

TM 图像杨树林识别的 MLC 与 LSU 算法应用分析 ——以河北省文安县为例

赵宇鸾^{1,2}, 李秀彬^{1*}, 辛良杰¹, 张英^{1,2}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 以 Landsat5 TM₁、TM₂、TM₃、TM₄、TM₅ 和 TM₇ 等图像数据, 经预处理后进行植被指数提取和主成分分析, 生成 13 个波段数据集; 并用最优指数法 (OIF) 选取目视解译波段, 运用最大似然法 (MLC) 和线性光谱分解法 (LSU) 对华北平原农区河北省文安县 2007 年 5 月的杨树林地面积信息作了应用分析。结果表明: (1) TM 数据中可见光红光波段、近红外波段和中红外波段, 以及冠层植被指数和前三个主分量在杨树信息提取中具有优势; (2) 根据波段间相关系数分组计算最优指数值 (OIF), 可减少计算量; (3) MLC 提取杨树林地面积为 11 259.84 hm², 占研究区总面积的 10.95%。经野外实地验证, 生产者精度和用户精度分别为 84.07% 和 93.14%, 分类和空间制图效果较好; (4) 利用亚像元的 LSU 分析技术, 提取地表破碎地类面积, 且提取杨树林地面积为 13 701.71 hm², 达到研究区面积的 13.33% (较前者大幅增加)。这可为杨树林资源快速调查监测和林-粮土地合理利用提供参考。

关键词: MLC; LSU; TM 影像; 杨树林; 图像识别

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2011.00252

1 引言

近年来, 随着政府对天然林保护力度和社会对林木产品需求的增大, 林产品原料缺口扩大, 我国开展了以杨树为主的速生丰产林建设工程, 华北平原等农区的杨树林地面积出现了快速的增长。由于这里是我国的主要产粮区, 林地面积的扩大可能会威胁粮食的供给。林与粮在土地资源上的竞争已引起部分学者的关注, 称其为“杨上粮下”现象^[1]。然而, 华北平原杨树林地面积到底有多大? 仍未见具体的数据。

由于速生丰产林经营是以市场需求为导向, 通过市场配置资源, 采取以市场融资为主, 政府适当扶持为辅的投入机制, 具有农户、企业等多元经营主体, 造林布局分散、林地面积大小不一, 造成了杨树资源调查监测困难。传统的森林资源调查需要耗费大量的人力、物力和财力, 故此, 以低廉、快捷、覆盖面广的 3S 技术, 在森林资源调查中的作用得到初步显现^[2], 并成功应用于多种森林资源调查中, Linderman 等和杜华强等对竹林信息提取进行

了研究^[3-4], Fromard 等和李春干等分别研究了海岸红树林变迁和资源调查^[5-6], 王立海等利用 TM 影像对针阔混交林分类进行研究, 取得了较好的分类结果^[7]。但利用遥感影像对杨树林图像识别提取的研究较少, 仅见李明诗利用 ASTER 影像提取了建湖县杨树空间分布、面积等信息^[8]。华北平原农区人多地少, 耕地细碎化严重, 杨树林影像混合像元现象突出, 对此, 利用 MLC 法、LSU 算法能够较好地兼顾杨树林空间分布和面积信息提取, 这对于准确调查、估计杨树资源状况具有积极意义。

本文在前人研究的基础上, 选取华北平原农区河北省文安县为案例区, 利用 Landsat TM 遥感影像数据对杨树林图像识别提取进行实证研究。Landsat TM 遥感影像具有时间序列长、光谱信息丰富等优势, 通过一系列图像变换后, 能够提取杨树林资源。具有很好的应用前景。

2 研究区及数据预处理

2.1 研究区的地理背景

河北省文安县 (38°44'17"~39°3'7" N, 116°11'

收稿日期: 2010-09-25; 修回日期: 2011-03-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40971062)。

作者简介: 赵宇鸾 (1985-), 男, 博士生, 主要从事土地利用变化研究。E-mail: zhaoyl_09b@igsnrr.ac.cn

* 通讯作者: 李秀彬 (1962-), 男, 研究员, 主要从事土地利用变化研究。E-mail: lixb@igsnrr.ac.cn

6"~116°44'53" E)地处华北平原北部,辖区面积 1 028 km²。地势平坦开阔,县境东部、北部形如釜底,自然形成封闭洼地。属暖温带大陆性季风气候,气候温和,四季分明,降雨集中。从产业发展来看,林板加工业已经成为文安经济的支柱产业,文安县也成为全国最大的人造板生产基地。

近年来,该县依托人造板基地,大力发展杨树速生丰产林种植,杨树面积不断扩大,资源总量迅速增加。但平原农区适宜种植杨树的荒地资源较少,大多数是农业结构调整后种植在产量较低的低产地上,部分质量较好的耕地上也有种植,主要分布在国有农场、个人承包地和四旁植树等。

2.2 数据预处理

考虑到研究区 5 月份冬小麦已经返青,杨树、果园、农作物等地物能够有效区分,故此选用 2007 年 5 月 20 日 Landsat5 TM 遥感影像为基本数据,由国家科技基础条件平台建设项目:地球系统科学数据共享平台(www.geodata.cn)提供,以及 2004 年县域边界矢量数据和 1:10 万地形图,对 TM 遥感影像,利用 ArcGIS 9.3 和 ENVI 4.7 平台进行数据处理,进行掩膜处理和精校正。为检验影像匹配程度,运用随机采样法获取地类验证点,进行了验证。检验中,每种地类验证点在 3 个以上,共获取有效验证点 299 个,其中,对 113 个杨树样地进行了定位、调查和记录,拍摄地类照片存储量达 1.3G。

图像植被信息,主要是通过绿色植物叶子和植被冠层的光谱特性及其差异、变化而反映的,不同的光谱通道所获得的植被信息,与植被的不同要素

或某种特征状态有各种不同的相关性^[9-10]。由于可见光红波段(TM₃)受植被叶绿素等色素含量控制、近红外波段(TM₄)受植被叶内细胞结构控制、短波红外波段(TM₅)受植被叶细胞内水分含量控制,因此,本文选取 TM 影像中 TM₃、TM₄和 TM₅等 3 个波段,生成比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI; $RVI = TM_4/TM_3$)、归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI; $NDVI = (TM_4 - TM_3)/(TM_4 + TM_3)$)、冠层植被指数(Canopy Vegetation Index, CVI; $CVI = (TM_4 - TM_5)/(TM_4 + TM_5)$)和综合效应植被指数^[11](Multi-Vegetation Index, MVI; $MVI = [TM_4 - (TM_3 + TM_5)]/[TM_4 + (TM_3 + TM_5)]$)等 4 种植被指数,用于植被信息的提取。

3 河北文安杨树林图像识别的 MLC、LSU 算法应用分析

3.1 新数据集的生成

主成分变换将多波段影像信息压缩少数几个转换波段的方法,经过主成分变换后,使处理的数据量大为减少^[9]。主成分是对原波段进行线性变换得来,研究中计算原波段之间的协方差矩阵后,求出协方差矩阵的特征值和特征向量(表 1)。从表 1 分析得出,前三个主成分 PCA₁、PCA₂和 PCA₃的特征值之和为 912.20,占到全部特征值的 99.02%,几乎包含了原波段的全部信息,能有效放大各地类光谱差异。

表 1 主成分变换特征向量及特征值
Tab. 1 Eigenvector and eigenvalue of principal component analysis

特征向量	TM ₁	TM ₂	TM ₃	TM ₄	TM ₅	TM ₇	特征值
PCA ₁	-0.277374	-0.208638	-0.342325	-0.134361	-0.675972	-0.536056	820.220504
PCA ₂	-0.298833	-0.197134	-0.190037	-0.783727	0.065948	0.465989	55.540073
PCA ₃	-0.527660	-0.312395	-0.479999	0.469599	0.410840	0.065366	36.437961
PCA ₄	0.078888	-0.034702	-0.112726	0.372026	-0.593313	0.699601	4.394857
PCA ₅	0.713772	-0.141400	-0.666386	-0.085212	0.133792	-0.036096	3.796746
PCA ₆	-0.199105	0.893767	-0.399403	-0.039128	-0.001521	0.021946	0.790237

利用 TM 影像原始 6 个波段和提取的 4 个植被指数波段,以及提取的前 3 个主分量,构成新的波段数据集(表 2)。

3.2 杨树林图像识别的优化组合

为对研究区影像进行初步分类,运用 Chavez 提出的最优指数法(Optimum Index Factor, OIF)(公式 1)^[12]优选假彩色合成影像波段,以生成最优

的假彩色合成方案。

$$OIF = \sum_{i=1}^3 \sigma_i / \sum_{j=1}^3 |cc_j| \tag{1}$$

式中, σ_i 为第 i 波段标准差, cc_j 为三波段组合中两波段间相关系数。

表 2 波段序号与波段名称

Tab. 2 Serial number and name of the bands used			
波段序号	波段名称	波段序号	波段名称
1	TM ₁	8	NDVI
2	TM ₂	9	CVI
3	TM ₃	10	MVI
4	TM ₄	11	PCA ₁
5	TM ₅	12	PCA ₂
6	TM ₇	13	PCA ₃
7	RVI		

表 3 各波段相关系数矩阵

Tab. 3 Matrix of correlation coefficient of the 13 bands													
ccj	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	1.000000	0.966968	0.949013	0.506898	0.827268	0.798670	-0.668503	-0.673350	-0.595349	-0.644705	-0.887026	-0.248678	-0.355661
2		1.000000	0.979926	0.531674	0.868522	0.836072	-0.689275	-0.692691	-0.628850	-0.673876	-0.920573	-0.226342	-0.290523
3			1.000000	0.478784	0.892892	0.875830	-0.748443	-0.753035	-0.696066	-0.739706	-0.941703	-0.136035	-0.278309
4				1.000000	0.522906	0.342189	0.193936	0.209028	0.088343	0.141511	-0.507049	-0.769625	-0.373521
5					1.000000	0.963355	-0.616309	-0.607288	-0.791022	-0.744660	-0.989486	0.025120	0.126755
6						1.000000	-0.719324	-0.719006	-0.868184	-0.836940	-0.970838	0.219609	0.024952
7							1.000000	0.988395	0.859240	0.946158	0.674326	-0.415636	0.545099
8								1.000000	0.850131	0.940151	0.670682	-0.422259	0.574819
9									1.000000	0.977101	0.787108	-0.559352	0.103691
10										1.000000	0.766398	-0.525824	0.292057
11											1.000000	0.000000	0.000000
12												1.000000	0.000000
13													1.000000

表 4 波段组合 OIF 值与排序

Tab. 4 OIF value and ordering of band combination								
波段组合	OIF	排序	波段组合	OIF	排序	波段组合	OIF	排序
5、12、13	217.64028	1	3、5、12	35.50950	16	3、5、13	27.74558	31
6、12、13	119.81643	2	1、11、13	35.11059	17	4、5、11	27.62833	32
3、12、13	57.68119	3	3、11、13	34.75264	18	3、6、13	27.36078	33
5、11、12	54.85600	4	4、11、12	34.21476	19	3、6、12	27.34689	34
6、11、13	50.70286	5	7、11、12	33.30325	20	9、11、12	26.85842	35
5、11、13	48.59263	6	8、11、12	33.09074	21	4、7、11	26.49280	36
4、11、13	47.99727	7	10、11、13	32.81951	22	1、5、13	26.38590	37
6、11、12	43.60172	8	1、5、12	32.67137	23	4、5、12	26.26402	38
4、6、13	39.74685	9	4、5、13	32.43868	24	4、9、11	26.25703	39
1、11、12	39.66492	10	2、11、13	32.25639	25	4、8、11	26.17815	40
3、11、12	39.06561	11	2、5、12	29.91878	26	1、6、13	26.12223	41
9、11、13	39.00728	12	7、11、13	28.60622	27	5、7、12	25.75527	42
2、12、13	38.65560	13	4、6、11	28.59336	28	5、8、12	25.68768	43
1、12、13	37.13893	14	10、11、12	27.97825	29	4、10、11	25.64788	44
2、11、12	36.41890	15	8、11、13	27.90050	30	1、6、12	25.43231	45

从表 4 中可以看出,3、4、5、6、9、11、12 和 13 波段,在波段组合中反映了红光(TM_3)、近红外(TM_4)、中红外波段(TM_5)、冠层植被指数(CVI)和三主成分量(PCA_1 、 PCA_2 、 PCA_3)在信息提取中具有优势。红光、近红外、中红外波段是提取植被信息的常用波段,反映了植物的地理边界、生物量和水分含量的差异,冠层植被指数能够有效区分杨树和果树等植被的冠层差异,成年杨树树冠厚度大,果树树冠厚度相对较薄。

3.3 杨树林图像的 MLC 与 LSU 算法识别提取分析

对优选出的波段组合进行假彩色影像合成,通过目视解译,结合野外地类调查,获取初步分类成果。考虑到研究区森林资源结构单一,主要以杨树林和果树等人工经济林木为主的实际,本文在侧重提取杨树林遥感信息前提下,兼顾其他地类的遥感分类,最终将文安县地物类型划分为:杨树林地、园地、耕地、建设用地(包括城乡居民用地、道路等人工构筑物)、水域五类。

为有效提取各地类训练区,首先,将以上 13 个波段进行主成分分析,然后提取前两主成分的散点图,在散点图中选取像元较纯净的边缘顶点或拐角处后,对每一地类的训练样本,显示和检查其直方图,统计样本像元的均值、方差,剔除方差较大的样本像元,最后,生成五种地类样本训练区(端元)。

3.3.1 MLC 的杨树林识别分析

监督分类包含平行算法、最小距离法、最大似然法等多种分类算法。本文通过多次试验,比较不同监督分类算法提取结果的分类精度后,选取最大似然算法(*Maximum Likelihood Classification*, *MLC*)提取各地类面积。其在本文提取的 5 种地类样本训练区,在剔除方差较大的样本像元后,符合正态分布的假设,满足最大似然算法分类的前提要求。由于研究区杨树地块破碎分布,因此,运用最大似然算法分类后直接统计各地类像元数量及其占比,最后乘以文安县版图面积得出各地类面积。为评估分类结果的准确度和有效性,运用验证点对分类结果进行了检验。

结果分析与评价:最大似然算法提取的杨树林地像元占 10.95%,面积为 11 259.84hm²,杨树林地空间分布如图 1;分类精度评价结果如表 5。从表 5 可知,杨树林地面积的生产者精度和用户精度分别

为 84.07% 和 93.14%,总分类精度为 83.28%,Kappa 系数为 76.92%,分类效果较好。同时,根据野外实地踏勘发现,园地存在过分类现象,部分杨树林地错分为园地,因此,园地面积可能偏大,而杨树面积可能偏小。

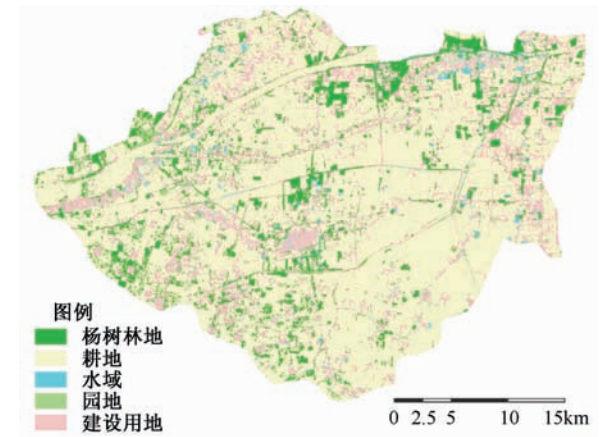


图 1 最大似然法提取各地类分布图
Fig. 1 Land use map of the extracted result by MLC

表 5 最大似然法分类结果误差矩阵及精度
Tab. 5 Confusion matrix and precision of the extracted result by MLC

地物 类型	杨树 林地	耕地	水域	园地	建设 用地	行数 和	生产者 精度(%)
杨树林地	95	5	2	8	3	113	84.07
耕地	6	78	1	2	12	99	78.79
水域		1	18			19	94.74
园地	1	2		13		16	81.25
建设用地		7			45	52	86.54
列数和	102	93	21	23	60	299	
用户 精度(%)	93.14	83.87	85.71	56.52	75.00		
		总分类 精度	83.28%	Kappa 系数	76.92%		

3.3.2 LSU 的杨树林识别提取

华北平原农区人多地少,文安县的耕地细碎化严重,且杨树林地大多呈点状、线状散布在其他地类之中,杨树林地块面积相对较小,有些地块小于影像像元空间分辨率,部分地块边界不规则。因此,TM 影像记录的是杨树和诸多其他地类不同光谱特征综合作用的结果,混合像元现象比较突出。最大似然法属于“硬分类”,其分类结果是把任何一个像元分到某一地类,应用于上述混合像元突出的

地区,分类误差较大,精度仍有待提高。而混合像元分解技术能有效解决混合像元分类问题,其分类结果是把任何一个像元以不同的概率分到不同的地类,属于“软分类”,提取信息尺度为亚像元级,精度高,适合应用于地面破碎、地物相对复杂地区的植被信息提取^[13-14]。

混合像元分解技术的基本假设是地表由少数的几种地类(端元)组成,并且这些地类具有相对稳定的光谱特征,因此,遥感图像的混合像元反射值可以表示为端元的光谱亮度值和它们的所占像元面积比例的函数。混合像元分解技术一般通过建立地类光谱的混合模型实现,主要包括线性(linear)混合模型、非线性(non-linear)混合模型,非线性混合模型又包括几何光学(geometric-optical)模型、概率(probabilistic)模型、随机几何(stochastic geometric)模型和模糊(fuzzy)模型^[15],其中线性混合模型应用最为广泛。

本文选取线性混合模型的线性光谱分解(Linear Spectral Unmixing,LSU)技术^[16],计算方法如公式(2),某一混合像元的光谱差异体现了不同地类所占该像元面积大小的差异,从而可以通过求解

线性方程计算出某一个像元中不同地类的面积丰度。

$$DN_i = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^P dn_{i,j} \alpha_j + e_i \tag{2}$$

式中, DN_i 为混合像元中 i 波段反射率的实际观测值; L 为光谱波段数; P 为混合像元中的端元数; $dn_{i,j}$ 为 j 端元在 i 波段的反射率; dj 为混合像元中 j 端元所占面积比; e_i 为 i 波段误差项;公式的约束

条件: $\sum_{j=1}^P \alpha_j = 1$ 且 $\alpha_j \geq 0$ 。

线性光谱分解法提取某一地类面积时,首先,应提取各地类端元,其次,统计各地类端元在不同波段的光谱反射值平均值,最后,根据公式(2)求算各地类面积,生成地类面积比新图像,新图像的像元值都在 0 - 1 的范围内,统计图像像元值的和后,除以研究区像元数,获取地类面积百分比,并进行精度评价。线性光谱分解法的精度评价方法不同于监督分类的评价方法,其依据的是 RMS(Root Mean Square)值的大小,该值越小,精度越高。在具体研究实践中,逐渐调整端元的选取,使得表征分类结果质量的 RMS 值尽量越小,分类结果的精度越高。

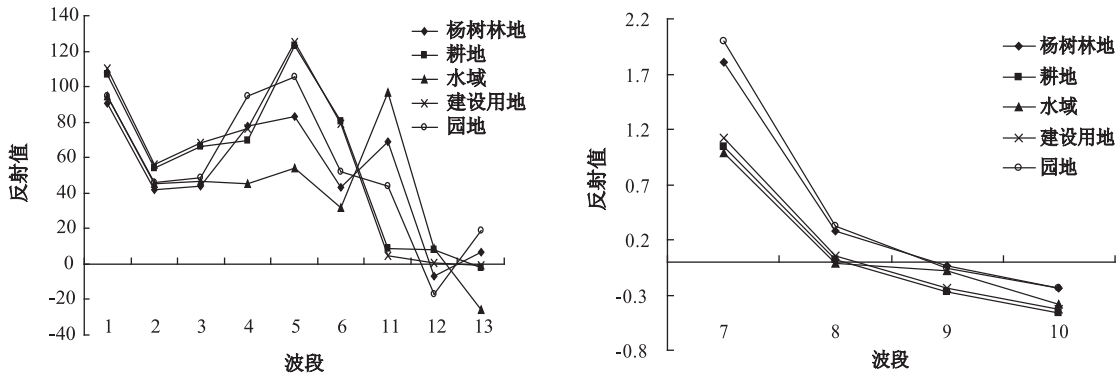


图 2 各地类端元光谱特征曲线
Fig. 2 Spectral characteristic of the endmembers

据此思路,首先,利用前文提取的五种地类端元,统计得出各地类端元在不同波段光谱反射值的平均值,并绘制五种地类光谱特征曲线(图 2)。地类光谱曲线拐点处特征值即为 j 端元在 i 波段的反射率 $dn_{i,j}$,然后将 $dn_{i,j}$ 代入公式(2),对生成的 13 波段数据集进行线性光谱分解处理,单个像元实际观测值 DN_i 逐一代入公式(2)进行运算,求解线性方程得出 α_j ,即得到 6 幅表达各地类面积比和 RMS

的新图像。通过不断试错,结合目视判读,获得了杨树林的较优分类结果,并且 RMS 值较小,满足图像解译的精度要求。最后,对杨树林地面积比图像像元值进行统计求和,除以研究区像元总数,得出杨树林地占到研究区面积的 13.33%,总面积为 13 701.71hm²。LSU 法提取的杨树林分布如图 3,从图中可略知杨树林分布特征,但显然没有 MLC 提取的杨树林地的直观分布(图 1)。

4 结论与讨论

本文在 ArcGIS 和 ENVI 平台支持下,以 Landsat TM 影像为数据源,采用 MLC 和 LSU 算法对平原杨树林图像识别提取进行了实证研究。在提取了 RVI、NDVI、CVI、MVI 植被指数和主成分变换后,通过最优指数法分析得出,TM 遥感数据中红光(TM₃)、近红外(TM₄)、中红外波段(TM₅),以及生成的冠层植被指数(CVI)和前三个主分量在杨树林信息提取中具有优势;在波段组合优选中,虽然根据各波段相关系数可将波段分组后计算 OIF 值,节省了计算量,但其计算量仍然较大,有待进一步简化。采用 MLC 和 LSU 算法提取杨树林信息,都需要选择地类样本训练区(端元),虽然文中运用散点图选取并剔除方差较大的像元方法,取得了较纯净的端元,但如何更有效地选取,仍然有待探究。MLC 算法在识别提取杨树林空间信息即空间制图中具有优势,而在地表复杂地区,LSU 算法提取杨树林面积信息即数量估计中具有明显优势。

通过应用研究表明:MLC 和 LSU 两种方法优势互补,能够快速地监测研究区杨树资源及其变化状况。但也存在一些问题:不同树龄、树种和种植方式的杨树林图像识别提取比较困难、解译时仍然需要大量野外调查和补充判读等,解决这一问题,需要高分辨率影像和更精确的光谱分解及识别技术;此外,华北平原农区作为我国重要的粮食产地,杨树种植对粮食安全的可能影响曾引起学界关注^[1,17],是否占用耕地、占用多少应该是关注的焦点,这些都有待进一步的深入研究。

参考文献:

[1] 刘巽浩. 对黄淮海平原“杨上粮下”现象的思考[J]. 作物杂志,2005(6):1-3.

[2] 赵宪文,李崇贵,斯林,等. 森林资源遥感估测的重要进展[J]. 中国工程科学,2001,3(8):15-27.

[3] Linderman M, Liu J, Qi J, *et al.* Using Artificial Neural Networks to Map the Spatial Distribution of under Storey Bamboo from Remote Sensing Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(9):1685-1700.

[4] 杜华强,周国模,葛宏立,等. 基于 TM 数据提取竹林遥感信息的方法[J]. 东北林业大学学报,2008,36(3):35

图 3 线性光谱分解法提取的杨树面积占比
Fig. 3 Poplar area ratio of the extracted result by LSU

3.3.3 MLC 与 LSU 算法应用的对比分析

MLC 提取杨树林地面积为 11 259.84hm²,占 10.95%;LSU 提取杨树面积为 13 701.71hm²,占 13.33%。对比发现,前者较后者少 2 441.87hm²,究其原因,前者反映的是像元尺度上的杨树林地面积比重,其忽略了混合像元中所占比例较小的杨树林地面积,远大于提取出杨树像元所包含的其他地类面积。而后者反映了亚像元尺度上的杨树林地面积比重,其能有效提取混合像元中杨树林面积比例,从而提高了杨树资源面积估算水平和精度,这在杨树资源分布散乱、地块破碎区尤为适用。但 LSU 法在分类结果的空间制图表达上并不具有优势,因为其不能准确地获知某一地类在混合像元中的具体空间位置,无法完成亚像元尺度上的空间制图,而只能初步了解杨树林地分布特征(图 3),不如 MLC 法识别制图(图 1)直观易读。因此,在研究和实践中应根据具体目的、研究区地表状况和方法适用性(表 6)选用不同的杨树林图像识别提取方法。在本案例研究中,若林业部门着眼于准确评估杨树资源规模,应采用 LSU 法提取相对破碎的地块面积;而国土部门立足耕地保护管理,需监测耕地转为杨树林的地块具体空间位置和面积,则拟采用 MLC 法提取。

表 6 MLC 与 LSU 对比		
Tab. 6 Comparison between MLC and LSU		
类别	MLC	LSU
尺度	像元	亚像元
空间制图	可以	否
适用区域	地表均一、规则	地表破碎、散乱
优势	地物分布空间制图	破碎地物面积提取

- 38.

[5] Fromard F, Vega C, Proisy C. Half a Century of Dynamic Coastal Change Affecting Mangrove Shorelines of French Guiana: A Case Study Based on Remote Sensing Data Analyses and Field Surveys[J]. Marine Geology, 2004,208(2-4):265-280.

[6] 李春干,谭必增. 基于“3S”的红树林资源调查方法研究[J]. 自然资源学报,2003,18(2):215-221.

[7] 王立海,赵正勇,杨旗. 利用GIS对吉林针阔混交林TM遥感图像分类方法的初探[J]. 应用生态学报,2006,17(4):577-582.

[8] 李明诗. 基于ASTER遥感数据的建湖县杨树信息提取的研究——分类、建模与反演制图[D]. 南京:南京林业大学,2005.

[9] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2003.

[10] 田庆久,闵详军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展,1998,13(4):327-333.

[11] 徐瑞松,马跃良,何在成. 遥感生物地球化学[M]. 广州:广东科技出版社,2003.

[12] Pohl C, Van Genderen J L. Review Article Multi-sensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998,19(5), 823-854.

[13] 万军,蔡运龙. 应用线性光谱分离技术研究喀斯特地区土地覆被变化——以贵州省关岭县为例[J]. 地理研究,2003,22(4):439-446.

[14] 李晓松,高志海,李增元. 基于高光谱混合像元分解的干旱地区稀疏植被覆盖度估测[J]. 应用生态学报,2010,21(1):152-158.

[15] Ichoku C, Karnieli A. A Review of Mixture Modeling Techniques for Sub-pixel Land Cover Estimation[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996,13(3-4),161-186.

[16] Silván-Cárdenas J L, Wang L. Retrieval of Subpixel Tamarix Canopy Cover from Landsat Data along the Forgotten River Using Linear and Nonlinear Spectral Mixture Models[J]. Remote Sensing of Environment, 2010,114(8),1777-1790.

[17] 刘乃全,刘学华. 劳动力流动、农业种植结构调整与粮食安全——基于“良田种树风”的一个分析[J]. 南方经济,2009(6):15-24.

Image Recognition and Extraction of Poplar Plantation Based on MLC and LSU: Case of Wen-an County of Hebei Province

ZHAO Yuluan^{1,2}, LI Xiubin¹, XIN Liangjie¹, ZHANG Ying^{1,2}

(1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: China is actively implementing the fast-growing and high-yielding timber base construction program in the past few years. There is an increasing number of poplar woodland in the North China Plain over the past decade, and the North China Plain is one of the major grain-producing areas in China. So the expansion of poplar woodland may influence food security, which attracts more and more attention. The area of poplar woodland is a key to the attention. We used TM band 1, band 2, band 3, band 4, band 5, and band 7 of Landsat 5 as fundamental datum and preprocessed them, then produced a new data set of 13 bands by generating vegetation index and principal component analysis. At last, we chose band combination of visual interpretation by using optimum index factor (OIF) and extracted information of area of poplar woodland by using maximum likelihood classification (MLC) and linear spectral unmixing (LSU). The results showed that: (1) Visible red light, near-infrared, mid-infrared, canopy vegetation index, and the first three principal components were dominant to the information extraction. (2) The 13 bands were separated according to correlation coefficient of the bands and then OIF was computed, which can save

work time. (3) The area of extracted pixels of poplar woodland by MLC was 11 259.84ha, which accounted for 10.95% of the research area. Through outdoor authentication, the precision of producer and user was 84.07% and 93.14%, respectively, the outcome of classification and mapping was good. (4) LSU is a sub-pixel technology. So the area of extracted pixels of poplar woodland by LSU was better than that by MLC in the area of surface fragmentation. The extracted area by LSU reached 11 259.84ha, which increased largely in the research area. And it accounted for 13.33% of the research area. In a word, the two ways complemented each other, which can supply a sample for the quickly investigation of poplar woodland and the research on land-use conflict between woodland and arable land.

Key words: MLC; LSU; TM images; poplar plantation; image recognition