

## **Análise de Vetor de Mudança para o estudo de áreas agrícolas no Cerrado**

Enrique Maurício del Castillo <sup>1</sup>  
José Carlos Neves Epiphanyo <sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil  
{castillo, epiphanyo}@dsr.inpe.br

**Abstract.** This paper intends to compare and discuss three different approaches of the change vector analysis technique (CVA) for identification of changes in land use and land cover, in an agricultural area of the Brazilian Savannah (Cerrado). The methods used involved the use of spectral indices, principal components analysis (PCA), and linear spectral mixing model (LSMM). The results showed a good potential of the three methods to identify changed and no changed pixels. Most differences were found in the direction of change image. Here, the results showed that the modifications in the change detection techniques exerted apparent influence on detection results. But most of the methods showed a relative difficulty to associate the direction of change to a specific land use/cover change. The best results were found for LSMM and PCA, while the spectral indices showed a high scene dependency and the results were not as satisfactory.

**Palavras-chave:** remote sensing, change detection, LSMM, PCA, spectral indices.

### **1. Introdução**

O Cerrado é uma Savana tropical que cobre aproximadamente 22% do território Brasileiro e que tem sofrido significantes impactos devido à atividade humana durante as últimas três décadas.

Até cerca de 1970, o Cerrado era esparsamente povoado e a economia rural era baseada em elementos existentes na vegetação (Ratter, 1997; Sano et al., 2009).

Mudanças significativas iniciaram-se a partir da introdução da agricultura de grãos, extensiva e mecanizada, para exportação (Klink e Machado, 2005). Este processo mantém-se atualmente e continua a um ritmo acelerado. Segundo o Ministério do Meio Ambiente, a velocidade de desmatamento do Cerrado é de cerca de 20.000 km<sup>2</sup>/ano, sendo o dobro do registrado para a Amazônia, que, em 2009, registrava um desmatamento inferior a 10.000 km<sup>2</sup>/ano (IPAM, 2010).

Estudo realizado por Sano et al. (2009) indica que remanescentes de vegetação natural cobrem ainda 61% do bioma, mas de forma muito assimétrica. Enquanto que estas fisionomias naturais compreendem 90% na região mais a Norte do Bioma, apenas 15% permanecem nas regiões mais a Sul. Segundo Marris (2005), ao ritmo atual de desmatamento do Cerrado, este poderia deixar de existir até ao ano 2030.

Num mundo cada vez mais consciente sobre o impacto da ação humana sobre o planeta, a necessidade de informação sobre as mudanças no uso e cobertura do solo são cada vez maiores. O sensoriamento remoto representa neste campo uma grande, mas ainda subaproveitada, fonte de informação sobre o uso e cobertura do solo ao fornecer uma cobertura espacial e temporal consistente sobre grandes áreas, incluindo séries históricas (Jensen e Cowen, 1999).

Segundo Santos (2007), o conhecimento do uso do solo de uma determinada região é de fundamental importância para o estabelecimento de padrões ocupacionais, e permite a implantação de estratégias de planejamento que promovam a sua conservação.

Neste sentido, as técnicas de detecção de mudanças são uma ferramenta fundamental na análise de fenômenos que apresentam dinâmica espaço-temporal, permitindo a análise multitemporal de dados de sensoriamento remoto. Tais técnicas fornecem bons resultados a

baixo custo e para diversas escalas, detectando e realçando diferenças no comportamento radiométrico de alvos em imagens multitemporais. Elas baseiam-se em diferenças reais e não subjetivas do estado da superfície imageada, o que possui correspondência direta com as variações espectrais da imagem digital (Lu et al., 2004).

Uma das técnicas de detecção de mudanças mais utilizadas é a análise de vetor de mudança (AVM) proposta por Malila (1980). Esta técnica consiste na descrição do vetor de mudança de um mesmo pixel em diferentes tempos (multitemporal) dispostos num espaço de atributos construído de  $n$  dimensões. Esta descrição é feita a partir de uma imagem de magnitude de mudança, associada à identificação de áreas de mudança baseadas num limiar, e outra de direção de mudança (ângulo), associada ao tipo de mudança ocorrida.

Trabalhos como Lambin e Strahler (1994) e Johnson e Kasischke (1998) demonstram a eficiência desta técnica em detectar diferentes tipos de mudança de uso e cobertura da terra. Ainda assim, existem algumas dificuldades relacionadas à grande heterogeneidade e complexidade do uso e cobertura do solo em relação às suas características espaciais e espectrais, dificuldades estas que são ainda maiores para alvos agrícolas.

Por exemplo, Jesus (2009), aplicando a AVM para a detecção de mudanças em áreas agrícolas de cerrado, comenta sobre a ambiguidade na atribuição das classes resultante da legenda durante a análise multitemporal. Do ponto de vista do sensor, uma classe, p.ex. agricultura, pode sofrer mudanças radiométricas resultantes de diferenças no período de desenvolvimento da cultura. Do ponto de vista do analista, a atribuição da classe é feita com base numa legenda definida. Com isso, produz-se uma dificuldade analítica ampliada por mudanças no calendário biofísico natural, variações no manejo agrícola intra e entre anos, bem como a não coincidência das datas de aquisição dos dados de sensoriamento remoto. Ainda Jesus (2009) sugere que estas análises necessitam de aprofundamento tanto em termos de desenvolvimento de novas técnicas de análise multitemporal como de entendimento da dinâmica natural e antrópica para a construção das classes de legenda.

Assim, o objetivo deste trabalho é o de comparar diferentes formas de obtenção da AVM e avaliar o seu potencial para o estudo de mudanças do uso e cobertura da terra em áreas agrícolas do cerrado brasileiro. Estas formas consistem na diferença entre as imagens de entrada das componentes solo e vegetação a submeter à AVM. Estas imagens serão obtidas a partir de índices espectrais, NDVI (Normalized Differenced Vegetation Index) e BSI (Bare Soil Index), componentes principais seletivas (CP), sendo a primeira componente principal ajustada ao solo e a segunda à vegetação, e o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), com os *endmembers* de Solo e Vegetação Verde.

## 2. Metodologia de Trabalho

Os dados utilizados neste trabalho foram colhidos no Município de Jataí, sudeste do Estado de Goiás. Este município abrange uma área muito produtiva, que representa 1,08% da produção total de grãos do Brasil (IBGE). O seu clima é classificado como tropical mesotérmico, com duas épocas bem definidas quanto ao regime de precipitação. A época seca ocorre entre os meses de Maio e Setembro, e a época chuvosa entre os meses de Outubro e Abril, e a precipitação média anual é de cerca de 1.700 mm. A temperatura média anual é de 23 °C e a umidade relativa varia entre os 70% e 75%.

O trabalho de campo foi efetuado na época seca de 2010, aproximadamente 15 dias depois da aquisição da imagem por satélite. Foram coletadas 172 amostras representando talhões. Durante o trabalho de campo foram identificadas 16 classes de uso e cobertura do solo.

Como forma de analisar o potencial de cada um dos métodos empregados na AVM, foram extraídos os parâmetros para cada uma das classes de uso e cobertura do solo definidas após o trabalho de campo. Estes parâmetros são os valores médios de cada uma das classes de

uso e cobertura do solo, para as bandas 1, 2, 3, 4 e 5, bem como para os valores de BSI, NDVI, CP1, CP2, MLME Solo e MLME Vegetação. Estas médias foram obtidas através da seleção aleatória de metade dos talhões identificados durante o trabalho de campo, para cada classe, e 30 amostras (pixels) dentro deles foram extraídas. Os talhões restantes foram separados para serem utilizados na validação da classificação.

As imagens utilizadas neste trabalho são do TM/Landsat-5. Na tabela 1, são apresentadas algumas características das imagens:

Tabela 1. Características das imagens utilizadas para detecção de mudanças.

Satélite	Sensor	Orbita/Ponto	Data	Fonte
Landsat-5	TM	223-73	25/06/1984	Catálogo de Imagens - INPE
Landsat-5	TM	223-72	25/06/1984	Catálogo de Imagens - INPE
Landsat-5	TM	223-73	17/06/2010	GLOVIS - NASA
Landsat-5	TM	223-72	17/06/2010	GLOVIS - NASA

Como forma de cumprir com os requisitos necessários para a detecção de mudanças, as imagens foram submetidas a um pré-processamento. Durante esta fase, as imagens foram registradas e colocadas no mesmo sistema geodésico de referência (projeção UTM e datum WGS 84). O registro foi feito de modo a que o erro quadrático médio (RMS) fosse inferior a um pixel. Foi também realizada a correção radiométrica das imagens e conversão para valores de reflectância exoatmosférica aplicando os coeficientes obtidos a partir dos parâmetros de calibração fornecidos por Chander e Markham (2003). O método DOS (Dark Object Subtraction) proposto por Chávez (1988) foi utilizado de forma a corrigir o efeito aditivo da atmosfera no sinal recebido pelo sensor.

As imagens de NDVI (Rouse et al., 1973) e o BSI (Jamalabad e Abkar, 2004) foram calculadas a partir de operações matriciais utilizando as bandas 1, 2, 3, 4 e 5 do Landsat-TM.

Para a obtenção das componentes principais, foram selecionadas para cada data áreas com grande variabilidade de solos e com pouca vegetação e extraídos os parâmetros para ajustar a rotação das componentes principais. Esta técnica permite um melhor ajuste da CP1 à linha que representa a variação dos solos, e a CP2 àquela que é a variação da vegetação na imagem.

O MLME (Shimabukuro e Smith, 1991) foi aplicado utilizando todas as bandas do Landsat-TM, excluindo a banda 6 (termal). Aqui foram selecionados 2 “endmembers” considerados “pixel puros” para a obtenção das imagens fração de solo e vegetação. A sua identificação foi feita de forma interativa, a partir da análise dos diagramas de dispersão das bandas 3, 4, e 5.

Também foi feita a classificação do uso e cobertura do solo para cada data de forma a validar os resultados obtidos pela detecção de mudanças. Para tal utilizamos o algoritmo de classificação por regiões não supervisionado Iseseg com limiar de 75%. Antes, foi aplicado o algoritmo de segmentação por crescimento de regiões com os limiares de 8 e 17, de similaridade e área, respectivamente.

Durante a AVM, foi realizado um fatiamento e definido um limiar de mudança e de não-mudança. A mesma técnica foi aplicada para os três métodos.

Para a fase de pré-processamento e classificação, foram utilizados os softwares ENVI 4.7 e SPRING 5.1.6. Para a AVM e análise dos resultados, foi utilizado o software Arcgis 9.3.

### 3. Resultados e Discussão

Devido à grande variação espacial e temporal das características radiométricas dos alvos agrícolas, não se pôde criar uma única classe para cada tipo de uso do solo presente na

área de estudo. Não se pode assumir um estágio fenológico característico para as culturas agrícolas. Por isso, para a classificação final foram definidas três classes de uso e cobertura do solo, que representam as 16 classes identificadas em campo:

- Agricultura: Foram definidas as classes de agricultura verde (que incluem as culturas agrícolas em pleno estado de desenvolvimento), agricultura seca (culturas em fase avançada de senescência ou colhidas) e solo exposto (solo exposto destinado a uso agrícola);
- Pastagem: Foram definidas todas as classes identificadas visualmente, desde pastagem natural até pastagem plantada, na sua maioria do gênero *Brachiaria*;
- Vegetação Natural: Aqui estão incluídas todas as fitofisionomias de Cerrado, que eram na sua maioria formações arbóreas de Cerradão.

Outras classes, como água e uso urbano não serão submetidas à AVM, pois a sua variação foi restrita a áreas pequenas. Assim, foram definidas 16 classes e as diferentes transições entre elas. Foram consideradas apenas as transições mais comuns (após análise do histórico do local), como por exemplo as transições de vegetação natural para agricultura e pastagem, de pastagem para agricultura ou outro tipo de pastagem, e de agricultura para outro tipo de uso agrícola, somando 160 cenários de mudanças (transições).

Os gráficos da Figura 1 representam os valores de magnitude e direção de mudança dos parâmetros extraídos para cada um dos cenários de mudança considerados.

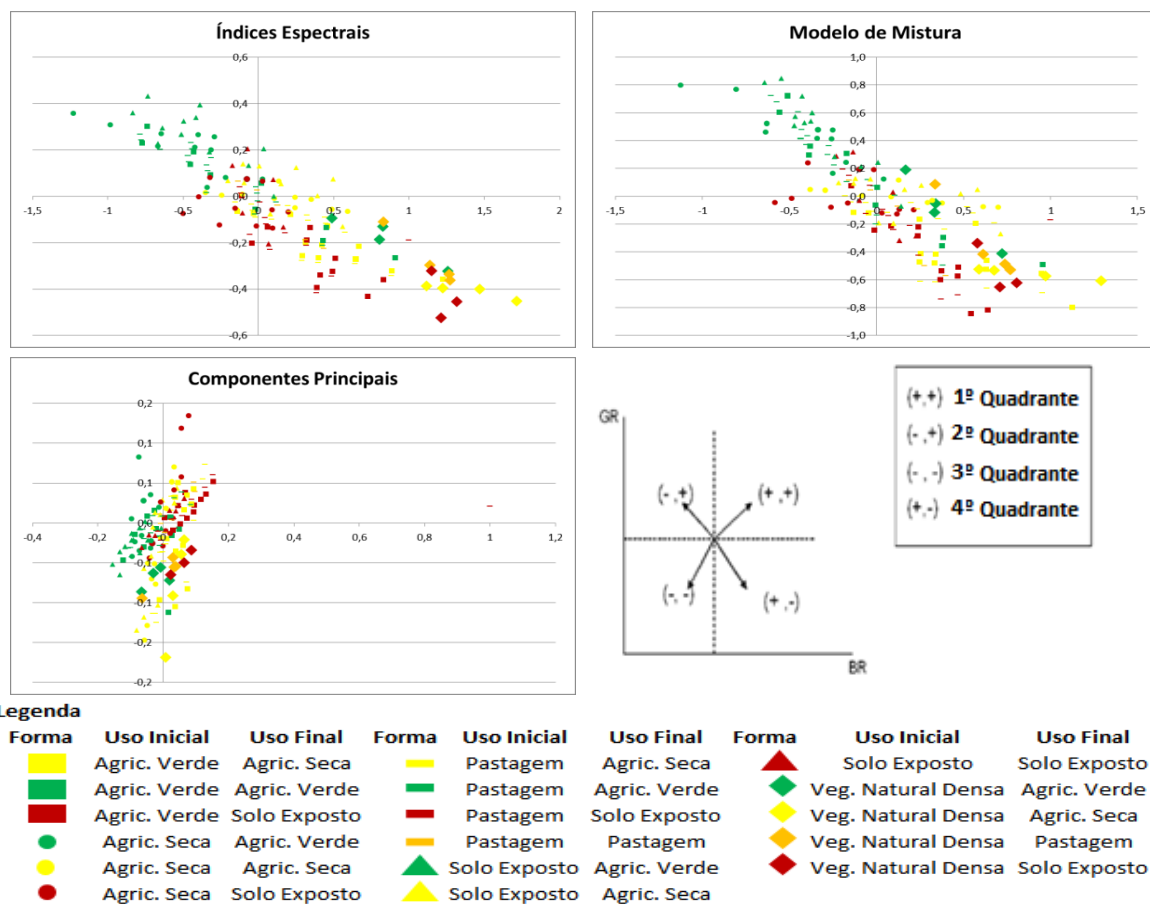


Figura 1 – Vetores de mudança para as 160 transições consideradas e gráfico para classificação.

Em todos os gráficos o eixo das abscissas representa a variação da componente solo, e o eixo das ordenadas a variação da componente vegetação. Os resultados demonstram uma confusão entre as diferentes transições para todas as formas de entrada das componentes solo

e vegetação. Esta confusão encontra-se tanto em nível do ângulo de mudança como da magnitude de mudança.

Neles, os índices espectrais e o modelo de mistura revelam uma melhor capacidade para distinguir transições para a classe agricultura verde, com exceção de quando esta transição se dá a partir da classe de vegetação natural densa. Neste caso, os valores de NDVI e da fração Vegetação verde assumem valores menores para as culturas agrícolas. Isto pode ser explicado pelos menores valores de reflectância na Banda 3 para as amostras de vegetação natural, causados pelo maior efeito de sombras do seu dossel, bem como pelo método de correção atmosférica utilizado (DOS), que não considera o efeito de absorção da atmosfera na faixa do infravermelho próximo.

Assim, pode-se observar que a partir dos parâmetros extraídos, existe uma dificuldade em relacionar o quadrante do vetor de mudança a uma classe de mudança específica. Verificou-se uma grande mistura entre transições diferentes, principalmente devido à grande variação espectral entre a classe de uso agrícola. Por exemplo, se tivermos, num mesmo talhão, na data 1, uma cultura agrícola em estado de senescência e na data 2 uma cultura agrícola em pleno estado de maturação, teremos um determinado vetor de mudança. Mas se a situação for inversa teremos um vetor de mudança com a direção inversa à verificada anteriormente. Apesar disto, nas duas situações mantém-se o mesmo uso agrícola do solo.

Como forma de procurar quantificar os erros presentes na análise proposta, foram efetuadas as classificações para as duas datas (Figura 2).

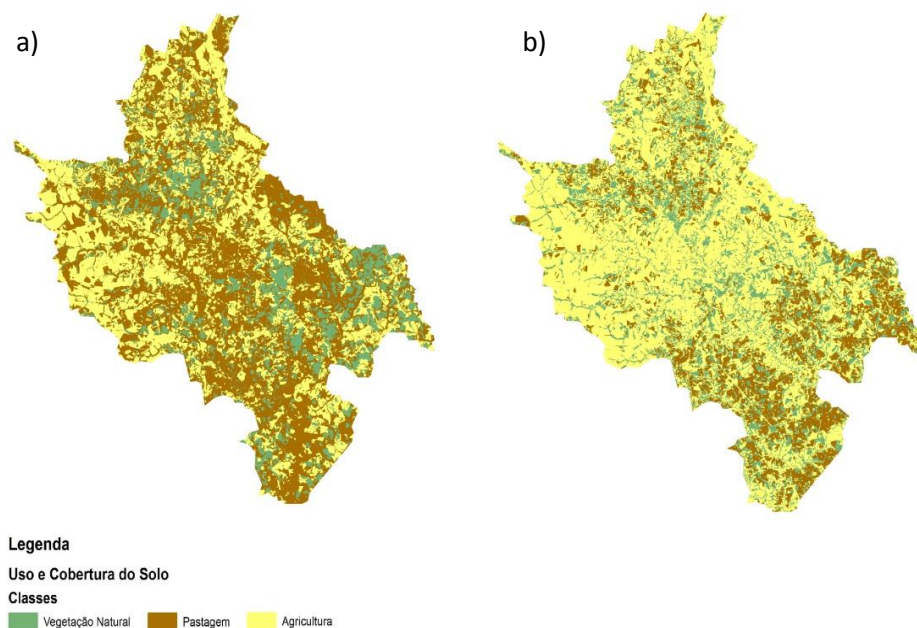


Figura 2. Classificações de uso e cobertura do solo. a) Classificação de 1984; b) Classificação de 2010.

A classificação foi definida em três classes: uso agrícola, pastagem e vegetação natural. Com os dados de campo disponíveis verificou-se uma acurácia global de 77,3% para a classificação de 2010. Para a classificação de 1984 não foi possível fazer a sua validação. Os principais erros de classificação são para as áreas de pastagem e áreas agrícolas, devido à grande variância espectral destas classes e aos diferentes padrões de uso encontrados nesta região do Cerrado. Os resultados mostram uma grande expansão da área agrícola, principalmente sobre áreas de pastagem. A área agrícola passou de 36% em 1984 a 69% em 2010, e a área de pastagem passou de 47% em 1984 a 19% em 2010. Deu-se também um aumento no total da área de vegetação natural, que pode ter origem em erros, principalmente entre as áreas de pastagem e vegetação natural. No total foram aqui identificados 5.487 km<sup>2</sup>

que sofreram algum tipo de mudança, o equivalente a 76,5% da área total do Município de Jataí.

O resultado da AVM proposta permitiu a identificação de quatro classes de direções de mudança baseadas nos seus quadrantes (Figura 3). Os resultados foram comparados aos produtos das classificações obtidas para as duas datas e identificadas as transições presentes durante este período.

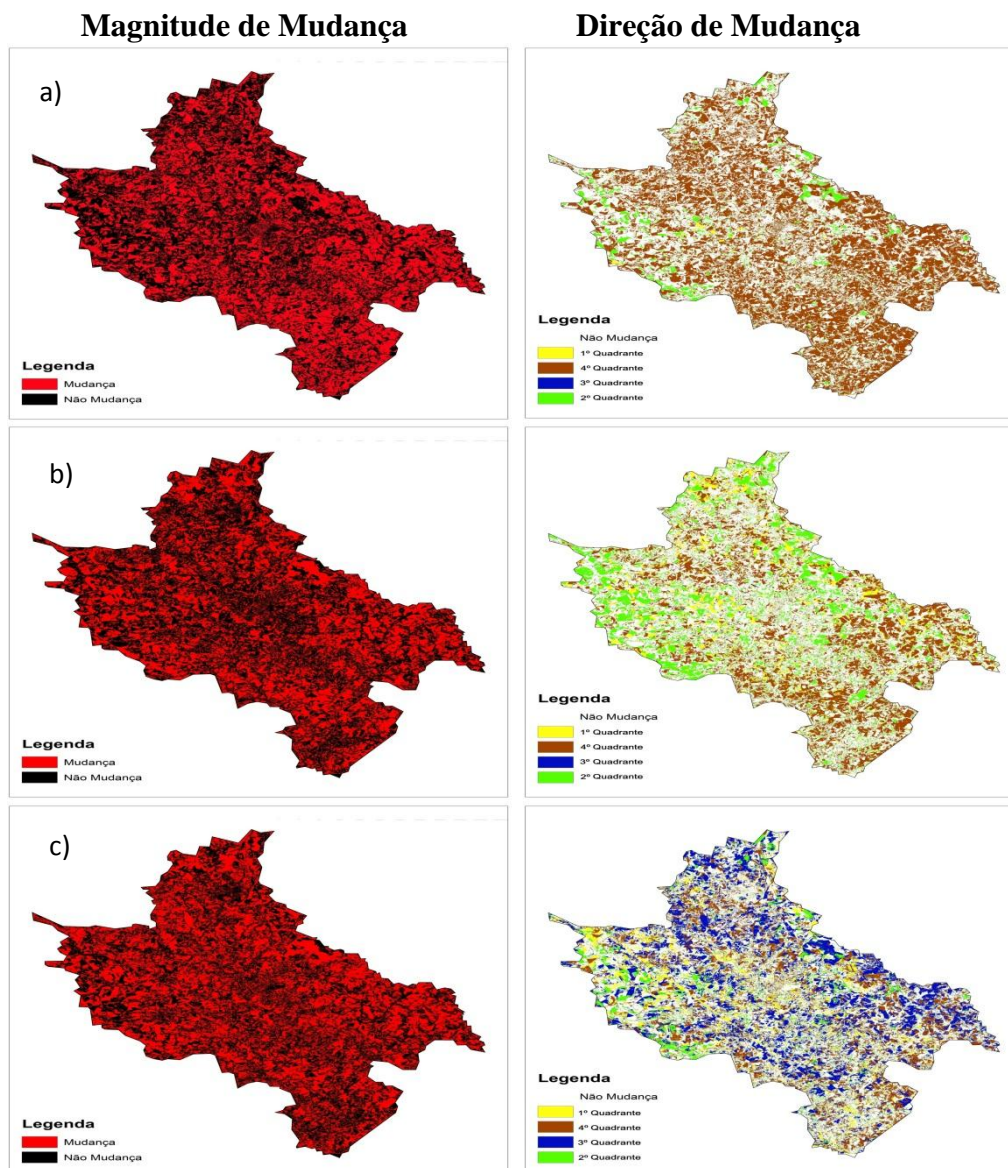


Figura 3. Imagens de Magnitude e Ângulo de Mudança. a) Índices espectrais; b) Modelo linear de mistura espectral; c) Componentes principais.

A partir da Tabela 2 verificou-se que todas as técnicas aplicadas identificaram uma área de mudança inferior à obtida a partir das classificações. Os resultados sobre a área de mudança foram semelhantes na maior parte dos métodos. Os menores valores foram detectados para transições que deverão ter ocorrido em pequena escala, durante o período em análise, como a transição de pastagem para vegetação natural e agricultura para vegetação natural.



Tabela 2. Comparação da área de mudança detectada com a classificação de 1984 e 2010.

Classificação 1984 - 2010	Índices Espectrais		Modelo de Mistura		Componentes Principais	
	Mudança Detectada		Mudança Detectada		Mudança Detectada	
	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)	Área (km <sup>2</sup> )	Área (%)
Vegetação Natural - Vegetação Natural	58,78	1,54	75,00	2,11	152,09	3,95
Vegetação Natural - Pastagem	224,05	5,87	221,47	6,22	214,84	5,58
Vegetação Natural - Agricultura	308,36	8,08	269,90	7,59	265,31	6,89
Pastagem - Vegetação Natural	130,50	3,42	230,22	6,47	243,28	6,32
Pastagem - Pastagem	502,10	13,15	470,05	13,21	408,09	10,59
Pastagem - Agricultura	1245,28	32,61	974,41	27,38	1075,30	27,92
Agricultura - Vegetação Natural	29,67	0,78	55,47	1,56	42,46	1,10
Agricultura - Pastagem	422,36	11,06	314,06	8,83	342,67	8,90
Agricultura - Agricultura	897,34	23,50	947,76	26,63	1107,89	28,76
<b>TOTAL</b>	<b>3818,44</b>	<b>100,00</b>	<b>3558,36</b>	<b>100,00</b>	<b>3851,94</b>	<b>100,00</b>

Esses métodos apresentaram algumas diferenças também quanto à direção do vetor de mudança. A Tabela 3 mostra a relação entre as direções de mudança identificadas por cada um dos métodos da AVM, em relação aos resultados das duas classificações. Os dados estão aqui expostos em percentagem.

Tabela 3. Comparação das direções de mudança e as transições ocorridas entre 1984 e 2010.

Classificação 1984 e 2010	Índices Espectrais				Modelo de Mistura				Componentes Principais			
	Direção de Mudança				Direção de Mudança				Direção de Mudança			
	1 Qº	4 Qº	3 Qº	2 Qº	1 Qº	4 Qº	3 Qº	2 Qº	1 Qº	4 Qº	3 Qº	2 Qº
Vegetação Natural - Vegetação Natural	1,12	65,95	0,11	32,83	1,37	15,98	1,54	81,11	14,50	4,27	27,56	53,67
Vegetação Natural - Pastagem	0,01	99,96	0,00	0,03	4,78	94,96	0,00	0,26	0,19	42,70	57,04	0,06
Vegetação Natural - Agricultura	0,14	99,17	0,04	0,66	7,59	88,01	0,21	4,19	2,36	41,32	54,59	1,74
Pastagem - Vegetação Natural	2,03	47,14	0,27	50,56	0,96	5,25	0,89	92,91	24,29	2,97	12,20	60,54
Pastagem - Pastagem	0,05	99,91	0,00	0,04	20,61	78,52	0,00	0,87	1,23	35,18	63,45	0,14
Pastagem - Agricultura	0,42	93,27	0,12	6,19	18,55	55,15	0,48	25,83	11,76	25,72	54,11	8,41
Agricultura - Vegetação Natural	0,72	23,85	0,15	75,28	0,58	3,83	0,84	94,75	38,00	4,78	8,73	48,48
Agricultura - Pastagem	0,14	99,68	0,00	0,18	24,89	65,95	0,00	9,16	6,57	62,65	30,32	0,46
Agricultura - Agricultura	2,07	77,05	0,03	20,85	16,70	23,99	0,21	59,10	19,30	31,62	30,73	18,35

Aqui assim como nos gráficos da Figura 1, uma determinada transição de uso do solo não se localiza exatamente em um determinado quadrante, principalmente em transições que envolvem uso agrícola. Isto se justifica, pois o vetor de mudança descreve um processo ocorrido mediante a variação das duas componentes de entrada, porque um vetor possui uma magnitude e direção, mas não possui uma localização inicial e/ou final que permita a identificação da classe inicial e/ou final. Por exemplo, a transição de pastagem para agricultura apresenta, para os diferentes métodos, grandes diferenças quando à direção de mudança. Nos índices espectrais e no MLME a maioria está no 4º quadrante; porém, para as componentes principais localiza-se no 3º quadrante.

Verifica-se que o método dos índices espectrais apresenta uma tendência geral de os dados localizarem-se neste 3º quadrante, causada pela redução da média do valor de NDVI para a imagem de 2010. Isto pode indicar uma maior dependência desta técnica quanto aos

métodos de calibração radiométrica e correção atmosférica, bem como quanto à normalização radiométrica entre as imagens multitemporais.

#### 4. Conclusões

Neste trabalho, diferentes métodos para a AVM foram analisados. O método do modelo linear de mistura foi aquele que em geral apresentou melhores resultados, seguido das componentes principais. Ainda assim, nenhum permite inferir diretamente o tipo de mudança ocorrida, unicamente a partir da imagem de direção de mudança.

A utilização de técnicas que incluam a informação da magnitude de mudança, bem como informações sobre a classe de uso e cobertura do solo da data inicial podem oferecer condições para uma melhoria dos resultados. Nota-se que qualquer técnica a ser utilizada deverá procurar incluir informação não espectral na atribuição final das classes, pois como referido antes, o domínio espectral por si só não permite alcançar a total dimensionalidade das mudanças de uso e cobertura do solo e obter altos valores de acurácia.

#### Referências Bibliográficas

- Chander, G.; Markham, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. **IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing**, v. 41, p. 2674-2677, 2003.
- Chavez, P.S.; Jr. An improved Dark-Object Subtraction Technique for Atmospheric Scattering Correction of Multispectral Data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, p. 459-479, 1988.
- IPAM - INSTITUTO DE PESQUISA AMBIENTAL DA AMAZÔNIA. Disponível em <<http://www.ipam.org.br/revista/item/id/134>>. Acesso em: 8.fev. 2010.
- Jamalabad, M. S.; Abkar, A.A.. Forest Canopy Density Monitoring Using Satellite Images. In: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) 10., 2004. Istanbul.
- Jesus, S. C. Análise por vetor de mudanças para a avaliação multitemporal e multissensores da cobertura das terras do cerrado. 2009. 97 p. (INPE-16597- TDI/1583). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2009.
- Johnson, R. D.; Kasischke, E. S. Change vector analysis: a technique for the multispectral monitoring of land cover and condition. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 3, p. 411-426, 1998.
- Klink, C.A.; Machado, R.B. Conservation of the Brazilian Cerrado. **Conservation Biology**, v. 19, p. 707-713, 2005.
- Lambin, E. F.; Strahler, A. H., Indicators of land-cover change for change vector analysis in multitemporal space at coarse spatial scales. **International Journal of Remote Sensing**, v.15, p.2099–2119, 1994.
- Lu, D., Mausel, P.; Brondizio, E.; Moran, E. Change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v.25, n.12, p.2365–2407, 2004.
- Malila, W. A., Change Vector Analysis: An Approach for Detecting Forest Changes with Landsat. In: Latin American Remote Sensing (LARS) 385., 1980. Indiana.
- Marris, E. Conservation in Brazil: the forgotten ecosystem. **Nature**. v. 437, p. 944– 945, 2005.
- Ratter, J. The Brazilian Cerrado Vegetation and Threats to its Biodiversity. **Annals of Botany**. v. 80, p. 223-230, 1997.
- Rouse, J. W.; Haas, Jr. R. H.; Schell, J. A.; Deering, D. W. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. Texas: Remote Sensing Center, 1973. 93 p.
- Sano, E.E.; Rosa, R.; Brito, J.L.; Ferreira, L.G. Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. **Environmental monitoring and assessment**, p. 113-124, 2009.
- Santos, P. S. Expansão agrícola (1984 a 2006) e estimativas agrícolas por sensoriamento remoto e SIG no município de. 2007. (INPE--T/). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2007.
- Shimabukuro, Y.E.; Smith, J. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing**. v. 29, p. 16–20, 1991.