

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.037

基于无人机遥感的灌区土地利用与覆被分类方法

韩文霆^{1,2} 郭聪聪¹ 张立元¹ 杨江涛³ 雷雨¹ 王紫军¹

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学水土保持研究所, 陕西杨凌 712100;
3. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为研究无人机可见光遥感技术在灌区土地利用和覆被分类中的有效性,以河套灌区五原县塔尔湖镇为试验区域,用 TEZ 固定翼无人机搭载索尼 A5100 型相机进行航拍试验。应用 Agisoft PhotoScan 软件对无人机遥感系统获取的可见光高分辨率原始单张影像数据进行拼接处理。除目视提取的特殊用地与水域及水利设施用地外,通过试误法确定分割尺度 300、形状权重 0.4、紧致度权重 0.5 为无人机遥感影像数据的最佳分割参数。通过对剩余各地物在光谱、形状、纹理特征参量中表现的特异性,分别建立决策树、支持向量机、K-最近邻分类规则集提取土地利用类型试验。结果表明,支持向量机能较准确地提取各地物的特征,总体精度为 82.20%,Kappa 系数为 0.7659;决策树分类方法的总体精度为 74.00%,Kappa 系数为 0.6675;K-最近邻分类方法的总体精度为 71.40%,Kappa 系数为 0.6107。采用支持向量机结合决策树分类法创建的决策树模型,可以将总体精度提高到 84.20%,Kappa 系数达到 0.7900。因此无人机可见光遥感技术可以用于提取灌区土地利用类型,但存在农、毛渠错分为交通运输用地的情况,渠系的提取还需进一步研究。

关键词: 无人机遥感;可见光波段;灌区土地利用;土地覆被分类;支持向量机

中图分类号: TP722.4; V279+.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)11-0270-08

Classification Method of Land Cover and Irrigated Farm Land Use Based on UAV Remote Sensing in Irrigation

Han Wenting^{1,2} Guo Congcong¹ Zhang Liyuan¹ Yang Jiangtao³ Lei Yu¹ Wang Zijun¹

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to verify the availability of UAV (unmanned aerial vehicle) optical remote sensing technology in land use type and classification, Wuyuan county Tal Lake town of Hetao Irrigation Area was chosen as research area and visible images were obtained by using TEZ fixed wing UAV equipment with SONY A5100. After obtaining the visible high resolution images by using the UAV remote sensing system, they were mosaicked in the Agisoft PhotoScan software. In addition to visually extracting ground object, we also adopted object oriented which segmentation scale was 300, shape factor was 0.4, smoothness was 0.5 to divide images. On the basis of visual, according to the specificity of ground object in spectrum, shape and texture feature, we respectively established decision tree, support vector machine, K-nearest neighbor classification to extract land use type. Results indicated that SVM can accurately extract characteristics of ground object, the overall accuracy was 82.20%, Kappa coefficient was 0.7659; overall accuracy and Kappa coefficient of decision tree were 74.00% and 0.6675, respectively; overall accuracy and Kappa coefficient of K-nearest neighbor classification were 71.40% and 0.6107, respectively. In this paper, based on the support vector machine classification method combined

收稿日期: 2016-05-04 修回日期: 2016-06-02

基金项目: 科技部国际合作项目(2014DFG72150)和杨凌示范区工业项目(2015GY-03)

作者简介: 韩文霆(1972—),男,研究员,博士生导师,主要从事无人机遥感与精准灌溉技术研究, E-mail: hanwt2000@126.com

with the decision tree model, the overall accuracy was grown up to 84.20%, Kappa coefficient reached 0.7900. But there existed the wrong situation of small trench being divided into traffic and transport. The visible UAV remote sensing technology can be used to extract the irrigated land use types, but the extraction ditches need further study.

Key words: UAV remote sensing; visible band; irrigated farm land use; land cover classification; SVM

引言

土地利用/土地覆被变化是目前研究热点,其中土地利用/土地覆被分类是研究变化的基础^[1]。传统实地调查方式耗费大量人力物力,随着空间技术发展,通过遥感影像解译进行土地利用分类得到广泛应用。齐乐等^[2]采用 Landsat 5 TM 数据及 DEM 数据,基于用决策树分类法对云南省香格里拉县进行地物分类,总体精度达 88%, Kappa 系数为 0.776。陈波等^[3]在 Landsat7 ETM 影像数据上,结合纹理信息采用支持向量机方法对河南省汝阳县进行土地分类研究,精度达 90%。无人机遥感系统凭借其运载便利、灵活性高、作业周期短、影像数据分辨率高等优势,在各领域监测管理中得到越来越多的应用^[4-12]。MESAS 等^[8]采用 ISO5725 标准,选取 25 个代表性地块进行无人机遥感影像面积的验证(包括:大小、形状、边界条件和土地使用),表明无人机遥感系统在土地政策监管应用中的有效性。汪小钦等^[9]构造了一种基于无人机可见光影像的植被指数 VDVI,植被提取结果精度达 90% 以上。吴玮等^[12]采用支持向量机分类方法提取了基于无人机可见光遥感影像的救灾帐篷信息。上述研究主要针对低空航拍的单张影像数据进行信息提取,或是针对某种特定地物类别进行提取。

本文利用无人机遥感技术进行灌区土地利用分类研究,以拼接后的高分辨可见光正射影像为研究对象,采用面向对象法,结合各地物在光谱、形状、纹理特征参量下的特异性构建不同分类方法提取地物类别,并进行对比分析,优化分类方法以提高分类精度。

1 材料与方 法

1.1 研究区域概况

无人机航拍飞行试验于 2015 年 6 月 25 日在内蒙古自治区巴彦淖尔市五原县西北部地区的塔尔湖镇进行,地理范围为东经 107.856°~107.880°,北纬 41.115°~41.134°。试验区气候为中温带大陆性气候,具有日照充足、降雨量少的特点。以玉米、向日葵为主要粮油作物,种植结构呈现间种套作、地块破碎等特征^[13-14]。

1.2 基于无人机遥感系统影像数据的获取

试验采用北京天宇创通科技有限公司的 TEZ 固定翼无人机。在无人机遥感平台上搭载索尼 A5100 型可见光数码相机,其主要参数见表 1。在试验区内按照“蛇”字航线连续航拍,飞行高度为 423 m,航向重叠度为 65%,旁向重叠度为 60%,镜头垂直航拍,完整覆盖整个区域。

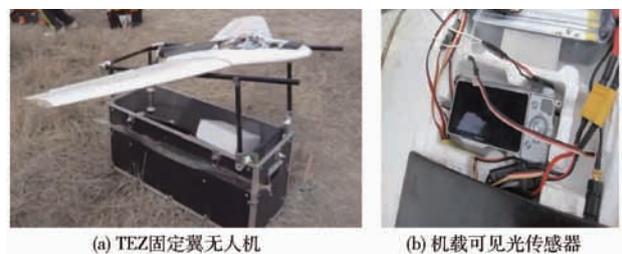


图 1 无人机及机载传感器

Fig. 1 Unmanned aerial vehicle and airborne sensor

表 1 索尼 A5100 型相机主要参数

Tab. 1 Main parameters of SONY A5100

参数	数值
相机型号	索尼 A5100
传感器尺寸	APS 画幅 (23.5 mm × 15.6 mm)
照片尺寸	6 000 像素 × 4 000 像素
电池续航能力	可航拍约 400 张照片
尺寸/(mm × mm × mm)	109.6 × 62.8 × 35.7
质量/g	224
航拍分辨率/m	0.1

试验应用 Agisoft PhotoScan 软件进行无人机遥感影像数据的拼接处理^[15-16],主要过程为:将筛选后的单张影像图片及对应的 POS 数据导入 Agisoft PhotoScan 软件中;逐一进行点云提取和立体模型的建立,提取纹理,构造地物的特征形态;输出可见光正射影像图(DOM)。并在 ArcGIS 软件中对拼接后的影像进行裁剪处理,获取试验区正射影像数据。

1.3 构建研究区域内影像解译标志

在实地调研的基础上,参照文献[17-19],将研究区域划分为耕地、林地、住宅用地、交通运输用地、特殊用地、水域及水利设施用地和其它土地 7 个一级类。通过分析各土地利用类型在高分辨率可见光影像中呈现出的不同光谱、形状、纹理等特征差异,建立如表 2 所示的无人机遥感影像解译标志。

表2 无人机遥感影像解译标志
Tab.2 UAV remote sensing image interpretation flag

类别	遥感影像样本	影像特征
耕地		作物种植结构复杂,处于不同生长期,呈规则性田块分布、边界清晰,作物包括向日葵、玉米、西葫芦等
林地		颜色呈深绿色,纹理粗糙、复杂
住宅用地		色块不统一,聚集明显
特殊用地		内蒙古诺门汗拉僧庙
交通运输用地		呈线状分布,包括公路用地、农村道路
水域及水利设施用地		包括花圪尖海子、沟渠等,沟渠是用于引、排、灌的渠道(含水和无水农毛渠系)
其它土地		因土壤盐碱化程度严重,存在盐碱地、裸地、空闲地等一系列未利用的土地,结构单一,分布较广

1.4 面向对象的土地利用类型分类提取

因影像数据波段较少,但具有明显地物几何特征和纹理信息的特点,在 eCognition Developer 软件中采用面向对象法提取土地利用类型,避免出现分类结果碎片化和椒盐现象^[20-26]。本文设计了基于无人机遥感的土地利用分类流程图,如图2所示,主要包括:①对正射影像进行多尺度影像分割处理,获取同质对象。②分析各地物在光谱、形状、纹理等多种特征参量下的特异性,选取参与分类的特征量。③确定不同分类器算法的最优参数,对影像数据进行土地利用分类处理。④利用混淆矩阵对不同分类算法进行对比分析,优化分类方法提高分类精度,完成土地利用分类。

河套灌区存在大量渠系,包括干渠、支渠、斗渠、农毛渠等,用于农田引水灌溉。渠系在影像数据中呈现有水或者无水、少水沟渠特征,因渠系与交通运输用地特征参量类似,很难区分。本文首先对花圪尖海子和较明显的渠系、以及特殊用地中的寺庙用地进行目视识别,再对影像数据中未分类地物进行识别。针对耕地中存在的大量农、毛渠,因数量众多

且分布广泛未人工判别,在分类试验中被错分为交通运输用地。

1.4.1 多尺度分割

因影像波段较少,红、绿、蓝3波段的影像层权

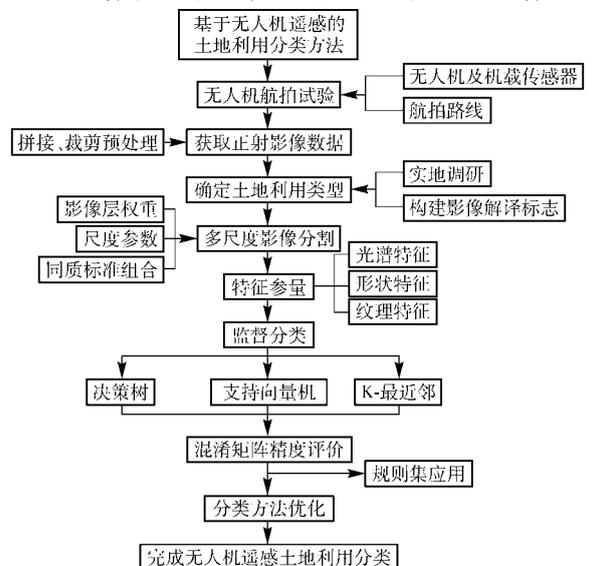


图2 基于无人机遥感的土地利用分类流程图
Fig.2 Flow chart of UAV remote sensing land use classification extraction

重均为 1。考虑特殊用地和水域及水利设施用地易与其它地物错分的情况,在适合的大尺度下将花圪尖海子和部分渠系以及寺庙用地进行分割处理,并对小面积图斑进行合并处理。针对剩余的 5 类地物类型,通过试误法确定多尺度分割的最佳参数:分割尺度 300、形状权重 0.4、紧致度权重 0.5。

1.4.2 训练样本选取

本文采用监督分类的方法提取土地利用类型,样本选取至关重要。在样本选取中,需要考虑其是否具有典型性,同时样本对象的分布应遍及整个研究影像区域^[27-28]。综合各种因素,试验共选取训练样本 465 个,各个地物类别的样本数目如下:耕地 160 个,林地 80 个,住宅用地 85 个,交通运输用地 40 个,其它土地 100 个。

1.4.3 特征参量选取

试验区地处河套平原地区,耕地用地覆盖面积较大,作物呈现植被覆盖度高,田间道路和农、毛渠分布较广的特点。在影像分割的基础上进行地物对象多特征参量的选取,主要是从对象的光谱、形状和纹理 3 个特征参量考虑。其中光谱特征主要是各个波段的光谱平均值、标准差、最大值等信息,结合可见光植被指数进行地物类别间的区分。形状特征参量是对象的形状特征描述,从对象的紧致程度、长宽比等边界条件进行特征分析。纹理特征参量在高分辨率影像中能充分提取地物丰富的纹理信息,弥补光谱波段数据较少的特征,用来反映对象灰度分布的均匀程度、纹理粗细度以及清晰度、相似性、复杂程度和非均匀度等信息^[29]。

本文采用的可见光植被指数:VDVI 植被指数^[9]、NGRDI 植被指数^[30]的计算公式为

$$VDVI = \frac{2\rho_{\text{green}} - \rho_{\text{red}} - \rho_{\text{blue}}}{2\rho_{\text{green}} + \rho_{\text{red}} + \rho_{\text{blue}}} \quad (1)$$

$$NGRDI = \frac{\rho_{\text{green}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{green}} + \rho_{\text{red}}} \quad (2)$$

式中 ρ_{green} ——绿色波段反射率

ρ_{red} ——红色波段反射率

ρ_{blue} ——蓝色波段反射率

1.4.4 构建分类方法

本文采用决策树 (Decision tree)、支持向量机 (Support vector machine, SVM) 和 K-最近邻法 (K-Nearest neighbor) 3 种监督分类方法对目视提取特殊用地和水域及水利设施用地后的土地利用进行分类处理。

其中支持向量机分类法中径向基核函数是大部分科研发者针对支持向量机分类法时选取的核函数。但采用径向基核函数时,需对核函数的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行相应优化处理。只有当两个参数对试验数据适合时,才能对试验区内的土地利用类型分类得到较满意的准确度。因此本文利用 K-折交叉验证法 (K-fold cross validation, K-CV) 优化 c 和 g 这两个重要参数。

在 LIBSVM 工具箱的支持下,通过交叉验证的方式分别对样本对象在各个特征参量下的原始数据,以及原始数据归一化后的数据进行交叉验证训练,寻求在高分辨率可见光影像数据下的最优参数 c 和 g 。再将得到的最佳参数值代入到 eCognition Developer 软件中,观察分类效果。在本次试验数据处理中,归一化后数据得到的 c 和 g 的值总体分类效果较差,将未分类的地物,几乎全部划分为耕地地类,误差较大。因此本文选取对原始数据进行交叉验证训练确定的最佳参数组合 $c = 675.5881, g = 8.0536 \times 10^{-5}$ 建立以径向基为核函数的支持向量机分类法。

将相关多源特征参量输入到各个分类的特征空间中,分别构建基于决策树、支持向量机、K-最近邻法 3 种分类方法,提取影像数据的土地利用类型。

2 结果与分析

2.1 目视提取水域及水利设施用地和特殊用地分类效果图

依据本文流程在同样的分割尺度、训练样本、特征参量下,采用 3 种不同分类方法最终得到的土地利用分类效果图如图 3 所示。

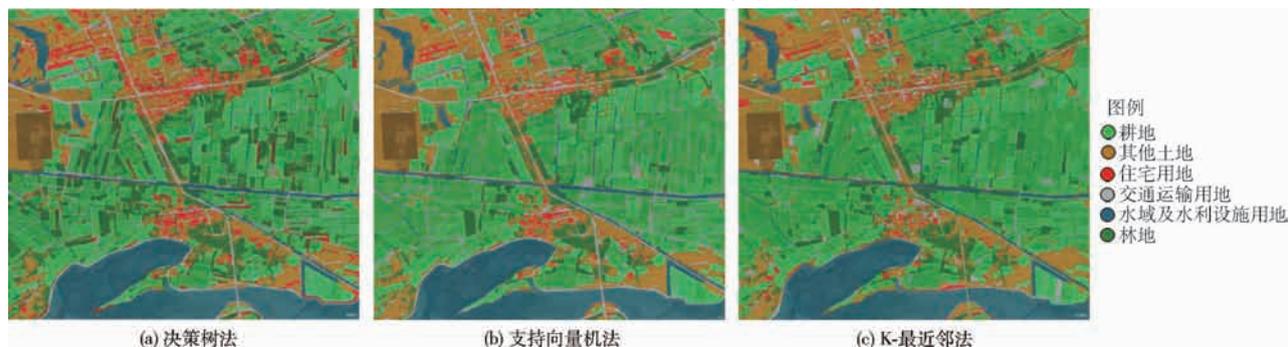


图 3 不同分类方法提取无人机航拍影像数据效果图

Fig. 3 Effect images of UAV aerial image data extraction with different classification methods

基于决策树提取土地利用分类效果图中,可知部分田间道路被错分为住宅用地,耕地与林地之间分类较凌乱,整体效果不佳。因影像包含的地物比较复杂,采用阈值法去划定每一类地物时,总会出现部分交叉重叠的部分,导致分类总体精度不佳。基于径向基核函数的支持向量机法对地物的提取分类效果要好于决策树分类法,住宅用地的错分情况较少,但也存在交通运输用地、耕地、其它土地等地物错分的情况。基于K-最近邻法分类效果图较差,将部分的田间道路划分为耕地,导致田块边界不清,存在耕地错分为交通运输用地的情况。

2.2 精度评价

2.2.1 验证样本选取

高分辨率影像数据可通过目视采样的方式选取验证样本,得出3种不同分类器提取土地利用类型的混淆矩阵。水域及水利设施用地和特殊用地因目视提取,不参与精度评价。将分类后的影像数据生成shape文件,导入ArcGIS中,影像共包括5254个对象,FID属性从0到5253,将FID数值为0的选取为第1个验证样本对象,每隔10个选取一次,验证样本数目应为526个。去掉部分渠系的验证样本数据,和人工选取样本造成部分漏分、错分情况,实际选取验证样本数目为500个。

表4 基于支持向量机分类方法的精度评价

Tab.4 Accuracy assessment on SVM

类别	耕地	林地	住宅用地	交通运输用地	其它土地	总样本数	用户精度/%
耕地	152	2	5	6	8	173	87.86
林地	4	39	0	2	6	51	76.47
住宅用地	2	0	52	2	5	61	85.25
交通运输用地	17	0	0	71	22	110	64.55
其它土地	1	1	4	2	97	105	92.38
总样本数	176	42	61	83	138		
生产者精度/%	86.36	92.86	85.25	85.54	70.29		

从支持向量机分类法效果图和混淆矩阵中可知,此方法下验证样本中的耕地被错分为林地的数目仅为4个,大大提高了耕地与林地的分类精度,尤其是在耕地用地覆盖面积较大,作物植被覆盖度高的河套灌区地带,此方法的优越性体现较好。住宅用地地物分类时,精度均在85.00%以上,提取效果较好。交通运输用地中的田间道路和其它土地以及耕地中生长状况不佳的作物地块混淆程度较大。3种地物特征信息相似,选取的验证样本中耕地与其它土地错分为交通运输用地有39个样本,错分程度较大。

2.3 田间农、毛渠系提取效果图

针对耕地中存在的大量农、毛渠系,被错分为交

2.2.2 基于混淆矩阵的精度评价

3种分类器方法采用混淆矩阵方式进行精度评价,得到的总体精度和Kappa系数如表3所示。

表3 不同分类方法总体精度和Kappa系数

Tab.3 Overall accuracy and Kappa coefficient of different classification methods

分类方法	总精度/%	Kappa系数
决策树法	74.00	0.6675
支持向量机法	82.20	0.7659
K-最近邻法	71.40	0.6107

在农、毛渠被错分为交通运输用地的前提下,从表3中可知支持向量机分类器方法的精度最高,体现了其在解决小样本、非线性识别中的优势。因拼接后的可见光影像数据包含的地物较复杂,采用决策树的阈值法去划定每一类地物时,总会出现部分交叉重叠的部分,其对样本的依赖程度较大,导致决策树分类方法的总体精度不佳。K-最近邻分类方法的总体精度最低,其中Kappa系数只有0.6107。在高分辨影像数据下,地表呈现的破碎细小地类也需要准确识别与提取,仅用正射影像数据也是总体精度较低的原因之一,因此还需对特征参量进行优化,采用不同分类方法结合的方式提高分类精度。其中分类效果最佳的支持向量机分类方法的混淆矩阵如表4所示,总体精度为82.2%。Kappa系数为0.7659。

通运输用地的情况,研究渠系与交通运输用地之间的自动识别,将支持向量机分类法应用于单张影像的局部数据中,并通过人工判读的方式进行修正,得到最佳分类效果图,此时渠系被错分为交通运输用地。针对有水渠系的农、毛渠与公路、田间道路进行区分。通过各个特征参量下的阈值反复试验,得出在交通运输用地分类中采用VDVI指数的值大于0.043为阈值判别条件将其分类为有水农、毛渠。田间农、毛渠系提取分类效果图如图4所示。

从提取的农、毛渠效果图中可知,采用该判决条件只能对部分局部影像数据中的农、毛渠进行较好的提取,图4c提取的精度就不佳,而对无水渠系无

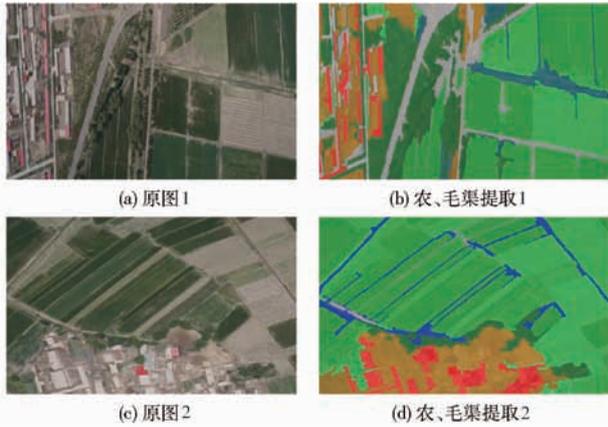


图 4 田间农、毛渠系提取效果图

Fig. 4 Effect maps of small trench extraction in field

法有效识别,不能应用于拼接后的大面积影像数据。因此对于沟渠的提取仅靠可见光正射影像数据,达不到相应精度分类要求,研究域内渠系的自动提取还需进一步研究。

2.4 支持向量机分类法优化

从支持向量机分类法效果图和混淆矩阵中可知,交通运输用地中的田间道路不仅包括农、毛渠,同时和其它土地以及耕地中生长状况不佳的作物地块混淆程度较大。地物特征信息相似,选取的验证样本中耕地与其它土地错分为交通运输用地有 39 个样本,错分程度较大。交通运输用地的用户精度仅为 64.55%,主要为耕地与其它土地两地类错分。本文在支持向量机的基础上结合决策树分类法创建的决策树模型,优化交通运输用地,提高土地利用分类精度。构建图 5 所示的模型优化后,精度有所提高,各地物的总体精度为 84.20%,Kappa 系数达到 0.790 0,交通运输用地分类有明显提高。优化后的土地利用分类效果如图 6 所示。

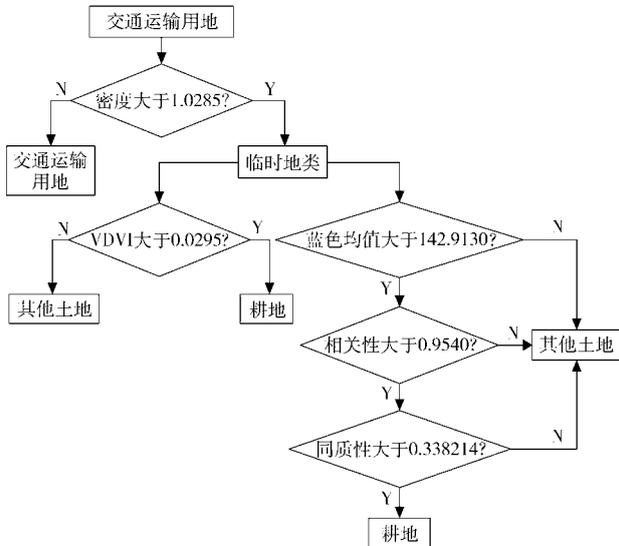


图 5 优化交通运输用地流程图

Fig. 5 Flow chart of transportation land optimization



图 6 优化后土地利用分类效果图

Fig. 6 Effect map of land use classification after optimization

在支持向量机分类法的基础上结合决策树分类法创建的决策树模型得到的分类精度,与决策树相比,总体精度提高了 10.20%,Kappa 系数提高了 0.112 5;与径向基核函数相比,总体精度提高了 2.00%,Kappa 系数提高了 0.024 1。

基于可见光遥感数据对灌区土地利用类型进行提取时,大量的农、毛渠系将被错分为交通运输用地,无法进行提取。在下一步研究工作中应考虑高程影像数据的拼接,利用地物间高度差异优势识别水域及水利设施用地,提高土地利用类型分类的完整性。尤其是在渠系分布较多的河套灌区,扩大无人机遥感的应用范围。

3 结论

利用基于无人机遥感系统获取高分辨率可见光影像数据,采用面向对象法,在多尺度分割的基础上,综合考虑光谱、形状、纹理特征,运用决策树、支持向量机、K-最近邻 3 种分类法,提取了研究区域内不同土地利用类型的地类图斑,得到以下结论:

(1) 本文除水域及水利设施用地与特殊用地外,确定无人机遥感影像数据在分割尺度 300、形状权重 0.4、紧致度权重 0.5 最佳分割参数下,能将各地物完整分割。综合光谱、形状、纹理共 21 个特征参量组合,分别采用决策树法、支持向量机法、K-最近邻分类法提取土地利用类型。通过混淆矩阵进行精度评价,以径向基为核函数的支持向量机分类法能较准确地提取各地物特征,总体精度为 82.20%,Kappa 系数为 0.765 9。

(2) 交通运输用地分类中采用 VDVI 植被指数值大于 0.043 为阈值判别条件将其分类为有水农、毛渠,只能有效针对局部影像数据,因此对于渠系的提取仅靠可见光正射影像数据,分类效果不佳。

(3) 采用支持向量机分类法结合决策树分类法创建的决策树模型,得到的总体精度为 84.20%,Kappa 系数为 0.790 0。表明两种分类方

法的结合在低空无人机可见光遥感土地利用分类中是可行的,且具有较高的分类精度。

性,训练样本和验证样本的选取不同,可导致最终分类效果图和精度评价有所差异。

(4)本文采用监督分类,对样本有较大的依赖

参 考 文 献

- 张景华,封志明,姜鲁光. 土地利用/土地覆被分类系统研究进展[J]. 资源科学, 2011,33(6):1195-1203.
ZHANG Jinghua, FENG Zhiming, JIANG Luguang. Progress on studies of land use/land cover classification systems [J]. Resources Science, 2011,33(6): 1195-1203. (in Chinese)
- 齐乐,岳彩荣. 基于CART决策树方法的遥感影像分类[J]. 林业调查规划, 2011,36(2): 62-66.
QI Le, YUE Cairong. Remote sensing image classification based on CART decision tree method [J]. Forest Inventory and Planning, 2011,36(2): 62-66. (in Chinese)
- 陈波,张友静,陈亮. 结合纹理的SVM遥感影像分类研究[J]. 测绘工程, 2007,16(5): 23-27.
CHEN Bo, ZHANG Youjing, CHEN Liang. RS Image classification based on SVM method with texture [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2007, 16(5): 23-27. (in Chinese)
- 汪沛,罗锡文,周志艳,等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报, 2014,30(18): 1-12.
WANG Pei, LUO Xiwen, ZHOU Zhiyan, et al. Key technology for remote sensing information acquisition based on micro UAV [J]. Transactions of the CSAE, 2014,30(18): 1-12. (in Chinese)
- BRYSON M, REID A, RAMOS F, et al. Airborne vision - based mapping and classification of large farmland environments[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(5): 632-655.
- TORRES-SÁNCHEZ J, PEÑA J M, CASTRO A I D, et al. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 103(2):104-113.
- GÓMEZ-CANDÓN D, DE CASTRO A I, LÓPEZ-GRANADOS F. Assessing the accuracy of mosaics from unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for precision agriculture purposes in wheat[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(1): 44-56.
- MESAS-CARRASCOSA F J, NOTARIO-GARCÍA M D, LARRIVA J E M D, et al. Validation of measurements of land plot area using UAV imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 33(1): 270-279.
- 汪小钦,王苗苗,王绍强,等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015,31(5): 152-157.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images [J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(5): 152-157. (in Chinese)
- 刘峰,刘素红,向阳. 园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究[J]. 农业机械学报, 2014,45(11): 250-257.
LIU Feng, LIU Suhong, XIANG Yang. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(11): 250-257. (in Chinese)
- 董梅,苏建东,刘广玉,等. 面向对象的无人机遥感影像烟草种植面提取和监测[J]. 测绘科学, 2014,39(9): 87-90.
DONG Mei, SU Jiandong, LIU Guangyu, et al. Extraction of tobacco planting areas from UAV remote sensing imagery by object-oriented classification method [J]. Science of Surveying and Mapping, 2014,39(9): 87-90. (in Chinese)
- 吴玮,秦其明,范一大. 基于无人机可见光遥感影像的救灾帐篷信息提取[J]. 地理与地理信息科学, 2015,31(2): 20-23.
WU Wei, QIN Qiming, FAN Yida. Information extraction of disaster relief tents in UAV visible light remotely sensed image[J]. Geography and Geo-Information Science, 2015,31(2): 20-23. (in Chinese)
- 童文杰,陈中督,陈阜,等. 河套灌区玉米耐盐性分析及生态适宜区划分[J]. 农业工程学报, 2012, 28(10): 131-137.
TONG Wenjie, CHEN Zhongdu, CHEN Fu, et al. Analysis of maize salt tolerance in Hetao irrigation district and its ecological adaptable region[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(10):131-137. (in Chinese)
- 曹连海,吴普特,赵西宁,等. 近50年河套灌区种植系统演化分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 144-150.
CAO Lianhai, WU Pute, ZHAO Xining, et al. Plantation system evolution analysis of Hetao irrigation district in recent 50 years [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 144-150. (in Chinese)
- 张小宏,赵生良,陈丰田. Agisoft photoscan在无人机航空摄影影像数据处理中的应用[J]. 价值工程, 2013(20): 230-231.
ZHANG Xiaohong, ZHAO Shengliang, CHEN Fengtian. The application of agisoft photoscan in UAV aerial photographic image data processing [J]. Value Engineering, 2013(20): 230-231. (in Chinese)
- 高林,杨贵军,王宝山,等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015,23(7): 868-876.
GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015,23(7): 868-876. (in Chinese)
- GB/T 21010—2007 土地利用现状分类[S]. 2007.
- 陈百明,周小萍. 《土地利用现状分类》国家标准的解读[J]. 自然资源学报, 2007,22(6): 994-1003.
CHEN Baiming, ZHOU Xiaoping. Explanation of current land use condition classification for national standard of the people's republic of china [J]. Journal of Natural Resources, 2007,22(6): 994-1003. (in Chinese)
- 朱晓华,丁晶晶,刘彦随,等. 村域尺度土地利用现状分类体系的构建与应用——以山东禹城牌子村为例[J]. 地理研究,

- 2010,29(5): 883 - 890.
- ZHU Xiaohua, DING Jingjing, LIU Yansui, et al. Construction and application of land use classification system on village scale: A case study of Paizi Village, Lun zhen, Yucheng City, Shandong Province [J]. Geographical Research, 2010,29(5): 883 - 890. (in Chinese)
- 20 孙悦. 基于 eCognition 的卫星遥感影像分析技术[J]. 无线电工程, 2014(3): 35 - 39.
- SUN Yue. Satellite remote sensing image analysis technology based on eCognition [J]. Journal of Signal and Information Processing, 2014(3): 35 - 39. (in Chinese)
- 21 乔婷, 张怀清, 陈永富, 等. 基于 NDVI 分割与面向对象的东洞庭湖湿地植被信息提取技术[J]. 西北林学院学报, 2013, 28(4): 170 - 175.
- QIAO Ting, ZHANG Huaqing, CHEN Yongfu, et al. Extraction of vegetation information based on NDVI segmentation and object-oriented method [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2013,28(4): 170 - 175. (in Chinese)
- 22 许辉熙, 敬小东. 基于无人机遥感和 GIS 技术的土地利用快速详查方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2013(9): 11 - 14.
- XU Huixi, JING Xiaodong. Study on land use rapid investigation method using unmanned aerial vehicles remote sensing and GIS technology [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2013(9): 11 - 14. (in Chinese)
- 23 马洋洋, 张彩霞, 张继超, 等. 辅以 NDVI/DEM 的面向对象木薯提取方法研究——以广西壮族自治区武鸣县为例[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(1): 49 - 53.
- MA Yangyang, ZHANG Caixia, ZHANG Jichao, et al. Research on object-oriented classification method assisted with NDVI/DEM in extracting cassava; taking Wuming County for example [J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(1): 49 - 53. (in Chinese)
- 24 吴海燕, 卢远. 基于 eCognition 面向对象分类方法的水稻种植面积提取[J]. 广西师范学院学报: 自然科学版, 2014, 31(2): 81 - 87.
- WU Haiyan, LU Yuan. Extraction of rice planting area based on eCognition object-oriented classification [J]. Journal of Guangxi Teachers Education University: Natural Science Edition, 2014,31(2): 81 - 87. (in Chinese)
- 25 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 136 - 145.
- WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 136 - 145. (in Chinese)
- 26 王久玲, 黄进良, 王立辉, 等. 面向对象的多时相 HJ 星影像甘蔗识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 145 - 151.
- WANG Jiuling, HUANG Jinliang, WANG Lihui, et al. Identification of sugarcane based on object-oriented analysis using time-series HJ CCD data[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(11): 145 - 151. (in Chinese)
- 27 袁定波. 面向对象的土地覆盖信息提取方法的研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2012.
- 28 刘常娟. 面向对象分类方法在土地调查中的可行性研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008.
- 29 贾永红. 数字图像处理[M]. 2 版. 武汉: 武汉大学出版社, 2010.
- 30 MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282 - 293.

(上接第 238 页)

- 23 黄双萍, 洪添胜, 岳学军, 等. 基于高光谱的柑橘叶片磷含量估算模型实验[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 202 - 207, 195.
- HUANG Shuangping, HONG Tiansheng, YUE Xuejun, et al. Hyperspectral estimation model of total phosphorus content for citrus leaves[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(4): 202 - 207,195. (in Chinese)
- 24 刘雪梅, 章海亮. 基于 DPLS 和 LS-SVM 的梨品种近红外光谱识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 160 - 164.
- LIU Xuemei, ZHANG Hailiang. Identification of varieties of pear using near infrared spectra based on DPLS and LS-SVM model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 160 - 164. (in Chinese)
- 25 迟茜, 王转卫, 杨婷婷, 等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 235 - 241.
- CHI Qian, WANG Zhuanwei, YANG Tingting, et al. Recognition of early hidden bruises on kiwifruits based on near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 235 - 241. (in Chinese)
- 26 高洪智, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 基于连续投影算法的土壤总氮近红外特征波长的选取[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11): 2951 - 2955.
- GAO Hongzhi, LU Qipeng, DING Haiquan, et al. Choice of characteristic near-infrared wavelengths for soil total nitrogen based on successive projection algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral, 2009, 29(11): 2951 - 2955. (in Chinese)