

基于改进 SAM 的高光谱影像混合像元分解算法研究

韩文超^{①·②·③}, 田庆久^①, 余涛^{②·③}, 顾行发^{②·③}

① 南京大学 国际地球系统科学研究所, 南京 210093;

② 遥感科学国家重点实验室, 中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101;

③ 国家航天局航天遥感论证中心, 北京 100101)

摘要: 将传统遥感图像分类方法中的光谱角度制图法(Spectral Angle Mapping-SAM)加以变换, 改进为一种符合全约束条件下的高光谱遥感图像的混合像元分解模型。新算法在端元丰度比例满足全约束的条件下, 通过逼近的方法寻找一种端元丰度的比例组合, 使测试光谱与目标光谱的广义夹角最小, 从而认为该比例组合就是混合像元分解的结果。试验结合高光谱遥感模拟图像进行了分解实验, 同时与最小二乘法做了比较, 结果表明, 新算法不仅严格地将各种端元组分的丰度值控制在 0 到 1 之间, 而且其分解结果与模拟图像的实际情况也比较吻合, 总体上新算法要优于最小二乘法。

关键词: 光谱角度制图法; 像元分解; 最小二乘法; 高光谱图像; 端元

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.06.001

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-3177(2011)118-0003-05

Research on Decomposition of Hyperspectral Image Mixed Pixel Based on Improved SAM Algorithm

HAN Wen-chao^{①·②·③}, TIAN Qing-jiu^①, YU Tao^{②·③}, GU Xing-fa^{②·③}

① International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210093;

② State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by the Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing 100101;

③ The Center for National Spaceborne Demonstration, Beijing 100101)

Abstract: It is an important prerequisite in sub-pixel mapping of hyperspectral remote sensing image, that mixed pixels must be effectively decomposed under all the constraints. In this paper, as one of the traditional image classification methods, the Spectral Angle Mapping method(SAM) was transformed and improved, so a new mixed pixel decomposition model which is under all constraints was proposed. Under the condition that the proportions of all endmembers meet all constraints, the new algorithm tries to find a kind of combination of the endmember proportion by approximation method, which can make the angle between test spectrum and target spectrum minimum, and the proportions of endmember are to be as the result of pixel decomposition. The new algorithm was tested on simulated hyperspectral data, and the result shows that the new algorithm works very well, the proportions of all endmembers not only are strictly controlled to be between 0 and 1, but also are more consistent with simulated hyperspectral data. In general, the new algorithm is superior to the least square method.

Key words: SAM; pixel unmixing; least squares; hyperspectral imagery; endmember

收稿日期: 2010-11-03 修订日期: 2011-03-10

基金项目: 国家科技支撑项目(2008BAC34B02); 科技部中奥合作项目(2008DFA21540); 973 前期研究专项课题(2010CB434801); 国家自然科学基金项目(40971186)等基金资助项目。

作者简介: 韩文超(1985~), 男(汉族), 山东省乐陵市人, 硕士研究生, 主要从事高光谱遥感影像数据挖掘。

E-mail: han_nju@126.com

1 引言

准确地识别和提取地物覆盖信息在诸多遥感应用方面都有着极其重要的意义^[1],随着空间理论和技术的迅猛发展,高空间分辨率的遥感影像逐步走向成熟,发挥着越来越大的应用价值。在利用遥感做大面积对地观测时,中低空间分辨率的遥感影像,由于访问周期短、覆盖范围大、光谱信息丰富等优势,同样发挥着十分重要的作用。但混合像元问题的普遍存在,严重限制了中低空间分辨率遥感影像在地物识别和分类方面的精度,成为了其向量化发展的重要障碍。混合像元分类比传统的硬分类技术,能提供更大的信息量、更精确的土地覆盖信息,混合像元分类已成为遥感技术向量化发展的关键问题之一。亚像元定位是一种从混合像元中获取更加细致的空间结构信息的技术,它利用混合像元分解模型得到的各端元组分的丰度,在满足不同端元组分所占亚像元的个数与该端元组分丰度相一致的约束条件下,结合亚像元定位原理,将亚像元赋予不同的端元组分,最终得到混合像元中各端元组分的空间分布状况,从而提高遥感图像分类精度和更准确地反映遥感图像的细节信息^[2]。可见亚像元定位的前提条件是能够从混合像元中获得准确的丰度信息,因此混合像元分解在遥感技术量化发展中起着承上启下的关键作用。

为了解决混合像元问题,国内外许多学者提出了多种混合像元分解的方法,发展了不同的光谱混合模型,传统的方法主要有以下 5 种类型^[3]: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。近几年又发展了元胞自动机模型^[4~6]。支持向量机模型^[7]以及高斯混合判别分析模型^[8]等。以上模型在进行遥感影像混合像元分解时,都不能很严格地满足混合像元分解中所要求的约束条件,即各类地物的百分比含量应在 $[0,1]$ 范围内,且总和为 1,而是常常出现越界的情况,这样的分解结果无法满足高光谱遥感影像进行亚像元定位的要求。为此,本文提出一种适用于高光谱遥感影像的混合像元分解模型,通过改进的 SAM 匹配模型,对测试光谱和目标光谱进行光谱匹配,在满足全约束的条件下,寻找一种最优的端元丰度的比例组合,使测试光谱和目标光谱达到最佳的匹配效果。线性模型因为构模简单、物理意义明确等特点,而得到较多的研究和广泛的应用,试验中本文方法与带约束的最小二乘法做了比较,结果表明新方法的分解结果更符合实际情况,要优于最小二乘法。

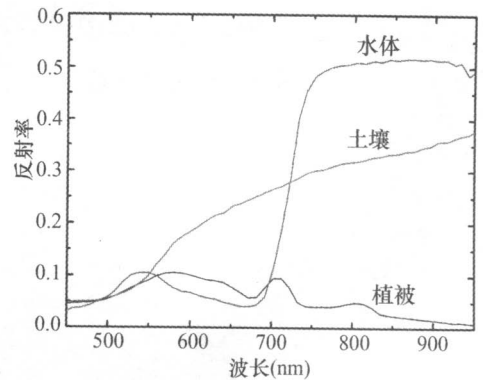
2 研究数据

为了便于对混合像元分解的精度进行准确的检验与分析,实验采用已知丰度值的模拟数据进行分解实验。模拟数据的生成分为以下 3 步:

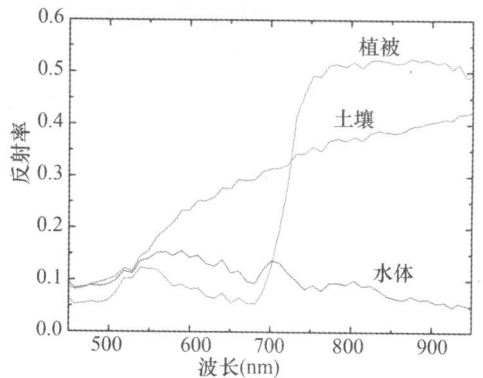
①将一幅 1000×1000 像元大小、包含 3 种地物的遥感影像分类图对 3 种地物在 5×5 像元窗口内进行数量统计,并归一化得到 3 幅 200×200 像元大小地物的丰度图像,即生成了包含 3 种端元,且满足百分比含量在 $[0,1]$ 范围内,总和为 1 两个条件的模拟丰度数据;

②将 3 种端元分别赋予植被、土壤和水体的地物属性,利用 ASD 光谱仪,获取了 3 种端元在 $0.4 \mu\text{m} \sim 1.0 \mu\text{m}$ 波谱区间的光谱响应,截取了其中 57 个波段,并根据相应丰度图像,平均加权合成了一幅没有添加噪声的高光谱遥感模拟图像(见图 2(a));

③在第②步的基础上,对模拟图像添加随机噪声,合成一幅带噪声的高光谱遥感模拟图像(见图 2(b))。



(a)无噪声图像端元光谱特征曲线



(b)噪声图像端元光谱特征曲线

图 1 3 种端元光谱特征曲线

图 1(a)是利用 ASD 光谱仪获取的植被、土壤和水体 3 种端元在 $0.4 \mu\text{m} \sim 1.0 \mu\text{m}$ 波谱区间的光谱特征曲线;图 1(b)是噪声图像图 2(b)中,经过

ENVI 最小化噪声变换 (Minimum Noise Fraction, MNF)^[9] 和光谱纯化指数 (Pure Pixel Index, PPI)^[10] 提取的 3 种终端元光谱曲线, 做为噪声图像进行混合像元分解的纯端元。图 1(b) 中, 3 种端元在每个波段都出现了一定程度的噪声, 整个光谱特征曲线也变得粗糙, 但是整个波形并没有变化, 能够较为真实地模拟实际遥感图像中反射率差异的情况。

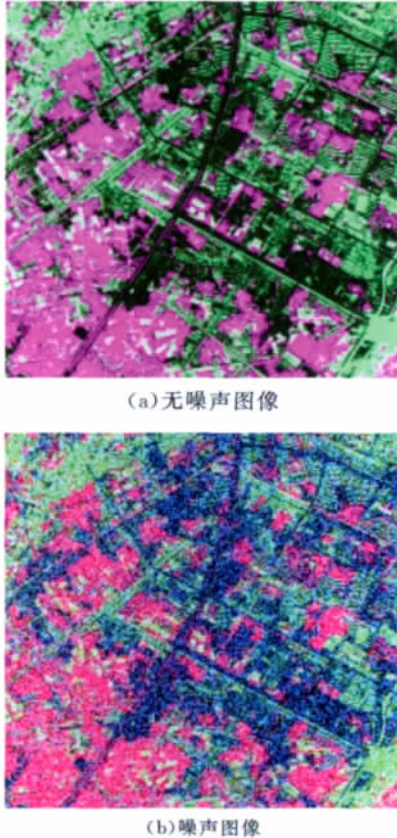


图 2 模拟高光谱图像(R=850nm,G=650nm,B=550nm)

图 2(b) 的噪声图像中, 不仅每个像元在单个波段的反射率发生了变化, 图像的目视效果也变得模糊, 噪声图像在一定程度上模拟了被大气影响的高光谱遥感图像的情况。

3 研究方法

3.1 线性光谱混合模型

在线性光谱混合模型中, 每一个光谱波段中单一像元的反射率表示为它的端元组分特征反射率与它们各自丰度的线性组合^[3], 其模型如下所示:

$$p = \sum_{i=1}^N c_i e_i + n \quad (1)$$

p 为图像中任意一个 L 维光谱向量 (L 为图像波段数目), c_i 为像元 p 中端元 e_i 所占的面积比例, N 为端元数目, n 为残差项, 且

$$\sum_{i=1}^N c_i = 1, 0 \leq c_i \quad (2)$$

线性光谱混合模型在实际应用中需要选取纯净像元下典型地物的光谱值, 而在遥感影像中, 纯净像元常常难以获得, 获取的各种典型地物的光谱值存在较大误差, 而造成实际应用的困难。造成以上问题的一个重要原因是线性光谱模型要求反射率在距离上完全匹配, 这对典型地物的光谱值要求很高, 而在遥感影像中常常难以得到满足。本文提出的算法是一种光谱波形的相似匹配, 对端元在单个上的反射率要求比较宽松, 从而在一定程度上削弱了以上问题的影响。

3.2 基于改进 SAM 的混合像元分解算法

光谱角度制图法 (Spectral Angle Mapping-SAM) 是一个基于自身的波谱分类方法, 它将像元 N 个波段的光谱响应作为 N 维空间的矢量, 通过计算测试光谱与目标光谱两个矢量间的广义夹角来表征其匹配程度: 夹角越小, 说明越相似^[11]。新算法是在光谱线性混合理论的基础上提出来的, 它的创新之处在于, 新算法不再是用欧式距离表征测试光谱和目标光谱的匹配程度, 而是一种光谱波形匹配, 这样就不会受限于像元单个波段的反射率, 只要整个光谱的波形特征不变, 新算法就可以很好地对影像进行混合像元分解。可见新算法不仅具有较强的抗噪能力, 同时在纯净端元选取过程中, 也在一定程度上降低了对典型地物光谱值的要求, 有着较高的实际应用价值。

$$\sum_{i=1}^N c_i = 1, 0 \leq c_i \quad (3)$$

$$p_0 = \sum_{i=1}^N c_i e_i \quad (4)$$

$$\min f(p_0, p) \quad (5)$$

其中 p_0 为测试光谱向量, $f(p_0, p)$ 是改进的 SAM 光谱匹配模型, 其具体定义见公式 (6):

$$f(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N y_i^2}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^N 2x_i y_i}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2)} \quad (6)$$

$$\frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N y_i^2}}$$

为方向函数, 计算测试光谱和目标光谱的光谱夹角, 值越大, 方向夹角就越小, 等

于 1 时达到最大, 夹角此时为零; $\frac{\sum_{i=1}^N 2x_i y_i}{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2)}$ 为

距离函数,计算测试光谱和目标光谱的距离,值越大,距离越小,等于1时达到最大,距离此时为零;当方向夹角和距离都达到最小时,测试光谱和目标光谱完全相等。通过加入距离参量,可以将众多光谱方向相似,而距离不一样的测试光谱有效地区别开来,从而使本模型更具鲁棒性。

算法通过两步逼近来实现,令 $0 \leq n_1 \leq n_2 \leq 1$, $c_1 = n_1, c_2 = n_2 - n_1, c_3 = 1 - n_2$, 则有:

①获取粗值:步长为0.1,在 $[0, 1]$ 范围内逐步遍历,确定 n_1 和 n_2 的粗值;

②确定准确值:步长为0.01,在粗值的 ± 0.05

的范围内逐步遍历,确定 n_1 和 n_2 的准确值,进而到 c_1, c_2 和 c_3 的值。

4 混合像元分解实验

模拟数据是由3种端元的光谱数据通过线性加权合成的,符合线性混合光谱的理论,所以实验部分使用了带约束的最小二乘法和新算法做了对比实验,并对其结果进行了检验和分析。

4.1 实验结果

图3所示的是已知图像中3种端元的实际丰度图,做为对实验结果进行评价需要参考的标准。

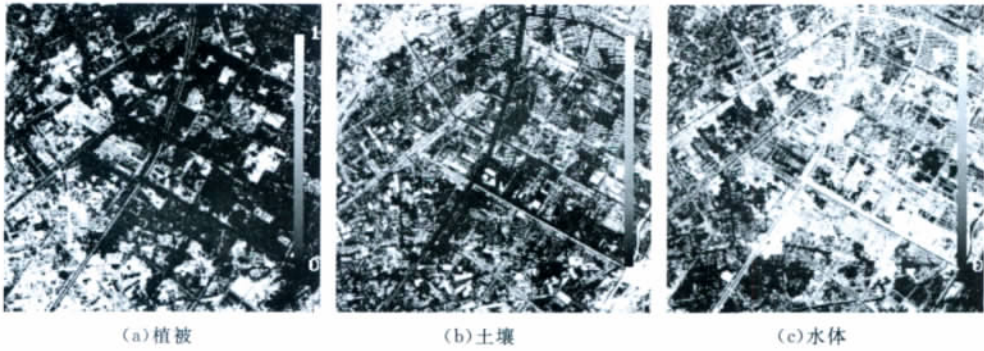


图3 端元丰度标准图

图4和图5中所示的混合像元分解结果图,是由图1(b)中所示的3种端元数据,做为噪声图像进

行混合像元分解的端元,分别使用带约束的最小二乘法和新算法得到的。

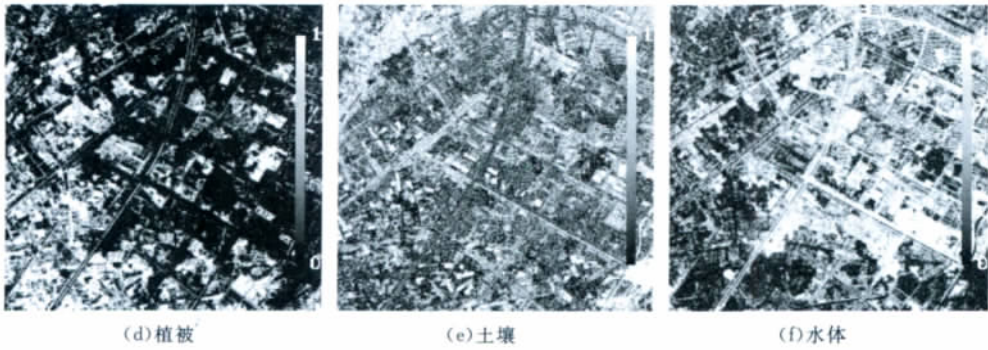


图4 最小二乘法结果图

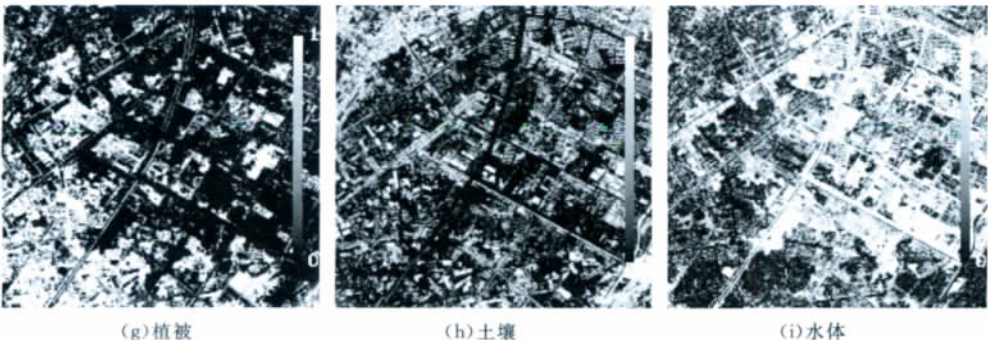
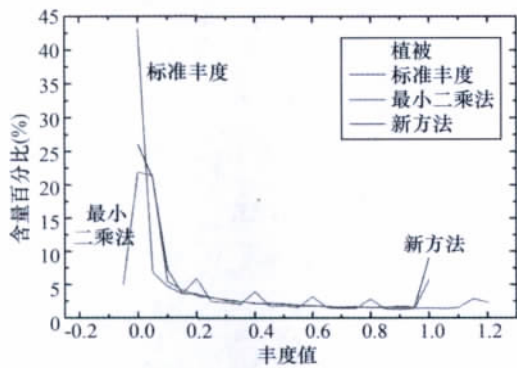


图5 新算法结果图

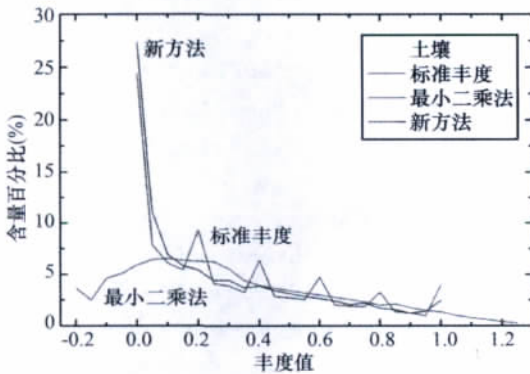
从整体视觉效果上来看,两种算法的结果图和标准丰度图区别并不明显,两种算法提取的丰度图,都能较好地反映3种端元的空间分布信息;仔细比较几幅图的色彩差异可以发现,图5(h)比图4(e)更加清晰,也更加近似于图3(b),初步说明新算法的分解效果要好于最小二乘法。

4.2 精度分析

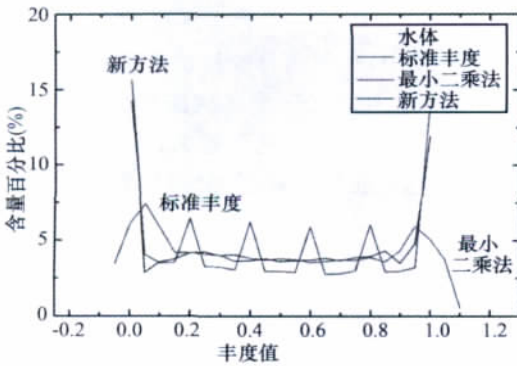
图6所示的内容是两种算法分别对模拟图像分解一个统计说明,图6(a)、图6(b)和图6(c)分别是植被、土壤和水体3种端元丰度的比较,红绿蓝三色分别代表标准端元丰度、最小二乘法和新方法分解的丰度。



(a) 植被



(b) 土壤



(c) 水体

图6 端元丰度分布统计图

通过对比可以发现:蓝线代表的新方法和绿线代表的最小二乘法在丰度值 $[0.2, 0.8]$ 范围内两者吻合的比较,说明两者在此范围内分解的精度相当;而在丰度值 $[0, 0.1]$ 和 $[0.8, 1]$ 范围内,蓝线与红线代表的标准丰度吻合的很好,说明新方法分解的结果与实际情况相符合,而绿线与红线差异比较大,而且绿线还超出了 $[0, 1]$ 范围,其中植被、土壤和水体丰度的最小值和最大值分别为: $(0.06, 1.20)$ 、 $(-0.36, 1.24)$ 和 $(-0.09, 1.05)$ 。概括来说,新方法与最小二乘法相比,两者分解效果在丰度值 $[0, 1]$ 范围内,中间较大部分相当,而在首末两端前者效果更加符合实际情况;新方法提取的丰度值没有越界,而且在整幅图像中的和总是为1,很好地满足了线性混合光谱理论中所要求的约束条件。

5 结束语

混合像元分解在实际遥感图像应用中,全约束的条件常常很难满足,因为各种因素的影响,很难有一种合适的比例组合使测试光谱与目标光谱在距离上完全匹配。本文为了满足全约束的条件,使分解结果符合遥感影像亚像元定位的前提条件,提出测试光谱与目标光谱在光谱波形上相似而不是反射率在距离上完全相等的思路:首先在满足全约束的条件下,通过计算像元的光谱响应在N维空间的矢量,寻找一种合适的比例组合,使测试光谱与目标光谱的广义夹角最小,从而达到最佳的匹配效果,而不是完全匹配。这种方法对噪声不敏感,也可以避免光谱反射率差异引起的分解误差,并且像元的光谱波段数目越多,算法抗噪能力就越强,更适合于高光谱遥感图像。通过本文实验研究,可以得出以下结论:基于改进SAM的混合像元分解算法,对高光谱遥感数据进行混合像元分解是可行的,其分解效果要好于带约束的最小二乘法,不仅能够很好地满足全约束条件,而且总体精度也要优于后者。

本文研究还有需要进一步深入的方面:实验数据是在线性混合光谱理论的基础上合成的模拟数据,虽然有利于分解结果的比较与分析,但是不够全面,因为实际遥感图像更加复杂,线性混合光谱理论并不能很好地说明实际的光谱混合机理,新方法还要与其他方法做比较;新方法运行效率较低,需要寻找一种更优的计算方法,简化计算,提高运行效率。

(下转第86页)

4 结束语

地质灾害具有突发性,造成的损失大等特点,使得遥感技术在地质灾害应急调查中发挥着越来越重要的作用。文中针对地质灾害调查目的与任务,以平武县为例,运用遥感技术进行了地质灾害调查研

究,通过野外调研分析,解译效果较好。实践表明,采用多源遥感数据,尤其是雷达遥感,能提供丰富的地质灾害信息,弥补单一数据源信息提取能力的不足,具有较强的现势性,这对地质灾害的风险区划、灾情应急具有一定的借鉴意义。

参考文献

- [1] 《2009年中国国土资源公报》[Z]. 2010:17-20.
- [2] 吴忠芳,周廷刚,等. 基于RS与GIS的大型滑坡解译—以重庆市武隆县为例[J]. 长江流域资源与环境, 2008, 17(1): 138-143.
- [3] 李铁锋,徐岳仁,等. 基于多期SPOT-5影像的降雨型浅层滑坡遥感解译研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2006, 42(3): 1-6.
- [4] 王治华,吕杰堂. 从卫星图像上认识西藏易贡滑坡[J]. 遥感学报, 2001, 5(4): 312-316.
- [5] 马瑛,田望学. 高分辨率遥感图像在黄土高原滑坡解译中的应用[J]. 资源环境与工程, 2007, 21(2): 167-169.
- [6] 黄润秋,许向宁,等. 地质环境评价与地质灾害管理[M]. 北京:科学出版社, 2008.
- [7] 李志中,赵长英. 川藏公路中段地质灾害现象的航空遥感研究[J]. 国土资源遥感, 1998, 37(3): 14-18.
- [8] 王猛,王军,等. 汶川地震地质灾害遥感调查与空间特征分析[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(4): 480-486.
- [9] 黄润秋,李为乐. 汶川大地震触发地质灾害的断层分析[J]. 工程地质学报, 2009, 17(1): 19-28.
- [10] 王超. SAR图像处理新进展[J]. 遥感学报, 2009, 14(1): 1-2.
- [11] 翁友玲,田庆久. 遥感数据融合方法分析与评价综述[J]. 遥感信息, 2003(3).
- [12] 陶和平,刘斌涛,刘淑珍,等. 遥感在重大自然灾害监测中的应用前景[J]. 山地学报, 2008, 26(3): 276-279.
- [13] 何宏林,孙昭民,等. 汶川Ms8.0地震地表破裂带[J]. 地震地质, 2008, 30(2): 359-362.
- [14] 曾琪明,等. 合成孔径雷达遥感原理及应用简介[J]. 遥感信息, 1998(4).
- [15] 王猛,王军. 汶川地震地质灾害遥感调查与空间特征分析[J]. 地理信息科学学报, 2010, 12(4): 480-485.

(上接第7页)

参考文献

- [1] TATEM A J, LEWIS H G, ATKINSON P M, et al. Super-resolution target identification from remotely sensed images using a hopfield neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(4): 781-796.
- [2] ATKINSON P M. Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images[C]//Innovations in GIS 4, London; Taylor and Francis, 1997: 167-180.
- [3] Charles Ichoku, Arnon Karnieli. A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation[J]. Remote Sensing Reviews, 1996(13): 161-186.
- [4] VERHOEYJ, WULF D. Land cover mapping at sub-pixel scales using linear optimization techniques[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(1): 96-104.
- [5] 凌峰,张秋文,王乘,等. 基于元胞自动机模型的遥感图像亚像元定位[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(7): 916-21.
- [6] 王旭红,郭建明,贾百俊,等. 元胞自动机的遥感影像混合像元分类[J]. 测绘学报, 2008, 37(1): 42-48.
- [7] 吴波,张良培,李平湘. 基于支撑向量回归的高光谱混合像元非线性分解[J]. 遥感学报, 2006, 10(3): 313-318.
- [8] JU J C, KOLACZYK E D, GOPAL S. Gaussian mixture discriminant analysis and sub-pixel land cover characterization in remote sensing[J]. Remote Sensing Environment, 2003(84): 550-560.
- [9] Small, C. Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(7): 1305-1334.
- [10] Chang, C. -I, A. Plaza, A fast iterative algorithm for implementation of pixel purity index[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 63-67.
- [11] Kruse F A, Lefkoff A B, Boardman J w. The spectral image processing system (SIPS)-interactive visualization and analysis of imageing spectrometer data[J]. Remote Sensing of Environment, 1993(44): 145-163.