AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS LINEAR E FUZZY NA DETERMINAÇÃO DAS CLASSES COMPONENTES DE UM PIXEL MISTURA

Daniel Caimi e Vitor Haertel

Resumo

Muitas vezes, no interior de uma célula de resolução (pixel) ocorre mais de uma classe.Este caso é conhecido como pixel mistura. Na classificação de imagens em sensoriamento remoto é comum o uso de metodologias que atribuem um pixel a somente uma classe, como o clássico procedimento da máxima verossimilhança .Neste procedimento, a classificação errada e simplesmente a nãoc classificação de um pixel pode originar a estimativa da área da classe abaixo da realidade. A metodologia mais empregada considera a refletância do pixel mistura como sendo uma combinação linear da refletância média de cada classe componente.

Assim , a proporção de cada classe no pixel é obtida pela resolução de um sistema de equações lineares.Mais recentemente, uma visão diferente foi proposta: o uso da lógica fuzzy.Esta metodologia utiliza o conceito de função de pertinência, que é essencial na teoria dos conjuntos fuzzy. Esta função usa elementos de natureza estatística ou não para a estimação das proporções . O objetivo deste estudo é avaliar a performance de cada uma das metodologias anteriores.

Abstract

Many times , within a single resolution cell (pixel) occurs more than one class. This case is known as mixture pixel. In the classification of remote sensing images is usual the use of methodologies which attribute to one pixel only one class, like the classical maximum likelyhood procedure.In this procedure, the missclassification and simply the no classification of one pixel can originate an estimative of the class area below the reality.

The most commonly used methodology considers the mixture pixel's reflectance as a linear combination of the mean reflectance of each class component. So, the proportion of each class in the pixel is obtained by the resolution of a system of linear equations. More recently , a different approach

was proposed : the use of fuzzy logic. This methodology uses the concept of membership function, which is essential to the fuzzy sets theory.This function uses elements with or without statistic nature for the estimation of the proportions. The aim of this study is to evaluate the performance of each one of the former methodologies .

1 Introdução

A não classificação de um determinado padrão, ou a sua classificação errada são as consequências mais comuns da ocorrência de duas ou mais classes num mesmo pixel. Isto, segundo Horwitz et al. (1971),faz com que haja a tendência a uma subestimação da área ocupada por uma classe. Este fato não deve ser desconsiderado em levantamentos de recursos agrícolas e naturais que sirvam de apoio à tomada de decisão.

Um dos principais causadores de mistura é o efeito das bordas das classes. Esse efeito acontece quando, em um pixel, ocorre o encontro entre duas ou mais classes. Um exemplo típico de borda ocorre ao logo das margens de um corpo d'água, causando a mistura de água e algum outro tipo de cobertura do solo. O programa de pesquisa USDA/NASA/NOAA Agristars determinou que em mais de 65 % dos pixels de milho numa cena LANDSAT-MSS ocorria o efeito de bordas (Hord,1986).

No tratamento de uma imagem por computador convencionou-se designar o pixel onde ocorre a coexistência de classes diferentes de "pixel mistura" [1].

As rotinas de classificação tradicional(um pixel, uma classe) não são adequadas para modelar um ambiente contínuo, pois não conseguem representar gradientes entre as classes (Foody 1992), principalmente na ocorrência da transição de uma classe para outra.

2 Modelo de mistura utilizando conceitos de matemática Fuzzy

A lógica Fuzzy atualmente é utilizada em várias áreas, principalmente na parte da computação que lida com inteligência artificial ou ,mais especifica-

[1] Alguns pesquisadores também utilizam o termo "mixel"(mixture pixel).

mente, sistemas especialistas. A lógica Fuzzy admite vários graus de validade para uma sentença , não apenas verdadeiro ou falso, mas também atribuições mais abstratas como parcialmente falso ou verdadeiro, que traduzem a incerteza inerente a muitos processos naturais, mas não seu completo desconhecimento.

Em Wang(1990) , o modelo Fuzzy com a função de pertinência baseada na função densidade probabilidade gaussiana foi utilizada para a estimação dos componentes de um pixel mistura. Para a avaliação da acurácia do modelo , dois experimentos foram executados.

No primeiro experimento o modelo foi testado com a máxima verossimilhança gaussiana(MVG).Para isto as amostras colhidas para o modelo fuzzy,que não são obrigatoriamente um-pixel-uma-classe,foram *hardenizados* para servir como entrada para o modelo da MVG. A acurácia da classificação fuzzy foi estimada pelo método da matriz de erros em comparação com fotografias aéreas tomadas no mesmo ano. A matriz fuzzy foi então *hardenizada* e comparada com a matriz gerada pela MVG. A partir das matrizes de erro foi obtida uma acurácia de 91.21 % para o modelo fuzzy contra 86.06 % da MVG.

No segundo experimento, foram selecionados pixels numa região cujos dados de campo eram conhecidos a partir de fotografia aérea tomada 20 dias após a passagem do satélite. Segundo Wang, a comparação das proporções obtidas para os pixels com a localização aproximada destes na fotografia demonstra que há uma conformidade boa entre a estimativa obtida e os dados de campo.

3 O Modelo Linear de Mistura

Ao contrário do modelo Fuzzy, que faz uso do conceito de função pertinência, o modelo linear supõe que a refletância do pixel é o resultado da combinação linear das refletâncias das classes componentes, cada uma delas ponderada pela respectiva fração da área ocupada no pixel.

Shimabukuro (1991) e Aguiar(1991) adotam o modelo linear de mistura e empregam os métodos de mínimos quadrados com restrições (descrito detalhadamente na seção 5.3) e mínimos quadrados ponderado para estimar as proporções das classes selecionadas. Abrahão et al. (1990) utiliza o modelo linear para determinar as proporções das classes água, solo, vegetação e sombra, criando, a seguir, imagens sintéticas para cada uma destas.

Os resultados obtidos no estudo de Heimes(1977) indicam que a teoria das relações lineares entre os componentes da cena pode ser aceita estatisticamente. Em Rambal et al.(1990) é feita uma comparação dos valores estimados para o albedo e a temperatura sob duas técnicas: utilizando "pixels puros" e "pixels mistura", com o modelo linear sendo utilizado para a obtenção da proporção de cada classe.

Haertel et al.(1991) faz uma análise qualitativa do desempenho do modelo linear de mistura . Este foi empregado para duas classes,solo exposto e vegetação densa, no processo de classificação da cobertura vegetal em bacias hidrográficas.

Em Cross et al.(1991) é feito um estudo comparativo entre imagens LANDSAT-TM, AVHRR e AVHRR-após a aplicação do modelo linear de mistura de uma mesma área. Quarmby et al.(1992) vale-se do modelo linear aplicado a imagens AVHRR multi-temporais em uma região no norte da Grécia. Os resultados demonstram que essa técnica é rápida e potencialmente efetiva para a estimação de áreas de plantações numa escala regional.

4 Materiais

Os modelos e ferramentas para este trabalho foram desenvolvidos e executados em equipamento compatível com PC-486. Uma análise visual mais detalhada foi feita numa estação de trabalho *Sun* através do software para tratamento de imagens *planet*.

Para efeito de teste dos modelos desenvolvidos foram utilizadas as seis bandas com resolução espacial de 30m do sistema LANDSAT-TM obtidas em duas oportunidades : uma nas proximidades da cidade de Rio Grande obtida em 03/04/88 e outra da região do parque nacional da Lagoa do Peixe , obtida em 15/04/89.

5 Metodologia

5.1 Conversão de número digital para refletância

Imagens digitais obtidas por satélites de sensoriamento de recursos naturais são fornecidas em fitas denominadas de CCT (Computer Compatible Tape). O valor da energia, refletida ou emitida, associada a cada pixel é fornecido por uma grandeza denominada "contador ou número digital". Embora sua manipulação em computadores seja conveniente, o contador digital carece de um significado físico direto . Para evitar essa espécie de problema o contador digital de cada pixel deve ser convertido para um valor equivalente com significado físico, como a refletância .

Um método para a conversão de contadores digitais em radiância e refletância é apresentado por Robonive(1982).

A radiância para uma banda pode ser definida como:

$$Radiancia = \frac{D_n}{D_{max}}(L_{max} - L_{min}) + L_{min}$$

onde

D_n = valor digital do pixel na CCT

D_{max} = o valor máximo que um contador digital pode assumir (8 bits = 255).

L_{max} = radiância medida na saturação do sensor em $mWcm^{-2}sr^{-1}$

L_{min} = menor radiância medida pelo sensor em $mWcm^{-2}sr^{-1}$

De posse da radiância é possível a obtenção da refletância segundo a seguinte relação :

$$Refletancia = \frac{\pi}{E \sin \alpha} Radiancia$$

onde

E = irradiância no topo da atmosfera em $mWcm^{-2}$

α = elevação solar

5.2 Modelo Fuzzy

No modelo de mistura baseado na lógica fuzzy podem ser identificadas três partes essenciais:

(i) A estimação dos parâmetros estatísticos(Vetor média e Matriz de Covariâncias) a partir de amostras.

(ii) Definição da Função de Pertinência

(ii) Classificação

5.2.1 (i) - Estimação dos parâmetros

A partir de amostras colhidas na imagem a estimativa da médias das classes é obtida por:

$$\mu_c^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} f_c(X_i)X_i}{\sum_{i=1}^{n} f_c(X_i)} \tag{1}$$

onde :

n= Número de amostras colhidas

f_c= Função de pertinência do vetor pixel à classe c

X_i= Refletância do vetor pixel

Como pode ser visto , o modelo Fuzzy permite que os pixels amostrados para caracterizar cada classe não sejam, obrigatoriamente , pixels puros (o valor de $f_c(X_i)$ pode ser informado com um valor diferente de 1). O modelo implementado, entretanto, não utiliza esta vantagem do modelo Fuzzy devido a dificuldade de se avaliar precisamente, no pixel amostrado, a proporção da classe em questão. Assim , todos os pixels amostrados são considerados puros, ou seja, $f_c(X_i) = 1$.

A matriz de covariâncias fuzzy é de modo similar estimada por:

$$\Sigma_c^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} f_c(X_i)(X_i - \mu_c^*)(X_i - \mu_c^*)^T}{(\sum_{i=1}^{n} f_c(X_i)) - 1} \tag{2}$$

onde

n= Número de amostras colhidas

f_c= Função de pertinência do vetor pixel à classe c

X_i= Refletância do vetor pixel

μ_c^*= Vetor média

Na estimativa da matriz de covariâncias, de modo análogo a estimativa do vetor média, todos os pixels amostrados são considerados puros.

5.2.2 (ii) - Definição da função de pertinência

Um conjunto fuzzy é caracterizado por sua função de pertinência. Para e- xecutar a classificação num espaço multiespectral, uma função de pertinência deve ser definida. Esta função impõe as regras para a classificação de padrões desconhecidos. Os conjuntos fuzzy admitem informações de caráter estatístico ou não. Deste modo ,na definição da função de pertinência , elementos das duas naturezas podem ser empregados.

A função de pertinência baseada na função densidade probabilidade de uma distribuição normal multivariada foi utilizado em Wang(1990). para uma classe c a função de pertinência é definida como

$$f_c(X) = \frac{P_c^*(X)}{\sum_{i=1}^{m} P_i^*(X)} \tag{3}$$

onde:

$$P_c^*(X) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \mid \Sigma_i^* \mid^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu_i^*)^T \Sigma_i^{*-1} (X-\mu_i^*)} \tag{4}$$

onde
n= dimensão do vetor pixel
m= número de classes pré-definidas

5.2.3 (iii) - Classificação

A partir da função de pertinência definida e dos parâmetros obtidos de dados amostrais, os pixels da imagem são classificados. A cada um é atribuído um grau de pertinência a cada classe, de zero(o pixel não possui a classe) a um(a classe está em todo o pixel).

5.3 Modelo linear de mistura

O modelo linear estima a mistura de diferentes componentes como sendo uma combinação linear da resposta espectral de cada um destes dentro do pixel.

De um modo diferente o modelo pode ser descrito como

$$R_i = \sum_{j=1}^{n}(a_{ij}.X_j) + e_i \qquad (5)$$

onde:

i= 1,2,3,...,m (número de bandas espectrais)
j= 1,2,3,...,n (número de classes componentes)

R_i = refletância registrada de um pixel na i-ésima banda espectral

a_{ij} = refletância conhecida do j-ésimo componente do pixel para a i-ésima banda espectral

X_j = proporção do j-ésimo componente no pixel

e_i = erro para a i-ésima banda espectral

O modelo 5 constitui-se portanto em um conjunto de m equações lineares (cada uma gerada por uma banda espectral) em n incógnitas(as frações Xj).

Devem-se ainda acrescentar as duas condições seguintes:

$$\sum_{j=1}^{n} X_j = 1 \ , \ X_j > 0 \ , \ \forall j$$

Como normalmente m é maior que n, a solução do modelo 5 implica em um processo de ajustamento por mínimos quadrados, sujeito às duas condições acima.

A seguir se encontra detalhado o procedimento para o caso específico de 3 classes componentes e 6 bandas espectrais de entrada .

A função a ser minimizada é:

$$e_1^2 + e_2^2 + e_3^2 + e_4^2 + e_5^2 + e_6^2 = V_1X_1^2 + V_2X_2^2 + V_3X_3^2 + V_4X_1X_2 + V_5X_1X_3 + V_6X_2X_3 + V_7X_1 + V_8X_2 + V_9X_3 + V_{10} \qquad (6)$$

Tendo em vista a restrição proposta:

$$X_1 + X_2 + X_3 = 1$$

temos que

$$X_3 = 1 - X_1 + X_2$$

Assim, ficamos com:

$$F = U_1X_1^2 + U_2X_2^2 + U_3X_1X_2 + U_4X_1 + U_5X_2 + U_6 \tag{7}$$

Minimizando a função 7:
Temos:

$$\frac{\partial F}{\partial X_1} = 2U_1X_1 + U_3X_2 + U_4 = 0$$

$$\frac{\partial F}{\partial X_2} = 2U_2X_2 + U_3X_1 + U_5 = 0$$

Resolvendo o sistema de equações abaixo para 2 variáveis obtemos os valores de X_1 e X_2.

$$2U_1X_1 + U_3X_2 + U_4 = 0$$

$$U_3X_1 + 2U_2X_2 + U_5 = 0$$

Na tabela 1 estão apresentados os procedimentos a serem tomados em função dos resultados calculados de $X_1 e X_2$.

6 Conclusão

O problema do pixel mistura, decorrente da resolução espacial do sistema sensor, é tratado pelas diferentes metodologias desenvolvidas para este trabalho. Todas possuem uma importante limitação : classes alheias às definidas são classificadas como uma composição destas. Caso sejam amostradas 3 classes (p.ex. água, areia e vegetação) e ocorra um pixel de uma outra classe

Resultado	X_1	X_2	$0 < (X_1 + X_2) <= 1$	valores a serem recalculados	X_3
1	POS	POS	SIM	-	1 - $X_1 - X_2$
2	POS	POS	NÃO	X_1 e X_2	0
3	NEG	POS	NÃO	$X_2(X_1 = 0)$	1 - X_2
4	NEG	NEG	NÃO	$X_1 = X_2 = 0$	1
5	POS	NEG	NÃO	$X_2(X_1 = 0)$	1 - X_1

Tabela 1: Resultados possíveis para o caso de três classes (extraído de Shimabukuro,1991)

(p.ex. asfalto), este será classificado em função das 3 classes definidas. Assim, é importante que estas sejam caracterizadas em função da imagem a ser classificada, não ficando classes importantes sem a devida amostragem.

Todo processo de classificação supervisionada é profundamente dependente das amostras colhidas. Para o bom funcionamento das metodologias desenvolvidas é importante que as classes sejam apropriadamente definidas. Uma classe caracterizada de forma inapropriada pode invalidar os resultados da classificação .

Uma característica importante para cada modelo é no tocante ao número máximo de classes que ele permite. O modelo linear com mínimos quadrados possui a limitação do número de classes ser obrigatoriamente menor ou igual ao número de bandas espectrais de entrada . Enquanto isso, o modelo que utiliza conjuntos fuzzy não possuem qualquer limite de ordem matemática.

O modelo fuzzy se demonstrou, em alguns casos , inapropriado para lidar com classes que possuam uma covariância igual ou muito próxima a zero(p.ex. água na região do infra-vermelho), bem como está sujeito a problemas de ordem computacional como o *underflow*.

A partir da análise visual dos resultados obtidos nos experimentos, o modelo linear sujeito a restrições se demonstrou superior ao modelo fuzzy. Esta superioridade manifesta-se na maior sensibilidade do primeiro em detectar diferentes níveis de ocorrência da classe no pixel(0 a 100%) e, principalmente, na ausência de classificações incorretas nas regiões conhecidas.

7 Referências

Abrahão, Adriana. Eliana Miglioranza, Moacir Godoy Junior 1990, *Geração de imagens de proporções através de um modelo linear de mistura.*, **VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Manaus-AM, Vol. I**, p. 146-151

Aguiar.Ana Paula Dutra de, 1991, *Utilização de atributos adicionais derivados de separações de classes na classificação multiespectral de imagens de sensoriamento remoto, Mestrado INPE,*

Cross.A.M., Settle,J.J., Drake,N.A., Paivinen,R.T.M. 1991, *Subpixel measurement of tropical forest cover using AVHRR data*, **International Journal of Remote Sensing, Vol.12**, p.1119-1129

Foody,G.M. 1992, *A fuzzy sets approach to the representation of vegetation continua from remotely sensed data:an example from Lowland heath,* **Photogrametric engineering and remote sensing.Vol. 58**, p.221

Haertel,V..Centeno,J.S 1991, *Utilização do conceito de pixel mistura no processo de classificação da cobertura vegetal em bacias hidrográficas*, **Revista brasileira de engenharia,Vol.9**, p.91-101

Heimes,F.J., 1977, *Effects of scene proportions on spectral reflectance in lodgepole pine ,Mestrado Colorado State University,*

Hord,R. Michael, 1986, *Remote Sensing Method and Applications*, John Wiley & Sons

Horwitz,Harold M.,Nalepka,Richard F.,Hyde,Peter D.,Morgenstern,James P. 1971, *Estimating the proportions of objects within a single resolution element of a multispectral scanner*, **International symposium on remote sensing of environment , 7 Ann Abor, MI, May 7-21, 1971**, p. 1307-1320

Quarmby,N.A,Townshend, Settle,J.J.,White,K.H.,Milnes,M.,Hindle,T.L.,Silleos,N. 1992, *Linear mixture modelling applied to AVHRR data for crop area estimation*, **International Journal of Remote Sensing, Vol.13,** p.415-425

Rambal.S., Lacaze, B.,Winkel, T. 1990, *Testing an area-weighted model for albedo or surface temperature of mixed pixels in Mediterranean woodlands.*, **International Journal of Remote Sensing, Vol.11**, p.1495-1499

Robinove, Charles J. 1982, *Computation with phisical values from LANDSAT digital data*, **Photogrammetric engineering and remote sensing, Vol. xx**, p. 781

Shimabokuro,Yosio Edemir,Smith,James A. 1991, *The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data*, **IEEE transactions on geoscience and remote sensing, vol.29,no.1,01/1991**, p.16-20

Wang,Fangju 1990, *Fuzzy supervised classification of remote sensing images*, **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, Vol. 28, no.2, 03/1990**, p.194-201

Wang,Fangju 1990, *Improving Remote sensing image analysis through fuzzy information representation*, **Photogrammetric engineering and remote sensing, Vol. 56**, p. 1163

Zedeh,Lofti A. 1988, *Fuzzy Logic*, **Computer,Vol.21, no.4**, p.83-93