

PROCESSAMENTO DE IMAGENS OBTIDAS COM CÂMARA DIGITAL PARA A DETERMINAÇÃO DA FRAÇÃO DE VEGETAÇÃO EM PARCELAS DE CANA-DE-AÇUCAR

ROGÉRIO COSTA CAMPOS¹
ALFREDO JOSÉ BARRETO LUIZ¹
MARCOS ADAMI¹
IEDA DEL'ARCO SANCHES¹
ANTONIO ROBERTO FORMAGGIO¹

¹INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{rogerio, barreto, adami, ieda, formag}@ltid.inpe.br

Abstract. Images of five experimental plots of sugar-cane were taken with digital camera in RGB and transformed in IHS for the extraction of the dominant wavelength (H). The overall accuracy and KAPPA test for the images segmentation and classification based only in H band showed that it was successful in determining the fraction of green vegetation. The absence of intensity (I) and saturation (S) attributes and the red (R), green (G) and blue (B) bands in the classification contributed to minimize the misclassification that are associated mainly with the variability of the leaves brightness. Thus, the shaded areas on both soil and leaves have been properly classified inside their respective classes.

Keywords: remote sensing, image processing, classification, RGB, IHS.

1 Introdução

O sensoriamento remoto agrícola tem na experimentação uma importante fonte de geração de dados que auxiliam no entendimento da interação entre os alvos agrícolas e a radiação eletromagnética. Entre as variáveis que influenciam essa interação, a porcentagem de cobertura do solo, ou fração de vegetação (FV), merece especial atenção quando se pretende avaliar como a mistura entre solo e planta afetam os dados espectrais obtidos por sensores, independente do nível de aquisição (terrestre, aéreo ou orbital). A cena agrícola é composta basicamente pela vegetação e o solo, com a composição variando de acordo com a época do ano, o uso do solo e o estágio fenológico da cultura. Métodos de inspeção visual no campo (Sloneker & Moldenhauer, 1977) e em fotografias (grid fotográfico) (Laflen et al., 1981) são utilizados para a determinação da FV do solo. Embora tais métodos apresentem resultados satisfatórios para a estimativa da cobertura do solo, a dependência da avaliação de um julgador e de um critério de amostragem tornam essas metodologias suscetíveis à ocorrência de subjetividade. Além disso, dependem tempo e treinamento de intelecto humano para a sua realização, o que faz concluir que a utilização de processamentos computacionais em imagens digitais são mais adequados para a determinação da FV, uma vez que, nesse caso, a classificação pode ser feita com base na análise de números digitais derivados do atributo ou atributos mais eficientes em separar os alvos contidos na imagem.

Como resultado de uma série de trabalhos conduzidos com o objetivo de comparar diferentes técnicas para determinação da FV, White et al. (2000), concluíram que a técnica de processamento de imagens adquiridas com câmaras digitais foi a mais fácil e mais segura entre todas as técnicas para a validação de dados espectrais. No entanto, apesar do ganho de tempo, eficiência e objetividade quando se utiliza o processamento digital (PD) para a determinação da FV em imagens, é preciso atentar para outras dificuldades inerentes à aplicação dessa ferramenta, sendo necessária a realização de uma série de considerações particulares relacionadas à informação que se deseja extrair da cena, visando assim, a otimização da técnica a ser aplicada. Gitelson et al. (2000), utilizando modelos sugeridos por

Woebbecke et al. (1995) que, baseados no maior ou menor valor da relação vermelho/verde conseguiram boa separabilidade entre solo e vegetação; no entanto, a área verde sombreada foi classificada como solo, subestimando significativamente a fração de vegetação.

Outro procedimento realizado na tentativa de separar os elementos contidos em uma cena agrícola é a aplicação de redes neurais, cujo fundamento é treinar um sistema integrado de processamento de dados para que sejam classificados componentes de interesse na imagem. Em geral, esse tipo de processamento se torna bastante oneroso e complexo em termos computacionais, com dificuldade para o estabelecimento dos critérios para treinamento da rede. O que se tem observado como consequência disso é a baixa integração dos resultados obtidos quando essa metodologia é empregada na tentativa de classificar elementos em cenas agrícolas (Jayas et al., 2000), bem como a falta de reprodutibilidade em função da sensibilidade que o método apresenta à variação dos dados analisados. Tais fatores impedem que o método seja prontamente aplicável, havendo sempre a necessidade de se realizar um treinamento para que os alvos na imagem sejam separados.

Apesar de Meyer et al. (1988) terem encontrado bons resultados para a classificação da cobertura do solo utilizando a limiarização para segmentação em imagens obtidas no espaço de cores RGB, esses autores relatam que os alvos somente puderam ser separados quando apresentaram valores de brilho distintos. Quando a diferença de brilho não ocorreu, o método se mostrou ineficiente.

Dentro desse enfoque, este trabalho se propõe a apresentar uma metodologia objetiva e aplicável para a determinação da fração de vegetação (FV) de imagens digitais de parcelas de cana-de-açúcar. Para isso, foi empregada a transformação IHS, sendo utilizados na classificação os valores da imagem no comprimento de onda dominante (H), a segmentação por crescimento de regiões e o classificador Isoseg do aplicativo SPRING.

2 Metodologia

2.1 Área de estudo e aquisição das imagens

Imagens digitais de cinco parcelas experimentais de cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum*), com 480 linhas e 720 colunas, foram adquiridas com câmara digital Kodak-DC-290 Zoom Digital. As imagens foram tomadas a 4 metros acima do solo (em média, dois metros acima do dossel) e seis meses após a data de plantio das parcelas. O campo de visão no terreno foi de aproximadamente 1,40 x 2,00 metros. Nessa ocasião, a altura média das plantas era de 1,60 metros. A área experimental localiza-se no município de Piracicaba, SP e está instalada sobre um solo classificado como Argissolo vermelho com cor em Munsell igual a 2.5YR4/6.

2.2 Processamento das imagens e análise estatística

As imagens obtidas em RGB com a câmara digital foram importadas para o aplicativo SPRING e em seguida transformadas em IHS. A análise da distribuição dos níveis de cinza (NC) no histograma da imagem para o componente H, indicou a existência de dois grupos bem definidos (**Figura 1**), com o solo apresentando os níveis baixos de NC (0 a 42) e a vegetação apresentando níveis médios (42 a 110). Somando-se o fato de o brilho ser um fator de confusão entre os alvos nas imagens, uma vez que o ângulo de inclinação das folhas e a rugosidade do terreno geram uma alta variabilidade desse atributo, decidiu-se realizar a classificação das imagens com base apenas no atributo H.

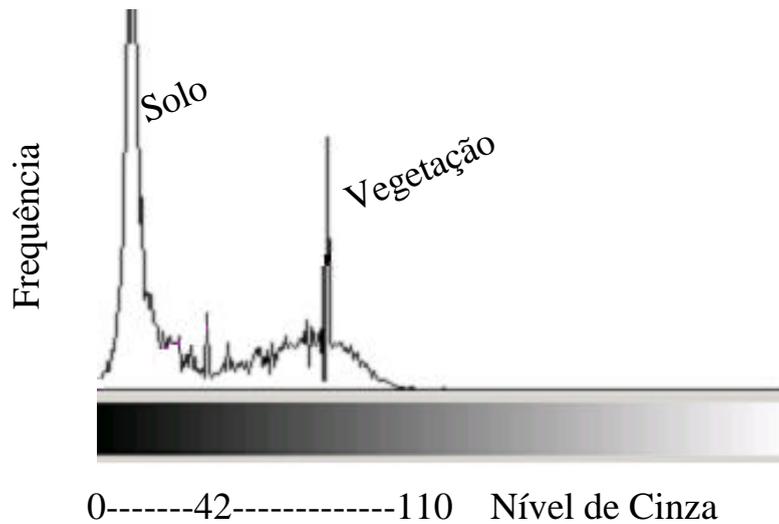


Figura 1. Distribuição dos níveis de cinza nas imagens caracterizando a variação dentro de cada classe (solo e vegetação).

Como os pixels da imagem têm dimensão reduzida (aproximadamente 3 x 3 mm) em relação aos alvos de interesse, quais sejam, folhas de cana-de-açúcar e áreas de solo descoberto, não faria sentido uma classificação por pixel. Optou-se portanto, a priori, por um método de classificação por regiões e, entre eles, o escolhido foi o Isoseg, implementado no SPRING.

Para realizar a classificação por regiões é necessário primeiramente que se faça a segmentação da imagem. Empregou-se para esse fim o segmentador por crescimento de regiões, adotando os limiares 6 e 70 para similaridade e área, respectivamente. Estes limiares foram escolhidos de forma subjetiva após a avaliação visual de alguns testes.

Após a segmentação foi aplicado o classificador Isoseg, tendo sido escolhido o valor de 75% para o limiar de aceitação, pois a existência de duas classes de interesse bem definidas permitiu o uso do limiar mais rígido disponível no SPRING no estabelecimento desse critério.

Dois procedimentos foram adotados para a verificação do acerto na determinação da fração da vegetação nas imagens classificadas automaticamente. No primeiro, foi gerada uma matriz de erros entre uma imagem classificada e editada manualmente, assumida como a “verdade”, e a imagem apenas classificada automaticamente. Essa imagem editada foi obtida realizando-se uma edição matricial, em cada uma das cinco imagens classificadas automaticamente, com o objetivo de corrigir os segmentos erroneamente classificados. A edição foi feita manualmente na tela com base na comparação visual com a imagem RGB. No segundo, foi criada uma grade amostral com 60 pontos selecionados ao acaso. Em cada uma das cinco imagens RGB os pontos foram identificados segundo a classe a que pertenciam (solo ou vegetação). O mesmo foi feito para as imagens classificadas automaticamente pelo Isoseg. Desses dois procedimentos foi extraída a exatidão global (EG), em porcentagem, como descrito na **Equação 1**. No procedimento amostral o teste Kappa foi aplicado para a avaliação do classificador.

$$EG(\%) = \frac{C}{T} \times 100 \quad \text{Equação 1}$$

sendo:

EG = exatidão global;

C = pixels classificados corretamente para o caso da matriz de erros entre a imagem classificada e a imagem com a edição matricial, ou pontos classificados corretamente para o caso da avaliação amostral do classificador em relação à imagem RGB;

T = número total de pixels da imagem para o caso da matriz de erros entre a imagem classificada e a imagem com a edição matricial, ou total de pontos amostrados para o caso da avaliação amostral do classificador em relação à imagem RGB.

3 Resultados e discussão

Observa-se na **Tabela 1** a ocorrência de altos valores de exatidão global (EG), indicando que com a edição da imagem classificada, poucos pixels tiveram que ser reclassificados por não haver concordância espacial das classes solo e vegetação entre a imagem RGB e a imagem classificada.

Tabela 1. **Matriz de erros da classificação com base na imagem editada.**

		Imagem Classificada 1		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem Editada 1	Vegetação	171128	2323	173451
	Solo	538	171611	172149
	Total	171666	173934	345600
	EG (%)	99.17		
		Imagem Classificada 2		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem Editada 2	Vegetação	182884	3047	185931
	Solo	3198	156471	159669
	Total	186082	159518	345600
	EG (%)	98.19		
		Imagem Classificada 3		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem Editada 3	Vegetação	164400	265	164665
	Solo	1016	179919	180935
	Total	165416	180184	345600
	EG (%)	99.63		
		Imagem Classificada 4		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem Editada 4	Vegetação	164200	2003	166203
	Solo	3074	176323	179397
	Total	167274	178326	345600
	EG (%)	98.53		
		Imagem Classificada 5		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem Editada 5	Vegetação	239972	960	240932
	Solo	2045	102623	104668
	Total	242017	103583	345600
	EG (%)	99.13		

EG(%) – Exatidão geral

Não há necessidade de se fazer a edição matricial das imagens classificadas, visto que o classificador foi eficiente em delimitar as áreas de solo e a vegetação visualmente identificadas nas imagens RGB. Os pixels incorretamente classificados não ultrapassaram o valor de 3 % do total de pixels das imagem. Portanto, o trabalho de supervisionar toda a imagem para realizar a edição matricial corrigindo as discordâncias entre as classe de pixels (solo e vegetação), não se mostrou compensador. Na **Figura 2** são ilustrados os resultados do

processamento de uma fotografia digital RGB correspondente a Imagem1 (2a). Nota-se em 2b a distinção visual das classes na imagem, evidenciando o bom resultado da utilização do atributo H na segmentação e na classificação, separando de maneira adequada o solo da vegetação. Na Figura 2c é apresentada uma imagem classificada automaticamente e na 2d, uma imagem editada manualmente.

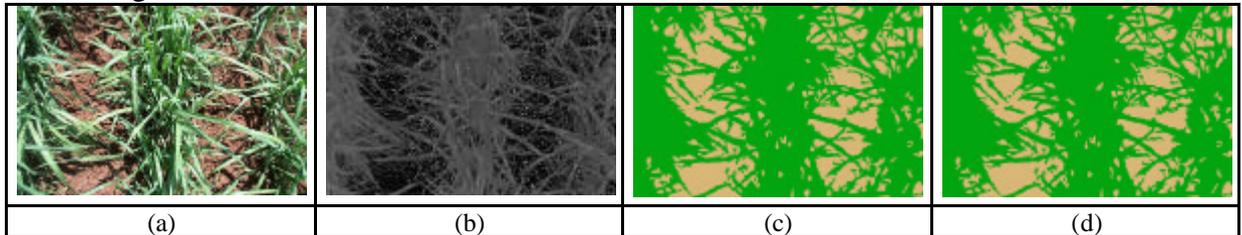


Figura 2. (a) Imagem 1 em RGB; (b) Imagem 1 em H; (c) Imagem 1 classificada e (d) Imagem 1 editada.

A avaliação do classificador utilizando os pontos do painel amostral, indicou elevada eficiência levando em conta os valores de exatidão geral (EG) que variaram de 70 a 91 %. Confirmando, portanto, que os pontos são correspondentes na imagem classificada e na imagem RGB em relação à classe que ocupam (solo e vegetação). Os bons resultados do classificador são confirmados pelo valor do teste Kappa que, segundo Landis e Koch (1977), por estarem entre 0,42 e 91,67, as classificações podem ser consideradas de boa a excelente.

Tabela 2. Matriz de erros amostrais da classificação com base na imagem RGB.

		Imagem Classificada 1		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem RGB 1	Vegetação	23	1	24
	Solo	4	32	36
	Total	27	33	60
	EG (%)	91,67		
	Valor do Kappa	0,82		
		Imagem Classificada 2		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem RGB 2	Vegetação	31	3	34
	Solo	5	21	26
	Total	36	24	60
	EG (%)	86,67		
	Valor do Kappa	0,72		
		Imagem Classificada 3		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem RGB 3	Vegetação	23	3	34
	Solo	4	30	26
	Total	36	24	60
	EG (%)	88,33		
	Valor do Kappa	0,76		
		Imagem Classificada 4		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem RGB 4	Vegetação	25	2	27
	Solo	16	17	33
	Total	41	19	60
	EG (%)	70,00		
	Valor do Kappa	0,42		
		Imagem Classificada 5		
		Vegetação	Solo	Total
Imagem RGB 5	Vegetação	35	5	40
	Solo	5	15	20
	Total	40	20	60
	EG (%)	83,33		
	Valor do Kappa	0,62		

EG(%)- Exatidão Geral

4 Considerações finais

Na estádio de desenvolvimento em que foram obtidas as imagens das parcelas de cana-de-açúcar, ocorria o predomínio de vegetação verde, com a presença de palha apenas no solo e em pequenas frações, fato que deveu-se às parcelas estarem instaladas em uma área experimental cultivada convencionalmente, forma de cultivo que não conduz à manutenção da palha no solo. Na planta, até a data da tomada das imagens, também não havia sido observada a presença de folhas secas. Assim, a palha não estava presente nas plantas, como acontece nos estádios fenológicos mais adiantados da cultura da cana-de-açúcar.



Figura 3. Amostra da área de solo na imagem 1 em H. Os pixels brancos ocorrem devido à presença fracionada da palha no solo.

Face ao exposto, algumas considerações são feitas para justificar os resultados obtidos nesse trabalho. O método considerou que três grupos distintos estavam presentes nas imagens: i) o solo, predominando nas entrelinhas, exceto nas áreas sob a projeção das folhas; ii) a vegetação, predominando na linha de plantio com algumas projeções foliares na linha e iii) palha, ocorrendo no solo de forma bastante fracionada. Como pode ser observado na **Figura 3**, é bastante dispersa a ocorrência de pixels nas entrelinhas (predomínio de solo) com a presença de palha saturando o valor de NC do pixel. A escolha do limiar de área utilizado para a segmentação foi bastante adequado, já que o objetivo é estimar a área de vegetação verde, tornou de fundamental interesse que as pequenas áreas de palha no solo não fossem segmentadas sendo incorporadas dentro da classe oriunda dos pixels dominantes, no caso, os que apresentavam resposta de solo. A análise feita com base no valor de H definiu dois grupos distintos de folhas e vegetação, sem que os erros de omissão e comissão ocorressem nas áreas sombreadas.

Em relação às particulares características das imagens que nesse trabalho tiveram suas áreas fracionadas em solo e vegetação, salienta-se que tanto para outras culturas, como para um estádio fenológico da cana-de-açúcar diferente do que ocorria na tomada das imagens. Outras propostas para os limiares de segmentação devem ser testadas, bem como a utilização de outros classificadores pode reverter em melhores resultados. Caso seja de interesse quantificar a palha no solo ou na planta, o atributo H demonstrou boa capacidade de distinguir este alvo dos demais, bastando, portanto, ajustar limiares de área e similaridade adequados para a fração deste alvo na imagem.

Referências

- Gitelson, A.A.; Kaufman, Y. J.; Stark, R.; Rundquist, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, v.80, p.76-87, 2002.
- Jayas, D.S.; Paliwal, J.; Visen, N.S. Multi-layer neural networks for image analysis of agricultural products. *Journal Agricultural Engineering Research*, Silsoe, v. 77, n.2, p. 119-128, 2000.
- Lafren, J.M.; Amaniya, M.; Hintz, E.A. Measuring crop residue cover. *Journal of Soil and Water Conservation*, Fairmont, W.Va, v. 36, n.6, p. 341-343, 1981.
- Landis, J.R; Koch, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometric*, v.33, n.1, p.159-174, 1977.
- Meyer, G.E.; Stepanek, D.P.S.; Dickey, E.C. Electronic image analysis of crop residue cover on soil. *Transactions of the ASAE*, St. Joseph, v. 31, n. 3, p. 968-973, 1988.
- Sloneker, L.L.; Moldenhauer, W.C. Measuring the amounts of crop residue remaining after tillage. *Journal of Soil and Water Conservation*, Fairmont, W. Va, v. 32, n. 5, p. 231-236, 1977.
- White, M.A.; Asner, G.P., Nemani, R.R., Privette, J.L.; Running, S.W. Measuring fractional cover and leaf area index in arid ecosystems. Digital camera, radiation transmittance, and laser altimetry methods. *Remote Sensing of Environment*, v.74, p.45-57, 2000.
- Woebbecke, D.M; Meyer, G.E; Von Bargen, K.; Mortensen, D.A. Color indices for weed identification under various soil residue and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*, v.38, n,1, p.259-269, 1995.