

基于光谱解混的城市地物分类研究

黄作维 胡光伟 谢世雄

(湖南工业大学农牧业废弃物资源化综合利用湖南省重点实验室, 株洲 412000)

摘要: 高光谱遥感信息提取面临的突出问题是混合像元的广泛存在, 如何有效地解译混合像元是高光谱遥感应用的关键问题。混合像元不仅影响地物的识别和分类精度, 而且是遥感技术向定量化发展的重要障碍, 混合像元分解是解决混合像元问题最有效的方法, 能够克服高光谱图像空间分辨率的限制。针对传统混合像元分解算法的缺点, 基于优化的候选端元判断方法及端元提取的并行设计方法, 提出了一种优化的混合像元分解方法, 实现了光谱特征信息和空间特征信息的有机融合。通过模拟高光谱数据和真实遥感图像进行仿真研究, 实验结果表明, 该方法能得到精确的端元和对应的丰度, 获得较好的解混效果, 为城市地物分类提供了有力支持。

关键词: 地物分类; 光谱解混; 端元提取; 光谱空间特征

中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2018)10-0205-07

Investigation on Urban Object Classification Based on Spectral Unmixing

HUANG Zuowei HU Guangwei XIE Shixiong

(Hunan Provincial Key Laboratory of Comprehensive Utilization of Agricultural and Animal Husbandry Waste Resources, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412000, China)

Abstract: One of the prominent problems in hyperspectral remote sensing is the existing of mixed pixel widely. How to effectively interpret mixed pixels is an important problem of hyperspectral remote sensing applications. It is not only a problem of mixed pixels effects identification and classification precision of objects, but also a major barrier for the development of remote sensing technology. Mixed pixel decomposition, which is the most effective method to solve the mixed pixel problem, can break through the limitation of spatial resolution. Aiming to the shortcoming of the traditional algorithm of mixed pixel decomposition, an improved method of mixed pixels was put forward, which can take account of the spatial correlation of spectral information and spectral information, and multi-core parallel processing method to raise its efficiency. The endmembers were automatically extracted, and the abundance charts corresponding to each endmember were obtained at the same time. The performance of the proposed algorithm was verified by using actual hyperspectral image. The experimental results on simulated and real hyperspectral image demonstrated that the proposed algorithm can overcome the shortcomings of traditional method and obtain more accurate endmembers and corresponding abundance, which can provide a strong support for urban object classification.

Key words: object classification; spectral unmixing; endmember extraction; spectral spatial characteristic

0 引言

现代城市是人工环境与自然环境的综合体, 地物种类复杂多变, 下垫面的组成成分复杂多样。传统的遥感数据分析方法对城市地物光谱特征和区分

城市地物所需的光谱信息缺乏, 难以反映复杂多样的城市地物覆盖类型, 不利于精细分类^[1]。高光谱遥感技术弥补了这一缺陷, 极大地提升了对复杂地物的识别能力, 从而能够区分光谱特征非常相似的城市地物。高光谱遥感能获取地面目标丰富的空

收稿日期: 2017-11-30 修回日期: 2018-03-20

基金项目: 湖南省自然科学基金项目(2017JJ2072、2017JJ3056)

作者简介: 黄作维(1975—), 男, 讲师, 博士, 主要从事 GIS 和遥感数据处理研究, E-mail: huangzuowei@126.com

通信作者: 胡光伟(1983—), 男, 副研究员, 博士, 主要从事资源环境和安全研究, E-mail: huguangwei5188@163.com

间、辐射和光谱 3 方面的信息,提供了各类地物完整的连续光谱信息,光谱分辨率优于 10 nm,使得准确、精细地解译地物成为可能^[2]。由于高光谱图像探测距离远,大气传输过程中存在混合效应,成像空间范围场景复杂,空间分辨率低以及遥感仪器本身的混合效应这些因素导致混合像元广泛存在^[3-4]。混合像元分解问题一直以来是当代遥感应用中的一个技术难点。高光谱混合像元分解模型一般分为两类,即线性光谱混合模型和非线性光谱混合模型,线性模型是迄今为止使用最多的一种模型,其突出优点是算法简单,物理含义明确。高光谱端元提取是分析和处理高光谱数据的前提条件,BOARDMAN^[5]提出了利用凸面几何学分析的纯像元指数提取端元算法,文献[6-7]提出了 N-FINDR 算法,NASCIMENTO 等^[8]提出了顶点成分分析算法,文献[9-10]提出正交子空间投影方法。目前地物分类中利用的大部分是光谱信息,而对其空间领域信息利用较少,充分利用光谱信息和空域信息的结合来提高分类精度是一个亟待解决的问题^[11-13]。本文利用相邻像素在空间上的相关性,提出一种优化的候选端元判断方法,运用改进的算法,在保证算法效率的同时可有效提高光谱解混的精度。

1 改进的混合像元分解方法

遥感传感器在瞬时视场 IFOV 内搜集目标,对地物的探测是利用光子探测器或热探测器检测地物所对应的地表物质光谱信号的综合,线性光谱解混的分解流程如图 1 所示,主要有:数据预处理、端元提取、精度评价、丰度估计。线性光谱解混首先进行端元提取,然后进行混合像元分解^[14]。端元是组成混合像元的最基本单位,物理意义是代表某种具有相对固定光谱特征的地物类型,端元提取是混合像元分解的难点^[15-17]。通过对高光谱遥感数据分析表明:成像外界因素(噪声)会引起地物光谱特征发生变化,且大多服从多元正态分布,关键图像中的像素是通过光谱和空间特征来共同描述的,高光谱遥感图像在空间分布上具有一定的连续性,在光谱特征上混合光谱(含有噪声)与端元光谱具有相关性(在一定的近邻范围内端元与混合光谱具有相似性)^[18-19]。实验表明从物理和数学两个方面的像元空间信息相关参数进行候选端元判断更具有可靠性。

1.1 端元优化方法

端元在物理意义上必须是最或然端元,一定位置的端元与其邻域内的端元属于相同地物类别的概率比较大,而噪声则与其相邻像元光谱不具相似性。

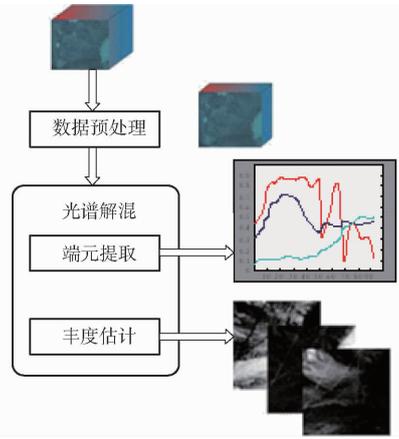


图 1 混合像元分解

Fig. 1 Processing of mixed pixel decomposition

在数学上端元矢量矩阵必须是一个非病态矩阵^[20-21]。可以用光谱角来描述像元光谱矢量间的相似性。对混合像元解混中存在的“噪声”,利用目标点邻域空间信息的进一步处理可以对一些误分结果起到修正的作用,有效提高分类精度^[22-23]。

(1)空间领域方法:假设用 M 表示高光谱端元矩阵,图像在空间坐标 (i, j) 处地物位置用 $M(i, j)$ 来表示。假设以像元为中心,邻域窗口大小为 9×9 ,光谱波段编号为 i ,光谱波段数为 n ,对结果矩阵向四周扩张,它的邻域像元表示为

$$\begin{cases} M(0,0) = M(1,1) \\ M(0,j+1) = M(1,j) \\ M(i+1,0) = M(i,1) \\ M(i+1,j+1) = M(i,j) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} M(0,j) = M(1,j) & (j=1,2,\dots,J) \\ M(i+1,j) = M(i,j) & (j=1,2,\dots,J) \\ M(i,0) = M(i,1) & (i=1,2,\dots,I) \\ M(i,j+1) = M(i,j) & (i=1,2,\dots,I) \end{cases} \quad (2)$$

则以 (i, j) 为中心的像元点邻域信息表达为

$$\begin{bmatrix} M_{i-1,j-1} & M_{i-1,j} & M_{i-1,j+1} \\ M_{i,j-1} & M_{i,j} & M_{i,j+1} \\ M_{i+1,j-1} & M_{i+1,j} & M_{i+1,j+1} \end{bmatrix}$$

得到邻域像元的端元集合为

$$G_{i,j} = \{ M_{i-1,j-1}, M_{i-1,j}, M_{i-1,j+1}, M_{i,j-1}, M_{i,j+1}, M_{i+1,j-1}, M_{i+1,j}, M_{i+1,j+1} \} \quad (3)$$

高光谱像元相似性评价:一般可以用光谱角余弦、图像处理的窗口尺寸以及相似光谱百分数等参数来衡量,在地学统计分析方法中,可以用变差函数来描述某一波段光谱亮度的空间自相关性,变差函数为

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (dn_j(x_i) - dn_k(x_i+h))^2 \quad (4)$$

式中 h ——像元之间的欧氏距离

$N(h)$ ——距离 h 之间的像元对个数

位置为 x_i 的像元在 j 波段的光谱角为 $dn_j(\cdot)$, 位置为 $x_i + h$ 的像元在 k 波段的光谱角为 $dn_k(\cdot)$ 。

(2) 为充分利用混合光谱的近邻特征, 区分端元光谱和噪声的敏感度, 用 K_1 表示像元相似性阈值, 根据 M 中每个窗口的像元与中心像元的光谱角余弦进行排序, 然后对每个窗口中光谱角余弦取中值, 最后对窗口所有中值求平均值, 作为像元相似性阈值

$$K_1 = C \left(D \left(S \left(\frac{\sum_{i=1}^n r_i^k r_i^0}{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_i^k r_i^k \sum_{i=1}^n r_i^0 r_i^0}} \right) \right) \right)_{h \times h} \Bigg|_{i \times j} \quad (5)$$

式中 k ——窗口中光谱编号

C ——平均值 D ——中值

S ——排序 r_i ——光谱角余弦

优化准则: 根据高光谱像元分解后误差最大(空间差异性最大)的像元如果是非噪声像元, 则其是候选端元。在端元集合 $G_{i,j}$ 中, 假设候选端元与 M 中各个端元的夹角余弦最小值为 K_{\min} , 利用光谱角阈值判断最大误差的像元矢量是否为候选端元方法是: 根据阈值 K_1 , 若 $K_1 < K_{\min}$, 则表明 M 中端元和候选端元有足够的差异性(相关性很小), 可以把候选端元直接加入集合中, 进行下一轮迭代。若 $K_1 \geq K_{\min}$ 则表明它们之间相关性较大, 可以用候选端替换 K_{\min} 所对应的端元, 组成临时端元矩阵, 通过加大顶点之间的相对距离用奇异值分解法调整后继续下一端元的迭代计算。当循环次数完成或者无候选端元, 则结束搜索。

1.2 改进算法

混合像元分解过程中不可避免地涉及大量矩阵运算和迭代过程, 采用单机串行方法处理消耗大量时间, 限制了像元分解的效率。如何快速地进行海量数据运算是目前遥感技术发展中亟待解决的问题。随着网络传输性能的提高和图形处理器(Graphic processing unit, GPU)的快速发展, 针对高光谱数据计算密集, 数据处理过程复杂的特点, GPU 能够充分利用 NVIDIA 的图形处理器的并行计算引擎, 由于 GPU 有强大的浮点计算能力, 采用粗粒度的线程块间的并行计算和细粒度的线程间的双层并行计算, 随着 CPU 技术的快速发展, 目前对称多处理器(Symmetrical multi-processing, SMP)已经成为最流行的并行计算系统之一。并行计算中的 GPU 函数称为内核函数, 它可以分为两个方面的并行, 就是每个 Grid 里有多个块(block)并行, 每个 block 又

有多个线程(thread)并行。

在 SMP 集群的并行结构中, 具有分布式内存和共享内存两种并行计算的优势, 基于 SMP 集群下的并行优势, 提出了一种改进的端元提取算法。在 SMP 处理器共享内存模型中, 为了提高 ICA 计算过程中每个并行处理单元的执行效率, 算法中把每个处理单元称为线程单元(Thread element, TE)。在实际集群运算中, 并行能力能够延伸到各计算节点之间(计算节点产生进程进行节点间的并行计算), 这种实体被称为处理单元(Process element, PE), 为保证运算速度, 采用多个 TE 进行并行计算。

改进的端元提取算法如下:

(1) 从高光谱图像中随机抽取像元组成初始端元矩阵, 利用 PCA 变换对图像进行去相关处理, 得到新图像 Y , 并进行数据中心化与白化处理, 处理的变换矩阵如下

$$V = D^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (6)$$

其中 $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ $E = (e_1, e_2, \dots, e_n)$

式中 D ——协方差矩阵特征值作为对角元素的对角矩阵

E ——协方差矩阵单位特征向量为列的矩阵

(2) 对矩阵 W 进行初始化分离, 假设一共有 a 个 TE, 基于划分原则把图像划分为 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_a\}$, 第 j 个 TE 负责对 $Y_j (j=1, 2, \dots, a)$ 的划分, 第 j 个 TE 计算公式为

$$W(j)^{(k+1)} = [E \{Y_j g(W^T X)\} - E \{g'(W^T Y_j)\} W^{(k)}] \quad (7)$$

(3) 利用式(7)对每一个 TE 进行计算, 当所有 TE 完成运算后, 对 $W^{(k+1)}$ 进行规约为

$$W^{(k+1)} = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^a s_j W(j)^{(k+1)} \quad (8)$$

(4) 根据以上优化的候选端元判断方法, 在端元集合 $G_{i,j}$ 中选取候选端元, 完成后得到第 j 个 TE ($j=1, 2, \dots, a$) 的丰度估计值为

$$a_{ij} = W_i^T Y_j \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

(5) 对 SMP 集群的并行结构中的同构的计算节点(PE)进行统计, 对主 PE 图像进行粗划分, 假设一共有 b 个 PE, 每个 PE 含有 a 个 TE, 对每个 PE 进行图像划分 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_b\}$, 然后执行步骤(2)、(3), 把第 $p (p=1, 2, \dots, b)$ 个从 PE 细划分为 $Y_p = \{Y_{p,1}, Y_{p,2}, \dots, Y_{p,a}\}$, 运算后得到 $W^{(k+1)}$, 并把结果传输给主 PE。

(6) 对主 PE 进行规约得到 $W^{(k+1)}$, 进行归一化和对称正交化后传送到各从 PE, 迭代完成后, 从 PE

获得分离矩阵,根据各从 PE 丰度最大绝对值进行最大值规约,同时得到所对应的端元 $e_{i,j}$,其中 $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, a$ 。

(7)当各 TE 搜索完候选端元后,根据各端元的丰度最大绝对值进行规约,主 PE 同步等待各从 PE 得到的端元提取结果,完毕后获得最终端元集合,算法结束。

2 实验

2.1 实验数据与处理

研究区位于四川省成都市郊区,高光谱数据采集时间是 2014 年 5 月,传感器采用上海技术物理研究所研制的 PHI。在数据获取期间,对实验区进行了详细的地面调查,选择了具有代表性的 1 块数据进行实验,其中主要地物类型为道路、水体、建筑物、植被等,实验中选择了 $0.38 \sim 0.96 \mu\text{m}$ 的 112 个波段,该数据的第 3~6、23~34、66、77~89、99~108 波段由于为水气体吸收波段和信噪比低而被剔除,其余的 72 个波段被用于进一步处理,图像大小为 223 MB。经过图像配准校正和辐射校正后,选取第 7、45、90 个波段分别作为 $R、G、B$ 进行数据合成,合成后的假彩色图像如图 2 所示。

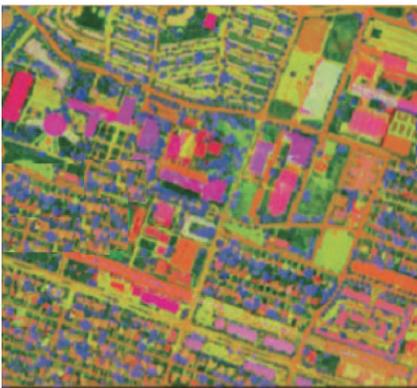


图 2 研究区影像图

Fig.2 Image of study area

为了定量评价算法的性能,在分解之前要获得参考地物真实分布情况的各端元的参考光谱,首先从高光谱图像上用 ROI 方法挑选出一片纯净地物(代表一种地物的均匀的区域),并求出所有像元的均值,然后以此均值为标准建立起来光谱库,该实验的参考光谱是根据图像上的 ROI 区域按照上述方法选取的。在生成过程中一共有 92 个较纯的像元被选取出来,其中对应植被、水体、道路、建筑的像元数分别为 20、12、28、32,取其均值作为该端元的参考光谱。

为了进一步定量评价算法,采用经典算法 N-

FINDR、ICA 和 OSP 等方法在同条件下进行分析。实验运行环境:计算机操作系统为 Windows 7(R)操作系统,CPU 型号是 intel core(TM)i7,内存 4 GB,主频为 2.80 GHz, GPU 程序开发环境为 Microsoft Visual Studio. net 2008,并行处理的编程软件采 MPICH2 以及 Microsoft Visual C++ 2008 OpenMP 并行程序设计,能有效降低并行计算的难度和复杂度。

2.2 端元提取实验

根据优化端元提取方法,利用优化后的改进算法(I-ME),参数的选取与仿真数据相同,不同地物种类植被、水体、道路、建筑物分别用数字编号 1、2、3、4 表示。图 3 给出了在不同波段下 4 种端元的光谱曲线比较结果。从图 3 可以看出,端元各不相同,另外还采用和参考光谱相比较的方法,提取结果和参考光谱之间的光谱角余弦都较大,各提取端元与参考光谱的比较如图 4 所示。

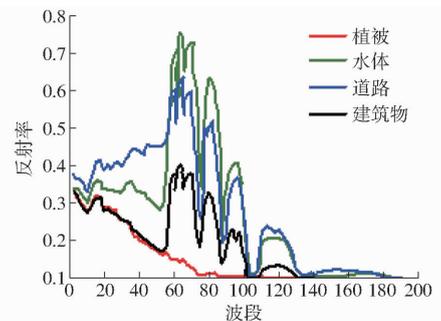


图 3 端元提取结果

Fig.3 Result of endmember extraction

为了定量评价所提取的端元的准确度,本实验利用光谱角距离(SAD)和光谱散度(SID)参数来衡量,表 1 给出了所提取端元的精度,结果表明,相比其他提取方法该算法(I-ME)有更好的精度,算法的精度由高到低依次为:I-ME、ICA、OSP、N-FINDR。

针对高光谱数据量大的特点,系统运用 GPU 高性能并行改进算法,随着计算节点的增加,各算法的运行时间逐步减少。图 5 为几种不同方法的加速比曲线。由图 5 可知,采用并行算法能获得更高的效率,改进算法的加速比高于其他的方法(ICA、N-FINDR),比 N-FINDR 提高了 8.5%,充分说明了改进算法的有效性。

2.3 地物分类实验及分析

参考数据是指真实地物图,为考察准确性而选择的像素,本次精度的检验数据是利用了野外调绘的真实数据,共包含 4 个真实地物类别,标定样本 13 219 个,随机选择标定样本的 5%~20% 作为训

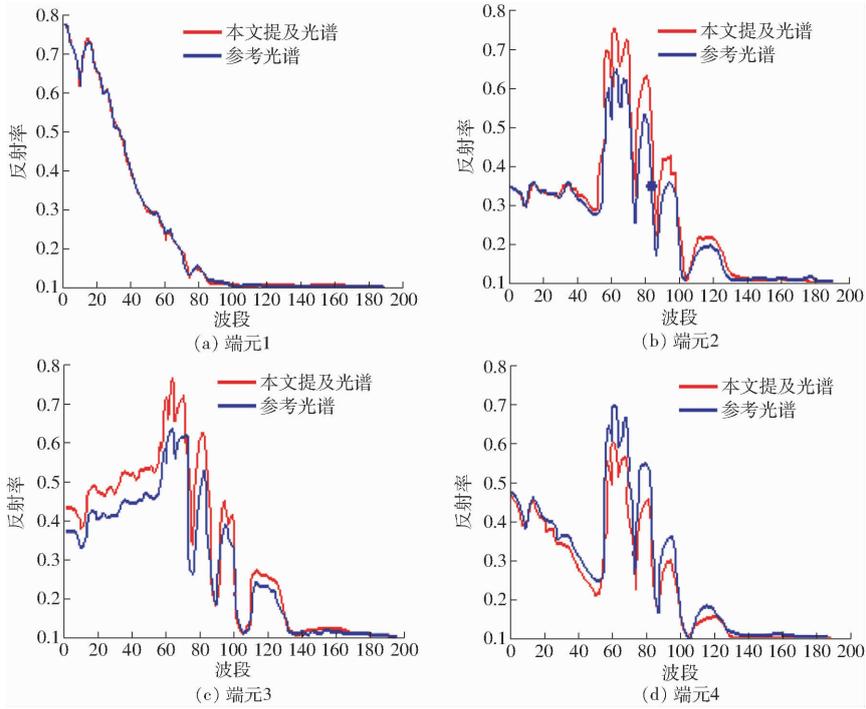


图 4 提取端元与参考光谱的比较

Fig. 4 Comparison result of extracted endmember and reference spectra

表 1 提取端元的准确性评价

Tab. 1 Accuracy assessment of extracted endmembers

| | E_1 (SAD/SID) | E_2 (SAD/SID) | E_3 (SAD/SID) | E_4 (SAD/SID) |
|------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| N - FINDER | 0.092 1/0.033 1 | 0.136 4/0.053 6 | 0.086 2/0.006 9 | 0.231 3/0.047 9 |
| ICA | 0.090 3/0.032 6 | 0.137 1/0.049 8 | 0.081 2/0.006 4 | 0.232 5/0.047 5 |
| OSP | 0.091 0/0.033 4 | 0.135 8/0.050 8 | 0.083 4/0.006 7 | 0.233 7/0.043 8 |
| I - ME | 0.087 6/0.030 1 | 0.120 4/0.043 1 | 0.077 8/0.006 8 | 0.206 6/0.041 6 |

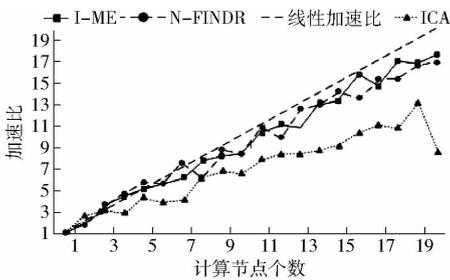


图 5 并行算法的加速比

Fig. 5 Speedup ratio of parallel algorithm

练样本, 剩余作为测试样本, 利用地面真实数据与分类结果图进行比较处理。当遥感图像有较多的混合像元时, 这种分类方法所得结果的精度(特别是数量精度)会下降。混淆矩阵中数据来源有: 已知的典型区域的地物类型图, 类前选择的训练区和训练样本时确定的各个类别及其空间分布图和实地调查的分类结果图。本研究采用基 I - ME 算法进行混合像元分解后再分类, 利用 ENVI 软件的 Confusion Matrix 功能对上述的分类结果图进行精度评价, 精度结果是可靠的。

针对传统的地物分类方法 (MLC、SVM), 一个

重要环节就是特征提取和选择, 即为分类寻找最优特征, 实现最大可分性。为了表明改进的混合像元解混方法对地物分类精度的影响, 将原始图像进行降维采样后, 进行对比实验分析。第 1 组实验是高光谱图像进行预处理后直接利用传统的方法 (SVM、MLC) 进行分类; 第 2 组实验是先将原始图像进行预处理后利用本文的改进方法进行混合像元分解, 再用 SVM 进行分类 (I - ME); 第 3 组实验是将原始图像进行预处理后利用 N - FINDER 方法进行混合像元分解后, 再利用分类器 SVM 进行分类。通过比较评价指标来间接评价解混的效果, 采用了混淆矩阵、Kappa 系数、总体分类精度、识别精度、虚警率等指标对结果进行评价。

表 2 ~ 4 分别给出了基于 SVM 分类结果的混淆矩阵、基于 N - FINDER 算法的混合像元分解后 SVM 分类的混淆矩阵、基于改进算法的混合像元分解后 SVM 分类的混淆矩阵。表 5 ~ 7 给出了经过 SVM 分类后各类地物分类精度、基于 N - FINDER 混合像元分解后 SVM 分类的各类地物分类精度、基于改进算法混合像元分解后 SVM 的分类精度。可以

看出,经过解混后(图像空间信息特征的引入)可以改善分类精度。表5给出了用传统方法(SVM)的分类结果,与解混后的表6、7对比,从Kappa系数、虚警率和识别精度来看,解混后的精度有一定提高。

表2 基于SVM分类的混淆矩阵

Tab.2 Confusion matrix based on SVM classification

| | 建筑物 | 水体 | 植被 | 道路 | 总和 |
|-----|-------|-------|-------|-----|--------|
| 建筑物 | 3 653 | 40 | 5 | 33 | 3 731 |
| 水体 | 110 | 2 382 | 83 | 162 | 2 737 |
| 植被 | 58 | 81 | 5 638 | 35 | 5 811 |
| 道路 | 11 | 68 | 130 | 668 | 937 |
| 总和 | 3 832 | 2 571 | 5 856 | 901 | 13 216 |

表3 基于N-FINDER光谱解混后SVM分类的混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix after spectral unmixing based on N-FINDER

| | 建筑物 | 水体 | 植被 | 道路 | 总和 |
|-----|-------|-------|-------|-----|--------|
| 建筑物 | 3 653 | 40 | 8 | 33 | 3 734 |
| 水体 | 110 | 2 382 | 83 | 162 | 2 737 |
| 植被 | 58 | 81 | 5 638 | 35 | 5 811 |
| 道路 | 11 | 68 | 130 | 668 | 937 |
| 总和 | 3 832 | 2 571 | 5 856 | 901 | 13 219 |

表4 基于改进算法光谱解混后SVM分类的混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix based on improved spectral unmixing SVM classification

| | 建筑物 | 水体 | 植被 | 道路 | 总和 |
|-----|-------|-------|-------|-----|--------|
| 建筑物 | 3 783 | 17 | 6 | 19 | 3 825 |
| 水体 | 89 | 2 478 | 59 | 38 | 2 664 |
| 植被 | 73 | 27 | 5 745 | 35 | 5 880 |
| 道路 | 12 | 56 | 58 | 723 | 849 |
| 总和 | 3 957 | 2 578 | 5 868 | 815 | 13 218 |

表5 SVM分类后各类地物分类精度

Tab.5 Classification accuracy based on SVM classification %

| | 建筑物 | 水体 | 道路 | 植被 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| Kappa系数 | 84.78 | 78.01 | 69.51 | 81.69 |
| 识别精度 | 84.94 | 79.36 | 80.37 | 79.13 |
| 虚警率 | 5.87 | 4.78 | 4.38 | 4.28 |

基于改进算法分解后SVM分类结果与基于N-FINDER算法的混合像元分解后相比,除了道路的Kappa系数从79.34%降到了78.53%,基于改进算法比基于N-FINDER算法的分类指标有较大改善,特别是虚警率指标有明显降低。

表6 解混后各类地物分类精度(N-FINDER)

Tab.6 Classification accuracy after spectral unmixing (N-FINDER) %

| | 建筑物 | 水体 | 道路 | 植被 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| Kappa系数 | 85.66 | 80.84 | 79.34 | 82.69 |
| 识别精度 | 88.24 | 83.26 | 83.97 | 87.48 |
| 虚警率 | 4.28 | 4.57 | 3.88 | 2.16 |

表7 解混后各类地物分类精度(改进算法)

Tab.7 Classification accuracy after spectral unmixing (improved method) %

| | 建筑物 | 水体 | 道路 | 植被 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| Kappa系数 | 88.78 | 82.23 | 78.53 | 86.69 |
| 识别精度 | 89.56 | 85.86 | 82.37 | 90.67 |
| 虚警率 | 1.26 | 2.27 | 0.98 | 1.11 |

实验定量分析如图6所示,图6a为经典SVM分类的结果图,图6b为N-FINDER混合像元分解后SVM分类的结果图,图6c为改进算法混合像元分解后SVM分类的结果。可以看出改进算法能有效减少端元“噪声”像元的数目,与基于N-FINDER算法的混合像元分解相比,改善了地物分类效果,可以看出绝大部分的地物(如建筑物、植被、道路、水体)都能被正确地分类,与实际情况大体相符,证明该分类方法的精度较高。但是由于部分地物之间复杂的空间拓扑关系以及其他不可预见的因素也导致了一些误分的情况,如在植被和裸土相连的部分,裸土上的植被非常少,各种特征不明显而被错误的分类为裸土,同时一部分裸土上有少量的植物被错分为植被,又如当两个中间有植被的建筑物相距很近,而且建筑物和植被高度非常接近时,两者很难分类,但总体的分类精度还是比较理想的。

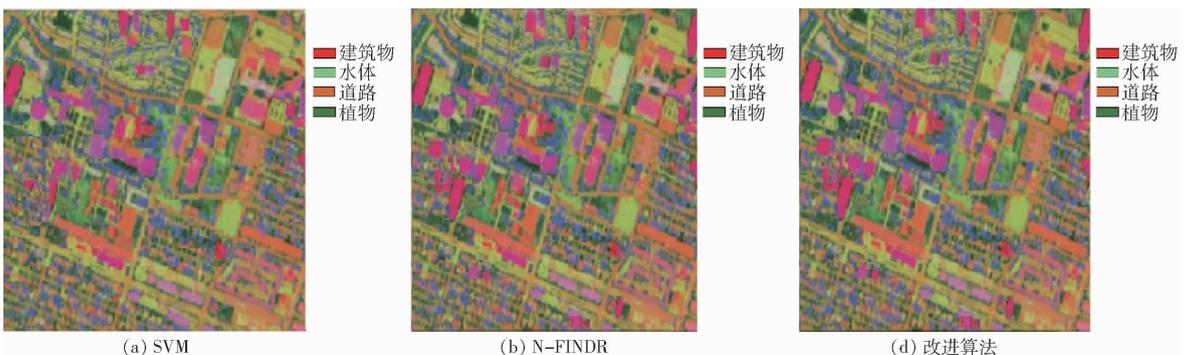


图6 不同分类方法的对比

Fig.6 Comparison result of different classification methods

3 结束语

高光谱图像分类是高光谱遥感应用领域的基础,也是遥感图像处理的核心之一。光谱解混是实现高光谱图像高精度分类的前提,准确地分解混合像元是高光谱遥感技术得以广泛应用的关键性问题。本文通过优化的候选端元判断方法提出了一种

改进的混合像元分解方法,相关实验表明解混后得到的分类精度得到了明显改善,证明了改进算法对混合像元分解的有效性。今后还要进一步改进对各种特征因子的空间分析性能,把 CPU + GPU 异构系统并行优化方法应用于遥感图像处理应用中,提取更优的端元来对数据进行描述,从而获得更高的分类精度。

参 考 文 献

- 1 刘珺,庞鑫,李彦荣,等. 夏玉米叶面积指数遥感反演研究[J/OL]. 农业机械学报,2016, 47(9):309-317. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160942&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.042.
- 2 LIU Jun, PANG Xin, LI Yanrong, et al. Inversion study on leaf area index of summer maize using remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 309-317. (in Chinese)
- 3 HEINZ D C, CHANG C I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 39(3): 529-545.
- 4 WEI Feng, HE Ming, MEI Shaohui. Hyperspectral data feature extraction using spatial coherence based neighborhood preserving embedding [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(5): 1249-1254.
- 5 刘雪松,王斌,张立明. 基于非负矩阵分解的高光谱遥感图像混合像元分解[J]. 红外与毫米波学报,2011,30(1): 27-32.
- 6 LIU Xuesong, WANG Bin, ZHANG Liming. Hyperspectral unmixing based on nonnegative matrix factorization [J]. Journal of Infrared Millim Waves, 2011, 30(1): 27-32. (in Chinese)
- 7 BOARDMAN J W. Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts[C]//Proceedings Summaries of the 4th JPL Airborne Geoscience Workshop, 1993(1): 11-14.
- 8 TONG Q X, XUE Y Q, ZHANG L F. Progress in hyperspectral remote sensing science and technology in China over the past three decades [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(1): 70-91.
- 9 WINTER M E. N-FINDR: an algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data[C]//Imaging Spectrometry, Proceedings of SPIE, 2003, 3753: 266-275.
- 10 NASCIMENTO J M P, DIAS J M B. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 898-910.
- 11 WU Z B, LIU J F, PLAZA A. GPU implementation of composite kernels for hyperspectral image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(9): 1973-1977.
- 12 CHANG C I, WU C C, LIU W, et al. A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(10): 2804-2819.
- 13 BOREL C C, GERSTL S A W. Nonlinear spectral mixing models for vegetative and soil surfaces [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 47(3): 403-416.
- 14 SHUTIN D, BUVHG T, KULKAM S R, et al. Fast variational sparse bayesian learning with automatic relevance determination for superimposed signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 59(12): 6257-6261.
- 15 SERPICO S B, MOSER G. Extraction of spectral channels from hyperspectral images for classification purposes [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 45(2): 484-495.
- 16 ZHANG J K, RIVARD B, ROGGE D M, et al. The successive projection algorithm (SPA), an algorithm with a spatial constraint for the automatic search of endmembers in hyperspectral data [J]. Sensors, 2008, 8(2): 1321-1342.
- 17 赵春晖,成宝芝,杨伟超. 利用约束非负矩阵分解的高光谱解混算法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2012,33(3): 377-382.
- 18 ZHAO Chunhui, CHENG Baozhi, YANG Weichao. Algorithm for hyperspectral unmixing using constrained nonnegative matrix factorization [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(3): 377-382. (in Chinese)
- 19 普晗晔,王斌,夏威. 约束最小二乘的高光谱图像非线性解混[J]. 红外与毫米波学报,2014, 33(5): 552-559.
- 20 PU Hanye, WANG Bin, XIA Wei. Nonlinear unmixing of hyperspectral imagery based on constrained least squares [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2014, 33(5): 552-559. (in Chinese)
- 21 BAI L, LIN H, SUN H, et al. Remotely sensed percent tree cover mapping using support vector machine combined with autonomous endmember extraction [J]. Physics Procedia, 2012, 33: 1702-1709.
- 22 ZHAO X L, WANG F, HUANG T Z, et al. Deblurring and sparse unmixing for hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(7): 4045-4058.
- 23 HOYER P O. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2004, 5: 1457-1469.
- 24 BORGES J S, BIOUCAS-DIAS J M, MARCAL A R S. Bayesian hyperspectral image segmentation with discriminative class learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(6): 2151-2164.
- 25 QIAN Y, JIA S. Hyperspectral unmixing via L1/2 sparsity constrained nonnegative matrix factorization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4282-4297.
- 26 袁立银,王建宇. 红外高光谱成像系统光学设计及检测 [J]. 红外与激光工程, 2010, 39(6): 1075-1078.
- 27 YUAN Liyin, WANG Jianyu. Optical design and test of a infrared hyperspectral imaging system [J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(6): 1075-1078. (in Chinese)
- 28 BIENIARZ J, AGUILERA E, ZHU X X, et al. Joint sparsity model for multilook hyperspectral image unmixing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(4): 696-700.