

Dados Hyperion e ETM⁺ na classificação de alvos agrícolas com diferentes níveis de distinção espectral

Daniela Arnold Tisot
Antônio Roberto Formaggio
Lênio Soares Galvão
Camilo Daleles Rennó

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
(dtisot, formag, lenio)@dsr.inpe.br
camilo@dpi.inpe.br

Abstract. The goal of this research was to compare narrowband hyperspectral Hyperion/EO-1 data with broadband multispectral ETM⁺/Landsat-7 data through classifying agricultural fields with well defined spectral differences and subtle spectral differences. For this purpose, Hyperion and ETM⁺ data were acquired for Franca (S.P.) municipality on July, 2002 and land use/land cover and sugarcane varieties classes were discriminated by using a supervised classification (Maximum Likelihood) algorithm. When the broadband ETM⁺ data were classified, the overall accuracy was 91,5% for six land use/land cover classes and 67,6% for five sugarcane varieties classes, while for narrowband Hyperion data the accuracies were 94,9% and 87,1%, respectively. 'Contextual' and/or 'for regions' classification algorithms should be tested in order to evaluate the potentiality of improving the accuracy both for ETM⁺ and Hyperion data.

Palavras-chave: classificação, cana-de-açúcar, multiespectral, hiperespectral, classification, sugarcane, multispectral, hyperspectral

1. Introdução

A produção de mapas temáticos, como os de uso e cobertura do solo, através da classificação de imagens é uma das aplicações mais utilizadas do sensoriamento remoto. O aumento da acurácia de classificação é um dos principais enfoques de estudo.

O classificador de Máxima Verossimilhança (MaxVer) é o classificador supervisionado mais aplicado para dados de satélite. É um método paramétrico, o qual supõe que cada classe é determinada por um modelo gaussiano multivariado e determina, a partir de dados de treinamento, o vetor médio (m) e a matriz de covariância (S). A eficácia do MaxVer depende principalmente de uma precisão razoável da estimativa de m e de S , o que depende da quantidade de *pixels* incluídos nas amostras de treinamento. Crósta (1993) considera que o método MaxVer deve ser aplicado quando o analista conhece bem a imagem a ser classificada, para que possa definir classes que sejam representativas. Detalhes sobre este classificador podem ser encontrados em Richards e Jia (1999) e em Swain e Davis (1978).

Para algumas aplicações, como a classificação de alvos agrícolas, as imagens geradas a partir de sensores de bandas espectrais estreitas podem melhorar a capacidade de discriminação e a acurácia de classificação, quando comparadas às imagens geradas a partir de sensores de bandas espectrais largas.

O sensor Hyperion, primeiro sensor hiperespectral lançado pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), a bordo da plataforma *Earth Observing-1* (EO-1), coleta dados contínuos em 220 bandas espectrais posicionadas entre 400 e 2.500 nm, com resolução espacial de 30 m e em 16 bits. O volume de dados coletado pelo Hyperion é aproximadamente 75 vezes maior quando comparado às seis bandas óticas do sensor ETM⁺ (Thenkabail et al., 2004).

Recentes estudos indicam as vantagens do uso de dados obtidos a partir de bandas estreitas, localizadas em específicas posições do espectro, na obtenção de informações

qualitativas ou quantitativas da vegetação, porém em poucos deles foram utilizados dados hiperespectrais oriundos de sensores orbitais para o estudo de alvos agrícolas. Dentre os autores que utilizaram dados do sensor Hyperion em seus trabalhos, pode-se destacar Apan et al. (2003), ao estudar índices hiperespectrais de vegetação para detecção de doença foliar em cana-de-açúcar; Galvão et al. (2005), ao discriminar cinco variedades de cana-de-açúcar usando valores de reflectância das bandas, razões de reflectância e índices hiperespectrais, e Thenkabail et al. (2004), ao comparar a classificação de florestas obtida a partir de dados de três sensores multiespectrais com dados do sensor Hyperion.

Assim, o objetivo desta pesquisa foi avaliar e comparar a capacidade que os sensores ETM⁺ e Hyperion possuem em discriminar alvos agrícolas com diferenças espectrais marcantes e com diferenças espectrais sutis. Para isso, classes de uso e cobertura do solo e de variedades de cana-de-açúcar foram estudadas.

2. Material e Métodos

Foram utilizadas para o estudo, duas imagens da região agrícola de Franca/SP (**Figura 1**), uma multiespectral (ETM⁺/Landsat-7) e outra hiperespectral (Hyperion/EO-1) adquiridas em 16 de julho de 2002 com uma defasagem temporal de apenas um minuto, em virtude de ambos os satélites estarem, na época, operando *in tandem*.

Após a conversão dos dados para valores de reflectância de superfície através do uso de um modelo de transferência radiativa baseado no MODTRAN-4, as imagens foram registradas tendo como base uma carta topográfica do município de Franca (escala 1:250.000).

Para a imagem Hyperion, bandas em torno das faixas de absorção atmosférica posicionadas em torno de 1.400 nm e 1.900 nm foram excluídas da análise. No intuito de reduzir a redundância de informações das 151 bandas restantes e o tempo de processamento dos dados da imagem hiperespectral, foi realizada a Análise por Componentes Principais (ACP) da imagem Hyperion.

Utilizando o método de classificação supervisionada “*pixel-a-pixel*” (MaxVer), mapas de classificação foram gerados a partir das 6 bandas refletivas do sensor ETM⁺ e da ACP do sensor Hyperion. Os critérios adotados para a seleção das componentes principais utilizadas foram a análise dos autovalores e a qualidade visual das imagens das componentes.

Dados de campo, previamente coletados, foram utilizados na caracterização das classes de estudo. Amostras de treinamento e de teste foram selecionadas aleatoriamente nas áreas das classes de interesse.

A fim de avaliar e comparar a classificação dos dados multiespectrais (ETM⁺) com a dos dados hiperespectrais (Hyperion), dois enfoques foram dados neste trabalho: classificação de classes de uso e cobertura do solo presentes na região, predominando diferenças espectrais marcantes entre elas; e, classificação de subclasses dentro de uma mesma classe, no intuito de discriminar diferenças espectrais mais sutis entre elas. No primeiro caso, as classes escolhidas foram: cana-de-açúcar, café, pastagem, palha, solo exposto e mata. No segundo, apenas a classe cana-de-açúcar foi estudada, subdividindo-a em subclasses de variedades: RB72-454, SP80-1816, SP80-1842, SP81-3250 e SP87-365.

Para comparar os resultados obtidos entre as classificações de ambos os sensores, a matriz de confusão foi gerada no software ENVI 4.0 (*The Environment for Visualizing Images*) e o Coeficiente Kappa calculado de acordo com Hudson e Ramm (1987) e Congalton (1999).

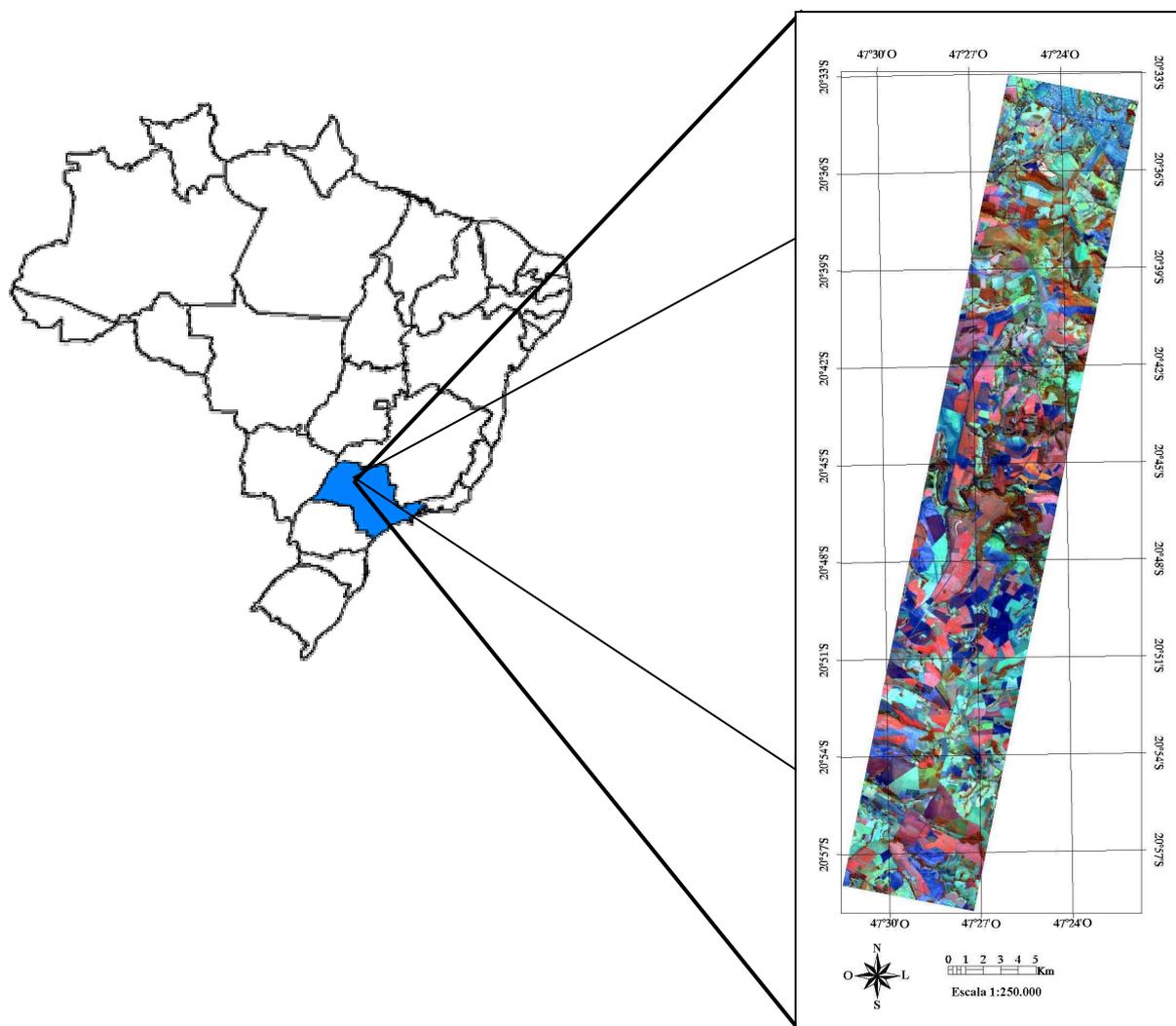


Figura 1. Imagem Hyperion/EO-1 da área de estudo localizada no município de Franca / SP.

3. Resultados e Discussão

A partir da análise das 151 componentes principais (CP) da imagem Hyperion, foram selecionadas para o estudo as oito primeiras componentes, correspondentes a aproximadamente 100% da variância dos dados desta imagem, o que indica uma grande quantidade de informação redundante adquirida pelo sensor nesta imagem. Apesar de a oitava componente ter contribuído com apenas 0,042% da variância dos dados, esta foi selecionada pois foi ainda possível identificar visualmente os alvos da imagem.

3.1 Discriminação de classes de uso e cobertura do solo

Utilizando os dados das seis bandas refletivas do sensor ETM⁺, a acurácia para discriminar as seis grandes classes de uso e cobertura do solo (mata, pastagem, palha, solo exposto, café e cana-de-açúcar) da cena agrícola estudada foi de 91,5% e o valor do Kappa igual a 0,88. A classificação Hyperion que mais se aproximou à ETM⁺ foi a correspondente às três primeiras CP, com acurácia de 89,7% (Kappa = 0,85). Ambas as classificações diferiram significativamente a 1%.

No que diz respeito à discriminação das classes de uso e cobertura do solo utilizando as oito primeiras CP Hyperion, a acurácia de classificação foi de 94,9% e o valor de Kappa igual a 0,93.

Na classificação dos dados multiespectrais (**Tabela 1**), os menores erros de comissão (*pixels* de outras classes que foram atribuídos à classe de referência) e omissão (*pixels* pertencentes a uma classe de referência que foram atribuídos a outras classes) foram observados para a classe cana-de-açúcar, com 1,76% e 2,84%, respectivamente, conferindo a esta o melhor desempenho do classificador. Apesar de 90,63% dos *pixels* pertencentes à classe palha e de 92,80% dos pertencentes à classe pastagem terem sido classificados corretamente, os maiores erros de comissão foram observados para estas classes. Isto indica que 35,56% dos *pixels* que foram classificados como palha e 30,51% dos que foram classificados como pastagem pertencem, na realidade, a outras classes.

Tabela 1 – Matriz de confusão para as classes de uso e cobertura do solo geradas pelo MaxVer a partir das seis bandas refletivas ETM⁺.

Classes	Referência (%)						Comissão (%)	Omissão (%)
	Café	Cana	Mata	Palha	Pastagem	Solo exposto		
Não classificada	0,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,41	-	-
Café	76,35	0,37	8,68	1,39	4,32	0,18	11,33	23,65
Cana	1,04	97,16	1,74	0,35	0,21	2,95	1,76	2,84
Mata	14,73	0,41	89,21	0,00	0,00	0,00	19,27	10,79
Palha	1,18	0,00	0,00	90,63	2,47	6,78	35,56	9,38
Pastagem	6,50	1,54	0,27	4,51	92,80	0,71	30,51	7,20
Solo exposto	0,21	0,32	0,09	3,13	0,21	88,97	1,95	11,03
Total (<i>Pixels</i>)	1.446	4.930	1.094	288	486	1.696	-	-

Na classificação dos dados hiperespectrais (**Tabela 2**), a melhor classificação também foi encontrada para a classe cana-de-açúcar, porém com menores erros de comissão e omissão (0,73% e 1,18%, respectivamente).

Tabela 2 – Matriz de confusão para as classes de uso e cobertura do solo geradas pelo MaxVer a partir das oito primeiras CP Hyperion.

Classes	Referência (%)						Comissão (%)	Omissão (%)
	Café	Cana	Mata	Palha	Pastagem	Solo exposto		
Não classificada	0,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,41	-	-
Café	87,00	0,14	9,14	1,74	4,12	0,12	9,63	13,00
Cana	0,21	98,82	0,46	0,00	0,41	1,53	0,73	1,18
Mata	10,51	0,10	90,40	0,00	0,00	0,00	13,70	9,60
Palha	1,18	0,00	0,00	92,01	0,41	4,01	24,72	7,99
Pastagem	1,04	0,57	0,00	0,69	95,06	0,06	9,06	4,94
Solo exposto	0,07	0,16	0,00	5,56	0,00	93,87	1,55	6,13
Total (<i>Pixels</i>)	1.446	4.930	1.094	288	486	1.696	-	-

Em ambas as classificações, as classes mais confundidas entre si foram café e mata.

Apesar de a precisão de classificação Hyperion, utilizando oito CP, ter apresentado resultado estatisticamente superior à ETM⁺ e os erros de comissão e omissão da primeira terem sido menores para todas as classes estudadas, pode-se dizer que a qualidade das duas classificações foi semelhante (**Figura 2**). Embora o sensor ETM⁺ colete um volume de dados aproximadamente 75 vezes menor quando comparado ao sensor Hyperion (Thenkabail et al., 2004), o posicionamento e a largura das bandas espectrais são suficientes para classificar alvos agrícolas com de diferenças espectrais predominantemente grosseiras.

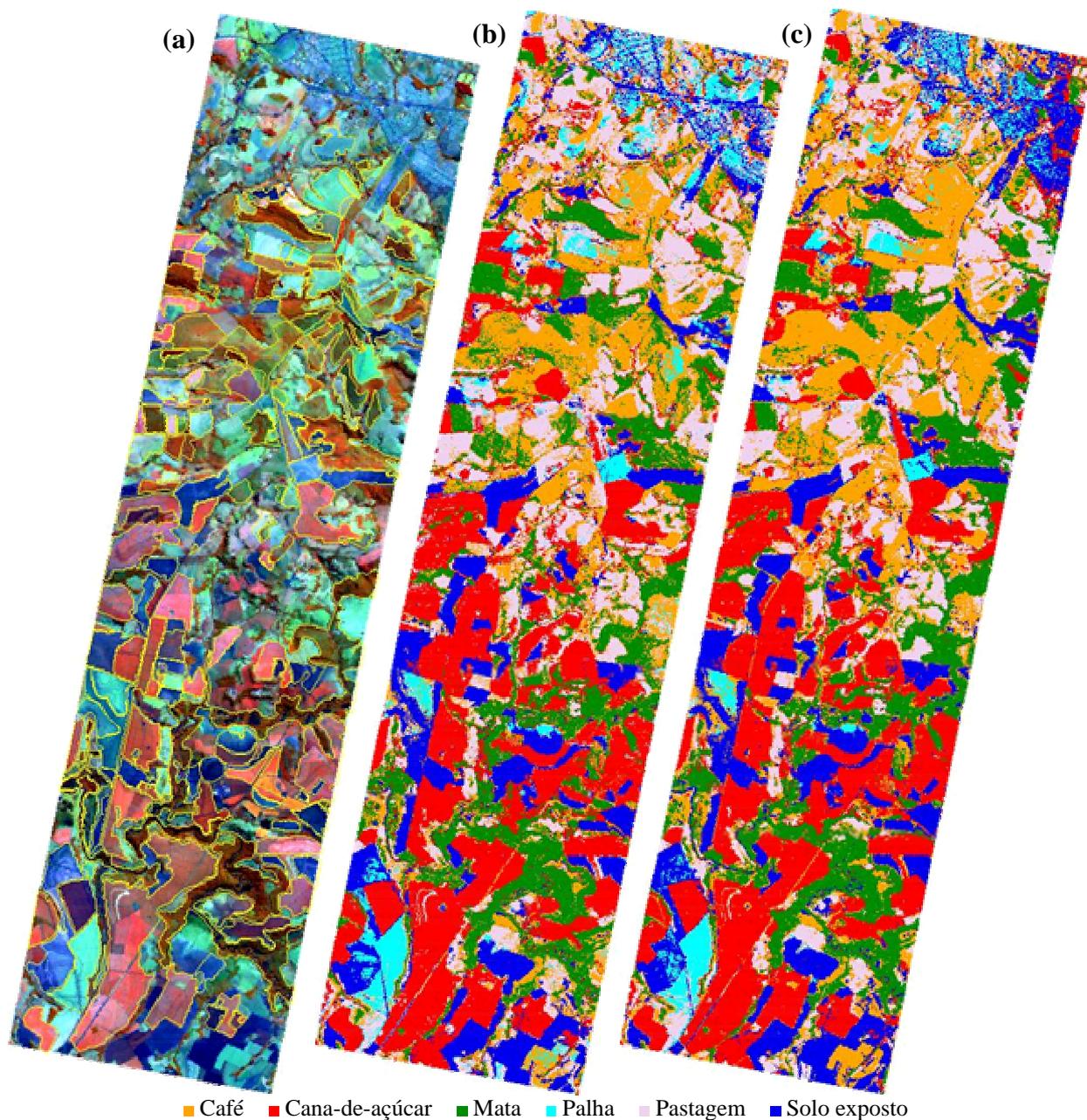


Figura 2. Composição colorida falsa-cor com as bandas do sensor Hyperion centradas em 833 nm (R), 1.659 nm (G) e 660 nm (B) indicando as áreas utilizadas na classificação do uso e cobertura do solo (a), mapas temáticos de uso e cobertura do solo gerados a partir da classificação das imagens das seis bandas refletivas do sensor ETM⁺ (b) e das primeiras oito CP do sensor Hyperion (c).

3.2 Discriminação de classes de variedades de cana-de-açúcar

Utilizando os dados das seis bandas refletivas do sensor ETM⁺, a acurácia para discriminar as cinco variedades de cana-de-açúcar (classes com diferenças espectrais mais sutis) foi de 67,6%, equivalendo à classificação apenas das três primeiras CP hiperespectrais, com acurácia de 67,7%. Para ambas as classificações o valor do Kappa foi de 0,58.

Quanto à classificação obtida para a imagem das oito primeiras CP Hyperion, a acurácia de classificação foi de 87,1%, isto é, 19,5% superior à obtida para a imagem ETM⁺ (**Figura 3**), e com valor Kappa igual a 0,86.

Na classificação ETM⁺ os menores erros de omissão foram atribuídos à variedade SP87–365, conferindo a melhor classificação aos *pixels* pertencentes a esta classe (**Tabela 3**). Porém, o erro de comissão elevado indica que 40,35% dos *pixels* que foram classificados como SP87–365 pertencem, na realidade, a outras classes. Já a variedade RB72–454 obteve os maiores erros, tanto de comissão quanto de omissão, sendo que 58,14% dos *pixels* que foram classificados para esta classe pertencem, na realidade, a outras classes de variedades, e 51,82% dos *pixels* pertencentes à classe RB72–454 foram atribuídos às demais. Este elevado valor de omissão colaborou, por consequência, com o erro de comissão de *pixels* das demais classes de variedades, principalmente da SP80–1816 e SP81–3250.

Tabela 3 – Matriz de confusão para as classes de variedades geradas pelo MaxVer a partir das seis bandas refletivas ETM⁺.

Classes	Referência (%)					Comissão (%)	Omissão (%)
	RB72_454	SP80_1816	SP80_1842	SP81_3250	SP87_365		
Não classificada	3,41	3,33	2,35	0,70	3,88	-	-
RB72_454	48,18	15,15	6,86	22,18	1,94	58,14	51,82
SP80_1816	27,74	69,96	13,14	10,56	10,68	22,58	30,04
SP80_1842	7,54	1,93	74,31	0,35	0,97	12,87	25,69
SP81_3250	10,46	2,63	0,20	63,38	0,00	29,13	36,62
SP87_365	2,68	7,01	3,14	2,82	82,52	40,35	17,48
Total (<i>Pixels</i>)	411	1.142	510	284	206	-	-

Na classificação Hyperion, o melhor resultado de classificação também foi atribuído à classe da variedade SP87–365, porém o erro de comissão foi 37,82% inferior e o de omissão 11,17% inferior aos gerados pela classificação ETM⁺ (**Tabela 4**).

Tabela 4 – Matriz de confusão para as classes de variedades geradas pelo MaxVer a partir das oito CP Hyperion.

Classes	Referência (%)					Comissão (%)	Omissão (%)
	RB72_454	SP80_1816	SP80_1842	SP81_3250	SP87_365		
Não classificada	3,41	3,33	2,35	0,70	3,88	-	-
RB72_454	72,51	5,95	1,96	0,70	0,00	21,16	27,49
SP80_1816	18,49	88,44	4,51	6,69	2,43	10,86	11,56
SP80_1842	1,95	1,14	90,78	0,00	0,00	4,34	9,22
SP81_3250	3,41	0,96	0,20	91,55	0,00	9,09	8,45
SP87_365	0,24	0,18	0,20	0,35	93,69	2,53	6,31
Total (<i>Pixels</i>)	411	1.142	510	284	206	-	-

Estes resultados comprovam o melhor desempenho das imagens hiperespectrais em relação às imagens multiespectrais na discriminação de alvos agrícolas com diferenças espectrais muito sutis, como discriminação de variedades de cana-de-açúcar. Isto se deve à capacidade que os sensores hiperespectrais possuem de interceptar a energia eletromagnética em intervalos muito estreitos de comprimentos de onda, sendo capazes de detectar pequenas feições de absorção. Desta maneira, uma classificação mais detalhada a partir destes dados pode ser realizada gerando-se índices hiperespectrais de vegetação, conforme foi proposto por Galvão et al. (2005) ao diferenciar cinco variedades de cana-de-açúcar. Ainda, pode-se apontar para as possibilidades de uso de outros classificadores específicos para dados hiperespectrais, como os disponibilizados no software ENVI, que permitem explorar pequenas feições presentes nas curvas espectrais dos alvos da superfície terrestre.

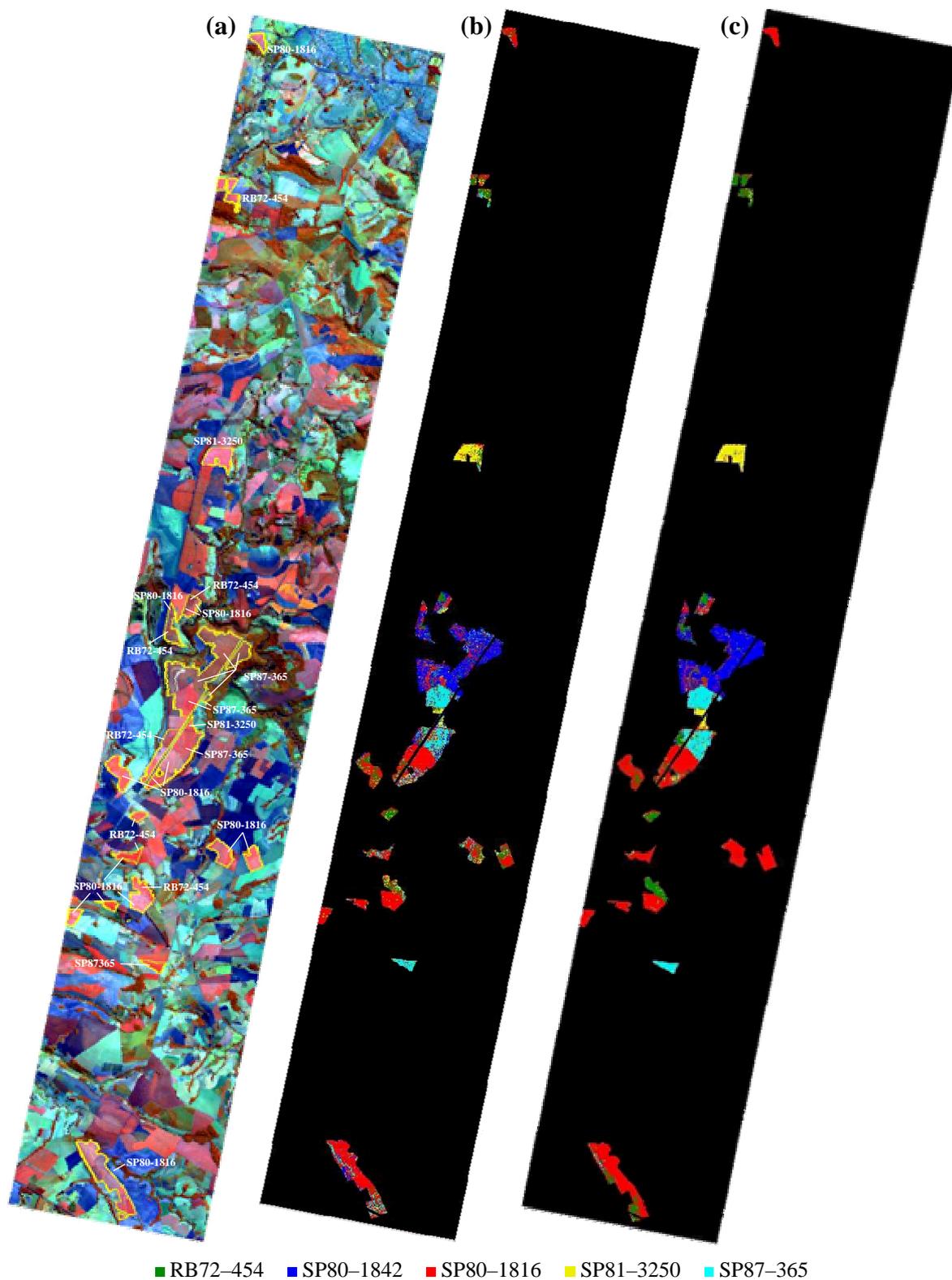


Figura 3. Composição colorida falsa-cor com as bandas do sensor Hyperion centradas em 833 nm (R), 1.659 nm (G) e 660 nm (B) indicando as áreas de cana-de-açúcar utilizadas na classificação das variedades (a), mapas temáticos de diferenciação de variedades de cana-de-açúcar gerados a partir da classificação das imagens das seis bandas refletivas do sensor ETM⁺ (b) e das primeiras oito CP do sensor Hyperion (c).

4. Conclusões

Em virtude da maior quantidade de informação espectral fornecida pelo sensor Hyperion, a acurácia de classificação para a imagem deste sensor foi superior à do sensor ETM⁺. Isto foi verificado tanto para a diferenciação das classes de uso e cobertura do solo (em que predominam diferenças espectrais marcantes entre elas) quanto para as classes de variedades de cana-de-açúcar (em que os grupos espectrais são muito semelhantes). Apesar disso, a qualidade da classificação de uso e cobertura do solo obtida a partir da imagem do sensor ETM⁺ foi semelhante à obtida a partir do sensor Hyperion; já para diferenças sutis entre alvos (diferenciação de variedades de cana-de-açúcar), o melhor resultado de classificação ocorreu a partir da imagem hiperespectral.

Classificadores “contextuais” ou “por regiões” podem ser testados como tentativa de melhorar a acurácia de classificação das imagens ETM⁺ e Hyperion.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Usina de Batatais e à Copersucar União por fornecerem dados essenciais para a realização desta pesquisa, e à Coordenadoria de Assistência Técnica Integral (CATI – Escritório Regional Agrícola de Franca), especialmente ao Engenheiro Márcio Fonseca Reis, por sua assistência nas atividades de campo. Agradecimentos também são devidos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ).

Referências

- Apan, A.; Held, A.; Phinn, S.; Markley, J. Detecting Sugarcane ‘Orange Rust’ Disease Using EO-1 Hyperion Hyperspectral Imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 2, p. 489-498, 2004.
- Congalton, R. G. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. 1999. 137 p.
- Crósta, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Unicamp, 1999. 164p.
- Galvão, L. S.; Formaggio, A. R.; Tisot, D. A. Discrimination of sugarcane varieties in southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. **Remote Sensing of Environment**. 2005 (*aceito*)
- Hudson, W. D.; Ramm, C. W. Ramm Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 53, n. 4, p. 421-422, 1987.
- Richards, J. A.; Jia, X. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 3rd ed. Berlin: Springer, 1999. 313 - 337 p.
- Swain, P. H.; Davis, S. M. **Remote sensing: the quantitative approach**. New York: McGraw-Hill, 1978. 396 p.
- Thenkabail, P. S.; Enclona, E. A.; Ashton, M. S.; Legg, C.; De Dieu, M. J. Hyperion, IKONOS, ALI and ETM plus sensors in the study of African rainforests. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, p. 23-43, 2004.