

一种端元可变的混合像元分解方法

丛浩 张良培 李平湘

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要 混合像元线性分解是高光谱影像处理的常用方法,它使用相同的端元矩阵对像元进行分解,其结果是分解精度不高。为此提出了一种端元可变的混合像元分解方法,在确定端元矩阵时,首先考察混合像元与端元的光谱相似性,结合地物空间分布特点,实现了可变端元的混合像元分解。试验结果表明,该分解方法分解精度优于传统线性模型,符合实际情况。

关键词 端元可变 混合像元 遥感 影像分类

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)08-1092-05

A Method of Selective Endmember for Pixel Unmixing

CONG Hao, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan 430079)

Abstract Linear pixel unmixing is a straightforward and efficient approach to the spectral decomposition of hyperspectral remotely sensed scenes, which involves only a single pixel with the same mixing proportions. In this paper we develop a method of selective endmembers for pixel unmixing. The proposed algorithm compares pixel spectral with endmember spectral and take the neighboring pixel into account when selecting the endmember matrix (EM). Experimental results show that the selective endmember algorithm achieves improvement over conventional linear algorithms.

Keywords selective endmembers, mixed pixel, remote sensing, image classification

1 引言

遥感获取影像的方式通常是将连续的地表分成不连续的像元,受传感器的空间分辨率及地面复杂多样性的影响,遥感影像中像元很少是由单一均匀的地表覆盖类组成。因此,影像中存在大量的混合像元,混合像元的光谱特征是几种地物光谱的混合反映。利用光谱混合分解技术,能够得到混合像元内部各单成分物质元素(组分)占像元的百分含量(丰度),从而得到更为精确的分类图像。混合像元分解是高光谱遥感应用的关键问题之一^[1]。

像元混合模型归结为以下5种类型^[2]:线性模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型和模糊

分析模型。每种模型的差别在于:在考虑混合像元的反射率与端元的光谱特征和丰度之间的响应关系的同时,怎样考虑和包含其他地面特性和影像特征的影响。线性模型是其中比较有代表性的,特别是对于成像通道数目较少,光谱分辨率不高的情况下。在像元分解中,线性模型采用所有端元进行混合像元分解,但实际上大多数影像区域或混合像元只是由全部影像端元中的几种所组成。因此,如果在混合像元分解过程中,只由相关的影像端元进行分解,相应地将提高分类的精度。关于混合像元选择性分解中的端元提取和分解思想,已引起了较大的关注^[3-5]。本文在线性模型基础上,提出了一种端元可变的混合像元分解,通过结合像元的光谱信息和空间信息,动态调整相关端元进行混合像元分解。

基金项目:国家自然科学基金项目(40471088,40523005);国家“973”计划项目(2006CB701302)

收稿日期:2005-05-26;改回日期:2005-09-02

第一作者简介:丛浩(1980~),男,武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室硕士研究生。主要研究方向为高光谱遥感图像处理、土地利用等。E-mail:conghao009@hotmail.com

2 混合像元的线性分解

线性混合理论认为,在任意波段上,任意一个像元的响应是该像元内各组分响应的线性和。因此,像元第 i 波段的反射率 ρ_i 可以表示为

$$\rho_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij}x_j) + e_i \quad (1)$$

上式中, ρ_i 为包含一个或多个组分的像元在第 i 个波段上的平均光谱反射率; a_{ij} 为像元内第 i 个波段上第 j 个组分的反射率; x_j 为像元内第 j 个组分所占的比例; e_j 为第 i 个光谱波段的误差项; 假设一像元内有 n 个组分 ($j=1, 2, \dots, n$), 传感器系统的波段数为 m ($i=1, 2, \dots, m$)。此处需对方程加以限制, 即

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1 \quad x_j \geq 0$$

式(1)又可表示为

$$\rho = Mx + e \quad (2)$$

M 是 m 行 n 列的矩阵, 它的列是 n 个端元的光谱矢量。

由最小二乘法, 可以得到:

$$x = (M^T M)^{-1} M^T \rho \quad (3)$$

x 是 n 行 1 列的矩阵, 它的列是 n 个端元在混合像元 ρ 中的百分含量。

3 端元可变的混合像元分解

传统的线性分解对每个像元采用统一的标准, 即 M 是固定不变的。但实际上, 不同的混合像元包含端元的个数及类别是可变的。因此, 为了取得更好的分解效果, 对每个像元采用不同的 M 是可取的。具体对某一个像素而言, 如何确定它的组分矩阵 M' 是分解的关键。此处 M' 显然是 M 的子集。

根据混合像元的光谱响应特性, 在确定 M' 的过程中, 要保证与像元光谱 R_i 相似程度较高的端元(组分)光谱 R_r 入选。首先将 R_i, R_r 归一化, 然后 R_i 对 R_r 进行投影, 以比较它们之间的相似性或差异性, 投影表达式为

$$r = \frac{n \sum R_i R_r - \sum R_i \sum R_r}{\sqrt{[n \sum R_r^2 - (\sum R_r)^2] \cdot [n \sum R_i^2 - (\sum R_i)^2]}} \quad (4)$$

其中, n 为两光谱对应波段数。

得到最大投影值 r_{\max} 和相应的端元光谱矢量

v_{\max}, v_{\max} 作为与该像元相似性最高的端元光谱, 可为 M' 的首选端元。如果把 r_{\max} 看作是端元 v_{\max} 对混合像元 ρ 的贡献, 那么剩余端元对 ρ 的贡献可表示为

$$\rho_r = \rho - r_{\max} v_{\max} \quad (5)$$

对式(4)、(5)进行迭代, 满足一定条件下中止, 这一过程实际上是将端元对像元响应的贡献率进行排序。迭代中止的条件可以是: ρ_r 的某分量是负值; 或者是 $\Delta\rho$ 变化很小。

$$\Delta\rho = \rho_r^{(k+1)} - \rho_r^{(k)} \quad (6)$$

$\rho_r^{(k+1)}, \rho_r^{(k)}$ 分别是第 $k+1, k$ 次迭代后的像元反应值。

实验结果表明, 某些混合像元即使只经过一次迭代, ρ_r 就满足中止条件。这是由于选取的端元光谱矢量之间是非正交的。因此, 将式(5)调整为式(7), 可较好地满足实际情况。

$$\rho_r = \rho - 0.5 r_{\max} v_{\max} \quad (7)$$

以上是端元光谱信息的判断和选择过程, 考虑到地面、大气环境和传感器可能引起的异常误差, 通过像元间的空间关系对端元进行再次调整。首先, 与像元光谱矢量最接近的端元应该入选。其次, 地物在空间上表现一定的聚集性, 相邻的像元很可能包含同一种地物, 并且可能具有完全相同的组分。对混合像元光谱 R_i 进行端元光谱信息的判断和选择操作, 这样, 每一类端元对 R_i 的反射率表现一定的贡献, 并且赋予不同的权重来表示贡献大小。比如: 如果是端元, 则权重为 3; 如果是混合像元, 则权重为 1。考虑以 R_i 为中心的 3×3 模板, R_i 周围的 8 个邻近像元含有各自端元水平。可以认为, 这 8 个像元对 R_i 的影响大致相当。因此, 累加这 9 个像素的某端元权重, 即表现为该端元对 R_i 的贡献。如果端元的权重达到某门限值 ω , 即可认为该端元是 R_i 的入选端元。

对分解后的误差进行分析, 如误差大于阈值 ψ , 则说明该像元分解不完全, 应增加端元个数, 此时, 在已排除的端元中, 逐步增加权重相对较大的端元, 直到误差小于 ψ 。

4 实验

根据算法描述, 在 VC6.0 下实现了端元可变的混合像元分解功能。图 1 是 1998 年 10 月获取的武汉地区的 TM 影像。

影像中的端元数目可以由影像 MNF(最小噪声

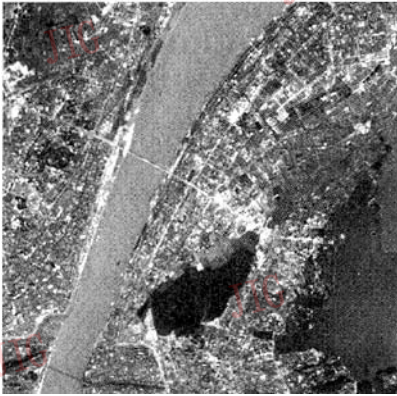


图 1 原始影像
Fig. 1 Original image

分数)变化后的特征值分布转折点的情况大致确定^[6]。在遥感图像处理软件平台 ENVI 下对原始数据进行了 MNF 处理,得到特征值如图 2。

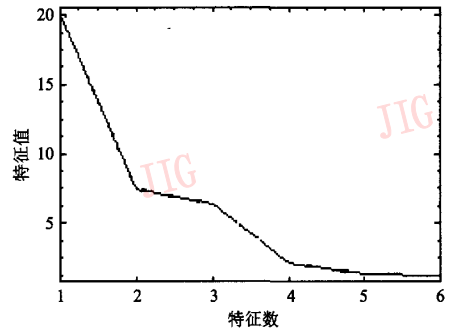
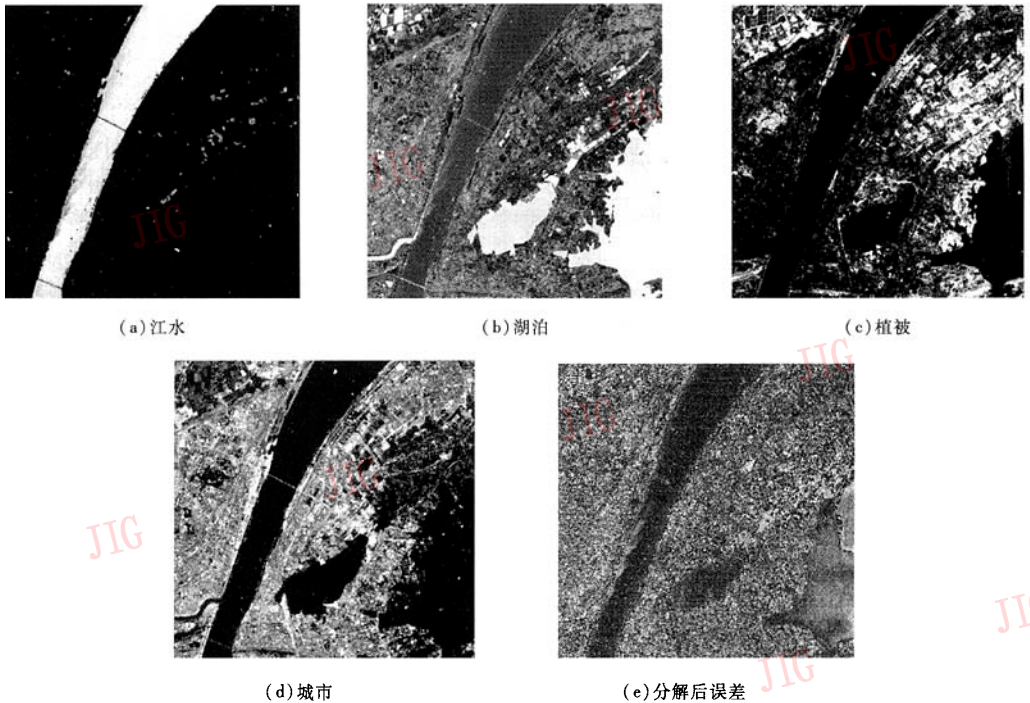


图 2 MNF 变化后的特征值
Fig. 2 The eigenvalue after MNF transform

由图 2 可见大致有 4 个独立成分,实地调查分别为江水、湖泊、植被和城市。由于湖泊水质与长江水差别较大,故单独作为一类。

在实验中,取端元权重门限值 ω 为 5, RMSE(均方根误差)误差阈值 ψ 为 5.0。分解结果如图 3 所示。



(a) 江水 (b) 湖泊 (c) 植被
(d) 城市 (e) 分解后误差

图 3 分解结果
Fig. 3 The unmixing results

利用线性模型进行混合像元分解,结果如图 4 所示。

比较图 3、图 4 结果发现,对于影像上是端元的

区域,两种方法分类的结果在区域和数值上基本相同,但对于是混合像元的区域,图 3 明显好于图 4,尤其表现在 4 幅分类影像上。在利用端元可变方法

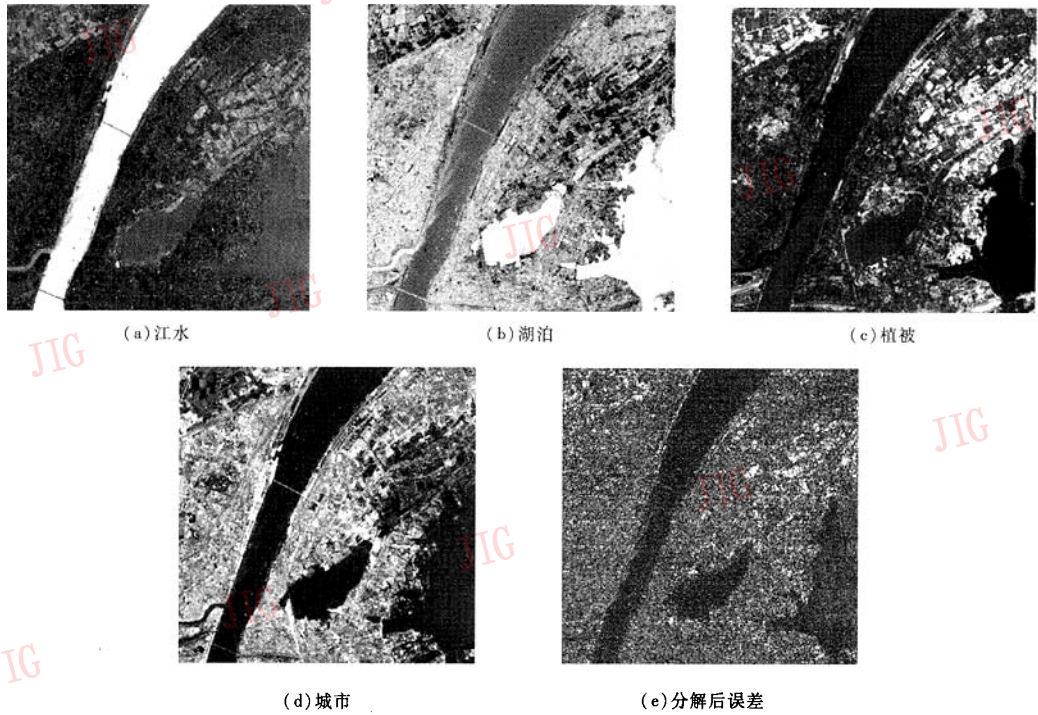


图 4 线性分解

Fig. 4 The result of linear unmixing

得到的结果影像上不含有该类端元的区域值为 0, 而线性模型得到的值不为 0。在图 3(a) 的高亮区 (长江) 随机选择了 400 个点, 统计各类平均面积比如表 1 所示。

表 1 各类平均面积比

Tab. 1 The proportion of materials

	江水	湖泊	植被	城市
线性模型	0.903 451	0.113 482	-0.034 304	0.022 614
端元可变	0.933 118	0.074 296	0	0

传统线性模型对混合像元进行无区别分解, 所以每类端元对混合像元都表现出一定的贡献。而可变端元的分解方法结合光谱信息和空间信息, 动态调整端元矩阵, 在分解过程中去除不相关的端元, 因而取得了更好的结果。从目视解译和实地调查看, 端元可变的混合像元分解方法更符合实际情况。

当 x 求出后, 可以利用均方根误差来估计 x 的准确程度, 即

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (r_j - \sum_{k=1}^n a_{jk} x_k)^2} \quad (8)$$

对整幅影像, RMSE 比较如下:

表 2 误差比较

Tab. 2 The comparison of RMSE

	误差			
	最小值	最大值	均值	标准差
线性模型	0.001 959	18.726 955	0.918 735	0.597 687
端元可变	0.002 051	18.397 951	1.240 633	0.801 371

从数值上看, 端元可变分解方法的误差略大于线性模型, 这是由所使用的评价标准造成的。线性分解的过程是求解矛盾方程的过程, 通过最小二乘法计算, 当均方差达到最小值时得到式(3)的计算结果。端元可变即舍去某些未知数, 从总体上 RMSE 必然相对较大。即使如此, 误差仍然处于可接受的水平, 从而证明端元可变的混合像元分解方法是有效的。

本文方法的分解误差主要来源于以下两个方面: 第一, 端元光谱的选择。人为选定端元光谱具有经验性, 无法选出最“纯净”的端元, 如果能使用非

监督分类提取端元,例如 PPI(pixel purity index,纯净像元指数)、N-FINDR、凸壳等,可以提高提取端元的可靠性;第二,地面复杂度,在地面实际情况中,同一类地物经常表现为不同的品质,用某一品质的光谱代表该类所有地物必然损害准确度。这里,如果能引进光谱子空间的概念,一种地物是若干光谱的集合,在分解时,选择与像元相关的端元光谱,理论上能提高分解精度。

5 结 论

利用端元在空间分布上具有一定的形状和积聚性的特点,结合空间信息可实现端元可变的混合像元分解,能有效提高分解精度,并且时间上的代价不大,在本实验中,传统方法用时 2s 左右,本文方法用时为 8s,处于能够接受的范围。特别是对于 SPOT 多光谱影像,波段数较少,地面分辨率为 20m,存在混合像元。当地面端元数目大于波段数时,可能是实现分解的有效途径。

参考文献 (References)

- 1 Chen Shu-peng, Tong Qing-xi, Guo Hua-dong. Research on Mechanism of Remote Sensing Information [M]. Beijing: Science Publishing Company, 1998. [陈述彭,童庆喜,郭华东. 遥感信息机理研究[M]. 北京: 科学出版社, 1998.]
- 2 Charles Ichoku, Arnon Kanieli. A review of modeling technique for sub-pixel land cover estimation[J]. Remote Sensing Reviews, 1996, 13(3): 161 ~ 186.
- 3 Plaza A, Martinez P, Perez R. A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3): 650 ~ 663.
- 4 Petrou Maria, Foschi Patricia G. Confidence in linear spectral unmixing of single pixels[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 624 ~ 626.
- 5 Fabio Maselli. Multiclass spectral decomposition of remotely sensed scene by selective pixel unmixing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(5): 1809 ~ 1820.
- 6 Tu T M, Huang P S, Chen P Y. Blind separation of spectral signatures in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 14(4): 217 ~ 225.