

# 遥感图像端元光谱变异性的模糊描述

罗文斐<sup>1)</sup> 罗寿枚<sup>2)</sup> 张兵<sup>3)</sup> 钟亮<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(中国科学院遥感应用研究所,北京 100101) <sup>2)</sup>(华南师范大学地理科学学院,广州 510631)

<sup>3)</sup>(中国科学院对地观测与数字地球科学中心,北京 100080)

**摘要** 在遥感图像中,利用模糊扩展的概率测度描述混合像元各端元的丰度含量,是模糊集合理论进行混合像元分解的主要手段。然而由于非线性因素的影响以及自然地物的复杂性,往往导致了端元光谱的变异性,这是造成混合像元分解误差的主要原因之一。从模糊集合的另一种测度——可能性测度出发,讨论了对端元光谱的变异性描述:在遥感图像多维正态分布假设的前提下,利用1维连续的卡方分布,提出了面向遥感图像可能性分布的模糊描述,并进一步提出了可能性分布的模糊划分算法,对整个图像进行端元的模糊划分,从而描述端元光谱的变异性。通过对真实的高光谱遥感图像进行检验,结果表明,该方法能充分地表达端元光谱的变异性,可为今后进一步提高遥感图像混合像元分解精度提供重要的参考。

**关键词** 模糊子集 可能性分布 混合像元分解 端元 光谱变异性

中图法分类号:TP301.6 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)04-0567-05

## Fuzzy Presentation for Endmember Spectral Variability in Remote Sensing

LUO Wen-fei<sup>1)</sup>, LUO Shou-mei<sup>2)</sup>, ZHANG Bing<sup>3)</sup>, ZHONG Liang<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

<sup>2)</sup>(School of Geography Science, South China Normal University, Guangzhou 510631)

<sup>3)</sup>(Center for Earth Observation and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

**Abstract** In remote sensing image, the event of mixed pixel can be presented by fuzzy extended probability measures. These measures are considered by fuzzy classification. However, due to the effect of nonlinear factor and the complexity of nature materials, spectral variability occurs to the endmembers, which leads to the primary error in the process of spectral unmixing. This paper focused on the fuzzy presentation on the endmember spectral variability by possibility distribution for remote sensing image: on the assumption of the multidimensional normal distribution, chi-square distribution is proposed for the fuzzy presentation. Based on the chi-square distribution, a possibility distribution fuzzy partition arithmetic is developed for fuzzy partition of endmembers in the whole image, which presents the endmember spectral variability. In order to evaluate the performance of the algorithm, an experiment using real hyperspectral image is demonstrated in this paper. The proposed algorithm clearly reveals the spectral variability of endmembers in the image, which provides valuable insight into the accuracy of mixed pixel analysis.

**Keywords** fuzzy subset, possibility distribution, mixed pixel analyze, endmember, spectral variability

## 1 引言

由于遥感器空间分辨率的限制以及自然界地物

的复杂多样性,混合像元普遍存在于遥感图像中<sup>[1-3]</sup>,在每一个像元内部,把混合像元分解为不同的“基本组分单元”,或称“端元”,并求得这些基本组分所占的比例,这就是所谓的“光谱解混”过

基金项目:国家自然科学基金项目(40571113)

收稿日期:2007-12-31;改回日期:2008-04-14

第一作者简介:罗文斐(1979~),男。中国科学院遥感应用研究所,地图学与地理信息系统方向博士研究生。主要研究方向为遥感图像处理、高光谱遥感。E-mail:spdelphi@sina.com.cn

程<sup>[4]</sup>。线性光谱解混在遥感图像的混合像元分解中占有重要地位,它使用线性混合模型分解出这些端元在其他混合像元中所占的含量。然而由于各种因素的影响,往往导致端元的光谱变异性<sup>[5-9]</sup>,即同一种类型存在着多个端元,这是造成线性光谱解混误差的主要因素之一。混合像元以及端元的光谱变异性,都是对客观事物的一种不确定性描述,利用模糊子集能够描述这种不确定现象。模糊分类就是一种利用模糊子集来描述混合像元<sup>[10-15]</sup>从而有效进行混合像元分解的一种技术,这种技术充分体现了混合像元的模糊属性。然而,端元光谱变异性却缺少一种模糊测度来描述。

Zadeh 通过可能性分布的概念建立了模糊集合理论与可能性理论之间的密切联系,阐述了可能性分布函数与模糊成员函数的等价关系,可能性测度与概率在概念上是完全不同的<sup>[16]</sup>。尽管如此,它们之间仍然存在着弱联系,Zadeh 提出了可能性理论与概率理论之间的一致性原则,奠定了概率/可能性转换的理论基础,Dubois、Prade 等人在概率/可能性转换上做了许多工作,提出了两者之间相互转换的方法<sup>[17-18]</sup>,提出了最优的转换形式,这就建立了概率分布与可能性分布之间的桥梁,带来了获得可能性分布的途径:通过监督分类中训练样本的方法获得概率分布函数,再转换为可能性分布函数,从而获得各个类别的可能性分布。因此,通过这种技术,就能从概率分布入手,方便地获得端元光谱变异性的模糊属性。

这种技术在增量学习中被广泛地运用<sup>[19]</sup>,通过模糊模式匹配(FPM)构造模式中各个属性对每一个类的概率直方图,然后采用概率/可能性转换的方法转换为各个属性的可能性直方图,最后通过聚集函数计算出全局的可能性测度。然而,这种方法并不适用于遥感图像,这是因为遥感图像(如多光谱或高光谱图像)往往是多维甚至高维的,而且这个空间是连续的,用离散直方图来描述将损失精度。同时,它所采用的模糊聚集函数并不适用于遥感图像。提出一种用于遥感图像的概率/可能性转换的方法,从而获得每个端元的可能性分布,描述端元的光谱变异性。

## 2 面向遥感图像的概率/可能性转换

模糊集合用于表示模糊概念,给定论域  $U$  上的

一个模糊子集  $F$ ,对于任意  $u \in U$ ,都指定了一个数  $\mu_F(u) \in [0, 1]$ ,叫做  $u$  对  $F$  的隶属程度;映射  $\mu_F: U \rightarrow [0, 1]$  叫做  $F$  的隶属函数。

文献[4]给出了可能性分布的定义:令  $x$  为取值于  $U$  中的变量,当  $F$  对  $x$  进行限制时,产生相应的模糊约束  $R(x)$ 。命题“ $x$  是  $F$ ”就把变量  $x$  与一个等于模糊约束  $R(x)$  的分布联系起来,记为  $\Pi_x$ ,这个分布称为可能性分布。

$\Pi_x$  的可能性分布函数记为  $\pi_x$ ,且有  $\pi_x = \mu_F$ 。因此,模糊集合的隶属度函数等价于可能性分布函数。

文献[12]中讨论了 1 维单峰连续的概率密度函数到可能性分布函数的一种有效转换:设  $p$  为单峰的概率密度函数, $[a, b]$  为其有界支集, $x_m$  为中点,即 $[a, x_m]$  单调递增,在 $[x_m, b]$  单调递减。这种情况下定义映射:

$$\begin{aligned} f: [a, x_m] &\rightarrow [x_m, b] \\ f(x) &= \max \{y \mid p(y) \geq p(x)\} \end{aligned} \quad (1)$$

则下式为符合一致性条件、最优的可能性分布函数:

$$\begin{aligned} \pi(x) &= \pi(f(x)) \\ &= \int_{-\infty}^x p(y) dy + \int_{f(x)}^{+\infty} p(y) dy \end{aligned} \quad (2)$$

然而,由于在多光谱或高光谱遥感图像中,每个像元往往是多维甚至高维的向量,另一方面,自然界中的地物在图像样本中通常体现为正态分布<sup>[8]</sup>,因此,多维正态分布是遥感图像中最普遍的假设。考虑遥感图像多维正态分布的假设条件,讨论概率/可能性转换。

定义  $n$  维实数域  $\mathbf{R}^n$  的特征空间,图像是在这一特征空间中的一个集合,由于端元光谱变异性存在,端元在该集合中体现为模糊子集,以下过程将产生该模糊子集对应的可能性分布函数。

考虑多维正态分布:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}{2}} \quad (3)$$

其中,  $x$  为  $n$  维样本向量,  $\mu$  为样本均值向量,  $\Sigma$  为样本协方差矩阵,即

$$\begin{aligned} \mu &= E(x) \\ \Sigma &= E((x - \mu)(x - \mu)^T) \end{aligned}$$

对式(6)进行白化处理:

当  $|\Sigma| \neq 0$ ,  $\Sigma$  为实对称正定阵,则存在唯一的

非奇异三角矩阵  $P$ ,使得  $\Sigma = PP^T$ 。

令  $y = P^{-1}(x - \mu)$ ,有:

$$E(y) = E(P^{-1}(x - \mu)) = P^{-1}E(x - \mu) = 0 \quad (4)$$

以及

$$\begin{aligned} \text{cov}(y) &= E(yy^T) = P^{-1}E((x - \mu)(x - \mu)^T)(P^{-1})^T \\ &= P^{-1}\Sigma(P^T)^{-1} = P^{-1}PP^T(P^T)^{-1} \\ &= (P^{-1}P)(P^T(P^T)^{-1}) = I \end{aligned} \quad (5)$$

因此,  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  为标准正态分布:

$$\tilde{p}(y) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n}} e^{-\frac{y^Ty}{2}} \quad (6)$$

再令  $r = y^Ty$ ,如果  $y_1, y_2, \dots, y_n$  独立,则  $r$  符合卡方分布,其概率密度函数为

$$c(r) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2^n} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} (r)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{r}{2}} & r > 0 \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

可证明,  $c(r)$  为单峰函数,且以  $r_m = n - 2$  为顶点。因此可把多维正态分布的样本集合利用 1 维连续的卡方分布来描述,从而建立可能性分布函数:

$$\begin{aligned} \pi(r) &= \pi(f(r)) = \int_0^r \frac{1}{\sqrt{2^n} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} (y)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}} dy + \\ &\quad \int_{f(r)}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2^n} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} (y)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}} dy \end{aligned} \quad (8)$$

$f: [0, n-2] \rightarrow [n-2, +\infty)$  且符合

$$f(x) = \max\{y \mid c(y) \geq c(x)\} \quad (9)$$

### 3 可能性分布的模糊划分算法

面向遥感图像的概率/可能性转换得到了可能性分布,该分布描述了端元光谱变异性的模糊属性,如果把该分布作用于整个图像进行端元的模糊划分,将获得端元的模糊划分灰度图。如图 1 所示,为了有效抑制噪声影响并提高计算效率,首先对图像进行独立主成分分析(PCA)变换<sup>[20]</sup>,并根据需要提取前面若干个主成分作为提取的特征;再利用类似于监督的方法提取遥感图像端元的样本集;然后对这个样本集进行训练,求得样本集对应的正态分布概率密度函数;利用面向遥感图像的概率/可能性变换求得该类端元的可能性分布函数,以此函数作为模糊子集的隶属函数;通过可能性分布函数对图像中的各像元求取该端元的可能性测度,从而得出该

端元在图像中的模糊划分灰度图,上述的方法称为可能性分布的模糊划分算法(PDFPA)。端元的模糊划分灰度图能够充分地表达端元光谱变异性的模糊描述,将有利于我们对端元光谱变异性的研究。

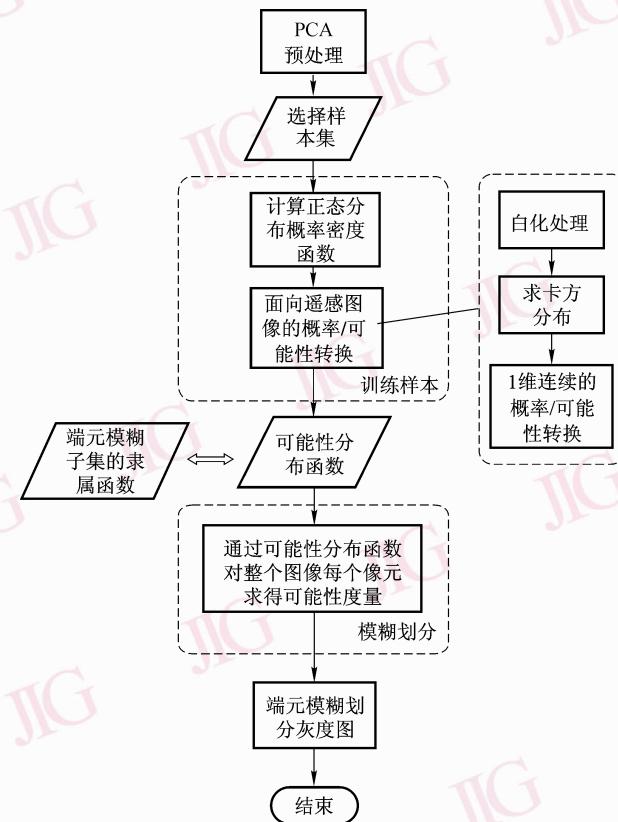


图 1 可能性分布的模糊划分算法流程图

Fig. 1 Flow chart of PDFPA

### 4 实验与结果

实验采用了中国科学院上海技术物理研究所研制的推扫式成像光谱仪(PHI)图像作为例子;求取样本协方差矩阵的非奇异三角阵采用 Cholesky 分解<sup>[21]</sup>的方法,从而进行白化处理;求卡方概率密度以及累积分布函数使用 MATLAB 函数库的 chi2pdf 与 chi2cdf,取置信度为 95% 的置信区间,区间之外均认为 0;搜索式(12)中的  $f$  采用最小二乘法,误差范围在 0.0001 内;实验中的所有显示以及 PCA 处理均使用 ENVI 软件完成。

为了便于分析,该实验截取了某农场部分区域( $150 \times 142$  大小)的 PHI 图像,80 个波段,主要包含 3 种地物类型:水体、松树和茶树。如图 2 所示,图中为该图像的真彩色显示及其相应的地物类型。

图 2 某农场地物类型示意图  
Fig. 2 Sketch map of cover types



(a) 松树



(b) 茶树



(c) 水体

图 3 模糊划分结果

Fig. 3 Fuzzy partition gray map

图 4 特征空间中的可能性分布  
Fig. 4 Possibility distribution  
in the feature space

性测度能够很好地表达端元的光谱变异性。在遥感图像中,混合像元与端元之间的差异相比同种类型端元之间的差异要大得多,因此在混合像元中各个类型的可能度基本上接近于 0。所以,通过可能度可以把端元的光谱变异性与混合像元的模糊性区分开来,并且描述了端元的光谱变异性。

首先对该图进行 PCA 变换,对前 6 个主成分进行分析,用监督分类中所采用的方法在图像中分别选取 3 种地物类型的样本,利用样本通过可能度分布的模糊划分算法对图像进行划分,划分的结果如图 3 所示。

图 4 描述了在特征空间中 3 种类型的可能性分布,其中接近白色部分的特征点其可能度接近 1,另一方向的色调则表示可能度向 0 接近。黑色部分是空值,表示在图像中没有对应的特征点。

经过上述实验,可以看出利用各种类别的可能

## 5 结 论

模糊扩展的概率测度能够描述混合像元的模糊性;而利用监督方法进行概率/可能度转换所得到的可能性分布则反映了端元光谱变异性的模糊性。这两种不确定性在遥感图像中是普遍存在的,对这两种现象的深刻理解是进一步提高遥感图像分析精度的关键。

本文采用了监督的方法,然而这种方法具有一定的局限性:在现实中,大面积均匀具有端元代表性的地物往往是难以找到的,因此,收集所有端元的样本是很困难的;其次,由监督方法得到的可能性分布在很大程度上依赖于所选样本,也就是说它对端元的光谱变异性描述的好坏将取决于样本选取的好坏,为了使可能性分布有更准确的描述,需要合理地选取样本。这些局限性是我们今后工作中需要解决的问题。

## 参考文献(References)

- 1 Gillespie A R, Smith M O, Adams J B, et al. Spectral mixture analysis of multispectral thermal infrared images [A]. In: Proceedings of the 2nd Therma/IR Multispectral Scanner Workshop [C], Pasadena, CA, USA, 1990: 90-55.
- 2 Zhao Y S. The Analytical Principle and Method of Remote Sensing Application [M]. Beijing: Science Press, 2003: 328-336. [赵英时著. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2002: 328-336.]
- 3 Rebert R S. Remote Sensing Model and Method for Image Processing [M]. 3rd ed, New York: Academic Press, 2006: 430-444.
- 4 Tong Qing-xi, Zhang Bing, Zheng Lan-fen. Hyperspectral Remote Sensing [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006: 246-289. [童庆禧, 张兵, 郑兰芬著. 高光谱遥感: 原理、技术与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 246-289.]
- 5 Bateson C A, Asner G P, Wessman C A. Endmember bundles: a new approach to incorporating endmember variability into spectral mixture analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, **38** (2): 1083-1094.
- 6 Roberts D A, Gardner M, Church R, et al. Mapping chaparral in the Santa Monica mountains using multiple endmember spectral mixture [J]. Remote Sensing of Environ., 1997, **65**: 267-279.
- 7 Stein D W. Stochastic compositional models applied to subpixel analysis of hyperspectral imagery [A]. In: Proceedings of SPIE of Imaging Spectrometry VII [C], San Diego, USA, 2002: 49-56.
- 8 Eismann M T, Hardie R C. Application of the stochastic mixing model to hyperspectral resolution enhancement [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, **42** (9): 1924-1933.
- 9 Acito N. A stochastic mixing model approach to sub-pixel target detection in hyper-spectral images [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference in Image Processing (ICIP05) [C], Genoa, Italy, 2005: 11-14.
- 10 Thitimajshima P. A new modified fuzzy c-means algorithm for multispectral satellite images segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS2000) [C], Hawaii, USA, 2000: 1684-1686.
- 11 Zhou Y Y, Chen H, Zhu Q J. The research of classification algorithm based on fuzzy clustering and neural network [A]. In: Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS02) [C], Toronto, Canada, 2002: 2525-2527.
- 12 Yu J. General c-means clustering model and its applications [A]. In: Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Wisconsin, USA, 2003: 122-127.
- 13 Kachouie N N, Alirezaie J, Raahemifar K. Genetically derived fuzzy c-means clustering algorithm for segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE Electrical and Computer Engineering 2003 (CCECE2003) [C], Montreal, Canadian, 2003: 1119-1122.
- 14 Foody G M, Cox D P. Sub-Pixel Land Cover Composition Estimation Using a Linear Mixture Model and Fuzzy Membership Model and Fuzzy Membership Functions [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, **15** (3): 619-631.
- 15 Jeon Y J, Choi J G, Kim J I. A study on supervised classification of remote sensing satellite image by bayesian algorithm using average fuzzy intracluster distance [A]. In: Proceedings of the Tenth International Workshop on Combinatorial Image Analysis (IWCIA04) [C], Auckland, New Zealand, 2004: 597-606.
- 16 Zadeh L A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, **100** (26): 9-34.
- 17 Dubois D, Prade H, Sandri S. On possibility/probability transformations [A]. In: Proceedings of the Fourth International Fuzzy Systems Association World Congress (IFSA '91) [C], Brussels, Belgium, 1991: 50-53.
- 18 He L P, Qu F Z. A comparative study of compatibility and transformation between probability and possibility [A]. In: Proceedings of the Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discoveryb 2007 (FSKD2007) [C], Haikou, China, 2007: 12-16.
- 19 Mouchaweh M S, Devillez A, Lecolier G V, et al. Incremental learning in fuzzy pattern matching [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, **132** (1): 49-62.
- 20 Strang G. Linear Algebra and Its Applications [M]. 3rd ed, San Diego: Harcourt Brace Jovanovich Press, 1988.
- 21 Nash J C. Compact Numerical Methods for Computers: Linear Algebra and Function Minimisation [M]. 2nd ed, Bristol, England: Adam Hilger Press, 1990.