

## **Análise do desempenho de classificadores semi-automáticos na detecção de mudanças do uso da terra e cobertura vegetal nos municípios de Aquidauana e Anastácio-MS**

Leandro Félix da Silva<sup>1</sup>  
Edwaldo Henrique Bazana Barbosa<sup>1</sup>  
Bruno de Miranda Nogueira<sup>1</sup>  
Vitor Matheus Bacani<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Mato Grosso do Sul - UFMS  
Rua Oscar Trindade de Barros, 740, Serraria - 79200-000 - Aquidauana - MS, Brasil  
felixhc.le@telefonica.com.br;  
bazana\_barbosa@yahoo.com.br  
nogueirabruno@hotmail.com  
vitor@cpaq.ufms.br

**Abstract.** The aim of this paper was to evaluate the performance of classifiers in the semi-automatic detection of changes in land use and land cover in Aquidauana and Anastácio, MS. The procedures consisted in the application of techniques of digital image processing as described by Novo (2008) and Jensen (2009). The treatments were applied to LANDSAT 5/TM images from 1988 and 2008. The computational algorithms were used: a) Battacharya, b) Maxver, c) Maxver-ICM, and d) Isoseg, available in the software SPRING 5.1.5. Thematic maps generated were subjected to statistical validation using *Kappa* index and overall accuracy. Our results showed that the supervised classifiers were qualified between very good (maximum likelihood method) to excellent (Battacharya), on the other hand, the unsupervised classification did not provide a satisfactory result. The multitemporal analysis showed a significant change in the landscape due to intensification of land use in the span of 20 years (1988 to 2008). We observed a decrease of forest in a very similar proportion to the increase in pasture areas related at expansion of cattle ranching. The semi-automatic classification showed to be an effective tool in detecting changes in the transition region between depression and Pantanal flood plain, especially when the algorithm used was Battacharya.

**Palavras-chave:** remote sensing, digital image processing, *Kappa* index, sensoriamento remoto, processamento digital de imagem, índice Kappa.

### **1. Introdução**

Na atualidade a tecnologia de sensoriamento remoto orbital é o meio mais eficiente para o monitoramento de grandes extensões de superfície terrestre. O mapeamento do uso e da cobertura da terra permite a identificação de diversas modificações da superfície e o reconhecimento de padrões e modelos de organização do espaço geográfico (PRADO et al., 2009).

A extração de informações de imagens de satélites pode ser realizada através do processo de classificação. Este processo fundamenta-se no reconhecimento de padrões e objetos homogêneos e é utilizado para mapear áreas que possuem comportamentos espectrais diferenciados na superfície (SILVA, 2007). Dessa maneira, a distinção e identificação de diferentes alvos, pode ser realizada com base em atributos puramente espectrais.

A classificação temática de imagens associa cada pixel da imagem a um determinado rótulo, obtendo-se como resultado um determinado tema. Existem essencialmente duas abordagens na classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto: a classificação supervisionada e a não supervisionada (CROSTA, 1992). Na classificação supervisionada, através de algoritmos pré-estabelecidos, o usuário procura identificar pontos na imagem pertencentes às classes desejadas, deixando ao programa de classificação a identificação de todos os demais *pixels* pertencentes àquelas classes. Já o processo de classificação não supervisionada consiste em atribuir a cada *pixel* da imagem um grupo de classe (GRONDONA, 2009). Os algoritmos classificadores utilizam-se de informações estatísticas referentes a essas amostras nas classificações dos demais *pixels* da imagem. Para

que a classificação seja bem sucedida, é fundamental que as amostras de treinamento sejam homogêneas e representativas das classes de interesse. Deste modo, quando se aplica qualquer classificador em diferentes épocas e, em uma mesma área, tem-se a possibilidade de realizar análises das mudanças espaciais, tanto qualitativas quanto quantitativas sobre os alvos espectrais. Nesse contexto destacam-se as técnicas de detecção de mudanças.

A detecção de mudanças é o processo que permite a avaliação do estado de um objeto ou fenômeno por intermédio da identificação das diferenças entre dois conjuntos de imagens tomadas da mesma área em diferentes épocas (HAYES e SADER, 1997).

De acordo com Grondona (2009), o método de classificação que apresenta o melhor desempenho pode variar dependendo das características individuais de cada região. A maneira mais comum para expressar a precisão da classificação automática, tanto de imagens quanto de mapas, está na declaração da porcentagem da área de mapa que foi corretamente classificada quando comparada com dados de referência ou “verdade de campo”, denominada Exatidão Global e o Índice *Kappa*.

O objetivo deste trabalho foi analisar a eficiência da classificação supervisionada (por *pixel* e por regiões) e não supervisionada na detecção de mudanças no uso da terra e cobertura vegetal em uma área teste nos municípios de Aquidauana-MS e Anastácio-MS, nos anos de 1988 e 2008.

## 2. Materiais e métodos

### 2.1 Área de estudo

A área de estudo corresponde a um retângulo de aproximadamente 923.011 ha, que abrange as áreas urbanas dos municípios de Aquidauana-MS e Anastácio-MS e seus entornos. Localiza-se entre os paralelos de 20° 33' 07" S e 20° 15' 33" S e os meridianos de 55° 55' 24" W e 55° 39' 05" W, na porção Centro-Oeste do Estado de Mato Grosso do Sul (Figura 1).

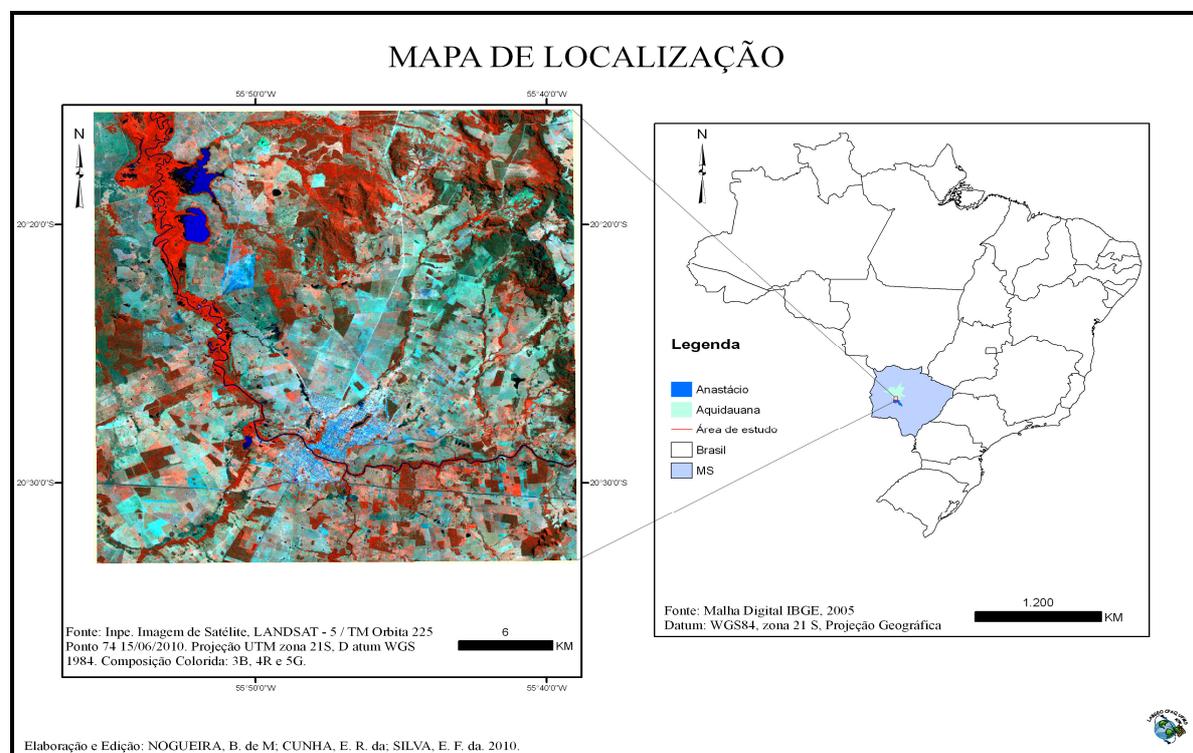


Figura.1. Localização geográfica da área de estudo destacando os Municípios de Aquidauana-MS e Anastácio-MS.

## 2.2 Materiais

Para o desenvolvimento desta pesquisa foram utilizados materiais bibliográficos relacionados ao tema proposto e duas imagens de satélite LANDSAT 5/TM, com órbita 225 e ponto 74, datadas de 09/11/1988 e 15/10/2008, bandas 3, 4 e 5. A imagem referente ao ano de 1988 foi obtida gratuitamente no site da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), ([www.glcf.umd.edu](http://www.glcf.umd.edu)), ortorretificada, em formato digital. A cena de 2008 foi adquirida também gratuitamente no site do INPE ([www.dgi.inpe.br/CDSR](http://www.dgi.inpe.br/CDSR)). O aplicativo utilizado foi o SPRING 5.1.5, desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

## 2.3 Métodos

Os procedimentos metodológicos consistiram-se na aplicação de técnicas de tratamento digital de imagens, segundo procedimentos descritos em Novo (2008) e Jensen (2009), que podem ser sintetizados em três principais etapas: a) Pré-processamento, b) Realce e, c) Classificação.

➤ **Pré-processamento:** nesta etapa efetuou-se a correção geométrica da cena 2008 e o registro com o objetivo de reorganizar os *pixels* da imagem em relação a um determinado sistema de projeção cartográfica e possíveis distorções provenientes do imageamento. A cena de 2008 foi obtida junto ao Laboratório de Geoprocessamento do CPAQ/UFMS, já georreferenciada, e com projeção UTM, zona 21 S, datum WGS 1984.

➤ **Técnicas de Realce:** as técnicas de realce apóiam-se num conjunto de procedimentos empregados para melhorar a qualidade visual de uma imagem, facilitando a definição das características de interesse, tornando mais agudos os contrastes e ressaltando as bordas de contato entre as diferentes unidades espaciais. O contraste empregado foi o linear, pois após testar todos disponíveis no aplicativo SPRING 5.1.5 foi o que melhor apresentou a discriminação visual dos alvos.

➤ **Classificação:** as classificações de imagens constituem-se num dos mais clássicos tratamentos de imagens utilizado para se mapear diferentes classes de uso da terra ou classes temáticas. Os algoritmos computacionais aplicados para classificar as cenas de 1988 e 2008 foram: a) Battacharya, b) Maxver, c) Maxver-ICM e, d) Isoseg. A etapa inicial para a aplicação dos classificadores por regiões (Battacharya e Isoseg), foi a de segmentação, através do método de crescimento de regiões. Por meio do método exploratório definiram-se os limiares de similaridade e área (*pixels*) os quais correspondem aos valores 8 e 6 respectivamente. Em seguida aplicou-se a classificação não supervisionada (Isoseg), cujo método fundamenta-se no princípio de que o sistema é capaz de identificar por si só as diferentes classes que compõem a imagem (CROSTA, 1992). Para a classificação por regiões (Battacharya), a imagem rotulada (segmentada) foi submetida à etapa de treinamento, onde foram obtidas amostras correspondentes as quatro classes mapeadas. Este algoritmo utiliza a distância de Bhattacharya para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais e calcula a distância de cada região às classes fornecidas no treinamento, escolhendo a mais próxima (JENSEN, 1996). Segundo Novo (1992), essas amostras são informações a respeito do comportamento médio das classes e podem ser denominadas como “*pixels* de tratamento” do sistema.

Em seguida, foram executadas as classificações por pixel. Os classificadores por pixel utilizam apenas a informação espectral de cada *pixel* para encontrar regiões homogêneas. Estes classificadores podem ser separados em métodos estatísticos (utilizam regras da teoria de probabilidade) e determinísticos (não utilizam regras de probabilidade). Para a classificação supervisionada por *pixel* foi escolhido o algoritmo de Máxima Verossimilhança (*MaxVer*), em que amostras previamente selecionadas são utilizadas para o treinamento do classificador. Esta classificação associa cada *pixel* à classe com maior probabilidade de gerar

um *pixel* com as suas características (JENSEN, 1996). Enquanto o classificador Maxver associa classes considerando pontos individuais da imagem, o classificador Maxver-ICM (*Iterated Conditional Modes*) considera também a dependência espacial na classificação. Em uma primeira fase, a imagem é classificada pelo algoritmo Maxver atribuindo classes aos "*pixels*", considerando os valores de níveis digitais. Na fase seguinte, leva-se em conta a informação contextual da imagem, ou seja, a classe atribuída depende tanto do valor observado nesse "*pixel*", quanto das classes atribuídas aos seus vizinhos. O algoritmo atribui classes a um determinado "*pixel*", considerando a vizinhança iterativamente. Este processo é finalizado quando a '%' de mudança (porcentagem de "*pixels*" reclassificados), definida pelo usuário é satisfeita.

As quatro classes definidas para o mapeamento temático foram:

- **Solo exposto:** áreas onde a cobertura vegetal foi retirada em sua totalidade, incluindo áreas construídas.
- **Pastagem:** constituído principalmente por vegetação de gramíneas e Herbáceas, Pastagens naturais ou plantadas.
- **Mata (Formação arbórea):** fragmentos florestais, matas ciliares e formação arbustiva.
- **Água:** rede de drenagem.

Para avaliação do desempenho estatístico de cada classificador empregou-se o Índice de concordância *Kappa* (Eq. 1) acurácia global da classificação (Eq. 2) com os resultados obtidos. Colgaton (1991) relata que o uso do coeficiente *Kappa* (K) é satisfatório na avaliação da precisão de uma classificação temática, pelo fato de levar em consideração toda a matriz de confusão no seu cálculo, inclusive os elementos de fora da diagonal principal, os quais representam as discordâncias na classificação.

### Índice *Kappa*

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (1)$$

$$Acurácia_{global} = \left( \frac{\sum_{i=1}^k x_{ii}}{N} \right) \quad (2)$$

Onde:

$\hat{K}$ : valor estimado *Kappa*;

$k$ : número de linhas

$x_{ii}$ : número de observações na linha  $i$  e coluna  $i$ ;

$\sum_{i=1}^k x_{ii}$ : soma dos elementos da matriz em sua diagonal principal;

$x_{i+}$ : soma total das observações para as linhas;

$x_{+i}$ : soma total das observações para as colunas;

$N$ : número de observações total.

Para auxiliar na análise da avaliação das classificações, os valores do índice *Kappa* foram comparados aos limiares estabelecidos por Landis e Koch (1977), conforme a Tabela 1

**Tabela 1.** Qualidade da classificação segundo a estatística *Kappa*.

Índice <i>Kappa</i>	Concordância
0,00	Péssima
0,01 a 0,20	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito Boa
0,81 a 1,00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977, p. 165).

### 3. Resultados e Discussão

Os resultados indicam alterações significativas nos padrões de agrupamentos espaciais relacionadas tanto a temporalidade quanto ao desempenho dos classificadores em Aquidauana e Anastácio (Figura 2).

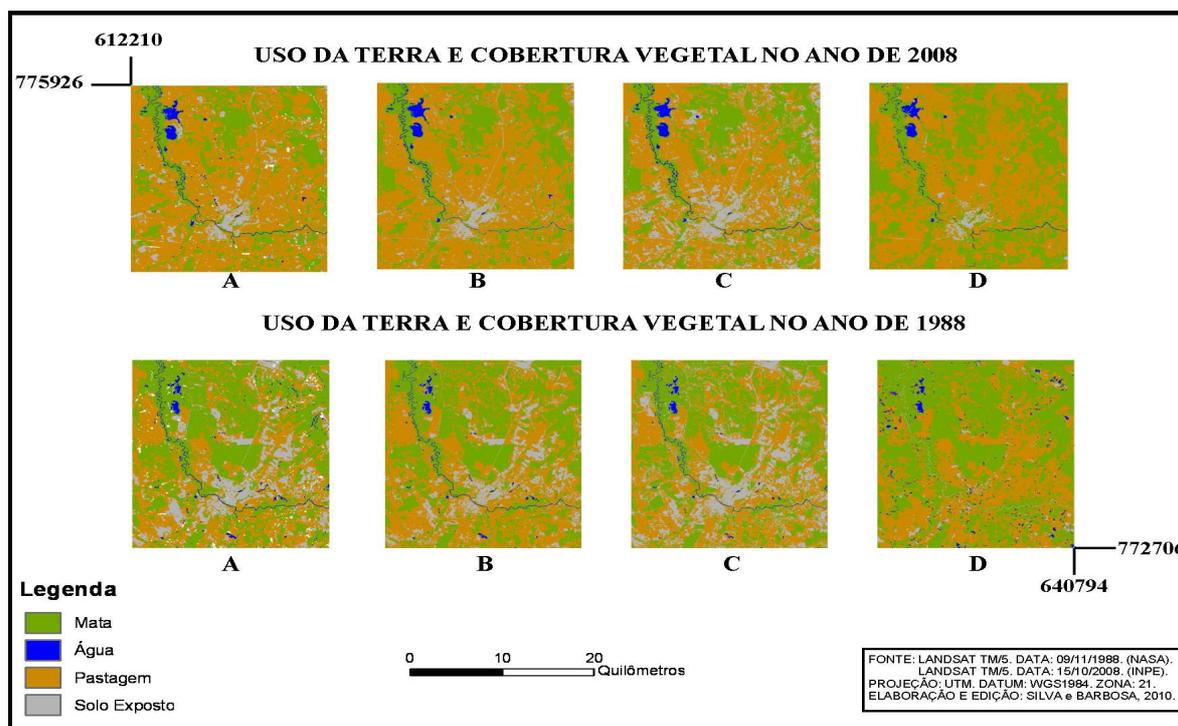


Figura 2. Mapas temáticos submetidos a diferentes classificadores: a) Battacharya, b) Maxver, c) Maxver-ICM, e, d) Iseog.

Dentre os algoritmos analisados o Battacharya foi o que demonstrou o melhor resultado na geração de mapas temáticos apresentando uma eficiência excelente segundo a matriz de eficiência do *Kappa* e Exatidão Global. De acordo com os resultados obtidos pelo classificador Battacharya ele será tomado como referencia para análise das mudanças no uso da terra e cobertura vegetal, conforme a matriz de eficiência (Tabela 2).

**Tabela 2 – Validação *Kappa* e Exatidão Global de 2008.**

Classificador	Índice <i>Kappa</i>	Exatidão Global	Qualidade*
Battacharya	0,81	0,86	Excelente
MaxVer	0,76	0,82	Muito Boa
MaxVer-ICM	0,75	0,81	Muito Boa
ISOSEG	0,58	0,69	Boa

\*Conforme Landis & Koch (1977).

O classificador supervisionado Battacharia, analisou as diferenças ocorridas nas classes temáticas, comparando os anos de 1988 e 2008, observando uma redução na área de mata de 19,25%, e um aumento de 27,75% na área de pastagem seguido de uma baixa na área de solo exposto de 7,08% comparando os dois anos respectivamente. A quantificação das áreas mapeadas em hectares pelo classificador Battacharya encontram-se disponíveis na Figura 3.

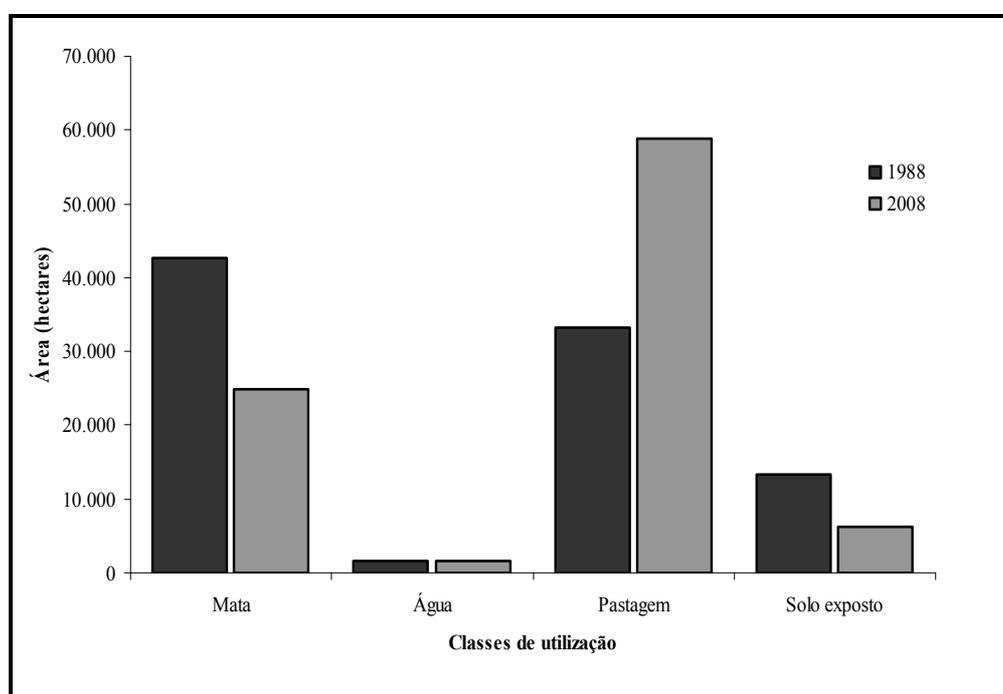


Figura 3: Análise das classes temáticas mapeadas pelo classificador Bathacharya.

A análise multitemporal mostrou uma significativa alteração na paisagem natural em função da intensificação do uso da terra, no intervalo de 20 anos (1988 e 2008). Nesta análise observa-se a diminuição da mata em uma proporção muito similares ao aumento das áreas de pastagens ligadas a expressiva expansão da pecuária (Figura 3). De acordo com a SEMAC/MS (2010), na região em questão, a atividade agropecuária é a base econômica desses municípios, sendo a segunda atividade que gera maior arrecadação de ICMS.

Os resultados obtidos pelo classificador Maxver foram classificados como de muito boa qualidade e muito parecido aos gerados pelo Maxver-ICM que apresentou-se levemente inferior, porém também classificado como de muito boa qualidade para o mapeamento proposto. Esta proximidade dá-se em função de suas concepções estatísticas serem muito semelhantes, onde a diferença está associada consideração da dependência espacial das amostras analisadas pelo Maxver-ICM.

O classificador não supervisionado Isoseg classificou as áreas de interesses porém, os resultados não foram satisfatórios, quando comparado aos demais classificadores, há uma representação maior na classe temática mata que representa 55% no ano de 1988, comparado

com ano de 2008 que apesar da redução representa 41% da área. Tendo em vista que é um valor alto comparado com as classes temáticas mata dos outros classificadores analisados, há redução no solo exposto que representa 1,92% da área classificada, apesar do resultado classificado pela matriz de qualificação ter sido boa o classificador mostrou-se pouco eficiente quando comparado aos demais analisados. Resultados diferentes foram observados por Prado et al. (2009) ao compararem o desempenho de classificadores supervisionados e não supervisionados na região amazônica, onde ambos os métodos de classificação não apresentaram diferenças estatísticas significativas. Isso demonstra que o sucesso de um determinado tipo de classificador pode estar também relacionado as características espaciais os objetos ou fenômenos imageados. Confirma-se também o estabelecimento da necessidade de validação estatística de mapeamentos temáticos.

#### 4. Conclusões

Os diferentes métodos de classificação aplicados destacaram a potencialidade do algoritmo Battacharya como um importante instrumento na elaboração de mapeamentos temáticos multitemporais do uso da terra e cobertura vegetal na região de transição da depressão para a planície pantaneira. A análise de imagens com um intervalo temporal de 20 anos, destacou um aumento significativo das áreas destinadas à atividade pecuária, em contraste com uma redução exponencial da classe mata evidenciando forte desflorestamento na região.

#### Agradecimentos

A toda equipe do Laboratório de Geoprocessamento do Campus de Aquidauana / UFMS.

#### 5. Referências Bibliográficas

Colgaton, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 49, n. 12, p. 1671-1678, 1991.

Crostra, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. 4 ed. rev. Campinas: Instituto de Geografia – UNICAMP, 2002. p164

Estado de Mato Grosso do Sul. SEMAC, 2010. Disponível:  
<<http://www.semac.ms.gov.br/control/Showfile.php?id=69460>. Acesso em: 17 de novembro de 2010.

Grondona, A. E. B. Avaliação da acurácia dos classificadores de máxima verossimilhança, mínima distância euclidiana e isodata na classificação de imagens da região do Pantanal. **Anais... 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal**, Corumbá, 7-11 novembro 2009, Embrapa Informática Agropecuária/INPE, p.433-442.

Hayes, J. D.; Sader, A. S. Change detection techniques for monitoring forest clearing and regrowth in a tropical moist forest, 1997. Disponível em: <[http://ghcc.msfc.nasa.gov/corredor/change detection.pdf](http://ghcc.msfc.nasa.gov/corredor/change%20detection.pdf)>. Acesso em: 20 nov. 2003.

Jensen, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. Tradução da 2ed. por (pesquisadores do INPE): José Carlos N. Epiphânio (coordenador); Antonio R. Formaggio; Athos R. Santos; Bernardo F. T. Rudorff; Cláudia M. Almeida; Lênio S. Galvão. São José dos Campos: Parêntese. 2009. 672p.

Jensen, J. R. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 2ª ed. New Jersey: Prentice Hall, p. 316, 1996.

Landis, J.R.; Koch, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33, n.1., p. 159-174, 1977.

Macedônio, R.S. **Introdução ao Geoprocessamento, conceitos, técnicas e aplicações**, Novo Hamburgo: Feevale, p.103, 2007.

Novo, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. São José dos Campos, SP: INPE, 1992.

Novo, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Blucher, 363p., 2008.

Prado, B.R.; Almeida Filho, R.; Shimabukuro, Y. E.; Silva, G.B.S.; Mello, M.P.; Pereira, G.; Camargo, F.F. Processamento de imagens digitais Landsat 5/TM para mapeamento de classes de cobertura da terra no município de Corumbiara - RO. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 14, 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 6101-6108. CD-ROM, 2009.