



COMPARAÇÃO TEMÁTICA DE IMAGENS FUSIONADAS E NÃO FUSIONADAS

*Júlio César Albuquerque Simões Belo*¹; *Mirelly de Oliveira Farias*²;
*João Rodrigues Tavares Junior*³; *Ana Lúcia Bezerra Candeias*⁴

^{1,2,3,4}Depto. de Engenharia Cartográfica, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil

Comissão IV - Sensoriamento Remoto, Fotogrametria e Interpretação de Imagens

RESUMO

A avaliação da acurácia temática de imagens de Sensoriamento Remoto é um ponto relevante e que é apresentado nesse artigo. Através da análise dos índices kappa e Tau obtidos a partir das matrizes de confusão, e da classificação das imagens orbitais fusionadas, realizou-se um estudo estatístico considerando os valores da exatidão do produtor das imagens não fusionadas e de cada amostra individual, sendo possível avaliar a tendência de melhora de cada classe individual. Foram utilizadas imagens de satélite CBERS4, com resoluções espaciais de 5 e 10 metros. Ao avaliar a acurácia do produtor para cada classe individual, o classificador da Distância Euclidiana demonstrou o melhor desempenho em termos de exatidão global quando se comparou as imagens fusionadas e não fusionadas, nas imagens fusionadas para as classes amianto novo, amianto velho e vegetação foi obtido tendências de melhora de 64,94%, 13,42% e 2,19%, respectivamente.

Palavras-chave: Acurácia Temática, Classificação, Sensoriamento Remoto.

ABSTRACT

The evaluation of the thematic accuracy of Remote Sensing images is a relevant point and is presented in this article. Through the analysis of the kappa and Tau indices obtained from the confusion matrices and the classification of the fused orbital images, a statistical study was performed considering the values of the producer's accuracy of the non-fused images and of each individual sample, being possible to evaluate the improvement trend of each individual class. CBERS4 satellite images were used, with spatial resolutions of 5 and 10 meters. When evaluating the accuracy of the producer for each individual class, the Euclidean distance classifiers showed the best performance in terms of global accuracy when comparing the fused and non-fused images in the fused images for the new asbestos, old asbestos and vegetation classes was obtained improvement trends of 64.94%, 13.42% and 2.19%, respectively.

Keywords: Thematic accuracy, Classification, Remote Sensing.

1- INTRODUÇÃO

As imagens de Sensoriamento Remoto e seus produtos fusionados são usados em diversos mapeamentos cartográficos da superfície terrestre. Avaliar a exatidão obtida no processo de análise dos dados do sensoriamento remoto é uma etapa fundamental, pois os usuários desses produtos necessitam saber sobre a confiabilidade dos dados derivados de mapas obtidos por meio desta ferramenta. (Coutinho, 2007)

Segundo (Vieira, 2000) para avaliar a qualidade dos produtos cartográficos deve-se levar em conta a exatidão posicional, relacionada com a posição relativa e absoluta de

feições na carta imagem e seus homólogos no terreno, e a exatidão temática, que se refere à exatidão dos atributos gerados a partir do processo de classificação da imagem.

Para os estudos de exatidão temática foi utilizado a Matriz de Confusão ou Matriz de Erro para fazer a avaliação das informações espectrais presentes nas imagens de satélite. Apesar de ser amplamente utilizada pela comunidade científica, poucos os estudos abordam como os índices de exatidão se comportam com relação a acurácia temática. Deste modo, o presente trabalho tem por objetivo fazer comparações de exatidão

temáticas entre índices das imagens classificadas para avaliar tendências de melhora entre imagens fusionadas e não fusionadas.

Segundo Vieira (2000), o coeficiente Kappa (K) é uma medida da concordância real (indicado pelos elementos diagonais da matriz de confusão) menos a concordância por chance (indicado pelo produto total da linha e coluna, que não inclui entradas não reconhecidas), ou seja, é uma medida do quanto à classificação está de acordo com os dados de referência

De acordo com Ma e Redmond (1995), o índice Tau fornece uma medida quantitativa relativamente precisa e intuitiva sobre a exatidão da classificação. Este índice é uma medida da concordância real (indicado pelos elementos diagonais da matriz de confusão) menos a concordância casual (indicado pela distribuição marginal dos dados de referência e as probabilidades a priori para cada classe).

2-FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O sensoriamento remoto tem como um dos seus principais objetivos a extração das informações contidas nas imagens e a sua codificação em documentos que possam ser lidos nas formas de tabelas, gráficos ou mapas. Através das técnicas de classificação digital de imagens, é possível automatizar esse o processo de extração das informações nas imagens digitais, além de eliminar a subjetividade da interpretação humana. A classificação refere-se à interpretação de imagens de sensoriamento remoto auxiliada por um sistema de computador, e na sua maioria, baseia-se exclusivamente da detecção de assinaturas espectrais das classes de cobertura da terra (ROSA, 2007). Os métodos de classificação podem ser divididos em: classificação paramétrica e não-paramétrica, classificação espectral e espacial, e classificação supervisionada ou não-supervisionada. E ainda podemos dividir os classificadores em classificação por pixel ou por regiões. Neste trabalho foram utilizados classificadores supervisionados por pixel.

2.1 Métodos de Classificação de Imagens

2.1.1. Classificação de Distância Euclidiana - É um método de classificação supervisionada que utiliza esta distância para associar um pixel a uma determinada classe. Para classificar imagens digitais, esse método compara a distância euclidiana do *pixel* à média de cada classe e o atribui à classe cuja média seja mais próxima a ele (BORGES, SILVA e CASTRO, 2007 e ENVI, 2007).

2.1.2. Método da Máxima Verossimilhança (MaxVer) e Máxima Verossimilhança-ICM (Maxve-ICM)- A classificação MAXVER considera a ponderação das distâncias entre as médias dos valores dos pixels das classes, utilizando parâmetros estatísticos e cada pixel é destinado à classe que tem a mais alta probabilidade. Isso significa que para um pixel na posição x do espaço multiespectral, um conjunto de probabilidades são computadas e que dão as possibilidades relativas do pixel pertencer a cada classe disponível ($p(x|\omega_i)$) (MENESES e ALMEIDA, 2012). O classificador de Máxima Verossimilhança-ICM, ao contrário do MAXVER, não só associa as classes considerando na imagem, pontos individuais, mas também considera a dependência espacial da classificação, ou seja, o contexto da imagem a ser classificada (LEITE e ROSA, 2012).

3-MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de Estudo - O município de Olinda está localizado entre as latitudes 07°56'52"S e 08°02'49"S e longitudes 34°49'22"W e 34°49'22"W, a uma altitude média de 530 metros e possui área total de 41,681Km² (IBGE, 2017)

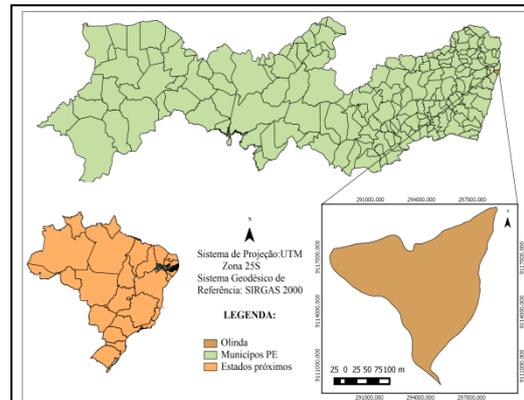


Fig 1 - Localização da área

3.2 Base de Dados- Para o estudo foram utilizadas imagens de satélite do programa espacial em parceria Brasil-China (CBERS) do ano de 2016 de órbita e ponto 146/109. Essa imagem CBERS-4B possui uma composição colorida RGB (vermelho: 0,51-0,85 μm ; verde: 0,52-0,59 μm ; azul: 0,63-0,69 μm), com resolução espacial de 5m (B01) e resolução 10m (B02, B03, B04). Foi adquirida do catálogo de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (INPE, 2016). O banco de dados para o processamento das fusões e classificações foi realizada no ambiente do software SPRING versão 5.5.0. Para os procedimentos de recorte da cena adquirida e

procedimentos estatísticos foram utilizados os softwares Quantum Gis Essentials (QGIS) versão 18.0 e o Microsoft Excel.

No fluxograma (fig. 2) encontra-se o procedimento utilizado para elaboração dos mapas usando os classificadores após as fusões. A etapa do pré-processamento consistiu em fazer um recorte da área onde foram retiradas as amostras de treinamento utilizadas neste estudo. No procedimento de fusão das imagens a avaliação da acurácia temática foi realizada sobre cenas com mesma resolução espacial, ou seja, comparou-se imagem de 10metros não fusionada com a mesma imagem, porém, agora, reprojeta e fusionada com a PAN de 5metros, resultando em uma imagem fusionada. A restauração facilita a interpretação visual, porque permite realizar uma ampliação dos alvos presentes na imagem, assim é mais fácil delimitar áreas menores (Moreira *et al.*, 2009).

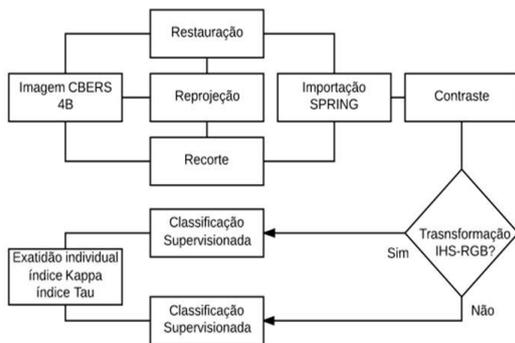


Fig. 2 - Fluxograma. Fonte: Autoria própria

Foi comparado os índices kappa e Tau das matrizes de confusão geradas a partir de diferentes algoritmos de classificação de imagens orbitais fusionadas, para indicar o quanto a melhora da resolução espacial interfere na acurácia temática na interpretação e reconhecimento das unidades da amostra. A partir da análise dos kappas e Tau pode-se concluir qual classificador apresentou maior melhora considerando-se as fusões realizadas.

Tabela 1- Imagem não fusionada

Algoritmos	Exatidão global (%)	Kappa (K) (%)	Tau (T) (%)
MaxVer	82.16	75.21	78.60
MaxVer-ICM	84.91	78.85	81.90
D. Euclidiana	83.02	76.02	79.62

Tabela 2- Imagem fusionada

Algoritmos	Exatidão global	Kappa (K)	Tau (T)
MaxVer	37.37	31.55	24.84
MaxVer-ICM	54.44	41.46	45.33
D. Euclidiana	77.85	69.34	73.42

Tabela 3- Distribuição da exatidão do produtor e usuário ao longo das classes individuais das imagens não fusionadas.

Água	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	100	100	99.76
Usuário	100	100	100

Vegetação	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	98.84	100	97.78
Usuário	96.61	96.94	98.05

T. de Barro	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	52.31	64.38	48.08
Usuário	46.58	63.51	67.57

T.de amianto novo	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	20.62	20.18	18.87
Usuário	76.92	84.62	38.46

Asfalto	Maxver	Maxver-ICM	D.Euclid.
Produtor	57.58	69.70	66.67
Usuário	30.65	18.40	12.80

T. de amianto velho	maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	36.00	47.83	27.78
Usuário	38.30	68.75	52.08

Tabela 4. Distribuição da exatidão do produtor e usuário ao longo das classes individuais das imagens fusionadas

Água	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	100	100	100
Usuário	100	100	100

Vegetação	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	ERRO	100	100
Usuário	ERRO	0.84	71.59

T. de barro	Maxver	Maxver-ICM	D Euclid.
Produtor	48.15	52.22	24.40
Usuário	60.94	70.15	61.19

T. de amianto novo	Maxver	Maxver-ICM	Distância Euclidiana
Produtor	44.44	21.74	66.67
Usuário	80.00	83.33	83.33

Asfalto	Maxver	Maxver-ICM	D. Euclid.
Produtor	59.34	13.53	57.32
Usuário	46.55	45.00	39.17

T. de amianto velho	Maxver	Maxver-ICM	Distância Euclidiana
Produtor	35.09	38.57	30.23
Usuário	40.82	54.00	52.00

Com referência dos valores de exatidão do produtor das imagens não fusionadas, é possível fazer uma análise estatística percentual de tendência de melhora para cada algoritmo considerando cada classe de amostra individual. Portanto como resultado é possível analisar o melhoramento para cada classe mantendo-se o número de classes fixo e variando o número total de pixels. Diante disso pode-se ainda realizar outras análises semelhantes, variando o número de classes ou de pixels.

4- RESULTADO E DISCUSSÃO

Estatisticamente foi considerada a porcentagem referente a cada classe média do produtor e assim avaliado quantitativamente a tendência de melhora ou não melhora para cada classe individual. Abaixo segue o exemplo dos cálculos realizados para cada classe.

Tabela 5. Memorial de Cálculos

Distância Eucl.	Classe média do produtor vegetação	Total de pixels classificada dos	Classe Média
Não fusionada	97.78%	359	$97.78/100 \times 359 = 351,3$
fusionada	100%	359	$100/100 \times 359 = 359$

Dividindo a população atual (imagem fusionada) pela população anterior (imagem não fusionada), subtraindo o resultado de 1 e multiplicando por 100, obtemos a classe vegetação:

$$100 / 97,78 = (1,0227-1) \times 100 = 2,19\% \quad (1)$$

Deste modo, é possível constatar que houve uma tendência de melhora de 2,19% em relação à imagem não fusionada para este exemplo.

As amostras coletadas foram obtidas manualmente de forma mais fidedigna possível visto que no software utilizado (Spring) não existe um complemento que exporte as amostras de uma classificação para outra. Apesar das amostras serem iguais para as duas imagens, a fusionada e não fusionada, ocorreu perca e/ou acréscimo de pixels quando realizada a coleta.

Nos gráficos abaixo as colunas em azul e vermelho representam as melhorias percentuais individuais de cada classe em

relação à acurácia do produtor e a coluna verde representa a tendência da melhora.

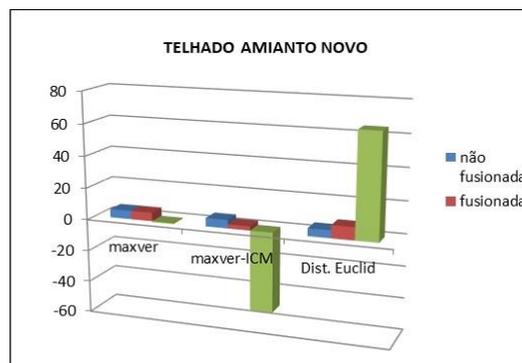


Fig. 3 – Telhado Amianto Novo

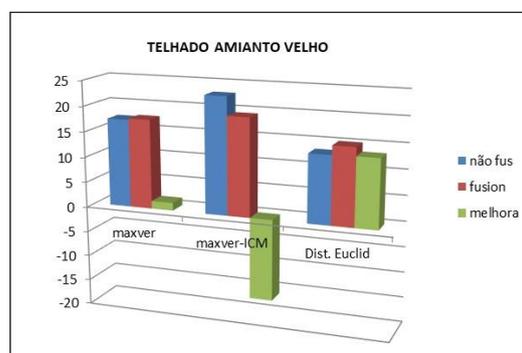


Fig. 4 – Telhado Amianto Velho

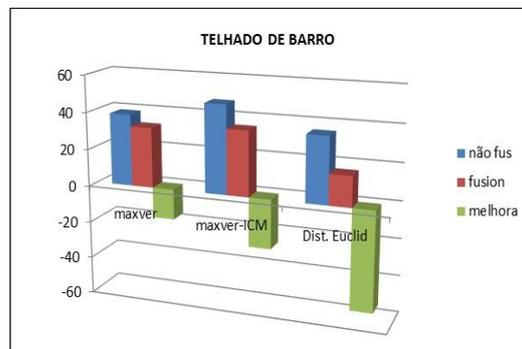


Fig. 5 – Telhado de Barro

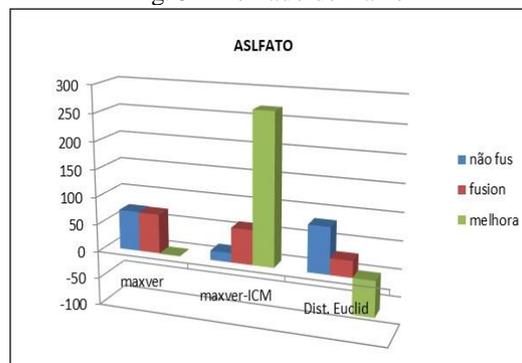


Fig. 6 – Asfalto

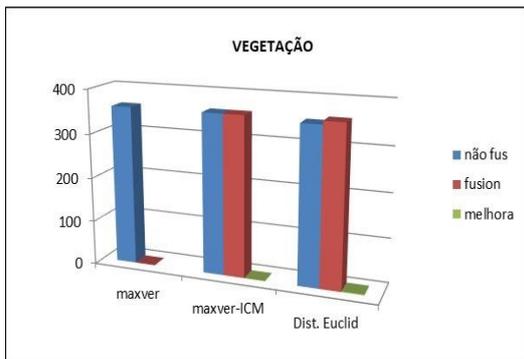


Fig 7- Vegetação

Embora exista melhora em percentual em cada classe considerando a acurácia do produtor, o que determina uma tendência de melhora positiva ou negativa é a quantidade de pixels e se de fato houve melhora nos valores da acurácia para as imagens fusionadas e não fusionadas. Quando essa diferença é pequena o fator determinante é a quantidade de pixels. O fato de não haver melhora na acurácia do produtor em algumas classes é devido a estas serem praticamente semelhantes, neste caso pode haver melhora ou não.

Conforme os resultados mostrados, concluímos que o algoritmo Distância Euclidiana obteve o melhor desempenho em termos de exatidão global quando se comparou as imagens fusionadas e não fusionadas. Para as classes amianto novo, amianto velho e vegetação as tendências de melhora foram de 64,94%, 13,42% e 2,19%, respectivamente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BORGES, R. O.; SILVA, R. A. A.; CASTRO, S. S. Utilização da classificação por distância euclidiana no mapeamento dos focos de Arenização no setor sul da alta bacia do Rio Araguaia. Anais... Florianópolis - SC, 2007, p. 3777- 3784.

COUTINHO, G, F. Exatidão posicional e temática de imagens orbitais 2007. 87 f. Tese (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Depto de Engenharia Civil, Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais. 13 p, 2007

KÖRTING, T. S. Classificação de Imagens por Regiões. INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Científicas, 2006

Leão, C.; Krug, L. A.; Kampel, M.; Fonseca, L. M. G. Avaliação de métodos de classificação em imagens TM/Landsat e CCD/CBERS para o mapeamento do uso e cobertura da terra na

região costeira do extremo sul da Bahia. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. Anais... São José dos Campos, INPE, 2007. p. 939-946.

LEITE, M. E.; SANTOS, I. S.; ALMEIDA, J. W. L. Mudança de Uso do Solo na Bacia do Rio Vieira, em mapeamento dos focos de arenização. Anais, Florianópolis – SC 2007, p. 3777-3784.

LEITE, E. F.; ROSA, R. Análise do uso, ocupação e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Formiga, Tocantins. Observatorium: Revista Eletrônica de Geografia, v.4, n.12, p. 90-106, dez. 2012.

Ma, Z. Redmond, R L, 1995, Tau coefficients for accuracy assessment of classification of remote sensing data: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Montana Cooperative Wildlife Research Unit, The University of Montana, Missoula v. 61, iss. 4, 1995, 435–439 p.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Universidade Federal de Brasília – UnB. Brasília – DF, 2012.

Moreira, A. de A.; Soares, V. P.; Gleriani, J. M.; Ribeiro, C. A. A. S. Utilização de algoritmos de classificação para o mapeamento do uso e cobertura do solo da terra na bacia hidrográfica do ribeirão São Bartolomeu, Viçosa-MG, a partir de uma imagem do sensor IKONOS II. In: Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada, 5.200, Viçosa. Anais... Viçosa, UFV, 2009. p.95-108.

ROSA, R. Introdução ao Sensoriamento Remoto. 6. Ed. Uberlândia: EDUFU, 2007

VIEIRA, C. A. O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. 2000, 327 f. Tese (Doutor de Filosofia). Universidade de Nottingham. Cap. 5, p. 128-175, 2000