

非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解

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, 武汉 430079)

摘要 利用混合像元线性分解技术处理高光谱影像,以获取研究区域中同一像元的不同组份是遥感应用的主要目的之一。近年来,研究者们发展了一种正交子空间投影技术(OSP),用来探测感兴趣目标,进一步可以用来分解混合像元,然而应用这种方法分解混合像元的缺陷是需要有研究区域的先验信息,这就制约了它在这方面的应用。为此针对这种不足,提出一种非监督的正交子空间投影(UOSP)技术,用来自动获取影像端元光谱,同时进行混合像元分解。并用成像光谱数据(PHI)实例测试了这种方法,结果表明该方法自动获取的端元比较合理,且分解混合像元精度较高。

关键词 非监督 正交子空间投影 像元分解 高光谱影像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)11-1392-05

Unsupervised Orthogonal Subspace Projection Approach to Unmix Hyperspectral Imagery Automatically

WU Bo, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping & Remote sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

Abstract Linear pixel unmixing is a straightforward and efficient approach to spectral decomposition of remotely sensed data. In recent years, Orthogonal subspace projection approach has been investigated and used in Linear pixel unmixing widely since it was proposed several years ago. A main drawback to its utilization in operational cases is that the spectral priori knowledge can not be automatically retrieved correctly and completely. To overcome the problem of not knowing the prior endmembers in an image dataset, this paper presents an unsupervised orthogonal subspace projection (UOSP) algorithm to retrieve endmember automatically at each time by searching the maximal pixel vector in an orthogonal imagery. If the pixel satisfied the property of being cohesive in spatial, it would be regarded as an endmember, then was removed the effect of it by orthogonal subspace projection method to get another orthogonal imagery. The experimental result shows that UOSP algorithm is an efficient and precise approach to retrieve endmembers and unmixing hybrid pixel automatically by employing PHI hyperspectral data.

Keywords unsupervised, orthogonal subspace projection(OSP), pixel unmixing, hyperspectral imagery

1 引言

由于传感器的空间分辨率不同以及地面的复杂性,因此混合像元普遍存在于遥感图像中,而成像光谱仪定量遥感应用中的一个突出问题就是混合像元的分解问题,如何有效地解译混合像元是高光谱遥感应用的关键问题之一^[1]。近年来,研究者们发

展了一种正交子空间投影技术(orthogonal subspace projection,OSP)用来探测感兴趣目标^[2]。这个方法的特点在于可通过信号光谱的逐步分离来提取感兴趣信号。不少学者研究过OSP技术^[3~7],并进而提出了后验信息的OSP技术^[6]、最小平方的投影模型等^[7],然而这些方法在分解混合像元时,本质上均属于监督分解的方法,其需要有先验信息。监督方法的缺陷是需要研究区域所有的先

基金项目:国家“973”研究计划项目(2003CB415205);国家自然科学基金项目(40471008);高等学校全国优秀博士学位论文作者专项基金资助项目(200142)

收稿日期:2004-04-06;改回日期:2004-06-18

验信息(端元, endmember), 由于在通常情况下获取全部端元光谱是比较困难的, 因此, 作者提出一种非监督的正交子空间投影(UOSP)方法用来自动提取端元光谱, 并进行混合像元分解。

2 正交子空间投影

设 r 是大小为 m 维的高光谱像元矢量, $S = [s_1, s_2, \dots, s_k]$ 是大小为 $m \times k$ 的端元光谱矩阵, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k]^T$ 是 m 维矢量, 其各分量元素为对应像元组份, n 为 m 维随机噪声。则线性像元混合模型为

$$r = S\alpha + n \quad (1)$$

OSP 方法在进行混合像元分解时, 继续把 S 分为感兴趣的信号 d 与不感兴趣的信号 U 两部分。不失一般性, 设 $d = s_1$ 为第 1 个端元光谱的信号, $U = [s_2, s_3, \dots, s_k]$ 为其他端元光谱的信号, $S = [d, U]$, 则式(1)可以写为

$$r = d\alpha_d + U\alpha_U + n \quad (2)$$

其中, α_d 为第 1 个端元的百分比, α_U 为其余端元的组份, $\alpha = (\alpha_d, \alpha_U)$ 。在假设噪声与信号不相关的条件下, 提取信号 d 的投影阵为^[2]

$$P_{OSP} = \mu P_U^\perp d \quad (3)$$

其中, $P_U^\perp = I - U(U^T U)^{-1} U^T$ 是投影阵, 它的作用是把信号 d 投影到由信号 U 的元素所形成的子空间上, I 是 $m \times m$ 的单位矩阵, $\mu = (d^T P_U^\perp d)^{-1}$ 是一个表明分解精度的常数项^[3]。

从式(3)知, OSP 技术提取感兴趣的信号 d 时, 需要有影像的先验的光谱信息 $S = [d, U]$, 即端元光谱矩阵 S , 而通常 S 却是很难完整得到的。

3 UOSP 方法自动获取端元光谱

通常认为端元存在的位置应当是在影像数据中的角点上, 一些基于凸面多边形的算法都是根据这个条件来自动提取端元。虽然在遥感影像中很难得到完整的端元光谱矩阵 S , 但是在影像中找出其中一个端元光谱却是比较容易的。

设 Ω 为影像立方体数据集, 且为凸集。如果有 $\xi_1 = \arg \max \{\Omega\}$, 则有 ξ_1 为 Ω 的角点, 否则有 $x \in \Omega, y \in \Omega$, 使得 $\xi_1 = \tau x + (1 - \tau)y, \tau \in (0, 1)$, 也就是说, x 与 y 之中必有一个元素大于 ξ_1 , 这就与 ξ_1 是 Ω 中最大的像元矢量矛盾, 由此可见, 如果不考虑噪

声, 影像立方体中矢量值最大的像元矢量 ξ_1 就是影像中的一个端元矢量, 它在影像中的表现就是亮度最大的地方。

在影像信噪比较低的情况下, 由于存在一个需要确定 ξ_1 是噪声还是端元的问题, 为此假设端元在空间分布上具有一定的形状和积聚性。若设 ξ_1 的坐标为 (X_i, Y_i) , 则以 (X_i, Y_i) 为中心开一个较大的窗口, 并考察在该窗口范围内与最大像元矢量 ξ_1 相似的像元总数, 如果总数大于某个值 χ , 则认为 ξ_1 为端元光谱矢量, 否则视为噪声。像元矢量的相似性可以用广义光谱角来度量。

通过在影像数据中求最大像元矢量的办法, 总是可以找到其中一个端元光谱信号 $d = \xi_1$, 并可使用 P_d^\perp 来消除该影像中的信号 d 。

$$P_d^\perp = I - d(d^T d)^{-1} d^T \quad (4)$$

由式(4)知, 要确定 P_d^\perp , 只需要已知信号 d , 而 d 总是可以设法在影像数据集 Ω 中找到, 故能求出投影阵 P_d^\perp 。与传统 OSP 方法比较, 这就避免了使用 U 矩阵。

若把式(4)作用在式(2)上时, 则得到

$$P_d^\perp r = P_d^\perp U\alpha_U + P_d^\perp n \quad (5)$$

式(5)右边不再含有信号 d , 其作用不仅等于把信号 d 从原影像中过滤掉了, 并且也把噪声压缩到 $P_d^\perp n$ 。

注意到左边 $P_d^\perp r$ 仍为已知。如果把 $P_d^\perp r$ 视为新的影像立方体数据集 $\hat{\Omega}$, 则可以从中再找出一个最大的像元矢量 $\xi_2 = \arg \max \{\hat{\Omega}\}$, 即 ξ_2 为另一个端元矢量。这时求出的相应投影阵为

$$P_{\hat{d}}^\perp = I - \tilde{d}(\tilde{d}^T \tilde{d})^{-1} \tilde{d}^T,$$

其中 $\tilde{d} = [\xi_1, \xi_2]$ 。依次类推, 第 $j+1$ 次的投影变换阵为 $P^\perp = I - \hat{d}(\hat{d}^T \hat{d})^{-1} \hat{d}^T$, 其中 $\hat{d} = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_j]$, 其结束条件是得到指定个数的端元, 或者由分解误差 RMSE 指定, 这样, 就可以求出所有 k 个端元矢量, 即端元光谱矩阵 S 。

4 限制性混合像元分解

获取矩阵 S 后, 像元分解可由下式进行

$$\alpha_{ls} = (S^T S)^{-1} S^T r \quad (6)$$

式(6)是非限制性模型的分解公式, 其中 ls 为 linear spectral 的缩写。由于理论和实验结果都证实了限制性分解精度比非限制性分解精度高, 因此, 本文考虑限制性条件

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i = 1 \text{ 且 } \alpha_i \geq 0 \quad (7)$$

解算限制性分解模型的困难在于要求 $\alpha_i \geq 0$, 这使得难以利用拉格朗日乘数求极小的原理来计算。在本质上, 这是一个求解二次规划最优的问题, 一般并不存在解析解, 通常寻求数值解法计算 α_i 。

记 $M = \begin{bmatrix} S \\ \mathbf{1}^T \end{bmatrix}$, $\mathbf{1}^T = (1, 1, \dots, 1)$, $\rho = \begin{bmatrix} r \\ -1 \end{bmatrix}$, 引进一个 k 维矢量 $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k]$, $\beta_i > 0$, 用来构造以下拉格朗日乘数法方程:

$$J = \frac{1}{2}(\rho - M\alpha)^T(\rho - M\alpha) + \lambda(\alpha - \beta) \quad (8)$$

在 $\alpha = \beta$ 的条件下, 有

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha} \Big|_{\text{cls}} = \mathbf{0} \Rightarrow (M^T M)\alpha_{\text{cls}} - M^T \rho + \lambda = \mathbf{0} \quad (9)$$

其中 cls 是 constrained linear spectral 的缩写。

由此导出以下两个迭代方程:

$$\alpha_{\text{cls}} = \alpha_{\text{ls}} - (M^T M)^{-1} \lambda \quad (10)$$

$$\lambda = M^T(\rho - M\alpha_{\text{cls}}) \quad (11)$$

由式(10)、式(11)两式就可以得出 α_{cls} 与 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ 的值。

具体计算方法如下:

引进一个记号 P , 用来记录矢量中各分量的下标, 即在 $\alpha_{\text{ls}} = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_k]^T$ 的各分量中, 当且仅当 $\alpha_j < 0 (j=1, 2, \dots, k)$ 时, 则 $j \in P$; 若只有 k 个端元, 则全集为 $\{1, 2, \dots, k\}$, 记 R 为 P 的补集。当找到最优的 α_{cls} 时, λ 的各分量值必须满足 KT 条件, 即

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

迭代解法步骤如下^[8]:

(1) 初始化, 设 $P = \{1, 2, \dots, k\}$, $R = \emptyset$, 迭代次数 $t=0$;

(2) 计算 $\alpha_{\text{ls}} = (M^T M)^{-1} M^T \rho$, 并令 $\alpha_{\text{cls}} = \alpha_{\text{ls}}$;

(3) 如果 α_{cls} 的各分量值都为非负, 则结束循环, 否则令迭代次数 $t=t+1$;

(4) 集合 $P^{(t-1)}$, 对 $\forall i$, 如果有 $i \in P^{(t-1)}$, 且 α_{cls} 的第 i 个分量为负, 则从集合 $P^{(t-1)}$ 中删除 i , 下标 i 移到 $R^{(t-1)}$, 即得到新指标集合 $P^{(t)}$ 与 $R^{(t)}$, 并建立了另一个新集合 $S^{(t)} = P^{(t)}$;

(5) 扫描 $S^{(t)}$, 同时从 α_{cls} 中抽取所有下标与 $S^{(t)}$ 中元素相等的分量值, 记为 $\alpha_R^{(t)}$, 并在 $(M^T M)^{-1}$ 中删除所有与 $P^{(t)}$ 元素值对应的行和列, 形成矩阵 $\omega_\alpha^{(t)}$;

(6) 计算 $\lambda^{(t)} = \omega_\alpha^{(t)} \alpha_R^{(t)}$, 如果 $\lambda^{(t)}$ 的分量值都为

负, 则转到步骤(10);

(7) 计算 $\lambda_{\text{max}}^{(t)} = \arg \{ \max_j \lambda_j^{(t)} \}$, 设 $\lambda_{\text{max}}^{(t)}$ 在 $\lambda^{(t)}$ 中的下标为 i , 则把下标 i_1 从 $R^{(t)}$ 中删除, 移到集合 $P^{(t)}$;

(8) 在 $(M^T M)^{-1}$ 中, 删除所有与 $P^{(t)}$ 元素值对应的列, 即形成另一个矩阵 $\Psi_\lambda^{(t)}$, 计算 $\alpha_S^{(t)} = \alpha_{\text{ls}} - \Psi_\lambda^{(t)} \lambda^{(t)}$;

(9) 扫描 $\alpha_S^{(t)}$ 中各分量, 把 $\alpha_S^{(t)}$ 中与负值对应的下标从 $P^{(t)}$ 中删除, 移到 $R^{(t)}$, 转步骤(5);

(10) 在 $(M^T M)^{-1}$ 中, 删除所有与 $P^{(t)}$ 元素值对应的列, 形成另一个矩阵 $\Psi_\lambda^{(t)}$;

(11) 计算 $\alpha_{\text{cls}} = \alpha_{\text{ls}} - \Psi_\lambda^{(t)} \lambda^{(t)}$, 转步骤(3)。

采用上面的办法计算, 由于满足 KT 条件, 从而保证了 α_{cls} 为全局最优估计。

5 实验分析

根据本文提出的 UOSP 算法, 作者在 VC6.0 下, 用 PHI 高光谱数据试验了 UOSP 自动寻找端元和混合像元分解的效果; 即用 UOSP 自动提取了端元光谱, 并实现了混合像元分解的功能。具体分如下两步进行, 首先用 UOSP 提取出所有的端元光谱, 然后再基于限制性模型求解各像元所占的比例。

实验区位于江苏省常州市夏桥, 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。实验所用数据为成像光谱仪 (PHI) 影像 (获取于 1999 年 9 月), 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 $0.42 \sim 0.85 \mu\text{m}$ 。本文从中选取了一块大小为 200×200 的区域进行实验。图版 IV 图 1 是该区域的图像立方体, 图上对主要的地物类型进行了标示: 图中 R 表示道路; C 代表水稻田; V 是蔬菜地等非谷物地类; W 表示水体; S 是土壤、稀疏草地等。

本次实验中的一些参数为容许的分解误差设定为 $\epsilon=0.5$, 邻域搜索半径 (即搜索窗口半径) $R=11$, 最少相似像元数目 $\chi=10$, 相似像元最大光谱角度 $\theta=1.2^\circ$ (见图 1)。进一步研究表明, 这些参数的设定并没有严格的要求, 唯一需要注意的是参数值 χ, θ, ϵ 不要太小。选取端元时的一些计算结果如表 1 所示。

表 1 端元计算的结果

项目	端元			
	端元 1	端元 2	端元 3	端元 4
相似像元数目	11	10	12	10
端元矢量坐标	(110, 2)	(111, 21)	(79, 8)	(138, 39)
平均误差指数	23.46	1.76	0.68	0.34

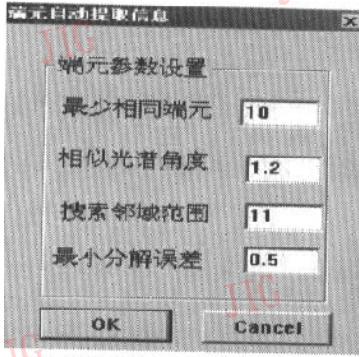


图 1 计算参数

在选取 4 个端元时,由于 $RMSE=0.34$,所以认为共有 4 个端元。这 4 个端元由图 2 中的 4 个子图像表示。从图 2 中看出,分离出的 4 个端元(图中色度亮的地方)分别为道路、菜地草地、水体和稻田,其分布情况与实地调查一致(见图版 IV 图 1)。图 3 为这四种端元的光谱剖面曲线,图 3 端元光谱曲线表明,菜地与水稻表现出植被的光谱曲线特征,但本文的方法还是把它们区分出来了,仅图中菜地与草地没有分开。分解后,由像元组份比重新合成的图像如图版 IV 图 2 所示,图 4 表示的是分解后的残余误差影像。

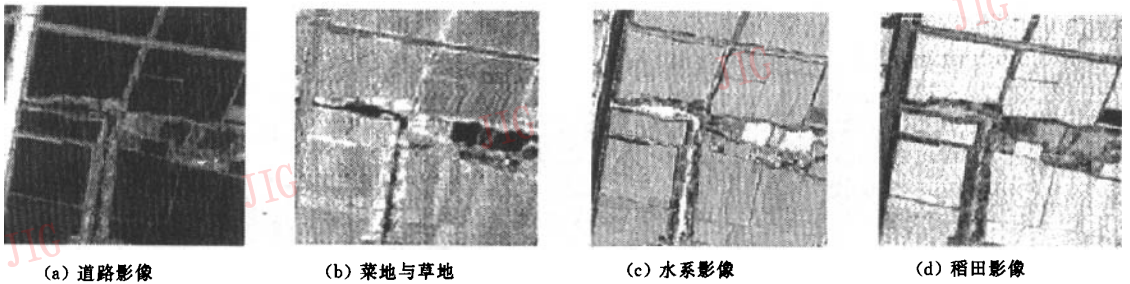


图 2 分解结果

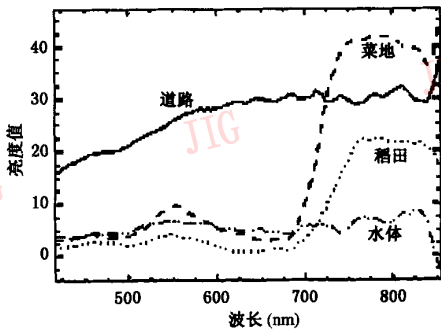


图 3 各地类端元光谱曲线

6 结 论

本文提出了一种非监督的正交子空间投影技术(UOSP),它不仅能够自动提取影像端元光谱,并能进行混合像元分解,而且克服了传统技术需要先验端元光谱的缺点。UOSP 方法的另一显著特点在于处理已知部分先验信息的影像方面,即尽管全部的端元光谱 $S=[s_1, s_2, \dots, s_n]$ 未知,但通过其他方法仍可以得到部分的端元光谱 $S=[s_1, s_2, \dots, s_t], t < k$ 。由 UOSP 方法的特点可知,它能方便地利用这些先验的信息来进行图像处理。用 PHI 高光谱影像数据进行混合像元分解的结果表明,UOSP 是一种能自动提取端元光谱的有效方法。

参 考 文 献

- 1 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,1998:201~212.
- 2 Harasnyi Joseph C, Chang Chein-I. Hyperspectral image classification and dimension reduction: an orthogonal subspace projection approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994,32(4):779~785.
- 3 Settle J J. On the relationship between spectral unmixing and subspace projection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and

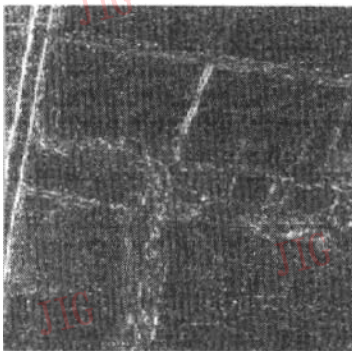


图 4 误差影像

Remote Sensing, 1996, **34**(4):1045~1046.

- 4 Ren Hsuan, Chang Chein-I. A generalized orthogonal subspace projection approach to unsupervised multispectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, **38**(6): 2515~2528.
- 5 Du Qian, Ren Hsuan, Chang Chein-I. A comparative study for orthogonal subspace projection and constrained energy minimization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, **41**(6): 1525~1529.
- 6 Tu Te-Ming, Chen Chin-Hsing, Chang Chein-I. A posteriori least squares orthogonal subspace projection approach to desired signature extraction and detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, **35**(1):127~139.
- 7 Chang Chein-I, Zhao Xiao-Li, Althouse Mark L G, *et al.* Least squares subspace projection approach to mixed Pixel classification for hyperspectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, **36**(3): 898~912.
- 8 Chang Chein-I, Heinz Daniel C. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, **38**(3):1144~1159.



吴波 1975年生,2003年获中国地质大学硕士学位,现为武汉大学摄影测量与遥感专业博士生。主要研究方向为高光谱遥感、图像处理、模式识别、Agent模型等。

E-mail: Wavelet778@sohu.com



张良培 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。



李平潮 1964年生,教授。主要研究方向为摄影测量与遥感、图象处理等。

