

文章编号: 1672-8785(2019)03-0024-08

基于决策树和神经网络的农作物分类研究 ——以廊坊市为例

李 龙^{1,2} 李旭青^{1,2} 吴 伶³ 杨秀峰^{1,2} 孙鹏飞^{1,2}

(1. 北华航天工业学院, 河北 廊坊 065000;

2. 河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心, 河北 廊坊 065000;

3. 中国地质大学(北京), 北京 100083)

摘 要: 以河北省廊坊市永清县整个县域为研究区, 以 GF1-WFV 16 m 分辨率影像为数据源, 选取覆盖作物完整生长期多个时相的影像数据, 构建作物归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)时间序列。通过对研究区 NDVI 曲线的分析, 发现利用该数据构建的 NDVI 时间序列可描述研究区作物的生长特性, 体现当地不同作物的物候差异, 能有效地区分出当地的种植模式。选取 NDVI 曲线上最大值、最小值、峰值的出现时间、峰值数量和阈值等特征参数构建决策树。根据研究区的物候历和对当地种植结构的调查, 利用最佳时相的影像, 针对某一种或特定几种作物进行分类提取。分别采用决策树分类、神经网络分类等方法进行精度验证, 综合比较得出最佳的作物分类方法。研究结果表明, 在永清县这一县域研究区, 利用 GF1-WFV 16 m 分辨率多时相遥感数据进行作物分类, 采用决策树分类、神经网络分类两种方法的精度分别为 72.0729%、87.3%。利用决策树分类的效果最优。

关键词: 多时相; NDVI 时间序列; 决策树; 神经网络; 作物分类

中图分类号: P237 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.03.005

Crop Classification Research Based on Decision Tree and Neural Network ——Take Langfang City as an Example

LI Long^{1,2}, LI Xu-qing^{1,2}, WU Ling³, YANG Xiu-feng^{1,2}, SUN Peng-fei^{1,2}

(1. North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China;

2. Aerospace Remote Sensing Information Processing and Application Collaborative Innovation Center of Hebei Province, Langfang 065000, China;

3. China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

收稿日期: 2019-02-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(41701387); 高分专项省(自治区)域产业化应用项目(67-Y40G09-9002-15/18); 河北省青年科学基金(D2018409029); 河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2016126)

作者简介: 李龙(1986-), 男, 山东莱阳人, 硕士, 主要从事遥感信息处理与应用研究。

E-mail: loonglee1986@163.com

Abstract: Taking the entire county of Yongqing County, Langfang City, Hebei Province as the research area, the GF1-WFV 16-meter resolution image was used as the data source, and the image data covering multiple phases of the crop growth period was selected to construct the nonnormalized difference vegetation index (NDVI) time series of the crop. By analyzing the NDVI curve of the study area, it was found that the NDVI time series constructed with the data could describe the growth characteristics of crops in the study area, reflect the phenological differences of different crops in the region, and effectively distinguish the local planting patterns. The decision tree is constructed by selecting characteristic parameters such as the occurrence time of the maximum value, minimum value, peak, peak number and threshold value on the NDVI curve. According to the phenological calendar of the study area and the investigation of the local planting structure, the optimal time phase image was used to classify and extract one or several crops. Decision tree classification and neural network were used respectively, and accuracy verification was carried out to obtain the best crop classification method by comprehensive comparison. The results show that in the county research area of Yongqing County, when the GF1-WFV 16-meter resolution multi-temporal remote sensing data is used for crop classification, the accuracy of decision tree classification and neural network classification are 72.0729% and 87.3%, respectively. The optimal classification is obtained by using decision tree.

Key words: multi-temporal; NDVI time series; decision tree; neural network; crop classification

0 引言

及时、准确地获取农作物的空间分布信息是农业现代化管理的基础,对政府部门制定粮食政策、调整农业结构、保障国家粮食安全具有十分重要的意义。目前,利用遥感技术进行作物分类研究大致有以下几种,一是利用特定时相的遥感影像针对作物的物候特征进行分类提取;二是建立基于作物光谱特征的作物分类判别方法;三是基于多源数据进行作物分类^[1-3]。

利用中低分辨率多时相影像进行作物分类,可以充分利用作物多个时期的光谱特征,建立相应的判别规则,进行作物分类。刘佳等人^[4]利用环境卫星多时相数据,针对研究区主要作物的光谱曲线特征,利用 NDVI 阈值建立决策树分类,完成了研究区的作物分类和面积提取。张健康等人^[5]利用多时相数据,采用决策树分类方法完成了主要作物的分类。

以往研究多是基于分辨率较低的数据进行的。由于数据源限制,部分狭小地块或者相邻作物之间难以区分,分类精度很难再提高。而高分辨率卫星由于重访时间长、成本高等因素,难以在短时间内获取较多时间序列影像数据^[6],时效性在一定程度上降低了,难以展开

大范围的应用。高分一号(GF-1)卫星数据作为较高分辨率的卫星,能较好地解决上述两者间的问题。GF1-WFV 数据重访周期仅为 4 天,空间分辨率为 16 m,可满足作物分类对空间分辨率的需求。GF1-WFV 数据同时具备多光谱和高时间分辨率的特点,可达到只利用该单一数据源就能构建 NDVI 时间序列的要求,对利用时间序列进行作物分类研究具有一定意义。

本研究选取河北省廊坊市永清县整个县域为研究区,用 GF1-WFV 16 m 分辨率影像构建作物 NDVI 时间序列,区分出当地的种植模式。选取 NDVI 曲线上最大值、最小值、峰值的出现时间、峰值数量和阈值等特征参数构建决策树。根据研究区物候历和对当地种植结构的调查,利用最佳时相的影像,针对某一种或特定几种作物进行分类提取。分别采用决策树分类、神经网络分类方法进行分类,并进行精度验证,综合比较得出最佳作物分类方法。本文为探索高分遥感数据在县域遥感领域的应用拓展提供了自己的思路。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

永清县位于河北省廊坊市,经济区位良好,是典型的大陆性季风气候。年平均降水量

有 500~600 mm, 年平均日照可达 180 天, 四季明显。春季较短且多风沙天气, 夏季普遍高温, 雨热同期, 为在生长期内的农作物提供了充足的热量和水分, 作物生长旺盛。该县的主要农作物有春玉米、夏玉米、冬小麦、红薯、大豆和棉花等。



图 1 永清县行政区划示意图

1.2 数据源

1.2.1 影像数据

GF1-WFV 卫星的具体轨道参数和有效载荷参数见表 1。该卫星上共搭载了 4 台 WFV 相机, 每台相机包括红、绿、蓝、近红外 4 个波段, 组合后可达到 800 km 扫描幅宽。重访周期短, 仅为 4 天。该卫星具有较高的空间分辨率和时间分辨率, 可利用它获取长时间序列的遥感影像。选取遥感影像时应尽量选取能完

整覆盖研究区域的无云影像, 影像时间间隔尽量保持一致。选取研究区春玉米、夏玉米、红薯等作物的关键生长期(2014 年 4 月至 12 月)共 9 个时相的遥感数据。

1.2.2 实地观测数据

根据研究区的物候历和当地的种植结构, 在获取影像的同时, 选择适宜时期外出实地考察。在四月下旬外出核查, 主要查看冬小麦的种植情况。在冬小麦收割完成之后, 对夏玉米播种出苗后植株较低、叶片较少的时期进行实地观测。

确定对研究区的大宗作物即冬小麦、夏玉米、春玉米、红薯、秋冬季节性蔬菜进行分类研究。外出实地观测时获取感兴趣的分类作物样本, 并随机将获取的样本分为训练样本和验证样本。同时利用手持 GPS 在研究区选择 30 个左右的几何精校正控制点, 用于对 GF1-WFV 影像进行几何精校正。数据预处理主要包括影像的辐射定标、大气校正、正射校正、几何校正等。有相关学者提出用时间序列谐波分析法对 NDVI 进行平滑处理, 不仅进一步提高了作物的分类精度, 对于作物物候的描述也更加准确^[6]。常布辉等^[7]提出利用 HANTS 滤波法对 NDVI 时间序列进行平滑处理, 有效提高了决策树的分类精度。在研究中采用 ENVI 拓展工具 HANTS Tool 工具。

2 NDVI 序列构建

2.1 时间序列 NDVI 的计算

预处理完成后的影像消除了大部分传感器和大气对地物光谱信息的影响, 利用式(1)计算 NDVI 值:

$$NDVI = \frac{R_{nir} - R_{red}}{R_{nir} + R_{red}} \quad (1)$$

表 1 2014 年 GF1-WFV 9 个时相影像列表

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
时间	0423	0517	0623	0710	0815	0909	1016	1109	1225
传感器	WFV3	WFV2	WFV2	WFV3	WFV2	WFV2	WFV2	WFV1	WFV3

式中, R_{nir} 为近红外波段的地表反射率; R_{red} 为红光波段的地表反射率。

2.2 作物的 NDVI 曲线分析

从图 2(b)中可以看出, 冬小麦-夏玉米这种一年两季种植模式作物的 NDVI 曲线的峰值数目明显不同于一年只种一季的作物。冬小麦在每年的 10 月下旬到 11 月上旬之间播种, 1 周左右出苗, 1 月上旬进入越冬期, 延续至次年 3 月上旬。期间叶片的叶绿素含量降低, 光合作用减弱, 植株生长缓慢, 处于越冬状态。在次年 3 月中下旬冬小麦进入返青期时, NDVI 值才逐渐上升。在 4 月份拔节期因快速生长, NDVI 值一直上升。在 4 月下旬至 5 月上旬的抽穗期, NDVI 达到 0.7 左右的峰值。与处于同一时期其他作物的 NDVI 值相比, 冬小麦的 NDVI 值明显居高, 故抽穗期可作为区分冬小麦的特征时期。随着冬小麦的成熟, NDVI 在五月底迅速下降^[6]。

冬小麦-夏玉米是廊坊地区典型的一年两季种植模式作物。夏玉米在 6 月初开始接茬、播种、出苗; 随后的一个月因雨热条件充足, 植株生长速度很快, NDVI 曲线迅速增高而且斜率较大; 在 7 月份中下旬夏玉米进入拔节期; 在 8 月份夏玉米生长旺盛期, NDVI 曲线随物候继续升高; 在 8 月中下旬进入抽雄期, 此时 NDVI 达到了夏玉米整个生长期内的最高值。进入成熟期即 9 月上旬灌浆后, NDVI 开始呈现下降趋势, 直至 9 月中下旬成熟收获。

春玉米是永清县近几年来种植面积逐步增多的一种作物。根据研究区的物候历, 春玉米在 5 月中旬开始播种, 这一时期卫星接收到的光谱信息基本上与土壤类似; 6 月下旬进入拔节期, NDVI 值逐渐升高; 7 月下旬处于抽雄期, 此时达到春玉米 NDVI 的峰值; 而夏玉米 6 月中旬才开始播种, 7 月中旬进入拔节期。在 NDVI 曲线上, 春玉米的上升趋势较夏玉米早, 且二者到达峰值的时间有先后。夏玉米的抽雄期比春玉米晚一个月左右, 在 8 月中旬达到其 NDVI 峰值。此后, 春玉米的 NDVI 值随

物候逐步下降, 直至 9 月份成熟期大幅降低。春玉米一般在 9 月中旬成熟, 即可收获。夏玉米发育期有 120~150 天, 在 10 月上旬收获。这一特点也可作为区分二者的依据。

截止 2009 年, 永清县的蔬菜面积达到近 40 万亩, 产量有 150 余万吨, 是京津地区最大的无公害蔬菜生产基地。通过实地调查, 结合当地农民的种植习惯和查阅相关资料, 获取了永清县主要的蔬菜种植分布区域和蔬菜种植类别。根据 NDVI 曲线图, 秋冬蔬菜的 NDVI 值在 8 月中旬开始上升, 这一点与其他作物完全不同。其峰值出现在 10 月中旬左右, 出现时间最晚。这一期间 NDVI 曲线的斜率较大, 符合季节性蔬菜生长周期短、生长迅速的特点。秋冬蔬菜成熟后可收获, NDVI 曲线随即迅速下降。和其他作物的曲线对比, 差异明显。这些特点都是判断秋冬季节性蔬菜的依据。9 月份之前的影像近乎于裸地, 11 月份大量多处作物出现, 12 月份影像无法判读。影像符合调查情况, 经实地验证, 样本也能较好地印证分类结果。

夏玉米与红薯在研究区内的种植时间类似, 都是在 5 月中旬左右。播种后迅速生长, NDVI 值快速增长。从 NDVI 变化曲线图可以看出, 夏玉米与红薯这两种作物在 4~8 月的生长周期内变化趋势十分相似, 关键生长期的 NDVI 值十分接近, 很难用简单的参数阈值来区分。通过对比夏玉米和红薯的光谱差异, 经试验数据积累和相关研究, 先进行 2 个绿波段叠加, 再与 1 个近红外波段叠加($b_2 \times 2 + b_4$, 其中 b_2 为绿波段、 b_4 为近红外波段), 然后参照两者的反射光谱曲线。经实验发现, 该方法可有效扩大红薯与夏玉米在生长期内的反射光谱差异。如图 2 所示, 通过在反射率影像上对两种作物在不同波段的反射率关系统计可判定: 如果叠加后波段小于 7500, 则该作物为夏玉米, 否则为红薯。

3 分类方法

3.1 分类方法介绍

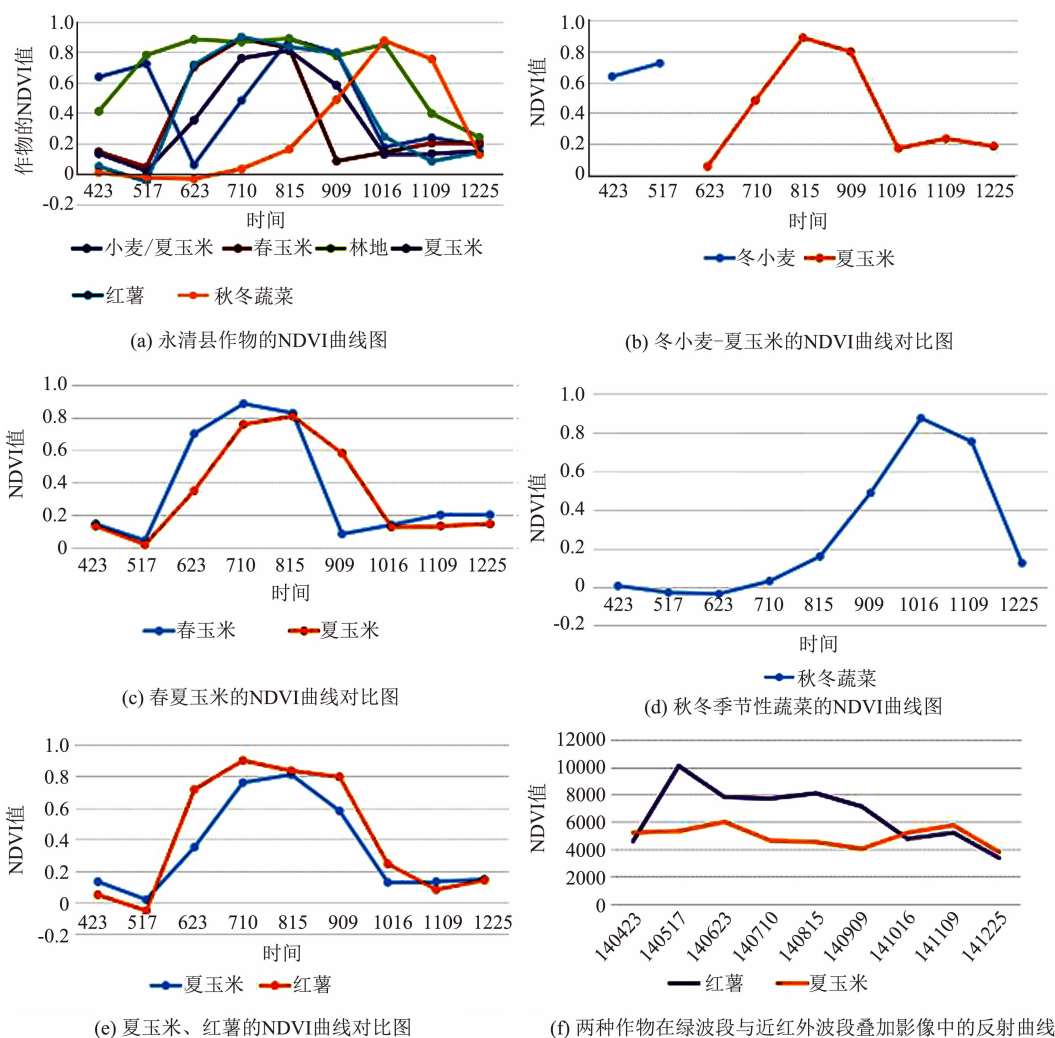


图 2 作物的 NDVI 曲线对比图

通过大量研究发现,在使用单一多光谱影像进行作物分类时,因为地物类型多样,周边环境复杂,往往存在“同物异谱、异物同谱”现象,给作物分类带来许多困难。利用多个时相的影像数据,采用决策树分类方法为解决上述难点提供了一个很好的思路。决策树的基本思想是,提前设置好判断规则,根据建立的规则对分类目标逐步进行二分和细化。其中,决策树的每一个分叉点代表建立的相应判别规则。通过判别规则,分别将满足或不满足判别规则的数据分到其下的两个叶子节点^[9]。决策树也是一种监督分类方法。对于监督分类,训练样本的选择很大程度上会直接影响分类精度。决策树分类就是通过对训练样本的归纳总结和

不断学习,生成决策树或建立判别规则,然后依据建立的决策树或判别规则对分类对象进行分类的过程。决策树本身就是一个树型结构,除了以树的形式表示外,还可以根据树的分支表达成 if-then 的判别规则^[10,11],从而更加简洁,便于人们理解。决策树方法主要分为决策树学习过程和决策树分类过程。决策树学习过程的实质就是通过对训练样本的归纳学习建立判别规则的过程。决策树分类过程就是将分类对象按照对应规则集完成相应属性的未知样本分类的过程^[12]。

人工神经网络算法是一种仿照人类神经细胞的连接方式和机能而建立的数据分析系统。人类的神经系统是由无数个神经元(细胞)组建

的。通过中间结构的关联, 每个细胞都可以和多个细胞互相沟通。受到干扰时, 进入中间结构的信息用作“诱导”, 然后中间结构对每种“诱导”信息做效应影响分析。“诱导”信息的总效应是每一种信息“诱导”效果的总和。如果效应总和达到神经细胞的临界值, 则激发细胞进一步传导, 反之亦然。这种机制是一种模仿人类自身分支系统的简单模型, 与人类的某些生物功能有着初级相似的特点。从反应机制上来说, 此算法可分为多种类型, 每一种类型都有不一样的组网方式。其中前馈型是算法中使用较多的组网类型, 例如径向基函数(Radial Basis Function, RBF)网络就是个很好的代表。此算法也被广泛应用于卫星遥感影像的分类场景^[13]。

3.2 分类过程实现

3.2.1 决策树分类

本研究以春玉米、夏玉米、冬小麦/夏玉米(一年两季种植模式)、林地、秋冬蔬菜、红薯共 6 类作物作为廊坊市永清县待分类作物。通过对这 6 类研究对象 NDVI 曲线中最大值、最

小值、峰值的出现时间、峰值数量和参数阈值 5 个统计参数构建决策树。

本文以 $NDVI_{xxxx}$ 的形式代表该月份的 NDVI 值。首先选取 $NDVI_{0815}$ 值进行判断, 根据研究区的物候历和当地的种植模式, 此时的作物种类齐全, NDVI 易于区分。当 $NDVI_{0815} < 0.6$ 时, 如果 $NDVI_{1016} < 0.6$, 为裸地建筑; 若 $NDVI_{1016} > 0.6$, 为秋冬蔬菜。当 $NDVI_{0815} > 0.6$ 时, 如果 $NDVI_{1016} > 0.7$, 判定为林地; 当 $NDVI_{0815} > 0.6$, $NDVI_{1016} < 0.7$ 时, 如果 $NDVI_{0517} > 0.4$ 且 $NDVI_{0815} > 0.7$ 时, 判定为小麦/玉米。当 $NDVI_{0815} > 0.6$, $NDVI_{1016} < 0.7$, $NDVI_{0517} < 0.4$ 或 $NDVI_{0815} < 0.7$ 时, 如果 $NDVI_{0909} < 0.3$, 则判定为春玉米, 否则为变化趋势相近的夏玉米与红薯。可根据 2 个绿波段和 1 个近红外波段叠加后的反射值区分。反射值小于 7500 的作物为夏玉米, 否则为红薯。图 4 为基于决策树分类的永清县作物分布图。

通过分析, 作物分类结果与实地观测数据较符合, 能反映出当地的种植模式。分类结果说明, 利用多个时相的 GF1-WFV 数据进行决

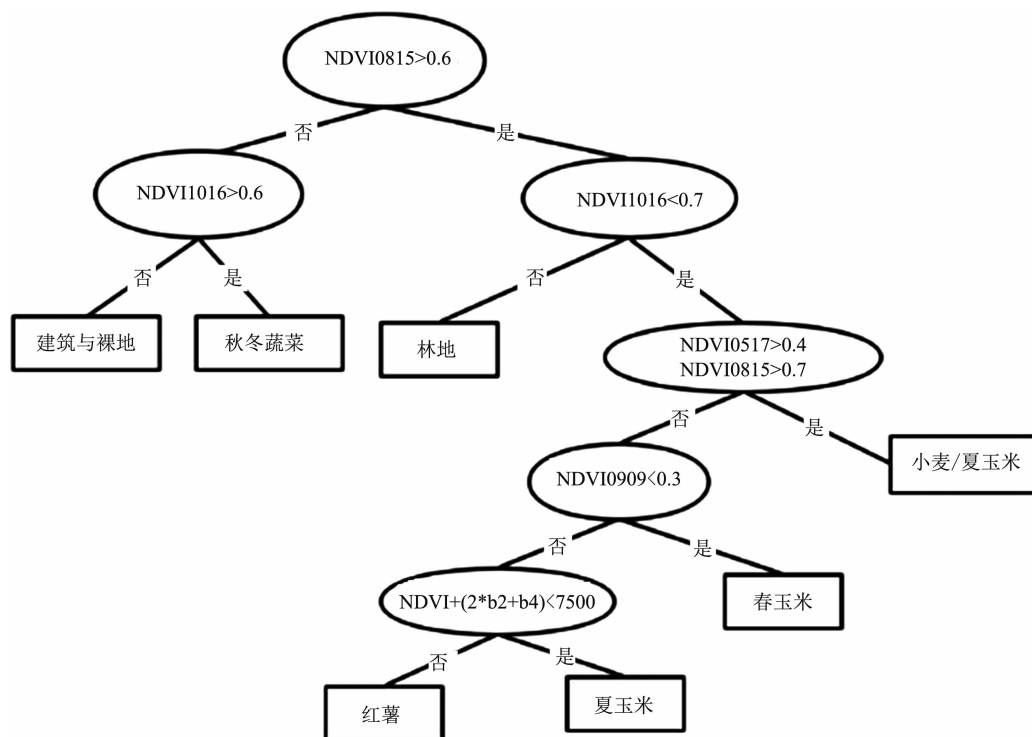


图 3 决策树分类示意图

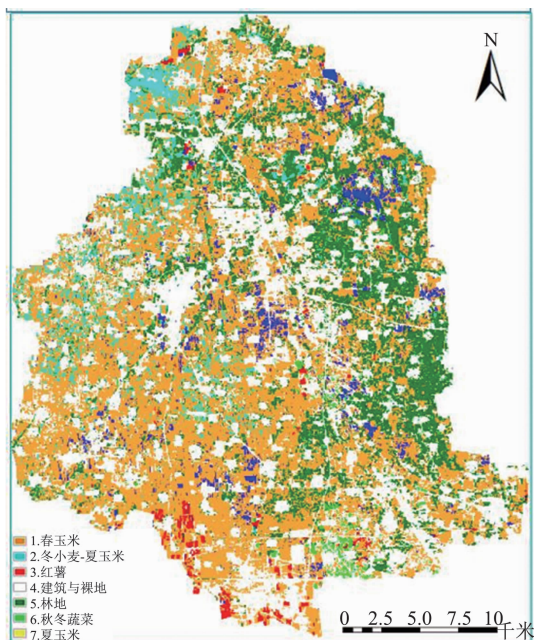


图 4 基于决策树分类的永清县作物分布图

策树分类具有实际应用价值，是推进县域遥感发展的一次良好探索。

3.2.2 神经网络分类

本研究的总体思路是利用构建好的 NDVI 曲线，结合当地的物候历和当地的种植结构，分别利用监督分类中的不同分类方法，选取最佳时期的作物分类影像，针对某一种或特定的几种作物进行分类，并导出感兴趣的作物分类结果，最终得到整个研究区的作物分类情况。图 5 为红薯特征识别图。图 6 为基于神经网络的永清县作物分布图。

3.3 精度验证

利用基于地面采样点的方法完成决策树分类的精度验证，共对 159 个验证样本的采样点数据进行了精度验证，得到采样点的验证情况



图 5 红薯特征识别图

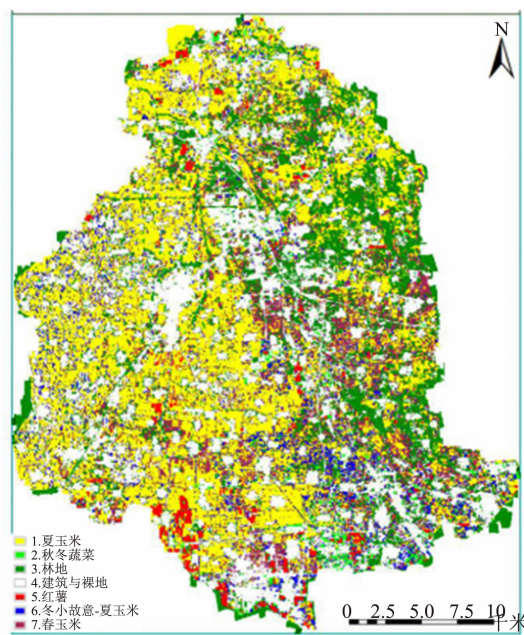


图 6 基于神经网络分类的永清县作物分布图

见表 2。由表 3 可以看出，使用决策树分类，较好地完成了作物分类研究，总体分类的精度

表 2 采样点的验证情况表

类别	夏玉米	小麦/夏玉米	春玉米	红薯	白菜	建筑	林地	总计
夏玉米	48	2	0	0	0	3	3	56
小麦/夏玉米	3	16	0	0	0	0	0	19
春玉米	3	0	22	0	0	0	0	25
红薯	2	0	0	6	0	0	1	9
白菜	0	0	0	0	8	0	0	8
建筑	0	0	0	0	0	26	0	26
林地	2	1	0	0	0	2	11	16
总计	58	19	22	6	8	31	15	159

表 3 决策树分类精度验证表

作物类别	错分误差(%)	漏分误差(%)	制图精度(%)	用户精度(%)
夏玉米	14.2	17.2	82.8	85.8
秋冬蔬菜	1.65	7.46	92.34	96.45
红薯	1.31	0.86	97.46	97.83
冬小麦-夏玉米	15.7	15.7	84.3	84.3
春玉米	12	0	100	88
总体分类精度	87.3000%			
Kappa 系数	0.83			

表 4 神经网络分类精度验证表

作物类别	错分误差(%)	漏分误差(%)	制图精度(%)	用户精度(%)
夏玉米	33.65	10.75	89.25	66.35
秋冬蔬菜	1.55	7.66	92.34	98.45
红薯	1.05	0.56	99.44	98.95
冬小麦-夏玉米	46.50	79.27	20.73	53.50
春玉米	30.52	62.41	37.59	69.48
总体分类精度	72.0729%			
Kappa 系数	0.5523			

较高, 分类的一致性较好。其中, 秋冬蔬菜和红薯的错分、漏分误差较小, 玉米的分类精度较高, 均在 80% 以上。总体分类精度 = $(48 + 16 + 22 + 6 + 8 + 26 + 11) / 159 = 87.3\%$, 总体的分类精度较高, Kappa 系数为 0.83。若 Kappa 系数大于 0.8, 则分类高度一致^[12]。

4 结论与展望

本研究选取河北省廊坊市永清县整个县域为研究区, 利用 GF1-WFV 16 m 分辨率影像为数据源, 选取覆盖作物完整生长期多个时相的影像数据, 构建作物的 NDVI 时间序列。通过对研究区 NDVI 曲线的分析, 发现利用该数据构建的 NDVI 时间序列可描述研究区作物的生长特性, 体现当地不同作物的物候差异, 能有效地区分出当地的种植模式。选取 NDVI 曲线上最大值、最小值、峰值的出现时间、峰值数量和阈值等特征参数构建决策树。根据研究区的物候历和对当地种植结构的调查, 利用最佳时相的影像, 针对某一种或特定几种作物进行分类提取。本研究分别采用决策树分类、神经

网络分类等方法进行分类, 并进行精度验证, 综合比较得出最佳作物分类方法。研究结果表明, 在永清县这一县域研究区, 利用 GF1-WFV 16 m 分辨率多时相遥感数据进行作物分类, 采用决策树分类、神经网络分类两种方法的精度分别为 72.0729%、87.3%。利用决策树分类的效果最优。

参考文献

- [1] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感可见光影像的北疆主要农作物分类方法 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 122-129.
- [2] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
- [3] 李旭青, 刘湘南, 刘美玲, 等. 水稻冠层氮素含量光谱反演的随机森林算法及区域应用 [J]. 遥感学报, 2014, 18(4): 934-945.
- [4] 刘佳, 王利民, 杨福刚, 等. 基于 HJ 时间序列数据的农作物种植面积估算 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 199-206.

(下转第 36 页)