

## Uma metodologia semi-supervisionada para detecção de desmatamento na Amazônia

Daniel Capella Zanotta<sup>1</sup>  
Yosio Edemir Shimabukuro<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul – *campus* Rio Grande – IFRS-RG  
Rua Eng. Alfredo Huch, 475 - 96201-460 – Rio Grande - RS, Brasil  
daniel.zanotta@riogrande.ifrs.edu.br

<sup>2</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil  
yosio@dsr.inpe.br

**Abstract.** This paper presents an adaptive framework for recursive deforestation detection in image time series. With the availability of reference data for only one image pair from the time series (source domain), the proposed methodology employs change vector analysis in the 3-dimensional spherical domain to determine a decision region  $R$  associated with the deforestation change. Then, by exploiting the similarity among domains, deforestation can be detected by adapting  $R$  to the rest of image pairs belonging to the time series. The methodology was tested in a multispectral time series made up by TM-Landsat images marked by sequential deforestation activities in the Amazon with reference data. The quantitative analysis of the results indicates the soundness of the proposed approach.

**Palavras-chave:** remote sensing, image processing, deforestation detection, sensoriamento remoto, processamento de imagens, detecção de desflorestamento.

### 1. Introdução

O desflorestamento ilegal da Amazônia é um problema crítico para a sociedade e meio ambiente em alguns países da América do Sul. Todo ano, milhares de quilômetros quadrados são desmatados para extração de madeira nobre ou simplesmente com o intuito de abrir espaço para áreas de cultivo e criação de gado (Tucker e Townshend, 2000). As consequências do desflorestamento são diversas: vão desde a perda da biodiversidade até a escassez de água potável nas grandes cidades. Para se entender melhor como esse processo ocorre e tentar controlar essa atividade muito frequente em alguns Estados, o governo brasileiro, através do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), realiza um monitoramento sistemático das áreas afetadas. O programa de monitoramento do desflorestamento, denominado PRODES, teve início em 1988 sendo realizado por interpretação visual direta de imagens orbitais de média resolução espacial, (geralmente providas de sensores a bordo de satélites *Landsat* (30 m) ou com resoluções similares, como CBERS (20 m) e LISS (23 m). Os dados do monitoramento do PRODES são cruciais para apoiar o desenvolvimento de políticas públicas e alertar a sociedade sobre as dimensões do problema. Apesar da importância das informações anualmente disponibilizadas, a forma como o mapeamento é realizado apresentou pouca evolução desde a sua criação no ano de 1988. A detecção por interpretação visual demanda muito tempo e mão de obra humana (homens-hora). Além disso, os resultados do mapeamento estão sujeitos à subjetividade inerente ao pluralismo e desgaste dos intérpretes. Com o objetivo de auxiliar no processo de estimativa do desflorestamento tornando-o mais rápido e menos custoso, este trabalho propõe uma metodologia semi-supervisionada e adaptativa para lidar com o problema. O ponto de partida do método segue o que foi sugerido por Bovolo e Bruzzone (2007) em seu suporte teórico para detecção de mudanças através da análise do vetor de mudanças no domínio polar. A metodologia direcionada para detecção de desmatamento foi desenvolvida com base no conhecimento adquirido por foto-intérpretes e implementadas em forma de funções de decisão

no método proposto. Para tanto, o método aqui sugerido é baseado em objetos e tem a possibilidade de se adaptar a cada novo cenário (domínios alvo) de acordo com as variações temporais e espaciais a partir de uma referência inicial (domínio fonte). A principal vantagem do método está na forma invariável com que ele observa os padrões de desmatamento ao longo da imagem. Assim, conferindo maior grau de uniformidade ao mapeamento realizado.

## 2. Metodologia de Trabalho

O procedimento inicial da metodologia segue uma Análise pelo Vetor de Mudanças (AVM), tradicionalmente aplicada em estudos de detecção de mudanças (Bobolo e Bruzzone, 2007). Consideram-se inicialmente três bandas espectrais ou atributos originados destas ( $F_1$ ,  $F_2$  e  $F_3$ ) utilizadas para definir uma imagem de diferenças em três dimensões (3D)  $\mathbf{X}_D$ . Após a produção da imagem de diferenças, cada subtração representará um Vetor Espectral de Mudanças (VEM) em  $\mathbf{X}_D$  em um sistema de coordenadas esféricas em 3D: ângulo azimutal ( $\theta \in [0, 2\pi)$ ), ângulo de elevação ( $\varphi \in [0, \pi)$ ), e magnitude ( $\rho \in [0, +\infty)$ ). A metodologia proposta consiste em duas etapas básicas: (i) definição de uma região de decisão para classificação ( $R$ ) através de um domínio fonte; e (ii) adaptação de  $R$  de acordo com o domínio alvo (i.e., com cada novo par de imagens subsequente em que as mudanças relativas ao desmatamento serão detectadas), resultando em  $R'$ . Aqui  $R$  e  $R'$  representam respectivamente a detecção de mudanças para o par de imagens correspondente ao domínio alvo, e a detecção de mudanças em pares de imagens subsequentes correspondentes aos domínios alvo, realizado de maneira adaptativa.  $R$  é uma região de decisão ótima onde se pode encontrar o maior número de elementos revelando desmatamentos. A definição de  $R$  é realizada no domínio fonte onde assume-se que informações prévias sobre o desmatamento estão disponíveis (dados de referência). As informações prévias se tratam de um mapa  $V$  de desmatamentos que ocorreram entre as duas datas ( $t_1$  e  $t_2$ ) correspondentes ao domínio fonte. Da mesma forma que em (Pan et al., 2011), similarmente a um setor angular no domínio polar,  $R$  pode ser visto como uma pirâmide com o vértice coincidente com a origem do sistema esférico de coordenadas (volume cinza na Figura 1). Porém, devido à presença de elementos aleatoriamente distribuídos próximos à origem em  $\mathbf{X}_D$ , que correspondem aos elementos que não apresentaram mudanças,  $R$  não contém a região do volume que se encontra dentro da esfera com magnitude menor que  $\rho_T$  (volume esférico identificado por uma linha pontilhada na Figura 1).

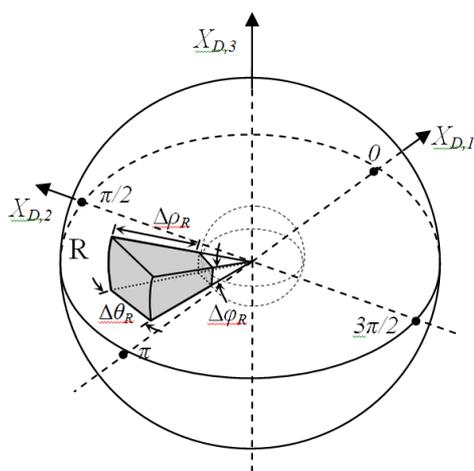


Figura 1. Representação das regiões de interesse neste estudo para a técnica AVM no sistema de coordenadas esféricas. O setor angular sólido corresponde à região onde se localizam elementos de desmatamento segundo essa representação.

## 2.1 Definição de R

Considere uma divisão do espaço com representação esférica em um conjunto com diversas regiões elementares que chamaremos de pacotes ( $E_p$ ), que unidos resultarão na esfera utilizada para representar  $\mathbf{X}_D$  no domínio esférico. Cada  $E_p$  tem o mesmo tamanho 3-dimensional ( $\Delta\theta$ ,  $\Delta\varphi$  e  $\Delta\rho$ ). Para o problema de detecção de desmatamento, o número total de regiões elementares ( $N_E$ ) necessário para cobrir todos os elementos  $i$  em  $\mathbf{X}_D$  dependerá do tamanho pré-definido de  $E_p$ , bem como do elemento com maior magnitude em  $\mathbf{X}_D$  ( $\rho_{\max}$ ). Cada VEM  $x(i)$  em  $\mathbf{X}_D$  será rotulado como desmatamento apenas para a região elementar  $E_p$  ( $p=1, \dots, N_E$ ) em que ele está incluído:

$$X_D(n) \in \begin{cases} \omega_{ic} & \text{se } X_D(n) \in R \\ \omega_{rc} \cup \omega_{nc} & \text{restante} \end{cases} \quad \forall n \in [1, N], \quad (1)$$

onde  $\omega_{ic}$  é a classe correspondente à outras mudanças que não são desmatamento,  $\omega_{rc}$  é a classe ocorrência de desmatamento e  $\omega_{nc}$  é a classe onde não houve mudanças para cada  $E_p$ . A seleção de um subconjunto de  $E_p$  ( $E_p^*$ ) é alcançada aplicando a seguinte regra:

$$\frac{|X_D(n) \in \omega_{rc}|}{|X_D(n) \in \{\omega_{rc} \cup \omega_{nc}\}|} > 0.5 \quad (2)$$

$$\forall X_D \in E_p, p \in [1, N_E], n = 1, \dots, N.$$

onde  $|\cdot|$  resulta na cardinalidade do conjunto interno. Apenas os  $E_p$  que mostram um número de detecções corretas maior do que falsos alarmes permanecerão (calculando de acordo com o dado de referência sobre desmatamentos). A partir daí é possível selecionar apenas  $E_p$  onde se tem uma relação entre perda e ganho aceitável, excluindo regiões contendo poucas detecções corretas rodeadas por muitos VEM associados à falsos alarmes (espaço esférico). Nesse ponto, uma relação paramétrica de  $\mathbf{X}_D$  e elementos de  $\mathbf{X}_D$  dentro de  $E_p^*$  ( $\mathbf{X}_D^*$ ) pode ser calculada. O 3º auto vetor derivado de uma análise por Componentes Principais (CP) calculada com  $\mathbf{X}_D$  é assumido como sendo associado a VEM que não representam mudanças significativas. Levando isso em consideração, o 3º autovalor de  $\mathbf{X}_D$  ( $\lambda_3$ ) pode ser usado para estimar  $\rho_T$  e remover a maior parte dos elementos que não apresentaram mudanças em  $\mathbf{X}_D$ , resultando em  $\mathbf{X}_{Df}$  ( $\mathbf{X}_D$  após filtragem de elementos sem desmatamento). Para estimar os parâmetros de R a análise CP é também aplicada para  $\mathbf{X}_D^*$ . Aqui é proposto associar o primeiro autovetor de  $\mathbf{X}_D^*$  ( $\mathbf{v}_1^*$ ) resultante da análise CP com a direção principal de dispersão dos elementos de desmatamento, assim, aproximando a direção principal de R. Sendo as CP ortogonais entre si, a 2ª e 3ª CP podem ser usadas para quantificar a dispersão de  $\mathbf{X}_D^*$  no plano ortogonal a 1ª CP (e.g. a direção principal de R).

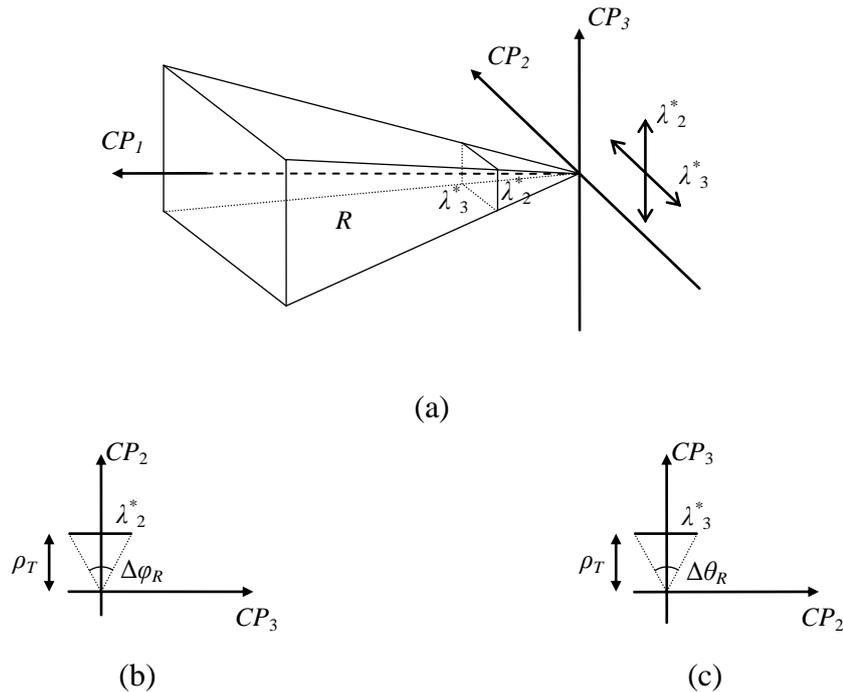


Figura 2. Relação entre as dimensões da região de decisão R no espaço das componentes principais calculadas para  $\mathbf{X}^*_D$ : (a) representação espacial da região de decisão R, (b) relação entre  $\Delta\varphi_R$  e  $\lambda^*_{2}$ , e (c) relação entre  $\Delta\theta_R$  e  $\lambda^*_{3}$ .

Em outras palavras, a abertura angular de R pode ser modelada com base no 2º e 3º autovalor de  $\mathbf{X}^*_D$ :  $\lambda^*_{2}$  e  $\lambda^*_{3}$ . Nesse ponto, os limites angulares de R ( $\varphi_R$  and  $\theta_R$ ), que dependem de  $\lambda^*_{2}$  e  $\lambda^*_{3}$ , podem ser encontrados a partir da álgebra. É importante notar que as novas coordenadas esféricas estão agora baseadas nas direções da CP ao invés do espaço original de feições. Isso é razoável uma vez que os dados utilizados para estimar R são todos relacionados às CP.

## 2.2 Estimação de R'

Uma vez que R é definido no domínio fonte, é possível utilizar os elementos em  $\mathbf{X}_{Df}$  e  $\mathbf{X}^*_D$  para estabelecer uma relação entre R e R' para cada domínio alvo. Para o problema do desmatamento, foi encontrada forte correlação entre as componentes principais calculadas para  $\mathbf{X}_{Df}$  e  $\mathbf{X}^*_D$ . Contendo-se apenas com os valores de  $\mathbf{X}'_{Df}$  para os domínios alvo. A relação entre o segundo e o terceiro autovalor para os elementos em  $\mathbf{X}_{Df}$  e os elementos em  $\mathbf{X}^*_D$  no domínio fonte pode ser expressa como:

$$r_2 = \frac{\lambda^*_2}{\lambda_2}, \quad r_3 = \frac{\lambda^*_3}{\lambda_3}, \quad (3)$$

Onde  $r_2$  e  $r_3$  são constantes. Estas constantes definem uma relação paramétrica entre  $\mathbf{X}_{Df}$  e  $\mathbf{X}^*_D$  no domínio fonte. Elas podem então serem estendidas para os domínios alvo e utilizadas para estimar  $\lambda'_2$  e  $\lambda'_3$ , e por conseguinte, R'.

Considerando  $\mathbf{X}'_D$  a imagem de diferenças calculada para um domínio alvo em particular com os mesmos parâmetros utilizados no domínio fonte, dada a relação entre o terceiro autovalor e os objetos sem mudanças em  $\mathbf{X}_D$  (domínio fonte), é razoavelmente possível assumir que os elementos sem mudança podem ser removidos de  $\mathbf{X}'_D$  através de um procedimento similar ao adotado para  $\mathbf{X}_D$ . Assim, a versão filtrada de  $\mathbf{X}'_D$  (i.e.,  $\mathbf{X}'_{Df}$ ) é

determinada aplicando um limiar na variável de magnitude que depende do 3º autovalor. Considerando apenas os elementos com mudanças, assim como para o domínio fonte, o primeiro auto vetor de  $\mathbf{X}'_{Df}$  tende a seguir a direção dos elementos representando desmatamento, enquanto que o 2º e 3º autovalores ( $\lambda'_2$  e  $\lambda'_3$ ) estarão relacionados com a dispersão apresentada pelos elementos de desmatamento. Dessa forma, o tamanho de  $R'$  pode ser calculado com  $\lambda'_2 = \lambda^*_{2} \cdot r_2$  e  $\lambda'_3 = \lambda^*_{3} \cdot r_3$ . A regra de decisão generalizada para o domínio fonte é então:

$$X'_D(n) \in \begin{cases} \omega_{rc} & \text{se } X_D(n) \in R' \\ \omega_{ic} \cup \omega_{nc} & \text{restante} \end{cases} \quad \forall n \in [1, N]. \quad (4)$$

### 3. Experimentos e Resultados

Neste estudo foi considerado um conjunto de dados multitemporal formado por cinco imagens tomadas na região da Amazônia do sensor TM-Landsat-5 (*path/row* 227/67). As imagens foram adquiridas entre os anos de 2007 e 2011, sempre durante a estação seca (Julho-Agosto) para evitar cobertura por nuvens. As cenas foram registradas espacialmente e delas foram extraídos recortes retangulares (2000×1600 pixels) contendo regiões sob atividade de desmatamento. O primeiro par (2007-2008) foi utilizado como domínio fonte e os restantes (2008-2009, 2009-2010, 2010-2011) como domínios alvo. Composições de falsa cor das 5 imagens são mostradas na Figura 3. Para todas as imagens, a banda 5, o NDVI calculado a partir das bandas 3 e 4, e a entropia da primeira componente principal derivada das bandas 3, 4 e 5 foram utilizados como atributos para o método proposto. Estudos preliminares mostraram que estas feições conseguem caracterizar com eficiência a floresta e as áreas desflorestadas. Para aplicar o método proposto, após a segmentação, a imagem de diferenças  $\mathbf{X}_D$  foi calculada para o par de imagens do domínio fonte. Um mapa de referência foi criteriosamente construído a partir de fotointerpretação com cada par de imagens adjacente (domínios fonte e alvo). Como exposto na metodologia, o mapa de referência para o domínio fonte foi utilizado para definir  $R$ . Os dados de referência para os correspondentes domínios alvo, dado que o processo de adaptação não requer nenhuma informação de referência, foram utilizados apenas para verificar o desempenho da metodologia proposta. Os mapas de mudanças obtidos pela metodologia proposta foram comparados com os correspondentes mapas de referência construídos por interpretação visual. Para evitar detecção dupla, assim como é procedido no PRODES, os desflorestamentos anteriores foram sobrepostos por uma máscara, que por sua vez é atualizada de um par de imagens para o próximo.

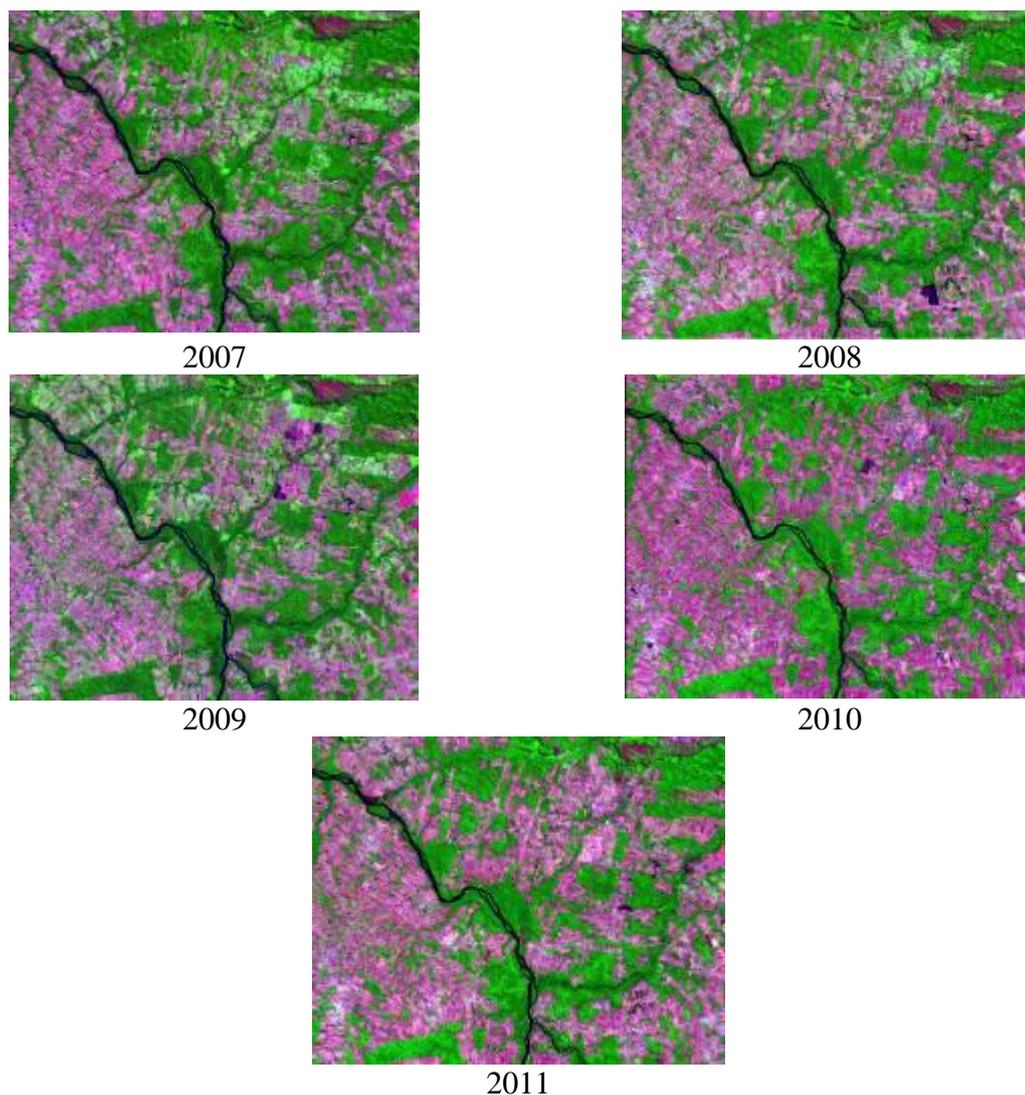


Figura 3. Imagens multitemporais TM-Landsat-5 empregadas no experimento. A composição falsa cor mostra a banda 5 do sensor TM em vermelho, a banda 4 em verde, e a banda 3 em azul.

A Figura 4a mostra o gráfico de espalhamento representando os elementos da imagem de diferenças  $\mathbf{X}_D$  para o domínio fonte. Elementos com valores de magnitude menores que  $\rho_T$  foram removidos. O gráfico de espalhamento com os elementos restantes está mostrado na Figura 4b. O conjunto de regiões elementares que oferece o melhor custo-benefício ao escolher apenas  $E_p$  que apresentam número de detecções corretas maior do que o número de falsos alarmes (Figura 4c). Neste exemplo, o tamanho de cada  $E_p$  foi escolhido como sendo  $\Delta\theta=\Delta\varphi=5^\circ$ ,  $\Delta\rho=5$  e  $r = 4$ . A seleção de elementos em  $E_p^*$  resultou nos elementos incluídos em  $\mathbf{X}_D^*$  mostrado na Figura 4d. A Figura 4b e 4d mostram as direções das três primeiras PCs calculadas com elementos encontrados fora da esfera interna definida por  $\rho_T$  para  $\mathbf{X}_{Df}$  e  $\mathbf{X}_D^*$ , respectivamente. Como esperado, existe similaridade notável entre as direções das CPs desses dois conjuntos de dados. Este fato confirma a suposição inicial feita a respeito da correlação entre as dispersões dos elementos em  $\mathbf{X}_{Df}$  e  $\mathbf{X}_D^*$ . A direção do primeiro auto vetor de  $\mathbf{X}_D$  é utilizada para estimar a direção principal de  $\mathbf{R}$ . Após isso, é definida a regra de decisão generalizada para o domínio fonte, que é baseada no tamanho e direção de  $\mathbf{R}$ .

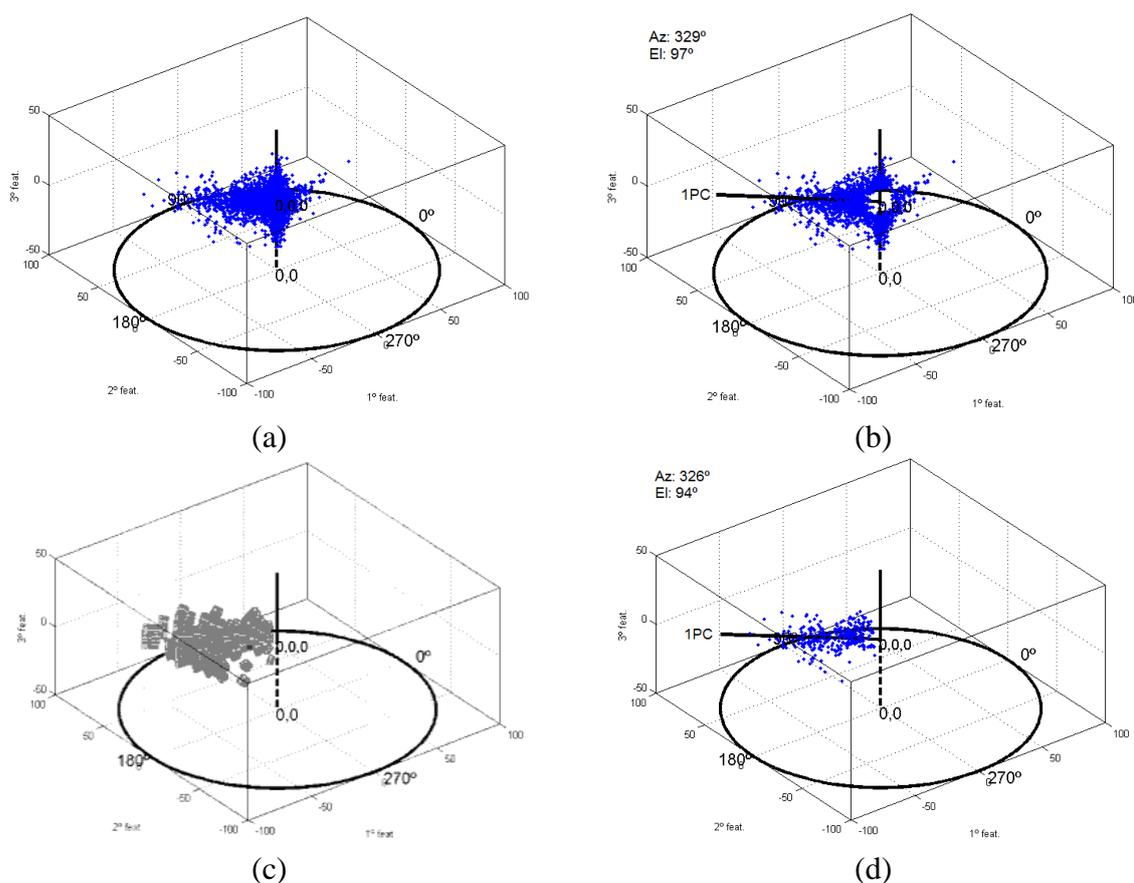


Figura 4. Gráficos de espalhamento para o experimento sugerido. (a)  $\mathbf{X}_D$ , (b)  $\mathbf{X}_{Df}$ , (c)  $E_p^*$ , e (d),  $\mathbf{X}_D^*$ . As linhas pretas em (b) e (d) demonstram a direção da 1ª CP (1PC).

A verificação da acurácia foi realizada por meio da contagem do número de detecções corretas e de falsos alarmes. A Tabela 1 resume os resultados e os compara com resultados do PRODES para os mesmos anos [INPE, 2011].

Para cada par de imagens considerado, a metodologia proposta obteve melhor desempenho para ambos: número de detecções corretas e falsos alarmes com respeito ao mapa de referência construído. A única exceção ocorreu no par 2009-2010, onde apenas o número de detecções corretas foi maior. Levando em consideração que o PRODES utiliza técnica de interpretação visual, a metodologia proposta para detectar desmatamentos se apresenta como uma ferramenta bastante útil. É importante notar que, devido a variações inerentes ao PRODES, alguns falsos alarmes em um ano podem estar relacionados à desmatamentos realizados em períodos anteriores ao analisado. Em outras palavras, pode acontecer de o mapeamento do PRODES apresentar falhas em alguns anos deixando de sinalizar algum desmatamento que será detectado com atraso em anos posteriores. Apesar disso, a quantidade de desmatamento acumulada se mantém condizente, mesmo apresentando algumas variações em alguns anos.

Tabela 1. Análise de acurácia em termos de detecções corretas e falsos alarmes (Detecções corretas/Falsos Alarmes), em porcentagem.

Técnica	Período			
	2007-08	2008-09	2009-10	2010-11
PRODES	56 / 56	43 / 64	32 / 43	41 / 50
Técnica Proposta	67 / 39	45 / 37	72 / 62	77 / 31

#### 4. Conclusões e Sugestões

Neste trabalho foi proposto um método para produzir mapas de desflorestamento em uma dada série temporal com base em dados de referência. A técnica de análise pelo vetor de mudanças AVM foi usado para auxiliar na definição de uma região R em coordenadas esféricas otimizadas para a análise do desmatamento na Amazônia (domínio-fonte). É proposto um mecanismo de adaptação de R para outros pares de imagens (domínios-alvo) que contém desflorestamentos ocorridos em datas posteriores. Experimentos realizados em um conjunto multitemporal de imagens contendo subsequentes desmatamentos na Amazônia indica a utilidade da metodologia proposta. Uma comparação com o PRODES, que é utilizado oficialmente para monitorar o desflorestamento da Amazônia brasileira, demonstrou resultados encorajadores, uma vez que realiza um procedimento que demanda pouco tempo e pouco envolvimento humano. O tempo de processamento também se mostrou adequado para aplicações em grande escala. Apesar disso, ainda é necessário um ajuste mais fino do método.

#### Referências Bibliográficas

- Bovolo, F.; Bruzzone, L. A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain **IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.** v.45, n 1, p. 218 – 236, 2007.
- INPE, Monitoramento do Desflorestamento da Floresta Amazônica. PRODES, 2011. <http://www.obt.inpe.br/prodes/>
- Pan, S. J.; Tsang, I. W.; Kwok, J. T.; Yang, Q. Domain adaptation via transfer component analysis, **IEEE Trans. Neural Netw.** v. 22, n. 2, p. 199–210, 2011.
- Tucker, C. J.; Townshend, J. R. G. Strategies for monitoring tropical deforestation using satellite data. **International Journal of Remote Sensing.** v. 21, n. 2, 3, p. 1461– 1471, 2000.