

基于修正 MCMC 的端元可变的混合像元分解算法

胡 霞 宋现锋 牛海山

(中国科学院大学 北京 100049)

摘 要 传统的混合像元分解一般是基于固定端元的,然而实际上影像中像元并非都由完全相同的端元组成。基于波谱库,将端元选取和丰度反演合为一个步骤,抽象成一个估计参数的随机过程,在端元数目可变的前提下,基于可逆的跳跃式 MCMC 方法估计参数,从波谱库中选取端元并对混合像元进行线性解混。在状态转移过程中,加入端元的累积知识,以提高算法效率。这种算法不需要人工干预,能够实现自动化像元分解,并且具有较高的精度。实验表明,基于修正 MCMC 的端元可变的自动化解混算法在分解精度和稳定性方面均优于基于固定端元的混合像元分解方法。

关键词 像元分解,波谱库,端元可变,随机变量,MCMC

中图法分类号 TP79 文献标识码 A

Variable Endmember Unmixing Algorithm Based on Correction MCMC Method

HU Xia SONG Xian-feng NIU Hai-shan

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract Traditional unmixing methods are based on the fixed endmember, and need to assume that the remote sense image has pure pixel. In fact, this assumption is not necessarily true, and all pixels are not composed of the same endmembers. This paper merged the endmember extraction and unmixing into one step, and abstracted it to a random process based on a standard spectral library. Within the premise of variable number of endmembers, Reversible jump MCMC method was used to estimate parameters. The accumulated knowledge of endmembers was used during the state transition process, to improve algorithm efficiency. This algorithm does not require human intervention. It can achieve automated unmixing, and has a high accuracy. The experiments show that the algorithm based on MCMC is superior to the traditional unmixing method in both accuracy and stability.

Keywords Unmixing, Spectral library, Variable endmember, Random variables, MCMC

随着高光谱遥感影像的广泛应用,遥感影像的混合像元分解变得十分重要。通过混合像元分解,可以提高影像中小目标的提取能力、地物精细分类精度和影像处理的自动化和智能化水平^[2]。国内外有很多学者针对高光谱影像混合像元分解进行研究,提出了大量的混合像元分解模型,主要有线性模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型和模糊分析模型^[1]。其中线性模型应用最广泛,本文将基于线性模型展开研究。基于线性模型的混合像元分解一般包括两个步骤:端元选取和丰度反演。

端元选取有两种方式,一是直接从图像上寻找端元,二是从标准光谱库中选择。从遥感图像上直接提取端元的方法有 PPI 指数法、N-FINDER 算法、VCA 算法等^[3]。该类方法大多需要假设遥感影像中存在纯像元。然而由于环境的复杂性,很多情况下纯像元存在的假设并不一定成立。从标准光谱库中选取端元,不需要依赖于纯像元存在的假设,目前有很多国内外学者和机构致力于标准波谱库的建设^[4]。

传统的混合像元分解,一般都是基于固定端元的。实际上,影像中的像元并不是由完全相同的端元组成的。因此,如

果在分解过程中加入动态端元,对每个像元单独提取端元,则会相应地提高混合像元分解精度^[5]。吴柯等(2007)提出基于神经网络的端元可变的混合像元分解^[5]。WANG Ligu (2009)提出基于灵活端元的像元分解方法^[6]。Dobigeon (2010)提出一种基于可逆跳跃式 MCMC^[9]的估计端元数目的算法^[10],该算法利用分层贝叶斯模型和 MCMC 方法^[7],实现了端元可变的线性混合像元分解,支持混合像元分解自动化,并且具有较高精度。然而,研究发现该算法存在以下不足:1)接受函数不合理,状态转移无法有效地判断和终止;2)迭代次数多,时间复杂度高,对于整幅遥感影像,算法可行性低。

本文结合实际项目经验,对 Dobigeon 提出的算法进行了完善和改进,修正马尔科夫链的状态转移过程,加入端元的累积概率,修改接受函数,加快跳转速度,缩短马尔科夫链的长度,提高算法的效率和可行性。

1 算法框架

基于修正 MCMC 方法的混合像元分解算法从波谱库中

到稿日期:2013-01-09 返修日期:2013-04-27 本文受国家自然科学基金项目(40871032),国家 973 项目(2013CB733402)资助。

胡 霞(1986—),女,硕士生,主要研究方向为空间数据挖掘,E-mail:huxiabj@yahoo.com;宋现锋 男,教授,主要研究方向为空间信息系统技术、遥感与 GIS 环境应用;牛海山 男,副教授,主要研究方向为草原植物生态学、干旱强度评价。

选取端元,将端元选取和丰度反演合为一个步骤,抽象为参数估计的过程,将端元个数、端元矩阵、丰度作为随机参数,通过一个马尔科夫链选定状态转移函数(核函数),进行随机抽样。将最终的状态作为像元分解的结果。算法总体框架如图 1 所示。

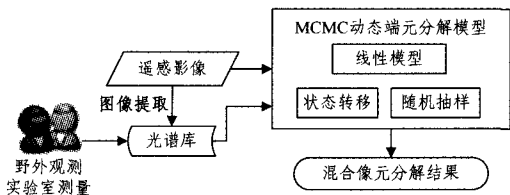


图 1 算法总体框架

对于马尔科夫链的初始状态,随机给定端元个数,从波谱库中随机选择相应个数的光谱作为端元矩阵。在后续的状态转移过程中,依旧从波谱库中选择端元。在进行端元替换或删除时,加入端元的累积知识,缩短马尔科夫链的长度,提高算法效率。算法详细流程如图 2 所示。

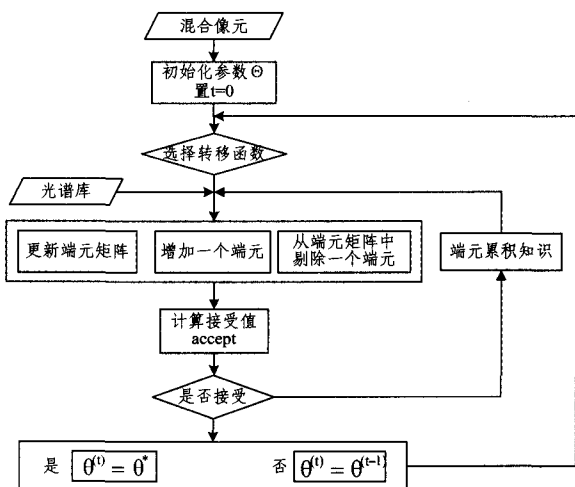


图 2 基于 MCMC 的端元可变的端元提取和解混算法流程

2 状态转移函数

假设状态空间为 $S = \{s_t; t > 0\}$, 状态 s_{t-1} 时刻, 参数 $\theta^{(t-1)} = \{R^{(t-1)}, M^{(t-1)}, A^{(t-1)}, \delta^{(t-1)}\}$, 波谱库为 $\mathcal{L} = [L_1, L_2, \dots, L_N]$ 。

2.1 端元累积贡献度

为了缩短马尔科夫链的长度,减少算法迭代次数,在随机抽样过程中加入端元的累积知识。在 s_{t-1} 时刻,当分解残差小于阈值 φ 时,更新端元的累积贡献度。假设端元 i 累积出现次数为 $N(i)$, 在混合像元中累积比例为 $E(i)$, 则端元对混合像元的贡献度为 $C(i) = N(i)E(i)$, 端元贡献度最大值为 C_{\max} 。

2.2 替换端元

端元个数不变,从波谱库中随机选择端元替换当前状态下的端元矩阵中的某一个端元。

$$R^* = R^{(t-1)} \quad (1)$$

端元 $i (i=1, 2, \dots, R^{(t-1)})$ 被替换的概率为:

$$p(i) = \frac{C_{\max} - C(i)}{\sum_{j=1}^{R^{(t-1)}} (C_{\max} - C(j))} \quad (2)$$

按照端元被替换的概率从端元矩阵中随机选取端元 $M[j]$, 从波谱库 \mathcal{L} 中等概率地随机选取 $l^* (l^* \neq m_r, r=1, 2, \dots, R^{(t-1)})$ 替换 $M[j]$, 则

$$M^* = [m_1^{(t-1)}, \dots, m_{j-1}^{(t-1)}, l^*, m_{j+1}^{(t-1)}, \dots, m_{R^{(t-1)}}^{(t-1)}] \quad (3)$$

$$A^* = A^{(t-1)} \quad (4)$$

2.3 新增端元

端元个数增加 1, 从波谱库中等概率地随机选择端元加入当前状态下的端元矩阵。

$$R^* = R^{(t-1)} + 1 \quad (5)$$

从波谱库 \mathcal{L} 中随机选取 $l^* (l^* \neq m_r, r=1, 2, \dots, R^{(t-1)})$, 则

$$M^* = [m_1^{(t-1)}, \dots, m_{R^{(t-1)}}^{(t-1)}, l^*] \quad (6)$$

令 $\omega^* \sim Be(1, R^{(t-1)})$, 随机生成 ω^* , 将其加入 $A^{(t-1)}$ 并归一化:

$$A^* = \left[\frac{a_1^{(t-1)}}{h}, \frac{a_2^{(t-1)}}{h}, \dots, \frac{a_{R^{(t-1)}}^{(t-1)}}{h}, \omega^* \right] \quad (7)$$

式中, $h = \frac{1}{1 - \omega^*}$ 。

2.4 剔除端元

端元个数减 1, 从当前状态下的端元矩阵中随机剔除一个端元。

$$R^* = R^{(t-1)} - 1 \quad (8)$$

端元 i 被剔除的概率为:

$$p(i) = \frac{C_{\max} - C(i)}{\sum_{j=1}^{R^{(t-1)}} (C_{\max} - C(j))} \quad (9)$$

按照端元被剔除的概率从端元矩阵中随机选取端元 $M[j]$, 剔除端元 $M[j]$, 则

$$M^* = [m_1^{(t-1)}, \dots, m_{j-1}^{(t-1)}, m_{j+1}^{(t-1)}, \dots, m_{R^{(t-1)}}^{(t-1)}] \quad (10)$$

从 $A^{(t-1)}$ 中移除 $a[j]$, 并将其归一化:

$$A^* = \left[\frac{a_1^{(t-1)}}{h}, \dots, \frac{a_{j-1}^{(t-1)}}{h}, \frac{a_{j+1}^{(t-1)}}{h}, \dots, \frac{a_{R^{(t-1)}}^{(t-1)}}{h} \right] \quad (11)$$

式中, $h = 1 - \sum_r a_r^{(t-1)}$ 。

2.5 状态转移函数选择

设 3 个参数 η_R, b_R, d_R 分别表示选择状态转移替换、新增、剔除的概率, 它们满足条件:

$$b_R = \xi \min\left\{1, \frac{p(R+1)}{p(R)}\right\} \quad (12)$$

$$d_R = \xi \min\left\{1, \frac{p(R)}{p(R+1)}\right\} \quad (13)$$

$$\eta_R + b_R + d_R = 1 \quad (14)$$

式中, $\eta_0 = d_0 = 0, b_{R_{\max}} = 0, R_{\max}$ 表示像元能够分解的最大端元个数。 ξ 是一个能确保对所有的 $R (R=1, 2, \dots, R_{\max})$ 均满足 $b_R + d_R \leq 0.9$ 的数值。令 $\mu_1 \sim U_{[0,1]}$, 若 $\mu_1 \leq b_{R(t)}$, 增加端元; 若 $b_{R(t-1)} \leq \mu_1 \leq b_{R(t-1)} + d_{R(t-1)}$, 剔除端元; 否则, 替换端元, 最终得到参数 $\theta^* = \{R^*, M^*, A^*, \delta^*\}$ 。

3 接受函数

Dobigeon 采取的接受函数计算值远小于 $1^{[10]}$, 导致抽样被接受的概率非常小。Peslum(1973)指出在 Metropolis 算法中可以采用如下形式的接受函数^[8]:

$$accept = \min\left(1, \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta^{t-1})}\right) \quad (15)$$

在本文中,利用参数的联合分布作为MCMC算法的平稳分布,因此随机抽样结果的接受函数可以表示为:

$$accept = \min\left(1, \frac{p(\theta^* | y)}{p(\theta^{t-1} | y)}\right) \quad (16)$$

若 $accept < 1$, 则取随机变量 $\mu \sim U_{[0,1]}$, 若 $\mu < accept$, 则接受该抽样,更新 $\theta^t = \theta^*$; 否则,拒绝,令 $\theta^t = \theta^{t-1}$;

4 算法收敛性

理论上MCMC算法在马尔科夫链达到一定长度后就会收敛。但在实际应用中,这个长度很难估计。本文采取RMSE的期望作为算法收敛的检测:

$$E(RM) = \sum p_i r m_i \quad (17)$$

5 实验与分析

5.1 仿真数据实验

本文采用美国约翰霍普金斯大学波谱库^[12]中的光谱集来构建仿真数据,波段范围为0.4~2.5 μm 。从JHU Lib中挑选5个光谱,分别为紫色石英(Purple Quartzite)、棕色壤土(Brown Silty Loam)、落叶林(Deciduous)、草(Grass)、水体(Water),光谱曲线如图3所示。

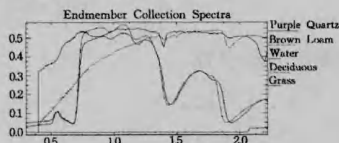


图3 仿真数据选取的端元

仿真影像大小为 20×20 , 波段数为6, 各波段范围与Landsat TM相同。每个像元的端元个数为[1,5]之间的随机数,随机生成每个端元的丰度值,线性组合成像元。调用基于MCMC方法的端元可变的像元分解算法,对图像中的每个像元进行解混。丰度估计值与真实值之间的对比关系如图4所示。

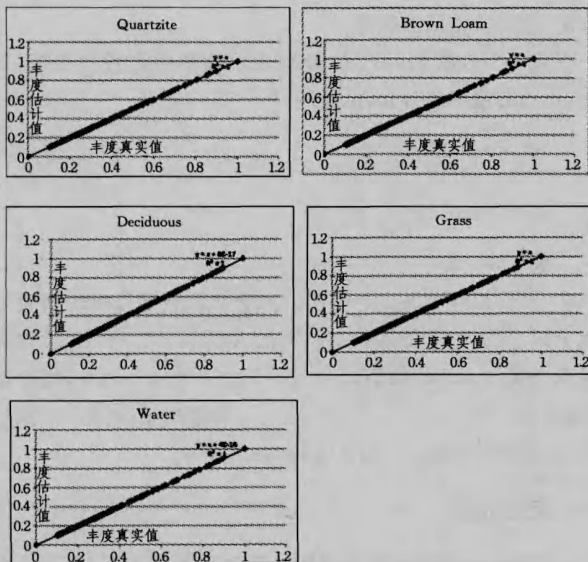


图4 仿真数据丰度真实值与估计值对比

从结果可以看出,所有的像素分解结果都正确,估计值与

真实值之间的斜率都为1。均方根误差和系统误差如表1所列。

表1 仿真数据均方根误差和系统误差

	Quartzite	Brown Loam	Deciduous	Grass	Water
RMSE	0.0007	0.0006	0.0002	0.0003	0.0006
SE	0.004	-0.001	-0.001	0.002	-0.004

算法的均方根误差和系统误差都很小,从而证明了基于修正MCMC的混合像元分解算法的正确性。

5.2 真实遥感数据实验

5.2.1 研究区域分析

研究区域位于锡林浩特市区东南的锡林水库周边,地表覆盖为水体、植被、土壤、道路、露天煤矿^[11]等,采用Landsat TM影像,该影像采集于2010年8月,如图5所示。

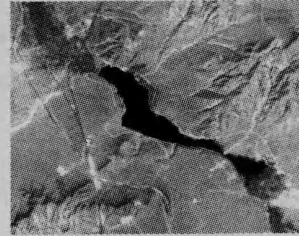


图5 真实遥感影像

从标准波谱库中选择端元,需要已有波谱库和研究区域的专家知识。由于条件限制,本文实验中利用PPI指数法从图像中构建波谱库,来验证算法的正确性和可行性。构建波谱库 \mathcal{E} ,其包含8种地物光谱,光谱曲线特征如图6所示。

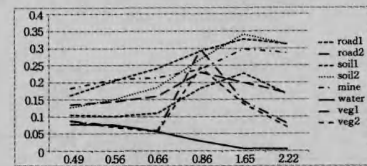


图6 构建波谱库光谱曲线特征

5.2.2 基于固定端元的线性分解

传统线性分解是基于固定端元的,端元数目必须小于等于波段数,实验从波谱库 \mathcal{E} 中选取6个端元:soil1,soil2,road1,mine,water,veg1进行像元分解。分解结果如图8所示。

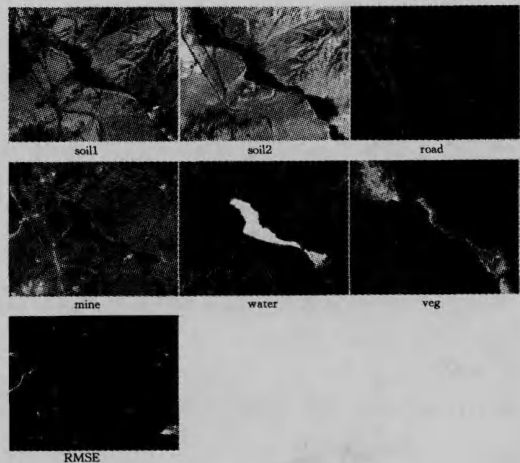


图7 固定端元的线性分解结果

分解的结果存在一定误差,主要原因为:(1)波谱库构建存在一定的误差,端元并不是纯像元;(2)算法对端元数目的限制。

5.2.3 基于MCMC的端元可变的像元分解

利用波谱库 \mathcal{L} ,基于修正的MCMC方法,对研究区域进行像元分解,结果如图7所示。

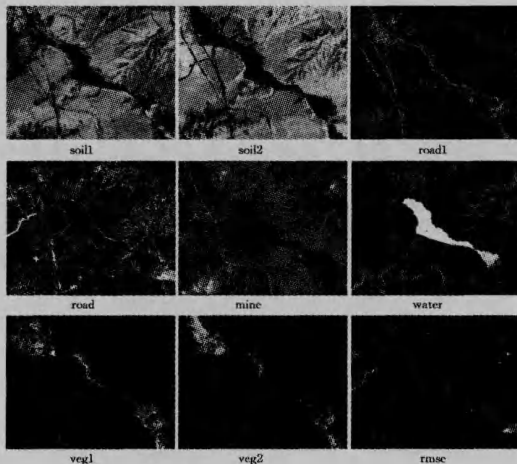


图8 基于MCMC的端元可变混合像元分解结果

从分解结果可以看出,基于动态端元的像元分解方法,由于端元数目比基于固定端元的方法多,因此挖掘出了更多的信息,并且分解效果优于基于固定端元的像元分解。

无累积知识的算法和加入累积知识的算法效率对比如表2所列。

表2 基于累积知识的算法效率对比

算法	运行时间	平均迭代次数
无累积知识的状态转移	30 minutes	55
基于累积知识的状态转移	24 minutes	43

基于累积知识的算法节省了近20%的时间,迭代次数减少了22%,说明在替换端元或剔除端元的过程中加入端元的累积贡献度,能够加速算法收敛,提高效率。

5.2.4 结果对比与分析

固定端元的线性分解和基于MCMC的端元可变的线性分解均方根误差对比如表3所列。

表3 固定端元和动态端元RMSE对比

	固定端元	动态端元
soil1	0.019	0.008
soil2	0.012	0.011
road1	0.014	0.004
mine	0.012	0.008
water	0.009	0.009
veg1	0.019	0.009
road2	—	0.011
veg2	—	0.006

RMSE结果表明,基于修正MCMC方法的端元可变的像元分解方法优于基于固定端元的线性分解。

由于传统的线性模型限制了端元数目,整幅影像都采取相同的端元进行分解,导致分解存在一定的偏差。而本文中基于修正MCMC的方法的混合像元分解算法,不限制端元个

数,基于动态端元,每个像元都采取不同的端元进行像元分解,使得每个像元的分解残差最小。

基于修正MCMC的混合像元分解算法,从已有的波谱库中选择端元,实现了混合像元分解的自动化。虽然实验中使用了基于图像构建的波谱库,不能保证端元的纯度,带来了系统误差,但是在一定程度上验证了算法的可行性。为了使算法的效果更好,可以对研究区域进行实地测量,构建精准的波谱库。

结束语 基于修正MCMC方法的像元分解算法利用已有的波谱库选择端元,实现了端元可变的自动化混合像元分解。与基于固定端元的线性模型相比,该算法能够从图像中提取出更多的信息,端元数目不受波段数目的限制,分解效果更加精确。波谱库的不精准带来的系统误差,在实际应用时可以通过实地测量来降低。

基于修正MCMC的算法基于动态端元,实现了像元分解的自动化,端元数目不受限制,保证每个像元的分解残差达到最小,算法具有很好的收敛性,从而保证了幂等性,对于遥感影像的实际应用具有重要意义。

在实际应用中,标准波谱库的选择需要大量的专家知识,具有一定的难度,后续研究将从波谱库选择方面改进算法,以进一步提高算法的自动化和适用性。

参考文献

- [1] 吕长春,王忠武,钱少猛.混合像元分解模型综述[J].遥感信息,2003(3):55-60
- [2] 杨国鹏.基于相关向量机的高光谱影像混合像元分解[J].电子学报,2010,38(2):2751-2756
- [3] Martinez P J, Pérez R M, Plaza A, et al. Endmember extraction algorithms from hyperspectral images[J]. Annals of Geophysics, 2006, 49(1):93-101
- [4] 田庆久,宫鹏.地物波谱数据库研究现状与发展趋势[J].遥感信息,2002(3):1-6
- [5] 吴柯,张良培,李平湘.一种端元变化的神经网络混合像元分解方法[J].遥感学报,2007,11(1):20-26
- [6] Wang Li-guo, Zhang Jing, Deng Lu-qun. Spectral Unmixing Technique Based on Flexibly Selected Endmembers[C]//Computer Science and Information Engineering, 2009 WRI World Congress. Volume7, 2009:148-151
- [7] 周维,许海霞,郑金华.基于RJCMC的视觉多目标跟踪算法[J].计算机科学,2012,39(7):270-275
- [8] 赵琪.MCMC方法研究[D].济南:山东大学,2007
- [9] Green P J. Reversible jump Markov Chain Monte Carlo method-computation and Bayesian model determination[J]. Biometrika, 1995, 82(4):711-732
- [10] Echès O, Dobigeon N, Tournet J-Y. Estimating the number of endmembers in hyperspectral images using the normal compositional model and a hierarchical Bayesian algorithm[J]. IEEE J. Sel. Topics Signal Processing, 2010, 3(3):582-591
- [11] 陈四清,刘纪远,庄大方.基于Landsat TM/ETM数据的锡林河流域土地覆盖变化[J].地理学报,2003,58(1):45-51
- [12] Johns Hopkins University Spectral Library[OL]. <http://asterweb.jpl.nasa.gov/speclib/>