

基于双线性混合模型的高光谱图像非线性光谱解混

杨斌^{1,2,3}, 王斌^{1,2,3*}, 吴宗敏⁴

- (1. 复旦大学 电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200433;
2. 北京师范大学 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;
3. 复旦大学 信息学院智慧网络与系统研究中心, 上海 200433;
4. 复旦大学 数学科学学院, 上海 200433)

摘要: 高光谱遥感图像的非线性光谱解混能弥补线性方法难以解释复杂场景中非线性混合效应的不足, 而双线性混合模型及算法是其研究的热点. 提出了一种基于双线性混合模型几何特性的光谱解混算法. 通过将模型中的非线性混合项表示为一个融合了共同非线性效应的额外顶点的线性贡献, 使复杂的双线性混合模型求解转化为简单的线性解混问题. 然后结合传统的线性解混算法直接迭代估计正确的丰度. 模拟和真实遥感图像数据的实验结果表明, 与其它相关解混方法相比, 该算法能较好地克服共线性效应以及拟合优化过多参数对双线性混合模型求解造成的不利影响, 同时提高了解混的精度和速度.

关键词: 高光谱遥感; 非线性光谱解混; 双线性混合模型; 丰度估计; 单形体
中图分类号: TP751 文献标识码: A

Nonlinear spectral unmixing for hyperspectral imagery based on bilinear mixture models

YANG Bin^{1,2,3}, WANG Bin^{1,2,3*}, WU Zong-Min⁴

- (1. Key Laboratory for Information Science of Electromagnetic Waves (MoE), Fudan University, Shanghai 200433, China;
2. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
3. Research Center of Smart Networks and Systems, School of Information Science and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China;
4. School of Mathematical Sciences, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Nonlinear spectral unmixing for hyperspectral remote sensing images can overcome the shortage of linear unmixing methods that failing in explaining the nonlinear mixing effect in more complex scenarios. Meanwhile, bilinear mixture models and their corresponding algorithms are the hot topic of related researches. A nonlinear spectral unmixing algorithm based on the geometric characteristics of bilinear mixture models was proposed. By representing the models' nonlinear mixing terms as the linear contribution of one extra vertex concentrating the common nonlinear mixing effect, solving the complex bilinear mixture models was converted to do the simple linear spectral unmixing. Further, a traditional linear spectral unmixing algorithm was adopted to estimate the abundances directly in an iterative way. Experimental results on simulated and real hyperspectral images indicate that the proposed algorithm can overcome the collinearity effect and the adverse impact caused by fitting too many parameters, and improve both unmixing accuracy and computational speed.

Key words: hyperspectral remote sensing, nonlinear spectral unmixing, bilinear mixture model, abundance estimation, simplex

收稿日期: 2016-12-29 修回日期: 2017-06-30

Received date: 2016-12-29 revised date: 2017-06-30

基金项目: 国家自然科学基金(61572133); 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室开放基金(2017-KF-19)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (61572133); Research Fund for the State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology (2017-KF-19)

作者简介 (Biography): 杨斌 (1989-), 男, 江西南昌人, 复旦大学电子工程系博士研究生, 主要从事高光谱图像解混的研究. E-mail: 15110720039@fudan.edu.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: wangbin@fudan.edu.cn

PACS: 84. 40. Xb

引言

高光谱遥感图像可同时涵盖地物详细的空间分布和光谱信息,较大地推动了定量遥感研究的发展,近些年来被广泛应用于环境监测、精细农业、军事等领域^[1-2]。然而由于空间分辨率较低以及地物分布的复杂多样性,图像中的像元大多是由数种不同的纯物质光谱按照一定方式构成的混合像元,严重影响了应用精度。为解决该问题,使分析和应用在亚像元级进行,就需要实现光谱解混,将这些像元分解为其组成成分的物质光谱以及在像元对应区域所占的比例,分别称为端元和丰度^[3]。

以往经常采用线性混合模型(Linear Mixture Model, LMM)来描述混合像元现象,假设地物呈棋盘格网状分布且只考虑单次散射,这样像元光谱便由端元光谱依各自的丰度系数进行线性组合而成。由于 LMM 模型简单且具有一定物理意义,线性光谱解混算法一直是国内外研究的重点并且日趋成熟^[1]。但是, LMM 却难以准确描述许多复杂自然场景中地物间的非线性混合效应,如沙地、矿物混合区域的紧密混合以及植被覆盖与城市地区的多层次混合等,结果将会存在较大的模型误差。因此,为满足更高的应用要求,非线性光谱解混问题在逐渐引起更多关注,多种非线性混合模型及算法被提出,并用于弥补线性解混方法的不足^[4-5]。

其中, Hapke 模型^[6]基于辐射传输理论,将双向反射率表示为与场景相关的粒子密度和大小及单次散射反照率等物理参数的非线性函数,常用于描述紧密混合场景中光线在微观尺度上不同粒子间的多次散射。而双线性混合模型(Bilinear Mixture Model, BMM)则是在 LMM 的基础上考虑了以两端元间反射率的乘积表示的二次散射效应并忽略高次散射的影响,用较为简化的形式描述植被覆盖区域等的多层次混合现象。BMM 主要由线性混合与非线性混合两部分构成,根据后者的不同可分为 Nasimento 模型(Nasimento Model, NM)^[7], Fan 模型(Fan Model, FM)^[8], 广义双线性模型(Generalized Bilinear Model, GBM)^[9], 多项式后验非线性模型(Polynomial Post-Nonlinear Model, PPNM)^[10]等。Somers 和 Dobigeon 等人^[11-12]利用模拟和实地测量的真实数据,定量地分析比较了各种 BMM,并验证了其用于非线性解混的合理性与优势。FM, GBM 和 PPNM, 尤

其是后两种由于具有明确的物理意义和较强的概括性,并且模型相对简单而常作为目前非线性解混算法研究的基础。此外还有一些考虑高次散射的多线性混合模型^[13-14],但与 Hapke 模型类似,存在着模型过于复杂且难以求解的问题。因此,本文关注于 FM, GBM 和 PPNM 三种主要的 BMM 解混算法。

一般来说,在有纯像元存在的情况下,传统的线性端元提取算法如顶点成分分析(Vertex Component Analysis, VCA)^[15]等也可用于非线性混合模型数据的端元提取^[4],因而基于 BMM 的解混算法通常是在已知端元的条件下进行丰度估计。目前主要的 BMM 解混算法包括:一阶泰勒展开的 FCLS(Fully Constrained Least Squares)^[8],梯度下降方法(Gradient Descent Algorithm, GDA)^[10]和 Bayesian 方法^[9-10]等。Bayesian 方法本身存在显著的计算过于复杂的问题,而 GDA 虽能降低计算量但端元数较多时也易陷入局部极小。近几年内也出现了其它基于 BMM 的解混算法,如结合流形学习的 GBM 解混算法^[16],利用非负矩阵分解实现 FM 和 GBM 丰度估计的算法^[17-18],对 BMM 中参数约束进行优化处理的算法^[19-20],采用非线性优化能力较强的神经网络^[21]与粒子群算法^[22]等估计 BMM 丰度的方法以及结合图像稀疏性与空间信息的 BMM 改进解混算法^[23-24]等。虽然这些方法能得到一定精度的解,但是它们在处理 BMM 解混的优化过程中依然存在类似的问题,即通常会考虑虚拟端元并将丰度、非线性参数等同时作为未知参数进行 BMM 的拟合求解,此外还需在优化中处理过多的参数约束,这样就使得运算过于复杂而且常会陷入局部极小,因此算法的效率和结果的精度都难以得到保证。另外,随着端元数目的增加, BMM 待求解的参数也将成倍增加,同时由于表示端元间双线性交互作用的虚拟端元与真实端元高度相关,由此而产生的共线性效应这时候在回归计算中将会非常显著^[25],导致结果过拟合并对噪声更为敏感。

为了解决 BMM 解混中复杂的参数求解与共线性问题所带来的误差,本文提出一种基于 BMM 几何特性的非线性光谱解混算法。该算法主要由非线性端元的确定以及投影位置的修正与丰度估计两部分构成:首先根据 BMM 的几何解释,我们通过引入一个额外的非线性端元,使非线性混合数据投影在由真实端元构成的单形体中,然后结合传统的线性

丰度估计算法 FCLS^[26], 通过迭代反复修正投影位置使其逼近于对应的线性混合位置, 从而以线性的方法求得丰度. 实验结果表明, 所提出的基于 BMM 几何特性的解混算法具有解混精度高和计算速度相对较快的优点.

1 问题描述

1.1 双线性混合模型

对于高光谱数据 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m] \in R^{n \times m}$, 其每列 $x_j \in R^{n \times 1} (j = 1, 2, \dots, m)$ 都对应一个具有 n 个波段的像元向量, 共存在 m 个这样的像元. 以 $A = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_r] \in R^{n \times r}$ 表示端元矩阵 (r 是端元数), s_{ij} 是端元 a_i 在像元 x_j 中的丰度, ϵ_j 是模型误差. LMM 假设下的像元是端元按丰度的线性组合, 为满足物理意义, 丰度需满足非负与“和为一”的约束条件^[3]:

$$x_j^{\text{LMM}} = \sum_{i=1}^r a_i s_{ij} + \epsilon_j \quad \text{s. t. } s_{ij} \geq 0, \sum_{i=1}^r s_{ij} = 1 \quad (1)$$

BMM 则在 LMM 的基础上增加了两两端元间的二次散射混合项, 对于 FM, GBM 和 PPNM 来说, 像元分别表示为如式 (2-4) 所示:

$$x_j^{\text{FM}} = \sum_{i=1}^r a_i s_{ij} + \sum_{i=1}^{r-1} \sum_{k=i+1}^r (a_i \cdot a_k) s_{ij} s_{kj} + \epsilon_j, \quad \text{s. t. } s_{ij} > 0, \sum_{i=1}^r s_{ij} = 1 \quad (2)$$

$$x_j^{\text{GBM}} = \sum_{i=1}^r a_i s_{ij} + \sum_{i=1}^{r-1} \sum_{k=i+1}^r (a_i \cdot a_k) \gamma_{i,k,j} s_{ij} s_{kj} + \epsilon_j, \quad \text{s. t. } 0 \leq \gamma_{i,k,j} \leq 1, s_{ij} \geq 0, \sum_{i=1}^r s_{ij} = 1 \quad (3)$$

$$x_j^{\text{PPNM}} = \sum_{i=1}^r a_i s_{ij} + b_j \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^r (a_i \cdot a_k) s_{ij} s_{kj} + \epsilon_j, \quad \text{s. t. } s_{ij} \geq 0, \sum_{i=1}^r s_{ij} = 1 \quad (4)$$

其中 $a_i \cdot a_k = [a_{i,1} a_{k,1} \ a_{i,2} a_{k,2} \ \dots \ a_{i,n} a_{k,n}]^T$ 为端元间的 Hadamard 乘积, 也称为虚拟端元, 用于描述光线在两种端元物质间发生的二次散射非线性交互作用. 在 FM 中, 该二次散射的强度等于对应端元丰度间的乘积, 当像元中不存在某端元时也就不存在与该端元相关的二次散射. 但是因为 FM 是个相对严格的模型, GBM 便在 FM 的基础上向两两端元间的交互中引入了一个非线性参数 $\gamma_{i,k,j} \in [0, 1]$ 使模型变得更加灵活, 且当对于 $\forall i = 1, \dots, r-1 \ k = i+1, \dots, r$ 有 $\gamma_{i,k,j} = 0$ 时 GBM 就是 LMM, 同样若 $\gamma_{i,k,j} = 1$ 则 GBM 就等价于 FM. PPNM 相比前两种模型多考

虑了端元与自身的二次散射, 并用一个参数 b_j 调控像元中的非线性影响.

1.2 BMM 的几何解释

高光谱图像中的每个像元都能被视为是 h 维空间中的一个点, 而 LMM 假设下的端元集构成了 ($r-1$) 维子空间 (r 是端元数) 中一个包裹所有数据点的最小单形体 G^{r-1} . 图 1 描绘了 4 种模型的数据在其前 3 个对应主成分维度上的几何分布. 如图 1 (a) 所示, LMM 的三个端元 ($r=3$) 就构成了二维平面上的一个三角形. 另一方面, 从数学意义来说, BMM 中的线性混合部分就是 LMM, 而且丰度同样需满足非负与“和为一”这两个约束条件. 这样 BMM 的非线性混合项就可视为是对 LMM 增加的一个扰动, 使原本位于单形体中的数据向外部偏移, 在 r 维子空间中形成类似鼓包状的分布. 在图 1 (b) 中, FM 的数据在三角形的一侧形成近似曲面; GBM 由于非线性系数 $\gamma_{i,k,j}$ 的作用, 从三角形到以 FM 曲面作为最外侧的空间内都有数据点的分布 (如图 1 (c) 所示); 对于 PPNM, 则因为参数 b_j 可正可负, 数据点会分布在三维空间中三角形的两侧 (如图 1 (d) 所示). 同理, 以上也可以扩展到 $r > 3$ 的更高维空间中.

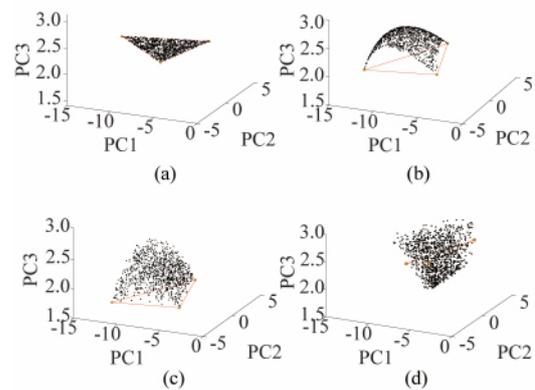


图 1 模型数据的几何分布: (a) LMM (b) FM (c) GBM (d) PPNM
Fig. 1 Geometric distribution of each model data: (a) LMM (b) FM (c) GBM (d) PPNM

由于 r 维子空间需由其中 r 个线性无关向量张成, 可以认为一个位于 $r-1$ 维子单形 G^{r-1} 外部的端点与已知的 r 个端元共同确定了 BMM 数据点在该空间中的分布. 因此, 虽然 FM, GBM 和 PPNM 的数据几何分布相互存在差异, 但是它们对应的数据点实际上都位于由真实端元和一个额外端点所构成的 r 维仿射包 G^r 中, 且 G^{r-1} 为 G^r 中的一个 $r-1$ 维子单形. 例如图 1 (b) (c) (d) 和图 2 (a) 的情况, 其中

的 G^r 是一个三棱锥体, 红色三角形为其内部的一个面. 由此任意通过非线性端点与 BMM 数据点的直线都将与 G^{r-1} 相交, 投影点近似为 BMM 数据点的线性混合部分.

2 方法描述

首先利用几何方法确定 BMM 数据 r 维空间中一个非线性端点, 与端元集构建仿射包 G^r 使数据近似转换为其线性混合部分. 然后, 可结合传统的线性丰度估计算法(例如 FCLS) 通过迭代的方式反复修正投影位置并同时估计丰度. 本节将介绍该方法的两个重要步骤: 确定非线性端点及投影位置修正与丰度估计.

2.1 非线性端点 p 的确定

非线性端点 p 决定着 BMM 数据的投影位置, 对最终解混结果起到关键的影响. r 维空间中的该点 p 需满足使所有数据点投影到子单形 G^{r-1} 中, 同时与真实端元构成的仿射包应尽可能紧凑地包裹数据点. 实际上, 每 $r-1$ 个端元分别与它们所形成的对应 BMM 数据点确定了该空间中 r 个 $r-1$ 维超平面, 这些平面分别表征缺少一个端元时的二次散射效应. 而点 p 正是这些超平面的交点并与端元构成最小仿射包, 是所有二次散射作用的集中体现. 此时, 点 p 对数据的线性贡献就是它们的非线性混合成分. 图 2(a) 以三个端元的 FM 为例, 点 p 是 3 个平面在三维空间中的交点, GBM 和 PPNM 及它们对应的高维情况类似.

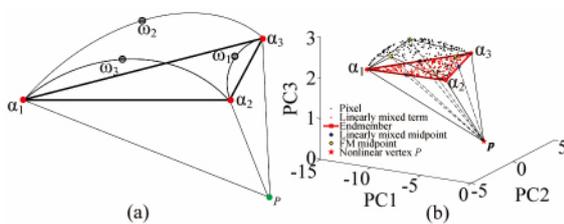


图 2 方法原理示意图: (a) 非线性端点的确定, (b) FM 数据投影与投影偏差

Fig. 2 The schematic plan of proposed algorithm: (a) determination of nonlinear vertex, (b) projections of FM data and their projection biases

在确定这些平面时, 先根据 BMM 和已知的端元计算各平面上的非线性混合中点 $\omega_1, \dots, \omega_{r-1}, \omega_r$ (即各端元丰度相同), 对于 FM 和 GBM 如式 (5) 而 PPNM 则按式 (6) 计算:

$$\omega_q = \frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r \alpha_i + \frac{1}{(r-1)^2} \sum_{i=1}^{r-1} \sum_{k=i+1}^r (\alpha_i \cdot \alpha_k), \quad (5)$$

$$\omega_q = \frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r \alpha_i + \frac{1}{(r-1)^2} \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^r (\alpha_i \cdot \alpha_k), \quad (6)$$

然后用主成分分析 (Principle Component Analysis, PCA) 算法将数据降到 r 维, 顶点集 $\{\omega_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ $\{\alpha_1, \omega_2, \dots, \alpha_r\}, \dots, \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \omega_r\}$ 便确定了该空间中 r 个 $r-1$ 维超平面 $H_1 \dots H_r$. 以单形体体积为 0 表示共面, 非线性端点 $p \in R^{r \times 1}$ 是适定线性方程组 (7) 的唯一解:

$$\det \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ U^T \omega_1 & U^T \alpha_2 & \dots & U^T \alpha_r & p \end{pmatrix} = 0, \dots, \det \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ U^T \alpha_1 & U^T \alpha_2 & \dots & U^T \omega_r & p \end{pmatrix} = 0, \quad (7)$$

其中 U^T 为数据前 r 个特征向量构成的矩阵, 因为平面 $H_1 \dots H_r$ 两两相交并且法向量总能线性无关, 所以方程组 (7) 的解存在且唯一, 即这些平面在 r 维空间中总有唯一的交点 p . 在确定端点 p 后, 可利用最小二乘法求解式 (8) 的最优解即可得到像元 x_j 在 $C^r = \{x | x = \sum_{i=1}^r U^T a_i h_i + p h_{r+1}, I^T h = 1, \forall i \leq r, h_i \geq 0\}$ 中的重心坐标 h_j :

$$\min \frac{1}{2} \left\| U^T x_j - \sum_{i=1}^r U^T a_i h_{i,j} - p h_{r+1,j} \right\|^2, \quad \text{s. t. } \sum_{i=1}^{r+1} h_{i,j} = 1, \quad (8)$$

同时 x_j 在 $G^{r-1} = \{x | x = \sum_{i=1}^r a_i s_i, s_i \geq 0, I^T s = 1\}$ 中的投影坐标 s'_j 为:

$$s'_j = [h_1 / \sum_{i=1}^r h_i, h_2 / \sum_{i=1}^r h_i, \dots, h_r / \sum_{i=1}^r h_i]^T. \quad (9)$$

这样分布于 r 维子空间中的 BMM 数据就投影到 $(r-1)$ 维单形体中, 图 2(b) 描述的是 FM 投影示意图, 黑色像元将被重新拉回到三角形中并位于对应的红色线性混合部分附近. 而 GBM 和 PPNM 的情况则与之类似. 经过上述的运算, 原来复杂的 BMM 解混问题便转换为了较为简单的线性解混问题, 而可直接估计各端元丰度.

2.2 投影位置的修正

然而由于 BMM 中端元间二次散射项的相互差异, s'_j 确定的投影位置将与 BMM 像元的线性混合部分所对应位置间存在一个较小的偏差. 从图 2(b) 来看, 非线性端点 p 与各平面上的黄色 FM 混合中点的连线并不总通过蓝色的线性混合中点, 但是两者间非常接近, 意味着像元真实丰度 s_j 与投影坐标

s'_j 对应的 BMM 非线性混合部分间存在近似的线性关系. 因此, 利用该关系可以通过反复修正数据的投影位置, 使其不断地向真实的线性混合位置逼近, 而同时投影坐标 s'_j 也将逐步收敛于真实丰度 s_j .

如图 3 所示, 首先在步骤①中求得了投影坐标 s'_j , 然后在步骤②中利用 s'_j 根据各 BMM 计算其非线性混合部分 \hat{x}_j , 接着求解优化问题 (10) 得到使像元到其所在直线距离最短的系数 λ_j :

$$\min \frac{1}{2} \left\| x_j - \sum_{i=1}^r a_i s'_{ij} - \lambda_j \hat{x}_j \right\|^2, \quad (10)$$

其中, 对于 FM 和 GBM 有 $\hat{x}_j = \sum_{i=1}^{r-1} \sum_{k=i+1}^r (a_i \cdot a_k) s'_{ij} s'_{kj}$, PPNM 是 $\hat{x}_j = \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^r (a_i \cdot a_k) s'_{ij} s'_{kj}$. 易求得式 (10) 最优解 $\lambda_j = (x_j - \sum_{i=1}^r a_i s'_{ij})^T \hat{x}_j / (\hat{x}_j^T \hat{x}_j)$, 继而在步骤③中将投影位置修正为 $y_j = x_j - \lambda_j \hat{x}_j$. 如图 3 所示, 修正后的点 y_j 将比最初的投影更逼近红色的真实线性混合位置. 最后就可用传统的线性丰度估计算法求解新投影 y_j 的丰度, 这里可采用经典的 FCLS 算法, 并以此反复迭代最后收敛于正确丰度. 而在求得丰度后, BMM 中的非线性参数容易用二次规划等方法直接求得.

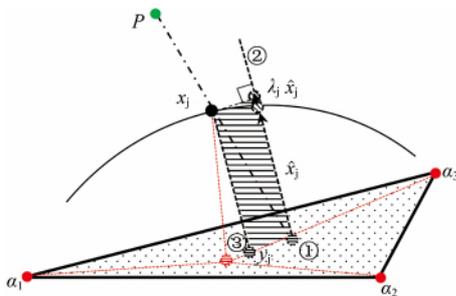


图 3 投影偏差的修正
Fig. 3 Correction of projection bias

整个算法的流程描述如表 1 所示.

3 实验结果与分析

本节将所提出的算法 GAEB 与较为成熟的线性解混算法 FCLS 结合, 形成 GAEB-FCLS 算法. 将 GAEB-FCLS 算法与线性丰度估计算法 FCLS^[26], 基于高斯核的数据驱动非线性解混方法 KFCLS^[27] (核参数通过交叉验证法在 0.01-300 间取得) 以及 FM, GBM 和 PPNM 三个模型对应的传统求解算法: Fan-FCLS^[8], GBM-GDA^[9] 以及 PPNM-GDA^[10] 进行性能比较. 并利用丰度的均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 和图像的重构误差 RE (Reconstructed Error) 两个因子来评价各算法丰度估计的精度:

表 1 算法流程

Table 1 The algorithm flow

算法: 基于几何的 BMM 丰度估计 Geometry based Abundance Estimation for BMM (GAEB)
输入: 高光谱图像 $X \in R^{n \times m}$, 端元矩阵 $A \in R^{n \times r}$
输出: 丰度矩阵 $S \in R^{r \times m}$
步骤 1: 确定非线性端点 p
1a) 根据 BMM 模型的式 (5) 和 (6) 计算非线性混合中点, 确定 r 个超平面 H_1, \dots, H_r
1b) 利用 PCA 算法将相关数据降到 r 维
1c) 通过式 (7) 确定 r 维子空间中的非线性端点 p
步骤 2: 数据的投影及近似丰度 S' 估计
2a) 用“和为一”最小二乘计算式 (8) 得到像元关于顶点 $[a_1, \dots, a_r, p]$ 重心坐标 h
2b) 以式 (9) 得到像元的投影近似丰度 s'
步骤 3: 投影的修正及丰度估计
3a) 初始化迭代次数 $t=0, s^{(0)}=s'$
3b) 计算 $s^{(t)}$ 投影点的 BMM 非线性混合向量 $\hat{x}^{(t)}$ 并求解式 (10) 得到系数 $\lambda^{(t)}$
3c) 利用 $\lambda^{(t)}$ 修正投影位置得到新投影点 $\lambda^{(t)} = x - \lambda^{(t)} \hat{x}^{(t)}$ 并用传统的线性丰度估计算法 (例如这里可采用 FCLS 算法) 求解其丰度 $s^{(t+1)}$
3d) 如果达到最大迭代次数或满足收敛精度则输出丰度矩阵 S , 否则回到步骤 3b)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{mr} \sum_{i=1}^m \|s_i - \hat{s}_i\|^2}, \quad (11)$$

$$RE = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \|x_i - \hat{x}_i\|^2}, \quad (12)$$

其中 s_i 和 x_i 是真实丰度和数据而 \hat{s}_i 和 \hat{x}_i 是估计的丰度和按模型重构的数据, m 是像元数, n 是波段数, r 是端元数.

3.1 模拟数据实验

从美国地质调查局 (USGS) 光谱库中选取了 10 种不同地物的光谱作为端元生成模拟数据, 用于分析比较所提算法的性能. 图 4 列出了其中包括植被, 沙地等地物在内的 10 条端元光谱. 该光谱库的数据覆盖了 0.38 ~ 2.5 μm 波长区间内的 224 个光谱波段, 光谱分辨率为 10 nm. 数据的生成方式如下: 首先随机生成 Dirichlet 分布^[15] 的数据丰度, 然后根据三种双线性混合模型 FM, GBM 和 PPNM 分别构造三类 BMM 数据. 其中 GBM 数据的非线性参数 γ 在 $[0, 1]$ 中随机取值, 而 PPNM 数据中参数 b 取值范围是 $[-0.3, 0.3]$. 每类数据都设置了三组实验, 分别通过改变噪声和端元数目, 并比较不同像元数目下运行时间来全面地评价算法的性能. 每个实验都在相同条件下独立运行 10 次.

实验 1 噪声的影响分析: 在该实验中分析比较了各算法的噪声鲁棒性. 采用像元数为 2000, 图 4 中 5 个端元构成的三类 BMM 数据, 均分别加入 20 dB,

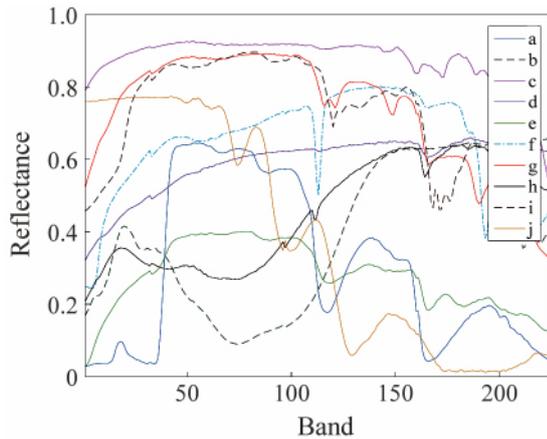


图4 USGS 光谱库中 10 条端元光谱: (a) Maple_Leaves DW92-1, (b) Olivine GDS70, (c) Calcite CO2004, (d) Quartz GDS74 Sand Ottawa, (e) Grass_dry. 9 + . 1green AMX32, (f) Muscovite GDS107, (g) Alunite GDS82 Na82, (h) Uralite HS345. 3B, (i) Mascagnite GDS65. a, (j) Polyhalite NMNH92669-4

Fig. 4 Ten endmember spectra of USGS spectral library: (a) Maple_Leaves DW92-1, (b) Olivine GDS70, (c) Calcite CO2004, (d) Quartz GDS74 Sand Ottawa, (e) Grass_dry. 9 + . 1green AMX32, (f) Muscovite GDS107, (g) Alunite GDS82 Na82, (h) Uralite HS345. 3B, (i) Mascagnite GDS65. a, (j) Polyhalite NMNH92669-4

表2 FM 不同噪声的数据下的各算法结果比较 ($\times 10^{-2}$)

Table 2 Comparison of the algorithms with different noise level under FM ($\times 10^{-2}$)

	SNR	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	∞ dB	11.09 \pm 0.00	16.59 \pm 0.00	5.90 \pm 0.00	10.47 \pm 0.00	1.76 \pm 0.02	0.00 \pm 0.00
	60 dB	11.09 \pm 0.00	16.59 \pm 0.00	5.90 \pm 0.00	10.46 \pm 0.00	1.74 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00
	50 dB	11.09 \pm 0.00	16.59 \pm 0.00	5.93 \pm 0.06	10.46 \pm 0.01	1.79 \pm 0.04	0.16 \pm 0.00
	40 dB	11.10 \pm 0.00	16.59 \pm 0.00	6.10 \pm 0.10	10.47 \pm 0.01	1.82 \pm 0.03	0.50 \pm 0.01
	30 dB	11.15 \pm 0.00	16.64 \pm 0.02	6.17 \pm 0.24	10.48 \pm 0.01	2.38 \pm 0.04	1.54 \pm 0.03
	20 dB	11.50 \pm 0.03	17.16 \pm 0.06	7.34 \pm 0.25	10.8 \pm 0.05	4.96 \pm 0.04	4.93 \pm 0.03
RE	∞ dB	2.42 \pm 0.00	1.48 \pm 0.00	4.83 \pm 0.00	2.45 \pm 0.00	0.19 \pm 0.00	0.00 \pm 0.00
	60 dB	2.42 \pm 0.00	1.48 \pm 0.00	4.83 \pm 0.01	2.45 \pm 0.00	0.21 \pm 0.02	0.06 \pm 0.00
	50 dB	2.43 \pm 0.00	1.49 \pm 0.00	4.84 \pm 0.06	2.46 \pm 0.00	0.28 \pm 0.01	0.20 \pm 0.00
	40 dB	2.49 \pm 0.00	1.59 \pm 0.00	4.96 \pm 0.09	2.52 \pm 0.00	0.63 \pm 0.01	0.62 \pm 0.00
	30 dB	3.03 \pm 0.00	2.34 \pm 0.00	5.18 \pm 0.15	3.05 \pm 0.00	1.82 \pm 0.00	1.94 \pm 0.00
	20 dB	6.26 \pm 0.01	5.94 \pm 0.01	7.67 \pm 0.13	6.26 \pm 0.01	5.74 \pm 0.01	6.31 \pm 0.03

表3 GBM 不同噪声的数据下的各算法结果比较 ($\times 10^{-2}$)

Table 3 Comparison of the algorithms with different noise level under GBM ($\times 10^{-2}$)

	SNR	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	∞ dB	6.56 \pm 0.00	8.55 \pm 0.00	11.36 \pm 0.00	6.38 \pm 0.00	1.23 \pm 0.01	0.76 \pm 0.00
	60 dB	6.56 \pm 0.00	8.55 \pm 0.00	11.38 \pm 0.04	6.38 \pm 0.00	1.24 \pm 0.01	0.76 \pm 0.00
	50 dB	6.56 \pm 0.00	8.55 \pm 0.00	11.35 \pm 0.05	6.39 \pm 0.00	1.24 \pm 0.01	0.78 \pm 0.00
	40 dB	6.58 \pm 0.00	8.57 \pm 0.00	11.32 \pm 0.10	6.40 \pm 0.01	1.34 \pm 0.01	0.91 \pm 0.00
	30 dB	6.67 \pm 0.01	8.67 \pm 0.02	11.26 \pm 0.10	6.46 \pm 0.01	2.06 \pm 0.01	1.76 \pm 0.02
	20 dB	7.30 \pm 0.05	9.52 \pm 0.08	11.57 \pm 0.17	6.96 \pm 0.05	4.85 \pm 0.07	4.83 \pm 0.07
RE	∞ dB	1.07 \pm 0.00	0.77 \pm 0.00	5.52 \pm 0.00	1.07 \pm 0.00	0.11 \pm 0.00	0.02 \pm 0.00
	60 dB	1.07 \pm 0.00	0.77 \pm 0.00	5.57 \pm 0.08	1.08 \pm 0.00	0.12 \pm 0.00	0.06 \pm 0.00
	50 dB	1.08 \pm 0.00	0.78 \pm 0.00	5.53 \pm 0.07	1.09 \pm 0.00	0.20 \pm 0.00	0.17 \pm 0.00
	40 dB	1.20 \pm 0.00	0.93 \pm 0.00	5.58 \pm 0.17	1.20 \pm 0.00	0.54 \pm 0.00	0.53 \pm 0.00
	30 dB	2.00 \pm 0.00	1.85 \pm 0.00	5.67 \pm 0.13	2.00 \pm 0.00	1.69 \pm 0.00	1.68 \pm 0.00
	20 dB	5.45 \pm 0.01	5.39 \pm 0.01	7.63 \pm 0.09	5.44 \pm 0.01	5.32 \pm 0.00	5.36 \pm 0.01

30 dB, 40 dB, 50 dB 和 60 dB 的高斯白噪声并考虑无噪声的情况. 表 2, 表 3 和表 4 依次列出了 FM, GBM 和 PPNM 三种模型下各算法对于不同信噪比噪声数据的丰度估计精度. 总体来看, 随着数据信噪比的降低, 所有算法对三类数据的解混结果精度也逐渐变差, 而本文算法 GAEB-FCLS 相比其它算法在所有情况下丰度估计精度总是最好的. 线性算法 FCLS 的结果都要差于其它四种非线性解混算法, KFCLS 算法虽然重构误差都小于 FCLS 但 RMSE 较差, 说明其存在过拟合的问题. 由于 PPNM 模型相对 FM 和 GBM 具有更好的鲁棒性^[10], 因此 PPNM-GDA 算法在三类数据的结果都优于 Fan-FCLS 和 GBM-GDA 两种 BMM 解混算法. 但是 PPNM-GDA 算法在 20 dB 的噪声影响较大情况下也显示出了一定的过拟合问题, 因为虽然此时 PPNM-GDA 的 RE 较小, 但是丰度的 RMSE 却差于本文的算法. 该实验表明 GAEB-FCLS 相比其它算法对受不同程度噪声影响的数据具有优越性.

实验 2 端元数目的影响分析: 在该实验中分析比较了各算法在不同端元数目条件下解混结果的精度. 数据的像元数为 2000, 加入 50 dB 的高斯白噪

声端元数目分别取 3、5 和 8。表 5、表 6 和表 7 比较了 FM、GBM 和 PPNM 三种模型下各算法对于不同端元数目数据的解混结果。从丰度的 RMSE 来看,参与对比的算法结果基本上都随着端元数据数目的增加而降低,说明过多的端元会增加问题复杂性从而影响丰度估计精度。相比其它算法,KFCLS 结果的 RE 却表现出了显著的随端元数目增加而减小的趋势,进一步显示出它的过拟合问题。而对于三类

BMM 数据,算法 GAEB-FCLS 解混结果的 RMSE 和 RE 都比其它算法要小,依旧表现出最好的解混性能。

实验 3 像元数目与算法收敛性分析: 本实验首先分析了所提出方法的收敛性,然后以不同像元数目和端元数目测试各算法并比较运行时间。图 5 描绘了 GAEB-FCLS 算法对 2000 个像元的 FM、GBM 和 PPNM 三类数据的收敛曲线。可以明显看到丰度

表 4 PPNM 不同噪声的数据下的各算法结果比较($\times 10^{-2}$)

Table 4 Comparison of the algorithms with different noise level under PPNM ($\times 10^{-2}$)

	SNR	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	∞ dB	7.62 \pm 0.00	9.06 \pm 0.00	18.14 \pm 0.00	7.84 \pm 0.00	0.51 \pm 0.04	0.07 \pm 0.00
	60 dB	7.62 \pm 0.00	9.06 \pm 0.00	18.16 \pm 0.01	7.84 \pm 0.00	0.53 \pm 0.09	0.09 \pm 0.00
	50 dB	7.62 \pm 0.00	9.06 \pm 0.00	18.17 \pm 0.03	7.84 \pm 0.00	0.54 \pm 0.09	0.20 \pm 0.00
	40 dB	7.64 \pm 0.01	9.07 \pm 0.01	18.14 \pm 0.04	7.84 \pm 0.01	0.81 \pm 0.06	0.58 \pm 0.01
	30 dB	7.73 \pm 0.01	9.15 \pm 0.01	18.17 \pm 0.07	7.91 \pm 0.01	1.88 \pm 0.02	1.77 \pm 0.03
	20 dB	8.35 \pm 0.05	9.91 \pm 0.07	18.21 \pm 0.04	8.42 \pm 0.05	5.12 \pm 0.07	5.08 \pm 0.07
	∞ dB	1.02 \pm 0.00	0.77 \pm 0.00	8.67 \pm 0.00	1.05 \pm 0.00	0.05 \pm 0.01	0.01 \pm 0.00
RE	60 dB	1.02 \pm 0.00	0.77 \pm 0.00	8.67 \pm 0.02	1.05 \pm 0.00	0.08 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00
	50 dB	1.03 \pm 0.00	0.79 \pm 0.00	8.66 \pm 0.05	1.06 \pm 0.00	0.17 \pm 0.01	0.16 \pm 0.00
	40 dB	1.14 \pm 0.00	0.92 \pm 0.00	8.62 \pm 0.05	1.16 \pm 0.00	0.50 \pm 0.00	0.50 \pm 0.00
	30 dB	1.89 \pm 0.00	1.77 \pm 0.00	8.77 \pm 0.06	1.90 \pm 0.00	1.59 \pm 0.00	1.59 \pm 0.00
	20 dB	5.13 \pm 0.00	5.08 \pm 0.01	9.87 \pm 0.16	5.14 \pm 0.01	5.02 \pm 0.00	5.03 \pm 0.00

表 5 FM 不同端元数目的数据下的各算法结果比较($\times 10^{-2}$)

Table 5 Comparison of the algorithms with different endmember number under FM ($\times 10^{-2}$)

	端元数	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	3	5.93 \pm 0.00	8.44 \pm 0.00	3.35 \pm 0.00	2.03 \pm 0.00	2.95 \pm 0.00	0.04 \pm 0.00
	5	11.09 \pm 0.00	16.59 \pm 0.00	5.93 \pm 0.06	10.46 \pm 0.01	1.79 \pm 0.04	0.16 \pm 0.00
	8	13.18 \pm 0.00	18.32 \pm 0.00	4.46 \pm 0.07	12.49 \pm 0.01	1.87 \pm 0.08	0.25 \pm 0.00
RE	3	2.86 \pm 0.00	2.88 \pm 0.00	2.24 \pm 0.00	0.87 \pm 0.00	0.43 \pm 0.01	0.19 \pm 0.00
	5	2.43 \pm 0.00	1.49 \pm 0.00	4.84 \pm 0.06	2.46 \pm 0.00	0.28 \pm 0.01	0.20 \pm 0.00
	8	3.22 \pm 0.00	1.25 \pm 0.00	3.88 \pm 0.04	3.24 \pm 0.00	0.34 \pm 0.02	0.27 \pm 0.00

表 6 GBM 不同端元数目的数据下的各算法结果比较($\times 10^{-2}$)

Table 6 Comparison of the algorithms with different endmember number under GBM ($\times 10^{-2}$)

	端元数	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	3	3.42 \pm 0.00	4.75 \pm 0.00	6.15 \pm 0.00	1.34 \pm 0.00	1.87 \pm 0.00	0.86 \pm 0.00
	5	6.56 \pm 0.00	8.55 \pm 0.00	11.35 \pm 0.05	6.39 \pm 0.00	1.24 \pm 0.01	0.78 \pm 0.00
	8	7.65 \pm 0.00	9.31 \pm 0.00	10.49 \pm 0.04	6.99 \pm 0.01	1.27 \pm 0.05	0.77 \pm 0.01
RE	3	1.52 \pm 0.00	1.58 \pm 0.00	2.61 \pm 0.00	0.48 \pm 0.00	0.29 \pm 0.00	0.19 \pm 0.00
	5	1.08 \pm 0.00	0.78 \pm 0.00	5.53 \pm 0.07	1.09 \pm 0.00	0.20 \pm 0.00	0.17 \pm 0.00
	8	1.26 \pm 0.00	0.65 \pm 0.00	7.34 \pm 0.08	1.13 \pm 0.00	0.22 \pm 0.01	0.19 \pm 0.01

表 7 PPNM 不同端元数目的数据下的各算法结果比较($\times 10^{-2}$)

Table 7 Comparison of the algorithms with different endmember number under PPNM ($\times 10^{-2}$)

	端元数	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
RMSE	3	6.06 \pm 0.00	7.82 \pm 0.00	11.21 \pm 0.00	6.16 \pm 0.00	0.22 \pm 0.02	0.06 \pm 0.00
	5	7.62 \pm 0.00	9.06 \pm 0.00	18.17 \pm 0.03	7.84 \pm 0.00	0.54 \pm 0.09	0.20 \pm 0.00
	8	7.38 \pm 0.00	8.22 \pm 0.00	16.46 \pm 0.02	7.25 \pm 0.00	1.13 \pm 0.07	0.33 \pm 0.01
RE	3	1.93 \pm 0.00	1.93 \pm 0.00	4.06 \pm 0.00	1.86 \pm 0.00	0.20 \pm 0.04	0.17 \pm 0.00
	5	1.03 \pm 0.00	0.79 \pm 0.00	8.66 \pm 0.00	1.06 \pm 0.00	0.17 \pm 0.01	0.16 \pm 0.00
	8	0.96 \pm 0.00	0.58 \pm 0.00	16.04 \pm 0.00	0.92 \pm 0.00	0.19 \pm 0.01	0.17 \pm 0.00

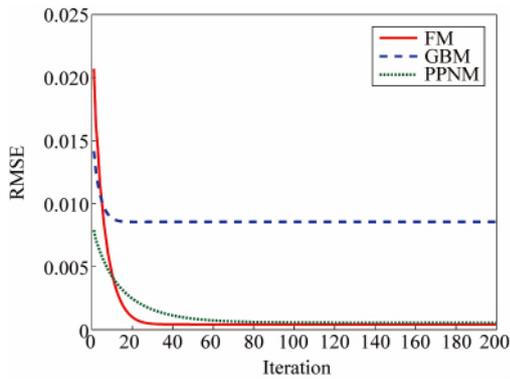


图5 GAEB-FCLS 收敛性分析

Fig. 5 The convergence analysis of GAEB-FCLS

表8 不同像元数目下算法运行时间比较(s)

Table 8 Time cost comparison of the algorithms with different pixel number (s)

像元数	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
1 000	0.25	0.18	0.42	80.03	334.45	33.23
2 000	0.49	0.39	1.13	178.52	852.22	68.63
4 000	0.96	0.73	2.01	390.67	1 678.79	148.27
6 000	1.44	1.12	3.15	558.77	2 544.02	241.07
8 000	1.91	1.45	3.82	759.78	3 063.01	352.73

表9 不同端元数目下算法运行时间比较(s)

Table 9 Time cost comparison of the algorithms with different endmember number(s)

端元数	FCLS	KFCLS	Fan-FCLS	GBM-GDA	PPNM-GDA	GAEB-FCLS
3	0.33	0.25	0.55	1 458.90	152.17	62.21
4	0.36	0.27	0.61	1 507.58	306.18	63.13
5	0.42	0.34	0.77	178.80	784.15	66.30
6	0.49	0.40	0.93	1 089.44	1 134.53	68.33
7	0.62	0.50	1.48	1 196.00	1 674.46	71.70
8	0.68	0.58	1.49	1 092.79	1 932.54	73.46
9	0.76	0.71	1.74	2 422.62	2 235.45	78.12
10	0.68	0.80	2.37	227.98	3 279.73	83.06

的 RMSE 都随着迭代单调下降,而且算法基本在 40 次迭代左右收敛.其中,PPNM 和 FM 两种模型的结果精度几乎收敛于 0,而虽然由于 GBM 非线性参数的微弱投影扰动使收敛精度稍差于其它两种模型,但依然较快地收敛到了较小值.为了比较各算法的运行时间,在端元数为 5 和 50 dB 高斯白噪声的条件下,分别取像元数为 1000,2000,4000,6000 和 8000 然后比较平均结果,如表 8 所示.此外,表 9 中还比较了在 2000 像元,50 dB 高斯白噪声时,端元数取 3 到 10 的算法运行时间.从结果来看,随着像元数的增多所有算法的运行时间也随之增加,而对比其它两种解混精度较好的非线性解混算法 GBM-GDA 和 PPNM-GDA,GAEB-FCLS 的计算时间减少

较多.随着端元数目的增加,两种 GDA 算法尤其是 PPNM-GDA 的运行时间大量增加,而 GAEB-FCLS 的时间不仅少于前面两者而且受端元数目影响不大.由此可见,本文提出的 GAEB-FCLS 算法通过将复杂的 BMM 解混问题转化为简单的线性解混,避免了传统 BMM 解混算法受端元数目增多导致计算复杂度很大的问题.

3.2 真实图像实验

本节首先采用了机载可见光/红外成像光谱仪 (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS) 获取于 1997 年 6 月 19 日的美国内华达州 Cuprite 矿区高光谱图像来分析和评价各个算法的丰度估计结果.该图像大小为 512×614 (如图 6(a) 所示),在 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$ 的波长区间内有 224 个波段,光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率为 20 m.解混前剔除噪声影响较大及水汽吸收波段 (1-2, 104-113, 148-167, 221-224) 后剩余 188 个波段.此外,还将 HYDICE 华盛顿国家广场 Washington DC Mall 图像(图 6(b)) 作为第二个实验数据,它具有 $0.4 \sim 2.4 \mu\text{m}$ 间的 210 个波段,同样去除部分信噪比较低及水汽吸收波段 (1-4, 76, 87, 101-111, 136-153, 198-210) 后剩余 191 个波段.采用这两个场景的图像用于实验主要是因为其中的典型地物间存在包括非线性混合效应在内的混合像元现象,而且具它们有详细的地物真实调查参考^[29] 同时也是以往解混研究的常用数据.由于本文主要考虑丰度估计算法,因此实验中以 VCA 算法提取端元后用于丰度估计.最后,通过将解混结果的端元物质丰度图与地物真实分布进行对比,并计算图像的重构误差 RE 来评价各算法解混性能.



图6 真实高光谱遥感图像:(a) AVIRIS Cuprite 及子区域 (b) HYDICE Washington DC 及子区域

Fig. 6 Real hyperspectral remote sensing images: (a) AVIRIS Cuprite and subscene (b) HYDICE Washington DC and subscene

从第一幅 AVIRIS 图像中截取大小为的子区域作为测试数据,如图 6(a) 所示.利用 HySime 算法^[28] 并根据历史研究和实地调查结果^[29,30] 可知,AVIRIS 的该子区域中主要包括蒙脱石,沙漠地表和

明矾石 3 种端元物质, 并且以 VCA 算法提取端元. 图 7 是 AVIRIS 图像各算法解混结果对应的丰度图, 其中第三种端元物质明矾石分布地区的混合程度相对较高, 也更可能存在非线性混合效应. 与其他算法相比, PPNM-GDA 和 GAEB-FCLS 两种算法都能更好地反演得到明矾石接近于其地物真实的分布. 另外, 通过在表 10 中对这些算法的图像重构误差进行比较可知, GAEB-FCLS 在不同 BMM 假设下解混结果的 RE 都要小于对应的非线性解混算法.

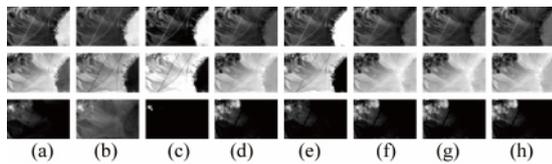


图 7 从左到右每列是 AVIRIS 数据各算法估计的丰度图: (a) FCLS, (b) KFCLS, (c) Fan-FCLS, (d) PPNM-GDA, (e) GBM-GDA, (f) GAEB-FCLS (FM), (g) GAEB-FCLS (GBM), (h) GAEB-FCLS (PPNM). 从上到下每行分别为的蒙脱石, 沙漠地表和明矾石三种物质的丰度

Fig. 7 Abundance maps of AVIRIS data estimated using different algorithms: (a) FCLS, (b) KFCLS, (c) Fan-FCLS, (d) PPNM-GDA, (e) GBM-GDA, (f) GAEB-FCLS (FM), (g) GAEB-FCLS (GBM), (h) GAEB-FCLS (PPNM), from left column to right column. Each row corresponds to the abundances of Montmorillonite, Desert Varnish and Alunite, respectively, from top row to bottom row

而对于第二个 HYDICE 数据, 则在实验中将其大小为的子区域图像用于算法测试(如图 6(b)所示). 利用与 AVIRIS 数据相同的方法, 可知该场景中主要存在水体, 屋顶, 树木, 道路和草地 5 种地物, 并用 VCA 算法提取的端元来估计丰度. 由于篇幅限制这里只列出了算法 GAEB-FCLS 分别在 FM, GBM 和 PPNM 三种模型假设下的丰度反演图, 如图 8 所示. 三种情况下的丰度图都比较接近而且都能正确反映出 5 种地物的真实分布. 从表 10 来看, 具有过拟合问题的 KFCLS 算法对于 HYDICE 图像的 RE 最小, 而算法 GAEB-FCLS 与对应 BMM 下的非线性解混算法的结果 RE 相比都相对较小. 综上所述, 可见本文提出的算法 GAEB-FCLS 除了在 BMM 模拟数据的解混中表现出优越性外, 也能很好地实现真实高光谱遥感图像基于 BMM 的非线性解混.

真实图像实验中的第一幅图像中分布的地物主要是矿物且图像的空间分辨率较低, 而第二幅图像虽然空间分辨率相对较高, 但存在包括建筑和植被在内的结构更复杂的多种地物. 这两个区域中都存

在不同层次的非线性混合效应. 从表 10 来看, 在不同的光谱混合模型下, 各算法解混结果的 RE 存在差异, 但基于 PPNM 的算法在两幅图像中的结果都最好, 显示出了该模型更好的解释力. 第一幅图像中存在地物的线性混合与紧密混合, 在左上角区域中沙漠地表与明矾石两种地物间呈现出非线性混合效应. 在图 7 中, 与其它算法相比, 本算法在 3 种不同的 BMM 下都能更好地确定两者的分布情况, 而且也能较好地反映出线性混合为主的蒙脱石区域. 对于第二幅图像, 层次性的非线性效应较为显著地体现在树木与草地间, 道路与植被间等, 因而基于 BMM 的算法基本都解得了较小的 RE. 在图 8 中, (c) 列的树木和 (e) 列的草地为该区域主要的两种地物, 两者同属植被且分布紧密相邻. 而在图的左下角和中间部分可以明显地看出, 树木和草地已被很好地区分开而贴近真实分布, 也说明了 BMM 解释非线性效应的合理性. 相比树木与草地的复杂情形, 其它 3 种地物水体、道路和屋顶由于分布的区域较小且较为集中, 则更易被清楚地确定.

表 10 真实数据的算法重构误差对比 ($\times 10^{-2}$)

Table 10 Comparison of reconstruction errors of the algorithms for real data ($\times 10^{-2}$)

	AVIRIS	HYDICE
FCLS	2.84	3.05
KFCLS	4.88	0.79
Fan-FCLS	5.03	5.33
GAEB-FCLS (FM)	4.90	3.88
GBM-GDA	4.84	2.81
GAEB-FCLS (GBM)	3.74	2.77
PPNM-GDA	2.16	1.07
GAEB-FCLS (PPNM)	1.93	1.01

4 结论

提出了一种基于双线性混合模型几何特性的非线性光谱解混算法. 与传统方法不同, 本算法先通过几何方法确定一个集中所有二次散射效应的非线性端点, 使双线性混合数据近似投影为其线性混合部分, 从而转换为简单的线性解混问题. 由于无需在优化中考虑随端元数目增加而大幅增加的虚拟端元和部分参数并直接求解丰度, 在减弱共线性对求解精度影响的同时降低了算法复杂度. 最后根据投影的近似关系, 利用线性解混算法迭代地修正投影位置并估计得到丰度. 模拟数据的实验结果说明该算法对噪声及端元数目具有较好的鲁棒性, 不仅提高了丰度估计精度而且减少了运算时间. 另外真实遥感

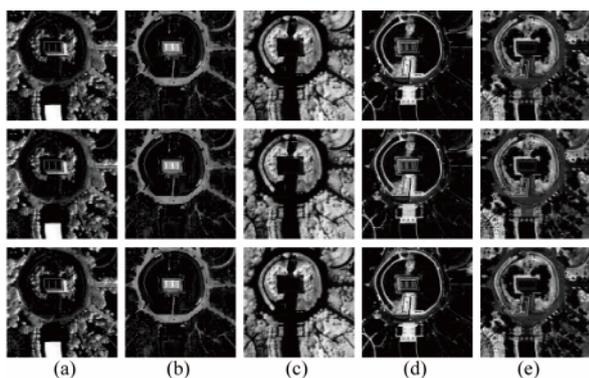


图8 从上到下每行依次是算法 GAEB-FCLS 分别在 FM, GBM 和 PPNM 下估计的 HYDICE 数据丰度图。每列分别对应于 5 种端元的丰度: (a) 水体, (b) 屋顶, (c) 树木, (d) 道路, (e) 草地

Fig. 8 Abundance maps of HYDICE data estimated by GAEB-FCLS of FM, GBM and PPNM, respectively, from top row to bottom row. Each column corresponds to the abundances of five endmembers: (a) water, (b) roof, (c) tree, (d) road, (e) grass

图像的实验结果也表明,相比于现有的非线性解混方法,该算法具有更优越的性能。

然而,因为所提议的算法需在迭代中反复调用 FCLS 算法来估计丰度而 FCLS 算法本身的复杂度相对偏高,在数据量较大时会耗费较多时间,所以将来可采用一些快速的几何线性丰度估计算法以提高算法效率。另外,由于通过非线性端点确定的投影位置在噪声较大时会变得不够准确,进一步提高所提议的算法对大噪声的鲁棒性也是未来研究工作之一。

References

- [1] Bioucas-Dias J M, Plaza A, Dobigeon N, et al. Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches [J]. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 2012, **5**(2): 354-379.
- [2] Tong Q, Xue Y, Zhang L. Progress in hyperspectral remote sensing science and technology in china over the past three decades [J]. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 2014, **7**(1): 70-91.
- [3] Keshava N, Mustard J F. Spectral unmixing [J]. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2002, **19**(1): 44-57.
- [4] Heylen R, Parente M, Gader P. A review of nonlinear hyperspectral unmixing methods [J]. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 2014, **7**(6): 1844-1868.
- [5] Dobigeon N, Tourneret J, Richard C, et al. Nonlinear unmixing of hyperspectral images: models and algorithms [J]. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2014, **31**(1): 82-94.
- [6] Hapke B W. Bidirectional reflectance spectroscopy. I. Theory [J]. *J. Geophys. Res.*, 1981, **86**: 3039-3054.
- [7] Nascimento J M P, Bioucas-Dias J M. Nonlinear mixture model for hyperspectral unmixing [J]. in *Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng. (SPIE), Image Signal Process. Remote Sens. XV*, 2009, **7477**: 1-8.
- [8] Fan W, Hu B, Miller J, et al. Comparative study between a new nonlinear model and common linear model for analysing laboratory simulated forest hyperspectral data [J]. *Int. J. Remote Sens.*, 2009, **30**(11): 2951-2962.
- [9] Halimi A, Altmann Y, Dobigeon N, et al. Nonlinear unmixing of hyperspectral images using a generalized bilinear model [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2011, **49**(11): 4153-4162.
- [10] Altmann Y, Halimi A, Dobigeon N, et al. Supervised nonlinear spectral unmixing using a post-nonlinear mixing model for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2012, **21**(6): 3017-3025.
- [11] Somers B, Tits L, Coppin P. Quantifying nonlinear spectral mixing in vegetated areas: Computer simulation model validation and first results [J]. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 2014, **7**(6): 1956-1965.
- [12] Dobigeon N, Tits L, Somers B, et al. A comparison of nonlinear mixing models for vegetated areas using simulated and real hyperspectral data [J]. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, 2014, **7**(6): 1869-1878.
- [13] Heylen R, Scheunders P. A multilinear mixing model for nonlinear spectral unmixing [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2015, **54**(1): 240-251.
- [14] Marinoni A, Gamba P. A novel approach for efficient p-linear hyperspectral unmixing [J]. *IEEE J. Sel. Signal Process.*, 2015, **9**(6): 1156-1168.
- [15] Nascimento J M P, Dias J M B. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(4): 898-910.
- [16] Heylen R, Scheunders P. Calculation of geodesic distances in non-linear mixing models: application to the generalized bilinear model [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2012, **9**(4): 644-648.
- [17] Eches O, Guillaume M. A bilinear-bilinear nonnegative matrix factorization method for hyperspectral unmixing [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2014, **11**(4): 778-782.
- [18] Yokoya N, Chanussot J, Iwasaki A. Nonlinear unmixing of hyperspectral data using semi-nonnegative matrix factorization [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2014, **52**(2): 1430-1437.
- [19] Pu H, Chen Z, Wang B, et al. Constrained least squares algorithms for nonlinear unmixing of hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2015, **53**(3): 1287-1303.
- [20] Li C, Ma Y, Huang J, et al. GBM-based unmixing of hyperspectral data using bound projected optimal gradient method [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2016, **13**(7): 952-956.
- [21] Li J, Li J, Huang B, et al. Hopfield neural network approach for supervised nonlinear spectral unmixing [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2016, **13**(7): 1002-1006.
- [22] Luo W, Gao L, Plaza A, et al. A new algorithm for bilinear spectral unmixing of hyperspectral images using particle swarm optimization [J/OL]. *IEEE J. Sel. Topics Appl.*

- Earth Observ. Remote Sens.* 2016. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7569014/>.
- [23] Cui J, Li X, Zhao L. Nonlinear spectral mixture analysis by determining per-pixel endmember sets [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2014, **11**(8): 1404-1408.
- [24] Qu Q, Nasrabadi N M, Tran T D. Abundance estimation for bilinear mixture models via joint sparse and low-rank representation [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2014, **52**(7): 4404-4423.
- [25] Ma L, Chen J, Zhou Y, et al. Two-step constrained nonlinear spectral mixture analysis method for mitigating the collinearity effect [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2016, **54**(5): 2873-2886.
- [26] Heinz D C, Chang C. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2001, **39**(3): 529-545.
- [27] Broadwater J, Chellappa R, Banerjee A, et al. Kernel fully constrained least squares abundance estimates [C]. Barcelona: 2007.
- [28] Bioucas-Dias J M, Nascimento J M P. Hyperspectral subspace identification [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2008, **46**(8): 2435-2445.
- [29] Swayze G, Clark R, Sutley S, et al. Ground-truthing AVIRIS mineral mapping at Cuprite, Nevada [J]. *Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geosciences Workshop*, 1992, AVIRIS Workshop JPL Publication: 47-49.
- [30] Bethel J, Lee C, Landgrebe D A. Geometric registration and classification of hyperspectral airborne pushbroom data [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, **33**: 183-190.

~~~~~

(上接第 598 页)

- [8] LIU Kai, CHENG Chun, CHENG Zhen-ting, et al. Giant-Amplitude, High-Work Density Microactuators with Phase Transition Activated Nanolayer Bimorphs [J]. *Nano Letters*, 2012, **12**(12): 6302-6308.
- [9] LIANG Ji-Ran, HU Ming, WANG Xiao-Dong, et al. Electrical and optical phase transition properties of nano vanadium dioxide thin films [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (梁继然, 胡明, 王晓东, 等, 纳米二氧化钒薄膜的电学与光学相变特性. 光谱学与光谱学分析). 2010, **30**(4): 1002-1007.
- [10] YANG Wei, LIANG Ji-Ran, JI Yang, et al. Electrical and optical properties of vanadium dioxide thin films at phase transition [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨伟, 梁继然, 姬扬, 等, 利用同步测量研究二氧化钒薄膜的电学与光学相变特性. 红外与毫米波学报). 2014, **33**(4): 426-429.
- [11] Zhang C, Yang Q, Koughia C, et al. Characterization of vanadium oxide thin films with different stoichiometry using Raman spectroscopy [J]. *Thin Solid Films.* 2016, **620**: 64-69.
- [12] LIANG Ji-Ran, Li Jing-Peng, Hou Lu-Hui, et al. Tunable Metal-Insulator Properties of Vanadium Oxide Thin Films Fabricated by Rapid Thermal Annealing [J]. *ECS Journal of Solid State Science and Technology*, 2016, **5**(5): 293-298.
- [13] Nakano M, Shibuya K, Okuyama D, et al. Collective bulk carrier delocalization driven by electrostatic surface charge accumulation [J]. *Nature*, 2012, **487**(7408): 459-462.
- [14] Rozen J, Lopez R, Haglund R F, et al. Two-dimensional current percolation in nanocrystalline vanadium dioxide films [J]. *Applied Physics Letters*, 2006, **88**(8): 081902.
- [15] Mousavi M, Kompany A, Shahtahmasebi N, et al. The effect of solution concentration on the physical and electrochemical properties of vanadium oxide films deposited by spray pyrolysis [J]. *Journal of Semiconductors*, 2013, **34**(10): 103001.
- [16] SHI Ping, MA Jian, QIAN Xuan, et al. Signal-to-noise ratio of spin noise spectroscopy in rubidium vapor [J]. *Acta Phys. Sin.* (史平, 马健, 钱轩, 等. 铷原子气体自旋噪声谱测量的信噪比分析. 物理学报) 2017, **66**: 017201.