

Avaliação de métodos de classificação de imagens IKONOS para o mapeamento da cobertura terrestre

Regiane Maria Paes Ribeiro¹
Vicente Paulo Soares²
Carlos Antônio Oliveira Vieira²

¹ Agência Nacional de Águas - ANA/NGI
Setor Policial Sul, Área 5, Quadra 3, Bloco B - 70610-200 - Brasília - DF, Brasil
regiane@ana.gov.br

² Universidade Federal de Viçosa - UFV
Avenida PH Rolfs, s/n - 36571-000 - Viçosa - MG, Brasil
{vicente, carlos.vieira}@ufv.br

Abstract. This work evaluated the methods of classification of IKONOS II imagery for land cover mapping. The algorithms Minimal Distance, Maximum Likelihood and Artificial Neural Networks (backpropagation) were used to classify a satellite IKONOS II image measuring 4 m of spacial resolution. A pixel – based and a region-based classification were performed for each algorithm, generating six methods : Minimal Distance per pixel, Minimal Distance per regions, Maximum Likelihood per pixel, Maximum Likelihood per regions, Artificial Neural Nets (backpropagation) per pixel, and Artificial Neural Nets (backpropagation) per regions, which presented Kappa index acceptance levels equal to reasonable, reasonable, reasonable, excellent, reasonable and excellent, respectively.

Palavras-chave: remote sensing, classification, sensoriamento remoto, classificação, IKONOS.

1. Introdução

O ambiente e os recursos terrestres estão sofrendo mudanças constantemente em resposta à evolução natural e às atividades humanas. Para entender a complexa inter-relação dos fenômenos que causam essas mudanças, é necessário fazer diversas observações com uma série de dados do espaço e escalas no tempo. A observação terrestre feita do espaço é o meio mais efetivo e econômico de unir os dados necessários para monitorar e modelar esses fenômenos (VIEIRA, 2000).

Nas últimas décadas, os sistemas de sensoriamento remoto têm sido amplamente utilizados no mapeamento da cobertura terrestre e no monitoramento dos recursos naturais. Os dados obtidos a partir de satélites propiciam coberturas repetitivas da superfície terrestre em intervalos relativamente curtos. Esses dados podem ser processados rapidamente, através de técnicas de análise associadas aos sistemas computacionais (VILELA et al., 2000).

No entanto, os dados de sensores remotos necessitam ser analisados para que sejam extraídas informações necessárias ao planejamento, manejo e monitoramento dos recursos. Essa análise torna-se possível pelo fato de os fenômenos e materiais superficiais apresentarem comportamentos específicos ao longo do espectro eletromagnético (VILELA, 1998), os quais podem, portanto, ser usados para identificá-los (CRÓSTA, 1992).

O método mais freqüentemente utilizado para analisar dados e extrair informações refere-se à classificação digital fundamentada em dados multiespectrais (JENSEN, 1996).

Nos grandes projetos de mapeamento, a técnica de interpretação visual é ainda muito utilizada, mesmo com diversos algoritmos de classificação de imagens já desenvolvidos. Entretanto, há uma tendência de utilização cada vez maior da classificação computacional, pela rapidez e facilidade em obter resultados (COSTA, 1999).

Com o advento de plataformas e sensores que apresentam melhor resolução espacial, como o IKONOS II, esses resultados podem ser obtidos também de forma mais detalhada. O satélite IKONOS II, lançado em setembro de 1999, foi o primeiro satélite comercial a coletar imagens pancromáticas (preto e branco) com 1 metro de resolução espacial e imagens multiespectrais com 4 metros.

A alta resolução espacial do satélite IKONOS II permite ao usuário identificar e mapear pequenos objetos na terra (SUGUMARAN e ZERR, 2001), porém ocasiona muita variação espectral em algumas feições, gerando dificuldades na classificação.

A realização de pesquisas visando avaliar métodos de classificação em imagens digitais multiespectrais de alta resolução torna-se, portanto, imprescindível.

Diante desse contexto, decidiu-se desenvolver este trabalho com o objetivo de comparar diferentes métodos de classificação em imagens digitais multiespectrais de alta resolução do sensor IKONOS II, para o mapeamento da cobertura terrestre.

2. Metodologia

2.1 Localização da área de estudo

A área de estudo está localizada no município de Serra do Salitre, Estado de Minas Gerais, compreendida entre as coordenadas geográficas 19°14' S e 19°20' de latitude sul e 46°43' S e 46°37' de longitude oeste.

2.2 Base de dados

Os dados utilizados no estudo foram derivados de uma imagem obtida pelo satélite IKONOS II (**Figura 1**): bandas azul, verde, vermelho e infravermelho próximo, com resolução espacial de 4 metros, obtida em 2 de março de 2002.

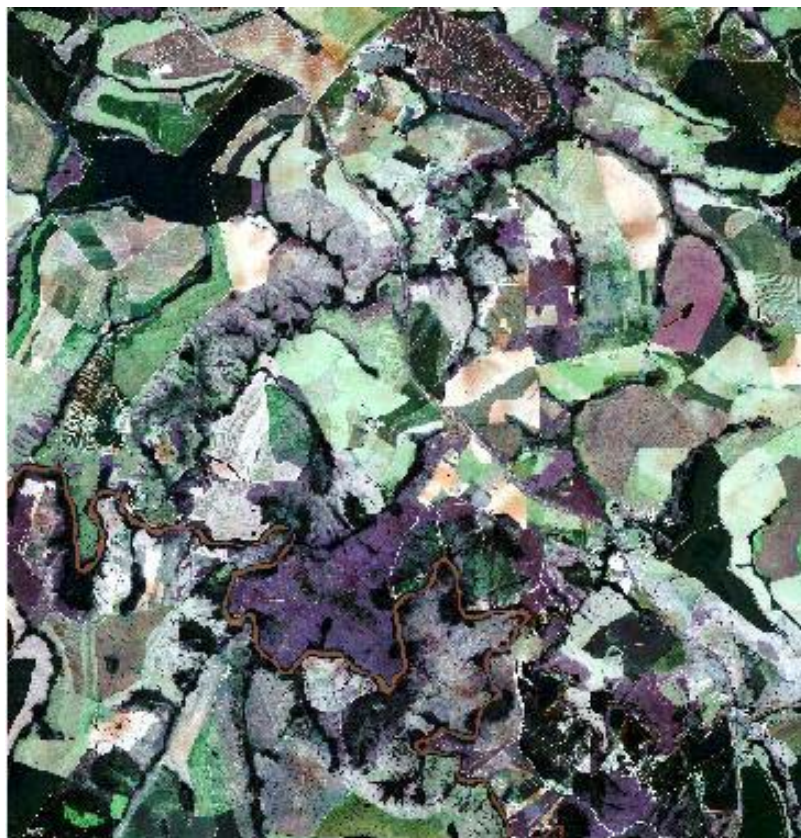


Figura 1 - Composição 1, 2, 3 da imagem IKONOS.

2.3 Classificação da imagem

A partir de levantamentos de campo, foram coletadas amostras utilizadas no treinamento dos classificadores, as quais foram coletadas de duas maneiras: por pixels e por regiões. As amostras por regiões foram coletadas digitalizando-se polígonos sobre as classes de interesse na imagem.

As amostras coletadas por pixels são amostras nas quais os valores numéricos dos pixels amostrados são os dados que compõem o arquivo de treinamento. Já as amostras coletadas por regiões são amostras nas quais os valores médios dos pixels presentes nos polígonos amostrados são os dados que compõem o arquivo de treinamento.

Foram definidas as seguintes classes informacionais presentes na área:

1- Mata ciliar	9- Milho
2- Cerrado	10- Restos culturais
3- Braquiária	11- Campo pedregoso
4- Pasto	12- Solo exposto
5- Campo limpo/sujo	13- Rio
6- Café maduro	14- Rodovia
7- Café jovem	15- Ferrovia
8- Reforma de café	

Os algoritmos utilizados para efetuar a classificação foram o da Mínima Distância, através do software Funcpow (VIEIRA, 2000); o da Máxima Verossimilhança, por meio do software Max_Like_cof (VIEIRA, 2000); e o de Redes Neurais Artificiais (backpropagation) através do simulador de redes neurais SNNS.

Foram realizadas classificações por pixel e por regiões para cada algoritmo, totalizando seis análises:

- MinDist P = Mínima Distância por pixels;
- MinDist R = Mínima Distância por regiões;
- MaxVer P = Máxima Verossimilhança por pixels;
- MaxVer R = Máxima Verossimilhança por regiões;
- RNAs P = Backpropagation (redes neurais artificiais) por pixels;
- RNAs R = Backpropagation (redes neurais artificiais) por regiões.

2.4 Cálculo dos índices de exatidão da imagem

Após realizadas as classificações e obtidos os dados de referência, procedeu-se à validação das imagens temáticas geradas, com a obtenção das matrizes de erros e o cálculo dos índices kappa para cada método empregado.

A significância da diferença entre os índices kappa Ka1 e Ka2 quaisquer foi verificada pela aplicação do teste estatístico Z a 95% de probabilidade.

Uma matriz de significância apresenta os resultados comparando classificações duas a duas e mostrando em quais comparações há diferença significativa entre as duas classificações (VIEIRA, 2000).

CONGALTON e GREEN (1998) caracterizaram os intervalos de valores nos quais o índice kappa determina o nível de aceitação dos resultados das classificações. Esses intervalos são apresentados no **Quadro 1**.

Quadro 1 – Nível de aceitação dos resultados das classificações segundo o índice kappa.

Índice kappa (K)	Característica
$K \leq 0,4$	Pobre
$0,4 < K \leq 0,8$	Razoável
$K \geq 0,8$	Excelente

3. Resultados e Discussão

3.1 Índices de exatidão da imagem

No **Quadro 2** são apresentados os índices kappa para cada método utilizado, bem como suas variâncias e valores do teste estatístico Z, a 95% de probabilidade.

Segundo critério estabelecido no item 2.4, o desempenho das classificações geradas foi apontado como:

- Razoável ($0,4 < K \leq 0,8$): algoritmos da Mínima Distância por pixels, da Mínima Distância por regiões, da Máxima Verossimilhança por pixels e Backpropagation por pixels;
- Excelente ($0,8 < K \leq 1,0$): algoritmos da Máxima Verossimilhança por regiões e Backpropagation por regiões.

Quadro 2 - Índices kappa, suas variâncias e valores de Z, para cada método utilizado.

Método	Kappa (%)	Variância do kappa	Z estatístico
MinDist P	53,7	0,000461	25,026*
MinDist R	65,5	0,000892	21,940*
MaxVer P	65,2	0,000418	31,877*
MaxVer R	82,4	0,000564	34,696*
RNAs P	68,0	0,000400	34,038*
RNAs R	82,4	0,000563	34,722*

Z* = significativo a 95% de probabilidade (Z estatístico $\geq 1,96$).

MinDist P = Mínima Distância por pixels; MinDist R = Mínima Distância por regiões; MaxVer P = Máxima Verossimilhança por pixels; MaxVer R = Máxima Verossimilhança por regiões; RNAs P = Backpropagation (redes neurais artificiais) por pixels; e RNAs R = Backpropagation (redes neurais artificiais) por regiões.

3.2 Significância entre os índices de exatidão da imagem

Por meio do teste de significância entre os índices kappa, verificou-se a existência ou não de diferenças significativas entre as classificações geradas.

No **Quadro 3** é apresentada a matriz de significância entre os índices kappa das classificações geradas, a 95% de probabilidade, utilizando o teste Z.

Quadro 3 – Matriz de significância entre os índices kappa.

	MinDist P	MinDist R	MaxVer P	MaxVer R	RNAs P	RNAs R
Kappa (%)	53,7	65,5	65,2	82,4	68,0	82,4
Variância	0,000461	0,000892	0,000418	0,000564	0,000400	0,000563
MinDist P	25,026					
MinDist R	3,208	21,940				
MaxVer P	3,879	0,083	31,877			
MaxVer R	8,964	4,429	5,489	34,696		
RNAs P	4,873	0,696	0,979	4,638	34,038	
RNAs R	8,969	4,431	5,492	0,000	4,640	34,722

Z estatístico $\geq 1,96$: significativo a 95% de probabilidade.

MinDist P = Mínima Distância por pixels; MinDist R = Mínima Distância por regiões; MaxVer P = Máxima Verossimilhança por pixels; MaxVer R = Máxima Verossimilhança por regiões; RNAs P = *Backpropagation* (redes neurais artificiais) por pixels; e RNAs R = *Backpropagation* (redes neurais artificiais) por regiões.

4. Conclusões

Os métodos que mostraram melhor desempenho foram Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*) e Máxima Verossimilhança, ambos por regiões, não apresentando diferença estatística significativa a 95% de probabilidade pelo teste Z entre eles.

Os seguintes métodos não apresentaram diferenças significativas a 95% de probabilidade: Máxima Verossimilhança por pixel em relação à Mínima Distância por regiões, Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*) por pixel em relação à Mínima Distância por regiões, Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*) por pixel em relação à Máxima Verossimilhança por pixel e Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*) por regiões (**Figura 3**) em relação à Máxima Verossimilhança por regiões (**Figura 2**).

As classes mais homogêneas espectralmente foram mais bem classificadas, apresentando menos sobreposição às outras classes.

A seleção de amostras por regiões foi dificultada pelo fato de algumas classes apresentarem pequena área em relação à cena, impossibilitando a coleta de um número adequado de amostras.

Classes como rodovia e ferrovia podem ser excluídas da análise, por apresentarem dificuldades na obtenção de amostras, principalmente no método por regiões.

A baixa resolução espectral da imagem dificultou a distinção entre classes durante o processo de classificação, o que influenciou a precisão final. FISHER e GOETZ (2001) e SUGUMARAN e ZERR (2001), em seus estudos de classificação de imagens IKONOS II, encontraram as mesmas dificuldades devido à baixa resolução espectral das mesmas.

O algoritmo de classificação da Mínima Distância, que até então era utilizado com êxito para classificar imagens de média resolução espacial, apresentou desempenho inferior ao dos algoritmos da Máxima Verossimilhança e de Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*) na classificação de imagens de alta resolução espacial.

Apesar de os resultados obtidos com os algoritmos de Máxima Verossimilhança e Redes Neurais Artificiais (*backpropagation*), ambos por regiões, não diferirem estatisticamente, recomenda-se, pelo menos para este estudo, o uso do algoritmo Máxima Verossimilhança. Essa recomendação se deve ao fato de que este exige um menor esforço computacional e se encontra implementado na maioria dos softwares de processamento de imagens.

Recomenda-se, para o aprimoramento de pesquisas com classificação de imagens digitais multiespectrais de alta resolução, o teste desses algoritmos utilizando informação textural, um número maior de amostras e o teste de outros modelos de redes neurais.

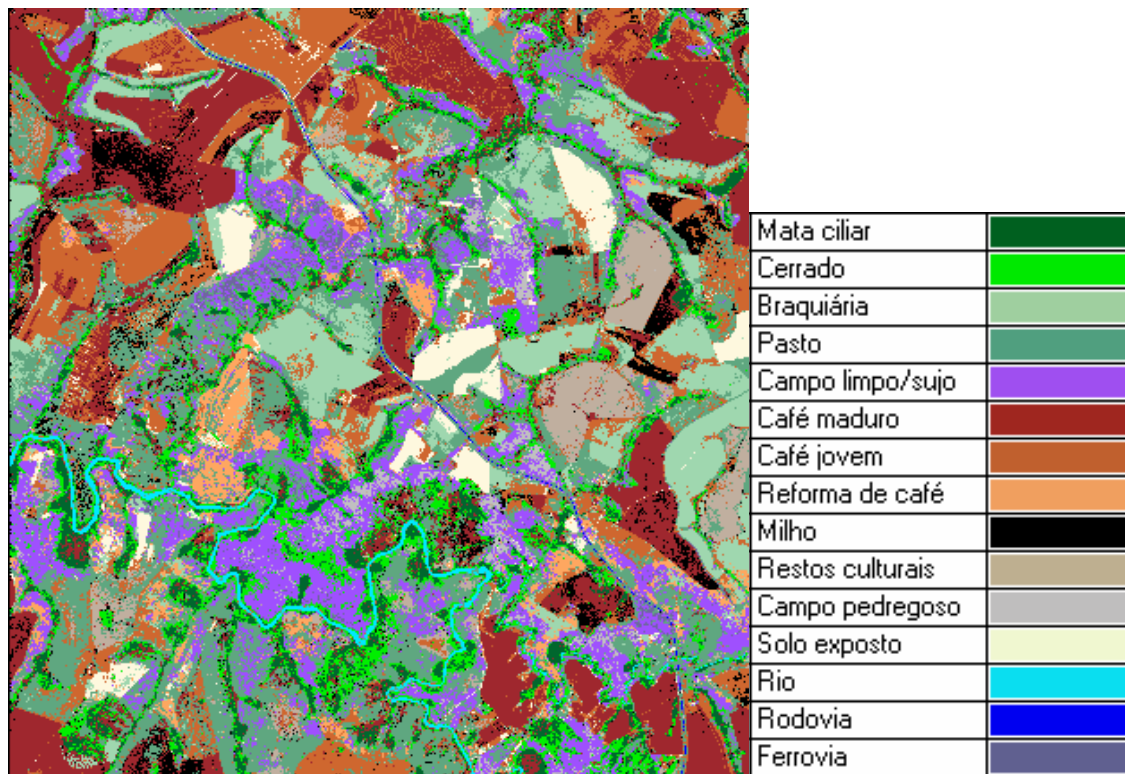


Figura 2 - Imagem temática resultante do método da Máxima Verossimilhança por regiões.

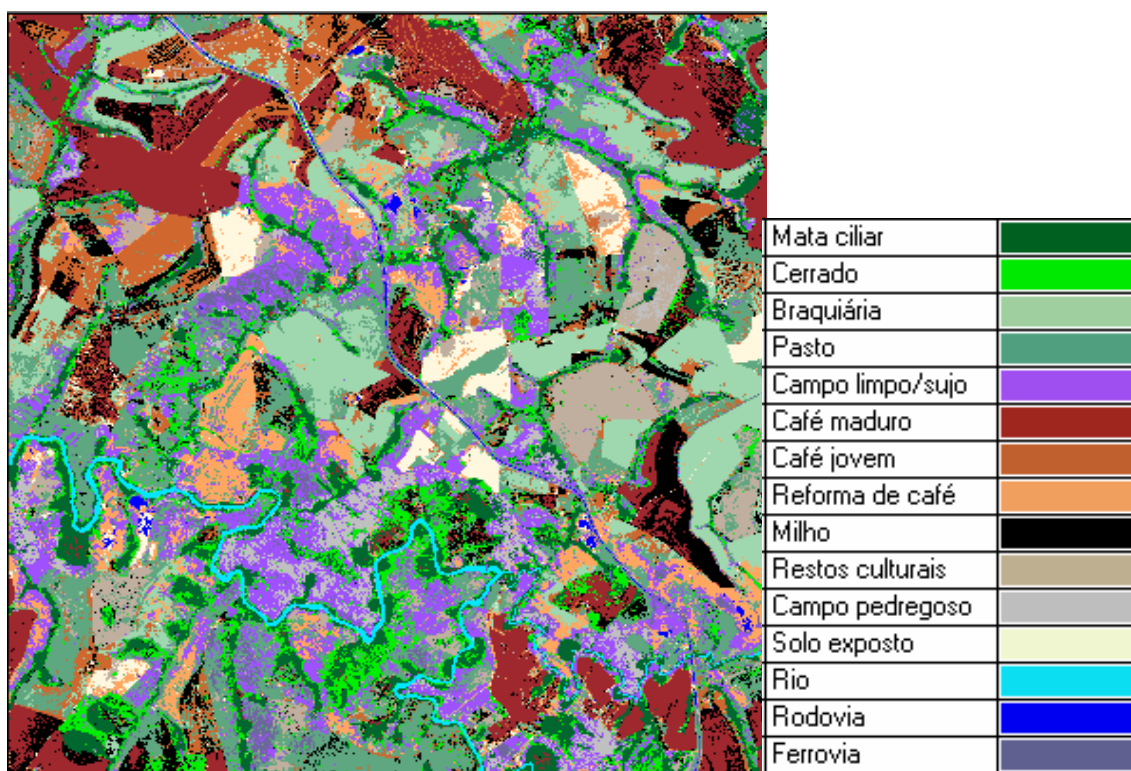


Figura 3 - Imagem temática resultante do método Redes Neurais Artificiais por regiões.

5. Referências

- Congalton, R.G.; Green, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. New York: Lewis Publishers, 1998. 137 p.
- Costa, T.C.C. Avaliação de estratégias para classificação de imagens orbitais em mapeamento de uso e cobertura da terra. 1999. 109 p. Dissertação (Doutorado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 1999.
- Crósta, A. P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. Campinas: IG/UNICAMP, 1992. 170 p.
- Fisher, J.; Goetz, S. J. Considerations in the use of high spatial resolution imagery: An applications research assessment. In: ASPRS 2001 - Gateway to the New Millennium, 2001, St. Louis. Proceedings... St. Louis: 2001. p. 8
- Jensen, J. R. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. 2.ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996. 316 p.
- Sugumaran, R.; Zerr, D. Potential role of high-resolution satellite images in local government planning and management. In: ASPRS 2001 - Gateway to the New Millennium, 2001, St. Louis. Proceedings... St. Louis: 2001. 7 p.
- Vieira, C. A. O. Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study. 2000. 323 p. Thesis (Ph.D.) - University of Nottingham, Nottingham. 2000.
- Vilela, M. F. Uso de diferentes métodos de retificação geométrica e classificação digital de uma imagem TM/LANDSAT-5. 1998. 118 p. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 1998.
- Vilela, M. F.; Soares, V. P.; Ribeiro, J. C.; Brites, R. S. Avaliação de técnicas de realce e classificação digital na elaboração de um mapa de uso da terra mediante uma imagem TM/LANDSAT-5. **Revista Árvore**, v. 24, n. 2, p. 161-173, 2000.