

目标光谱指导下的高光谱图像混合像元分解方法^①于 钺^② 孙卫东

(清华大学电子工程系 北京 100084)

摘 要 针对现在高光谱图像混合像元分解方法需要对所提取的端元的物理含义进行诠释的问题,提出了一种目标光谱指导下的混合像元分解方法,并给出了其具体算法实现。该方法首先针对若干给定的、具有明确物理含义的目标光谱,将光谱识别步骤引入混合像元分解过程,建立端元光谱与目标光谱间的对应关系,其次在最小距离限制的非负矩阵分解(MDC-NMF)方法基础上,引入光谱特征距离(SFD)作为正则项,以度量和保持存在对应关系的端元光谱与目标光谱间的相似性,并给出求解相应优化问题的优化算法。分别用模拟数据和真实数据对该方法的可行性和实际混合像元分解效果进行了验证,并将其与非监督情况下混合像元分解结果进行了比较分析。实验结果表明,该方法能够在目标光谱指导下较好诠释端元的物理含义,同时解决端元提取中的病态性问题。

关键词 高光谱图像, 目标光谱, 混合像元分解, 光谱识别, 小波变换

0 引 言

光学卫星遥感图像因受传感器空间分辨率限制以及地物分布复杂性的影响,一般情况下单个像元常对应多种地物类型,其所记录的数值信息也多为多种地物类型光谱特征所构成的混合体,因而这种像元被形象地称为“混合像元”^[1]。混和像元的存在给光学卫星遥感图像的解译带来了极大困难,解译方法有参数反演、高精度分类^[2]以及小目标检测^[3]等。近年来,随着光学卫星遥感图像处理精度的不断提高和处理深度的不断增加,如何克服混合像元现象,从而在亚像元以及光谱层次上对光学卫星遥感图像进行解译,已成为一个从理论到应用都亟需解决的问题。混合像元分解(spectral unmixing)是处理混合像元问题的有效途径之一^[1],其基本作用是由混合像元光谱提取称为端元(endmember)的典型“纯净”地物光谱,同时估计各个端元在混合像元中所占的比例,该比例被称为丰度值。对传统的全色遥感图像和多光谱遥感图像,由于其能够提供的光谱信息有限,因而较难直接进行混合像元分解^[4,5];而对近年来新兴起的高光谱遥感图像,

由于其能够提供被观测地物的丰富光谱信息——准连续的光谱曲线,因而大大增加了直接进行混合像元分解的可行性^[6]。目前,混合像元分解已成为高光谱遥感图像处理中的关键技术之一。

然而,现有混合像元分解方法大都着眼于在“全盲”情况下,即在任何观测区域地物类型组成和光谱信息先验知识的情况下,对端元和丰度进行直接估计^[7,8],本文将这类方法统称为非监督混合像元分解方法。该类方法的一个重要但尚未给出明确答案的问题是,如何对所提取端元的物理含义进行诠释,即如何建立所提取端元光谱与实际地物及其相应实际光谱间的联系,以及如何进一步利用该区域实际地物的先验光谱信息指导混合像元分解过程。需要指出的是,在实际应用中,先验光谱信息往往是存在的,例如光谱库中有关该地物的实测光谱^[9,10],同一区域、不同时相下已提取的同类端元光谱等。文献[11]提出了一种基于分层贝叶斯模型的半监督混合像元分解方法,它将光谱库中的实测光谱直接用于混合像元分解。但不可避免的是,受成像模式、成像环境和传感器特性等多种因素影响,由光学卫星遥感图像所获取的端元光谱与光谱库中同类地物的实测光谱间往往存在一定差别,例如受

① 863 计划(2007AA12Z149)和国家自然科学基金(60872083)资助项目。

② 男,1982 年生,博士生;研究方向:遥感图像处理;联系人, E-mail: yuyue05@mails.tsinghua.edu.cn
(收稿日期:2010-05-12)

大气作用而产生的附加吸收峰^[12]。因此,若对这两种数据的实质性差别不加考虑,直接将光谱库中实测光谱用于混合像元分解,则难以保证混合像元分解结果的正确性。本文针对上述问题,提出了一种目标光谱指导下的混合像元分解方法,并给出了其具体算法实现。按此方法,“目标光谱”指感兴趣地物光谱,既可以包含光谱库中该观测区域实际地物的地面实测光谱,也可以包含同一地域、不同时相下已提取的同类端元光谱等;“指导”指不直接将目标光谱用于混合像元分解,而仅通过端元光谱与目标光谱间的对应关系对端元提取过程加以引导。

1 混合像元模型与非监督混合像元分解方法

混合像元模型是进行混合像元分解的前提,同时非监督混合像元分解方法为目标光谱指导下的混合像元分解方法提供了算法理论基础。因此,本节将首先介绍本文方法所涉及的线性混合像元模型与最小距离限制的非负矩阵分解方法。

1.1 线性混合像元模型

根据电磁波在被观测地物之间是否存在多次散射,混合像元模型一般可分为线性混合像元模型(linear mixing model, LMM)和非线性混合像元模型^[1]。LMM结构简单且能在一定条件下与实际情况吻合,因而得到广泛应用,其数学描述如下:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^M a^{(i)} \mathbf{s}_i + \mathbf{e} = \mathbf{S}\mathbf{a} + \mathbf{e} \quad (1)$$

式中, M 表示端元个数, $\mathbf{x}$ 代表混合像元光谱, $\mathbf{s}_i$ 代表第 i 个端元所对应的典型“纯净”地物光谱, $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_M]$, $a^{(i)}$ 代表第 i 个端元在该混合像元中的丰度值, $\mathbf{a} = [a^{(1)}, a^{(2)}, \dots, a^{(M)}]^\top$, $\mathbf{e}$ 代表可能的表示误差。同时,为使线性混合像元模型具有明确的物理含义,往往还需要引入丰度值非负的约束,即 $a^{(i)} \geq 0, i = 1, \dots, M$, 以及丰度值之和为 1 的约束,即 $\sum_{i=1}^M a^{(i)} = 1$ ^[1]。

为方便处理,通常将若干混合像元作为整体考虑,则上述 LMM 可以重新描述为

$$\mathbf{X} = \mathbf{S}\mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$, $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_N]$, $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N]$, N 表示混合像元个数。

1.2 最小距离限制的非负矩阵分解方法

混合像元分解作为一类广义逆问题^[13],受信息不充分的影响,解的病态性是这一类问题的共有难

点。文献[14]提出了一种基于非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)的混合像元分解方法,它将所有端元到其几何中心的欧几里得距离之和作为正则项,取代了单形体体积,使得相应优化问题的目标函数具有更好的优化性质。该方法被称为最小距离限制的非负矩阵分解(minimum distance constrained nonnegative matrix factorization, MDC-NMF)方法,其相应的优化问题可以描述如下:

minimize

$$f(\mathbf{S}, \mathbf{A}) = \frac{1}{2} \cdot \|\mathbf{X} - \mathbf{S}\mathbf{A}\|_F^2 + \frac{\lambda}{2} \cdot \text{trace}(\mathbf{S}\mathbf{P}_M\mathbf{S}^\top)$$

$$\text{subject to } \mathbf{S} \geq 0, \mathbf{A} \geq 0, \mathbf{1}_M^\top \mathbf{A} = \mathbf{1}_N^\top \quad (3)$$

式中, λ 表示正则因子, $\mathbf{1}_M(\mathbf{1}_N)$ 表示所有元素为 1 的 $M(N)$ 维列向量。 $\mathbf{P}_M$ 表示 M 维几何中心化投影矩阵^[15],其定义如下:

$$\mathbf{P}_M = \mathbf{I} - \frac{1}{M} \cdot \mathbf{1}_M \mathbf{1}_M^\top \quad (4)$$

图 1 给出了在两个波段(band)、三个端元情况下,该方法的几何示例。其中,空心圆圈代表真实端元,实心圆点代表混合像元。实线所构成的单形体与虚线所构成的单形体均能够包含所有混合像元,该方法旨在通过同时最小化线性混合像元模型的表示误差以及所有端元到其几何中心的欧几里得距离之和,估计尽可能包含所有混合像元的尽可能“小”的单形体,即实线所构成的单形体。

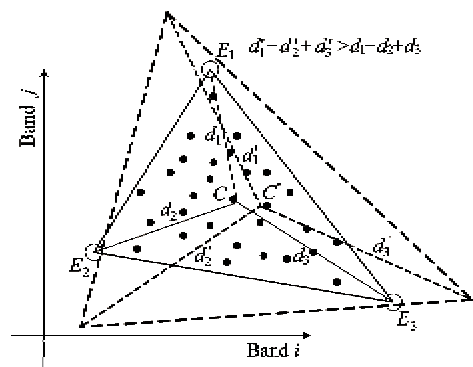


图1 MDC-NMF 方法的几何示例

2 目标光谱指导下的混合像元分解方法

在缺少目标端元先验光谱信息的情况下,利用所有端元到其几何中心的欧几里得距离之和作为正则项不失为处理混合像元分解的病态性问题的有效途径。但因在实际应用中目标端元先验光谱信息

往往存在,因而如何利用目标端元先验光谱信息指导混合像元分解过程,就成为一个具有实际意义的问题。本节在引入光谱识别与光谱特征距离概念的基础上,给出目标光谱指导下的混合像元分解框架,并介绍求解相应优化问题的优化算法。

2.1 光谱识别与光谱特征距离

图 2 对目标光谱指导下的混合像元分解基本框架作了如下描述:先通过在混合像元分解过程中对所提取端元进行光谱识别,建立目标光谱与端元光谱间的对应关系;然后将获得识别的目标光谱作为“模板”,更新与之对应的端元光谱,从而保持其间的相似性;进而修正混合像元分解过程,实现“边识别边分解”的基本目的。

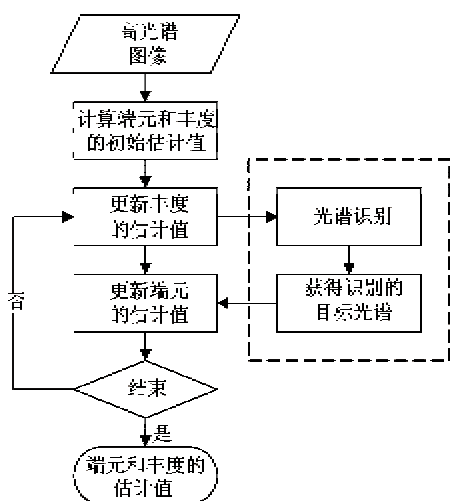


图 2 目标光谱指导下混合像元分解方法的基本框架

这里需要指出,由于端元光谱与目标光谱之间往往存在一定的固有差别,因而如何鲁棒地度量并保持异源光谱数据间的相似性,是一个需要解决的关键问题。为此,本文在 MDC-NMF 方法的基础上,提出了一种基于光谱特征距离的正则项,在允许端元光谱与目标光谱在光谱形态上存在不完全一致的前提下,尽可能保持其基本鉴别特征的一致性。下文将分别就光谱识别与光谱特征距离进行详细阐述。

2.1.1 光谱识别

光谱识别旨在通过度量端元光谱与目标光谱间的相似性,建立其间的对应关系。一般情况下,光谱识别可以通过选择合适的光谱相似性度量准则加以实现,常用的光谱相似性度量准则包括光谱角(spectral angel mapper, SAM)与光谱相关系数(correlation coefficient, CC)等,对于给定的 r 波段光谱 s

和 s' ,其定义分别如下^[6]:

$$\text{SAM}(s, s') \triangleq \arccos(s^T s' / (\|s\|_2 \|s'\|_2)) \quad (5)$$

$$\text{CC}(s, s') \triangleq (P_r s)^T (P_r s') / (\|P_r s\|_2 \|P_r s'\|_2) \quad (6)$$

在此基础上,令 $os_{i'}$ 表示第 i' 个目标光谱,若满足三个条件

$$\rho(s_i, os_{i'}) \geq T \quad (7)$$

$$s_i = \text{NN}(os_{i'}; \{s_i\}_{1 \leq i \leq M} - R; \rho) \quad (8)$$

$$os_{i'} = \text{NN}(s_i; \{os_{i'}\}_{1 \leq i' \leq M'} - R'; \rho) \quad (9)$$

则称 s_i 与 $os_{i'}$ 之间存在对应关系,或称 s_i 或 $os_{i'}$ 获得识别,记为 $s_i \sim os_{i'}$ 。式中, T 表示某一给定阈值, $\text{NN}(x; X; \rho)$ 表示在光谱相似性度量准则 ρ 下元素 x 在集合 X 中的最近邻, R 和 R' 分别表示已建立对应关系的端元光谱和目标光谱集合。上述三个条件表明,端元光谱和目标光谱被称为存在对应关系,当且仅当其光谱相似性大于某一给定阈值,且在未建立对应关系的光谱集合中互为最近邻。

2.1.2 光谱特征距离定义

不同类型地物因化学成分、物理结构的不同一般具有相异的光谱,而相同类型地物则一般具有相似的光谱^[6]。衡量这种相异性或相似性的重要依据之一是光谱吸收峰,或称光谱吸收特征。以岩矿类光谱为例,研究表明,具有稳定化学成分和物理结构的岩石矿物具有稳定的本征光谱吸收特征^[6]。因此,保持存在对应关系的端元光谱与目标光谱间的相似性,重点在于保持其间光谱吸收特征的一致性。目前,对光谱吸收特征进行描述的方法一般可以分为参数化方法和非参数化方法两类。其中参数化方法通过对光谱数据进行参数化建模从而获得光谱吸收特征的相关参数^[16,17],而非参数化方法则直接利用光谱数据在变换域的数值信息间接表示和描述了光谱吸收特征,使用较多的变换域是小波域^[18-20]。考虑到参数化方法因模型选择问题所产生的系统误差,本文采用基于小波的非参数化方法对光谱吸收特征进行描述。事实上,不同位置、尺度的光谱吸收特征能够被相应位置、尺度的小波系数加以反映,小波系数“峰”值的出现往往反映了光谱吸收特征的存在。图 3(a)、图 3(b)分别给出了明矾石的归一化光谱及其相应的在 4 个不同尺度上的 Symmlets 小波系数^[21]。

需要指出的是,因数据获取方式的不同,附加吸收特征的存在将导致小波系数附加“峰”值的出现。因此,为鲁棒地保持异源光谱数据间基本光谱吸收

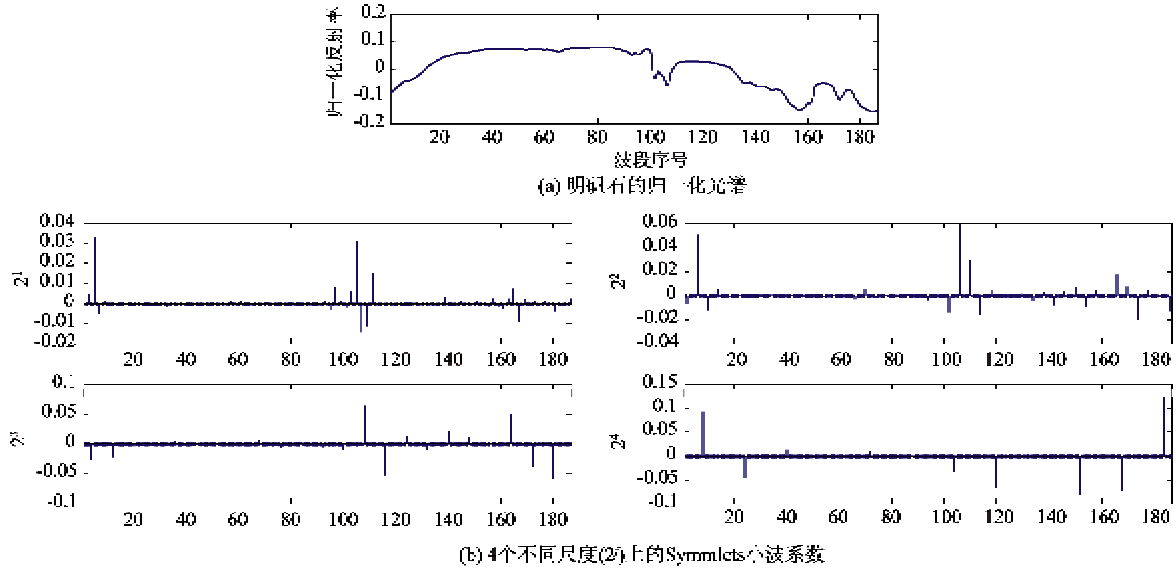


图3 明矾石的归一化光谱及其在4个不同尺度上的 Symmlets 小波系数

特征的相对一致性,同时允许其在光谱形态上存在不完全一致,本文采用以下启发式准则:利用 Huber 函数对端元光谱与目标光谱小波系数间的差异进行度量^[22],并将其作为附加正则项引入最小距离限制的非负矩阵分解方法框架。

对于给定的 r 维向量 $\mathbf{u} = [u^{(1)}, u^{(2)}, \dots, u^{(r)}]$, Huber 函数 $\Phi(\mathbf{u})$ 定义如下:

$$\Phi(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^r \phi(u^{(i)}) \quad (10)$$

其中

$$\phi(u^{(i)}) = \begin{cases} (u^{(i)})^2 / (2\varepsilon), & |u^{(i)}| \leq \varepsilon \\ |u^{(i)}| - \varepsilon/2, & |u^{(i)}| > \varepsilon \end{cases} \quad (11)$$

图4中给出了一维 Huber 函数的几何示例,从图4中可以看出,相比于传统的基于二次函数的距离度量,Huber 函数降低了距离度量对因个别吸收特征不一致而造成的小波系数差异的敏感性。

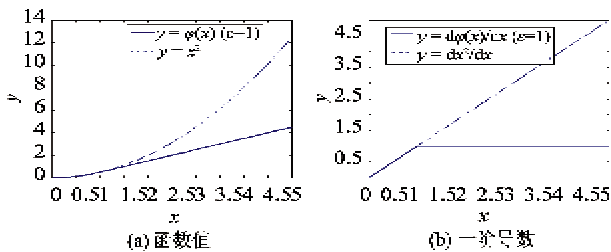


图4 Huber 函数的几何示例

在此基础上,对于给定的 r 波段光谱 $\mathbf{s}$ 和 $\mathbf{s}'$,定义光谱特征距离(spectral feature distance, SFD)为

$$\text{SFD}(\mathbf{s}, \mathbf{s}') \triangleq$$

$$\Phi(\mathbf{MW}(\mathbf{P}_r \mathbf{s} / \|\mathbf{P}_r \mathbf{s}\|_2 - \mathbf{P}_r \mathbf{s}' / \|\mathbf{P}_r \mathbf{s}'\|_2)) \quad (12)$$

式中 $\mathbf{W}$ 为小波变换矩阵, $\mathbf{M}$ 为对角矩阵,其对角线上各元素反映了在相应尺度上小波系数的权重, $\mathbf{P}_r$ 的定义与式(4)同,表示 r 维几何中心化投影矩阵。

综上所述,目标光谱的指导作用事实上是通过将端元光谱与目标光谱间的光谱特征距离作为附加正则项引入 MDC-NMF 方法中而实现的。在式(3)的基础上,其相应的优化问题可进一步描述为

minimize

$$f(\mathbf{S}, \mathbf{A}) = 1/2 \|\mathbf{X} - \mathbf{SA}\|_F^2 + \lambda/2 \text{trace}(\mathbf{S} \mathbf{P}_M \mathbf{S}^T) + \mu/2 \sum_{i=1}^M \sum_{i'=1}^{M'} \delta(\mathbf{s}_i \sim \mathbf{os}_{i'}) \text{SFD}(\mathbf{s}_i, \mathbf{os}_{i'})$$

$$\text{subject to } \mathbf{S} \geq 0, \mathbf{A} \geq 0, \mathbf{1}_M^T \mathbf{A} = \mathbf{1}_N^T \quad (13)$$

式中, μ 表示附加正则因子, M' 表示目标光谱个数, $\delta(E)$ 表示事件 E 的示性函数,满足

$$\delta(E) = \begin{cases} 1, & E \text{ 为真} \\ 0, & E \text{ 为假} \end{cases} \quad (14)$$

从式(13)所描述的优化问题可看出,本文方法在 $\mu = 0$ 时退化为非监督混合像元分解方法,若 $\mu \rightarrow +\infty$,则等效于忽略端元光谱与目标光谱间差别,直接将目标光谱用于混合像元分解;若 $0 < \mu < +\infty$,则可看作是上述两种方法的折衷。

2.2 优化算法

仔细分析式(13)可以发现,在该优化问题中, $\mathbf{A}$ 与 $\mathbf{S}$ 相互耦合,且因 $\{\delta(\mathbf{s}_i \sim \mathbf{os}_{i'})\}_{1 \leq i \leq M, 1 \leq i' \leq M'}$ 项的存在以及在 SFD 定义中对光谱数据的归一化操作,式(13)所描述的优化问题为非凸优化问题,其全局

最优解一般难以求得。因此,为求得其局部最优解,本文采用坐标下降(coordinate descent, CD)^[23]与叠代重加权(iterate reweight, IR)的方法对式(13)中的 A 与 S 进行交替更新。同时,为优先识别与目标光谱相似性大的端元光谱,从而降低误识别对最终混合像元分解结果的影响,本文对式(7)中 T 值的设置采用一种“退火”的方式进行,即首先设置一个较大的 T 值,其次在迭代过程中逐渐减小该 T 值直到最低可容许值。综上所述,该优化算法的整体计算框架如下:

(0) 设置相关初始值。

(1) 更新 A

$$\begin{aligned} \underset{A^{k+1}}{\text{minimize}} \quad & f(S, A^{k+1}) = 1/2 \|X - S^k A^{k+1}\|_F^2 \\ \text{subject to} \quad & A^{k+1} \geq 0, 1_{\alpha}^T A^{k+1} = 1_{\alpha}^T \end{aligned} \quad (15)$$

式中, s_i^k 固定为第 k 次迭代时的 s_i 值。

(2) 更新 S

$$\begin{aligned} \underset{S^{k+1}}{\text{minimize}} \quad & f(S^{k+1}, A) = 1/2 \|X - S^{k+1} A^k\|_F^2 \\ & + \lambda/2 \cdot \text{trace}(S^{k+1} P_{\mu} S^{k+1T}) \\ & + \mu/2 \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{M'} \delta(s_i^k - os_{ij}) \\ & \Phi \left(MW \left(\frac{P_r s_i^{k+1}}{\|P_r s_i^{k+1}\|_2} - \frac{P_r os_{ij}}{\|P_r os_{ij}\|_2} \right) \right) \\ \text{subject to} \quad & S^{k+1} \geq 0 \end{aligned} \quad (16)$$

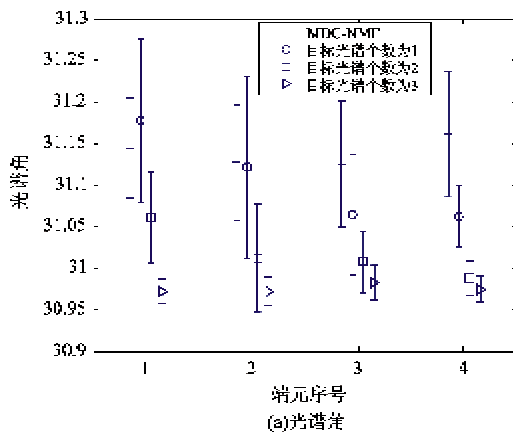
(3) 每隔若干步,判断 T 值是否大于最低可容许值。若是,令 $T = cT$, 其中 $0 < c < 1$ 。

(4) 上述三个步骤依次交替进行,直到满足某一停止准则为止,例如最大迭代次数。

其中,上标 k 表示第 k 次迭代。

3 实验结果与分析

本节首先利用模拟数据对本文方法的可行性和有效性进行验证,其次利用真实数据对本文方法的实际混合像元分解效果进行考察,同时将其与非监督情况下混合像元分解结果进行比较分析。



(a) 光谱精度

3.1 模拟数据实验结果与分析

模拟数据实验所采用的真实光谱选择自美国地质调查局(USGS)光谱库^[9],分别是:明矾石、水铍长石、高岭石和蒙脱土,如图5所示。同时,丰度值随机产生,满足丰度非负约束与丰度之和为1的约束。模拟图像大小为 64×64 像素。

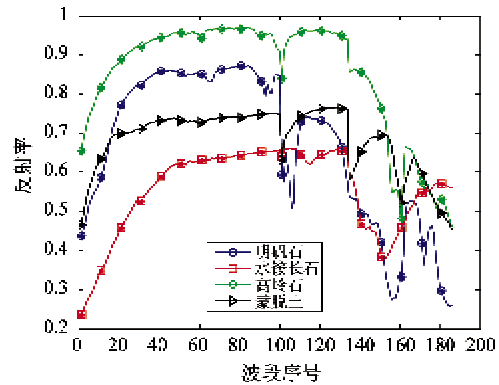
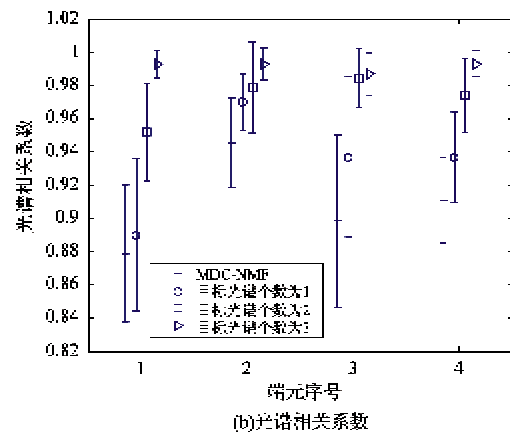


图5 选择自 USGS 光谱库的真实光谱

3.1.1 不同目标光谱个数下的端元提取实验

本模拟实验目的是探讨不同个数目标光谱指导下本文方法的可行性和有效性。设置最大丰度值不超过40%,随机进行10次实验,每次实验依次随机选择1、2、3个真实光谱作为目标光谱,比较本文方法与MDC-NMF方法所提取端元光谱与真实端元光谱间的相似性,所得结果分别如图6(a)、图6(b)所示。

由定义可知,光谱角越小则光谱相似性越高,反之,光谱相关系数越大则光谱相似性越高。因此,从图6中可以看出,通过引入目标光谱的指导作用,与非监督混合像元分解方法相比,本文方法所提取端元光谱与真实端元光谱间的相似性在整体上均有所提高,且提高程度随目标光谱个数增加而增加。



(b) 光谱相关系数

图6 不同目标光谱个数下混合像元分解精度比较

事实上,在较高混合程度下(例如在本实验中最大丰度值不超过 40%),若无目标光谱的指导作用,则非监督混合像元分解方法一般较难获得真实端元光谱的估计。图 7 给出了一个示例,其中,

“·”代表混合像元,“+”代表真实端元,“×”代表 MDC-NMF 方法所提取端元,“○”代表在 3 个目标光谱指导下本文方法所提取端元。

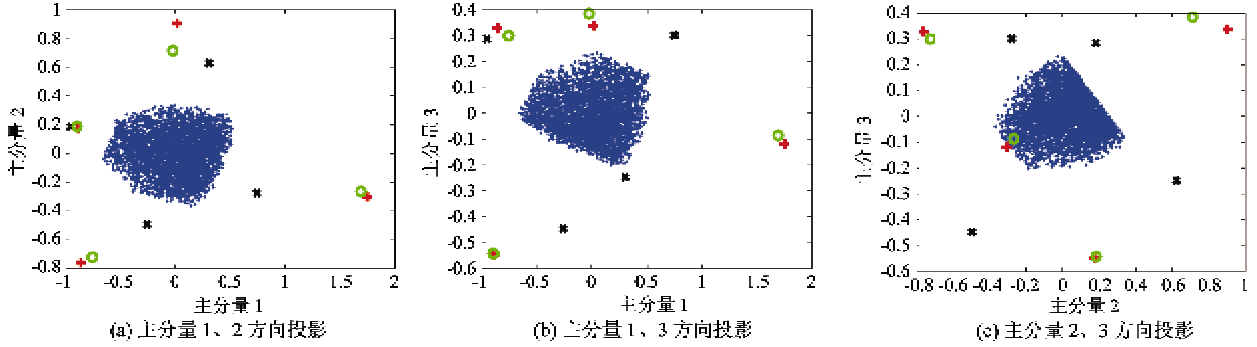


图 7 本文方法与 MDC-NMF 方法对比示例

3.1.2 不同混合程度下的端元提取实验

本模拟实验目的是探讨在不同混合程度下本文方法的可行性和有效性。设置目标光谱个数为 2, 随机进行 10 次实验,每次实验随机选择 2 个真实光谱作为目标光谱,同时依次设置最大丰度值不超过 40%、60%、80%,比较本文方法与 MDC-NMF 方法所提取端元光谱与真实端元光谱间的相似性,所得

结果分别如图 8(a)、(b)所示。其中,在各个端元序号处,从左至右,最大丰度值依次为 40%、60%、80%。从图 8 中可以看出,在不同混合程度下,与非监督混合像元分解方法相比,本文方法所提取端元光谱与真实端元光谱间的相似性在整体上均有所提高,但提高程度随最大丰度值增加而有所下降。

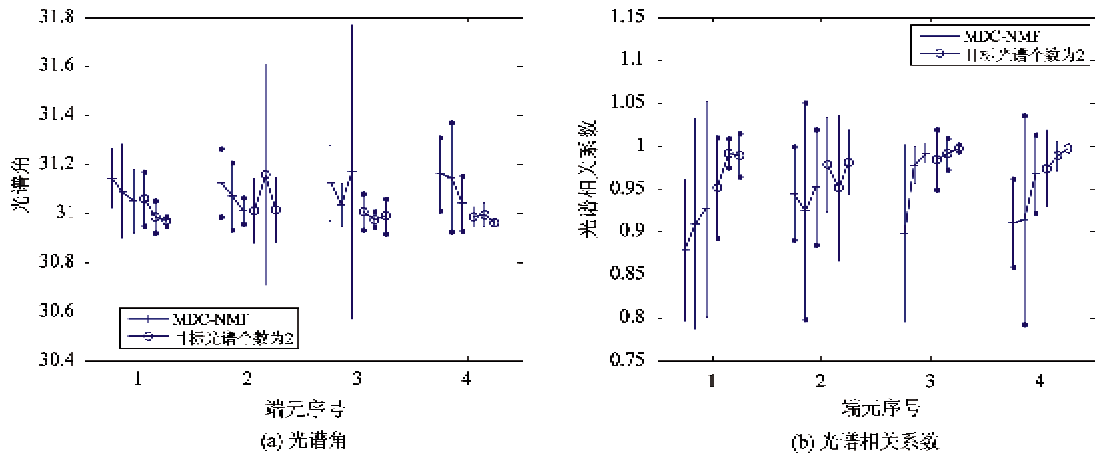


图 8 不同混合程度下混合像元分解精度比较

3.2 真实数据实验结果与分析

真实数据实验所采用的高光谱图像由机载可见、红外成像光谱仪 (airborne visible/infrared imaging spectrometer, AVIRIS) 于 1997 年在美国内华达州 Cuprite 矿区获得。本文选择该区域的部分图像作为真实数据实验图像,其大小为 250×191 像素,波段数为 187 (原始波段数为 224,根据惯例,1-3、104-113、148-167 和 221-224 波段因信噪比过低而未予考虑),其中第 30 波段图像如图 9 所示。

根据文献[24],明矾石(6)、水铍长石(1)、高岭石(7)、蒙脱土(1)、叙永石(5)、白云母(1)、方解石(3)、沙漠漆(1)、黄钾铁矾(1)和楣石(1)等 10 种典型地物被报道存在于 Cuprite 矿区,其中,括号内数字为光谱库中本文所采用的该类型地物光谱样本个数。本文将上述 10 种典型地物共 28 个光谱作为目标光谱,分别编号为 1-28,对本文方法的实际混合像元分解效果进行考察。

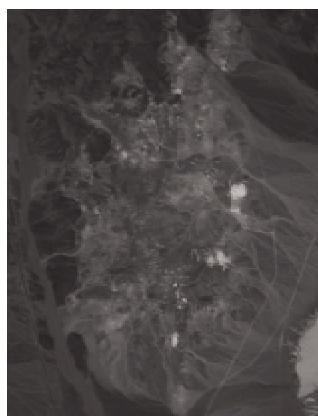


图 9 Cuprite 矿区第 30 波段高光谱图像

图 10 给出了混合像元分解过程中的光谱识别结果,其中目标光谱序号为 0 表示未获得识别。从图中可以看出,随式(7)中 T 值逐渐降低,按照与所

提取端元光谱相似性大小,目标光谱逐渐获得识别。最终共有 7 个目标光谱获得识别,分别是沙漠漆、白云母、蒙脱土、褐石、水铍长石¹、明矾石³ 和黄钾铁矾。其中,上标表示光谱样本序号。图 11 分别给出

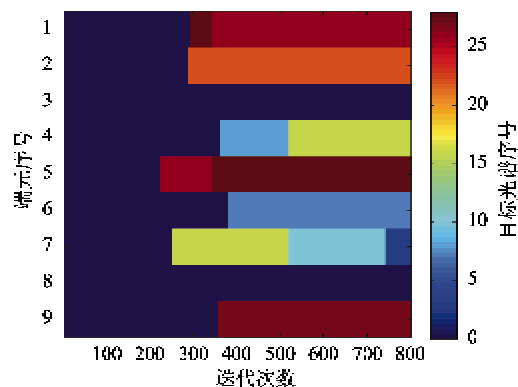
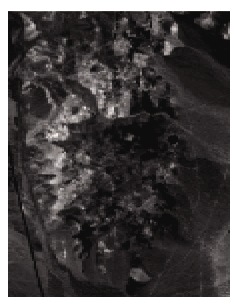
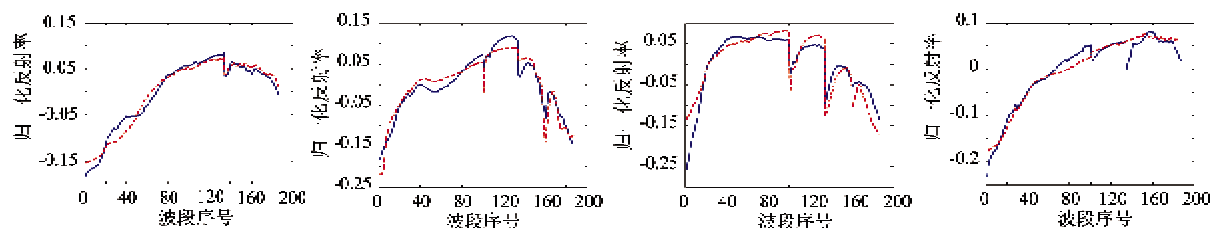
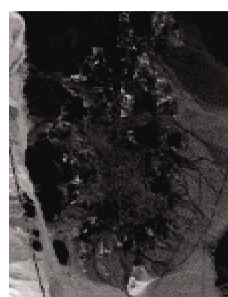


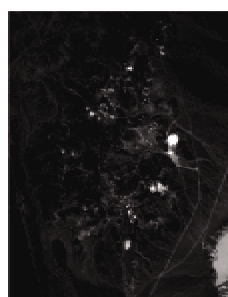
图 10 在混合像元分解过程中的光谱识别结果



(a) 沙漠漆



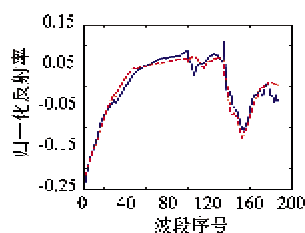
(b) 白云母



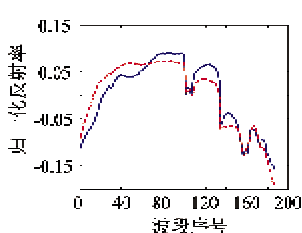
(c) 蒙脱土



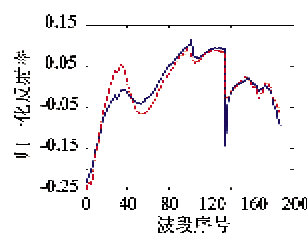
(d) 褐石



(e) 水铍长石¹



(f) 明矾石³



(g) 黄钾铁矾

图 11 获得识别的目标光谱以及与其存在对应关系的所提取端元光谱及其丰度图

了上述7个获得识别的目标光谱(虚线表示)和所提取出的与之存在对应关系的端元光谱(实线表示)及其丰度图。作为对比,表1给出了本文方法与MDC-NMF方法所提取端元光谱与相应目标光谱间的相似性。从表1中可以看出,对于该区域含量较多、即丰度值较大的地物,如沙漠漆、白云母、蒙脱土和楣石,在光谱角度量方式下本文方法的最终混

合像元分解结果在总体上得到改善,特别是白云母与目标光谱相似性的改善程度达到了33.19%,但在光谱相关系数度量方式下的改善效果不显著。对于含量较少、即丰度值较小,故在非监督情况下难以提取的地物,如水铍长石¹和黄钾铁矾,目标光谱的指导作用效果明显。

表1 本文方法与MDC-NMF方法所提取端元光谱与相应目标光谱间的相似性

	光谱角			光谱相关系数		
	本文方法	MDC-NMF方法	改变量	本文方法	MDC-NMF方法	改变量
沙漠漆	3.8023	3.9476	+3.68%	0.9820	0.9858	-0.38%
白云母	6.0627	9.0749	+33.19%	0.9553	0.9295	+2.78%
蒙脱土	5.7215	5.9278	+3.48%	0.9080	0.9134	-0.59%
楣石	4.6374	5.2558	+11.77%	0.9761	0.9705	+0.57%
水铍长石 ¹	3.2573	/	/	0.9734	/	/
明矾石 ³	10.4717	9.4716	-10.56%	0.9400	0.9418	-0.2%
黄钾铁矾	7.6652	/	/	0.9468	/	/

注:“/”表示未能正确识别。

这里值得明确的是,对真实数据实验而言,因高光谱图像中真实端元光谱一般较难获得,故所提取端元光谱与相应目标光谱间的相似性仅能从一个侧面对最终混合像元分解结果进行评价。相比于具体相似性数值的提高或降低,通过目标光谱的指导作用,能够提取在非监督情况下混合像元分解无法提取的地物类型,往往具有更重要的意义。

4 结论

混合像元分解是高光谱图像处理的关键技术之一。本文提出了一种目标光谱指导下的混合像元分解方法,并通过实验验证了其可行性和有效性。实验结果表明,通过引入目标光谱的指导作用,能够较好地诠释端元的物理含义,同时能够解决端元提取中的病态性问题。模拟数据实验结果表明,随着像元混合程度的增加,即一般对应于传感器空间分辨率的降低,本文方法的端元提取精度虽有所下降,但其下降程度低于非监督混合像元分解方法。因此,这从一个侧面表明,对于较高像元混合程度而言,充分利用先验光谱信息的指导作用将更为必要。

在基于识别的混合像元分解方法框架下,如何更为准确地进行光谱识别,同时更为鲁棒地保持异源光谱数据间的相似性是需要进一步开展的工作。

另外,值得一提的是,对于求解类似混合像元分解的反问题而言,识别步骤往往是引入附加信息的有效途径之一。例如,文献[25]在研究超分辨率图像重建时,也提出了类似的基于识别的基本思路,并取得了较好的效果。

参考文献

- [1] Keshava N, Mustard J. Spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(1): 44-57
- [2] Landgrebe D. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(1): 17-28
- [3] Manolakis D, Shaw G. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, 19(1): 29-43
- [4] Landgrebe D A. Multispectral land sensing: Where from, where to? *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 414-421
- [5] 郭山, 袁路, 孙卫东. 基于特征端元提取的像元分解方法. *高技术通讯*, 2008, 18(10): 1035-1040
- [6] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社, 2006. 246-289
- [7] Keshava N. A survey of spectral unmixing algorithms. *Lincoln Laboratory Journal*, 2003, 14(1): 55-78
- [8] Chang C-I, Ed. Hyperspectral data exploitation: Theory and applications. New York: Wiley, 2007. 107-203
- [9] Clark R N, Swayze G A, Wise R, et al. USGS digital spectral library splib06a: U. S. Geological Survey, Digital Data Series 231. <http://speclab.cr.usgs.gov/spec>

- tral.lib06: USGS, 2007
- [10] 王锦地, 张立新, 柳钦火等. 中国典型地物波谱知识库. 北京: 科学出版社, 2009. 202-291
 - [11] Dobigeon N, Tourneret J Y, Chang C I. Semi-supervised linear spectral unmixing using a hierarchical Bayesian model for hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46 (7): 2684-2695
 - [12] Asrar G. Theory and Applications of Optical Remote Sensing. New York: Wiley, 1989. 336-424
 - [13] Tarantola A, Valette B. Generalized nonlinear inverse problems solved using the least squares criterion. *Reviews of Geophysics and Space Physics*, 1982, 20(2): 219-232
 - [14] Yu Y, Guo S, Sun W. Minimum distance constrained non-negative matrix factorization for the endmember extraction of hyperspectral images. In: Proceedings of the 6th International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, Wuhan, China. 679015-1-679015-9
 - [15] Dattorro J. Convex Optimization & Euclidean Distance Geometry. Los Angeles: Meboo Publishing, 2005. 616-617
 - [16] Clark R N. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. In: Manual of Remote Sensing, Volume 3, Remote Sensing for the Earth Sciences, Rencz A N, ed. New York: John Wiley and Sons, 1999. 3-58
 - [17] Brown A J. Spectral curve fitting for automatic hyperspectral data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(6): 1601-1608
 - [18] Bruce L M, Li J. Wavelets for computationally efficient hyperspectral derivative analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39 (7): 1540-1546
 - [19] Bruce L M, Li J, Huang Y. Automated detection of sub-pixel hyperspectral targets with adaptive multichannel discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(4): 977-980
 - [20] Rivard B, Feng J, Gallie A, et al. Continuous wavelets for the improved use of spectral libraries and hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112 (6): 2580-2862
 - [21] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way. 3rd ed. Boston: Elsevier/Academic Press, 2009. 294-296
 - [22] Boyd S, Vandenberghe L. Convex Optimization. Cambridge: Cambridge, 2004. 298-300
 - [23] Bertsekas D P. Nonlinear Programming. 2nd ed. Belmont, Mass.: Athena Scientific, 1999. 267-271
 - [24] Swayze G A, Clark R N, Sutley S, et al. Ground-truthing AVIRIS mineral mapping at Cuprite, Nevada. In: Summaries of 3rd Annual JPL Airborne Geosciences Workshop, Pasadena, USA, 1992. 47-49
 - [25] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(9): 1167-1183

Target spectra guided spectral unmixing for hyperspectral images

Yu Yue, Sun Weidong

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract

In this paper, the problem about how to interpret the physical meanings of the endmembers extracted by spectral unmixing for hyperspectral images is paid special attention, and a new target spectra guided spectral unmixing method is proposed. The method is described below: Firstly, for some given target spectra with specific physical meanings, spectrum recognition is introduced into the procedure of spectral unmixing in order to establish the correspondence between endmember spectra and target spectra; Secondly, under the framework of minimum distance constrained nonnegative matrix factorization (MDC-NMF) method, a new regularization term, namely spectral feature distance (SFD), is proposed to measure and maintain the similarity between endmember spectra and target spectra which share a correspondence, and meanwhile, to solve the relevant optimization problem, an optimization algorithm is proposed accordingly. The feasibility and the real performance of the new method were examined and compared with that of the unsupervised spectral unmixing method by using a set of synthetic data and real hyperspectral images. The experimental results demonstrate that, by introducing the guidance of target spectra, the physical meanings of the extracted endmembers can be properly interpreted and the ill-posedness of the solution of spectral unmixing can be eliminated.

Key words: hyperspectral image, target spectra, spectral unmixing, spectrum recognition, wavelet transform