

基于先验知识的 MCMC 在混合像元分解中的应用研究

胡霞 (中国科学院大学, 北京 100049)

摘要 MCMC 方法是一种动态的参数估计方法, 研究 MCMC 方法在遥感影像混合像元分解中的应用。传统的混合像元分解一般是基于固定端元的, 而实际上影像中像元并不都是由完全相同的端元组成。基于 MCMC 方法提出了一种端元可变的像元分解算法, 并且充分利用了端元的累计先验知识。算法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。在状态转移过程中, 加入端元的累计先验知识, 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。结果表明, 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 遥感影像; 像元分解; 端元可变; 随机变量; MCMC; 先验知识

中图分类号 S127; TP79 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2013)10-04673-04

Application of the MCMC in Pixel Unmixing Based on the Priori Knowledge

HU Xia (University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract The MCMC method is a dynamic method for parameter estimation, the application of MCMC in pixel unmixing of remote sensing image was studied. Traditional unmixing methods are based on the fixed endmember, and need to assume that the remote sense image exits pure pixel. In fact, this assumption is not necessarily true, and all pixels are not composed of the same endmembers. The study merges the endmember extraction and unmixing into one step, and abstracts it to a random process. Within the premise of variable number of endmembers, use reversible jump MCMC method to estimate parameters. The accumulated knowledge of endmembers during the state transition process was adopted to improve algorithm efficiency. This algorithms does not require human intervention. It can achieve automated unmixing, and has a high accuracy. The experiments showed that the algorithm based on MCMC is superior to the traditional unmixing method in both accuracy and stability.

Key words Remote sensing; Unmixing; Variable endmember; Random variables; MCMC; Priori knowledge

MCMC 方法是一种动态的估计参数的概率统计方法^[1], 即构造一条马尔科夫链, 使其平稳分布为待估参数的后验分布, 通过这条马尔科夫链产生后验分布的样本, 并基于马尔科夫链达到平稳分布时的样本(有效样本)进行蒙特卡罗积分。

随着遥感技术的发展, 不同尺度的多元遥感信息可以提供更丰富的地标信息, 混合像元分解变得越来越重要。混合像元分解一般包含两个过程: 端元光谱确定和端元丰度反演^[2]。端元光谱的确定有两种方式: 使用光谱仪在地面或实验室测量到的“参考端元”; 在遥感图像上得到的“图像端元”。前者一般从标准波谱库选择, 后者直接从图像上寻找端元。从遥感图像上选取端元的方法分为两类: 一类是在有先验知识的情况下的监督方式; 另一类是没有任何先验知识情况下的端元提取算法(EEA), 包括 PPI 指数法、N-FINDER 算法、VCA 算法^[3]等, 这类算法大多需要假设数据集中至少存在一个纯像元, 并从图像中提取纯像元。虽然纯像元存在的假设提高了这些算法的精度, 但在某些情况下, 例如低空间分辨率或者涉及到具体地面覆盖物时, 这个假设将不成立。丰度反演模型用来估计端元所占比例, 国内外学者提出了大量的丰度反演模型, 有线性混合光谱模型、概率模型、几何光学模型、随机几何模型和模糊分析模型等。

传统的混合像元分解算法都是基于固定端元的, 即假设影像中所有的像元都是由相同的端元组合而成。虽然这个

假设可以使得混合像元分解模型简单化, 但是事实上, 影像中所有像元并不都由完全相同的端元组合。因此, 如果在分解过程中加入动态端元, 即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。目前国内外均有学者基于可变端元做混合像元分解的研究工作, 例如我国的吴柯等提出了一种基于神经网络的端元可变的混合像元分解^[4], Wang 等提出了基于灵活端元的像元分解方法^[5], Dobigeon 等在可逆跳跃式 MCMC^[6]的基础上提出了一种基于可变端元的估计端元数目的算法^[7]。

MCMC 不仅为混合像元分解提供了新的方式, 通过马尔科夫决策过程, 提高估计的准确性, 而且能够实现自动化, 对该方法的研究为混合像元分解提供了新的方法。

为此, 笔者对 MCMC 方法进行混合像元分解的理论进行研究, 对状态转移过程、状态评价指标、计算效率等方面进行研究和探索, 提高 MCMC 方法的实用性。

1 基于 MCMC 的端元选取算法

1.1 线性混合模型 在线性混合模型^[9]中, 每一光谱波段中像元的反射率表示为其端元组分特征反射率与它们各自面积比例的线性组合:

$$y_l = \sum_{r=1}^R a_r m_{rl} + \varepsilon_l \quad (1)$$

式中, $l=1, 2, \dots, L$ (L 表示波段数), $r=1, 2, \dots, R$ (R 表示选定的端元组分), y_l 是混合像元的反射率, m_{rl} 表示第 r 个端元组分在 l 波段的反射率, a_r 表示该像元第 r 个端元组分所占的面积, ε_l 表示第 l 波段的分解残差。

端元丰度 a_r 必须满足正定、和为 1 的条件:

$$\begin{cases} \sum_{r=1}^R a_r = 1 \\ a_r \geq 0, r=1, 2, \dots, R \end{cases} \quad (2)$$

基金项目 国家自然科学基金项目(40871032); 国家 973 项目(2013-CB733402)。

作者简介 胡霞(1986-), 女, 甘肃张掖人, 硕士研究生, 研究方向: 空间数据挖掘, E-mail: huxiajb@yahoo.com。

收稿日期 2013-03-07

线性模型的分解结果一般通过均方根误差 (RMSE) 来衡量:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^L \delta_l^2}{L}} \quad (3)$$

根据线性模型, 可以推断像元反射率符合以下高斯分布:

$$y \sim N(A^* M^*, \delta^2) \quad (4)$$

其中,

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_L]$$

$$A^* = [a_1, a_2, \dots, a_R]$$

$$M^* = [m_r, r=1, 2, \dots, R, l=1, 2, \dots, L]$$

1.2 随机过程的抽象 已知光谱库 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{\max}\}$, 将估计端元个数、从光谱库中提取端元、估计分解丰度、估计分解残差这一过程作为一个随机过程, 设 $e = \{R, M, A, \delta^2\}$ 为一个随机变量, 用一个概率分布去描述它, 作为它的先验分布, 记作 $\pi(\theta)$ 。像元的反射率 y 在随机变量 θ 给定某个值时的条件概率函数记为 $p(y|\theta)$ 。

$$p(y|\theta) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{L/2}} \exp\left(-\frac{\|y - AM\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

像元反射率 y 与参数 θ 的联合分布为:

$$\pi(y, \theta) = p(y|\theta)\pi(\theta) \quad (6)$$

将此联合分布作为 MCMC 方法的平稳分布。

1.3 状态转移函数 假设状态空间为 $C = \{c_i; i \geq 0\}$, 从状态 c_{i-1} 到状态 c_i 的转移可以有 3 种状态转移方式选择: 替换、新增、剔除。假设状态 c_{i-1} 时刻, 参数: $\theta^{(i-1)} \{R^{(i-1)}, M^{(i-1)}, A^{(i-1)}, \delta^{2(i-1)}\}$ 。

1.3.1 替换。 端元个数不变, 从光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。

$$R^* = R^{(i-1)} \quad (7)$$

取 $j \sim u\{1, 2, \dots, R^{(i-1)}\}$, 从光谱库 s 中随机选取 s^* ($s^* \neq m_r^{(i-1)}, r=1, 2, \dots, R^{(i-1)}$) 替换 $M[j]$, 则: $M^* = [m_1^{(i-1)}, \dots, m_{j-1}^{(i-1)}, s^*, m_{j+1}^{(i-1)}, \dots, m_n^{(i-1)}]$

$$A^* = A^{(i-1)} \quad (9)$$

$$\delta^{2*} = \|y - A^* M^*\| \quad (10)$$

1.3.2 新增。 端元个数增加 1, 从光谱库中随机选择端元加入当前状态下的端元矩阵。

$$R^* = R^{(i-1)} + 1 \quad (11)$$

从光谱库 S 中随机选取 s^* ($s^* \neq m_r^{(i-1)}, r=1, 2, \dots, R^{(i-1)}$), 则:

$$M^* = [m_1^{(i-1)}, \dots, m_{R^{(i-1)}}^{(i-1)}, s^*] \quad (12)$$

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

$$A^* = \left[\frac{a_1^{(i-1)}}{c}, \frac{a_2^{(i-1)}}{c}, \dots, \frac{a_{R^{(i-1)}}^{(i-1)}}{c}, \omega^*\right] \quad (13)$$

其中, $C = \frac{1}{1 - \omega^*}$

$$\delta^{2*} = \|y - A^* M^*\| \quad (14)$$

1.3.3 剔除。 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。

$$R^* = R^{(i-1)} - 1 \quad (15)$$

取 $j \sim \mu\{1, 2, \dots, R^{(i-1)}\}$, 剔除端元 $M[j]$, 则:

$$M^* = [m_1^{(i-1)}, \dots, m_{j-1}^{(i-1)}, m_{j+1}^{(i-1)}, \dots, m_{R^{(i-1)}}^{(i-1)}] \quad (16)$$

从 $A^{(i-1)}$ 中移除 $a[j]$, 并将其归一化:

$$A^* = \left[\frac{a_1^{(i-1)}}{C}, \frac{a_2^{(i-1)}}{C}, \dots, \frac{a_{j-1}^{(i-1)}}{C}, \frac{a_{j+1}^{(i-1)}}{C}, \dots, \frac{a_{R^{(i-1)}}^{(i-1)}}{C}\right] \quad (17)$$

其中, $C = \sum_{r=1, r \neq j}^R a_r^{(i-1)}$ 。

$$\delta^{2*} = \|y - A^* M^*\| \quad (18)$$

1.3.4 状态转移函数选择准则。 假设当前状态端元个数为 R , 其密度函数为:

$$p(R) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^R}{R!} \quad (19)$$

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

$$b_R = \xi \min\left\{1, \frac{p(R+1)}{p(R)}\right\} \quad (20)$$

$$d_{R+1} = \xi \min\left\{1, \frac{p(R)}{p(R+1)}\right\} \quad (21)$$

其中, $\eta_0 = d_0 = 0, b_{R_{\max}} = 0, R_{\max}$ 表示像元 y 能够分解的最大端元个数, 通常情况下, $R_{\max} \leq L$ 。 ξ 是一个能确保对所有的 R ($R=1, 2, \dots, R_{\max}$) 而言, 满足 $b_R + d_R < 0.9$ 的数值。

令 $u_i \sim \mu_{[0,1]}$, 若 $u_i \leq b_{R(i)}$, 选择新增; 若 $b_{R(i-1)} \leq u_i \leq b_{R(i-1)} + d_{R(i-1)}$, 选择剔除; 否则, 选择替换, 最终得到参数 $\theta^* = \{R^*, M^*, A^*, \delta^{2*}\}$ 。

2 基于累计先验的混合像元分解模型

2.1 端元贡献度 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:

$$C(i) = N(i)E(i) \quad (22)$$

假设端元贡献度最大值为 C_{\max} 。

当马尔科夫链达到一定长度后, 将端元的累计贡献度应用到端元被剔除或替换的概率中, 端元 i 被替换或剔除的概率为:

$$p(i) = \frac{C_{\max} - C(i)}{\sum_{j=1}^{R^{(i-1)}} [C_{\max} - C(j)]} \quad (23)$$

2.2 累计先验 加入端元贡献度之后, 可以增加有效状态的转移, 从而加速马尔科夫链的收敛。然而如果将端元累计贡献度的计算与马尔科夫链的推进同时进行, 存在两个难点: 一是马尔科夫链的长度达到什么程度时才将这个累计贡献度应用到转移过程中; 二是在应用累计贡献度之后是否继续进行累计贡献度的更新。为了解决这两个难点, 该研究并且保证有效地提高混合像元分解的效率, 采用累计先验来代替端元累计贡献度。

对待分解的遥感影像, 首先对影像进行分类, 将每一类遥感影像的像素均值作为待分解混合像元, 调用基于 MCMC 的混合像元分解算法, 在状态转移过程中, 计算每个端元对

该混合像元的累计贡献度。将每一类的端元累计贡献度作为属于该类的所有混合像元的累计先验知识,应用到基于 MCMC 的混合像元分解中。

2.3 模型框架 见图 1。

3 试验与分析

3.1 研究区域 研究区域位于锡林浩特市区东南,锡林水库周边。地表覆盖为水体、植被、土壤、道路、居民区、露天煤矿等,采用 Landsat TM 影像,该影像采集于 2010 年 8 月,如图 2 所示。

利用 PPI 指数法构建波谱库 f , 包含 8 种地物光谱,光谱曲线特征如图 3 所示。

3.2 研究步骤和结果 用线性模型,对研究区域进行像元



图 2 真实遥感影像

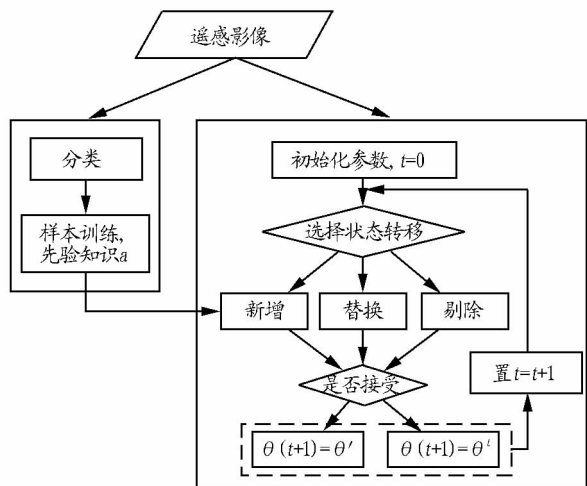


图 1 模型框架

分解,由于线性模型限制端元个数必须小于波段数,因此选

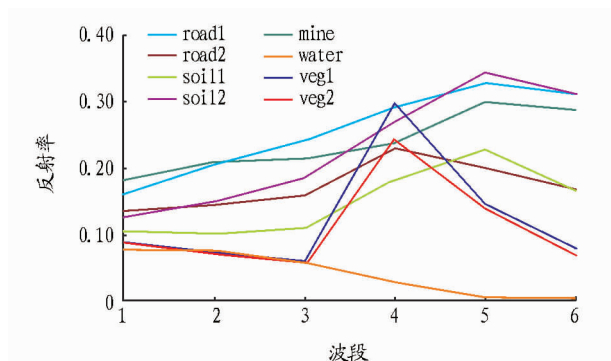


图 3 构建波谱库光谱曲线特征

取 soil1、soil2、mine、water、veg1、veg2 作为端元,分解结果如图 4 所示。

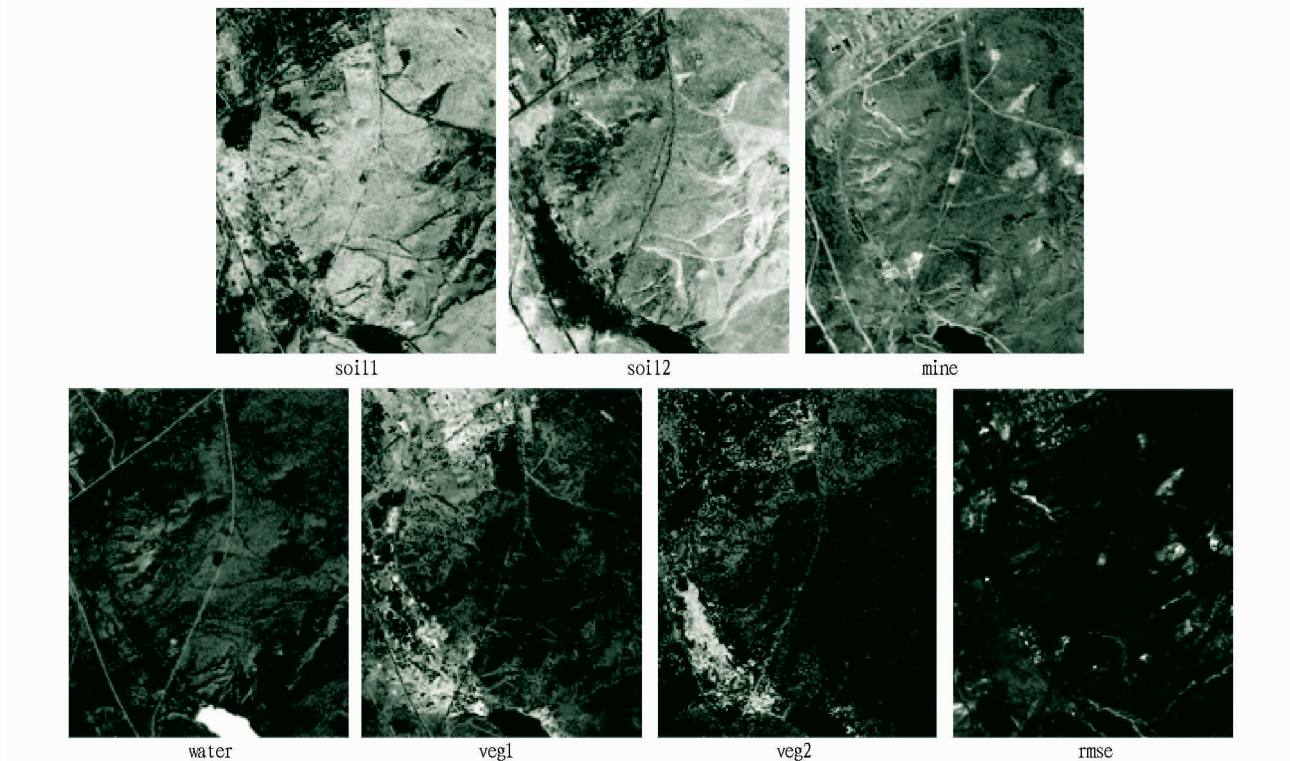


图 4 线性模型分解结果

对影像进行 K-means 非监督分类,结果如图 5 所示。

基于 MCMC 方法对研究区域进行像元分解的结果如图 6 所示,与线性模型的均方根误差(RMSE)对比如表 1 所示。

结果表明,基于 MCMC 的混合像元分解算法可以从遥感影像中提取出更多信息,并且具有较高的分解精度。

3.3 效率对比 该研究硬件为 2.53 GHz、12 GB 内存、64 位操作系统,软件为 Python 2.7。

利用 K-means 对影像进行非监督分类,将研究区域分为 4 类,程序运行时间为 3 s,分类后的影像进行端元累计贡献度的先验知识计算,运行时间为 12 s。

在没有先验知识时使用基于 MCMC 的混合像元对研究区域进行分解需要的时间和基于先验知识的前提下分解需要的时间分别为 48、30 min,结果表明,加入累计知识后,算法的效率提高了接近 1/3。这对于大数据量的遥感影像而言,是非常有意义的。

4 结语

基于先验知识研究了 MCMC 应用于遥感影像混合像元

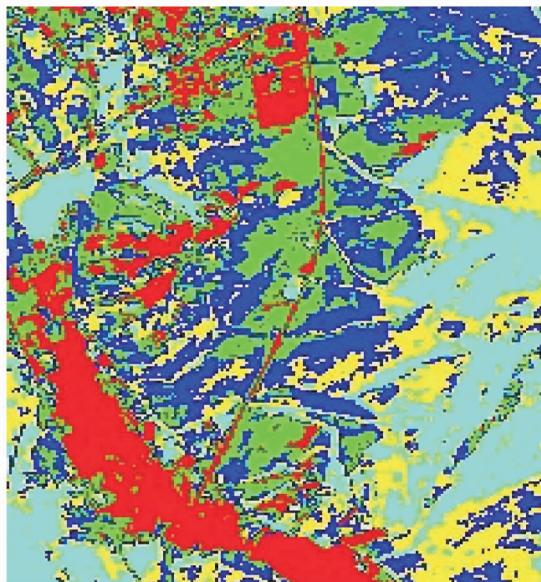


图 5 影像分类结果

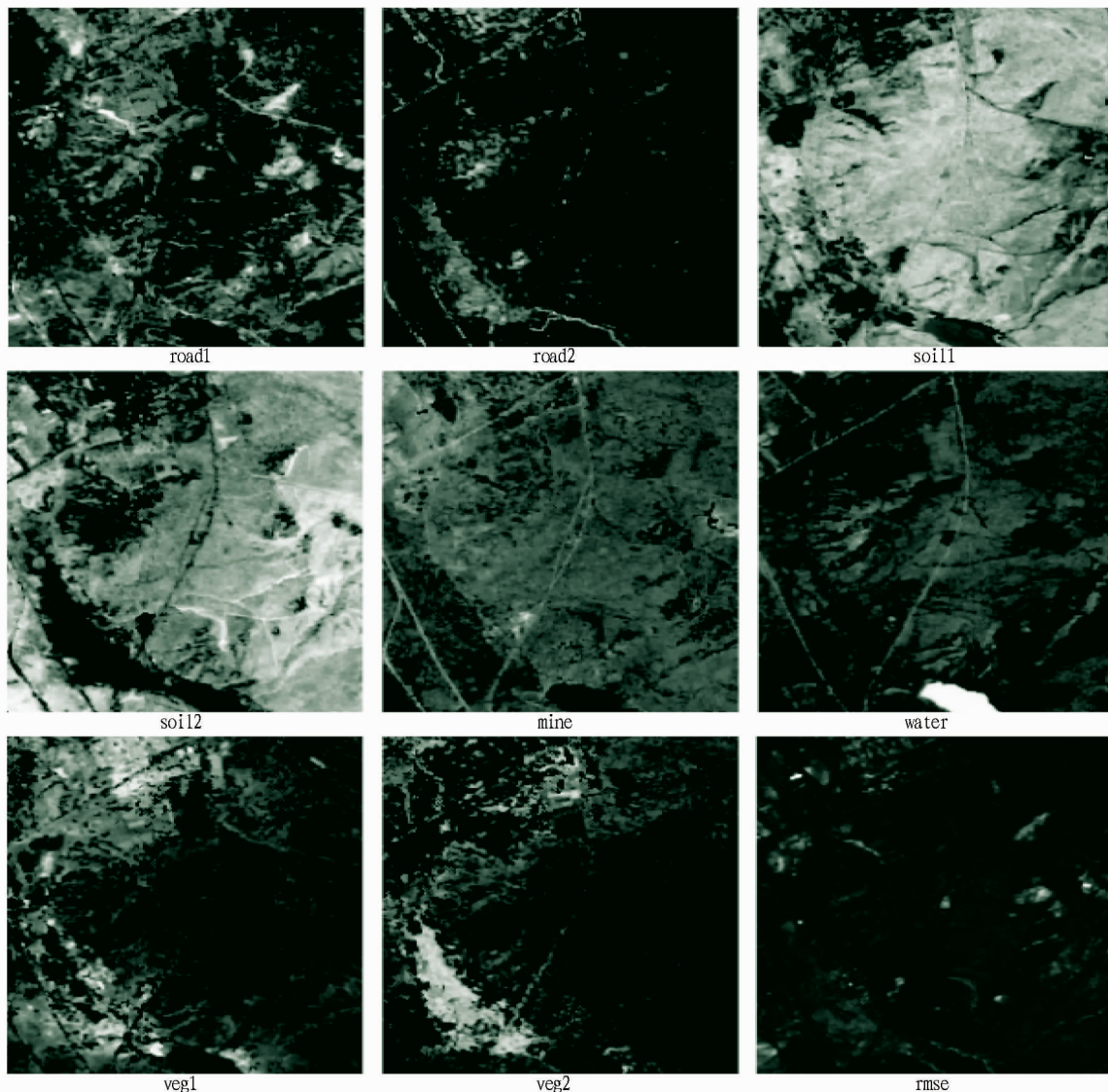


图 6 基于 MCMC 的端元可变混合像元分解结果

市农业问题研究领域的3.28%;园艺113篇,占整个都市农业问题研究领域的2.43%;建筑科学与工程106篇,占整个都市农业问题研究领域的2.28%。

在都市农业问题研究中,农业经济、农业基础学科、旅游是广大学者比较关注的领域,这恰好与表3的结论一致。对于都市农业经济问题的研究是广大学者最为关注的方向,也是都市农业问题研究的热点。从学科分布来看,都市农业问题的研究可以说涉及到了都市农业问题的方方面面,但主要还是以都市农业经济为主,其次,对于都市农业基础科学的研究也占有一席之地。这主要与我国目前的政策是紧密相关的,通过提高农业科学技术水平发展都市农业,从而带动和促进整个农村经济的发展。从表3和图2可以看出,所有都市农业问题研究的文献最终都与都市农业经济研究相关。所以,都市农业经济研究仍然是都市农业问题研究永恒关注的热点领域。

3 结论与讨论

从该研究的描述与分析来看,都市农业问题研究主要集

中在高等院校,其次的研究力量集中在研究所。同时,分析还认为,西部地区的研究者和研究机构是一支非常重要的都市农业问题研究队伍,但由于多种因素的影响,其研究资源与研究成果分布在西部地区的非常少。因此,对未来我国都市农业问题研究发展的建议,就是要优化研究资源配置,特别是应该加大西部地区的资源配置与研究力度,加大投入,在政策上应该向西部地区倾斜,提供足够的经费保障,促进西部地区都市农业问题研究的发展,从而带动西部地区农村经济的发展,缩小西部地区与东部地区以及沿海发达地区的都市农业经济发展的差距。

参考文献

- [1] 郑业鲁. 农业信息化与广州都市农业建设[J]. 广东农业科学, 2006(12): 111-112.
- [2] 杨晓怀. 基于IRM探索深圳都市农业信息资源共享模式[J]. 广东农业科学, 2010(7): 205-207.
- [3] 曹艺, 王曰芬, 丁洁. 面向学术影响力评价的科技文献引用与下载的相关性研究[J]. 图书情报工作, 2012, 56(8): 56-64.
- [4] 宋哲, 王敬尧. 中国农村研究学术影响力的空间分布考察[J]. 西南民族大学学报: 人文社会科学版, 2012(3): 222-228.

(上接第4676页)

表1 像元分解残差RMSE

像元	LSMA	MCMC
road1	-	0.014
road2	-	0.013
soil1	0.010	0.009
soil2	-	0.012
mine	0.010	0.009
water	0.008	0.008
veg1	0.020	0.012
veg2	0.009	0.008

分解,实现了一种端元可变的像元分解算法,并且通过样本训练得到累计先验知识,将其加入马尔科夫链的状态转移过程中,有效地加快了状态转移,缩短了马尔科夫链,从而提高了像元分解的效率。

参考文献

- [1] 赵琪. MCMC方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2007.
- [2] 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.
- [3] MARTINEZ P J, PEREZ R M, PLAZA A, et al. Endmember extraction algorithms from hyperspectral images[J]. Annals of Geophysics, 2006, 49(1): 93-101.
- [4] 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.
- [5] WANG L G, ZHANG J, DENG L Q. SPECTRAL unmixing technique based on flexibly selected endmembers[J]. CSIE, 2009, 989: 148-151.
- [6] GREEN P J. Reversible jump Markov Chain Monte Carlo methods computation and Bayesian model determination[J]. Biometrika, 1995, 82(4): 711-732.
- [7] ECHES O, DOBIGEON N, TOURNERET 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.
- [8] 陈四清, 刘峻远, 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.
- [9] 刘宇, 李刚, 安宁. 基于先验知识的独立分量分析技术在高光谱图像端元提取中的应用[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(16): 9993-9995.