação elevados, contribuem para o balanço de energia de forma acentuada, devido sua alta evapotranspiração.

A vegetação de caatinga é a classe em que há maior variação, num intervalo compreendido entre 600 W m^{-2} e 690 W m^{-2} . Também resultado da distinção tanto de porte quando de contexto espacial em que esta se insere. Esses valores são semelhantes aos obtidos por Silva *et al.* (2005), onde observou que a vegetação de caatinga teve valores médios de 621 W m^{-2} .

Área urbana e solo exposto expuseram os menores valores, porém, a área urbana apresentou constantemente valores superiores aos do solo exposto. A primeira variou entre 550 W m^{-2} e 600 W m^{-2} , sendo que a segunda dificilmente ultrapassou o valor de 500 W m^{-2} . Essa medida baixa do saldo ocorre em áreas que apresentam valores altos de albedo, e vice-versa, como constatou Filgueiras (2015).

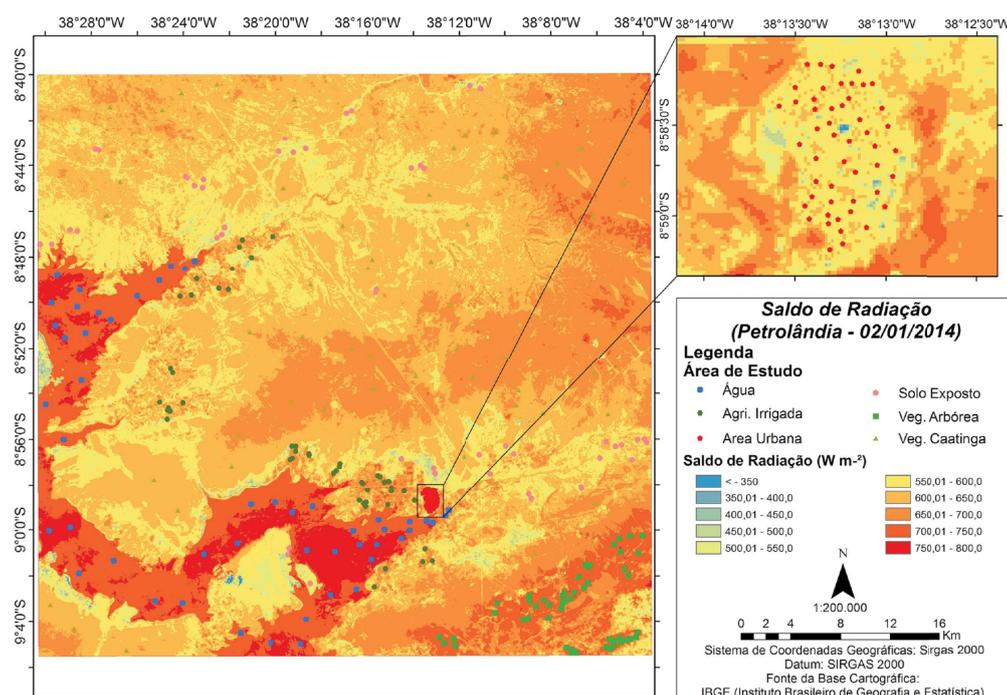


Fig. 3 - Carta-imagem do Saldo de Radiação.

A Figura 4 aponta para um comportamento padronizado para cada tipo de classe. Cada uma delas apresenta baixa variação dentro da classe, resultando em poucos casos onde os valores se confundem. Pela análise da figura é possível separar as classes que apresentaram confusão na classificação supervisionada. Os valores da classe de vegetação arbórea foram majoritariamente maiores que os observados nos pontos de agricultura irrigada. Na vegetação arbórea foi observado um valor médio entre os pontos de 731,83 W m⁻² (Figura 5), e na

agricultura irrigada a média foi de 692,19 W m⁻², o que é uma diferença de aproximadamente 5%. Para a classe de área urbana o valor médio foi de 582,56 W m⁻², já no solo exposto, esse valor foi de 509,19 W m⁻², o que resulta numa diferença de cerca de 12%. No solo exposto, alguns pixels apresentaram valores muito inferiores são correspondentes aos pontos coletados na borda do reservatório, onde a presença de bancos de areia é predominante, corroborando a tendência de valores baixos que a falta de matéria orgânica e de umidade geram no saldo de radiação.

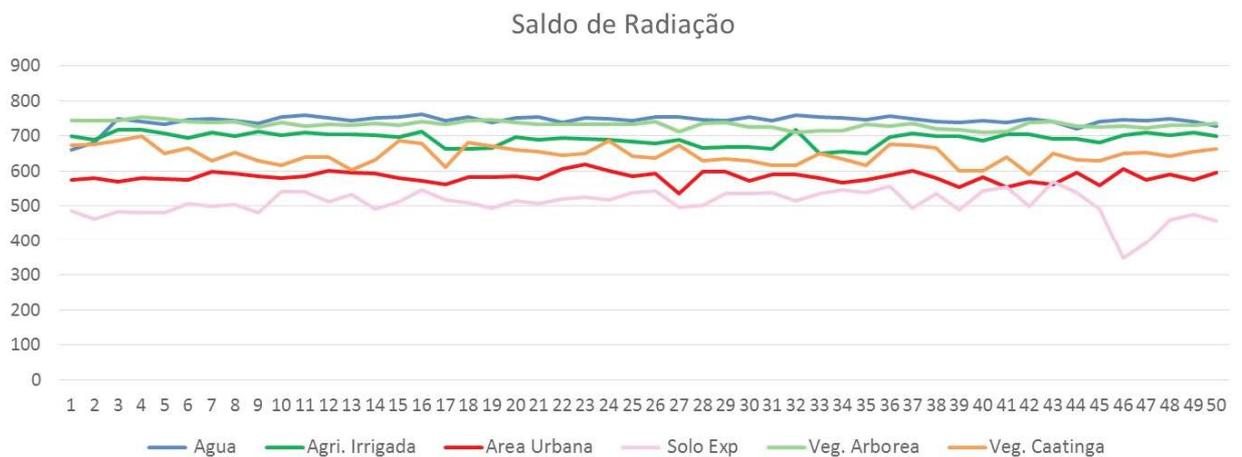


Fig. 4 - Variação do Saldo de Radiação entre as classes.

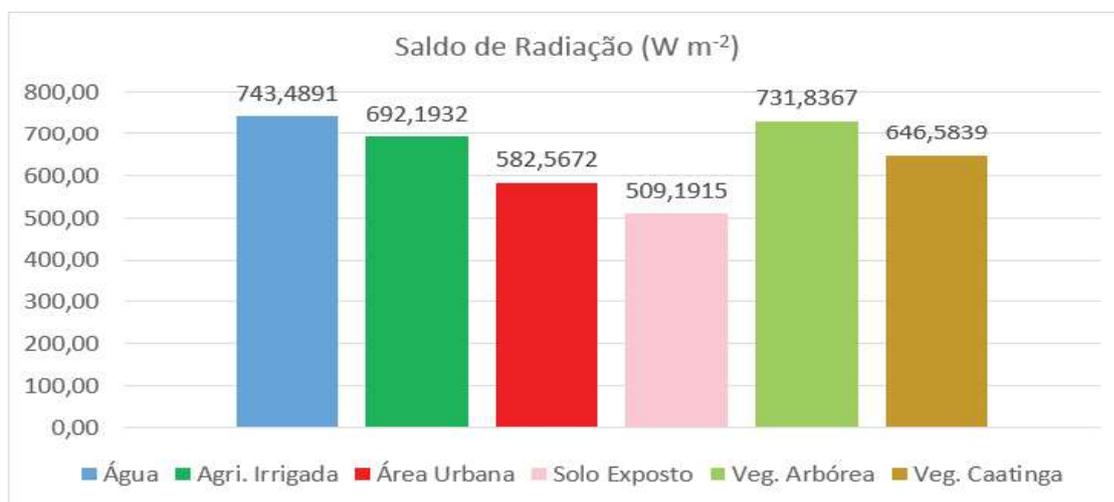


Fig. 5 - Média dos valores obtidos para o saldo de radiação para os pontos amostrais.

5. CONCLUSÕES

Foi observado que as classificações supervisionadas, mesmo apresentando bom desempenho para a maioria das classes de uso do solo, incorrem em áreas de confusão a partir da semelhança dos pixels de vegetação arbórea e agricultura irrigada, assim como para área urbana e solo exposto.

O reservatório foi muito bem classificado

pela máxima verossimilhança. Esta classe apresentou grande destaque também nos valores de saldo de radiação.

É possível perceber que as classes de área urbana e solo exposto foram as que mais resultaram em erros na classificação supervisionada, porém, o saldo de radiação, onde a diferença dos valores observados foi de

12%, se mostra uma ferramenta que consegue diferenciar esses alvos com boa eficiência.

Além disso, os valores de saldo de radiação obtidos para os pontos amostrais permitem dizer ainda, que cada classe exprime um comportamento geralmente distinto, facilitando a discriminação de cada alvo.

Dessa forma, conclui-se que o saldo de radiação pode ser utilizado no estudo do uso e ocupação do solo e auxiliar na produção de mapeamentos em áreas como variados tipos de alvo.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos e ao projeto INNOVATE (*INterplay between the multiple use of water reservoirs via inNOVative coupling of substance cycles in Aquatic and Terrestrial Ecosystems*) aprovado pelo MCT e pelo Ministério Alemão de Educação e Pesquisa – BMBF.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. 2002. **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land). Advance Training and User's Manual** – Idaho Implementation, version 1.0. 97p.

ANDRADE, R. G.; **Aplicação do algoritmo SEBAL na estimativa da evapotranspiração e da biomassa acumulada da cana-de-açúcar**. Tese de doutorado, Programa de Pós-Graduação em Meteorologia Agrícola. Universidade Federal de Viçosa. Viçosa/MG, 2008, 164p.

BASTIAANSSEN, W. G. M. **Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain**. Wageningen: Wageningen Agricultural University, 1995. 237p. PhD thesis.

BASTIAANSSEN, W. G. M. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v. 229, p. 87-100, 2000.

CODEVASF. Icó Mandantes. **Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e do Parnaíba**. 2014. Acesso em 02/09/2016.

1p. Disponível em: <http://www.codevasf.gov.br/principal/perimetros-irrigados/elenco-de-projetos/ico-mandantes>.

COHEN, J. A.; Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Measurement**. Vol XX, No 1, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R. G., GREEN, K.; Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices. **New York: Lewis Publishers**. 1991, 137p.

CRÓSTA, A. P, **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**, Campinas, SP, UNICAMP, ed. rev., 1992, 170p.

DUARTE, H. F., DIAS, N. L., MAGGIOTTO, S. R. Assessing daytime downward longwave radiation estimates for clear and cloudy skies in Southern Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 139, p.171–181, 2006.

FILGUEIRAS, R; BRITO, R.R.; LEDA, V.C.; SANTOS, J.E.O.; CUNHA, A.R.; ZIMBACK, C.R.L.; Saldo de radiação por meio de imagens orbitais na região de Botucatu-SP. **Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, 8p.

FILHO, J.C.C.M.; **Análise espectro-temporal de índices físicos e classificadores de imagem de sensoriamento remoto**. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, UFPE, 90p., 2012.

LANDIS, J. R., KOCH, G. G.; The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. **Biometrics. International Biometric Society**, Vol. 33 N°1, p. 159-174, 1977.

LOPES, H. L., SILVA. B. B., PACHECO, A. D. P.; Distribuição Espacial do Saldo de Radiação e do Fluxo de Calor no Solo no Território de Itaparica, Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia** (2014) N0 66/2: p. 233-244. Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto. ISSN: 1808-0936

MACHADO, C. C.; SILVA, B. B.; ALBUQUERQUE, M. B.; GALVÍNCIO, J. D.; Estimativa do Balanço de Energia utilizando imagens Tm – Landsat 5 e o algoritmo SEBAL no

Litoral Sul de Pernambuco. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.29, n.1, p. 55 - 67, 2014.

RUHOFF, A. L., SILVA, B. B., ROCHA, H. R.; Determinação da irradiância solar no topo da atmosfera para cálculo do albedo e balanço de energia a partir de imagens LANDSAT 8 OLI. **Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, 8p. INPE.

SILVA, B.B.; LOPES, G.M.; AZEVEDO, P. V.; Balanço de radiação em áreas irrigadas utilizando

imagens landsat 5 – tm. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.20, n.2, p. 243-252, 2005.

SILVA, B.B., CÂNDIDO, M. V. Determinação da evapotranspiração em escala regional através do SEBAL e imagens Landsat 5 – TM. **XIII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Fortaleza, 2004, 12p.

USGS. **Using the USGS Landsat 8 Product**. United States Geological Survey. 2015, 4p. Acesso em 22/08/2016. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php.