

## **Avaliação da identificação de áreas com cultivos agrícolas para fins de previsão de safras utilizando procedimentos de classificação digital de imagens do sensor TM/Landsat 5**

ELIANA LIMA DA FONSECA<sup>1</sup>  
JÚLIO CÉSAR DE OLIVEIRA<sup>1</sup>  
RODRIGO RIZZI<sup>1</sup>

<sup>1</sup>INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais  
Caixa Postal 515 - CEP 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil  
efonseca@ltd.inpe.br; oliveira@ltd.inpe.br; rizzi@ltd.inpe.br

**Abstract:** In this paper we tested two digital classifications procedures (supervised and automatic) in order to distinguish crop areas from other targets and evaluate the supervised classification results with the target's NDVI patterns. The study area covers part of Ipuã municipality in São Paulo State, where land use were mostly agriculture, with corn, sorghum and sugar cane, and other areas with grassland and gallery forest. The digital image classification procedures are useful to separate and quantify agriculture areas. To separate different agricultural targets this present classification techniques and sensor spatial and spectral resolution are not appropriate.

**Keywords:** classification procedures, NDVI, agricultural targets

### **1. Introdução**

Para obter a estimativa da produção agrícola de uma determinada região são necessários dois componentes básicos: área plantada e produtividade. Atualmente, a estimativa da área plantada com culturas agrícolas tem sido feita através de levantamentos em cooperativas, empresas de extensão rural e outros órgãos relacionados à produção agrícola e também com o uso de questionários e amostragens em campo com o auxílio de fotografias aéreas. Estes métodos normalmente são demorados e, em função da subjetividade decorrente da avaliação por entrevistas, podem levar a erros estatísticos (Sano et al., 1998).

Uma alternativa para a estimativa da área plantada é o uso de sensores espectrais orbitais de média resolução espacial, como é o caso do sensor TM/Landsat. Com a resolução espacial deste sensor é possível distinguir as áreas com cultivos agrícolas dos demais alvos presentes na imagem através de técnicas de classificação. A separação das áreas agrícolas nas imagens digitais permite que estas sejam quantificadas, obtendo-se assim uma estimativa bastante precisa da área plantada em uma determinada região (Chuvieco, 1996).

A classificação digital de imagens é o processo de extração de informação para reconhecer padrões e objetos homogêneos com o objetivo de mapear os diferentes componentes da superfície terrestre. O resultado final da classificação de uma imagem é um mapa temático, onde

os pixels classificados são representados por cores. Cada cor é associada a uma classe (área urbana, tipo de vegetação etc.) definida previamente pelo usuário (Câmara, 2000).

Assumindo que as bandas espectrais fornecem uma boa discriminação entre as diversas coberturas da superfície (ou alvos), é razoável supor que os pixels pertencentes a um mesmo alvo irão agrupar-se formando nuvens no espaço de atributos espectrais. Essas nuvens ou agrupamentos são chamados de classes, as quais espera-se que o algoritmo de classificação automática seja capaz de detectar (Câmara, 2000).

O classificador tende a confundir alvos com comportamento espectral semelhante nas bandas analisadas. Como a classificação baseia-se somente nos valores que os pixels apresentam nas diferentes bandas da composição, a resposta espectral dos alvos irá determinar a distinção entre os mesmos (Mather, 1999). Com isso, alguns problemas podem ser encontrados no uso de tais técnicas, por exemplo, áreas com culturas em estádios iniciais terão comportamento semelhantes ao solo exposto e tendem a ser confundidas (Santos, 1992).

Os mapas temáticos resultantes dos processos de classificação podem ser avaliados através de uma matriz de confusão e do coeficiente Kappa, desde que se tenham dados de verdade terrestre (Chuvieco, 1996). Na falta destes dados pode-se fazer uma interpretação da imagem com base no conhecimento da região e com base nas respostas apresentadas pelos alvos da superfície nas diferentes bandas. Estas respostas nas diferentes bandas podem ser resumidas através de operações aritméticas entre as bandas, como por exemplo o NDVI, fazendo com que o volume de dados a ser analisado diminua (Mather, 1999)

Os objetivos deste trabalho são: (1) testar a classificação supervisionada e não supervisionada para a distinção das áreas de cultivos agrícolas dos demais alvos presentes na cena para posterior estimativa da área plantada, através de uma matriz de confusão e do coeficiente Kappa; (2) avaliar a identificação dos cultivos agrícolas fornecida pela classificação supervisionada através dos valores de NDVI apresentados por estes alvos.

## **2. Material e métodos**

A área de estudo faz parte do município de Ipuã, localizado ao norte do Estado de São Paulo. Nesta região o uso da terra predominante é a agricultura, principalmente com cultivo de milho, soja, sorgo e cana. O restante se divide em pastagem e floresta. A região também possui vários cursos d'água que exercem considerável influência na prática agrícola da região.

Para o presente estudo foram utilizadas as bandas 3, 4 e 5 TM/Landsat 5, órbita 220, ponto 074 obtida em 16 de junho de 2000. A região de interesse foi isolada do restante da cena, e a imagem foi registrada a partir de pontos de controle obtidos em campo com GPS, utilizando o interpolador vizinho mais próximo. Utilizou-se também, um levantamento de campo efetuado no período de junho de 2000, contendo a verdade de campo de 202 talhões identificados na imagem.

Para classificar a imagem utilizou-se um procedimento de classificação não supervisionado (ISOSEG) e um procedimento de classificação supervisionado (MAXVER). Para a classificação supervisionada os polígonos identificados no levantamento em campo serviram como amostras para o treinamento do software, rotulando os polígonos identificados na imagem como sendo

floresta, água, cana de açúcar, milho, sorgo ou pastagem. Após o treinamento, o software classificou a imagem com base na resposta espectral das amostras fornecidas.

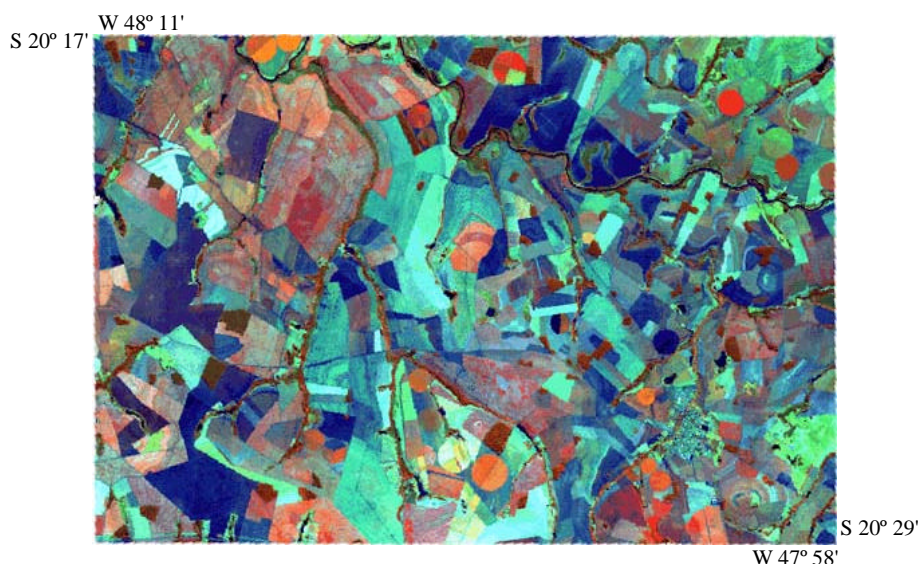


Figura 1 - Composição colorida 3B4R5G da área de estudo.

Para a classificação não supervisionada foi realizada uma segmentação, sobre as bandas originais, onde a imagem foi subdividida em regiões. A técnica utilizada para agrupamento dos dados utilizada foi a de crescimento de regiões, na qual somente as regiões adjacentes espacialmente podem ser agrupadas. Após a segmentação utilizou-se o procedimento de classificação automático (ISOSEG), que é aplicado sobre o conjunto de regiões obtidas na segmentação.

O mapa temático resultante das classificações foi comparado com a verdade de campo, sendo o resultado desta comparação demonstrado através de uma matriz de confusão e do índice Kappa. Para avaliar os resultados da classificação, também foi utilizado a média dos valores de NDVI dos alvos. Os valores de NDVI da imagem foram obtidos através de uma operação algébrica entre as bandas 3 e 4. Já os valores de NDVI dos alvos foram obtidos através da leitura de pixels.

### 3. Resultados e discussão

#### 3.1. Classificação supervisionada

O resultado da classificação supervisionada utilizando o classificador por Máxima Verossimilhança (MAXVER) é apresentado na Figura 2. Pode-se observar algumas áreas não classificadas, devido ao limiar de aceitação utilizado que foi de 95%. A Tabela 1 mostra a matriz de confusão obtida a partir desta classificação.

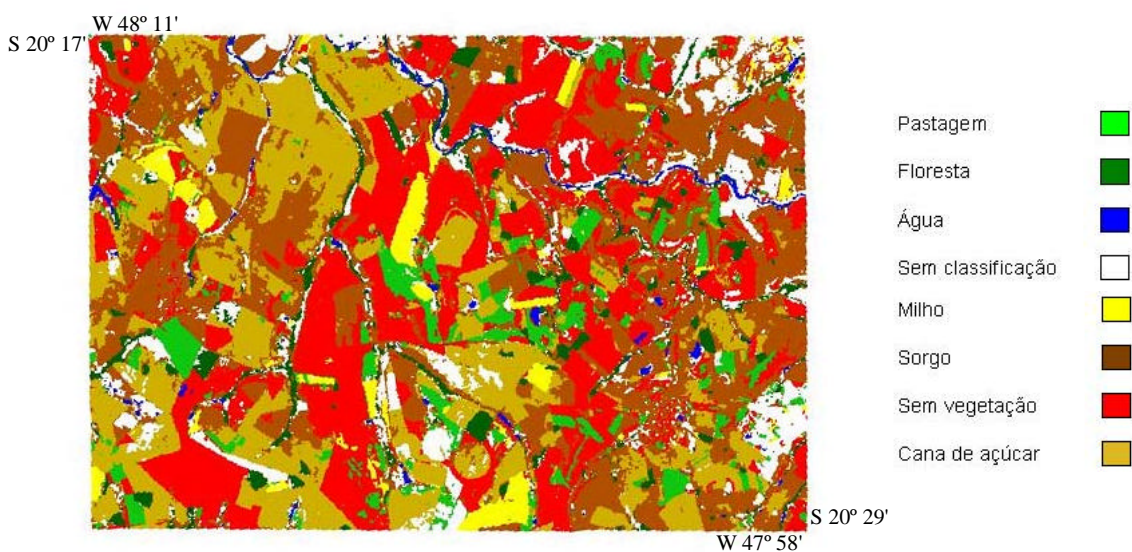


Figura 2 - Resultado da classificação utilizando o classificador por Máxima Verossimilhança (MAXVER).

Tabela 1 - Matriz de confusão para a classificação supervisionada por Máxima Verossimilhança (MAXVER). (Os dados obtidos em campo encontram-se nas linhas).

|          | N.C. | Milho | Sorgo | S/ veg. | Cana | Pasto | Água | Floresta | Total | E.P.(%) |
|----------|------|-------|-------|---------|------|-------|------|----------|-------|---------|
| Milho    | 3    | 5     | 23    | 11      | 18   | 13    | 0    | 0        | 70    | 7,1     |
| Sorgo    | 0    | 0     | 9     | 1       | 3    | 0     | 0    | 0        | 13    | 69,2    |
| S/ veg.  | 0    | 0     | 2     | 40      | 0    | 2     | 1    | 0        | 45    | 88,9    |
| Cana     | 1    | 1     | 2     | 1       | 18   | 0     | 0    | 0        | 22    | 81,8    |
| Pasto    | 4    | 0     | 2     | 1       | 1    | 7     | 0    | 0        | 11    | 63,6    |
| Água     | 0    | 0     | 0     | 0       | 0    | 0     | 9    | 0        | 9     | 100,0   |
| Floresta | 0    | 0     | 0     | 0       | 0    | 0     | 0    | 10       | 10    | 100,0   |
| Total    | 8    | 6     | 38    | 54      | 40   | 22    | 10   | 10       | 180   | -       |
| E.C.(%)  | -    | 83,3  | 23,7  | 74,1    | 45,0 | 31,8  | 90,0 | 100,0    | -     | 54,4    |

N.C. - não classificada; E.P. - exatidão do produtor; E.C. - exatidão do consumidor.

O baixo valor da exatidão global da matriz de confusão (54,4%) pode ser atribuído à baixa exatidão do produtor obtida para a classificação do milho (7,1%). Em grande parte dos talhões o milho se encontrava no final do ciclo e suas folhas, que já estavam em senescência, apresentavam uma coloração amarronzada. Já nos demais talhões, o milho ainda apresentava folhas verdes, existindo assim dois padrões espectrais para a cultura, o que provavelmente dificultou a identificação deste alvo.

O valor do coeficiente Kappa para esta classificação foi de 0,47. O baixo valor deste coeficiente é devido à alta porcentagem da confusão média da matriz (41,2%) e a baixa exatidão do produtor apresentada pelo milho (7,1%).

Pode-se atribuir a alta exatidão do produtor para a floresta, para a água e para as áreas sem vegetação verde (solo exposto, solo com palha ou restos de cultura) às respostas espectrais distintas que estes alvos apresentam, quando comparadas com a resposta espectral da vegetação agrícola verde. Este comportamento espectral distinto apresentado pela vegetação agrícola verde permite a quantificação das áreas com cultivos agrícolas de uma determinada região, a partir de imagens de satélite, utilizando-se procedimentos de classificação supervisionada. Com estas técnicas, é possível apenas quantificar o total da área cultivada, sem distinguir os diferentes tipos de cultivos. Esta distinção é dificultada devido, principalmente, não existir um padrão espectral para cada cultura; a resposta espectral dos cultivos apresenta uma grande variação dentro da mesma espécie, conforme as práticas de cultivos, cultivares ou variedades e condições climáticas.

### 3.2. Classificação não supervisionada

O resultado da classificação não supervisionada utilizando o classificador ISOSEG é apresentado na Figura 3; a Tabela 2 mostra a matriz de confusão para esta classificação. Como esta classificação se baseia somente nos valores que os pixels apresentam nas diferentes bandas da composição, a resposta espectral dos alvos irá determinar a distinção entre os mesmos (Mather, 1999). Isto explica a alta exatidão do produtor para a floresta, para a água e para as áreas sem vegetação agrícola verde (solo exposto, solo com palha ou restos de cultura) semelhantes às obtidas na classificação supervisionada, o que permite, para uma determinada região, identificar e separar as áreas com cultivos agrícolas das áreas com outros alvos utilizando procedimentos de classificação não supervisionada.

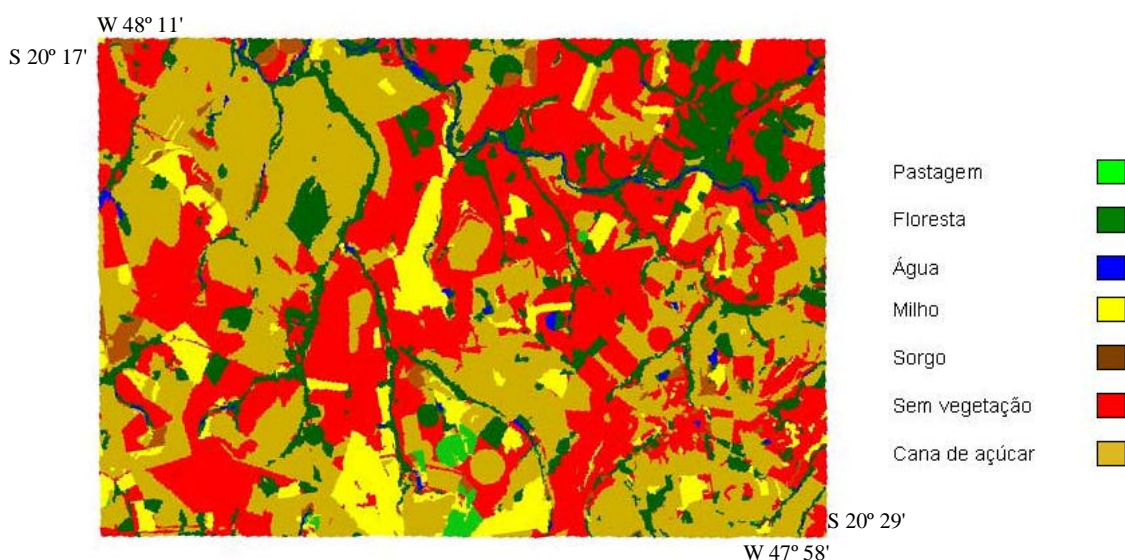


Figura 3 - Resultado da classificação utilizando o classificador ISOSEG.

Tabela 2 - Matriz de confusão para a classificação não supervisionada com o classificador ISOSEG. (Os dados obtidos em campo encontram-se nas linhas).

|          | Milho | Sorgo | S/ veg. | Cana | Pasto | Água | Floresta | Total | E.P.(%) |
|----------|-------|-------|---------|------|-------|------|----------|-------|---------|
| Milho    | 9     | 3     | 23      | 33   | 0     | 0    | 6        | 74    | 12,2    |
| Sorgo    | 0     | 3     | 4       | 7    | 0     | 0    | 1        | 15    | 20,0    |
| S/ veg.  | 3     | 0     | 46      | 2    | 0     | 1    | 0        | 52    | 88,5    |
| Cana     | 1     | 0     | 1       | 20   | 0     | 0    | 1        | 23    | 86,9    |
| Pasto    | 4     | 1     | 8       | 1    | 4     | 0    | 0        | 18    | 22,2    |
| Água     | 0     | 0     | 0       | 0    | 0     | 10   | 0        | 10    | 100,0   |
| Floresta | 0     | 0     | 0       | 1    | 0     | 0    | 9        | 10    | 90,0    |
| Total    | 17    | 7     | 82      | 64   | 4     | 11   | 17       | 202   | -       |
| E.C.(%)  | 52,9  | 42,9  | 56,1    | 31,2 | 100,0 | 90,9 | 52,9     | -     | 50,0    |

N.C. - não classificada; E.P. - exatidão do produtor; E.C. - exatidão do consumidor.

### 3.3. Análise da confusão dos alvos agrícolas

Os alvos agrícolas apresentaram uma baixa exatidão do produtor, com exceção da cana. Esta baixa exatidão provavelmente deve-se às respostas semelhantes dos alvos agrícolas nas bandas espectrais que foram analisadas (bandas 3, 4 e 5). Isto também justifica a confusão do milho com as áreas sem vegetação, devido a resposta espectral do milho no final do ciclo ser bastante semelhante a resposta das áreas sem vegetação (solo exposto, palha e restos de cultura).

Para analisar a resposta espectral nas bandas 3 e 4 dos alvos agrícolas foi feita uma operação aritmética para a obtenção dos valores de NDVI da imagem. Esta operação teve por finalidade diminuir o volume de dados a serem analisados. Foi realizada uma média dos valores de NDVI para cada alvo classificado certo e para cada alvo erroneamente classificado e multiplicados por 100 para facilitar a visualização. O resultado dessa comparação encontra-se na Tabela 3.

Com base nos valores do NDVI observa-se que os alvos que foram classificados erroneamente tinham valores de NDVI semelhantes àqueles alvos classificados corretamente. Isto explica o classificador ter confundido solos (NDVI = 0) com a água (NDVI = 0). Também explica o milho no final do ciclo (NDVI = 2,1) ter sido confundido com áreas sem vegetação (NDVI = 1,2) e as confusões entre os alvos agrícolas.

Tabela 3 - Valores médios de NDVI multiplicados por 100, para os alvos classificados certos e para os alvos classificados erroneamente.

|                | Certos | Errados |
|----------------|--------|---------|
| Milho          | 13,1   | 11,8    |
| Sorgo          | 83,0   | -       |
| Sem vegetação  | 1,2    | 2,1     |
| Cana de açúcar | 62,5   | 58,5    |
| Pastagem       | 51,5   | 69,0    |
| Floresta       | 65,8   | 80,0    |
| Água           | 0      | 0       |

A cana-de-açúcar e a floresta apresentaram valores semelhantes de NDVI, porém tiveram uma exatidão do produtor alta (86,9% e 90% respectivamente). Provavelmente a separação destes dois alvos foi feita com base na resposta espectral da banda 5 (que não é utilizada para o cálculo do NDVI). A resposta da cana-de-açúcar tem maior influência do solo quando comparada com a floresta, onde o solo não tem praticamente nenhuma influência na resposta. Este comportamento, provavelmente, permitiu a separação clara entre estes dois alvos. A confusão entre milho e cana-de-açúcar talvez seja causada pela resposta espectral na banda 5, onde estes alvos possuem respostas bastante semelhantes.

#### 4. Conclusões

1. As classificações digitais de imagens de sensores orbitais de média resolução propiciam a distinção entre os cultivos agrícolas dos demais alvos.
2. Para a identificação e diferenciação dos alvos agrícolas as técnicas de classificação de imagens atuais e a resolução espacial e espectral das imagens não são adequadas, devido não existir um padrão espectral para cada tipo de cultivo agrícola.
3. A classificação supervisionada é um método que pode ser utilizado para mapeamento de regiões homogêneas com relação aos tipos de cultivos desde que se faça previamente, um levantamento de campo bastante completo de pelo menos parte da região a qual se deseja mapear.

#### Referências

CÂMARA, G. **Geoprocessamento teoria e aplicações**, livro on line. <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro.htm>. out, 2000

CHUVIECO, E. **Fundamentos de teledetección espacial**, 3ª edição. Madrid: Ediciones Rialp, 1996. 568 p.

SANO, E.E.; ASSAD, E.D.; ORIOLI, A.L. Monitoramento da ocupação agrícola. In: ASSAD, E. D.; SANO, E.E. (coord) **Sistemas de Informações Geográficas, Aplicações na Agricultura**, 2ª edição. Brasília: Embrapa, 1998. p 179-190.

SANTOS, M.L.V. Uso do sensoriamento remoto na identificação e monitoramento de culturas agrícolas: ênfase para a irrigação. In: BERGAMASCHI, H. (coord) **Agrometeorologia aplicada à irrigação**. Porto Alegre: Editora da Universidade, 1992. p 98-108.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images**, 2ª edição. Chichester: John Wiley & sons, 1999. 292 p.