

基于多时相遥感影像的作物种植信息提取

张健康^{1,2}, 程彦培^{1*}, 张发旺¹, 岳德鹏²,
郭晓晓², 董 华¹, 王计平³, 唐宏才¹

(1. 中国地质科学院水文地质环境地质研究所, 石家庄 050061; 2. 北京林业大学省部共建森林资源培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083; 3. 中国林业科学研究院森林生态环境与保护研究所, 北京 100091)

摘 要: 为了快速、准确地在遥感影像上对作物种植信息进行提取, 该研究运用多时相的 TM/ETM+遥感影像数据和 13 幅时间序列的 MODIS EVI 遥感影像数据, 采取基于生态分类法的监督分类与决策树分类相结合的人机交互解译方法, 建立决策树识别模型, 对黑龙江地区的主要作物进行遥感解译, 总体分类精度达到了 91.3%, 与单纯对 TM 影像进行监督分类相比, 棉花、玉米、小麦、蔬菜 4 类作物的相对误差的绝对值分别降低了 1.3%、20.5%、2.0%、13.8%。结果表明该方法的分类精度高, 能较好的反映作物的分布状况, 可为该地区主要作物种植结构调整提供科学依据, 还可为其他区域尺度作物分布信息的提取提供参考。

关键词: 遥感, 影像分析, 信息技术, MODIS, EVI, 决策树分类, 信息提取

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.02.024

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-02-0134-08

张健康, 程彦培, 张发旺, 等. 基于多时相遥感影像的作物种植信息提取[J]. 农业工程学报, 2012, 28(2): 134-141.
Zhang Jiankang, Cheng Yanpei, Zhang Fawang, et al. Crops planting information extraction based on multi-temporal remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(2): 134-141. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

作物的种植结构包括作物种类和空间分布等信息, 及时掌握作物的种植结构情况, 并依据科学理论与技术进行调整, 既影响到当地农民的经济收益, 也关系到当地区域的农业资源(水资源、土壤资源)的综合、合理利用。传统的逐层统计汇报和实地测量方法误差大、耗时耗力, 且缺乏直观的空间分布信息。而遥感技术在土地利用、地表覆盖调查等方面具有独特的优势, 近年来在农业、水资源管理方面的应用越来越普及^[1]。

种植结构遥感解译的本质是遥感分类, 通过不同作物在遥感影像上体现的光谱特性、纹理特征等的差异, 达到区分作物类别、监测作物空间分布格局和种植面积的目标。目前, 遥感分类的技术和方法有好多种, 对于分辨率较低的遥感影像(一个像元的精度为几十米、几百米或几千米)采用计算机自动分类比较合适, 最常见和最基本的是监督分类和非监督分类。近些年发展起来的还有许多较为成熟的方法和算法, 而且成为遥感领域研究的热点, 如人工神经网络分类法(ANNC)、支持向

量基分类法(SVM)、专家系统、决策树方法和模糊分类方法等等, 这些方法面向不同的数据源均各有利弊, 因此选择合适的分类方法非常重要。

本研究拟选用的分类方法为计算机自动分类与目视解译相结合、监督分类与决策树分类系统相结合、多种数据源相结合、多时相数据相结合的综合分类方法, 拟通过多种数据源、多种分类技术达到较高的分类精度。

Landsat TM 影像空间分辨率为 30 m (第 6 波段红外波段除外), 适于农田尺度的应用, 部分数据可以免费获取, 能满足有关农、林、水、土、地质、地理、测绘、区域规划、环境监测等专题分析的要求。中分辨率成像光谱仪 MODIS 每 2 天就可连续提供地球上任何地方白天反射辐射和白天/昼夜的发射辐射数据, 包括对地球陆地、海洋和大气观测的可见光和红外光谱数据, 时间分辨率高而且可以全部免费获取。目前很多研究利用 TM 影像或者 MODIS 产品数据监测小麦、玉米、棉花等农作物的长势、种植面积、空间分布格局^[2-5], 并获得了很好的监测精度。通过调查发现, 黑龙江地区的主要农作物有冬小麦、夏玉米、棉花、油料作物、辣椒、白菜、西红柿、鸭梨和蜜桃等。因此, 本研究拟运用 TM/ETM+影像与 MODIS 数据相结合的方法监测分析黑龙江地区上述几种主要作物种植结构现状和空间分布格局, 充分利用 TM/ETM+的较高空间分辨率和 MODIS 的高时间分辨率。

运用遥感技术提取作物信息的研究很多, 其中归一化植被指数(NDVI)的应用最为广泛, 因为它能根据地表覆被对不同波段光谱的吸收及反射差异来反映土地覆

收稿日期: 2011-09-15 修订日期: 2011-12-02

基金项目: 国土资源部公益性行业专项 华北平原典型地区水资源约束下的土地合理利用与管制技术研究(200811072)

作者简介: 张健康(1984-), 女, 河北石家庄人, 主要从事遥感在水资源、土地利用和农业等方向的应用研究; 石家庄 中国地质科学院水文地质环境地质研究所 050061。E-mail: jiank_2004@126.com

*通信作者: 程彦培(1965-), 男, 河南新乡人, 研究员, 主要从事地下水资源与地质环境的研究; 石家庄 中国地质科学院水文地质环境地质研究所 050061。E-mail: yanpeicheng@tom.com

被的“绿度”。DeFries 等^[6-7]根据 AVHRR NDVI 信息提取了全球森林覆盖密度；蔡学良等^[8]将 Landsat ETM+与 MODIS NDVI 数据融合来区分灌区土地利用类型，提取灌区作物种植结构。闫慧敏等^[9]将全国范围内作物分为一熟、二熟、三熟 3 种类型，利用 AVHRR NDVI 数据信息对作物进行了分类与提取，并分析了其分布规律。EVI 增强植被指数是在 NDVI 植被指数的基础上，引入大气修正红光校正参数，大气修正蓝光校正参数和土壤背景调节参数而建立的，可更有效的消除背景和大气噪音的影响。本研究拟应用 13 幅时间序列的 MODIS 影像的 EVI 增强植被指数，辅助 TM 影像来监测作物的生长发育状况，从而得到更好的解译效果。

在已知某些作物类型的植被指数变化曲线特征，研究其与气象要素的拟合关系时，引入决策树算法，基于少量的地面调查点实现遥感影像的半自动化识别分类，是未来大面积作物分布信息监测研究的重要方向^[10]。由于黑龙港地区农作物分布范围广、面积大，针对这一特点，本研究拟采用基于生态分类法的监督分类与决策树分类相结合的方法，得到更高地分类精度。

表 1 黑龙港地区 TM/ETM+数据列表

Table 1 TM/ETM+ images data in Heilonggang area

轨道号	春季时相	数据类型	云量/%	获取方式	轨道号	秋季时相	数据类型	云量/%	获取方式
122033	2009-05-02	Landsat-7ETM+	0	下载	122033	2009-08-30	Landsat-5TM	0	下载
122034	2008-04-29	Landsat-7ETM+	0	下载	122034	2009-08-30	Landsat-5TM	0	购买
123033	2009-05-17	Landsat-5TM	0	购买	123033	2009-09-22	Landsat-5TM	0	购买
123034	2007-05-12	Landsat-5TM	0	下载	123034	2009-09-22	Landsat-5TM	0	购买
123035	2007-05-04	Landsat-7ETM+	0	下载	123035	2009-09-22	Landsat-5TM	0	购买
124034	2007-05-19	Landsat-5TM	0	下载	124034	2009-09-13	Landsat-5TM	27	下载
124035	2007-05-19	Landsat-5TM	0	下载	124035	2010-08-15	Landsat-5TM	26	下载

说明：1. 下载数据全部来源于中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据服务平台(<http://datamirror.csdb.cn>)。

2. Landsat-7ETM+为条带修复后的数据。

表 2 时间序列影像各波段与原始影像对应关系

Table 2 Correspondence between bands of time series and original images

时间序列 波段号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
原始影像 天数/d	97	113	129	145	161	177	193	209	225	241	257	273	289

2.2 数据预处理

TM/ETM+影像的数据预处理流程为：几何校正、直方图匹配、影像镶嵌、裁剪、波段组合和主成分变换。MODIS 影像数据预处理流程为：格式转换、投影变换、影像裁剪和 EVI 值域变换。植被指数的值域范围应为 $[-1, 1]$ ，而 MODIS EVI 的原始数据值域为 $[-10000, 10000]$ ，故需要做值域变换处理，运用 ERDAS 9.2 中的 MODELER 工具对所有影像的像素值均除以 10000，并由整型变为浮点型，将值域变换到 $[-1, 1]$ 上来。

3 研究方法

3.1 研究方法概述

对预处理后的春季、秋季 TM/ETM+影像均分别进行基于生态分类法的监督分类，然后通过 MODIS EVI 曲

1 研究区概况

黑龙港地区 ($114^{\circ}20' \sim 117^{\circ}48' E$, $38^{\circ}44' \sim 36^{\circ}03' N$) 位于渤海西岸、黄淮海平原的北半部。年平均气温 $11.7 \sim 13.3^{\circ}C$ ，多年平均年降水量为 $509 mm$ ^[11-12]。土地面积 3.4 万 km^2 ，占河北省土地总面积的 18%，2008 年农作物播种总面积达 317.8 万 hm^2 ^[13]。黑龙港地区作物丰富，盛产小麦、玉米、棉花、花生、辣椒、白菜、西红柿、鸭梨和蜜桃等。

2 数据及预处理

2.1 获取数据源

该研究使用的影像数据是黑龙港地区春、秋两期 TM/ETM+数据，以 2009 年数据为主，见表 1，为了与其相匹配，2011 年 3 月 12 日从 NASA 网站 (<http://modis.gsfc.nasa.gov>) 下载 2009 年 4 月—10 月的 MOD13Q1 植被指数产品，共 13 幅影像，并对 13 幅影像按时间序列进行了编号，见表 2；外业数据采用 2010 年 5 月份的野外调查数据，用手持 GPS 到野外采集作物种植结构的遥感解译标志；已做过几何精校正的 2000 年河北省 TM 遥感影像。

线的分析，得出这几种作物的最佳观测时间，以 MODIS EVI 时间序列为约束，对分类结果采用基于决策树分类系统的人为干预，进行筛选和修正，最后分别对分类结果进行精度评价。

3.2 增强植被指数

增强植被指数 (EVI) 采用 BRDF/CV-MVC 合成方法，保证了合成时采用最佳像元，可有效的消除背景和大气噪音的影响，其计算公式如下

$$EVI = (1 + L) \times \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{L + \rho_{nir} + C_1 \rho_{red} - C_2 \rho_{blue}} \quad (1)$$

式中， ρ_{nir} 为近红外波段的反射率， ρ_{red} 为红外波段的反射率， ρ_{blue} 为蓝光波段的反射率， C_1 为大气修正红光校正参数，值为 6， C_2 为大气修正蓝光校正参数，取值 7.5， L 为土壤背景调节参数，值为 $1^{[14-16]}$ 。

3.3 基于生态分类法的监督分类

为了解决由于地域、时相问题引起的同物异谱现象，本文引入了生态分类法，即：将主成分变换后的春季、秋季 TM/ETM+影像分别划分为 4 个子分区，然后对各子分区分别进行监督分类，最后将子分区的分类结果进行

合并。分类结果中存在大量琐碎的细小图斑，需要进行分类后处理，主要包括聚类分析 (Clump)、过滤分析 (Sieve) 和去除分析 (Eliminate)。本研究运用 ERDAS 9.2

Interpreter 面板中的 GIS Analysis 工具完成分类后图像的聚类和小图斑去除，去除分析的结果是简化了的分类影像^[17-18]。由于最终的 TM/ETM+影像监督分类结果见图 1。

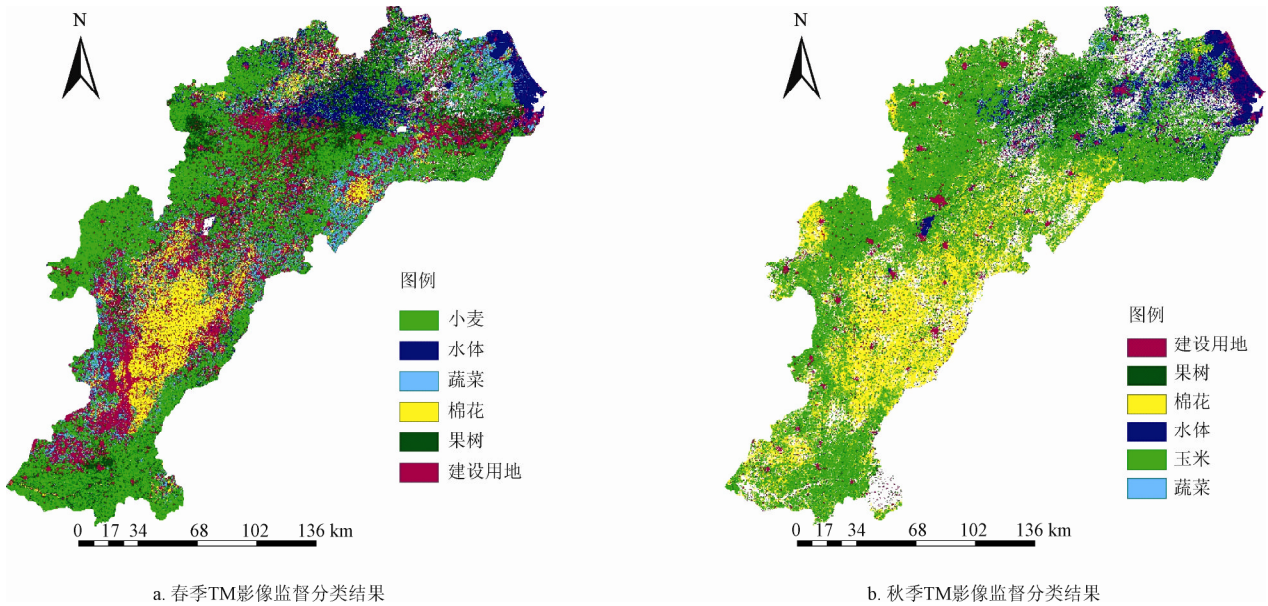


图 1 黑龙江地区春季、秋季 TM 影像监督分类结果图

Fig.1 Supervised classification results of TM images in spring and autumn in Heilonggang area

3.4 基于决策树的 MODIS EVI 时间序列影像辅助解译

根据外业 GPS 点和目视解译点来研究不同作物的生长规律，读出 MODIS EVI 影像中样点所对应的 EVI 值，得到冬小麦、玉米、棉花、蔬菜、果树几种作物的生长趋势线，见图 2。

在 ERDAS 9.2 中，利用 Interpretater-Utilities-Layer Stack 工具，将 13 幅 MODIS EVI 影像按时间顺序进行堆叠，形成一幅含有 13 个波段的 MODIS EVI 时间序列影像，并读取不同作物解译点对应的 MODIS EVI 特征值见表 3。

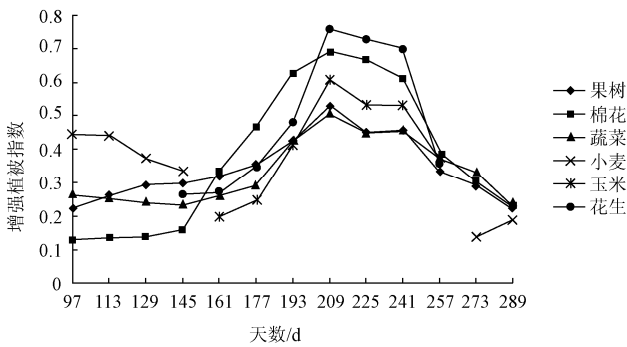


图 2 主要作物 MODIS EVI 值变化曲线

Fig.2 Curves of MODIS EVI values for main crops

决策树各分支约束条件的阈值即解译点对应的 EVI 特征值，通常以某一类别的最小值为阈值，争取到大部分相似的像元，然后再辅以其他约束条件进行筛选和删减。根据 EVI 曲线、EVI 特征值和决策树识别模型阈值选取原则，得到几种农作物的决策树识别模型如下，MODIS EVI 的决策树分类结果见图 3。

1) 冬小麦决策树识别模型

由图 2 中冬小麦的 MODIS EVI 值随时间变化的曲线可以看出，第 1、2 时相是区分冬小麦的最佳时相，此时 EVI 值处于所有作物中的最大值，与其他作物区分的最明显的特征是从第 2 时相开始 EVI 值开始迅速下降，而其他作物处于上升或较为稳定的状态。另外，由于 TM 影像

表 3 黑龙江地区不同作物解译点对应的 MODIS EVI 特征值
Tab 3 MODIS EVI characteristic values of different crops in Heilonggang area

MODIS EVI 时间序列波段号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
果树	平均值	0.225	0.262	0.296	0.299	0.321	0.353	0.425	0.532	0.449	0.457	0.335	0.294	0.223
果树	最大值	0.356	0.428	0.424	0.446	0.455	0.479	0.562	0.717	0.668	0.561	0.428	0.374	0.344
果树	最小值	0.111	0.158	0.184	0.185	0.153	0.186	0.287	0.314	0.303	0.303	0.232	0.169	0.128
棉花	平均值	0.131	0.139	0.139	0.160	0.335	0.469	0.628	0.692	0.666	0.615	0.385	0.312	0.232
棉花	最大值	0.331	0.395	0.243	0.261	0.409	0.596	0.738	0.807	0.796	0.735	0.466	0.407	0.297
棉花	最小值	0.082	0.081	0.098	0.106	0.172	0.197	0.344	0.461	0.367	0.390	0.260	0.201	0.131

续表

MODIS EVI 时间 序列波段号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
蔬菜	平均值	0.263	0.253	0.240	0.235	0.263	0.293	0.427	0.508	0.450	0.459	0.370	0.333	0.235
	最大值	0.454	0.338	0.320	0.335	0.389	0.384	0.575	0.671	0.629	0.610	0.502	0.508	0.493
	最小值	0.153	0.154	0.143	0.161	0.159	0.194	0.300	0.359	0.271	0.327	0.244	0.140	0.143
小麦	平均值	0.446	0.441	0.373	0.332	0.211	0.270	0.439	0.638	0.537	0.549	0.383	0.189	0.139
	最大值	0.675	0.628	0.517	0.482	—	—	—	—	—	—	—	0.408	0.234
	最小值	0.203	0.183	0.160	0.179	—	—	—	—	—	—	—	0.073	0.075
玉米	平均值	0.411	0.380	0.324	0.298	0.198	0.252	0.414	0.610	0.532	0.532	0.370	0.233	0.145
	最大值	—	—	—	—	0.269	0.414	0.595	0.722	0.657	0.636	0.411	—	—
	最小值	—	—	—	—	0.133	0.182	0.286	0.427	0.400	0.374	0.240	—	—
花生	平均值	—	—	—	0.253	0.298	0.366	0.517	0.784	0.683	0.656	0.208	—	—
	最大值	—	—	—	0.268	0.342	0.405	0.585	0.839	0.726	0.697	0.257	—	—
	最小值	—	—	—	0.237	0.271	0.342	0.483	0.755	0.631	0.615	0.128	—	—

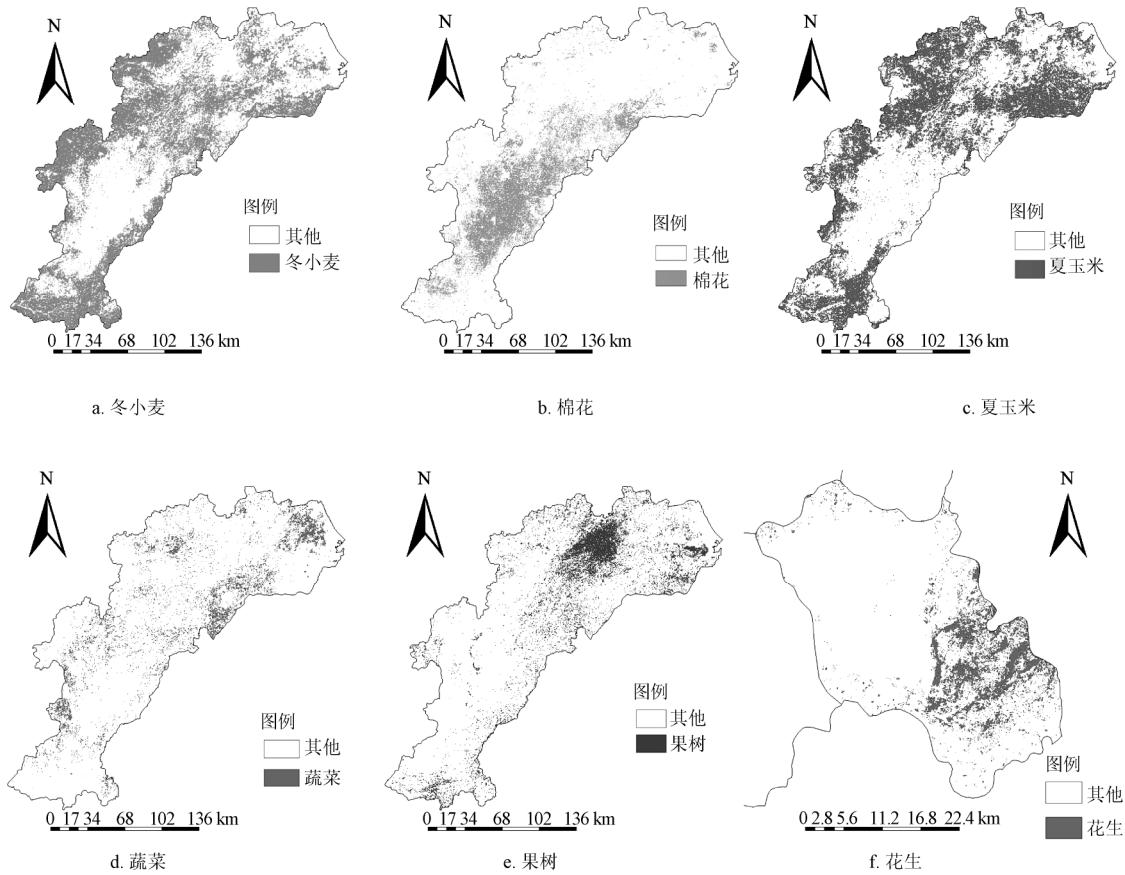


图 3 黑龙江地区冬小麦、棉花、夏玉米、蔬菜、果树、花生解译结果图

Fig.3 Interpretation of wheat, cotton, maize, vegetables, fruits and peanuts in Heilonggang area

空间分辨率较高，且分类用时相为冬小麦遥感解译最佳时相，故应首先遵守 TM 影像分类结果的约束，然而，分类结果中存在 11% 左右的多分像元，需要借助 MODIS 数据进行剔除。因此，冬小麦识别模型为：

$$\begin{cases} \text{TM(春)} = \text{冬小麦} \\ \text{EVI}(1) < 0.203 \\ \text{EVI}(1) + \text{EVI}(2) > \text{EVI}(3) + \text{EVI}(4) \end{cases} \quad (2)$$

式中，TM(春)为监督分类后的春季 TM 影像，EVI(1)、

EVI(2)、EVI(3)、EVI(4)分别为时间序列波段号为 1、2、3、4 的小麦对应的 MODIS 增强植被指数值。

2) 棉花决策树识别模型

由图 2 中棉花的 MODIS EVI 值随时间变化的曲线我们可以看出，第 4 时相到第 5 时相 EVI 值的陡然升高是区分棉花与其他作物的最明显标志，由于 TM 影像对棉花的分类结果中既存在多提又存在漏提，故不能完全受 TM 解译结果的约束。另外，冬小麦与棉花的生长区域不能有重叠，需要先用冬小麦的分类结果做掩膜，在非小麦种植区域提取棉花。设计识别模型如下：

$$\begin{cases} \text{小麦.img}=0 \\ \text{TM(秋)}=1 \end{cases} \text{ 或者 } \begin{cases} \text{EVI(4)} < 0.16 \\ \text{EVI(5)} > 0.33 \\ \text{小麦.img}=0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, 小麦为小麦提取的最终结果, 为只有 0 和 1 的二值图像, 0 为非小麦种植区。TM(秋)为秋季 TM 影像解译的结果, 棉花所代表的类别像素值为 1, EVI(4)、EVI(5)分别表示时间序列波段号为 4 和 5 的棉花对应的 MODIS 增强植被指数值。

3) 夏玉米决策树识别模型

由图 2 中夏玉米的 MODIS EVI 值随时间变化的曲线可以看出第 5 和第 6 时相为夏玉米从播种到发芽的时候, 而此时正是其他作物生长茂盛的时候, 此时的 EVI 均值处于作物 EVI 值的最低位置, 基于此来建立 EVI 值约束下的识别模型; 另外, TM 影像解译结果中夏玉米多提取了 1/3 左右, 该模型还需要在 TM 影像解译结果的约束下; 又因为夏玉米与棉花的生长季节有重合区, 故种植区域不能重合, 夏玉米的解译还需要在棉花种植区域的约束之下。综合以上因素, 建立夏玉米的识别模型为:

$$\begin{cases} \text{EVI(5)} < 0.26 \\ \text{EVI(6)} > 0.18 \\ \text{EVI(7)} > 0.3 \\ \text{棉花.img} = 0 \\ \text{TM(秋)} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, 棉花为棉花提取的最终结果, 为只有 0 和 1 的二值图像, 0 为非棉花种植区。夏玉米在秋季 TM 影像解译结果中所代表的类别像素值为 2。EVI(5)、EVI(6)、EVI(7)分别表示时间序列波段号为 5、6、7 的玉米对应的 MODIS 增强植被指数值。

4) 蔬菜和果树决策树识别模型

由图 2 中蔬菜和果树的 MODIS EVI 值随时间变化的曲线可以看出 2 种作物在各个时相点的变化都很相似, 故不容易通过 EVI 值来进行区分, 依然遵守 TM 分类结果的约束, 在春季 TM 影像上, 蔬菜和果树不能与小麦和棉花共占分布空间, 在秋季, 蔬菜和果树不能与玉米和棉花共占区域。由于 TM 影像对果树的提取较为理想, 故先提取蔬菜, 然后果树分布还要服从蔬菜分布的约束。由此, 建立蔬菜的决策树识别模型为:

$$\begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{夏玉米.img} = 0 \text{ 或者} \\ \text{TM(秋)} = 5 \end{cases} \begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{冬小麦.img}=0 \\ \text{TM(春)} = 7 \end{cases} \quad (5)$$

其中, 棉花、冬小麦、夏玉米均为为棉花、冬小麦、夏玉米提取的最终结果, 为只有 0 和 1 的二值图像, 0 为非作物种植区。蔬菜在春季 TM 影像解译结果中所在类别值为 7, 在秋季 TM 影像解译结果中所代表的类别像素值为 5。

同理, 果树的解译模型在蔬菜解译模型的基础上加入蔬菜种植区域的限制, 果树解译模型为:

$$\begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{夏玉米.img} = 0 \\ \text{蔬菜.img} = 0 \\ \text{TM(秋)} = 5 \end{cases} \text{ 或者 } \begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{冬小麦.img}=0 \\ \text{蔬菜.img} = 0 \\ \text{TM(春)} = 7 \end{cases} \quad (6)$$

5) 大名县内花生单独解译

由于花生和棉花在生长初期都需要塑料薄膜覆盖, 所以它们的光谱特征很相似, 由花生的 EVI 曲线可以看出, 整个生长期内花生与棉花 EVI 值变化都很相像, 故利用 EVI 值的特征对花生的解译效果不是很好。除大名县外, 花生在黑龙港地区其他各县的种植面积都很小, 故利用大名县的春季 TM 影像单独对大名县内的花生进行解译, 并考虑到花生与其他作物种植空间上的互斥进行相关约束, 解译模型为:

$$\begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{夏玉米.img} = 0 \\ \text{蔬菜.img} = 0 \\ \text{果树.img} = 0 \\ \text{TM(秋)} = \text{花生} \end{cases} \text{ 或者 } \begin{cases} \text{棉花.img} = 0 \\ \text{冬小麦.img}=0 \\ \text{蔬菜.img} = 0 \\ \text{果树.img} = 0 \\ \text{TM(春)} = \text{花生} \end{cases} \quad (7)$$

其中, 棉花、冬小麦、夏玉米, 蔬菜, 果树分别为棉花、冬小麦、夏玉米蔬菜和果树提取的最终结果, 为只有 0 和 1 的二值图像, 0 为非作物种植区。TM(秋)和 TM(春)分别表示监督分类后的春季和秋季的 TM/ETM+遥感影像。

4 结果与分析

4.1 监督分类结果分析

4.1.1 基于随机点的分类结果分析

作物的种植结构是研究对象, 因此仅对主要作物的分类精度进行评价。运用 ERDAS 9.2 classifier 面板中 Accuracy Assessment 工具, 分别产生 100 个随机点, 对照原始影像春、秋两期 TM 影像的分类精度分别进行评价见表 4 和表 5。

表 4 基于随机点的春季 TM 影像分类精度评价表
Table 4 Classification accuracy assessment of TM images on random points in spring

作物类型	对照点	正确分类点	分类精度/%
冬小麦	66	64	96.97
蔬菜	11	8	72.73
果树	23	20	86.96

表 5 基于随机点的秋季 TM 影像分类精度评价表
Table 5 Classification accuracy assessment of TM images on random points in autumn

作物类型	对照点	正确分类点	分类精度/%
棉花	28	22	78.57
玉米	58	55	94.83
蔬菜	3	1	33.33
果树	11	9	81.82

从表 4 和表 5 可以看出, 春季影像上冬小麦和秋季影像上的果树、玉米分类精度较高, 而棉花和蔬菜存在

明显的漏分现象。因为冬小麦和玉米是黑龙港地区的主要农作物，种植面积大而且分布集中，在遥感图像上容易识别，故能取得较高的分类精度；果树虽然种植面积不大，但分布很集中，所以分类精度也比较高；而因为棉花和蔬菜需要投入较多的劳动力与时间才能获得好的经济收益，所以种植面积较少，且分布分散，所以在遥感影像上很多零星分布点不好识别，导致存在明显的漏分现象。

4.1.2 基于统计资料的分类结果分析

将 TM 监督分类提取的作物面积与 2009 年河北农村统计年鉴^[19]（统计的 2008 年的数据）中的作物面积统计结果进行比较，各作物面积监测的精度见表 6。

表 6 基于统计资料的 TM 影像分类结果精度评价表
Table 6 Classification accuracy assessment of TM images on statistics

监测作物类型	棉花	玉米	小麦	蔬菜	果树
TM 解译结果 像元数/个	6 572 122	14 690 359	13 214 832	2 034 135	3 260 987
TM 解译结果 面积/hm ²	591 490.98	1 322 132.31	1 189 334.88	183 072.15	293 488.83
年鉴统计 数据/hm ²	540 214	984 734	1 068 176	245 031	统计数据以 产量为单位， 无法评价
相对误差/%	9.49	34.26	11.34	-25.29	无法评价

由表 6 可见，TM 影像对蔬菜 and 果树的监测效果不是很好，解译结果面积比统计数据偏低 1/4 以上，玉米的解译面积高出统计年鉴 34.26%，TM 影像对棉花和小麦的解译效果较为理想，解译面积均偏高 10% 左右。

对比 2 种结果评价方法发现：对玉米、小麦和蔬菜的分析结果是一致的，玉米和小麦的解译面积比实际面积要偏高，而蔬菜明显漏分；但是对果树和棉花的分析结果有分歧，由于统计资料数据的时效性和准确度都不如 TM/ETM+影像数据高，所以在这种情况下以基于随机点的分类结果为准。

4.2 辅助解译结果分析

4.2.1 基于外业校核点和 Google earth 的结果分析

该地区的 Google earth 影像大部分为 2011 年的 SPOT 或 geoeye 影像，分辨率高。本研究利用 ENVI 4.7 软件，将 100 个随机点加载到 Google earth 中，一一判读随机点的类别，判读结果见表 7。

表 7 决策树系统分类精度评价表

Table 7 Accuracy assessment on decision tree system classification

作物类型	对照点	正确分类点	分类精度/%
冬小麦	44	43	97.73
棉花	27	25	92.59
夏玉米	30	28	93.33
果树	25	20	80.00
蔬菜	12	10	83.33
总计	138	126	91.30

由表 7 可知，基于决策树系统的 TM 影像与 MODIS EVI 影像相结合的分类方法精度较高，总体分类精度达到了 91.3%，而郝卫平等^[10]运用 ISODATA 非监督分类算法

和作物植被系数变化曲线光谱耦合技术对东北三省的作物进行提取，总体精度为 85.7%，与之相比，本研究方法的分类精度更高。研究表明：冬小麦的分类精度最高，达到了 97.73%，棉花和夏玉米分类精度也在 93% 左右，而果树和蔬菜的分类效果不是很好，在 80% 左右。总体精度与各作物的分类精度较单纯用 TM 分类的结果更好。

4.2.2 基于统计资料的精度评价

将 2009 年河北农村统计年鉴^[19]（统计的是 2008 年的数据）中的作物面积统计结果与决策树系统支持下的 MODIS EVI 辅助分类提取的作物面积进行比较，各作物面积监测的精度见表 8。

表 8 基于统计资料的决策树辅助分类结果精度评价表
Table 8 Accuracy assessment of decision tree system auxiliary classification on statistics

监测作物类型	棉花	玉米	小麦	蔬菜	果树
解译结果像 元数/个	5 510 700	12 451 000	12 973 900	2 409 400	3 510 800
解译结果 面积/hm ²	495 963	1 120 590	1 167 651	216 846	315 972
年鉴统计 数据/hm ²	540 214	984 734	1 068 176	245 031	统计数据以产量为 单位，无法评价
相对误差/%	-8.19	13.8	9.31	-11.5	

对比表 6 和表 8，发现与 TM 影像监督分类的结果相比较，该种分类方法的精度有了很大提高，棉花、玉米、小麦、蔬菜 4 种作物分类相对误差的绝对值分别降低了 1.3%、20.5%、2.0%、13.8%。可见与单纯运用监督分类法进行遥感解译相比，基于决策树系统的 TM 影像与 MODIS EVI 影像相结合的分类方法分类精度高，能更好的反映作物的分布状况，适合作物的分类与提取。

通过对增强植被指数(EVI)的增长趋势线的观察分析，发现 EVI 指数能很好的反映本研究中作物在 4—5 月份和 7—9 月份的生长趋势，而本研究选用的春季 TM 影像为 4、5 月份，秋季 ETM+影像为 8、9 月份，所以选用 MODIS EVI 指数进行决策树分类取得了很好的效果。另外，与郝卫平等^[10]运用 MODIS NDVI 作为辅助解译工具的精度对比，本研究取得的精度更高，所以 MODIS EVI 较 MODIS NDVI 更适合作为 TM/ETM+影像的辅助解译数据，通过反映作物的生长状况来监测作物的空间分布格局。

5 结 论

本研究以两期 Landsat TM/ETM+影像为主要数据源，辅以 MODIS EVI 影像和其他专题图、文字、统计资料，通过基于生态分类法的监督分类解译了黑龙港地区主要作物的种植结构现状，并辅以决策树分类的人机交互判读方式，成功提取了冬小麦、棉花、夏玉米、花生、果树和蔬菜的分布信息。运用遥感影像提取的作物的种植信息，能直观的反应其空间分布格局，为该地区主要作物种植结构调整提供科学依据。

基于决策树系统的 TM 影像与 MODIS EVI 影像相结合的分类方法精度较高，总体分类精度达到了 91.30%，其中冬小麦的分类精度最高，达到了 97.73%，棉花和夏

玉米分类精度也在 93%左右, 而果树和蔬菜的分类效果不是很好, 在 80%左右。基于统计资料的解译精度评价结果显示: 棉花、玉米、小麦、蔬菜 4 种作物分类相对误差的绝对值分别降低了 1.3%、20.5%、2.0%、13.8%, 表明该方法与单纯进行监督分类相比, 分类精度高, 能更好的反映作物的分布状况, 更适合作物的分类与提取, 值得参考和借鉴。

本研究表明: 与 MODIS NDVI 相比, MODIS EVI 更适合作为 TM/ETM+影像的辅助解译数据, 通过反映作物的生长状况来监测作物的空间分布格局。

在此研究成果的基础上, 结合水资源和土壤资源的空间分布情况, 做基于水土资源的种植结构优化研究, 将是未来研究的重点。

[参 考 文 献]

- [1] Bastiaanssen W G M. Remote Sensing in Water Resources Management: The State of the Art[M]. Colombo, Sri Lanka: IWMI Press, 1998: 118.
- [2] 杨小唤, 张香平, 江东. 基于 MODIS 时序 NDVI 特征值提取多作物播种面积的方法[J]. 资源科学, 2004(6): 17—22.
Yang Xiaohuan, Zhang Xiangping, Jiang Dong. Extraction of Multi-Crop planting areas from MODIS data[J]. Resources Science, 2004(6): 17—22. (in Chinese with English abstract)
- [3] 曹卫彬, 杨邦杰, 宋金鹏. TM 影像中基于光谱特征的棉花识别模型[J]. 农业工程学报, 2004(4): 112—116.
Cao Weibin, Yang Bangjie, Song Jinpeng. Spectral information based model for cotton identification on Landsat TM Image[J]. Transactions of the CSAE, 2004(4): 112—116. (in Chinese with English abstract)
- [4] 杨桃, 张柏, 边红枫, 等. 基于 TM 遥感影像的玉米地专题信息自动提取[J]. 资源科学, 2006(4): 91—96.
Yang Guang, Zhang Bo, Bian Hongfeng, et al. Automatically extracting information form maize fields based on TM remote sensing images[J]. Resources Science, 2006(4): 91—96. (in Chinese with English abstract)
- [5] 林文鹏, 王长耀, 黄敬峰, 等. 基于 MODIS 数据和模糊 ARTMAP 的冬小麦遥感识别方法[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 173—178.
Lin Wenpeng, Wang Changyao, Huang Jingfeng, et al. Winter wheat identification based on MODIS data and Fuzzy-ARTMAP[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(3): 173—178. (in Chinese with English abstract)
- [6] De Fries R, Hansen M, Townshend J R G, et al. Continuous fields 1 Km tree cover[M]. College Park, Maryland: The Global Land Cover Facility, 2000.
- [7] DeFries R, Hansen M, Townshend J R G, et al. A new global 1km data set of percent tree cover derived from remote sensing[J]. Global Change Biology, 2000(6): 247—255.
- [8] 蔡学良, 崔远来. 基于异源多时相遥感数据提取灌区作物种植结构[J]. 农业工程学报, 2009, 25(8): 124—130.
Cai Xueliang, Cui Yuanlai. Crop planting structure extraction in irrigated areas from multi-sensor and multi-temporal remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(8): 124—130. (in Chinese with English abstract)
- [9] 闫慧敏, 曹明奎, 刘纪远, 等. 基于多时相遥感信息的中国农业种植制度空间格局研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(4): 85—90.
Yan Huimin, Cao Mingkui, Liu Jiyan, et al. Characterizing spatial patterns of multiple cropping system in China from Multi-temporal remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(4): 85—90. (in Chinese with English abstract)
- [10] 郝卫平, 梅旭荣, 蔡学良, 等. 基于多时相遥感影像的东北三省作物分布信息提取[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1): 201—207.
Hao Weiping, Mei Xurong, Cai Xueliang, et al. Crop planting extraction based on multi-temporal remote sensing data in Northeast China[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1): 201—207. (in Chinese with English abstract)
- [11] 杜新艳. 河北省黑龙港地区小麦水分生产函数及农业高效用水研究[D]. 河北农业大学, 2006.
Du Xinyan. Hei Longgang Area, Wheat Water Production Function of Wheat in Hei Longgang area, Hebei Province[D]. Hebei Agricultural University, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [12] 陶佩君, 王娜, 周志军, 等. 河北省黑龙港地区农业节水技术及其应用选择分析[J]. 农业科技管理, 2008(2): 34—37.
Tao Peijun, Wang Na, Zhou Zhijun, et al. Water-saving technology in agriculture and analysis of choice in heilonggang region of hebei province[J]. Management of Agriculture Science and Technology, 2008(2): 34—37. (in Chinese with English abstract)
- [13] 曹振国. 河北农村统计年鉴(2009)[M]. 中国统计出版社, 2009.
- [14] Liu H Q, Huete A R. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise[J]. IEEE Tans Geosci Remote Sens, 1995, 33: 457—465.
- [15] 李红军, 郑力, 雷玉平, 等. 基于 EOS/MODIS 数据的 NDVI 与 EVI 比较研究[J]. 地理科学进展, 2007(1): 26—32.
Li Hongjun, Zheng Li, Lei Yuping, et al. Comparison of NDVI and EVI based on EOS/MODIS data[J]. Progress in Geography, 2007(1): 26—32. (in Chinese with English abstract)
- [16] 李文梅, 覃志豪, 李文娟, 等. MODIS NDVI 与 MODIS EVI 的比较分析[J]. 遥感信息, 2010(6): 73—78.
Li Wenmei, Qin Zhihao, Li Wenjuan, et al. Comparison and analysis of MODIS NDVI and MODIS EVI[J]. Remote Sensing Information, 2010(6): 73—78. (in Chinese with English abstract)
- [17] 罗开华. 遥感图像分类后处理 3 种实现方法比较[J]. 林业调查规划, 2008, 33(2): 24—26.
Luo Kaihua. A Comparison of three methods for Post-processing of images classification[J]. Forest Inventory and Planning, 2008, 33(2): 24—26. (in Chinese with English abstract)

- [18] 党安荣, 王晓栋, 陈晓峰, 等. ERDASIMAGINE 遥感图像处理方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [19] 曹振国. 河北农村统计年鉴(2009)[M]. 中国统计出版社, 2009.

Crops planting information extraction based on multi-temporal remote sensing images

Zhang Jiankang^{1,2}, Cheng Yanpei^{1*}, Zhang Fawang¹, Yue Depeng²,
Guo Xiaoxiao², Dong Hua¹, Wang Jiping³, Tang Hongcai¹

(1. Institute of Hydrogeology and Environmental Geology, Chinese Academy of Geological Sciences, Shijiazhuang 050061, China;

2. Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

3. Research Institute of Forest Ecology, Environment and Protection, the Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract: The multi-temporal remote sensing data were used to extract crops planting information quickly and accurately from TM/ETM+ remote sensing images and thirteen MODIS time series remote sensing images, together with the supervised classification and decision tree classification system to interpret major crops in the Heilonggang area. Overall, classification accuracy was up to 91.3%. Compared with one simple supervised classification of TM images, the relative errors of cotton, maize, wheat and vegetables reduced by 1.3%, 20.5%, 2.0% and 13.8% respectively. It proved that this method has high accuracy and it is a good index for the crop planting distribution. The data can provide important scientific information for the adjustment of the major crops planting structure in Heilonggang area and application references for crops classification and crop planting extraction in other area.

Key words: remote sensing, image analysis, information technology, MODIS, EVI, decision tree classification, information extraction