

基于有监督模糊 C-均值算法的混合像元分解

张子石¹, 潘 聪^{2,3}, 陈红顺^{2,3}

(1. 湛江师范学院信息科学与技术学院, 广东 湛江 524048;

2. 中国科学院广州地球化学研究所边缘海地质重点实验室, 广东 广州 510640;

3. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要:遥感影像中普遍存在混合像元,混合像元的分解是遥感图像处理的一大难点,同时也是人们研究的热点。使用有监督的模糊 C-均值算法对遥感影像的混合像元进行分解。在传统的模糊 C-均值算法的基础上结合先验知识引入优化初始聚类中心的方法,结合通过降采样产生的模拟数据、ETM 遥感影像和 MODIS 遥感影像对算法性能进行了实验。结果表明,算法适用于多光谱遥感图像的混合像元分解,是一种简易可行的方法。

关 键 词:混合像元;分解;模糊 C-均值

中图分类号:TP 75 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2009)06-0813-05

1 引 言

遥感影像中普遍存在混合像元,影像的空间分辨率越低,则一个像元覆盖的面积越大,一个像元内包括数种地物的可能就越大,就越有可能形成混合像元。混合像元问题影响地物识别分类精度,因此混合像元分解是遥感图像处理的一大热点问题。

人们已经提出许多针对混合像元分解问题的算法。线性光谱混合模型首先被提出^[1,2],它假设混合像是各端元光谱的线性混合,通过使用带约束条件的最小二乘法求解超定线性方程组来实现;由 Marsh^[3]等提出的近似最大似然法只有在两种地物混合条件下使用,它利用线性判别分析和端元光谱产生一个判别值,根据判别值的范围将像元分为不同的类别;人工神经网络^[4]模型通过有监督的训练来确定神经网络神经元连接的权值,然后用训练好的网络对混合像元进行分解;Foody^[5]等提出使用模糊 C-均值算法(FCM)和基于可能性的 C-均值算法^[6](PCM)进行混合像元分解。

2 FCM 算法及其改进

自从 1965 年 Zadeh 提出了模糊集合理论以来,

模糊集合论经历了较为快速的发展,在实际应用中获得一定的成功,其中最经典的是模糊 C-均值(FCM)类型算法^[7]。

2.1 FCM 算法具体步骤

初始化:给定聚类类别数 $c, 2 \leq c \leq n, n$ 是数据个数,设定迭代停止阈值 ϵ 、模糊指数 m ,初始化聚类原型模式 $p^{(0)}$,设置迭代计数器 $b = 0$ 。

步骤一:用式(1) 计算或更新划分矩阵 $U^{(b)}$:

对于 $\forall i, k$, 如果 $\exists d_{ik}^{(b)} > 0$, 则有:

$$\mu_{ik}^{(b)} = \left\{ \sum_{j=1}^c \left[\left(\frac{d_{ik}^{(b)}}{d_{ij}^{(b)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \right\}^{-1} \quad (1-a)$$

如果 $\exists i, r$, 使得 $d_{ir}^{(b)} = 0$, 则有:

$$\mu_{ir}^{(b)} = 1, \text{ 且对 } j \neq r, \mu_{ij}^{(b)} = 0 \quad (1-b)$$

步骤二:用式(2) 更新聚类原型模式矩阵 $p_i^{(b+1)}$:

$$p_i^{(b+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m}, (i = 1, 2, L, c) \quad (2)$$

步骤三:如果 $\|p^{(b)} - p^{(b+1)}\| < \epsilon$, 则算法停止并输出划分矩阵 U 和聚类原型 p , 否则令 $b = b + 1$, 转向步骤一。其中 $\| \cdot \|$ 为某种合适的矩阵范数。

上述 FCM 算法还具有另一种形式,即从初始化模糊划分矩阵开始,先用公式(2)计算聚类原型(中心)矩阵,然后用公式(1)更新模糊分类矩阵,直到满足停止准则为止。

由以上算法不难看出,整个计算过程就是反复修改聚类中心和分类矩阵的过程,因此常称这种方法为动态聚类或者逐步聚类法。几经修补,该算法的收敛性已经得以证明^[7];FCM 算法能从任意给定初始点开始沿一个迭代子序列收敛到其目标函数的局部极小点或者鞍点。

2.2 模糊 C-均值聚类算法的改进

由于模糊 C-均值聚类算法对聚类原型的依赖性较强,因此必须充分利用先验知识选择合适的原型模式。初始化的聚类中心点是一些有代表性的点,也是想要求得的类别的中心。初始化的聚类中心点选择是否得当,直接与初始分类有关。

这里提出的初始化方法为:利用阶段化^[8]的思想,首先在全数据集中选择一个子样本利用模糊 C-均值聚类算法找到适合的聚类中心,再用该聚类中心对全数据集进行模糊 C-均值聚类。这样算法就分为两个阶段,称为“多级样本”。

(1) 第一阶段

初始化:给定聚类类别数 $c, 2 \leq c \leq n, n$ 是数据个数,在全数据集中选取样本容量为 $n\Delta\%$ 的子样本 $X_{\Delta\%}, c \leq ng\Delta\% < n$,随机选择 c 个数据点作为第一阶段的初始聚类中心,设定第一阶段迭代停止阈值 ϵ_{first} 、模糊指数 m ,设置第一阶段迭代计数器 $b = 0$ 。

步骤一:用式(1)计算子样本划分矩阵 $U_{\text{sub}}^{(b)}$ 。

步骤二:用式(2)更新子样本聚类原型模式(聚类中心)矩阵 $P_{\text{sub}}^{(b+1)}$ 。

步骤三:如果 $\|P_{\text{sub}}^{(b)} - P_{\text{sub}}^{(b+1)}\| < \epsilon_{\text{first}}$,则算法停止并输出聚类中心矩阵 P_{sub} ,否则令 $b = b + 1$,转向步骤一。其中 $\|\cdot\|$ 为某种合适的矩阵范数。

(2) 第二阶段

初始化:以第一阶段输出的聚类中心矩阵 P_{first} 作为第二阶段的初始聚类中心,设置第二阶段迭代停止阈值 ϵ_{last} ,设置第二阶段迭代计数器 $t = 0$ 。

步骤一:用式(1)计算划分矩阵 $U^{(b)}$ 。

步骤二:用式(2)更新聚类原型模式(聚类中心)矩阵 $P^{(b+1)}$ 。

步骤三:如果 $\|P^{(b)} - P^{(b+1)}\| < \epsilon_{\text{last}}$,则算法停止并输出划分矩阵 U 和聚类原型 P ,否则令 $t = t + 1$,转向步骤一。其中 $\|\cdot\|$ 为某种合适的矩阵范数。

使用本文的方法关键在于子样本的选择,应选

择具有代表性的子样本,使得子样本能包含尽可能多的全数据集属性。良好的子样本聚类中心可以减少迭代的次数,因此是更快速的聚类算法。该算法是基于一个特征向量足够大的子集能够用于逼近全数据集的聚类中心的假设。其最初步骤处理大数据集的相关子样本集所需要的时间与全数据集聚类相比是很短的。

3 实验与分析

目前,对混合像元分解进行算法检验的数据并没有统一的标准。这里采用模拟数据、ETM 以及 MODIS 遥感数据,从相关系数、混淆矩阵等方面对算法性能进行实验。

3.1 模拟遥感数据

通过对真实的遥感影像进行降采样的方式来产生模拟遥感数据源^[9]。所使用的真实遥感图像是 2000 年 9 月 14 日 Landsat7 ETM 拍摄的一幅广州地区的遥感影像(截取尺寸 400×400)。经实地调查,该区域大致上有 3 种端元,分别为水体、植被、人工建筑。第 4、第 3 和第 2 波段合成伪彩色图像如图 1(见图版 V),从中可以看出地物分布的大致情况:红色的为植被,墨绿色的为水体。由于 ETM 第 6 波段的热红外波段空间分辨率为 120 m,第 8 波段的全色波段空间分辨率为 15 m,这里选择空间分辨率均为 30 m 的第 1 到第 5 波段以及第 7 波段作为混合像元分类的特征空间。

为了产生模拟遥感数据源并使其便于比较,本文采用 K-均值聚类的方法对上述 ETM 影像进行非监督分类,认为分类结果中的每一个像元为纯像元;然后用 8×8 的窗口对分类结果进行降采样,并统计窗口内属于各类别的像元个数,除以窗口内的总像元数,得到的就是降采样结果中像元对应于各类别的丰度值,最终得到的 3 个标准丰度值矩阵显示成灰度图像如图 2 所示,其中较亮的区域表示丰度值较大。

此外,用 8×8 的窗口和最近邻法对原始 400×400 大小的 6 个波段的遥感影像进行降采样。实验中,运用本文算法对降采样后的模拟遥感影像进行分解,并将分解所得到的丰度值矩阵与标准丰度值矩阵进行比较,计算它们的相关系数以及标准差,从而定量地评价本文算法的分解精度。

3.2 ETM 数据

使用图 1 的 ETM 影像进行混合像元分解实验,选择的特征空间仍如 3.1 所述。图 4 是分类后

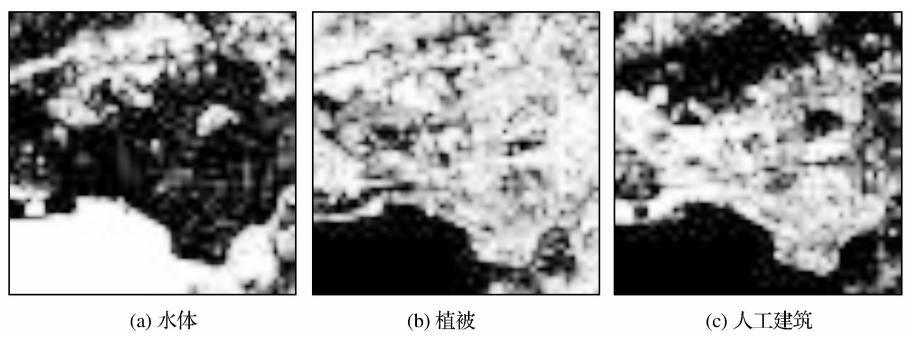


图 2 标准丰度值的灰度图像

Fig. 2 Gray scale image of standard abundance

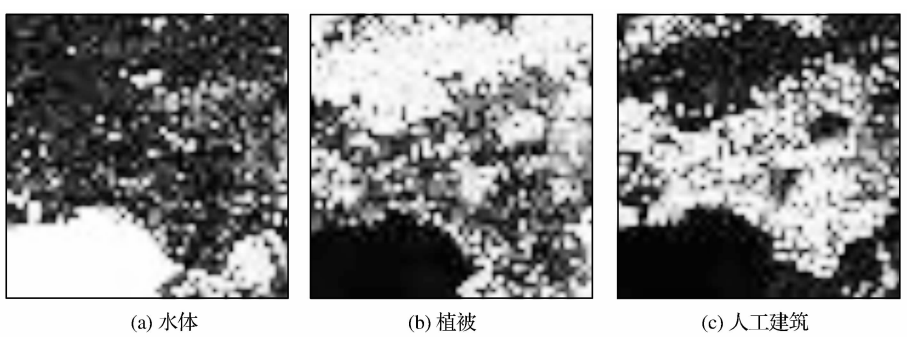


图 3 模拟数据分解结果丰度值的灰度图像

Fig. 3 Gray scale abundance image of decomposition of simulation data

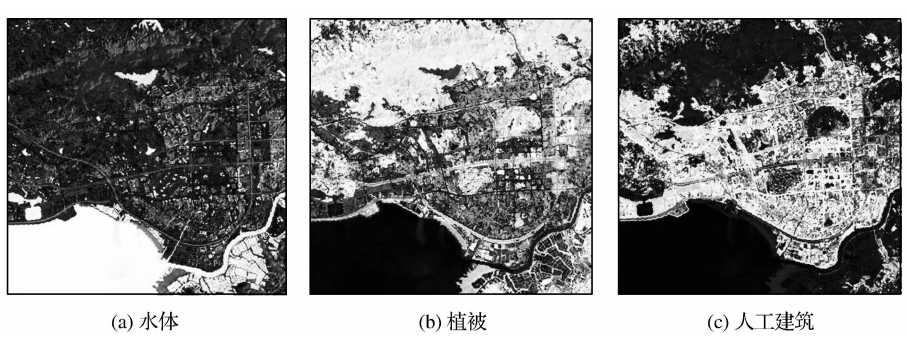


图 4 ETM 分解结果丰度值的灰度图

Fig. 4 Gray scale abundance image of decomposition of ETM

表 1 模拟数据分解精度			
Table 1 Decomposition precision of simulation data			
	水体	植被	人工建筑
相关系数	0.865418	0.730429	0.789176
标准差	0.148383	0.335699	0.252054

表 2 ETM 影像混淆矩阵					
Table 2 Confusion matrix of ETM image					
分类种类	参考种类				用户精度
	水体	植被	建筑用地	行累计	
水体	121	12	1	134	0.9
植被	10	59	4	73	0.81
建筑用地	12	5	32	49	0.65
列累计	143	76	37	256	
生产者精度	0.85	0.78	0.86		

的丰度值灰度图。从中可以看出,水体能被较好地分解出来,可以明显地看到河流湖泊的痕迹,但是有个别的水体被误分为植被;图中北部的植被轮廓清晰,就是某些分散夹杂在建筑用地中的植被难以被识别;建筑用地的识别效果相对差一点,特别是海边湖边的养殖场容易被混淆。从表 2 的混淆矩阵我们也可以清楚得看出像元分解的效果。

3.3 MODIS 数据

MODIS 是美国国家宇航局(NASA)对地观测系统(EOS)计划中最有特色的传感器之一,也是第

一个提供对地球过程进行整体观测的系统。它在 $0.415 \sim 14 \mu\text{m}$ 电磁波谱范围共有 36 个波段,对全球变化、自然灾害分析与研究和区域环境遥感等众多领域都有着重要的意义^[10]。王荣^[11]等通过测量对比 MODIS 数据 1~7 波段和 TM 资料的地物辐射亮度和反射率特性,得出 MODIS 遥感数据完全可以用来定量测量地物光谱反射率,结果数据准确可靠的结论。这里使用经过几何校正等前期处理的 MODIS 影像第 1~7 波段的反射率数据作为像元分

解的特征空间。实验数据是 2000 年 9 月 7 日的 Terra 上午星遥感影像,截取了珠江口地区 100×100 大小的范围,该天天气晴好,基本无云,图 5(见图版 V)是研究区域的第 3、2、1 波段彩色合成图像。图 6 是分解结果丰度值的灰度图,从中可见水体和植被的轮廓都很清晰,只有个别的像元被错分到其它类别。证明水体和植被都能较好地分辨出来,个别被错分的像元是由于珠江水体有一定的污染,造成部分水的反射率与纯净水体的反射率有一

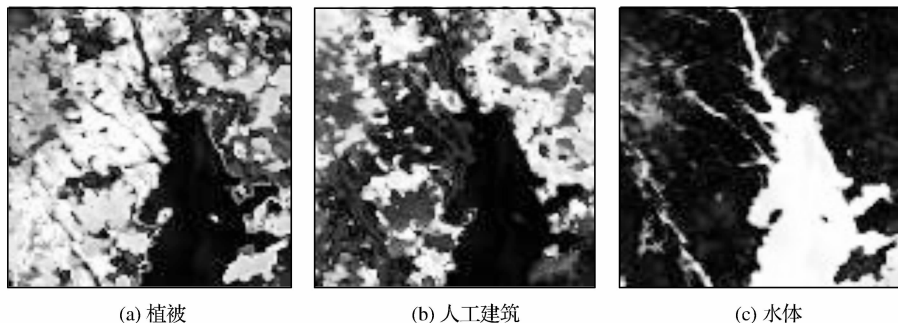


图 6 MODIS 影像分解结果灰度图

Fig. 6 Gray scale image of MODIS decomposition

定差距,从而导致了丰度图与实际情况不太一致。植被有一小块被错分为人工建筑,这是由于该块区域附近有大量的植被,造成了混淆。

4 结 语

本文使用有监督的模糊 C-均值算法对遥感影像的混合像元进行分解。在传统的模糊 C-均值算法的基础上结合先验知识引入优化初始聚类中心的方法,结合通过降采样产生的模拟数据、ETM 遥感影像和 MODIS 遥感影像对算法性能进行了实验。使用模拟数据的实验中,通过分解结果丰度值与标准丰度值的相关系数、分解矩阵的均方根进行对比检验;使用真实遥感影像的实验中通过混淆矩阵以及丰度值灰度图的目视识别进行检验。结果表明,本文算法适用于多光谱遥感图像的混合像元分解,是一种简易可行的方法。

参考文献:

- [1] Cross A M, Settle J J, Drake N A, *et al.* Subpixel Measurement of Tropical Forest Cover Using AVHRR Data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1991, 12(5): 1119-1129.
- [2] Quarmby N A, Townshend J R G, Settle J J, *et al.* Linear Mixture Modeling Applied to AVHRR Data for Crop Area Estimation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(3): 415-425.

- [3] Marsh S E, Switzer P, Kowalik W S. Resolving the Percentage of Component Terrains within Single Resolution Elements [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1980, 46(8): 1079-1086.
- [4] Mao Kebiao, Qin Zhihao, Zhang Wanchang. A Method of Classification of Remote Sensing Based on SOFM Model[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, 18(6): 399-403. [毛克彪, 覃志豪, 张万昌. 一个基于 SOFM 网络模型的遥感图像分类方法[J]. *遥感技术与应用*, 2003, 18(6): 399-403.]
- [5] Foody G M, Cox D P. Sub-pixel Land-cover Composition Estimation Using a Linear Mixture Model and Fuzzy Membership Functions[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(3): 619-631.
- [6] Foody G M. Estimation of Sub-pixel Land-cover Composition in the Presence of Untrained Classes[C]. *Annual Conference of the Royal-geographical-society/Institute-of-British-Geographers*. Exeter, England; Pergamon-Elsevier Science Ltd, 1997, 469-478.
- [7] Gao Xinbo. *Fuzzy Cluster Analysis and Its Applications*[M]. Xi'an: Xi'an Electronic Science and Technology University Press, 2004. [高新波. *模糊聚类分析及其应用*[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.]
- [8] Cheng T W, Goldgof D B, Hall L O. Fast Fuzzy Clustering [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, 93(1): 49-56.
- [9] Liu Lifan, Wang Bin, Zhang Liming. Decomposition of Mixed Pixels Based on Bayesian Self-organizing Map and Gaussian Mixture Model[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graph-*

ics,2007,19(11):1381-1386. [刘力帆,王斌,张立明. 基于贝叶斯自组织映射和高斯混合模型的混合像元分解[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(11):1381-1386.]

[10] Liu Yujie, Yang Zhongdong. The Principle and Arithmetic of MODIS[M]. Beijing: Science Press, 2001. [刘玉洁, 杨忠东. MODIS 遥感信息处理原理与算法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]

[11] Wang Rong, Tang Lingli, Dai Changda. Application of MODIS Data to Determine the Reflectivity and Emissivity of Ground Object [J]. Remote Sensing Information, 2002, (3): 21-25. [王荣, 唐伶俐, 戴昌达. MODIS 数据库在测量地物辐射亮度和反射率特性中的应用[J]. 遥感信息, 2002, (3): 21-25.]

Decomposition of Mixed Pixels Based on Supervisory FCM

ZHANG Zi-shi¹, PAN Cong^{2,3}, CHEN Hong-shun^{2,3}

(1. School of Information Science and Technology, Zhanjiang Normal University, Zhanjiang 524048, China;
2. Key Laboratory of Marginal Sea Geology, Guangzhou Institute of Geochemistry, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China;
3. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The mixed-pixels exist in the remote sensing images widely, and the decomposition of these mixed pixels is difficult and hot point of remote sensing images processing. This article uses supervisory FCM algorithm to decompose mixed pixels in remote sensing images. We introduce improved means to select the initial cluster centers combine with experiential knowledge based on the traditional FCM algorithm. We use simulative data which are produced by depressed sampling of ETM image, ETM and MODIS images to test its performance. The tests find that it is useful and easy to decomposition of mixed pixels in multi-spectrum remote sensing images.

Key words: Mixed-pixel; Decomposition; FCM