

Classificação de imagens utilizando dados auxiliares numa abordagem nebulosa

JEAN-FRANÇOIS MAS

Instituto de Geografia
Universidad Nacional Autónoma de México
A. P. 20-850 CP 01000 México, D.F. México

Fax: (52 5) 616-21-45
E-mail: jmas@servidor.unam.mx

Abstract

Low accuracy is commonly obtained when performing land cover conventional satellite images classifications based purely on spectral information. A classification procedure using both spectral and additional spatial information (slope and texture) in a fuzzy logic approach was developed in order to classify land use in a Landsat TM image of an agricultural region of Mexico. The results obtained through this process were compared with maximum likelihood classifications.

Key words: Digital classification, Fuzzy Logic.

Introdução

Um problema importante relativo à classificação de tipos de uso da terra em imagens de satélite é a confusão das respostas espectrais dos objetos que se quer discriminar. Vários autores têm utilizado informação auxiliar com o intuito de melhorar o desempenho das classificações espectrais (Hutchinson, 1982; Srinivisan and Richards, 1990; Kontoes et al., 1993). Outro limitante é a complexidade das classes de uso da terra: fenômenos como a transição progressiva entre dois tipos de cobertura vegetal, diferentes níveis de crescimento, perturbação ou regeneração da vegetação, ou de fronteira entre pixels de classes distintas tornam inadequadas as classificações convencionais. Uma abordagem de lógica nebulosa (*fuzzy logic*), que pode associar um pixel a várias classes temáticas através de graus de pertinência, está mais apropriada à representação da indeterminação do mundo real (Brule, 1985).

O objetivo do presente trabalho é desenvolver um método simples de classificação de imagens de satélite utilizando a informação espectral e dados auxiliares numa abordagem de lógica nebulosa.

Antecedentes

A lógica nebulosa ou lógica difusa (*fuzzy logic*) é uma metodologia aparentada com o comportamento decisional humano e permite obter conclusões seguras a partir de dados vagos, ambíguos ou subjetivos (Zadeh, 1973). Permite definir graus de pertinência parciais,

intermediários entre os conceitos booleanos de verdadeiro e falso. Um valor zero indica pertinência nula e um valor 1 indica pertinência total, valores intermediários representando pertinências parciais. Por exemplo, um pixel x pode apresentar um grau de pertinência p_i à classe C_i e p_j à classe C_j :

$$\begin{aligned}mC_i(x) &= p_i \\ mC_j(x) &= p_j\end{aligned}$$

onde mC_i e mC_j são as funções de pertinência nos *fuzzy sets* (partes nebulosas) das classe C_i e C_j . As funções de pertinência descrevem o grau de pertinência às classes de cada pixel.

A lógica nebulosa permite operações lógicas.

União de partes nebulosas (OR)

$$C = A \cup B; mC(x) = \max(mA(x), mB(x))$$

O valor de pertinência da união de partes nebulosas é igual ao máximo do valor de pertinência de cada uma das partes.

Intersecção de partes nebulosas (AND)

$$C = A \cap B; mC(x) = \min(mA(x), mB(x))$$

O valor de pertinência da intersecção de partes nebulosas é igual ao mínimo do valor de pertinência de cada uma das partes.

Não pertinência a uma parte nebulosa (NOT)

$$mA' = 1 - mA$$

O valor de não pertinência a uma parte nebulosa é igual a 1 menos o valor de pertinência a essa parte.

Vários autores utilizaram a lógica nebulosa à classificação de imagens. Blonda et al. (1990)

classificaram os tipos de uso do solo de uma imagem multitemporal de uma região agrícola do sudeste da Itália. Fisher e Pathirana (1990, 1993) demonstraram as vantagens de uma abordagem nebulosa na extração de informações de pixels misturados. Mais recentemente, Palubinskas et al. (1995) e Vanturieri et al. (1995) utilizaram uma abordagem nebulosa para classificar tipos de uso da terra na Amazônia e obtiveram resultados superiores aos processos de classificações convencionais.

Material

Foram utilizadas todas as bandas de uma porção de imagem do Landsat TM de 20 x 16 quilômetros aproximadamente, que cobre a área de estudo assim como a carta topográfica escala 1:50 000 do Instituto Nacional de Estatísticas, Geografia e Informática (INEGI). A imagem foi processada no Software de tratamento de imagens digitais PCI e no Sistema de Informações Geográficas ARC/INFO para workstation.

Metodologia

Depois da realização da correção geométrica da imagem, o trabalho se desenvolveu respeitando a seguinte metodologia:

A primeira fase foi a geração 1) de um mapa de declividade a partir da interpolação das curvas de nível do mapa topográfico e 2) de um plano de informação textural pelo cálculo da média das diferenças entre o valor radiométrico do pixel e de cada um dos seus 8 vizinhos. Os planos de informação (bandas TM, declividade e parâmetro textural) foram introduzidos no ambiente SIG.

Com base em amostras de “treinamento”, foram definidas as respostas espectrais e as características texturais de cada classe temática. Foi também caracterizada a distribuição, em função da declividade, dos vários tipos de uso do solo tomados em conta na classificação.

Numa seguinte fase foram definidas partes nebulosas (*fuzzy sets*) para cada plano de informação. Por exemplo BAIXO-TM1 (x) = $\{(x, mb(x))\}$, ALTO-TM1 (x) = $\{(x, ma(x))\}$ e INTERM-TM1 (x) = $\{(x, mi(x))\}$ que representam respectivamente os *fuzzy sets* de resposta espectral baixa, alta e intermediária na banda TM1, x sendo o nível de cinza na banda, e $mb(x)$, $mi(x)$ e $ma(x)$ as funções de pertinência. Essas funções foram definidas de modo que $mb(x) + mi(x) + ma(x) = 1$, isso sendo comum em lógica nebulosa mais não obrigatório (figura 1).

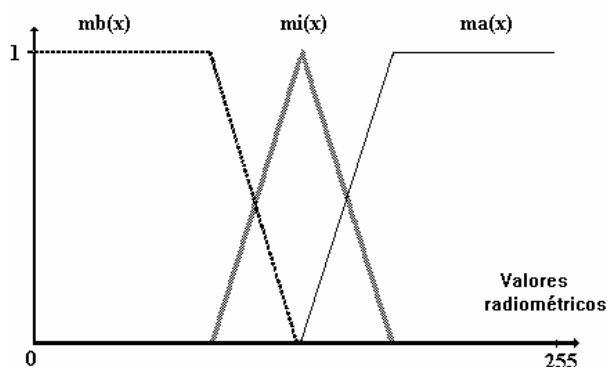


Figura 1 - funções de pertinência

Esse processo permitiu associar aos valores (níveis de cinza) de cada plano de informação, graus de pertinência aos *fuzzy sets*. Desse modo, foram gerados para cada banda de informação planos de valores de pertinência às partes nebulosas definidas na fase anterior.

O último passo foi o cálculo do grau de pertinência a cada classe temática. Cada classe de uso da terra foi caracterizada pelas suas respostas em cada plano de informação (dados espectrais e auxiliares). O valor de pertinência a uma classe se calculou como o mínimo dos valores da pertinência das condições (intersecção de partes nebulosas).

Ao cabo deste processo, cada pixel da imagem está associado a cada classe temática por um grau de pertinência. Para obter uma classificação “dura” (*crisp classification*), onde um pixel pertence somente a uma classe temática, pode-se classificar o pixel na classe que apresenta o maior valor de pertinência (Blonda et al., 1991). Esse método apresenta a desvantagem de perder muita informação pois pode ocorrer que um mesmo pixel ser constituído de várias classes com graus de pertinência importantes. No presente estudo, optou-se por classificar o pixel na classe de maior valor de pertinência quando esse valor for significativamente superior aos graus de pertinências das outras classes. Os pixels apresentando graus de pertinência importantes em mais de uma classe foram classificados na classe mais representada na sua vizinhança mediante uma fitragem espacial (*majority filter*).

Com base em pontos de observações no campo, estimou-se a exatidão da classificação mediante uma matriz de desempenho.

O município de Cuautla está localizado na porção norte do Estado de Morelos, México, de coordenadas geográficas 18° 45' e 18° 54' norte e 98° 52' e 99° 02' oeste abrangendo uma área de aproximadamente 14 120 ha. O relevo é moderado e a altitude varia de 1200 a 1540 acima do nível do mar. O clima é quente e úmido com chuvas no verão. A região apresenta amplas planícies com solos profundos com agricultura irrigada (cana de açúcar e arroz), zonas de serras com solos moderadamente profundos com agricultura não irrigada (milho e sorgo principalmente) e áreas com solos superficiais de baixa fertilidade com vegetação natural secundária ou pastagens.



Figura 2- Localização da área de estudo

Resultados e discussões

Foram digitalizadas e interpoladas as curvas de nível do mapa topográfico 1:50 000 de INEGI para gerar um modelo numérico de altitude e de declividade. Gerou-se a banda de informação textural a partir da banda TM 2 pois esta apresenta a maior separabilidade visual entre a zona urbana e rural. Todos os planos de informação (bandas TM, declividade e textura) foram integrados no banco de dados dum Sistema de Informações Geográficas ARC/INFO.

Adotou-se somente 4 classes temáticas: agricultura, zona urbana, vegetação natural secundária e pastagem. Uma so classe temática apresenta distintos tipos de assinaturas espectrais; por esta razão se definiram classes espectrais; por exemplo a classe agricultura está apresentada por 5 classes espectrais segundo a fase de crescimento ou o tipo de cultivo. Com base nas amostras de treinamento de classificações supervisionadas realizadas num estudo anterior (Mas et al., 1995), foram definidas as firmas espectrais e as características texturais de cada classe. A partir de observações de campo, foi também caracterizada a distribuição, em função da declividade, dos vários tipos de uso do solo.

Para cada plano de informação, foram definidas partes nebulosas (*fuzzy sets*). Para as bandas TM 1,2,3,6

,7, a declividade e a textura foram definidas três partes nebulosas: resposta baixa, intermediária e alta. Para as bandas TM 5 e 6, foram definidos *fuzzy sets* mais estreitos: resposta baixa, intermediária-baixa, intermediária, intermediária-alta e alta.

Com base na análise das firmas espectrais e das características das dados auxiliares das distintas classes, foram elaboradas regras que permitiram o cálculo do grau de pertinência a cada classe para cada pixel da imagem. Por exemplo, as regras que definem às classes pastagem e zona urbana são :

- Se a resposta é intermediária ou alta nas bandas TM 1,2,3 e 6; intermediária na banda TM 4, intermediária-alta ou alta na banda TM 5; e alta na banda TM 7 então a classe é pastagem,
- Se a resposta é intermediária ou alta nas bandas TM 1,2,3, e 6; intermediária ou intermediária-baixa na banda TM 4, intermediária ou intermediária-alta na banda TM 5; alta na banda TM 7; a declividade baixa e o parâmetro de textura alto então a classe é zona urbana.

É possível definir uma parte nebulosa $POSS(C_i, X)$ que representa a possibilidade de um pixel pertencer à classe temática C_i e cujo valor de pertinência é o mínimo dos graus das condições. No caso da classe pastagem, o grau de pertinência é determinado da seguinte forma: $POSS(Pastagem, X) = \min (\max (\text{interm-TM1}(x), \text{alta-TM1}(x)), \max (\text{interm-TM2}(x), \text{alta-TM2}(x), \max (\text{interm-TM3}(x), \text{alta-TM3}(x)), \text{intermediária-TM4}(x), \max (\text{interm-altaTM5}(x), \text{alta-TM5}(x), \max (\text{interm-TM6}(x), \text{alta-TM6}(x)), \text{alta-TM7}(x)))))$.

Foi gerado, através deste processo, um plano de valores de pertinência para cada uma das classes pois por se tratar de uma classificação nebulosa, cada pixel da imagen está associado a cada classe temática por um grau de pertinência.

Para poder fazer uma primeira estimação da exatidão a classificação nebulosa foi convertida em classificação “dura” classificando os pixels na classe correspondente ao maior grau de pertinência quando este era superior à soma dos valores de pertinência às outras classes. Quando essa condição não se verificava, o pixel era classificado na classe maioritária entre os seus 8 vizinhos por uma filtragem espacial (janela de 3 por 3 pixels).

Com base em 6683 pixels identificados com observações de campo, estimou-se a exatidão da classificação através duma matriz de desempenho. A classificação apresentou um desempenho global de 84.8 %. Este resultado é superior as classificações obtidas pelo método da máxima verossimilhança e com informação somente espectral que tiveram um desempenho global entre 61.7 e 68.2 % segundo a combinação de bandas utilizada. O melhoramento é

devido à utilização dos dados auxiliares: a textura permitiu uma melhor discriminação entre zona urbana e solos nus agrícolas e a informação de declividade aumentou a separabilidade entre agricultura e vegetação natural.

De acordo com Peedle (1993) o desempenho do método da máxima verossimilhança decresce com um número de bandas excessivo, a vantagem que apresentou este processo é não ter sensibilidade ao número de variáveis e à não-normalidade da distribuição dessas variáveis.

Um análise superficial dos graus de pertinência foi realizado. Pôde-se verificar que os pixels relacionados com graus de pertinência alto às classes pastagem e vegetação natural secundária são geralmente pixels misturados (pastagens com manchas de vegetação natural). A classificação nebulosa poderia se utilizar para a estimação da regeneração da vegetação natural.

Conclusões

O processo de classificação desenvolvido permitiu a integração de dados auxiliares que complementaram a informação espectral. A utilização da lógica nebulosa na classificação temática de imagens tem possibilitado estimar os diferentes graus de ocorrência de cada classe. A análise desses dados permite extrair informações de pixels misturados ou de transição entre distintas classes.

Referências

Blonda P.N. , Pasquariello G., Losito S., Mori A., Posa and Ragno D. , 1991 An experiment for the interpretation of multitemporal remotely sensed images based on a fuzzy logic approach, *Int. J. Remote Sensing* Vol. 12, nº3, pp 463-476.

Brule J.F., 1985, Fuzzy Systems, a tutorial, <http://cuadralay.com/www/Fuzzy/Fuzzy.html>.

Fisher P.F. and Pathirana S. , 1990, The Evaluation of Fuzzy Membership of Land Cover in the Suburban Zone, *Remote Sens. Environ.*, 34-121-132.

Fisher P.F. and Pathirana S., 1993 The Ordering of Multitemporal Fuzzy Land-cover Information Derived from Landsat MSS data, *Geocarto*, Vol 8, nº3, pp 5-14.

Hutchinson C.F., 1982. Techniques for combining Landsat and Ancillary Data for Digital Classification Improvement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol 48, nº 1, pp 123-130.

Kontoes C., Wilkinson G., Burrell A., Goffredo S. and Mégier J., 1993. An Experimental System For The Integration of GIS Data in Knowledge-based Analysis for Remote Sensing of Agriculture. *Int. J. of Geo. Inf. System*, Vol 7, nº 3, pp 247-262.

Mas J.F., Ramírez I. e López J., 1995, Mejoramiento de clasificaciones Espectrales por medio de un Sistema de Información Geográfica: Comparación de dos casos de estudio, *Memorias del VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota*, pp 74-80.

Palubinskas G., Lucas R.M., Foody G.M. and Curran P.J., 1995, An evaluation of fuzzy and texture-based classification approaches for mapping regenerating forest classes from Landsat-TM data , *Int. J. Remote Sensing* , Vol 16, nº4, pp 747-759.

Peddle D.R., 1993. An Empirical Comparison of Evidencial Reasoning, Linear Discriminant Analysis, and Maximum Likelihood Algorithms for Alpine Land Cover Classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, nº 1, pp 31-44.

Srinivasan A. and Richards J.A., 1990. Knowledge-based techniques for multi-source classification, *Int. J. of Remote Sensing*, Vol 3, nº 3, pp 505-525.

Venturieri A., dos Santos J.R., Machado R.J. e dos Santos Liporave F., 1995, Análise da ocupação do solo na Amazônia Oriental através de Processo classificatório de Imagens por Fuzzy Logic, *Memorias del VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota*, pp 871-879.

Zadeh L.A., 1973, Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision proceses, *IEEE Trans., Syst., Man, Cybern.*, SMC-3-1, pp 28-44.