

引用格式: Xia Yan, Huang Liang, Wang Xiaoxuan, *et al.* Fine Extraction of Tobacco based on UAV Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1158-1166. [夏炎, 黄亮, 王泉轩, 等. 基于无人机影像的烟草精细提取[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1158-1166.]  
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1158

## 基于无人机影像的烟草精细提取

夏炎<sup>1</sup>, 黄亮<sup>1,2</sup>, 王泉轩<sup>1</sup>, 陈朋弟<sup>1</sup>

(1. 昆明理工大学 国土资源工程学院测绘系, 云南 昆明 650093;

2. 云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心, 云南 昆明 650093)

**摘要:** 烟草是一种特殊农作物, 烟草的提取对其信息统计起着重要作用。针对烟草单株提取难的问题, 提出了一种结合多特征和超像素的无人机影像烟草精细提取方法。首先利用简单线性迭代聚类 (Simple Linear Iterative Clustering, SLIC) 算法对影像进行超像素分割; 然后统计超像素的平均值、亮度、长宽比、形状指数、红绿蓝波段值和自定义植被指数; 接着通过对超像素特征组合和特征阈值选取来实现烟草的精细提取; 最后对提取信息进行统计和分析。实验结果表明: 该方法能有效地提取烟草株树, 准确度分别为 99% 和 98.6%。利用该方法, 在计算烟草产量方面供了有效参考, 节省了大部分的人力财力。

**关键词:** 烟草; 无人机影像; 简单线性迭代聚类; 超像素分割; 信息提取

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)05-1158-09

### 1 引言

烟草是一种特殊的经济作物, 但在生产中由于诸多因素, 导致烟草优质低产或者高产劣质, 更快速更准确的实时了解和记录烟草的质量产量, 成为目前的一大难题。以往受限于遥感影像数据的空间分辨率, 要实现精细提取单株烟草非常困难。随着无人机技术的出现和发展, 其分辨率高、比例尺大、现势性强和操作方便等优点, 为精细提取农作物信息提供了更有力的技术支持<sup>[1]</sup>。

此外, 在影像提取方面, 使用单个特征往往无法准确对目标地物进行提取, 通常需要结合多个特征来完成。国内大多学者对此进行了研究, 例如基于道路的光谱、空间、同质性、几何等多种特征以及 Gabor 纹理和几何特征, 利用非监督分类和形态学等方法提取高分辨率影像中的道路网<sup>[2-3]</sup>; 通过综合利用光谱、形状、纹理特征和空间上下文, 对高分辨

率影像中的建筑物进行分级提取<sup>[4]</sup>; 将新型种植园结构特征和多尺度多方向结构指数相结合, 对种植园进行自动提取<sup>[5]</sup>; 通过对 5 类地物的 27 项纹理特征进行统计, 将玉米信息分层分类进行提取<sup>[6]</sup>。

目前围绕烟草的提取, 国内外大多集中于烟草种植面积提取, 其中有学者对山东省临沂市、四川省凉山州普格县和长沙市宁乡横市的烟草种植面积进行提取<sup>[7-9]</sup>; 在精细提取方面, 多用于玉米、小麦和单木冠幅等; 通过结合多种形态学算法对无人机影像上所种植的玉米进行精确提取<sup>[10-11]</sup>; 或者分别利用简单线性迭代算法并创建训练分类器, 融合不同影像对小麦的穗数进行精细提取和统计<sup>[12-14]</sup>; 再有采用自适应分割等算法、顺序阈值、Canny 边缘检测和循环 Hough 变换等算法对柑橘树进行精确提取<sup>[15-17]</sup>; 以及结合循环 Hough 变换算法和随机森林分类器, 对马达加斯加东北部种植的丁香树进行精确提取和产量统计<sup>[18]</sup>。

收稿日期: 2019-07-17; 修订日期: 2020-08-21

基金项目: 国家自然科学基金项目“南方山地城镇建设用度与变化的坡度样度效应研究”(41961039); 云南省应用基础研究计划面上项目“基于全卷积神经网络的多源遥感影像变化检测”(2018FB078); 云南省高校工程中心建设计划共同资助。

作者简介: 夏炎(1995—), 女, 云南昆明人, 硕士, 主要从事遥感影像处理研究。E-mail: 799537530@qq.com

通讯作者: 黄亮(1985—), 男, 江西南昌人, 博士, 硕士生导师, 主要从事遥感影像变化检测研究。E-mail: kmhuangliang@163.com

综合上述研究发现,对于烟草精细提取涉及较少,为解决此类问题,本文采用无人机遥感影像,提出结合多特征和超像素的烟草精细提取方法。采用SLIC分割算法对影像进行超像素分割,该算法的精度高,边缘附着性好,适用于较小目标的精细分割<sup>[19]</sup>;有学者利用该方法,结合纹理光谱等特征,对城镇道路进行提取<sup>[20]</sup>。本文选取了超像素不同特征的最佳阈值范围,实现对大面积烟草的精细提取。研究结果可为统计产量、农作物管理及田间育种等提供有效参考。

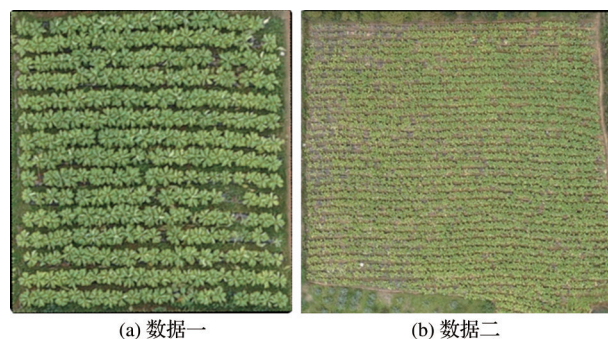
## 2 数据来源

该研究以云南省昆明市宜良县某区域无人机影像作为实验数据,该地区地处 $24^{\circ}30'36''\sim 25^{\circ}17'02''\text{N}$ 、 $102^{\circ}58'22''\sim 103^{\circ}28'75''\text{E}$ 之间,大部分地区的海拔在1 500~1 800 m之间,地势北高南低,气候属于北亚热带季风气候,年平均气温 $16.3^{\circ}\text{C}$ ,境内河流属珠江流域西江水系,主要种植烤烟、玉米等农作物。

实验使用的无人机为中海达iFly-U3电动固定翼无人机,该无人机稳定性较强,支持弹射起飞,定点伞降,该无人机拍摄影像时飞行速度为85 km/h,飞行高度为3 000 m至4 000 m之间,当天拍摄天气情况良好,无遮挡,气温 $19^{\circ}\text{C}$ ;实验中航空摄影仪器采用的相机类型为SONY a7R相机。

实验选取了该地区的两景无人机影像作为数据,如图1所示。两景无人机影像的空间分辨率均为0.05 m,无云雾遮挡,可以满足对于烟叶株数的提取。影像波段数为红绿蓝3个波段,坐标系为WGS-84坐标系。其中,数据一的大小为483像素 $\times$ 491像素,影像区域中的烟草分布和大小较为均匀,少数烟叶叶面较小;单株烟草叶片数量一般为4叶,且呈不规则形状,颜色为青黄色,少数烟叶呈柠檬黄,烟株之间能看到部分土壤和杂草,地物简单,干扰性弱,部分烟叶之间会出现相互遮挡的情况,目视解译时,每一株烟草能被有效辨认,在提取过程中可作为标准参考。数据二的大小为1 113像素 $\times$ 1 154像素,影像区域中的烟株分布相对零散,图片区域的中部、右上部分和右下部分较为密集,左侧部分的烟草较为稀疏且枯萎的烟草较多,叶片颜色为暗黄色,叶片面积偏小,裸露的土壤和杂草偏多,也存在烟叶间相互遮挡的情况,该数据总体数量较多,提取时可经一部验证其有效性,减

少偶然性。



(a) 数据一 (b) 数据二

图1 无人机影像图

Fig.1 UAV images

## 3 烟草精细提取方法

本文研究方法分为5个步骤:①采用SLIC算法将无人机影像分割为多个超像素;②超像素特征选取与构建;③特征统计与分析,获取超像素特征最佳阈值;④通过设定的特征阈值对单株烟草精细提取;⑤对提取的烟草信息进行统计分析和精度评价。具体流程图如图2所示。



图2 方法流程图

Fig.2 Flow chart of proposed method

### 3.1 SLIC超像素分割算法

“超像素”是指由很多相似的像素点组合起来的整体,SLIC算法是基于平面空间对颜色相似的像素进行聚类,从而将相似的像素紧凑起来成为一个对象,使用SLIC算法得到的超像素,具有更好的贴合度和紧凑性,得到影像对象的形状较为均匀且大小一致。

SLIC算法的具体实现步骤:

(1)对种子点(聚类中心)初始化:依据所需超像素个数,在目标影像内均匀分散种子点,若设影像由 $N$ 个像素点组成,分割为 $K$ 个大小相同的超像素,每一个超像素块的大小为 $N/K$ ,相邻聚类中心的步长约为 $S=\sqrt{N/K}$ <sup>[21]</sup>。

(2)在聚类中心的 $n\times n$ 相邻区域内重新选取种子点,计算此相邻区域内全部像素点的梯度值,将中心点移到这个相邻区域中梯度最小的位置,使种子点不会落在梯度较大的边界上,从而不会影响到聚类的效果<sup>[21]</sup>。

(3) 每个种子点周围的每一个像素点都分配标签, 定义一个为聚类中心, 这与 k-means 在整幅影像里检索不一样, SLIC 的检索范围控制在  $2S \times 2S$  以内。

(4) 测量距离涵盖了空间上的距离和颜色上的距离, 针对被检索到的像素点, 分别计算其与自身中心点的距离, 计算方法为:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (3)$$

其中:  $d_c$  为颜色距离,  $d_s$  为空间距离,  $N_s$  为类内最大空间距离, 定义为  $N_s = S \cdot \sqrt{N/K}$ , 适用于每一个聚类,  $N_c$  为类内最大颜色距离, 随着影像和聚类的不同而不同。由于每一个像素点会被几个种子点搜索到, 所以每一个点就会和旁边中心距离选择的最小距离所关联的中心点当作此像素的聚类中心点<sup>[22]</sup>。

(5) 重复上述过程, 不断迭代, 使得每一个像素点到中心距离不再发生变化。通过实践发现, 一般情况下, 进行 10 次迭代过后, 就可以达到理想效果<sup>[22]</sup>。

(6) 通过上述优化过后可能会出现的问题: 超像素大小太小, 每一个单像素被分割为了几个不同的超像素, 需要通过增加它们的连通性, 将大小大小的像素和周围的像素进行合并, 遍历过的像素点的分配对应的标签, 直到遍历完成。

将 SLIC 超像素分割算法与其他算法对比可以发现, 它的运行速度更快, 有着更高的记忆效率, 并且展示了目前最优的边界依从性。这对于高分辨率影像来说, 能使分割后的图像最完整地保留边界, 这对后期对目标影像的提取起到了至关重要的作用。

### 3.2 对象特征选择

该研究主要选取了平均值 (Mean)、亮度 (Brightness)、长宽比 (Length/Width)、形状指数 (Shape Index) 以及红绿蓝这 3 个波段值 7 个特征值作为特征参考。

平均值 (Mean): 由构成对象的全部  $N$  个像素的图层值  $C_n$  计算得到均值:

$$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{Li} \quad (4)$$

亮度 (Brightness):

$$b = \frac{1}{n_L} \sum_{i=1}^{n_L} \bar{c}_i \quad (5)$$

在公式 (4) 和 (5) 中,  $n_L$  为影像对象图层的数量,  $c_i$  为第  $i$  层影像对象的光谱值。

长宽比 (Length/Width): 取影像矩阵长和宽特征值的协方差, 得到比值:

$$\gamma = \frac{1}{\omega} = \frac{eig_1(S)}{eig_2(S)}, eig_1(S) > eig_2(S) \quad (6)$$

其中:  $eig_i$  为长 (或宽) 协方差矩阵的特征值。

形状指数 (Shape Index):

$$s = \frac{e}{4\sqrt{A}} \quad (7)$$

其中:  $e$  为影像对象的边界长度,  $A$  为影像对象的总面积; 使用形状指数  $s$  可以描述影像对象边界的光滑度, 影像对象越破碎, 则形状指数越大。

### 3.3 对象特征构建

自定义植被指数 (Custom Vegetation index)  $O$ :

$$O = \frac{2\bar{G} - \bar{B} - \bar{R}}{2\bar{G} + \bar{B} + \bar{R}} \quad (8)$$

其中:  $G$  为绿波段值,  $B$  为蓝波段值,  $R$  为红波段值。

### 3.4 烟草提取流程

以分割结果和最佳特征的最佳阈值范围为基础, 利用逐级分类的方式对烟叶进行精细提取。结合烟叶的形状和颜色等特征, 通过对测试条件的判别, 筛选出符合条件的对应类别, 对该类型再次进行条件筛选, 多次迭代, 最终得到所需提取的类别。逐级分类结构如图 3 所示。根部节点为无人机影像图, 一级判定条件利用自定义植被指数  $O$  的值作为判别依据, 当  $O$  的值大于 0.06 且小于 0.23 是, 判定为植被区, 否则为非植被区; 二级判定条件利用均值对植被区进行判别, 均值大于 60 且小于 126 的为绿色植物区, 否则为非绿色植物区; 三级判定条件利用亮度的值对绿色植被区域进行判别, 亮度值大于 70 且小于 110 的为植被暗部区域, 否则为亮部区域, 在该实验中, 对比烟叶的颜色和其他作物的颜色来看, 烟叶颜色交浅, 亮度较高; 为进一步区分出烟叶和杂草, 四级判定条件利用长宽比和形状指数对亮部区域进行判别, 长宽比大于 1 小于 1.6 且形状指数大于 1.1 小于 1.7 的为烟叶区, 否则为非烟叶区。最后所需的叶节点的区域为烟草区域, 并将该区域烟叶提取出来。

### 3.5 对比试验

为验证提出方法的有效性, 利用最邻近监督分类的方法作为对比实验。利用 eCognition8.0 软件



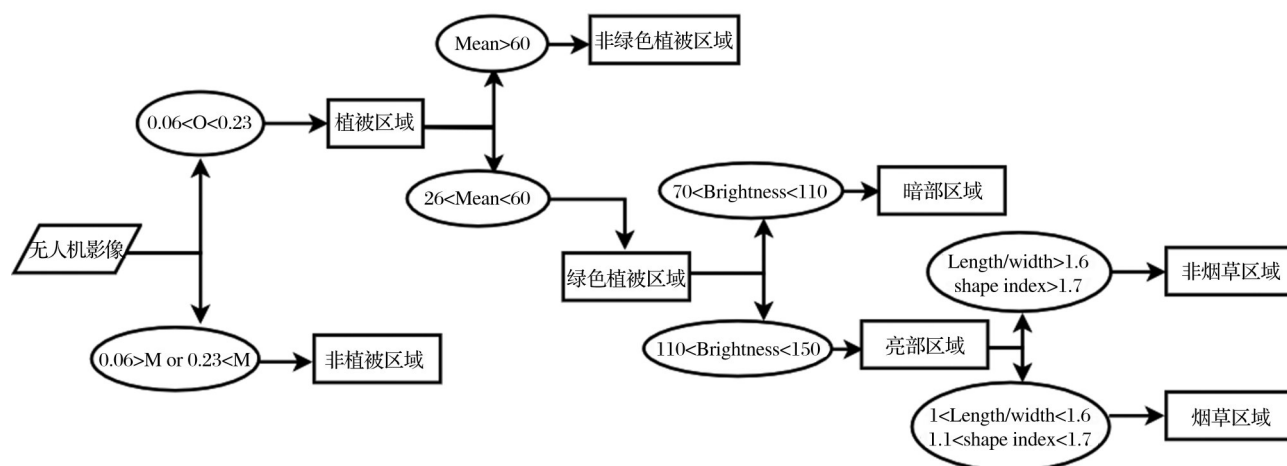


图 3 逐级分类结构图

Fig.3 Layer by layer classification structure

中多尺度分割的方法建立分割规则,对影像进行分割。在对比实验中,引文 eCognition8.0 软件中时依据图幅比例尺来确定实际物体的大小,所以图上烟草的大小并不会对实际烟草的大小有影响,所以则将数据一和数据二设置为相同的分割参数。其中,紧致密度(Compact density)为 0.8,形状指数(Shape index)为 0.2,尺度参数(Scale parameter)为 20。首先将影像分为烟草、杂草和裸地 3 类,并分别进行采样;然后采用最近邻监督分类方法提取烟草;最后通过和实际烟草相对比,计算总体精度、错检率和漏检率。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 SLIC 算法分割结果

该研究利用 Matlab2018b 软件,实现 SLIC 算法对影像的分割。目视解译过程可以看出,由于无人机的拍摄高度不同,导致两景影像中烟草烟叶大小相差较大,因此,对于其分割尺度的选取会有差别。经过多次分割实验,确定了数据一较为合适的分割数目为 500,数据二较为合适的分割数目为 5000。具体分割结果如图 4 所示,所围成的封闭的不规则形状为一个超像素。

从图 4 中可以看出,影像分割结果的边界与烟草叶缘依附性和紧致性较好,分割准确,分割后对应的烟叶较为完整。同时分割结果过分割和欠分割的情况较少,这为后续对烟草的信息提取的提供了良好的基础。

### 4.2 特征最佳阈值选取结果

该实验将影像分为烟草、杂草和裸地三类,创建统计样本,统计结果如图 5 和 6 所示,并对每一类

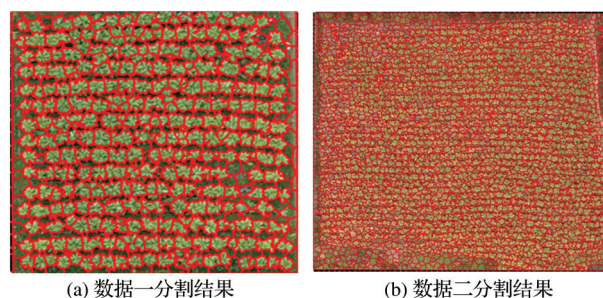


图 4 SLIC 算法分割图

Fig.4 SLIC algorithm Segmentation images

的特征值进行计算和对比,得到最佳的特征组合为:自定义植被指数、光谱均值、亮度指数、长宽比和形状指数;通过对特征值进行统计,得到两组数据对应的每一种特征的地物特征分布图。

由于数据二的幅宽大于数据一,因此数据二的样本个数多于数据一。通过图 5 和图 6 可以得出,两组数据相同特征值所得到的范围较为相近,通过统计和计算两组数据得特征值,得到烟草所对应的每一种不同特征的最佳阈值范围。其中,光谱均值的最佳阈值范围为 85.48~102.04 之间,自定义植被指数的最佳阈值范围为 0.12~0.16 之间,长宽比的最佳阈值范围为 1.05~1.50 之间,亮度指数的最佳阈值范围为 126.47~143.95 之间,形状指数的最佳阈值范围为 1.20~1.42 之间。具体阈值范围如表 1 所示。

### 4.3 烟草提取结果

烟草提取结果如图 7 所示,图 7(a)和图 7(b)为本文研究方法得到的精细提取结果,白色填充区域为烟草提取面积,线框围成的不规则形状为烟叶叶面,通过对白色区域数量的统计,可以精确得到烟草的株数;通过计算不规则形状的面积得到烟叶面

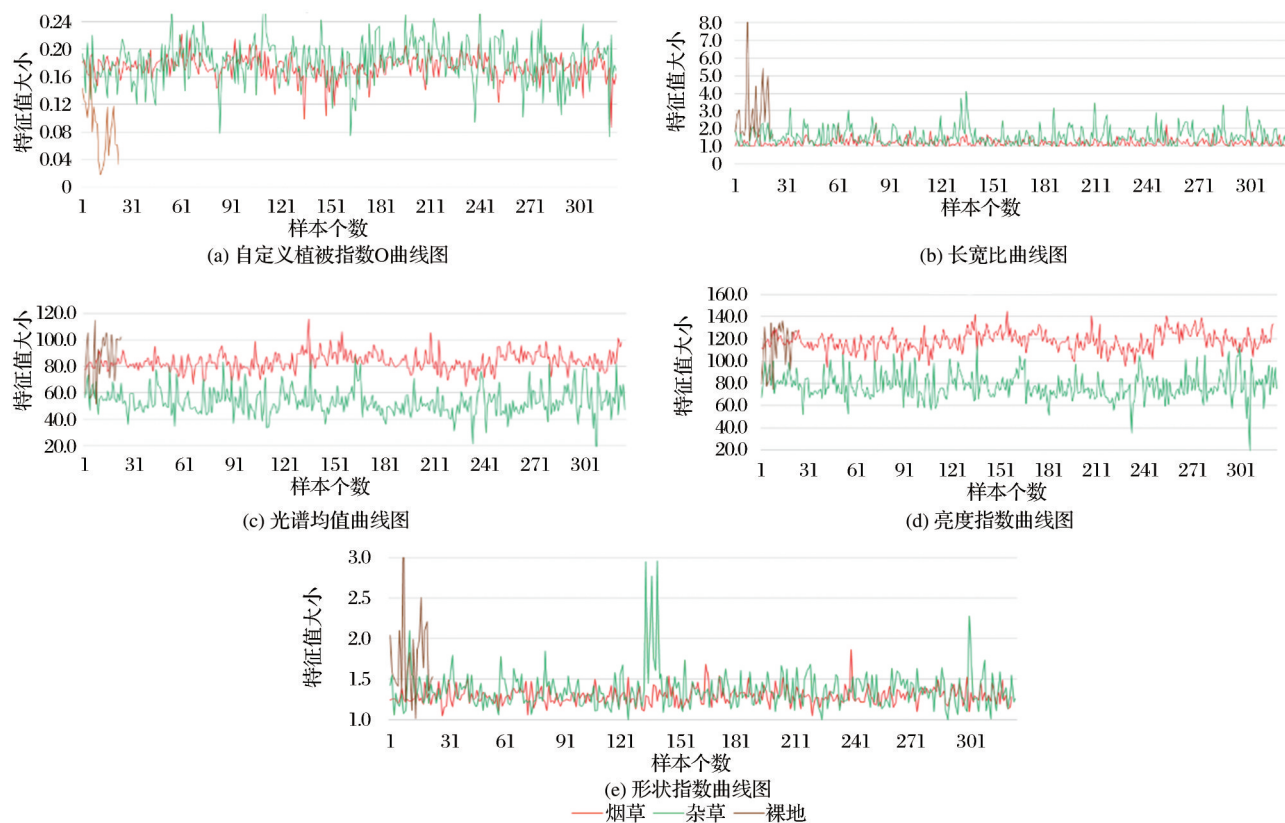


图 5 数据一的地物特征分布曲线图

Fig.5 Feature distribution graph of image 1

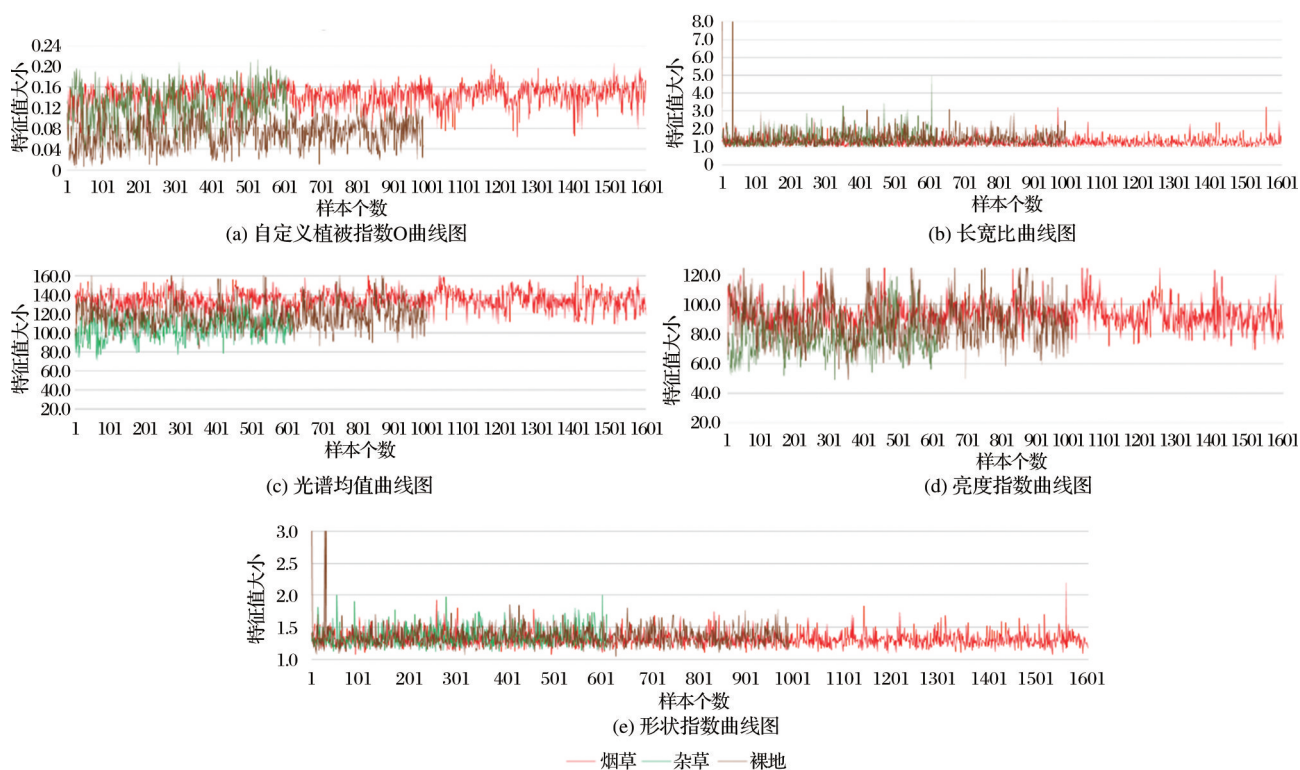


图 6 数据二的地物特征分布曲线图

Fig.6 Feature distribution graph of image 2



表 1 烟草各特征值最佳阈值表

Table 1 Optimum thresholds of tobacco characteristic values

	光谱均值	自定义特征	长宽比	亮度指数	形状指数
最佳阈值(上)	85.48	0.12	1.05	126.47	1.20
最佳阈值(下)	102.04	0.16	1.50	143.95	1.42

积大小;通过对比所提取的烟叶叶片颜色,判断烟草的质量;根据烟叶的数量、大小和质量,可以大概估算出对应农田中烟草的产量;图 7(c)和图 7(d)为传统方法的提取结果,该方法不能准确地统计出烟草的实际数目,只能计算出对应的总面积以及总体精度。此外,该方法提取的烟草边界多为锯齿状,叶缘依附性较差,边界杂乱不清晰,过分割与欠分割现象也比较明显,错检和漏检的现象较为严重,烟叶与其他地物混淆,提取出的烟草连成片状,无法分辨出单株的烟草。

对比两种方法所得的提取结果。从提取数量来看,使用本文研究方法图 7(a)和图 7(b)得到的提取烟草数量分别为 308 和 1 677 株,而使用对比试验的方法图 7(c)和图 7(d)则得不到提取株树;从提取的准确性来看,图 7(a)和图 7(b)提取的准确性更高,有效地将烟草和其他地物区分开,图 7(c)和图 7(d)则存在较多烟草和其他地物混淆的情况。

根据图 7(a)和(b)所得到的提取结果,可将烟叶面积分为 3 个等级:等级一(叶片面积大于  $1 \text{ m}^2$ )、等级二(叶片面积大于  $0.5 \text{ m}^2$  小于  $1 \text{ m}^2$ )、等级三(叶片面积小于  $0.5 \text{ m}^2$ )。其中,数据一烟草实际数量统计为 311 株,自动提取的烟草株数为 308 株,面积大于  $1 \text{ m}^2$  有 34 株,  $1 \text{ m}^2$  到  $0.5 \text{ m}^2$  的有 225 株,小于  $0.5 \text{ m}^2$  的有 49 株,准确度为 99%,分类稳定性为 77.3%。;数据二烟草实际数量统计为 1 701 株,自动提取的烟草株数为 1 677 株,其中,面积大于  $1 \text{ m}^2$  有

268 株,  $1 \text{ m}^2$  到  $0.5 \text{ m}^2$  的有 1 134 株,小于  $0.5 \text{ m}^2$  的有 275 株,准确率为 98.6%,分类稳定性 78.2%。具体情况如表 2 所示。

表 2 烟叶面积分级统计结果

Table 2 Statistical results of tobacco leaf area level

面积级别	等级一	等级二	等级三
数据一烟叶株数	34	225	49
数据一烟叶株数	268	1 134	275

#### 4.4 精度评价

从对烟草株数提取的实验结果可以看出,通过提出方法自动提取的烟草株数和实际烟草株数较为接近。其中,数据一的实际株树为 311 株,提出方法提取的株树为 308 株,相差仅为 3 株。精确度为 99%,总体精度为 93.41%,错检率为 5.8%,漏检率为 0.79%;对比实验提取的总体精度为 64.58%,错检率为 27.3%,漏检率为 8.1%。数据二实际株树为 1 701 株,提出方法提取的株树为 1 677 株,相差 24 株,精确度为 98.6%,总体精度为 82.57%,错检率为 19.06%,漏检率为 0.86%;对比实验提取的总体精度为 60.39%,错检率为 4.1%,漏检率为 35.5%。从提取结果来看,对比实验的总体精度较低,错检率和漏检率较高。精度评价结果如表 3~4 所示。

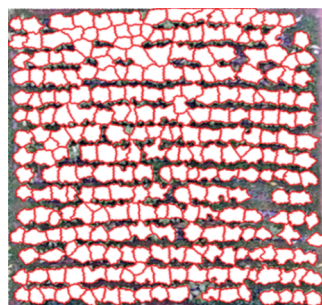
表 3 数据一烟草提取精度评价

Table 3 Extraction precision of image 1

方法	实际株数	提取株数	精确度 / %	总体精度 / %	错检率 / %	漏检率 / %
SLIC 算法	311	308	99	93.41	5.8	0.79
对比方法				64.58	27.3	8.1

## 5 讨 论

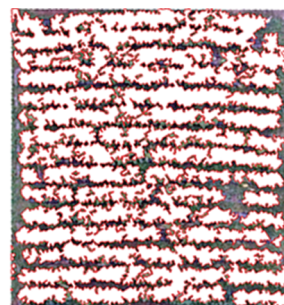
烟草作为一种特殊的经济作物,在环境和形态特征等方面和普通农作物有所不同,烟草作为高原特色作物之一,多种植于云南玉溪、曲靖和昭通



(a) 数据一烟草精细提取结果



(b) 数据二烟草精细提取结果



(c) 数据一对比实验提取结果



(d) 数据二对比试验提取结果

图 7 烟草精细提取结果

Fig7 Results of Tobacco fine extraction

表 4 数据二烟草提取精度评价

Tabel 4 Extraction precision of image 2

方法	实际 株数	提取 株数	精确度 /%	总体精度 /%	错检率 /%	漏检率 /%
SLIC 算法	1701	1677	98.6	82.57	19.06	0.86
对比方法				60.39	4.1	35.5

等地区,也属于喜温性作物,对温度反应较为敏感,对土壤和水分的要求较高,由于多种因素的影响,叶片大小差异较大,每株烟草一般由 3~4 叶烟叶构成,依据成熟程度叶片颜色为浅绿色或者黄绿色,植株高度较低,种植密度不均且相互遮盖情况严重。

在对烟草数目提取时,首先利用 SLIC 超像素算法对影像进行分割,相比阈值分割,此方法能更好得到烟叶形状并,由于利用单个特征难以将烟草分辨出来,进而选取出多种特征,通过计算分析得到最优特征值,最后将烟草提取出来,若采用形态学的方法,由于烟草大小不一且分布紧密,较小的烟草易被腐蚀消失,较大烟叶被膨胀后易失去叶片边界线,将几株烟叶连到一起。

综合上述烟草特点,在精细提取时会遇到以下的问题:①漏检的区域大部分是在种植烟草的农用地周边,此处烟草分布的较为稀疏,叶面较小和不规则,部分烟草的叶片已经开始泛黄和枯萎,部分烟草刚长出来,辨识度较低,不易识别;②错检的区域大部分在田间杂草和烟草较为密集的地方。烟草和烟草之间有很多的杂草,颜色与烟草相近,在对象判别的时候产生了很大的干扰,导致识别错误。根据综合上述的两个因素,导致最后得到的烟草株数不准确,在今后还需要针对此类问题进行深入研究。

## 6 结 论

针对烟草精细提取难的问题,提出了结合多特征和超像素相结合的无人机影像烟草精细提取方法。实验结果表明,本文提出的方法得到的烟叶株数和实际的烟草株数相差较小。数据一和数据二提取烟草株数的精确度分别为 99.00% 和 98.60%,总体精度为 93.41% 和 82.57%。相比最邻近监督分类的方法提高了 28.86% 和 22.18%,错检率降低了 21.5% 和 7.31%。总体来看,烟草生长情况越好,精度越高,对烟草的提取也更加全面和准确。提出的方法在最大程度上做到了对烟草叶面的完整提取,边界更加平滑和清晰,烟叶面积计算更为

准确,为田间大面积烟草的产量统计提供了有效的方法。

## 参考文献 (References):

- [1] Yan Xinwei, Ma Jianwei, Wand Yingyuan, *et al.* Analysis of Grade Quality of Tobacco Enterprises Transferred into Tobacco Leaves [J]. Tobacco Science & Technology, 2006, (8): 55-59. [闫新甫, 马建伟, 王英元, 等. 卷烟企业调入烟叶的等级质量分析 [J]. 烟草科技, 2006, (8): 55-59.]
- [2] Li Runsheng, Cao Fanzhi, Cao Wen, *et al.* High-resolution Image Road Network Extraction with Multi-features and Multi-method fusion [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(3): 33-39. [李润生, 曹帆之, 曹闻, 等. 多特征、多方法融合的高分辨率影像道路网提取 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30(3): 33-39]
- [3] Hu Hualong, Wu Bing, Huang Shaomei, *et al.* High-resolution Remote Sensing Image Combined with Gabor Texture and Geometric Features Urban Road Extraction Method [J]. Journal of Surveying and Mapping Science and Technology, 2015, 32(4): 395-400. [胡华龙, 吴冰, 黄邵美, 等. 结合 Gabor 纹理与几何特征的高分辨率遥感影像城区道路提取方法 [J]. 测绘科学技术学报, 2015, 32(4): 395-400.]
- [4] Lin Yuzhun, Zhang Baoming, Wang Danyu, *et al.* High-resolution Remote Sensing Image Building Classification Extraction with Multi-feature Fusion [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1798-1808. [林雨准, 张保明, 王丹韵, 等. 多特征融合的高分辨率遥感影像建筑物分级提取 [J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1798-1808.]
- [5] Yan Li, Jiang Weiwei. A Method for Automatic Extraction of High Resolution Remote Sensing Image Plantation Using Structural Features [J]. Acta Geochimica et Cartographica Sinica, 2016, 45(9): 1065-1072. [闫利, 江薇薇. 一种利用结构特征的高分辨率遥感影像种植园自动提取方法 [J]. 测绘学报, 2016, 45(9): 1065-1072.]
- [6] Han Wenting, Li Guang, Yuan Mengchan, *et al.* Study on Corn Planting Information Extraction Method based on UAV Remote Sensing Technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 139-147. [韩文霆, 李广, 苑梦婵, 等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究 [J]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 139-147.]
- [7] Dong Mei, Su Jiandong, Liu Guangyu, *et al.* Object-oriented Remote Sensing Image Extraction and Monitoring of Tobacco Planting Surface [J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(9): 87-90. [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]. 测绘学科, 2014, 39(9): 87-90.]
- [8] Li Tiankun. Research on Extraction of Tobacco Planting Area based on Object-oriented Classification Method [D]. Ya'an: Sichuan Agricultural University, 2013. [李天坤. 基于面向对象分类方法的烟草种植面积提取研究 [D]. 雅安: 四川农业大学

- 学,2013.]
- [9] Chen Jin, Liu Pinchao, Huang Guoqiang, *et al.* Extraction of Tobacco Planting Area Information based on Remote Sensing Image of UAV[J].Hunan Agricultural Sciences, 2018, (1): 96-99,103.[陈金,刘品超,黄国强,等.基于无人机遥感影像的烟草种植面积信息提取[J].湖南农业科学,2018,(1):96-99,103.]
- [10] Liu Shuaibing, Yang Guijun, Zhou Chengquan, *et al.* Extraction of Plant Number Information of Maize Seedlings based on Remote Sensing Image of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, (22): 69-77. [刘帅兵,杨贵军,周成全,等.基于无人机遥感影像的玉米苗期株数信息提取[J].农业工程学报,2018,(22):69-77.]
- [11] Li Xin, Zhang Y E, Zhu J F, *et al.* Pose Parameter Extraction of Corn Canopy Remote Sensing Images based on Parallel Multi-ocular Imaging[J]. 2010, (13): 168-176. doi: 10.1117/12.866202
- [12] Du Ying, Cai Yicheng, Tan Changwei, *et al.* Statistical Method of Field Wheat Spike Number based on Superpixel Segmentation[J]. Chinese Agricultural Science, 2019,52(1): 21-33.[杜颖,蔡义承,谭昌伟,等.基于超像素分割的田间小麦穗数统计方法[J].中国农业科学,2019,52(1):21-33.]
- [13] Zhou C Q, Liang D, Yang X D, *et al.* Recognition of Wheat Spike from Field based Phenotype Platform Using Multi-Sensor Fusion and Improved Maximum Entropy Segmentation Algorithms [J]. Remote Sensing, 2018, 10 (2): 246-. doi: 10.3390/rs10020246.
- [14] Chen Wen. Evaluation of Wheat Seedling Uniformity based on UAV Images [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2018. [陈雯.基于无人机图像的小麦出苗均匀度评价[D].扬州:扬州大学,2018.]
- [15] Lv Qiang, Cai Jianrong, Zhan Jiewen, *et al.* Real-time Recognition Technology of Citrus on Tree under Natural Scene [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2010, 41(2):185-188. [吕强,蔡健荣,赵杰文,等.自然场景下树上柑橘实时识别技术[J].农业机械学报,2010,41(2):185-188.]
- [16] Maldonado W, José Carlos Barbosa. Automatic Green Fruit Counting in Orange Trees Using Digital Images[M]. Elsevier Science Publishers, 2016 (12): 66-70. doi: 10.1016/j.compag.2016.07.023.
- [17] Koc-San D, Selim S, Aslan N, *et al.* Automatic Citrus Tree Extraction from UAV Images and Digital Surface Models Using Circular Hough transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150:289-301.
- [18] Roth, Sandra , Leiterer, et al. Automated Detection of Individual Clove Trees for Yield Quantification in Northeastern Madagascar based on Multi-spectral Satellite Data [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 221: 144-156. doi: 10.1016/j.rse.2018.11.009
- [19] Zhao Kun, Zhang Yujun, Zhang Jianlong, *et al.* Small Target Detection Method for UAV Images based on SLIC Hierarchical Segmentation[J].Journal of Data Acquisition & Processing, 2017, 32(4): 737-745.[赵坤,张羽君,张建龙,等.基于SLIC分层分割的无人机图像极小目标检测方法[J].数据采集与处理,2017,32(4):737-745.]
- [20] Run Yi, Wang Mi, Dong Zhipeng, *et al.* Urban Road Extraction based on SLIC Superpixel High Resolution Remote Sensing Image [J]. Geomatics of Surveying and Mapping, 2019, 44(1): 84-88.[润一,王密,董志鹏,等.基于SLIC超像素的高分辨率遥感影像城镇道路提取[J].测绘地理信息,2019,44(1):84-88.]
- [21] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC Super Pixels[R]. No. EPFL REPORT 149300. 2010.
- [22] Achanta R , Shaji A , Smith K , *et al.* SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11):2274-2282. doi: 10.1109/TPAMI.2012.120

## Fine Extraction of Tobacco based on UAV Images

Xia Yan<sup>1</sup>, Huang Liang<sup>1,2</sup>, Wang Xiaoxuan<sup>1</sup>, Chen Pengdi<sup>1</sup>

(1.Kunming University of Science and Technology, Faculty of Land Resource Engineering,  
Kunming 650093, China;

2.Surveying and Mapping Geo-Informatics Technology Research Center on Plateau;Mountains of Yunnan  
Higher Education, Kunming 650093, China)

**Abstract:** Tobacco is a special crop and the extraction of tobacco plays an important role in its statistics. Aiming at the difficulty of extracting tobacco plants, a tobacco fine extraction method in Unmanned Aerial Vehicle image combined with multi-features and superpixels is proposed. Firstly, the image is segmented by simple linear iterative clustering algorithm; secondly, the Mean value, Brightness, Length/Width, Shape index, Red,



Green and Blue band value and custom vegetation index of super pixel are counted; thirdly, fine extraction of tobacco by superpixel features combination and features threshold selection; finally, the extracted information are satisfied and analyzed. The experimental results shown that the method can effectively extract tobacco trees, and the accuracy is 99% and 98.6%, respectively. Using this method, it provides an effective reference in calculating tobacco production, saving most of the human and financial resources.

**Key words:** Tobacco; UAV image; SLIC; Superpixel segmentation algorithm; Information extraction

---

(上接第 1088 页)

## Urban Distribution and Its Spatial Determinants from a Multi-scale Perspective in Nanjing City

Fu Haiyue, Qian Zhiyou, Zhang Yiting, Wang Zhaoya, Hong Nana

(College of Land Management, NanJing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

**Abstract:** It remains unclear on how spatial determinants effect the urban distribution at different spatial scales, while such knowledge is crucial to address the urban sprawl issue more effectively. The characteristics of urban land expansion of Nanjing city from 2004 to 2016 were analyzed. On the five scales of  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ ,  $200\text{ m} \times 200\text{ m}$ ,  $300\text{ m} \times 300\text{ m}$ ,  $400\text{ m} \times 400\text{ m}$  and  $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ , the potential spatial determinants of urban land use distribution were analyzed. The results show that: (1) from 2004 to 2016, the speed and intensity of urban expansion was bounded by 2013, showing a trend of strong growth first and then slow expansion. (2) among the 23 chosen influencing factors, totally thirteen factors pass the model test at most scales. (3) road density, GDP density, company factory, and living service facility have a greater impact on the distribution of urban land in Nanjing. The effect of other factors on the distribution of urban land shows a certain scaling effect. On the larger scale of  $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ , shopping mall, bus station, and medical care show a greater impact on the distribution of urban land use; meanwhile, on the finer scale of  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ , bank, school, bus station, and shopping mall have a greater influence. The research results might provide decision support suggestions for urban planning and land use regulation.

**Key words:** Urban distribution; Spatial determinants; Multi-scale; Spatial regression model; Nanjing city