

基于时序光谱和高分纹理分析的制种玉米田遥感识别

张超^{1,2} 乔敏¹ 刘哲¹ 刘帝佑¹ 金虹杉¹ 朱德海^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 国土资源部农用地质量与监控重点实验室, 北京 100035)

摘要: 根据制种玉米与其他作物在中高分辨率遥感影像上的光谱和纹理差异, 利用多源遥感数据, 以提取制种玉米种植田为研究目标, 提出了作物多时相光谱特征分析的植被指数体系, 多维度反映了作物不同光谱差异; 在纹理检测前加入图像旋转不变处理, 解决了遥感影像中作物田纹理方向问题; 最后构建了多时相光谱特征和高空间分辨率遥感影像 LBP-GLCM 纹理特征的制种玉米田识别方法体系。以新疆霍城县为研究区, 利用上述方法体系结合随机森林分类器, 通过实验得到分类总体精度为 90.57%, Kappa 系数为 0.79, 制种玉米田分类结果用户精度为 99.20%, 制图精度为 86.68%, 基本满足对制种玉米田的识别需求。

关键词: 制种玉米田; 多源遥感; 植被指数; LBP-GLCM 纹理; 随机森林

中图分类号: S127; S513 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2018)05-0218-08

Seed Maize Field Identification Based on Analysis of Remote Sensing Timing Spectrum and High Resolution Texture

ZHANG Chao^{1,2} QIAO Min¹ LIU Zhe¹ LIU Diyou¹ JIN Hongshan¹ ZHU Dehai^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory for Agricultural Land Quality Monitoring and Control, Ministry of Land and Resources, Beijing 100035, China)

Abstract: Using remote sensing technology to rapidly and accurately differentiate the seed maize fields and grain maize fields is the urgent need of seed production and market supervision, and also is an important aspect of the research on the classification and planting mode of crops by using remote sensing to monitor. Based on the spectral and texture differences of seed maize and other crops in the high resolution remote sensing image, the multi-source remote sensing data were used, including GF-1 WFV multi-spectral image, Landsat8 OLI image and GF-2 PMS full-color image to extract the seed maize fields as research target, the vegetation index system of crop multi-temporal spectral characteristics was proposed, which multidimensionally reflected different spectral differences between crops; and adding the image rotation invariant processing before the texture detection, to solve the problem of crop field texture direction in remote sensing image; finally, the identification method system of seed maize fields based on multi-temporal spectral feature and LBP-GLCM texture feature in high spatial resolution remote sensing image were established. Qitai County, Xinjiang Uygur Autonomous Region was taken as the study area to verify, based on the above method and the random forest classifier, the overall accuracy was 90.57%, the Kappa coefficient was 0.79. The accuracy of the classification results of seed maize field was 99.20%, and the mapping accuracy was 86.68%, which basically satisfied the needs of seed maize recognition requirements. The research result not only provided a method for the monitoring of hybrid maize seed production in China, but also provided a technical reference for monitoring and supervision of hybrid seed field with the same planting system.

Key words: seed maize fields; multi-source remote sensing; vegetation index; LBP-GLCM texture; random forest

收稿日期: 2017-11-10 修回日期: 2017-12-02

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2013AA10230103)

作者简介: 张超(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农业与国土资源遥感监测研究, E-mail: zhangchaobj@cau.edu.cn

通信作者: 刘哲(1985—), 男, 副教授, 博士, 主要从事作物品种表型获取与评价研究, E-mail: liuz@cau.edu.cn

0 引言

种子产量数据的准确性和时效性直接关系到国家对种植结构、播种面积的宏观调控,目前农作物种子生产面积通常采用行业统计和抽样调查两种方法获取。这两种方法各有它们自身的局限性,因此仅仅依靠传统调查统计的模式已无法满足管理机构对数据准确性和时效性的要求。遥感技术能够结合制种作物的种植方式、物候历特征、生物学特性、背景环境的区域性差异等地学信息,以及光谱特点、纹理结构、空间位置及邻近关系、时间序列及发展规律等影像信息,客观、及时地获取作物种植的面积及空间分布信息。新疆是我国玉米制种重点区域,准确、及时地掌握玉米制种面积,可以为政府加强种子质量监管、保障种子供给安全、控制种子总量与结构平衡等提供强有力的支撑。

国内外已有大量的研究将多时相分析法运用在农作物识别中^[1-4],在光谱特征提取中常采用的单一植被指数难以表达作物间多维度的光谱差异,近几年,国内外研究人员开始将多种植被指数同时运用到植被和作物提取中^[5-7],但在现有的制种玉米识别研究中,大多只考虑了单一植被指数^[8-9]。

针对光谱信息相近的同种作物,如制种玉米与大田玉米,可利用它们在高分辨率遥感影像上反映出不同纹理信息作为经过光谱特征提取制种玉米种植田识别结果后的辅助信息,实现高精度的制种玉米田识别^[8-9]。近年来国内外出现了很多关于纹理特征算法在图像分类应用中的研究^[10-11]。

由于灰度共生矩阵是基于统计学原理,根据灰度图像中各个像素间的距离和方向而构成的,本文中的制种玉米条状纹理信息的方向性突出,因此纹理特征提取之前首先需要考虑影像中纹理的方向性

问题。目前国内外研究学者针对纹理灰度共生矩阵在旋转不变性方面已进行了较多的研究^[12-15]。

分类器选择上,采用决策树^[8-9]设立规则的分类方法,在规则设定阈值过程中人为干扰太大。随机森林算法是 BREIMAN^[16]提出的一种基于分类与回归决策树 (Classification and regression tree, CART) 的组合算法, HAM 等^[17]将随机森林用于高光谱遥感数据的土地利用类型分类中,并比较随机森林相对于传统分类方法存在的优越性;在土地覆被分类研究中, GUO 等^[18]利用随机森林对多时相 C 波段 SAR 数据进行土地覆被的分类研究,实验结果表明利用随机森林对多时相数据进行分析,可以得到准确度较高的分类结果。

本文利用多源遥感数据:高分一号 WFV 多光谱影像、Landsat8 OLI 影像和高分二号 PMS 全色影像,根据制种玉米与大田玉米田块间存在的光谱和纹理差异,通过实地调研的作物样本点,利用随机森林分类器提取制种玉米田,以期为我国杂交玉米制种监测提供方法支撑。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

选取新疆维吾尔自治区伊犁州霍城县为研究区,如图 1 所示。霍城县是新疆伊犁的直属县,地理范围为东经 80°11′~81°24′,北纬 43°39′~44°50′,地处伊犁河谷西北部的开阔地带。县域地势东北高西南低,北部山区是天然林区、河流发源地和高山草场,具有沿边、沿路、沿河、沿山的独特地缘优势。霍城县总面积 5 460 km²,土地资源丰富,地属温带半干旱气候,全年光照充足,冬夏冷热悬殊,春温不稳定,秋温下降快,昼夜温差大,干旱少雨,为玉米、水稻、棉花、葡萄、小麦、甜菜等主要农作物提供了良好

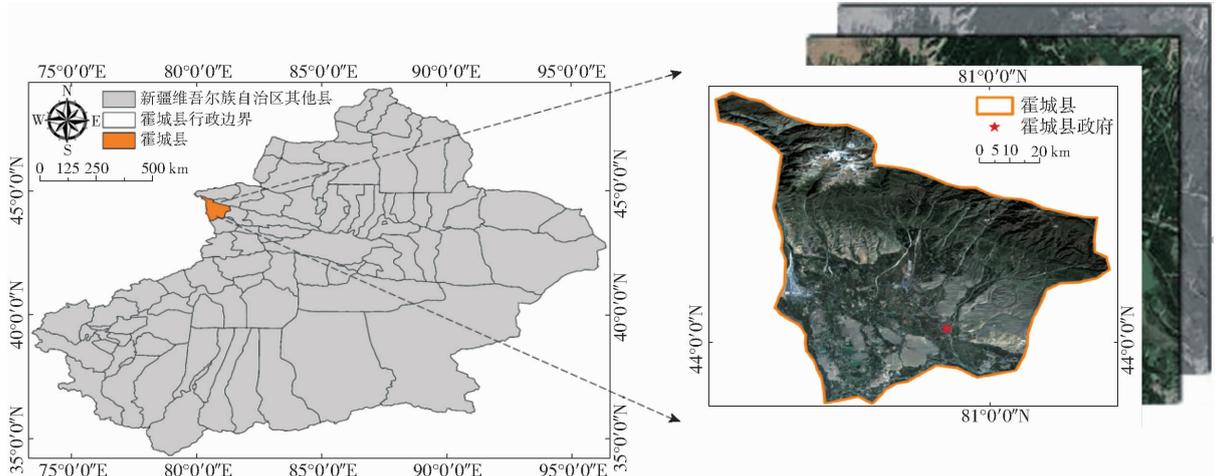


图 1 研究区域和遥感数据示意图

Fig. 1 Map of study area and remote sensing data

的种植环境,也是伊犁州制种玉米最主要的种植区。

1.2 数据源简介

1.2.1 卫星数据

考虑到新疆地区作物类型简单,种植田块较大,以及制种玉米独特的物候历和种植特征,本文选用覆盖制种玉米生育期(2016年3—9月)多时相国产GF-1卫星WFV多光谱影像数据,影像空间分辨率

16 m,扫描幅宽800 km;由于云层以及卫星轨道设定和天气等因素的影响,作为补充部分Landsat8卫星搭载的OLI数据,多光谱波段空间分辨率为30 m,成像幅宽为185 km;以及7月下旬砍除父本行后的国产GF-2全景(PAN)影像数据,影像分辨率1 m,扫描幅宽45 km,卫星影像数据参数如表1所示。

表1 研究区卫星影像数据参数

Tab.1 Satellite image data parameters in study area

卫星类型	波段号	波段范围/ μm	空间分辨率/m	重访周期/d	时相
GF-1 WFV	1	0.45~0.52	16	2	03-29 04-19
	2	0.52~0.59			05-30 06-13
	3	0.63~0.69			07-10 08-12
	4	0.77~0.89			09-01 09-06
Landsat8 OLI	1~9	0.433~1.390	30	5	06-20 06-29 09-17 09-23
GF-2 PAN	1	0.45~0.90	1	16	07-26

1.2.2 外业调查数据和土地利用分类数据

野外样本数据为遥感影像分类提供了基本的参考数据,也为本文后面的机器分类提供了学习样本,根据研究区范围大小,主要作物分布情况以及实际交通情况,进行适当的随机样点布设,共采集162样点,其中制种玉米106个,大田玉米13个,其他作物包括水稻、棉花、葡萄、小麦、甜菜等主要农作物共43个。其中随机抽取70%实测样点作为影像分类器构建的训练样本,30%样点作为对分类结果的验证样本。

根据国家对制种玉米规范化的种植和管理,其田块地理位置短时间内不易发生变动;同时为缩小研究区范围,避免林地草地等其他利用地类型的干扰,因此利用2014年霍城县16 m土地利用分类数据作为耕地提取的辅助数据,得到研究区耕地遥感影像数据集,研究区耕地及样点分布情况如图2所示。

2 研究方法

利用多源遥感数据,构建了多时相光谱特征和高空间分辨率遥感影像LBP-GLCM纹理特征的制种玉米田识别方法体系。首先利用玉米生育期GF-1 WFV和Landsat8 OLI数据,构建了多时相植被指数体系,利用随机森林分类器,实现制种玉米田的初步识别结果;接着利用去雄时相的GF-2 PAN影像,根据LBP-GLCM纹理特征检测方法,实现制种玉米田的再次识别,具体流程图如图3所示。

2.1 多时相植被指数体系

植被指数(Vegetable index, VI)主要反映植被在

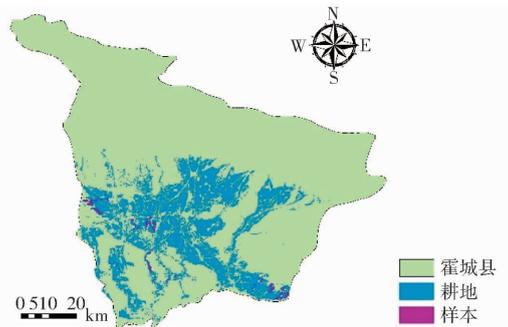


图2 霍城县样点及耕地分布图

Fig.2 Samples and land distribution in Huocheng County

可见光、近红外波段的反射情况与土壤背景之间的差异,根据波段间的组合、运算,在一定条件下可以用来定量说明植被生长状况的指标^[19-21]。本文考虑到作物物候历、季相差异以及不同植被指数的意义和抗饱和性程度,构建的植被指数体系包括NDVI、EVI、RVI、GNDVI、TVI、DVI、SAVI、NDWI 8个植被指数,弥补了单一植被指数无法全面反映作物光谱特征和过饱和的缺陷。

(1)归一化差值植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI),是应用最为广泛的植被指数,主要用于检测植被生物量的多少以及植被的覆盖度,即

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

(2)增强型植被指数(Enhance vegetable index, EVI),有效地反映植被覆盖量和消除了大气的影像,与植被覆盖度相关性较好,不易达到饱和,即

$$EVI = 2.5(NIR - R) / (NIR + 6R - 7.5B + 1) \quad (2)$$

(3)比值植被指数(Ratio vegetable index, RVI),

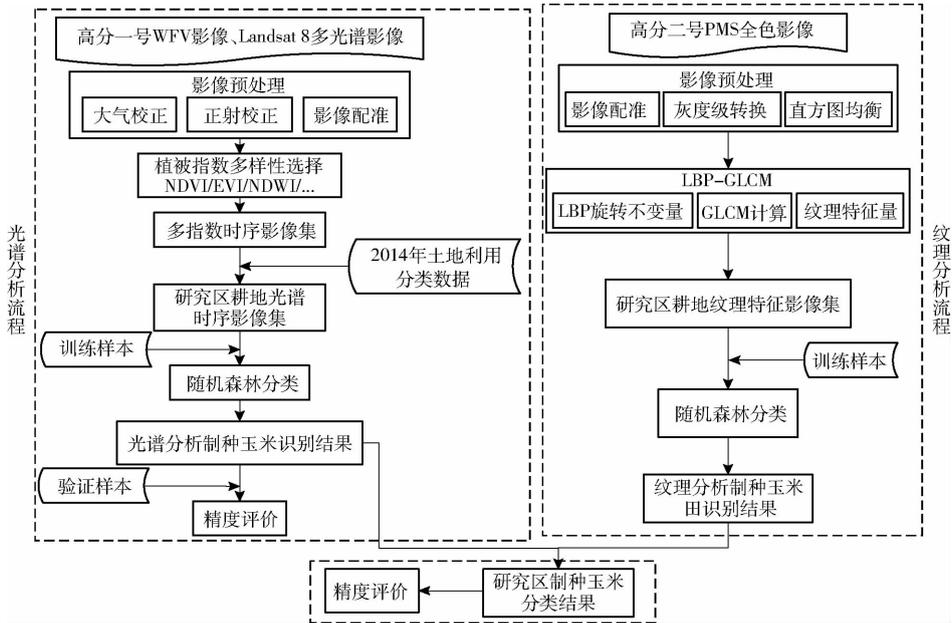


图 3 制种玉米田识别技术路线图

Fig. 3 Technology roadmap for identification of seed maize field

绿色植物的灵敏指示参数,与植被覆盖度、生物量、叶绿素含量相关性高,即

$$RVI = NIR/R \quad (3)$$

(4)绿色归一化差值植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI),利用近红外和绿波段不同反射程度,对植被叶绿素含量极为敏感,有效表达植被的绿色和覆盖度,即

$$GNDVI = (NIR - G)/(NIR + G) \quad (4)$$

(5)三角植被指数 (Triangle vegetation index, TVI),能够较好地反映作物叶绿素含量,抗饱和性能较强,即

$$TVI = 60(NIR - G) - 100(R - G) \quad (5)$$

(6)差值植被指数 (Difference vegetation index, DVI),对土壤背景的变化极为敏感,当植被覆盖度低时效果较好,即

$$DVI = NIR - R \quad (6)$$

(7)土壤调节植被指数 (Soil-adjusted vegetation index, SAVI),用于调整土壤亮度,消除土壤反射率,即

$$SAVI = (1 + L)(NIR - R)/(NIR + R + L) \quad (7)$$

(8)归一化差值水指数 (Normalized difference water index, NDWI),能够有效地提取植被冠层的水分含量,即

$$NDWI = (G - NIR)/(G + NIR) \quad (8)$$

式中 B ——蓝色波段反射率

G ——绿色波段反射率

R ——红色波段反射率

NIR ——近红外波段反射率

L ——土壤调节参数,取 0.5

2.2 LBP - GLCM 纹理特征检测

文献[13]提出将 LBP 纹理算子的旋转不变模式 $LBP_{P,R}^{ri}$ 和均匀模式 $U(LBP_{P,R})$ 结合,得到了旋转不变均匀模式 (Rotation invariant uniform patterns, Uniform - LBP),在保留影像纹理信息的同时,降低了计算维数,提高了计算效率,并且消除了 GLCM 方向对地块纹理特征参数的影响,使纹理特征更加稳定,具体公式为

$$LBP_{P,R}^{riu2} =$$

$$\begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) & (U(LBP_{P,R}) \leq 2) \\ P + 1 & (U(LBP_{P,R}) > 2) \end{cases} \quad (9)$$

LBP 均匀模式的计算公式为

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| \quad (10)$$

式中 P ——算法作用的圆形邻域所取的像素个数

R ——邻域半径

g_c ——圆形邻域中心像元的灰度

g_p ——围绕 g_c ,以 R 为半径的像素点的灰度

其中,阈值化: $s(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$,将圆形邻域

中的 $P - 1$ 个灰度 g_{p-1} 与中心灰度 g_c 相比较,大于中心灰度的子块用 1 表示,反之,则用 0 表示。

2.3 随机森林分类方法

随机森林分类器由多棵 Cart 树组成,每棵决策树之间是没有关联的,每一棵 Cart 树是由原始训练样本集 N 中有放回的随机抽取 K 个训练样本,通过

一定的分类规则生成,在得到森林之后,当有一个新数据输入时,森林中的每一棵 Cart 树分别对其应该属于哪一类别进行投票,统计得票数最高的类型作为新数据的类别。在建立每一颗决策树的过程中,最为重要的两个环节分别是采样与分裂规则判断,其中主要通过基尼指数和信息增益两个参考指数进行分类纯度度量,一般选择具有最小基尼分裂指数的属性值作为分裂属性值、选择具有最大信息增益的属性值作为分裂属性。

3 实验结果与分析

采用多景遥感数据,由于影像成像过程中的辐射失真和几何畸变,所以每景影像都需要进行辐射校正、大气校正和正射校正等预处理操作;另外,由于不同传感器不同时间获取的遥感影像具有一定的位置偏差,地理位置不能完全准确契合,因此,需要进行影像配准;其次,为了建立遥感影像时序数据集,便于采集相同地理位置不同时相的光谱反射值,需要对多时相影像进行图层叠加处理,合成时序影像数据集;此外与耕地数据套合,提取出主要作物研究区。

3.1 不同作物时序曲线构建与分析

对于某一植被指数时序曲线的构建,主要利用

ENVI spectrum library 工具提取实测样本对应的多时相植被指数,根据作物物候历和同一作物类型曲线聚集点和走势,判断并删除异常样本,并以时相为横坐标,植被指数值为纵坐标,得到多时相植被指数时序曲线,重复以上步骤,得到 8 种植物指数的时序曲线,如图 4 所示。

3.2 基于随机森林的多时相影像分类

以制种玉米为监测目标,只对制种玉米田的分类结果进行精度评价,大田玉米、甜菜、小麦、葡萄、水稻、棉花被归为其他作物。精度评价利用 ENVI confusion matrix 工具,错分率、精度和 Kappa 系数等都是从混淆矩阵中得到的实际值,如表 2 所示。

利用随机森林进行分类,需要设置 Cart 树的数量,本文选择 3—9 月玉米全生育期内植被指数影像集进行 Cart 树数量参数测试,分别在 10~200 区间内梯度增加(10、30、50、70、100、120、150、170、200)。结果显示,随着 Cart 树数量的增加,制图精度相对稳定,用户精度和总体精度逐渐提高,在 Cart 树为 150 时趋于稳定,如表 2 所示。故本文选择 Cart 树为 150 作为后期实验中随机森林分类器的决策树个数,进行制种玉米田的识别。

将野外调查的研究区样本点,随机抽取 70% 作为影像分类器构建的训练样本,放入随机森林分类

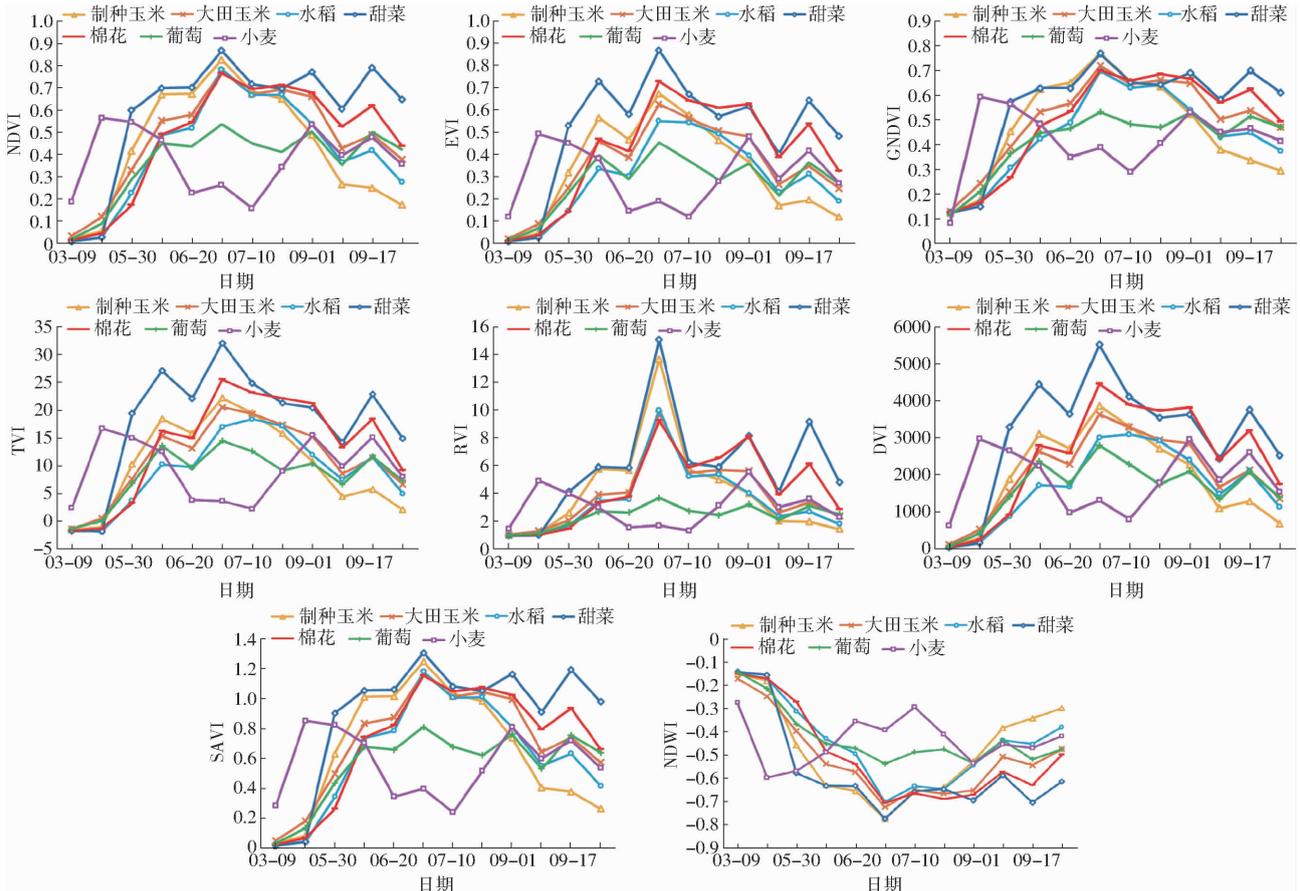


图 4 多时相植被指数体系时序曲线

Fig. 4 Time series curves of multi-temporal vegetation index system

器进行学习,得到研究区制种玉米田的光谱分类结果,如图 5 所示。

表 2 不同 Cart 树数量的分类精度评价

Tab.2 Evaluation of classification accuracy used different Cart tree numbers

Cart 树数量	制种玉米错分率/%	制种玉米用户精度/%	制种玉米米漏分率/%	制种玉米米制图精度/%	作物分类总体精度/%	Kappa 系数
10	8.41	91.59	9.51	90.49	84.93	0.74
30	4.56	95.44	10.56	89.44	86.88	0.78
50	3.56	96.44	11.34	88.66	87.14	0.79
70	5.46	94.54	11.87	88.13	87.21	0.79
100	4.69	95.31	12.08	87.92	87.33	0.79
120	4.21	95.79	11.93	88.07	87.47	0.79
150	2.98	97.02	11.89	88.11	87.49	0.79
170	2.92	97.08	12.08	87.92	87.37	0.79
200	3.06	96.94	11.94	88.06	87.34	0.79

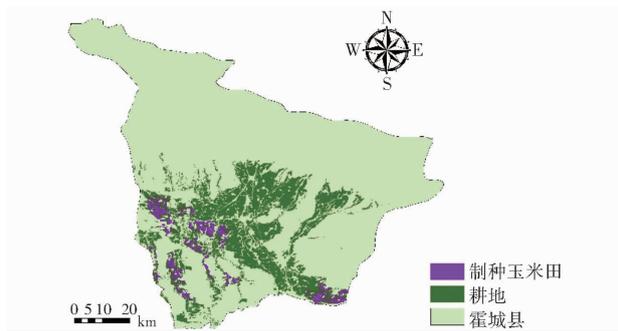


图 5 “光谱”分析制种玉米田分类结果

Fig.5 Spectral analysis classification results of seed maize field

3.3 基于 LBP - GLCM 的制种玉米田纹理特征分析

由于多时相多指数光谱分析后的制种玉米种植田存在一些被错分为制种玉米田的其他作物类型,因此本文采用制种玉米抽穗期间的高分辨率遥感影像上的纹理信息作为辅助特征,以删除被误分的作物来提高识别精度。

利用 LBP - GLCM 方法进行影像纹理分析,对比未经 LBP 旋转不变处理和计算 LBP 旋转不变量后在 0°、45°、90°、135°方向上 GLCM 的均值、对比度、熵 3 个纹理特征量,发现原始影像在不同方向上的 GLCM 同一纹理特征量相差较大,无法作为分类特征;而经过旋转不变性的 LBP 转换后的影像,分别计算不同方向上的 GLCM 3 个纹理特征量,同一特征量在不同方向上的量化值差异相对较小,可以作为反映其纹理结构的分类特征,如图 6 所示。

由图 6 可知,经过 LBP - GLCM 处理得到的纹理特征量基本消除了方向变量的影响,0°、45°、90°和 135°这 4 个纹理方向上的纹理特征均可以作为本次实验中的作物分类特征,同时由于研究区制种

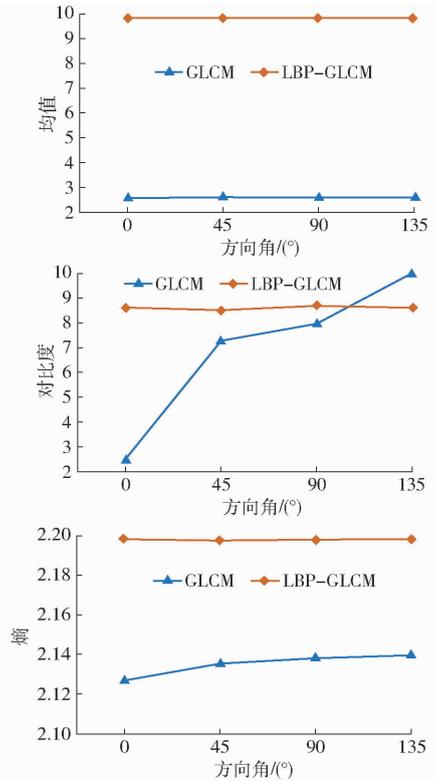


图 6 4 个方向上的 GLCM 与 LBP - GLCM 纹理特征值

Fig.6 Texture features of GLCM and LBP - GLCM in four directions

玉米种植田纹理结构统一,在构建 GLCM 中的步长距离固定,因此本文对 LBP 变换后的影像以 0°方向、1 个像素距离生成 GLCM,计算均值、对比度、熵 3 个特征量分别表征纹理的不同结构特征,并将 3 个特征影像合成具有 3 个波段的纹理特征影像集,作为后续分类的影像基础。

3.4 基于随机森林的纹理特征提取

把覆盖图 5 制种玉米田分布区域的高分二号亚米级空间分辨率的遥感影像放入已通过纹理特征量训练的随机森林分类器中,通过随机森林 Cart 树的投票判断,进一步识别制种玉米种植田块,最终结果如图 7 所示。

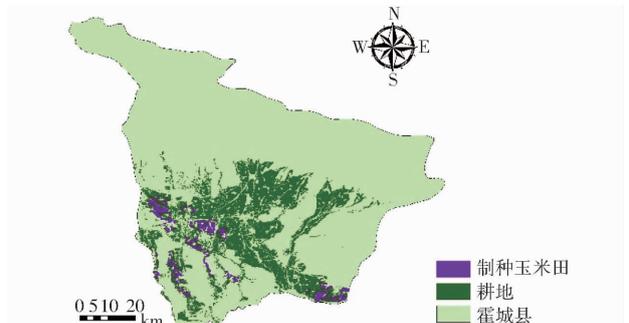


图 7 “光谱 + 纹理”分析制种玉米田分类结果

Fig.7 Spectral and texture analysis classification results of seed maize field

通过比较 3—9 月多时相遥感数据集仅利用

光谱分析(简称“光谱”)和利用光谱结合高分二号全色影像纹理分析(简称“光谱+纹理”)进行制种玉米田识别的两种方法,如表3所示,由表3可得:①根据有限的精度验证样本得出的精度评价结果显示,两种方法识别出制种玉米种植田的总体精度和 Kappa 系数几乎相等,“光谱+纹理”的识别方法略高于“光谱”的识别方法。②其中,“光谱+纹理”得到的制种玉米田识别结果错分率趋于0,明显低于“光谱”得到的识别结果,其漏分率近似且略高于“光谱”识别结果,为了满足实际应用中制种玉米识别“宜漏不宜错”的原则,

两种方法具有近似漏分率的前提下,错分率更低的“光谱+纹理”的遥感识别方法准确性明显更高。③“光谱+纹理”是在“光谱”基础上对识别结果的进一步提炼,通过图5、7中两种方法得到的分布情况,“光谱+纹理”删除了仅依靠“光谱”中其他作物误分的种植田块,同时减少了一定的椒盐点,可以删除部分面积小且分散的种植田,识别出的制种玉米田更为连片集中。但是由于部分制种玉米田块种植制度或影像质量等原因,纹理结构较为模糊,因此部分制种玉米田产生了被漏分的情况。

表3 “光谱”和“光谱+纹理”精度评价

Tab.3 Accuracy evaluation between “spectrum” and “spectrum and texture” classification ways

方法	制种玉米 错分率/%	制种玉米用户 精度/%	制种玉米 漏分率/%	制种玉米制图 精度/%	作物分类总体 精度/%	Kappa 系数
光谱	4.02	95.98	12.98	87.02	90.57	0.79
光谱+纹理	0.40	99.20	13.32	86.68	91.51	0.83

4 结论

(1)依据研究区作物类型与种植制度差异,从生物量、土壤背景反射率、冠层含水量3个角度选择了8个植被指数: EVI、NDVI、TVI、GNDVI、RVI、SAVI、DVI、NDWI,通过多个植被指数反映作物光谱特征,有效防止了单一植被指数的易饱和性,增加了不同作物分类属性特征,更易识别出作物类型。最终以全生育期3—9月的多时相光谱分析作物总体分类精度达到90.57%,制种玉米田分类用户精度为95.98%,制图精度87.02%。

(2)对亚米级空间分辨率的高分二号全色影像计算LBP旋转不变量,有效减弱了相同纹理结构的作物田GLCM方向变量的影响,在实际应用中则可选择固定的方向参数进行纹理特征提取。最终由随机森林对均值、对比度、熵特征集影像分类,得到的作物分类总体精度为91.51%,制种玉米田分类结果用户精度为99.20%,制图精度为86.68%。由于水稻、棉花等其他几种作物之间的混淆,使得分类结果总体精度并未显著提高,但是经过纹理特征提取进一步分类后得到的制种玉米种植田识别结果错分率为0.4%,更能够保证制种玉米田识别的准确性。

参 考 文 献

- 1 YOUNG S S, WANG C Y. Land-cover changes analysis of China using global-scale Pathfinder AVHRR Landcover (PAL) data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22(2): 1457 - 1477.
- 2 马丽, 徐新刚, 贾建华, 等. 利用多时相 TM 影像进行作物分类方法[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(增刊2): 191 - 195. MA Li, XU Xin'gang, JIA Jianhua, et al. Crop classification method using multi-temporal TM images [J]. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(Supp. 2): 191 - 195. (in Chinese)
- 3 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. LIU Jia, WANG Limin, YANG Fugang, et al. Remote sensing estimation of crop planting area based on HJ time-series images [J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(3): 199 - 206. (in Chinese)
- 4 黄健熙, 牛文豪, 马鸿元, 等. 基于时间序列 HJ-1 A/B 卫星数据的冬小麦成熟期预测[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(11): 278 - 284. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20161138&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.038. HUANG Jianxi, NIU Wenhao, MA Hongyuan, et al. Prediction of maturity data for winter wheat based on time series of HJ-1 A/B CCD images [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(11): 278 - 284. (in Chinese)
- 5 PENA-BARRAGAN J M, NGUGI M K, PIANT R E, et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(6): 1301 - 1316.
- 6 李映雪, 朱艳, 戴廷波, 等. 小麦叶面积指数与冠层反射光谱的定量关系[J]. *应用生态学报*, 2006, 17(8): 1443 - 1447. LI Yingxue, ZHU Yan, DAI Tingbo, et al. Quantitative relationship between leaf area index and canopy reflection spectra of wheat [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2006, 17(8): 1443 - 1447. (in Chinese)
- 7 苏岫, 耿杰, 马晓瑞, 等. 基于多种植被指数信息与联合稀疏表示的红树林种类识别[J]. *海洋环境科学*, 2017, 36(1):

114 - 120.

- SU Xiu, GENG Jie, MA Xiaorui, et al. Mangrove species classification based on multiple vegetation index extraction and joint sparse representation[J]. *Marine Environmental Science*, 2017, 36(1): 114 - 120. (in Chinese)
- 8 刘哲, 李智晓, 张延宽, 等. 基于时序 EVI 决策树分类与高分纹理的制种玉米识别[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(10): 321 - 327. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20151043&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.043.
- LIU Zhe, LI Zhixiao, ZHANG Yankuan, et al. Seed maize identification based on time-series EVI decision tree classification and high resolution remote sensing texture analysis [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(10): 321 - 327. (in Chinese)
- 9 张超, 金虹杉, 刘哲, 等. 基于 GF 遥感数据纹理分析识别制种玉米[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 183 - 188.
- ZHANG Chao, JIN Hongshan, LIU Zhe, et al. Seed maize identification based on texture analysis of GF remote sensing data [J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(21): 183 - 188. (in Chinese)
- 10 白雪冰, 王克奇, 王辉. 基于灰度共生矩阵的木材纹理分类方法的研究[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2005, 37(12): 1667 - 1670.
- BAI Xuebing, WANG Keqi, WANG Hui. Research on the classification of wood texture based on gray level co-occurrence matrix [J]. *Transactions of Journal of Harbin Institute of Technology*, 2005, 37(12): 1667 - 1670. (in Chinese)
- 11 ZHANG Gong, JAYAS D S, JIANG Deyun, et al. Grain classification with combined texture model [J]. *Transactions of the CSAE*, 2001, 17(1): 149 - 153.
- 12 商立群, 杜亚娟. Hu 矩和 Zernike 矩在图象识别中的应用[J]. *西安科技学院学报*, 2000, 20(1): 53 - 56.
- SHANG Liqun, DU Yajuan. On application of Hu moments and Zernike moments in images identification [J]. *Journal of Xi'an University of Science & Technology*, 2000, 20(1): 53 - 56. (in Chinese)
- 13 OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971 - 987.
- 14 杨龙飞. 基于局部二值模式和灰度共生矩阵的纹理特征提取技术研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2016.
- YANG Longfei. The study on texture feature extraction method based on LBP and GLCM [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2016. (in Chinese)
- 15 王国德, 张培林, 任国全, 等. 融合 LBP 与 GLCM 的纹理特征提取方法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(11): 199 - 201.
- WANG Guode, ZHANG Peilin, REN Guoquan, et al. Texture feature extraction method fused with LBP and GLCM [J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(11): 199 - 201. (in Chinese)
- 16 BREIMA L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5 - 32.
- 17 HAM J, CHEN Y C, GRAWFORD M M, et al. Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 492 - 501.
- 18 GUO L, CHEHATA N, MALLETT C, et al. Relevance of airborne lidar and multispectral image data for urban scene classification using random forests[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(1): 56 - 66.
- 19 姜海玲, 杨杭, 陈小平, 等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(4): 975 - 981.
- JIANG Hailing, YANG Hang, CHEN Xiaoping, et al. Research on accuracy and stability of inverting vegetation chlorophyll content by spectral index method [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(4): 975 - 981. (in Chinese)
- 20 王玉. 基于时序光谱库的棉花种植面积信息提取研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2013.
- WANG Yu. Research on cotton planting areas extraction based on MODIS - EVI time-series data base [D]. Beijing: China University of Geosciences(Beijing), 2013. (in Chinese)
- 21 张喜旺, 秦耀辰, 秦奋. 综合季相节律和特征光谱的冬小麦种植面积遥感估算[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(8): 154 - 163.
- ZHANG Xiwang, QIN Yaochen, QIN Fen. Remote sensing estimation of planting area for winter wheat by integrating seasonal rhythms and spectral characteristics[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(8): 154 - 163. (in Chinese)