

基于光谱维小波特征的混合像元投影迭代分解

吴 波, 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, 湖北武汉 430079)

摘 要: 混合像元线性分解是高光谱遥感应用的关键技术之一. 本文利用小波变换多分辨率分析的特点, 提出了一种以小波低频系数为特征的混合像元投影迭代分解的方法. 首先利用离散二进小波提取了高光谱影像特征, 再基于影像特征, 用投影迭代方法自动确定出端元光谱, 并以限制性的最小二乘方法估计出混合像元的组分. 实验结果表明, 本文方法能够较大的提高遥感影像混合像元的分解精度.

关键词: 小波特征; 光谱分解; 端元提取; 投影迭代

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2005)11-1933-04

Projective Iterative Unmixing of Hyperspectral Image Based on Spectral Domain Wavelet Feature

WU Bo, ZHANG Liang pei, LI Ping-xiang

(State Key Lab of Information Engineering in Surveying, Mapping & Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

Abstract: Linear pixel unmixing is one of the key technologies for hyperspectral image application. However, there are two problems for the hyperspectral decomposition in operational cases. One is the endmembers of an image can't be extracted automatically with traditional supervised ways; the other is unmixing hundreds of spectral bands directly may reduce accuracies due to the high correlation between bands. To mitigate the problems, we proposed a method for abundance estimation from spectral domain wavelet features. We utilized the discrete wavelet transform (DWT) as a preprocessing step for the feature extraction, then selected endmembers with projective iterative algorithm in an unsupervised fashion based on the features. In the end, we performed a constrained least square method for the abundance estimation. Algorithm validation and comparison were done with real PHI data. Experimental results show that the use of DWT-based features can improve the abundance estimation, as compared to those of original hyperspectral signals or conventional PCA based features.

Key words: wavelet feature; spectral unmixing; endmember extraction; iterative projection

1 引言

混合像元线性分解是进行混合像元分析主要技术手段^[1], 利用这种方法分析混合像元, 其前提是在影像中找到端元光谱, 再利用混合模型分解混合像元. 监督方法很难获取完整的地物端元光谱^[2]; 且自动化程度不高, 不利于高光谱遥感的快速处理. 利用非监督的方法从数据本身获取端元光谱是目前研究的热点^[3~5]. 非监督正交子空间迭代分解是一种全自动的混合像元分解方法, 具有精度较高、适应性较大的优点^[6]. 然而, 高光谱影像的波段成百上千, 数据量巨大, 使用全部波段的计算效率通常不高. 由于高光谱影像相邻波段间的相关程度较高, 特征波段数目并不多. 因此, 可以首先提取影像的特征波段, 然后利用特征波段进行混合像元分解, 从而提

高计算效率和分解精度.

光谱形状及其参数是光谱分析的重要特征依据, 在一个像元内引入第二种成分就会影响该像元主要的光谱特征, 如波段深度、波长位置、宽度、面积和吸收程度等^[7]. 因此, 良好的特征选择方法应该能够保留主要的光谱特征. 小波分析具有多分辨率分析的特点, 在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力, 非常适合探测信号中的瞬态目标特征及其成份. 对高光谱波谱维进行小波分解, 能够同时保留高光谱影像高频与低频信息, 精细地描述光谱的波峰与波谷等曲线特性, 自动地消除数据中的异常值, 大大减少特征光谱维数. 因此, 作者结合小波变换的特点和非监督正交子空间迭代分解的方法, 进一步提出利用小波低频系数为特征的混合像元投影迭代分解方法.

2 小波特征提取

2.1 小波变换

小波分析的基本思想是通过一个母小波 $\varphi(t)$ 在时间上平移与尺度上伸缩, 获得一种能自动适应各种频率成分的有效信号分析手段. 在这里考虑离散二进小波:

$$\varphi_{(k, i)} = 2^{-k/2} \varphi(2^{-k}t - i) \quad (1)$$

其中 2^k 代表比例因子, i 表示平移因子.

由于 DB4 正交小波比较简单, 滤波器只有 4 个系数, 且有很好的局部化性质, 所以选为小波基 (也可以优选其它正交小波基). 用 Mallat 快速算法完成光谱维的特征选择. 图 1 是把光谱信号分解为低频系数和高频系数过程的示意图. 其中低频系数 C_j 保留了原始影像矢量的大部分信息, 而高频系数 D_j 反映影像矢量的细节与噪声.

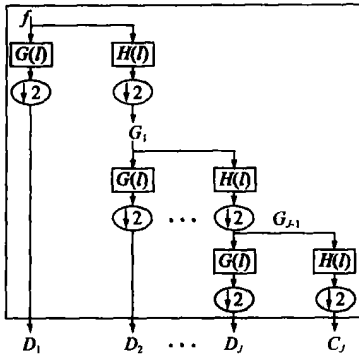


图 1 快速小波变换示意图

2.2 光谱维小波特征提取

由于正交变换具有长度不变性, 用正交变换后的影像特征进行混合像元分解不能提高分解精度. 因此, 用全部的正交小波分解系数分解混合像元不能提高分解精度, 而且也不能减小数据维数. 另外, 基于线性模型的混合像元分解应当仍然保持变换后的线性不变性, 否则基于线性模型的误差迭代分解方法就失掉了基础. 因此本文直接使用低频系数作为特征.

图 2 是 PHI 影像的一个像元矢量及其小波分解的低频系数的图形, 从中看出, 低频系数保持了原始信号的大致形状, 但数据维数大大减小. 由于特征维数 (近似系数长度) 与小波分解层数相关, 随着分解层数的增加, 损失的细节越来越多, 所以存在确定最佳分解层数的问题.

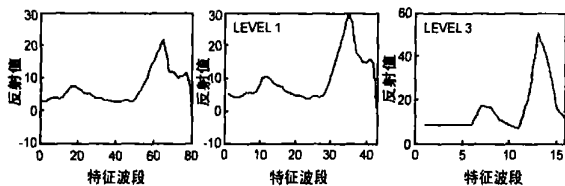


图 2 80 波段的光谱维小波分解

采用近似系数重建信号与原始信号间的相似性来确定最佳分解层数. 因近似系数与原始光谱信号长度不一致, 为了能够比较近似系数与原始信号间的相似性, 需要进行小波重建. 重建时把所有高频系数 D_i 设置为零, 重建信号至原始信号维数.

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{i=-\infty}^{\infty} W(k, i) 2^{-k/2} \varphi(2^{-k}t - i) \quad (2)$$

确定分解层数的方法是: 对所有高光谱像元矢量进行小

波分解, 统计所有重建信号与原始信号的相似系数大于某个阈值 t 的总数. 如果该总数占像元总数的绝大部分, 则进行这一层次的分解. 相似系数计算公式为:

$$\rho = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]}} \quad (3)$$

式中 x, y 分别为原始信号与小波重建的信号, n 为波段数目.

3 线性混合模型

线性混合模型为:

$$\rho = Pf + \epsilon_0 \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^m f_i = 1 \text{ 且 } f_i \geq 0 \quad (5)$$

式(4)中 ρ 为混合像元在 n 个光谱通道上测量的反射率所组成的 n 维列矢量, P 是 n 行 m 列的矩阵, 它的列是 m 个像元组份光谱矢量, f 是像元组份比, ϵ_0 为 n 维误差项. 式(5)是组份非负和总和为一的约束条件.

3.1 投影迭代分解

求解 f 的前提是必需确定混合矩阵 P . 本文以投影迭代的方法自动找出端元光谱矩阵, 每次构造不同投影子空间逐步选取端元光谱^[6], 从而找出混合矩阵 P . 其计算步骤是:

(1) 设定分解误差阈值 ϵ . 找出遥感影像最大像元矢量 v , 因最大像元矢量位于多元影像“数据云”的顶点, 所以作为第一个端元 d_1 . 则 $P = [d_1]$.

(2) 以 $U = [d_1]$ 为子空间, 作投影阵 $P_u^\perp = I - U(U^T U)^{-1} U^T$, 把 P_u^\perp 作用在遥感影像上.

(3) 在投影后的遥感影像中找出最大像元矢量 v 的位置, 记该位置的像元矢量为 $v(X_i, Y_i)$, 则 v 为第二个端元, 记为 d_2 . 则 $P = [d_1, d_2]$.

(4) 以 $U = [d_1, d_2]$ 为子空间, 投影阵 $P_u^\perp = I - U(U^T U)^{-1} U^T$ 作用遥感影像后, 求出最大像元矢量作为第三个端元 d_3 . 则 $P = [d_1, d_2, d_3]$.

(5) 重复这个步骤, 直到分解误差 ϵ 满足要求或得到预定个数的端元.

由于投影迭代方法只能求特征光谱矢量, 而遥感影像的特征光谱矢量可能包含端元信号、噪声、信号异常和自然界干扰等等^[8]. 因此, 存在一个需要确定 v 是否端元的问题. 为此假设端元在空间分布上具有一定的形状和积聚性, 设 v 的坐标 (X_i, Y_i) , 则以 (X_i, Y_i) 为中心开一个较大的窗口, 考察在该窗口范围内与最大像元矢量 v 相似的像元总数, 如果总数大于某个值 x , 则认为 v 为端元光谱, 否则视为其它信息. 像元矢量的相似性可以用广义光谱角 θ 度量, 如果 θ 越小, 则相似性越大.

3.2 限制性线性模型解算

已知 P 矩阵后, 对 f 的估计等于在满足式(5)的条件下求 $\min \epsilon^T \epsilon = \| \rho - Pf \|^2$. 用最小二乘法估计式(4)的 f 相对比较容易, 但求得同时满足式(5)的最优解比较困难. 本质上, 这

是一个求二次规划最优解的问题. 由于这个问题一般并不存在解析解, 需要寻求数值解法.

把式(4)记 $M = \begin{bmatrix} P \\ I \end{bmatrix}$, $1^T = (1, 1, \dots, 1)$, $r = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, 则线性混合模型组分估计值为 $f_{LS} = (M^T M)^{-1} M^T r$, 引进一个 m 维矢量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]$, $\alpha_i > 0$, 构造拉格朗日乘数法方程:

$$J = \frac{1}{2} (r - Mf)^T (r - Mf) + \lambda(f - \alpha) \quad (6)$$

在 $f = \alpha$ 的条件下有:

$$\frac{\partial J}{\partial f} \Big|_{f=\alpha} = 0 \Rightarrow (M^T M)f_{CLS} - M^T r + \lambda = 0 \quad (7)$$

由此导出两个迭代方程:

$$f_{CLS} = f_{LS} - (M^T M)^{-1} \lambda \quad (8)$$

$$\lambda = M^T (r - Mf_{CLS}) \quad (9)$$

由式(7)、(8)可以得出 f_{CLS} 与 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ 的值.

引进一个记号, 设 P 是集合 $\{1, 2, \dots, m\}$ 的一个子集, 对应着 f_{LS} 矢量元素中为负值的下标指数, R 是 P 的补集, 当 f_{CLS} 为最优时, 拉格朗日乘数 λ 必须满足 KT 条件, 即:

$$\begin{cases} \lambda_j < 0, & \text{当 } j \in P \\ \lambda_j = 0, & \text{当 } j \in R \end{cases}$$

采用活动函数集的方法^[9]迭代求解出 f_{CLS} . 这种方法计算的 λ 值满足 KT 条件, 从而保证了 f_{CLS} 为最优估计.

4 高光谱影像分解实验

实验所用数据成像光谱仪 (PHI) 影像位于江苏省常州市夏桥, 获取于 1999 年 9 月. 经度 $119^\circ 22' 11''$, 纬度是 $31^\circ 41' 44''$. 主要的地物类型有道路、水体、水稻、土壤等. 对数据作了几何纠正和辐射纠正, 经定标转换为反射率的遥感影像. 共有 80 个波段, 波长范围在 $0.42 \sim 0.85 \mu\text{m}$. 从中选取了一块大小为 200×200 的区域进行实验. 图 3 是该区域的图像立方体数据, 显示的 RGB 图像波长 $R = 0.4481, G = 0.5665, B = 0.8187 \mu\text{m}$. 对图中的主要地物类型作了标示, 图中 R 表示道路; C 代表水稻作物; V 是蔬菜等旱地作物; W 表示水体; S 是土壤、稀疏草地等.

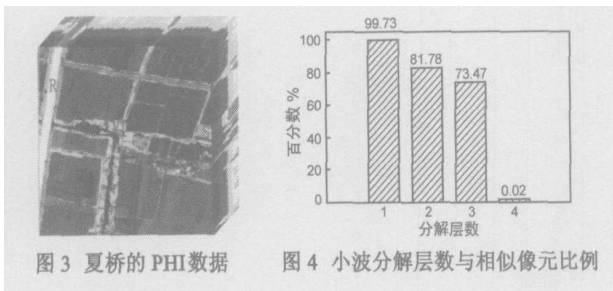


图 3 夏桥的 PHI 数据

图 4 小波分解层数与相似像元比例

4.1 混合像元分解结果

在选择阈值 $t = 0.99$ 的情况下, 确定小波分解的层数为 3 层(图 4). 经小波分解后有 16 个特征波段, 利用这些特征波段进行端元提取及混合像元分解.

在确定端元光谱矩阵时, 使用的一些参数如下: 最大端元数目 $S = 6$, 这可以从影像 MNF 变换的特征值分布转折点的情况大致确定, 图 5 表示了 MNF 变换后其特征值的分布情

况, 从中可知该影像只有 5-6 种独立地物; 该区域特征反射率(小波近似系数)数据平均值超出 10, 因此设定容许的分解误差为 $\varepsilon = 0.5$, 这时相对误差不超出 5%, 这是我们期望控制的分解误差; 选择邻域半径与最小相似像元参数时, 只须保证两者都不要太小. 本实验所选参数: 邻域半径 $R = 11$, 最小相似像元 $x = 10$, 相似像元光谱角度门限值 $\theta = 1.2$ 度, 相似像元光谱角度取值越小, 则表示提取的端元越纯. 图 6 为这五种端元的特征光谱曲线.

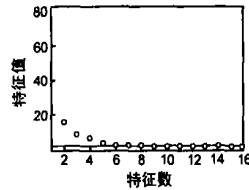


图 5 MNF 变化的特征值

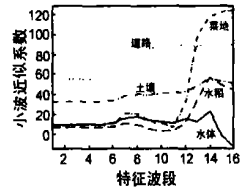


图 6 端元光谱曲线

图 7 是分解出结果图像与误差图像, 经与实际地面数据比较辨认, 认为共有五种地物. 分别为: (a) 道路; (b) 水体; (c) 菜地; (d) 水稻田; (e) 土壤和稀疏草地. (f) 是分解后的误差图像.



图 7 分解结果

4.2 比较不同方法的分解结果

为了说明基于小波特征的投影迭代分解方法的有效性, 进一步比较以下三种方法的分解结果. ①小波系数为特征; ②主成分数为特征; ③不作特征提取, 使用原始数据.

由于各种方法的特征波段大小不一致, 均方根误差 (RMSE) 均除了相应的波段数, 用影像的 RMSE 大小作为分解精度的评价指标. 计算出各种方法分解的 RMSE 分别为 0.25, 0.59, 0.65. 从表 1 中可以看出, 在选用初始几个端元时, 基于特征的方法产生较大的 RMSE. 这是由于小波与主成分变换方法能够使得原始信号能量集中在少数特征波段中, 小波的近似的系数与主成分的特征波段比原始的波段值要大. 但基于特征分解的 RMSE 下降速度比明显原始数据快. 当选择端元为四个时, 两种基于特征的分解比原始影像的分解精度都要高, 而基于小波特征的方法分解精度最高.

表 1 比较三种方法分解的均方根误差

	Wavelet	PCA	Original image
1	65.59	57.18	25.60
2	12.48	22.16	13.72
3	8.13	16.05	12.91
4	2.73	3.06	8.65
5	1.54	2.81	3.03
6	0.25	0.59	0.65

5 结论

针对混合像元线性分解的特点, 本文提出了一种高光谱影像光谱维小波特征提取的方法, 并结合非监督正交子空间投影迭代, 提出利用小波低频系数为特征的高光谱混合像元迭代投影分解. 实验表明, 与 PCA 特征等方法分解结果比较,

基于光谱维小波特征的混合像元分解精度有较大提高.

参考文献:

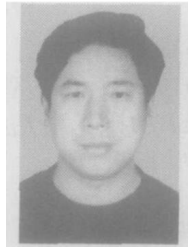
- [1] 陈述彭, 童庆禧, 郭华东. 遥感信息机理研究[M]. 北京: 科学出版社, 1998. 201- 212.
- [2] Bateson C A, Curtiss B. A method for manual endmember selection and spectral unmixing[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(3) : 229- 243.
- [3] Ifarragueni A, Chang Cheir I. Unsupervised hyperspectral image analysis with projection pursuit[J]. IEEE Trans. Geoscience and remote sensing, 2000, 38(6) : 2529- 2538.
- [4] Penn B S. Using simulated annealing to obtain optimal linear endmember mixtures of hyperspectral data[J]. Computers & Geosciences, 2002, 28(7) : 809- 817.
- [5] Winter M E N- FINDR : An algorithm for fast autonomous spectral Endmember determination in hyperspectral data[A]. Proc. SPIE Imaging Spectrometry [C]. Denver, CO, USA: 1999. 266- 275.
- [6] 吴波, 张良培, 李平湘. 非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(11) : 1392- 1396.
- [7] 蒲瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M], 北京: 高等教育出版社, 2003. 52- 79.
- [8] Chang Cheir I, Du Qian. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. IEEE Trans Geoscience and remote sensing, 2004, 42(3) : 608- 619.
- [9] Chang Cheir I, Daniel Heinz C. Constrained subpixel target

detection for remotely sensed imagery[J]. IEEE Trans Geoscience and remote sensing, 2000, 38(3) : 1144- 1159.

作者简介:



吴波男, 1975年生, 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室摄影测量与遥感专业博士研究生. 主要研究方向为: 图像处理、模式识别、Agent 模拟模型等.
E mail: wavelet778@sohu. com.



张良培男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为: 高光谱遥感、遥感应用理论与方法、遥感影像处理等.



李平湘男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为: 摄影测量与遥感、图象处理等.