

UFCLS 线性光谱混合分析法在遥感图像分类识别中的效果分析

罗红霞^{1, 2} 龚健雅¹

(1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

(2 西南师范大学资源与环境科学学院, 重庆市天生路 2 号, 400715)

摘要: 用非监督全约束最小二乘法对线性光谱混合模型进行了反演, 通过获得各像元组分的面积比图像来达到对各像元分类的目的。将非监督全约束最小二乘法的分类结果与有限光谱混合分析法的分类结果进行对比, 结果表明, 无论从分类效果还是计算时间上看, 前者都优于后者。

关键词: 遥感图像分类; 线性光谱混合模型; 最小二乘

中图法分类号: P237.4

线性模型是迄今为止使用最多的一种模型, 其突出优点是简单。文献[1]研究验证, 在提取沙地分量时, 线性光谱混合模型比传统的穗帽变换更好。用线性光谱混合模型来分解混合像元即模型反演, 目前大部分都采用最小二乘法。如果从最小化代价函数的角度来看, 因为模型的参数基本都有明确的物理涵义和边界, 所以该问题也可归结到求解约束最优化问题。最优化算法包括确定性搜索算法和近年来新发展的一些随机性搜索算法(如遗传算法等)。然而对于线性光谱混合模型来说, 与确定性搜索算法相比, 随机性搜索算法并没有表现出任何优势, 而且要花费相对较长的计算时间^[2]。文献[3]提出的非监督全约束最小二乘法(unsupervised fully constrained least squares, UFCLS)是在最小二乘法的基础上, 采用类似于确定性搜索算法中的有效集法对计算效率进行的改进。在没有先验知识的情况下, 对遥感图像进行混合像元分解, 该方法不失为一种有效的方法。本文分析了用 UFCLS 方法对 TM 图像进行分类识别的效果。

1 线性光谱混合模型

在遥感图像中, 找出组成混合像元的各种典型地物的比例, 线性光谱混合模型是最简单且应

用最广泛的一种模型。在线性光谱混合模型中, 像元光谱波段灰度值被看成为像元内组分相应光谱波段灰度值与其面积比的线性组合。第 i 波段的像元灰度值 D_{Ni} 可以表示成:

$$D_{Ni} = \sum_{j=1}^p m_{ij} \alpha_j + e_i \quad i = 1, 2, \dots, L; j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

并同时满足: ① 像元内各组分面积比之和等于 1 的 ASC 条件(abundance sum-to-one constraint), 即 $\sum_{j=1}^p \alpha_j = 1$; ② 像元内各组分的面积比为非负值的 ANC 条件(abundance nonnegativity constraint), 即 $\alpha_j \geq 0$ 。式(1)中, L 为光谱波段数; p 为像元内组分数; m_{ij} 表示像元内第 j 组分在第 i 波段的灰度值; α_j 为像元内第 j 组分的面积比; e_i 为第 i 波段的误差项。

设 \mathbf{D}_N 为 $L \times 1$ 的像元灰度值列向量, \mathbf{M} 为 $L \times p$ 的像元组分灰度值矩阵, α 为 $p \times 1$ 的像元内组分面积比列向量, 则线性光谱混合模型用矩阵形式可以表示为:

$$\mathbf{D}_N = \mathbf{M}\alpha + \mathbf{E} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{D}_N = (D_{N1}, D_{N2}, \dots, D_{NL})^T$; $\mathbf{M} = (\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_p)$, \mathbf{m}_j 为 $L \times 1$ 的第 j 组分灰度值列向量; $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)^T$; $\mathbf{E} = (E_1, E_2, \dots, E_L)^T$ 为误差。

2 UFCLS 方法

2.1 FCLS 算法

UFCLS 算法是在 FCLS 算法基础上发展而来的。FCLS 是式(2)在同时满足 ASC 和 ANC 条件下反演 α 的算法。对于等式 ASC 约束条件, 引入新矩阵 N 和向量 S , 分别定义为:

$$N = [\delta M I^T]^T, \quad I = (1, 1, \dots, 1)^T \quad (3)$$

$$S = [\delta D_N 1]^T \quad (4)$$

式中, δ 用来控制 ASC 的影响。本文中 δ 取 1.0×10^{-5} 。

将式(2)中的 M, D_N 分别用 N, S 代替, 则式(2)变为:

$$S = N \alpha + n \quad (5)$$

求解式(5)得到的解即为满足 ASC 条件的解。在式(5)中, 因为针对一幅遥感影像 D_N 是已知的, M 被假定为已知, 所以 N, S 也是已知的。求解 α 就转化为从 $L+1$ 个方程中求 p 个未知数的问题。用最小二乘估计 α , 其估计值设为 α_{LS} , 则

$$\alpha_{LS} = (N^T N)^{-1} N^T S \quad (6)$$

下面讨论加入不等式约束条件 ANC 的情况。因为是不等式约束, 所以式(5)没有解析解, 只能找到在该约束条件下的最优解, 由此可转化为如下约束最优化问题:

$$\min LSE = (N \alpha - S)^T (N \alpha - S) \text{ s.t. } \alpha \geq 0 \quad (7)$$

解上述约束最优化问题的方法很多, 其中 FCLS 算法就是其中一种^[3,4]。在 FCLS 的计算步骤中, 步骤 11) 改为: 根据调整后的 $R^{(k)}$ 重新计算 $\lambda^{(k)} = (\Phi_{\alpha}^{(k)})^{-1} \alpha_{R^{(k)}}$, 进而计算 $\alpha_{S^{(k)}} = \alpha_{LS} - \Psi_{\lambda}^{(k)} \lambda^{(k)}$ 。

2.2 UFCLS 方法

FCLS 算法要求像元组分灰度值矩阵 M 是已知的。对于 M 未知的情况, 需要通过非监督处理获得 M , UFCLS 方法就是基于此提出的。

最小二乘误差 LSE 是作为衡量真实值与模拟值拟合好坏的标准, 在线性光谱混合模型反演中, 希望 LSE 最小, 即模拟值最大可能地接近真实值。UFCLS 方法用迭代的办法在遥感影像上直接获取像元组分灰度值, 每次迭代中以 LSE 来判断某像元是否是单一组分像元, 从而决定是否将其像元灰度值作为一个像元组分灰度值。其原理如下。

首先在一幅影像上选择任意像元灰度值作为初始像元组分 m_0 , 当然最好的选择是选有最大 $d (d = \sqrt{\sum_{i=1}^l b_i^2}, b_i \text{ 为第 } i \text{ 波段灰度值, } l \text{ 为波段数})$ 的像元。假设整幅影像上的所有像元都是由

m_0 组成的单一组分像元, 当然这种情况通常不存在, 为此, 在影像上选择较 m_0 有最大 LSE 的像元作为第二个像元组分 m_1 , 这样就形成了像元组分矩阵 $M = [m_0, m_1]$ 。因为在 m_0 和 m_1 之间, LSE 是最大的, 因此它们间的差异最显著。有了 M , 就可以用 FCLS 算法估计每个像元中 m_0, m_1 的面积比, 分别用 $\alpha_0^{(2)}(D_N)$ 和 $\alpha_1^{(2)}(D_N)$ 表示(其上标代表迭代次数, 在这里包含 D_N , 主要是强调它们是 D_N 的函数)。根据线性光谱混合模型的原理, 知道了像元面积比 $\alpha_0^{(2)}(D_N)$ 和 $\alpha_1^{(2)}(D_N)$, 就可计算出像元灰度模拟值 $\alpha_0^{(2)}(D_N) m_0 + \alpha_1^{(2)}(D_N) m_1$, 并用式(8)算出每个像元模拟灰度值与真实值之间的最小二乘误差 LSE, 即

$$\begin{aligned} LSE^{(k)}(D_N) = & \left(D_N - \left[\sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i^{(k)}(D_N) m_i \right] \right)^T \\ & \left(D_N - \left[\sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i^{(k)}(D_N) m_i \right] \right) \end{aligned} \quad (8)$$

经过上述计算, 找到 LSE 最大的像元作为第三个像元组分 m_2 , 用同样的方法对 $M = [m_0, m_1, m_2]$ 进行处理, 并不断迭代, 直到 LSE 小于给定的阈值为止。

3 实验结果

实验数据是于 2000 年 1 月 2 日获得的一幅深圳及其附近地区的 ETM⁺ 遥感图像(范围为 UL112°35'57"E 24°4'41"N, UR114°46'16"E 23°53'32"N, LL112°26'13"E 22°19'7"N, LR114°34'52"E 22°8'6"N), 只选择了其中包括可见光及近红外的 6 个波段, 即波段 1~5、7, 空间分辨率为 30m, 像素的灰度值为从 0~255 的相对值。先对图像进行辐射和几何校正, 在经过校正的图像右下角, 选取尺寸为 51 像素×51 像素的一小块区域(如图 1)进行分析。为方便起见, 该区域几乎没有人工建筑。



图 1 51 像素×51 像素的实验区域图像

Fig. 1 51 Pixel×51 Pixel Image of Experimental Area

从线性光谱混合模型式(2)可以看出, 若已知 M, D_N , 求解 α , 实际上为从 L 个线性方程中求 p 个未知数的问题, 这要求 $L \geq p$, 但这里只选择了 ETM⁺ 图像的 6 个波段, 也就是说, 最多只能算出

6 个未知数。为了克服这个限制, 同时由于事先不知道图像中的像元组分数, 所以通过求各波段互相关函数值的平方根^[5], 将原有的 6 个波段扩展为 18 个波段, 以有足够的波段数来迭代计算出一系列的 LSE_{max} , 从而根据 LSE_{max} 的变化情况确定选取的像元组分数。增加的 12 个波段分别为波段 1 和 4、1 和 5、1 和 6、2 和 3、2 和 4、2 和 5、2 和 6、3 和 4、3 和 5、3 和 6、4 和 6 及 5 和 6。

用 UFCLS 方法进行了 10 次迭代, 每次迭代得到的 LSE_{max} 见表 1。从表 1 可以看出, 随着迭代次数的增加, LSE_{max} 不断减少, 开始减少的速度非常快, 越到后面, 减少的速度越慢, 其中 m_5 是个明显的分界线, m_5 以后的 LSE_{max} 减少得很慢, 说明其后分离出的不是像元组分而是噪音, 从 m_5 的 LSE 图像上也显示出这一点(如图 2)。因此, 本文只选择了前 6 个作为像元组分。



图 3 6 类像元组分分类结果图

Fig. 3 Results of the Classification of Six Endmembers

根据 UFCLS 方法的原理, 6 类像元组分是从图像上非监督提取的, 因为没有地面资料, 所以无法判断这 6 类像元组分具体代表实地何种地物, 但从原始假彩色合成图像上可以明确推断 m_2 是植被。为了验证分类结果, 将 m_2 的分类图像和 NDVI 植被指数图像进行对比(如图 4(a)、4(b)), 发现两者吻合得比较好, 但前者图像的对比度偏大, 淡化了细节和边缘。这是由于两幅图像显示值的物理涵义不同而造成的, 前者代表的是地面植被的面积比, 后者代表的是植被指数, 在没有植被的情况下, 也常表现出植被指数值大于 0 的情形。同时还发现, 图像中部有一阴影区域识别的效果不理想(如图 4(a) 圆圈所示)。

4 UFCLS 方法与有限光谱混合分析法比较

有限光谱混合分析法 (constrained spectral mixture analysis, CSMA)^[6] 是通过梯度迭代求解线性光谱混合模型(2)的解, 对于 ASC、ANC 两个约束条件的处理, 采用在目标函数中加入代价函数的

表 1 UFCLS 方法 10 次迭代的 LSE_{max}

Tab. 1 LSE_{max} of Ten Iterations by UFCLS

m_0	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6	m_7	m_8	m_9
50 657	3 809	520	165	118	68	63	61	53	43



图 2 m_5 的 LSE 图像

Fig. 2 LSE Image of m_5

将 6 个像元组分作为已知值代入式(2), 并用 FCLS 算法计算每个像元的 6 类像元组分的面积比, 得到用面积比表示的 6 类像元组分分类结果图(如图 3)。面积比越大, 图中显示的灰度越亮; 面积比越小, 灰度越暗。

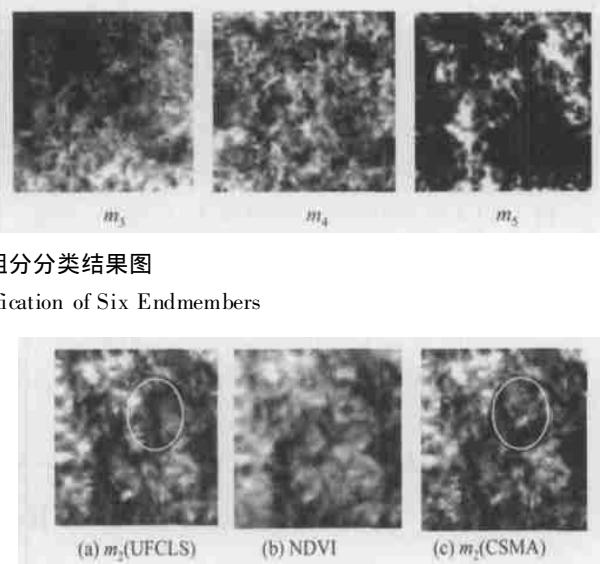


图 4 m_2 (UFCLS)、 m_2 (CSMA) 分类效果与 NDVI 比较

Fig. 4 Comparison of the Classification Effects of m_2 (UFCLS), m_2 (CSMA) to NDVI

办法, 这类似于最优化问题中的惩罚函数法的外点法。CSMA 方法的有约束条件目标函数为:

$$\epsilon = \|E\|^2 + A_1 g_1(F) + A_2 g_2(F) \quad (9)$$

式中, $\|E\|^2$ 为式(2)中误差矩阵 E 的二阶范数, 即最小二乘误差; $g_1(F)$ 、 $g_2(F)$ 为两约束条件 ASC、ANC 的代价函数; A_1 、 A_2 为常数。当 A_1 、 A_2 取很大值时, ϵ 的最小值即为 $\|E\|^2$ 在 ASC、ANC 条件下的最小值。因此, 其迭代式为:

$$\alpha_n^{(k+1)} = \alpha_n^{(k)} - \tilde{\alpha} \frac{\partial \|E\|^2}{\partial \alpha_n} + A_1 \frac{\partial g_1^{(F)}}{\partial \alpha_n} + A_2 \frac{\partial g_2^{(F)}}{\partial \alpha_n} \quad (10)$$

式中, $\alpha_n^{(k)}$ 表示第 k 次迭代第 n 个像元组分的面积比; δ 为迭代步长因子, 通常取 $0\sim 1$ 之间的很小正数。

用 CSMA 方法对图 1 的 6 类像元组分进行了分类, 其中 m_2 的分类图像如图 4(c), 将其与 NDVI 图像(图 4(b))比较, 发现两者吻合得不如 m_2 (UFCLS), 特别是图像下部出现明显的偏差, 而且存在与 m_2 (UFCLS)类似的问题(如图 4(a)、4(c)圆圈所示)。

从计算时间来看, UFCLS 方法也优于 CSMA 方法。在 Dell OptiPlex GX260 计算机上, 对一个 51 像素 \times 51 像素的图像进行计算, 用 CSMA 方法需要 9min, 而用 UFCLS 方法不到 1min, 且 CSMA 方法要求像元组分灰度值 M 是已知的。式(10)中的 δ, A_1, A_2 三个参数值要反复实验才能够确定。在本实验中, 3 个参数分别取为 $8 \times 10^{-8}/(3n+1)$ 、 $6n \times 10^5$ 、 $n \times 10^4$ 。CSMA 方法的 E_L ($E_L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^L \left(\frac{E_i}{D_{N_i}} \right)$ 为相对误差平均值, N 为波段总数) 为 18.5%, UFCLS 方法则仅为 1.6%。

5 结语

将 UFCLS 方法的分类结果与 CSMA 方法的分类结果进行对比, 表明无论从分类效果还是计算时间上看, 前者都优于后者。如果对 CSMA 方法的 δ, A_1, A_2 三个参数再作进一步的调整, 可能对分类效果和计算时间会有所改进, 但这也正

是此方法的缺点, 要找到适当的参数值非常困难。无论是用 UFCLS 方法或 CSMA 方法分类, 都出现阴影区域误差偏大的情况, 这说明应该将阴影也作为像元组分进行面积比反演分类。

参 考 文 献

- 1 赵英时. 美国中西部沙山地区环境变化的遥感研究. 地理研究 2001, 20(2): 213~219
- 2 唐世浩, 朱启疆, 闫广建, 等. 遗传算法及其在遥感线性、非线性模型反演中的应用效果分析. 北京师范大学学报·自然科学版, 2002, 38(2): 266~272
- 3 Daniel C H, Chang C I. Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Material Quantification in Hyperspectral Imagery. IEEE Trans. on Geosci. Remote Sensing 2001, 39: 529~545
- 4 Bro R, Jong S D E. A Fast Non-negativity-constrained Least Squares Algorithm. Journal of Chemometrics 1997 (11): 393~401
- 5 Daniel C H, Chang C I. Unsupervised Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Multispectral Imagery. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symp., Honolulu, 2000
- 6 刘政凯, 岑曙炜. 成像光谱遥感图像的有限光谱混合分析. 环境遥感, 1996, 11(1): 32~37

第一作者简介: 罗红霞, 博士生。现主要从事国土资源利用和保护及遥感、GIS 应用研究。

E-mail: tam-7236@sina.com

Effect Analysis of UFCLS Linear Spectral Mixture Analysis Method on Classification of Remote Sensing Images

LUO Hongxia^{1,2} GONG Jianya¹

(1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 School of Resource and Environment, Southwest Normal University, 2 Tiansheng Road, Chongqing 400715, China)

Abstract: The abundance fractions of endmembers in an image pixel are estimated by unsupervised fully constrained least squares (UFCLS) based on the inversion of linear spectral mixture method. The results of the experiment show that the effects are good. Compared to CSMA method, UFCLS method is better in both the effects of classification and the consumption of computation time.

Key words: classification of remote sensing image; linear spectral mixture model; least square