

基于分层多端元混合像元分解的水稻面积信息提取

马孟莉, 朱艳, 李文龙, 姚霞, 曹卫星, 田永超^{*}

(南京农业大学国家信息农业工程技术中心/江苏省信息农业高技术研究重点实验室, 南京 210095)

摘要: 为了解决中低分辨率遥感影像混合像元问题以提高水稻种植信息的提取精度, 该文提出了一种基于层次分类与多端元混合像元分解相结合提取水稻面积信息的方法 (stratified multiple endmember spectral mixture analysis, SMESMA)。层次分类有效降低了地物复杂度, 而多端元混合像元分解通过对每一类地物选取多个端元光谱参与解混, 克服了“同物异谱”造成的光谱变异问题, 两者结合可有效提高分类精度。以江苏如皋市为研究区, 基于 HJ-1B CCD 影像, 分 3 个层次, 当某类地物信息被提取后便将其从影像中去除, 进行下一层次分类, 各层次均采用多端元混合像元分解方法, 综合 EARMSE、MASA、CoB 等算法以选取最佳端元, 实现了如皋市水稻种植面积信息有效提取。结果显示 SMESMA 法分类精度达 85.78%, kappa 系数为 0.85, 基于最大似然分类法(MLC)的分类精度为 79.1%, kappa 系数为 0.78。表明 SMESMA 是一种适合基于中低分辨率影像进行作物分类和面积提取的有效方法。

关键词: 遥感, 信息提取, 最大似然, 分层多端元混合像元分解, 种植面积, 水稻

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.02.027

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-02-0154-06

马孟莉, 朱艳, 李文龙, 等. 基于分层多端元混合像元分解的水稻面积信息提取[J]. 农业工程学报, 2012, 28(2): 154-159.

Ma Mengli, Zhu Yan, Li Wenlong, et al. Extracting area information of paddy rice based on stratified multiple endmember spectral mixture analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(2): 154-159. (in Chinese with English abstract)

0 引言

水稻是中国的主要粮食作物之一, 准确获取水稻种植面积信息可为定量遥感、总产的精确估算和政府宏观决策提供科学依据^[1]。已有部分利用遥感提取作物种植面积的研究^[1-4], 如焦险峰等将不同空间分辨率遥感影像与分层抽样技术相结合进行了水稻种植面积的估算^[4]; Potgieter 等利用多时相 MODIS 影像的增强型植被指数 (EVI) 估算了澳大利亚布里斯班市的冬季作物种植面积^[3]。总的来看, 作物面积提取精度受遥感空间分辨率精度影响较大, 高空间分辨率提取精度较高, 但其时间分辨率往往较低。而南方水稻生长期常遇阴雨天气, 影像获取成功率低^[4], 相比之下, 中低分辨率影像因时间分辨率较高更易获取, 但由于受传感器分辨率限制, 存在大量混合像元现象, 从而导致基于像元的“硬分类”方法的面积提取精度难以满足实际应用需求^[5-6]。因此, 急需深入研究混合像元分解问题, 使遥感应用由像元级达到亚像元级, 将混合像元分解为不同的“端元 (end member)”^[7-9], 从而提高信息提取精度。以往研究多采用简单的混合像

元分解法^[6,8,10-11], 常忽略了同物异谱现象, 即每类地物采用相同的端元光谱, 从而常导致混分结果产生较大误差。而多端元混合像元分解 (MESMA) 方法被证实是一种有效的混分方法^[5,12-14], 它针对每一类地物选取多个端元光谱参与混合像元分解, 可以有效解决同物异谱问题^[12-13,15]。此外, 研究表明, 采用分层分类法能提高分类精度^[16-28]。如张顺谦等^[17]基于 MODIS 数据通过分层分类方法识别草地沙化程度, 精度高达 96%; 金夏玲运用分层分类思想将复杂地表信息层层分解, 最终提取出居民地信息, 精度明显高于其他常规方法^[16]; 张翊涛研究表明分层分类不但可以增强分类精度和计算效率, 而且在数据分析和解译上更加灵活^[18]。邵丽静等基于多层遥感信息提取模型提取鄱阳湖地区水体信息, 精度达 95%, 优于常规最大似然法^[20]。

本文拟将分层分类法与多端元混合像元分解法相结合, 研究构建分层多端元混合像元分解法 (stratified multiple endmember spectral mixture analysis, SMESMA), 以期提高水稻信息提取精度, 实现水稻种植面积的准确监测。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于江苏省如皋市, 该市地处江苏省中部东侧, 长江三角洲北翼, (120°34'04"E, 32°16'01"N) (图 1), 全境均为平原地带, 无高山丘陵。如皋分属长江和淮河两大水系, 属亚热带湿润气候区, 年均气温 14.4℃, 年均日照 2 078.4 h, 年均总雨量 1 057.1 mm。耕地面积

收稿日期: 2011-05-05 修订日期: 2011-11-24

基金项目: 国家自然科学基金项目 (30900868), 江苏省科技支撑计划项目 (BE2010395), 教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-08-0797)。

作者简介: 马孟莉 (1986-), 女, 云南曲靖人, 主要从事作物遥感监测研究。南京 南京农业大学国家信息农业工程技术中心/江苏省信息农业高技术重点实验室, 210095。Email: mamlsky@126.com

*通信作者: 田永超, 男, 博士, 副教授, 主要从事作物生长监测研究。南京 南京农业大学国家信息农业工程技术中心/江苏省信息农业高技术重点实验室, 210095。Email: yctian@njau.edu.cn

约 7.92 万 hm^2 ，主要种植农作物为水稻和小麦，耕种方式为水旱轮作。

2 结果与分析

2.1 波谱库建立及端元选取

针对 MESMA 方法，前人提出了一些利用波谱库提取端元的方法，如 CoB (count-based endmember selection)^[13]、EARMSE (endmember average root mean square error)^[22] 以及 MASA (minimum average spectral angle) 端元提取^[22]。本研究所用的波谱库包括影像波谱库和参考波谱库。首先根据 GPS 定位点在遥感影像上的分布选择感兴趣区，每类地物对应一个约 15 个像元的感兴趣区，将这些光谱收集并建立影像波谱库。同时将测定的水稻、裸土、大豆、水体、公路等地物光谱各 30 条，按照 HJ-1B CCD 的波段响应函数进行转换并建立参考波谱库。其中影像波谱库利用“VIPER TOOLS”建立^[23]，共 1275 条光谱；参考波谱库利用 ENVI 4.7 软件建立，共 210 条光谱。然后利用“VIPER TOOLS”计算影像波谱库和参考波谱库中每条光谱的 EARMSE、MASA、in_CoB 和 out_CoB 值，选择 in_CoB 值较高且 out_CoB 值较低或者 EARMSE、MASA 值较低的端元为最佳端元^[5,12-13,22]。最终选取了 86 条端元光谱，然后根据端元属性将这些端元分类并建立波谱库，分别是透水面波谱库 A (40 条)、非透水面波谱库 B (30 条) 和裸土波谱库 C (16 个)。为了进一步确定最佳端元，运行由上述 86 个端元与阴影构成的共 86 个 2-端元模型，从中选出分解像元数最多的 25 个端元即为最佳端元 (表 1)，将这些端元建立波谱库，命名为 D。图 2 显示了波谱库 D 的波谱曲线，分别是 14 个透水面端元、7 个非透水面端元和 4 个裸地端元。

表 1 2-端元模型

Table 1 Optimal endmember models				
序号	端元	类型	分解像元占总影像的百分比/%	透水面/非透水面
1	rice_X962_Y1655	20003	0.69	透水面
2	rice_X1037_Y454	63678	2.21	透水面
3	rice_X931_Y1654	28022	0.97	透水面
4	rice_X629_Y1455	40800	1.41	透水面
5	vg1_X954_Y654	11137	0.38	透水面
6	vg1_X1052_Y1055	20759	0.71	透水面
7	vg2_X317_Y989	7554	0.26	透水面
8	vg2_X1214_Y1490	3762	0.13	透水面
9	vg3_X629_Y980	49436	1.71	透水面
10	vg3_X330_Y768	23409	0.81	透水面
11	vg4_X344_Y1233	1008	0.03	透水面
12	vg4_X643_Y634	718	0.02	透水面
13	buildup_X874_Y1440	3627	0.13	非透水面
14	buildup_X873_Y1441	2821	0.10	非透水面
15	buildup_X454_Y495	5421	0.15	非透水面
16	buildup_X464_Y489	3006	0.10	非透水面
17	road1_X837_Y723	7914	0.27	非透水面
18	road1_X1360_Y843	41297	1.43	非透水面
19	road1_X1361_Y724	60902	2.11	非透水面
20	road2_ASD	18462	0.64	透水面
21	road2_ASD	21293	0.74	透水面
22	soil_ASD	1147	0.05	透水面
23	soil_ASD	6203	0.21	透水面
24	Water_X1214_Y1490	22486	0.78	透水面
25	Water_X1325_Y1477	51003	1.77	透水面

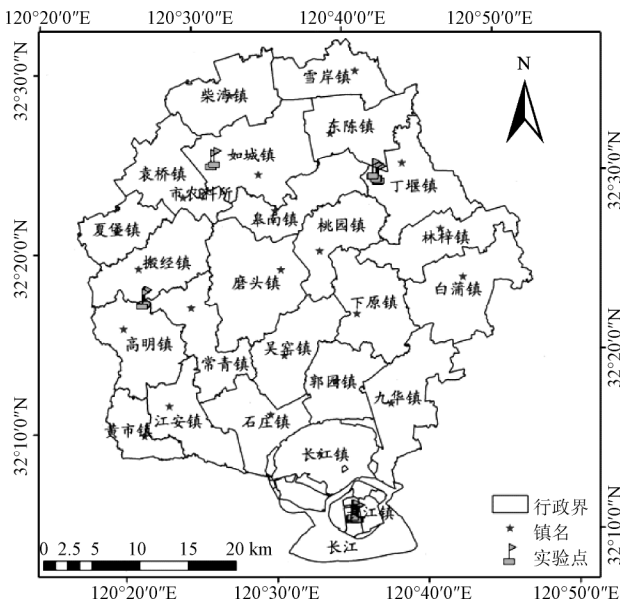


图 1 研究区及试验点分布

Fig.1 Location of study region and distribution of experimental points

1.2 试验设计及野外数据获取

2009—2010 年在如皋市如城、丁堰、搬经和长江镇设 4 个代表性试验区，并分别设置了 2、6、5 和 12 共 25 个大区 (图 1)，大区田块面积大于 $90 \times 90 \text{ m}^2$ 。于 2009-08-17、2009-09-04、2009-10-03、2010-08-08、2010-08-21、2010-09-24 进行田间调查。利用差分 GPS 沿路及试验区收集 40 个点和 54 个面共 94 个样本，包括水稻、大豆、行道树、草地、林地、裸地、水体、路面和建筑物等地物，用于遥感影像的几何校正及影像分类精度验证；同时，在长江镇试验区利用 analytical spectral device (ASD) 公司产品 FieldSpec Pro FR2500 型背挂式野外高光谱辐射仪采集各类地物光谱，建立参考波谱库。

1.3 遥感影像获取与预处理

本文选用 2010-08-13 HJ-1B CCD 遥感影像 (水稻处于拔节期)。环境 1 号小卫星是我国自主研发，空间分辨率 30 m，时间分辨率 2 d。采用 ENVI 4.7 遥感软件进行影像预处理。首先利用 40 个地面 GPS 控制点对 HJ-1B CCD 影像进行几何精校正，校正后均方根误差为 0.48 个像元。大气校正采用 ENVI 自带的 FLAASH 模块完成。同时对影像做图像增强和滤波处理，并用如皋市行政区划图裁剪出研究区。

1.4 精度分析

本文精度分析包括分类精度和面积精度。通过建立混淆矩阵来分析 SMESMA 的分类精度^[5,12]；而将提取的水稻种植面积信息与统计局的统计数据相比较，来分析面积精度。

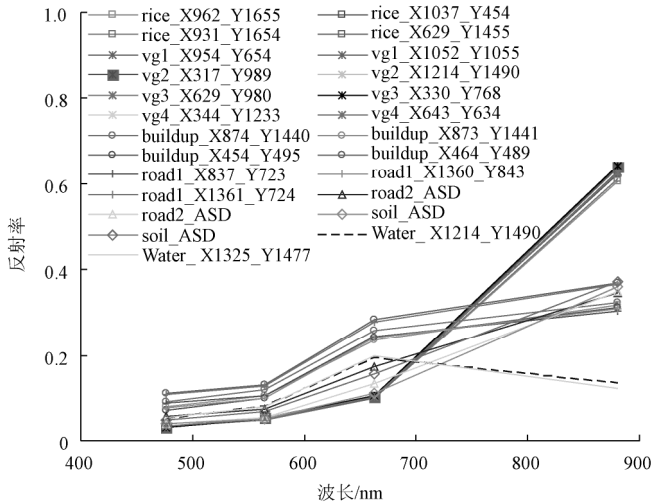


图 2 端元波谱库 D 中 25 个端元的光谱曲线

Fig.2 25 spectral curves included in endmember library D

2.2 分层多端元混合像元分解

本研究将分层分类与多端元混合像元分解 (SMESMA) 相结合, 构建了新的分层多端元混合像元分解方法 (图 3)。该方法由易到难, 首先提取较易分类的地物, 将其从原始影像中去除, 从而为后来的信息提取创造相对纯净的环境, 依此类推, 直到提取出目标信息。每层处理时, 均采用多端元混合像元分解方法。MESMA 采用不同的端元组合模型, 解混精度差异较大, 精度随着模型复杂度的增加而下降^[5]。在 2-端元、3-端元、4-端元模型中应优先选择低级端元模型组合^[5,13], 且绝大多数像元用 2-端元模型即可有效分解^[24]。根据研究区特点, 本研究中解混所用各种模型的端元组合方式如表 2 所示。

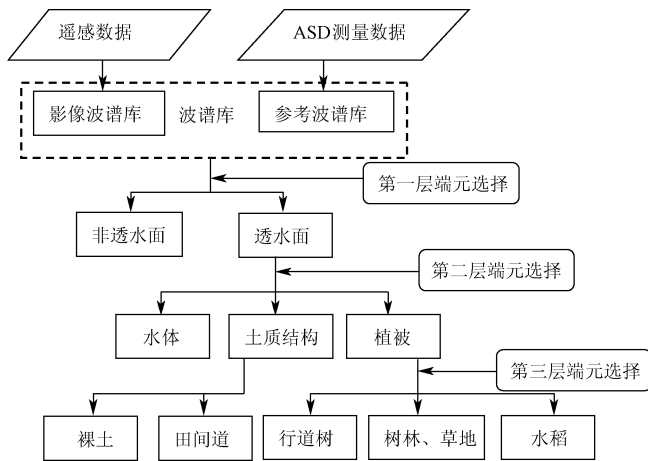


图 3 SMESMA 方法流程图

Fig.3 Flowchart of SMESMA method

在第一层分类时, 将原始影像分成透水面和非透水面 2 类, 其中非透水面中主要包括住宅区、商业区、工业区以及公路等人工建筑地物, 由于目标信息不包含在内, 故将此类信息去除; 第二层分类时, 将影像分为水体、植被、土质结构等 3 类, 水体和其他两类分离性很好, 故将此类信息去除, 而土质结构中会混有少数植被类型需进一步分类; 第三层分类时, 将植被影像分为水

稻、树林、草地、行道树、其他作物等 5 类, 土质结构影像分为裸土和田间道 2 类。各层次分类所用的端元模型组合及数目见表 3。

表 2 各种模型的端元组合

Table 2 All permutations of endmembers for different models

2-端元模型 (25 个)	3-端元模型 (126 个)	4-端元模型 (320 个)
植被-阴影	植被-非透水面-阴影	植被-植被-裸土-阴影
非透水面-阴影	植被-裸土-阴影	裸土-裸土-植被-阴影
裸土-阴影	植被-水体-阴影	
水体-阴影	非透水面-裸土-阴影	
	非透水面-水体-阴影	
	裸土-水体-阴影	
	植被-植被-阴影	

注: 括号中的数字代表运行多端元混合像元分解模型时各种端元组合模型中的总端元数。

表 3 各分类层端元模型组合及其数目

Table 3 All permutations of endmembers for different models

分类层次	运行模型总数	类型	组合方式	来源及端元数目
第一层	25	2-端元模型	透水面端元、非透水面端元	第一个波谱库 波谱库 D (25)
			阴影	第二个波谱库 阴影
	126	3-端元模型	透水面端元	第一个波谱库 波谱库 A (18)
第二层	18	2-端元模型	非透水面端元	第二个波谱库 波谱库 B(7)
			阴影	第三个波谱库 阴影
	80	4-端元模型	透水面端元	第一个波谱库 波谱库 A (18)
第三层	10	3-端元模型	阴影	第二个波谱库 阴影
			植被端元	第一个波谱库 波谱库 A(2)
			裸土端元	第二个波谱库 波谱库 C(5)
	240	4-端元模型	阴影	第三个波谱库 阴影
			植被端元	第一个波谱库 波谱库 A (10)
			非透水面端元	第二个波谱库 波谱库 B(6)
40	4-端元模型	裸土端元	第三个波谱库 波谱库 C(4)	
		阴影	第四个波谱库 阴影	

注: 括号中数字代表从该波谱中选取的端元数, 阴影中端元数默认为 1; 运行模型总数=各波谱库中端元数之乘积^[23]。

2.3 水稻面积提取及精度分析

通过 3 个层次的多端元混合像元分解将研究区分为建筑物、水稻、树林和草地、其他作物、行道树和田间道、水体以及未分类地物共 6 个地类 (图 4a), 图 4b 是长江镇实验小区分类图的放大效果, 方框是用 GPS 定位的面, 可以看出分类效果较好。进一步基于野外实地调查获取的 54 个 GPS 面样本, 获取影像上的真实感兴趣区分别建立 SMESMA 和最大相似分类法 (MLC) 的混淆矩

阵，通过此矩阵分析分类精度（表 4）。结果显示，基于 SMESMA 第 1 层的分类总体精度和 Kappa 系数分别是 94.05%和 0.97、第 2 层为 95.02%和 0.98、第 3 层为 85.78%和 0.85，精度随着分类层次升高而降低，主要原因是越高的层次所用的端元模型组合越复杂，水稻的总体分类精度为 89.18%。而基于 MLC 的分类精度和 Kappa 系数分别为 77.06%和 0.78，表明 SMESMA 分类精度显著高于 MLC。

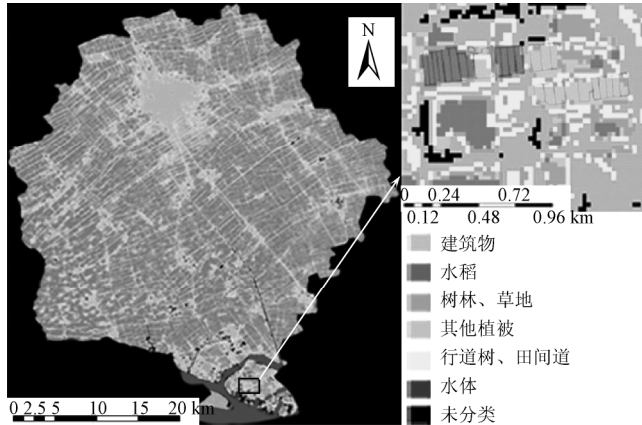


图 4 基于 SMESMA 方法的研究区地物分类图

Fig.4 Classified map of study region based on SMESMA

表 4 分层多端元混合像元分解法与最大似然法分类精度 (%) 对比分析

Table 4 Comparison of classification accuracy analysis between SMESMA and MLC

分类方法	分类数据	地面真实数据					
		建筑物	水稻	树林、草地	其他作物	行道树、田间道	水体
SMESMA	样本容量	94	171	121	95	82	70
	建筑物	96.50	0	0	0	12.54	0
	水稻	0	89.18	3.81	10.86	0	0
	树林、草地	0	3.18	75.24	9.00	8.36	0
	其他作物	0	6.92	15.81	73.86	0.00	0
	行道树、田间道	3.18	0.72	5.14	6.28	79.10	0
MLC	水体	0.32	0	0	0	0	100
	建筑物	95.58	1.01	0	0	15.62	1.48
	水稻	0	76.31	6.4	15.07	3.28	0
	树林、草地	0	7.60	70.22	10.56	6.97	0
	其他作物	0	10.88	13.32	63.21	5.7	0
	行道树、田间道	4.02	4.2	10.06	11.16	68.43	3.80
	水体	0.40	0	0	0	0	94.72

将上述 2 种分类方法提取的水稻信息统计并计算面积，并与如皋市统计局的数据做比较（表 5）。显示 SMESMA 精度为 87.88%，MLC 精度 76.06%。但总体分类结果较统计局数据偏高，可能因为统计局采用的是人工调查法，受人为因素影响较大的缘故。基于上述分析，可以看出基于 SMESMA 方法的水稻种植面积提取技术具有较好的应用前景。

表 5 2 种方法提取水稻面积精度与统计数据比较

Table 5 Accuracy comparisons of 3 different methods for extracting rice cultivation area

	分类结果/hm ²	参考数据/hm ²	精度/%
分层多端元混合像元分解	56 753.82	50 620	87.88
最大似然法	62 738.55	50 620	76.06

注：参考数据为如皋市统计局数据。

3 结论及讨论

本文提出了一种分层次多端元混合像元分类法 (SMESMA)。首先运用分层分类方法把研究区复杂地物信息层层分解，由易到难逐一提取地物信息；然后在每一层次具体分类时，采用多端元混合像元分解法。这不同于普通混合像元分类法每种地物只用一个端元，而是对每一类地物选取多个端元光谱参与混合像元分解，故很大程度上减小了“同物异谱”的误差。结果显示通过 3 个层次的分类，较成功地将目标地物水稻信息提取出来，精度达 85.78%，表明该方法是一种有效的影像分类方法。

多端元解混过程中，端元选取方法尤为重要，已有的多端元解混端元常从影像波谱库中直接选取，但是很多地物如裸土、小面积作物等很难从中分辨率影像上准确定位，故本文同时结合影像波谱库和参考波谱库选取端元；从 3 个层次分类精度看，第 2 层高于第 1 层，第 3 层最低，这可能是第 2 层只用了 2-端元模型，第 1 层用了 2-端元模型和 3-端元模型，第 3 层用了 3-端元模型和 4-端元模型，而精度与模型复杂度成负相关关系，这与 powell 研究结论一致。因此，在基于大部分像元能被分解的情况下，2-端元是首选模型。今后将着重研究如何选取最优解混模型，尤其是在层次复杂的情况下；并且将在不同研究区采用更多遥感影像来验证 SMESMA 方法。

[参 考 文 献]

- [1] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 等. 粮食作物播种面积遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6): 166—171. Chen Shuisen, Liu Qinhuo, Chen Liangfu, et al. Review of research advances in remote sensing monitoring of grain crop area. Transactions of the CSAE, 2005, 21(6): 166—171. (in Chinese with English abstract)
- [2] Pradhan S. Crop area estimation using GIS, remote sensing and area frame sampling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2001, 3(1): 86—92.
- [3] Potgieter A B, Apan A, Hammer G, Dunn P. Early-season crop area estimates for winter crops in NE Australia using MODIS satellite imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(4): 380—387.
- [4] 焦险峰, 杨邦杰, 裴志远. 基于分层抽样的中国水稻种植面积遥感调查方法研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(5): 105—110. Jiao Xianfeng, Yang Bangjie, Bei Zhiyuan. Paddy rice area estimation using a stratified sampling method with remote sensing in China[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(5): 105—110. (in Chinese with English abstract)

- [5] Powell R L, Roberts D A, Dennison P E, Hess L L. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106(2): 253–267.
- [6] 武永利, 王云峰, 张建新, 等. 应用线性混合模型遥感监测冬小麦种植面积[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(2): 136–140.
Wu Yongli, Wang Yunfeng, Zhang Jianxin, et al. Linear mixture modeling applied to remote sensing monitoring of winter wheat areas[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(2): 136–140. (in Chinese with English abstract)
- [7] Bateson A, Curtiss B. A method for manual endmember selection and spectral unmixing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(3): 229–243.
- [8] 李素, 李文正, 周建军, 等. ETM+影像亚像元级城市土地覆盖组分丰度提取—以南京市为例[J]. *地理与地理信息科学*, 2008, 24(2): 17–22.
Li Su, Li Wenzheng, Zhou Jianjun, et al. Urban land cover composition abundance extraction of sub-pixel level based on ETM+ image: A case study of Nanjing. *Geography and Geo-Information Science*, 2008, 24(2): 17–22. (in Chinese with English abstract)
- [9] 李素, 李文正, 周建军, 等. 遥感影像混合像元分解中的端元选择方法综述[J]. *地理与地理信息科学*, 2007, 23(5): 35–38, 42.
Li Su, Li Wenzheng, Zhou Jianjun, et al. A review on endmember selection methods in the course of mixed pixel decomposition of remote sensing images[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2007, 23(5): 35–38, 42. (in Chinese with English abstract)
- [10] Wu C, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(4): 493–505.
- [11] de Asis A M, Omasa K. Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear Spectral Mixture Analysis of Landsat ETM data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62(4): 309–324.
- [12] Franke J, Roberts D A, Halligan K, et al. Hierarchical multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) of hyperspectral imagery for urban environments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(8): 1712–1723.
- [13] Roberts D A, Dennison P E, Gardner M, et al. Evaluation of the potential of Hyperion for fire danger assessment by comparison to the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41 (6): 1297–1310.
- [14] Youngentob K N, Roberts D A, Held A A, et al. Mapping two Eucalyptus subgenera using multiple endmember spectral mixture analysis and continuum-removed imaging spectrometry data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(5): 1115–1128
- [15] Song C. Spectral mixture analysis for subpixel vegetation fractions in the urban environment: How to incorporate endmember variability?[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95(2): 248–263.
- [16] 金夏玲. 基于分层分类的居民地信息提取方法研究[D]. 南京: 河海大学, 2005.
Jin Xialing. Research on Inhabit Extraction Based on Hierarchical Clsaaifide Means[D]. Nanjing: College of Civil Engineering, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [17] 张顺谦, 郭海燕, 卿清涛, 等. 利用 MODIS 数据识别若尔盖草地的沙化——分层分类方法[J]. *自然灾害学报*, 2009, 18(1): 133–138.
Zhang Shunqian, Guo Haiyan, Qing Qingtao, et al. Application of MODIS data to identifying desertification in Zoige grassland: a layerde-classification method[J]. *Journal of natural disasters*, 2009, 18(1): 133–138. (in Chinese with English abstract)
- [18] 张翊涛. 基于多光谱遥感图像地物分类研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.
Zhang Yitao. A study on Multi-spectral Remote Sensing Digital Image Classification[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2004. (in Chinese with English abstract)
- [19] 张萍萍. 基于北京一号小卫星数据的宏观土地利用监测实验研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2008.
- [20] 邵丽静, 骆剑承, 沈占锋, 等. 基于指数计算的多层次遥感信息提取模型[J]. *地理与地理信息科学*, 2009, 25(2): 39–46.
Gao Lijing, Luo Jiancheng, Shen Zhanfeng, et al. Index based hierarchical model for thematic information extraction[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2009, 25(2): 39–46. (in Chinese with English abstract)
- [21] 匡文慧, 张树文, 刘纪远, 等. 城市用地空间信息分类与数字重建: 以长春百年城市内部用地变化为例[J]. *遥感学报*, 2010, 14(2): 351–363.
Kuang Wenhui, Zhang Shuwen, Liu Jiyuan, et al. Methodology for classifying and detecting intra-urban land use change: A case study of Changchun city during the last 100 years[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(2): 351–363. (in Chinese with English abstract)
- [22] Dennison P E, Halligan K Q, Roberts D A. A comparison of error metrics and constraints for multiple endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(3): 359–367.
- [23] <http://www.vipertools.org>.
- [24] Roberts D A, Gardner M, Church R, et al. Mapping chaparral in the santa monica mountains using multiple endmember spectral mixture models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65(3): 267–279.
- [25] Gertner G, Wang G, Anderson A B, et al. Combining stratification and up-scaling method-block cokriging with remote sensing imagery for sampling and mapping an erosion cover factor[J]. *Ecological Informatics*, 2007, 2(4): 373–386.
- [26] Busetto L, Meroni M, Colombo R. Combining medium and coarse spatial resolution satellite data to improve the estimation of sub-pixel NDVI time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(1): 118–131.
- [27] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery[J].

- Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 9(70): 1053—1062.
- [28] Eckmann T C, Roberts D A, Still C J. Using multiple endmember spectral mixture analysis to retrieve subpixel fire properties from MODIS. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3773—3783.

Extracting area information of paddy rice based on stratified multiple endmember spectral mixture analysis

Ma Mengli, Zhu Yan, Li Wenlong, Yao Xia, Cao Weixing, Tian Yongchao^{*}

(National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, Jiangsu Key Laboratory for Information Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: To resolve the serious pixel un-mixing problem produced by coarse spatial resolutions sensors, and improve the extraction accuracy of plant area for paddy rice, the stratified multiple endmember spectral mixture analysis (SMESMA) method was proposed in this paper. The complexity of landscape will be mitigated using stratified classification method, and the number and types of endmembers are allowed to vary in a per-pixel basis by multiple endmember spectral mixture method, which can overcome the spectral variations within classes. The accuracy of classification was improved significantly by combining these two methods. In this study, the HJ-1B CCD image was stratified into three stratifications. A landscape will be removed from the image after extracted, and the next classification will run based on the new stratified image. Multiple endmember spectral mixture analysis was applied to map the stratification images, and the optimized endmembers was determined by EAR、MASA and CoB methods. The results showed that that SMESMA had better classification accuracy of 85.78% and kappa coefficient of 0.85 than that of 79.1% and 0.78 by per-pixel based maximum likelihood classifier (MLC), which indicated that SMESMA was a useful classifier and method for paddy cultivation area extracting with coarse spatial resolution image.

Key words: remote sensing, information retrieval, maximum likelihood, SMESMA, plant area, paddy rice