

文章编号: 1007-4619 (2005)02-0131-07

基于 PCM 改进算法的遥感混合像元模拟分析

霍东民¹, 刘高焕², 骆剑承²

(1. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079;

2. 中国科学院 地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 混合像元的存在是影响遥感图像分类精度的主要原因, 模糊分类是进行混合像元分解的重要方法, 其效果的好坏取决于各像元分类后对各类别的隶属度值能否准确地反映像元的类别组成。当非监督分类中的聚类数目与实际类别数目不符, 或者监督分类中训练样本存在未训练类别时, 常用的模糊 c -均值 (FCM) 方法的效果将大大降低, 而可能性 c -均值 (PCM) 方法则可以解决这个问题。该文提出了基于 PCM 算法的遥感图像混合像元分解方法, 并用监督分类方法实例说明 PCM 方法的优越性。

关键词: 模糊 c -均值 (FCM); 可能性 c -均值 (PCM); 未训练类别

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引言

在多光谱图像分类中考虑混合像元的客观存在, 可以大大提高遥感图像的分类精度^[1]。混合像元分解模型可以分为 5 类, 即线性模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型以及模糊模型^[2]。土地覆盖制图应用中估计混合像元类别组成的常用方法是“软”分类方法, 即模糊分类方法。它通过计算得到像元属于各类别的隶属度来反映在地面上像元内的类别组成。根据是否需要先验知识, 分类可分为监督分类和非监督分类。在监督分类中, “软”分类的结果可以通过对极大似然分类进行“软化”处理, 用隶属于各类别的后验概率来表达^[3], 也可以用神经网络分类中不同类别的激活度 (activation level) 来表达^[4]。在非监督分类中, 模糊 c -均值 (FCM) 算法是进行混合像元分解的重要方法。

与其它方法一样, FCM 方法计算得到的隶属度值与所定义的类别有关, 这些隶属度值是相对的, 而不是绝对的。这是因为隶属度值的大小与像元的类别组成估计受到所定义类别的性质的影响, 像元只能对监督分类训练中已定义类别具有隶属关系。尽管在监督分类中往往假设所定义类别是完全的而且

是可区分的, 但是图像中往往还是包含有未定义类别。显然, 如果某些像元包含有未定义类别, 只能计算得到它对已定义类别的隶属度, 它就不能被正确分类。FCM 中的约束条件使得完全属于某未定义类别的像元用部分属于已定义类别的隶属度来表达, 并且这些隶属度之和为 1, 所以这些隶属度值并不能用来反映混合像元内的类别组成。未训练类别的存在降低了这些分类算法的精度。在前人研究的基础上, 本文提出了基于可能性 c -均值 (PCM) 算法的遥感图像混合像元分解方法, PCM 算法是一种不受未训练类别影响的算法, 它能计算出像元隶属于某类别的绝对量, 正确地反映混合像元的类别组成。

本文首先从监督法遥感图像分类角度出发, 介绍 FCM 与 PCM 算法在理论上的区别, 然后结合一个实例, 比较和分析当未训练类别存在时它们在混合像元分解效果上的差别。

2 PCM 算法及其遥感混合像元模糊分解方法

本文主要强调和区别 FCM 与 PCM 算法的特点, 仅限于利用监督法来计算类别的隶属度。关于 FCM 和 PCM 的详细讨论可分别参考文献[5]、[6]、

收稿日期: 2003-05-13; 修订日期: 2004-01-15

基金项目: 国家 863 海洋监测技术 (2001AA633010); 国家自然科学基金 (40101021)。

作者简介: 霍东民 (1974—), 现为武汉大学遥感信息工程学院博士研究生, 主要从事遥感图像分类中不确定性问题研究, 已发表相关论文一篇。

[7]和[8]。

2.1 FCM 算法

FCM 是一个聚类算法,它也可以用于遥感监督分类中。通过训练指定各类别的中心,像元 i 属于类别 j 的模糊隶属度值为 u_{ij} 通过下式计算:

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}^2}{d_{ik}^2} \right)^{1/(m-1)} \right]^{-1} \quad (1)$$

其中 d_{ij} 是像元 i 到类别 j 中心的距离, d_{ik} 是像元 i 到第 k 个类别中心的距离, c 是类别数, m 是用户指定的模糊参数^[5]。通过 FCM 计算得到的模糊隶属度值表示像元对各训练类别的隶属程度。像元对各类别隶属度的分配反映了混合像元内土地覆盖类型的组成。FCM 算法具有概率约束条件,它要求计算得到的像元模糊隶属度值的和必须为 1。这是相对于所有类别得到的计算结果,所以是一个相对量。实际上,FCM 算法及其计算值实际上并不适合直接从训练数据中计算隶属度函数,因为它计算得到的隶属度函数值并不表示兼容性 (compatibility) 程度,而是类别间的平分 (sharing) 程度。当非监督分类中的聚类数目与实际类别数目不符,或者监督分类中训练样本存在未训练类别时,常用的模糊 c -均值 (FCM) 方法的效果将大大降低。近年来发展起来的可信度理论 (Belief theory) 和可能性理论 (Possibility theory) 可以用来解决这个问题。

2.2 PCM 算法

PCM 算法是从可能性理论的基础上发展起来的。PCM 算法是 FCM 算法的改进,PCM 算法较 FCM 方法有更好的鲁棒性,不但可以在有野值 (outliers) 存在的情况下得到更好的聚类结果,而且因为放松的隶属度条件,使最终聚类结果对预先确定的聚类数目不十分敏感。

PCM 尽管是一个聚类算法,它同时也可以用于遥感监督分类中。在 PCM 算法中,通过训练指定各类别的中心,像元 i 属于类别 j 的模糊隶属度值 u_{ij} 通过下式计算^[7]:

$$u_{ij} = \left[1 + \left(\frac{d_{ij}^2}{\eta_i} \right)^{1/(m-1)} \right]^{-1} \quad (2)$$

其中 d_{ij} 是像元 i 到类别 j 中心的距离, m 是用户指定的模糊参数, η_i 是带宽 (bandwidth) 参数,表示类别隶属度值为 0.5 时的距离平方。对于每一类别 i 的可能性 (隶属度) 分布必须选择合适的带宽 (bandwidth)。如果可以认为每一类别相似,则可以

取相同的 η_i 。通过训练数据对各类别的隶属度值来确定带宽参数 η_i ^[7]。与 FCM 算法类似, m 也是用户指定的模糊参数,但是对于该参数的最优选择二者是不同的^[8]。

PCM 算法计算得到的各类别的隶属度函数是独立的,式(2)中可以看出,隶属度函数 u_{ij} 仅仅与特征点 x_j 到类别原型 β_i 的距离 d_{ij} , 带宽 η_i 以及模糊参数 m 有关,对于出现非监督分类中的聚类数目与实际类别数目不符,或者监督分类中训练样本存在未训练类别时,PCM 方法则不受它的影响。PCM 的隶属度计算方法只与类别本身有关,而与其它类别是独立的,所以说通过 PCM 计算得到的隶属度值是一个绝对量。它的计算结果可以用来直接反映混合像元内的类别组成。

2.3 遥感混合像元模糊分解方法

对多光谱遥感图像混合像元分解 FCM 与 PCM 方法之比较的流程见图 1,像元实际类别组成可对高分辨率图像判读得到,然后分别对所有训练类别已知和存在未训练类别的情况下,用(1)和(2)式计算得到监督法分类后的像元对各类别的隶属度值,

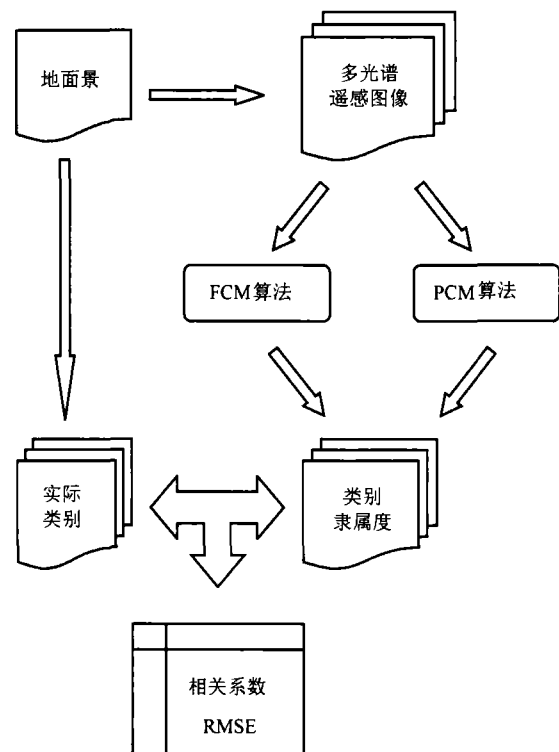


图 1 遥感图像混合像元分解

FCM 与 PCM 方法之比较流程图

Fig. 1 The flow chart of comparison of FCM and PCM used for unmixing pixels in remotely sensed image

然后将检核点像元的实际类别组成与估计得到的隶属度值进行相关分析,分别计算相关系数和均方根误差 (RMSE),以此来评价 PCM 算法比 FCM 算法在混合像元模糊分解方面的改进性能。

3 实验与分析

3.1 实验数据

为简化计算,本文选用了—个大小为 16 行、17 列的图像 (Landsat ETM + 的 5、4、3 波段合成) 作为实验区,获取日期为 2002 年 5 月 2 日 (图 2)。通过对同地区准同时相的高分辨率图像和实地考察分析,认为实验区内包括四种地物类型,分别是耕地、林地、休耕地和草地,作为分类方案,并用参考图像 (如图 3) 所示。

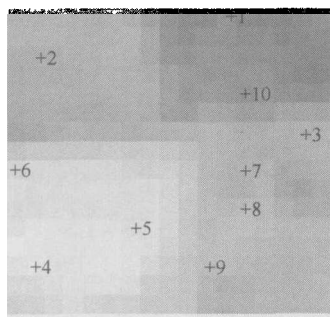


图 2 实验区 ETM + 图像 (R:5, G:4, B:3), 图中“+”表示检核点,数字表示点号

Fig.2 ETM + image of the study area “+” stands for the check point and the digits denote the point number in the picture



图 3 实验区参考图像 (仅用主要类别表示)
Fig.3 The reference image of the study area (shown only by the main category)

图像各像元在波段 5、4 和 3 构成的特征空间中

的分布如图 4 所示,通过对已知点的分析,将这四种主要类别的中心也同时显示在特征空间中。四种典型地物的光谱特征曲线如图 5 所示。在图 4 中,尽管四个中心相互的距离较远,容易区分,但是在这些类别中心之间明显分布着很多像元,亦即类别间还是存在有混分现象。在图 5 中,除了休耕地的光谱特征与其它类别差异明显外,其它类别的光谱特征并不易区分,尤其是草地类型。在这种情况下,最适合的分类方法就是模糊聚类方法。这里分别采用监督法 FCM 和 PCM 方法来分类。

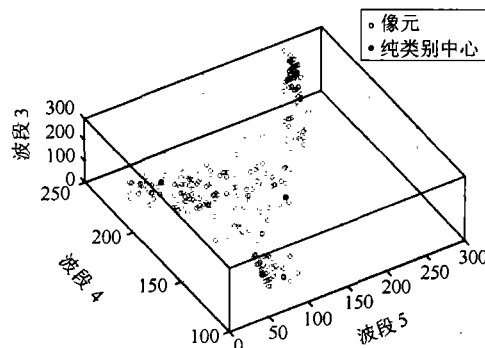


图 4 实验区图像上像元的特征空间分布
Fig.4 The distribution in feature space of image pixel of study area

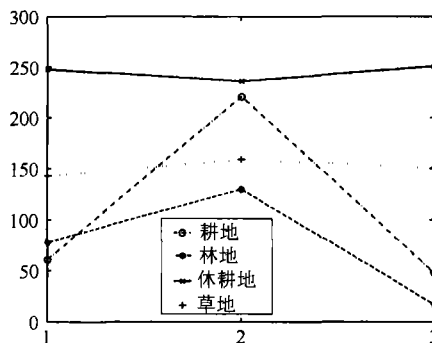


图 5 实验区四种地物的光谱特性曲线
Fig.5 Spectral characteristic curves of 4 features in the study area

3.2 结果

为了对不同方法的分类结果进行评价,通过分层随机采样方法在图 3 上选取 10 个点作为检核点,并在图 2 上用“+”表示,同时用数字表示点号。这 10 个点对应的点号、在图像上的位置、主要类别以及各类别组成见表 1,其中类别组成是通过高分辨率图像进行目视判读,并根据各类别在像元中所

占的面积比例计算得到的。

分别对耕地、林地、休耕地和草地各类别的已知样本进行训练,模糊参数 m 统一设定为 1.5,然后分别利用公式(1)和(2),即 FCM 和 PCM 方法,计算得到各像元属于这四种类别的隶属度图像(图 6),灰度表示不同的隶属度值大小,颜色越亮表示隶属度值越高。

同样方法,分别取耕地、林地、休耕地和草地为未训练类别,仅利用其余三种类别参与训练,模糊参数 m 也统一设定为 1.5,分别利用公式(1)和(2)计算各像元分别对应于这三种训练类别的隶属度,其中以林地未训练类别为例,得到各像元分别对耕地、休耕地和草地的隶属度图像(图 7)。

FCM 分类结果

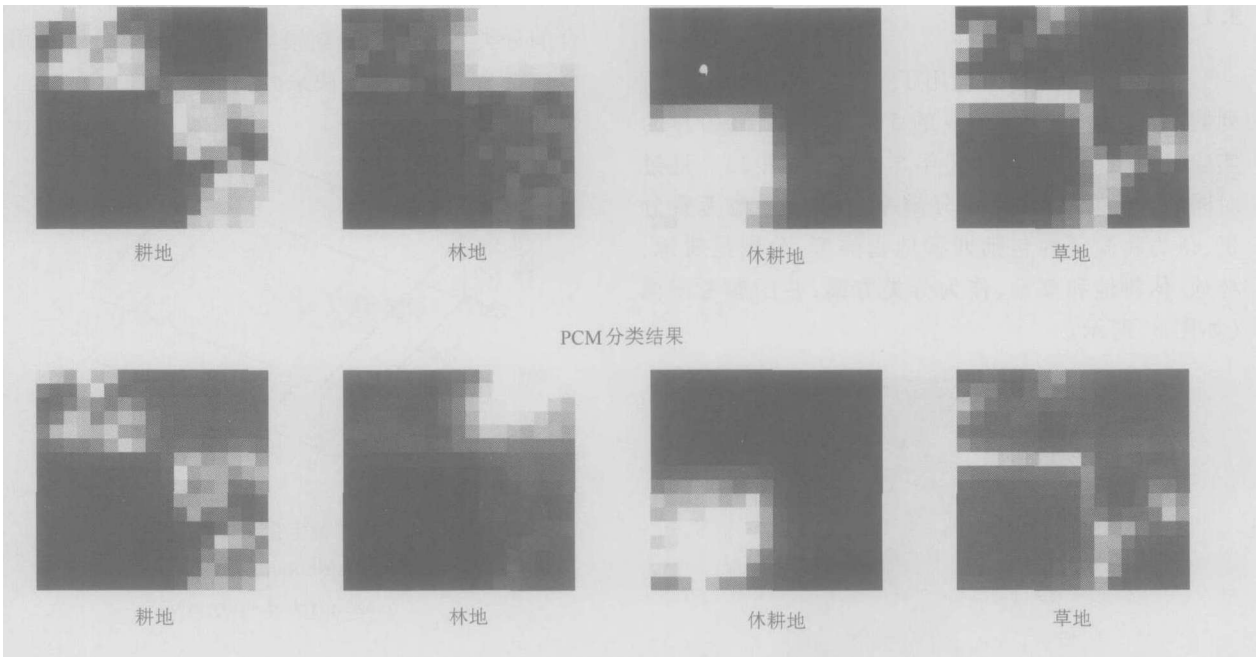


图 6 FCM 与 PCM 分类结果(4 种训练类别情况)的比较
Fig. 6 Comparison of FCM and PCM classification results (4 trained categories)

FCM 分类结果

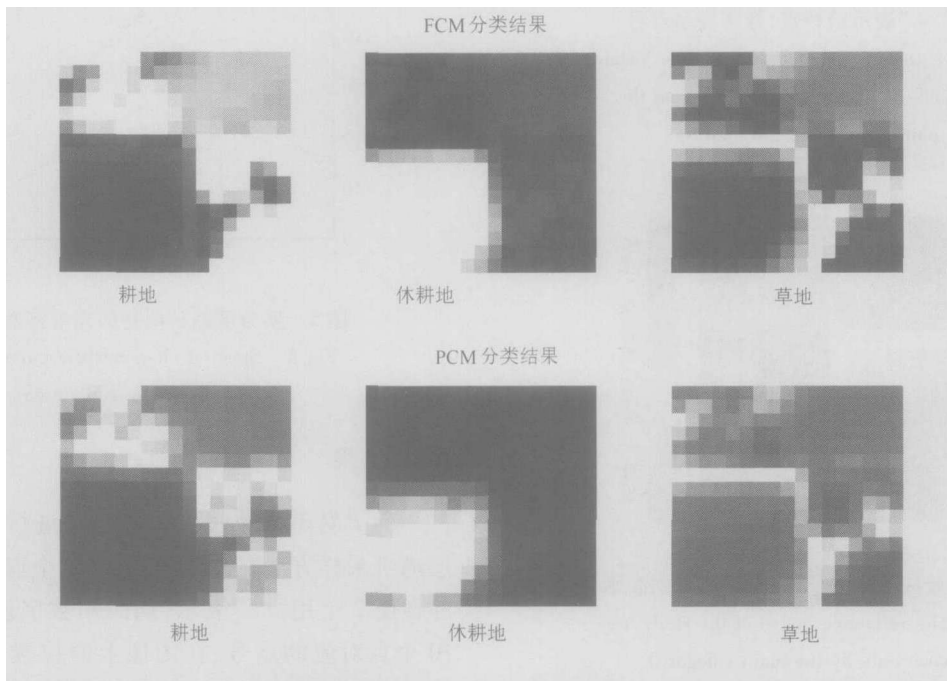


图 7 FCM 与 PCM 分类结果(3 种训练类别情况下,以林地未训练类别为例)的比较
Fig. 7 Comparison of FCM and PCM classification results (3 trained categories and Forest as an untrained category)

表 1 检验点的位置、主要类别和各类别组成

Table 1 Position, main category and category component of the check points

检验点 点号	图像上位置 (行、列号)	主要类别	类别组成(按所占面积比例计算)			
			耕地	林地	休耕地	草地
1	(1,12)	林地	0.030	0.956	0.002	0.012
2	(3,2)	草地	0.068	0.051	0.014	0.867
3	(7,16)	耕地	0.962	0.026	0.002	0.010
4	(14,2)	休耕地	0.008	0.007	0.967	0.018
5	(12,8)	休耕地	0.002	0.002	0.991	0.005
6	(9,1)	休耕地	0.011	0.010	0.947	0.032
7	(9,13)	耕地	0.763	0.148	0.018	0.071
8	(11,13)	耕地	0.447	0.142	0.033	0.378
9	(14,11)	草地	0.081	0.074	0.167	0.678
10	(5,13)	林地	0.012	0.981	0.001	0.006

表 2 检核点像元估计类别组成与实际类别组成的一致性分析

Table 2 Consistency analysis between estimated and actual category component on check pixels

算法	未训练 类别	相关系数				RMSE			
		耕地	林地	休耕地	草地	耕地	林地	休耕地	草地
FCM	无	0.9683	0.9938	0.9944	0.9390	0.1240	0.0491	0.0529	0.1285
	耕地	—	0.6923	0.9941	0.9751	—	0.3268	0.0529	0.1158
	林地	0.7006	—	0.9941	0.9151	0.3164	—	0.0535	0.1453
	休耕地	0.9624	0.9874	—	0.4252	0.1196	0.0619	—	0.4070
	草地	0.8727	0.9683	0.9551	—	0.2130	0.0955	0.1339	—
PCM	无关	0.9543	0.9795	0.8699	0.8342	0.1088	0.0741	0.2129	0.1680
PCM(归一化)	无关	0.9826	0.9921	0.9936	0.9747	0.0852	0.0477	0.0498	0.0987

3.3 讨论与分析

将 FCM 和 PCM 分类的结果与实际的类别隶属度进行比较,即对表 1 中的 10 个检核点进行计算,计算内容包括相关系数和均方根误差(RMSE),计算结果列于表 2 中。

在四种类别都训练的情况下,各类别 FCM 的相关系数要明显高于 PCM,而 RMSE 的值要低于 PCM,这说明在图像中各类别都已知的前提下,应采用 FCM 算法。实际上,图 6 中 FCM 与 PCM 分类结果的区别并不大,只是在 PCM 中像元属于各类别的隶属度比 FCM 要小,这间接反映了 FCM 的隶属度是相对的,而 PCM 的隶属度是绝对的。

当存在未训练类别时,FCM 中训练类别的相关系数明显降低, RMSE 值明显升高(其中一个例外是,当耕地作为未训练类别时,草地的相关系数增加,这实际上与二者类别的定义和地面实际分布情况有关),而 PCM 算法并不受此影响,依然具有较高

的相关系数。PCM 计算的结果是一个绝对量,得到的隶属度大小能间接反映混合像元的类别组成,如果对其进行归一化,其相关系数值增加,说明可以更清楚地表示其实际类别比例。

在 FCM 方法中,当存在未训练类别时,其它已训练类别的相关系数值减少的情况并不相同,这是由各类别本身的光谱特征决定的。无论哪种类别作为未训练类别,休耕地的相关系数变化不大,这是因为休耕地的光谱特征与其它地物的区别明显,这一点从特征空间分布和光谱曲线上也有所反映。当以休耕地为未训练类别时,耕地和林地的相关系数和 RMSE 值的变化都不大,这也是因为如此。由于林地和耕地的光谱特征很接近,所以会出现无论以二者中哪一类作为未训练类别,另一类的相关系数值都降低, RMSE 值都升高。这里草地类别的情况比较特别,它往往表现出一些特殊性,当以它未训练类别时,其它三类的相关系数值都减少, RMSE 值都增加;当以耕地为未训练类别时,草地的相关系数增加

(上面已提及);当以林地或休耕地为未训练类别时,草地的相关系数都减少,休耕地减少的幅度更大。这说明草地类别在图像上并不容易定义,换言之,草地类别的定义不好,这和地面实际情况有关,草地的分布往往更为复杂。

再如,在图 7 中,FCM 结果中林地部分像元对于耕地具有较高的隶属度,而 PCM 结果中林地部分像元对耕地类别的隶属度并不高,同时耕地类别的隶属度相对于 FCM 方法的隶属度要低(色调要暗一些)。当进行阈值化处理,例如取阈值为 0.5,FCM 的林地像元均被分为耕地,而 PCM 的林地像元并没有被分为耕地,保持了很好的独立性(图 8)。这说明当存在未训练类别时,PCM 比 FCM 方法更适合于计算像元的隶属度。

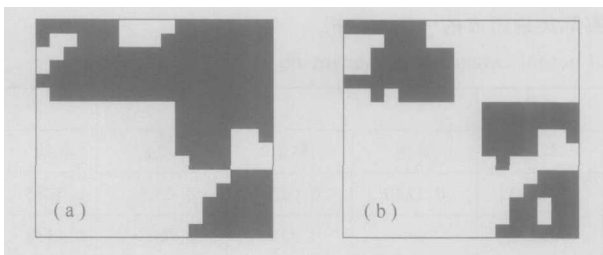


图 8 阈值化处理后类别为耕地的像元

((a)为 FCM,(b)为 PCM,阈值为 0.5,黑色部分)

Fig. 8 Pixels of cropland category by threshold processing

((a) is FCM, (b) is PCM, the threshold value is 0.5, and they are black)

4 结 论

混合像元的存在是影响遥感图像分类精度的主要原因,模糊分类是进行混合像元分解的重要方法,其效果的好坏取决于各像元分类后对各类别的隶属度值能否准确地反映像元的类别组成。

分析结果显示,当图像上所有类别都被定义并且参与训练时,FCM 方法可以计算得到混合像元类别组成的精确估计。但是,未训练类别的存在降低了 FCM 的分类精度,混合像元对各类别隶属度的估计值与其实际类别组成的相关性大大降低。对于 PCM 方法则没有这个问题,因为它不受未训练类别

的影响。当所有类别都被定义并且参与训练时,PCM 的效果不如 FCM;然而在未训练类别存在的情况下,PCM 要好于 FCM 方法。尽管实验的例子显得有些简单,但是它有力地证明了 FCM 和 PCM 在类别隶属度信息表达方面的不同之处,具有很好的推广性。

应该看到,在 PCM 算法应用于遥感图像分类中,与 HCM(Hard c -Means,硬 c -均值)算法 HCM 算法一样,PCM 算法也存在一些有待解决的问题。如 PCM 算法仍然对聚类中心的初值十分敏感,尽管为了得到较好的结果,可以用 HCM 方法或 FCM 方法的结果作为初值。此外,相似性测度、加权指数 m 的选取、带宽 η_i 在计算隶属度时是否变化等等问题,都有待于在今后的研究中一一解决。

参 考 文 献 (References)

- [1] Zhu S L. Remotely Sensed Image Classification Techniques Based on Mixed Pixels[J]. *Journal of PLA Surveying and Mapping Institute*. 1995, 3: 276—278. [朱述龙. 基于混合像元的遥感图像分类技术[J]. 解放军测绘学院学报, 1995, 3: 276—278.]
- [2] Charles Ichoku, Arnon Karnieli. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation[J]. *Remote Sensing Reviews*. 1996, 13: 161—186.
- [3] Foody G M, Campbell N A, Wood T F. Derivation and Applications of Probabilistic Measures of Class Membership from the Maximum-Likelihood Classification [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1992, 9:1335—1341.
- [4] Giles M. Foody. Relating the land-cover composition of mixed pixels to artificial neural network classification output[J]. *Photogrammetry & Remote Sensing*. 1996, 62(5): 491—499.
- [5] Bezdek J C, Ehrlich R, Full W. FCM: the fuzzy c -means clustering algorithm[J]. *Computer and Geosciences*. 1984, 2/3:191—203.
- [6] Cannon R L, Dave J V, Bezdek J C, Trivedi M M. Segmentation of a Thematic Mapper image using the fuzzy c -means clustering algorithm[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*. 1986, 24: 400—408.
- [7] Krishnapuram R, Keller J M. A possibilistic approach to clustering[J]. *IEEE Trans. Fuzzy Systems*. 1993, 2: 98—110.
- [8] Krishnapuram R, Keller J M. The possibilistic c -means algorithm: insights and recommendations [J]. *IEEE Trans. Fuzzy Systems*. 1996, 3: 385—393.

Possibilistic *c*-Means Algorithm Improving the Pixel Unmixing of Remotely Sensed Image

HUO Dong-min¹, LIU Gao-huan², LUO Jian-cheng²

(1. *School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;*

2. *National Laboratory of Resources & Environmental Information System, Institute of Geographic Science & Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*)

Abstract: The existence of mixed pixels is the main factor influencing the classification accuracy of remotely sensed image. Fuzzy classification is an important method of unmixing the mixed pixels. Its results depend on how accurate the membership value to various types of each pixel after classification corresponds to its actual component. If the clustering number is not equal to the actual type number in the unsupervised classification, or there are some types untrained in the supervised classification, the accuracy of the popular algorithm, namely Fuzzy *c*-means (FCM) will be degraded. Fortunately, Possibilistic *c*-means (PCM) is insensitive to it and can work well. This paper proposes the pixel unmixing method of remotely sensed image based on PCM algorithm. The priority of the PCM is illustrated by an actual example in the supervised classification in this paper.

Key words: fuzzy *c*-means (FCM); possibilistic *c*-means (PCM); untrained types