doi: 10.6046/gtzyyg.2020078

引用格式:夏炎,黄亮,陈朋弟. 模糊超像素分割算法的无人机影像烟株精细提取[J]. 国土资源遥感,2021,33(1):115-122. (Xia Y,Huang L,Chen P D. Tobacco fine extraction from UAV image based on fuzzy - superpixel segmentation algorithm [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021,33(1):115-122.)

模糊超像素分割算法的无人机影像烟株精细提取

夏炎1,黄亮1,2,陈朋弟1

(1.昆明理工大学国土资源工程学院,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,昆明 650093)

摘要:实现烟草单株自动化提取对加快烟草农业信息化有着重要意义,但目前烟株精细的提取还存在较大困难。因此,提出了一种基于模糊超像素分割(fuzzy-superpixels,FS)算法的无人机烟株提取方法。首先通过绿地提取方法得到无人机影像中的植被覆盖区域;然后利用FS算法对影像进行超像素分割,并统计超像素的均值、亮度、形状指数、长宽比、自定义植被指数等特征;最后通过计算超像素的特征阈值,对烟株数目进行精细提取和统计。选取3景无人机影像作为实验数据,实验结果表明,该方法提取烟株的总体精度分别为84.28%,89.05%和82.97%。该方法可实现对烟株的自动化提取,为后期计算烟草产量提供有效参考。

关键词:烟草;无人机影像;模糊超像素分割;信息提取

中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 1001-070X(2021)01-0115-08

0 引言

烟草是一种经济价值较高的作物,云南省因其 自然环境优势,成为烟草种植的主要地区之一,种植 烟草已成为当地烟农经济收入和经济发展的主要途 径之一。国家烟草专卖局于 2007 年提出发展现代 农业的战略目标,并建设现代化烟草农业,努力实现 "一基四化"的目标^[1]。与传统人工统计相比,烟株 的自动化提取可以大大加快对于烟草的统计速度, 通过提取结果对烟草的产量、质量以及销售价格做 到估计和预判,可帮助贫困烟农产烟销烟。努力实 现农村地区烟草单株自动化提取,并与精准扶贫工 作相结合^[2],对加快现代化农业发展有重要意义。

运用遥感影像对烟草进行提取已逐渐被推广, 国内外诸多学者就烟草的提取问题探讨和研究。 Han^[3]采用支持向量机(support vector machine, SVM)的方法对烤烟的生长部分进行识别和提取; 吴孟泉等^[4]对云南产烟县利用遥感监测手段和监 督分类方法对烟田地块和面积进行提取; Guru

等^[5]结合概率神经网络和形态学,对病变的幼苗烟 叶进行分类和提取;李天坤^[6]以多种遥感影像为数 据源,利用 SVM 和面向对象分类等方法对烟草种植 面积进行提取:董梅等^[7]和陈金等^[8]等分别选取多 种特征值,结合形态学和面向对象等方法,对烟草的 种植面积进行提取: 胡九超^[9]选取双极化 Terra SAR-X和的全极化 Radarsat-2为研究数据,利用 高分辨率合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)对烟草进行识别和提取;刘明芹等^[10]以资源 三号卫星为研究数据,利用面向对象的方法,结合地 面控制点(ground control - point, GCP)的光谱、纹理 和形状等属性对烟草面积进行提取:王政等^[11]以 环境一号(HJ-1)卫星为基础,分析比较归一化植 被指数(normalized difference vegetation index , ND-VI)和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI), 快速准确的获得烤烟种植信息;付静^[12]结合 Otsu 算法和形态学方法,分别对烟草苗期株数进行提取。 分析近年来国内外针对烟草的提取研究可知,由于 烟草为小目标地物,许多卫星遥感影像的空间分辨 率不足以区分出种植烟草株数,仅依靠种植面积很

收稿日期: 2020-03-23;修订日期: 2020-06-04

基金项目:国家自然科学基金项目"南方山地城镇建设用地与变化的坡度梯度效应研究"(编号: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"(编号:2018FB078)及云南省高校工程中心建设计划项目和自然资源部地球观测与时空信息科学重点实验室经费资助项目"基于直觉模糊集理论的多源遥感影像变化检测方法研究" (编号:201911)共同资助。

第一作者:夏炎(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向为农业遥感提取。Email: 799537530@qq.com。

通信作者: 黄亮(1985-), 男, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为遥感影像变化检测。Email: kmhuangliang@163. com。

难判断烟草产量、长势和虫害等情况,烟株提取则更 为有效直观,可获取更多丰富信息。目前大多集中 于种植面积提取,而对于烟草株数提取方面则研究 较少:从提取方法上看,由于烟草叶片较小且形状 不规则等因素,给其单株提取带来了极大的困难,在 前期研究中,采用的方法有多尺度分割算法和基于 形态学分割算法等,但仍然存在一定问题,如边界依 附性差、分割尺度难以确定以及分割错误等。具体 来说,目前常用的分割方法中,SVM 算法可以解决 非线性分类,但对和函数的选取敏感,且计算量大耗 时较长^[13-14]; Otsu 算法虽不受图像对比度和亮度 的影像,但对噪音较为敏感,当目标与背景的灰度有 较多重叠时,也难以将其区分[15-16],分水岭算法受 噪声点和图像的连续性影像较大,容易出现严重的 过分割现象^[17]; K – mean 算法中对 k 值的选取难 以把握,且容易陷入局部最优的问题^[18-19]。

采用模糊超像素(fuzzy – superpixels,FS)算法进行预分割可为后续烟草精细提取提供基础,FS 算法更易理解和实现,具有更好的边界一致性,也可减少混合超像素产生,耗时较短,部分学者也利用相似的方法对高分辨率遥感影像进行分割^[20]。因此,本文以云南省宜良县为研究区,选取亚米级空间分辨率的无人机影像作为实验影像,提出FS 分割结合多特征的无人机烟株提取方法,以期实现烟株的精细提取。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

宜良县位于云南省中部,地处 N24°30′36″~25° 17′02″,E102°58′22″~103°28′75″之间,属北亚热带季 风气候区,全年平均气温 16.3 ℃,年均降雨量 898.9 mm,5—10 月受孟加拉海湾海洋西南季风影响, 导致降雨量显著增加,占全年的 80~85%;大部分地 区海拔在 1 500~1 800 m 之间,占地 1 913.53 km², 地势为南低北高,境内河流属珠江流域西江水系,土 壤多以红壤为主,占土壤总面积的 85.1%,该区域 主要种植的作物有小麦、玉米、豆类、烟草、油菜和水 稻等。

1.2 数据源

以稳定性较强的中海达 iFly – U3 电动固定翼 无人机为平台,搭载 SONYa7R 相机,像幅大小为 7 360像素×4 912 像素。拍摄日期为 2018 年 7 月 中旬,飞行速度为 85 km/h,飞行高度介于 3 000 ~ 4 000 m 之间,拍摄气温 19 ℃。

选取3景影像(图1),均为复杂场景下的烟草 种植区,包含房屋、灌木、裸地、道路和湖泊等多种地 物,影像分辨率均为0.05 m,影像清晰,变形小且无 云雾遮挡,满足烟株提取要求。影像包含红(R)、绿 (G)、蓝(B)3个波段,采用WGS-84坐标系。其 中,数据1大小为1230 像素×675 像素,种植区域 不规则,烟叶颜色多为青黄色和暗黄色,叶片较小; 数据2大小为1163像素×919像素,烟株叶片呈深 绿色,种植区域位于房屋之间;数据3的影像大小 为1 438 像素×800 像素,种植区域位于湖泊下侧, 烟株间差异较大,左下方烟株颜色多为深绿色,叶片 较大且生长密集,其余烟株颜色多为暗黄色,叶片较 小。3景影像通过目视可有效辨认烟株数目,为后 期提取烟株数目提供有效参考,但烟叶之间以及烟 草与周围杂草之间均存在相互遮挡的情况,烟叶种 植边界与灌木或杂草的边界难以区分,给后期提取 带来一定困难。



(a) 数据1

(b)数据2图1 原始影像

Fig. 1 Original images

(c) 数据3

2 研究方法

本文研究方法分为5个步骤:①对无人机进行植被提取并判断是否提取完全;②采用FS分割

算法对影像进行分割; ③选择对应特征并对特征 值的最佳阈值进行选取; ④结合最佳阈值和人机 交互对烟株数目进行提取; ⑤对提取得到的烟株 信息进行统计分析和精度评价。具体流程图如图 2 所示。



Fig. 2 Flow chart of proposed method

2.1 绿地提取方法

无人机影像的光谱性质特殊,只含有 R,G,B 这 3 个波段,缺少对于绿地较为敏感的近红外(NIR) 波段,固先将影像的颜色空间从 RGB 转换为 HSV, 然后对图像进行色彩分割,通过多次实验,确定分割 的阈值如下: 0.18 < H < 0.53,V > 0.16; 再将提取 得到结果中面积小于 0.1 m²的图斑删除并对内部 空洞处进行填充,最终得到绿地区域。

2.2 FS 超像素分割算法

超像素分割在图像的分割、分类和信息提取方 面都是一个重要的组成部分,它是由许多位置相邻 且拥有相似特征(如光谱特征、纹理特征和几何特 征)的像素组成的像素集合,形成的区域提高了分 割的效率,减少了分割的冗余信息,并保留了较完整 的图形边界。不同的超像素算法有各自不同的优缺 点,但现有分割方法存在形成大量混合超像素的问 题,对信息提取有较大影响。

Guo 等^[21]针对这一问题提出模糊超像素这一概念,目的是强制减少混合超像素。模糊超像素分为两部分:超像素和不确定像素。其中,不确定像素是指未被确定的像素且也不属于任何超像素的像素。FS 超像素具体的实现步骤如下:

1)初始化模糊超像素的聚类中心。设图像由 N 个像素组成,并设置预期的模糊超像素数 K_o,在一 个以 $S = \sqrt{N/K}$ 为间距的规则化网格中选择聚类中 心,为了避免聚类中心落在边界处或是噪声像素上,聚 类中心在一个3×3的邻域内移动到最低梯度位置。

2)根据模糊超像素的数量和聚类中心找出非 重叠搜索区域和重叠搜索区域,非重叠搜索区域中 的像素属于该聚类中心对应的超像素,并分配对应 标签。针对任何一个像素,所对应的不同聚类中心 的隶属度 *u* 和为1。定义为:

$$\sum_{i=1}^{n} u(i,j) = 1, \forall_{j} = 1, 2, \dots, c \quad , \qquad (1)$$

式中: *i* 为重叠区域的像素; *j* 为对应中心像素; *c* 为与像素 *i* 可能有关的的所有聚类中心像素总数; *n* 为重叠区域像素的次数。

重叠区域的每一个像素到该聚类中心的距离定 义为:

$$J(U, C_1, \dots, C_c) = \sum_{j=1}^c J_j = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n u^m(i, j) D_{\text{polsar}}^2(i, j) ,$$
(2)

式中: $u(i,j) \in [0,1]$,其中[0,1]为隶属度的取值 范围; C_1, \dots, C_e 为中心像素, $J_j \in (C_1, \dots, C_e)$; $m \in [1,\infty)$ 为索引权重; D_{polsar} 为像素i、中心像素j之间的距离计算公式,既考虑了无人机影像的性质又 考虑了像素之间的位置关系,其具体定义如下:

$$D_{\text{polsar}}(i,j) = \sqrt{\left(\frac{d_{\text{w}}(i,j)}{mpol}\right)^{2} + \left(\frac{d_{\text{xy}}(i,j)}{S}\right)^{2}} ,$$
(3)

式中: $d_w(i,j)$ 为基于 Wishart 分布的距离; $d_{xy}(i,j)$ 为空间距离; mpol 为一个平衡基于 Wishart 分布的距离和位置距离的重要性参数, mpol 值越大, 位置越接近。 $d_w(i,j)$ 和 $d_{xy}(i,j)$ 公式分别为:

$$d_{w}(i,j) = \ln(|\sum_{j}|) + \operatorname{Tr}(\sum_{j}^{-1}T_{i}) ,$$
(4)

$$d_{xy}(i,j) = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} , \quad (5)$$

式中:**T**;为该分布的相干矩阵;Tr为矩阵**T**;的迹。 构造最小化目标函数,使J(U,C1,...Ce)取

得最小值,最小化目标函数定义为:

 $J_{\min}(U, C_1, \dots, C_c, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = J(U, C_1, \dots, C_c) + \sum_{i=1}^n \lambda_i (\sum_{j=1}^c u(i,j) - 1)$ $= \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n u^m(i,j) D_{\text{polsar}}^2(i,j) + \sum_{i=1}^n \lambda_i (\sum_{j=1}^c u(i,j) - 1)$ (6) 式中 \ 为该约束函数的梯度值。

3)确定非重叠区域的超像素,然后计算重叠区域的像素和中心像素之间的隶属度,过程如下:

$$C_{j} = \frac{\sum_{i=1}^{n} u^{m}(i,j) x_{i}}{\sum_{i=1}^{c} u^{m}(i,j)} , \qquad (7)$$

$$u(i,j) = \frac{1}{\sum_{k}^{c} \left(\frac{D_{\text{polsar}}(i,j)}{D_{\text{polsar}}(i,k)}\right)^{2/(m-1)}}, \quad (8)$$

式中 k 为未重叠时的中心像素。

4)后处理。通过判断像素的隶属度进而判断 该像素是否属于超像素,同时强调区域的连通性。 判断过程如下:

$$U_{\text{diff}} = U_{\text{max}} - U_{\text{submax}} = \begin{bmatrix} U_{\text{diff1}}, \dots, U_{\text{diffn}} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$U_{\text{diffMed}} = \text{median}(U_{\text{diff}})$$
, (10)

式中: U_{diff} 为像素隶属度差值; U_{max} 为对应像素最大 隶属值; U_{submax} 为下一像素的最大隶属值; U_{diffMed} 为 该像素隶属值的中值。 $\forall i \in n$,若 $U_{\text{diff}} > U_{\text{diffMed}}$, 则像素 i 属于中心像素的超像素;否则,i 为未被确 定的像素。

2.3 特征最佳阈值分析

结合影像信息,通过多次对不同特征的验证,选 择均值(Mean)、亮度(Brightness)、形状指数(Shape Index)、长宽比(Length/Width)、自定义植被指数 (custom vegetation index, CVI)、各波段灰度共生矩 阵熵(GLCM Entropy)和对比度(GLCM Contrast)以 及红、绿、蓝3个波段。

均值由构成对象的全部 n 个像素的灰度值 C_n 计算得到,均值和亮度的公式分别为:

$$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{Li}$$
, (11)

$$b = \frac{1}{n_L} \sum_{i=1}^{n_i} \bar{c}_i \quad , \tag{12}$$

式中:n为像素个数;L为图层数;CLi为i层对应的

灰度值; 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。

长宽比是取影像矩阵长和宽特征值的协方差, 得到比值 γ:

$$\gamma = \frac{eig_1}{eig_2}, \ eig_1 > eig_2 \ , \qquad (13)$$

式中 *eig_i*(*i*=1,2)为长(宽)协方差矩阵的特征值。 形状指数 *s* 公式为:

$$s = \frac{e}{4\sqrt{A}} \quad , \tag{14}$$

式中: 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。

CVI 公式为:

$$CVI = \frac{2G - B - R}{2G + B + R}$$
, (15)

式中: G 为绿波段值; B 为蓝波段值; R 为红波段值。

熵(GLCM Entropy, E)和对比度(GLCM Contrast, C)的公式分别为:

$$E = -\sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j) \times \ln p(i,j) , \quad (16)$$

$$C = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} (i-j)^{2} \boldsymbol{p}(i,j) \quad , \qquad (17)$$

式中: **p** 为图像对应灰度级别的矩阵; 元素(*i*,*j*)的 值表示一个灰度为*i*,另一个灰度为*j*的两个相距一 个固定距离的像素在对角方向出现的次数。熵值越 大,纹理越复杂; 对比度越大,纹理沟纹越深,视觉 效果越清晰^[22]。

首先对绿地进行提取得到烟草的候选区域, 利用以上特征来计算超像素的各个特征值,分别 进行计算和分析,结合监督分类,将绿地分为烟草 区域和非烟草区域两部分,对比两类区域不同特 征的变化。通过多次实验,得到差别最为明显的 特征分别为均值、亮度、自定义植被指数和灰度共 生矩阵对比度4个特征,具体如图3所示。由于烟



Fig. 3 – 1 Feature distribution graph



Fig. 3 – 2 Feature distribution graph

草和非烟草的数据量都较大,在进行特征统计和 分析时,选用该特征每一阶段的平均值作为实际 使用值,减少了大量的冗余数据。从图中可以看 出,烟草的光谱均值、亮度值和灰度共生矩阵对比 度的值均处于非烟草同种特征值的上方,如图 (a)、(b)、(d)所示;从图(c)中可以看出,烟草的 CVI指数的波动范围明显比非烟草的波动范围小, 大概稳定在0.1和0.17之间,以上特征能较好地 将烟草区域和非烟草区域区分开。

3 结果与分析

3.1 植被提取结果

通过植被提取算法,得到影像的绿地提取结果, 如图4所示。从图中可以看出,植被从影像中被完 全提取出来,裸地、土壤和建筑物的信息被全部剔 除,减少了后期对烟草提取的大量干扰。



(a) 数据1 植被提取结果



3.2 分割结果

由于无人机的拍摄高度不同,导致3景影像中 烟草烟叶大小相差较大,分割尺度也不同。利用FS 超像素算法对植被提取结果进行分割,经过多次实 验,得到相对最优分割尺度,其中:数据1分割尺度 为2500,如图5(a)所示;数据2分割尺度为2300, 如图5(b)所示;数据3分割尺度为3000,如图5 (c)所示。



(a) 数据1分割结果

(b) 数据2分割结果

(c) 数据3分割结果

Fig. 5 FS fuzzy superpixel algorithm segmentation results

以 FS 超像素分割尺度为基础,利用多尺度分割 算法对植被提取结果进行分割,计算公式为:

$$Len = \sqrt{\frac{N}{M}} , \qquad (18)$$

式中: Len 为多尺度分割的分割尺度; N 为影像的 总像素大小; M 为 FS 超像素算法的分割尺度。计 算得到3 景影像分割尺度分别为25,21 和20,分割 结果如图6 所示。



(a) 数据1分割结果

(b) 数据2分割结果

(c) 数据3分割结果

多尺度分割算法分割结果 图 6

Fig. 6 Traditional segmentation algorithm segmentation results

3.3 烟株提取结果

本文研究方法得到的提取结果如图 7 所示。从 图中可以看出,白色区域为提取得到的烟草区域,红 色部分为烟株的提取边界,和真实烟株相比较可看 出边界一致性较好,提取得到的图斑形状和烟叶形 状高度吻合,通过统计图斑个数,最终得到烟株数 目,且大部分的烟草周边虽存在诸多不同地物.但仍 然被准确识别并提取。



(b) 数据2烟株提取结果 图 7 FS 算法烟株提取结果 (c) 数据3 烟株提取结果

Fig. 7 Traditional segmentation algorithm results of Tobacco fine extraction

对比实验采用传统的多尺度分割算法,提取得 到的提取结果如图 8 所示,其中白色区域为烟草提 取区域,红色部分为烟叶的提取边界,对比实际烟叶 可以看出,提取结果与烟叶实际形状不符,边界一致 性较差,提取的图斑破碎,无法对烟株数目进行 统计。



(a) 数据1烟株提取结果

(b) 数据2烟株提取结果 图 8 传统算法烟株提取结果

(c) 数据3 烟株提取结果

Fig. 8 Traditional algorithm results of Tobacco fine extraction

3.4 精度评价

对烟株提取结果的精度进行定量评价,本文采用 总体精度(Overall accuracy, O)、错检率(False rate, F)和漏检率(Miss rate, M)进行评价,具体定义为:

$$0 = 1 - \frac{(F_{\rm P} + F_{\rm N})}{t} , \qquad (19)$$

式中: F_{P} 为错检数目: F_{N} 为漏检数目:t为像元 总和。

$$F = \frac{F_{\rm P}}{(mn - R_{\rm CD})} \quad , \tag{20}$$

$$M = \frac{F_{\rm N}}{R_{\rm CD}} \quad , \tag{21}$$

式中:m为行像素:n为影像的列像素: R_{CD} 为总数 中存在的不合格数。

实验中,采用FS算法对烟株进行提取,得到数 据1提取数目为650株,实际株数为626株,总体精 度为84.28%:数据2提取数目为490株,实际株数 为438株,总体精度为89.05%,数据3提取数目为 552 株,实际株数为 513 株,总体精度为 82.97%; 采用 SLIC 超像素算法对烟株进行提取,3 景影像的 总体精确度分别为 54.05%, 59.2% 和 63.7%, 由于 过分割现象严重,无法对烟株进行数目统计。从精 度评价结果来看.3 景影像采用 FS 算法得到的总体 精度明显高于传统方法,错检率和漏检率也均低于 传统算法。具体数据如表1所示。

Tab. 1Tobacco extraction accuracy evaluation						
方法	数据	实际株数	提取株数	总体精度/%	错检率/%	漏检率/%
FS 算法	数据1	626	650	84.28	0.03	20.91
	数据2	438	490	89.05	0.20	11.51
	数据3	513	552	82.97	0.36	13.89
传统算法	数据1	—	_	54.05	1.00	39.84
	数据2	—	_	59.20	0.42	56.24
	数据3	_	_	63.70	0.61	37.78

表1 烟草提取精度评价

4 结论和讨论

为解决烟株提取难的问题,实验采用了FS 模糊 超像素方法对烟株进行提取。结果表明,该方法提 取得到的烟株数目与实际数目相差较小,相比传统 算法,该算法在总体精度上有大幅提高。总体而言, 实验结果能够满足小范围内烟草的自动化提取,且 提取得到的烟叶边界一致性更好。

但实验过程中依然存在诸多问题:①烟叶形状 不规则,且不同生长时期的烟叶大小和颜色差异较 大,同物异谱或异物同谱现象普遍,导致被错识或漏 识;②无人机遥感影像分辨率较高,地物成像更为 清晰真实,但在影像中,地物较为复杂,如河流、建筑 物和杂草等,导致目标地物与周边地物边界难以区 分,边界模糊,这对精细提取带来极大的干扰;③种 植烟草时,烟株间的间距较小,烟叶生长过程中存在 互相遮盖的情况,使得目视辨认得到的参考烟株数 目存在一定误差,并且很难对其建立适合的模型,利 用形态学的方法也较难区分开,这对单株精细提取 带来了极大的困难。

针对上述提及的实验中存在的问题,后期研究 中还需进行改进和完善,比如可以将无人机影像和 多光谱影像相结合,获取更多的烟草光谱信息和特 征信息,加强对烟草形状模型构建的研究等,从而得 到更多准确的烟株信息。此外,还将在后续的工作 中,获取更高空间分辨率的无人机影像,并研究空间 分辨率对现有方法的影响。

参考文献(References):

 李玉宝,王 鹏,王 彬,等.现代烟草农业发展存在的问题及对 策[J].现代农业科技,2019(9):244-246.
 Li Y B, Wang P, Wang B, et al. Problems in the development of

modern tobacco agriculture and countermeasures [J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2019(9):244 - 246.

[2] 陈明,张连巧,周正林,等.烟草种植技术与田间管理措施
 [J].河南农业,2018(35):17-18.

Chen M, Zhang L Q, Zhou Z L, et al. Tobacco planting technology and field management measures [J]. Henan Agriculture, 2018 (35):17 – 18.

- [3] Han L. Recognition of the part of growth of flue cured tobacco leaves based on support vector machine [C]// World Congress on Intelligent Control & Automation. IEEE, 2008;3624 - 3627.
- [4] 吴孟泉,崔青春,张丽,等.复杂山区烟草种植遥感监测及信息 提取方法研究[J]. 遥感技术与应用,2008,23(3):305-309.
 Wu M Q, Cui Q C, Zhang L, et al. Tobacco field monitoring and classification method study in mountainous area[J]. Remote Sensing Technology and Application,2008,23(3):305-309.
- [5] Guru D S, Mallikarjuna P B, Manjunath S. Segmentation and classification of tobacco seedling diseases [C]//Proceedings of the Fourth Annual ACM Bangalore Conference. ACM, 2011:1-5.
- [6] 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]. 成都:四川农业大学,2013.
 Li T K. Extraction of tobacco planting area based on object oriented classification method [D]. Chengdu: Sichuan Agricultural University, 2013.
- [7] 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 M,Su J D,Liu G Y, et al. Extraction and monitoring of tobacco planting surface based on object oriented UAV Remote Sensing Image[J]. Surveying and Mapping Science, 2014,39(9):87-90.
- [8] 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.
 Chen J,Liu PC,Huang GQ, et al. Information extraction of tobac-co planting area based on unmanned aerial vehicle remote sensing images[J]. Hunan Agricultural Science,2018(1):96-99,103.
- [9] 胡九超.基于高分辨率合成孔径雷达(SAR)的高原山区烟草 识别方法研究[D].贵阳:贵州师范大学,2015.
 Hu J C. Plateau mountainous tobacco identification based on high resolution synthetic aperture radar(SAR)[D]. Guiyang:Guizhou Normal University,2015
- [10] 刘明芹,李新举,杨永花,等. 基于资源三号卫星遥感影像的山 区套种烟草面积估测[J]. 安徽农业科学,2016(3):291-293.
 Liu M Q,Li X J, Yang Y H, et al. Estimation of the intercropped tobacco area in mountainous area based on ZY - 3 remote sensing images[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2016(3): 291-293.
- [11] 王 政,陈燕丽,莫建飞,等. HJ-1 影像中基于光谱特征的烤烟 识别方法[J]. 烟草科技,2014(1):72-76.
 Wang Z, Chen Y L, Mo J F, et al. Recognition of flue - cured tobacco crop based on spectral characteristics extracted from HJ - 1 remote sensing images[J]. Tobacco Science and Technology,2014 (1):72-76.
- [12] 付 静. 基于无人机图像的山区烟株数量统计方法与试验 [D]. 贵阳:贵州大学,2019.

Fu J. Method and experiment of tobacco number statistics in mountainous area based on UAV image[D]. Guiyang; Guizhou University, 2019.

[13] 栗旭升,刘玉锋,陈冬花,等.结合图像特征的支持向量机高分
 一号云检测[J].国土资源遥感,2020,32(3):55-62.doi:10.
 6046/gtzyyg.2020.03.08.

Li X S, Liu Y F, Chen D H, et al. Cloud detection based on support vector machine with image features for GF - 1 data [J]. Remote Sensing of Land and Resources, 2020, 32(3):55 - 62. doi:10. 6046/gtzyg. 2020.03.08.

 [14] 娄佩卿,陈晓雨,王疏桐,等. 基于无人机影像的喀斯特农耕区 地物识别——以桂林市为例[J]. 国土资源遥感,2020,32(1);
 216-223. doi:10.6046/gtzyyg.2020.01.29.
 Lou P Q, Chen X Y, Wang S T, et al. Object recognition of karst

farming area based on UAV image: A case study of Guilin[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(1):216 - 223. doi:10.6046/gtzyyg.2020.01.29.

- [15] 袁小翠,黄志开,马永力,等. Otsu 阈值分割法特点及其应用分析[J].南昌工程学院学报,2019,38(1):85-90,97.
 Yan X C, Huang Z K, Ma Y L, et al. Analysis of characteristics and application of Otsu threshold method[J]. Journal of Nanchang Institute of Technology,2019,38(1):85-90,97.
- [16] 包丞啸,姜 威,王玉潇.基于大津法分割和局部最大梯度的自动聚焦算法[J].光学技术,2019,45(6):756-761.
 Bao C X, Jiang W, Wang Y X. Automatic focusing algorithm based on Otsu segmentation and local maximum gradient [J]. Optical Technique,2019,45(6):756-761.
- [17] 蔡红玥,姚国清. 基于分水岭算法的高分遥感图像道路提取优 化方法[J]. 国土资源遥感,2013,25(3):25-29. doi:10.6046/ gtzyyg.2013.03.05.

Cai H Y, Yao G Q. Optimized method for road extraction from high resolution remote sensing image based on watershed algorithm [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25 (3):25 - 29. doi:10.6046/gtzyyg.2013.03.05.

 [18] 谢相建,赵俊三,陈学辉,等.基于集对分析的遥感图像 K-均 值聚类算法[J].国土资源遥感,2012,24(4):82-87.doi:10.
 6046/gtzyg.2012.04.14.

Xie X J,Zhao J S,Chen X H, et al. SPA – based K – means clustering algorithm for remote sensing image [J]. Remote Sensing for Land and Resources,2012,24(4):82 – 87. doi:10.6046/gtzyyg. 2012.04.14.

- [19] 刘长齐,邵 堃,霍 星,等.基于加权质量评价函数的 K means 图像分割算法[J]. 计算机科学,2019,46(z1):158-160,187.
 Liu C Q,Shao K,Huo X, et al. K means image segmentation al-gorithm based on weighted quality evaluation function [J]. Computer Science, 2019,46(z1):158-160,187.
- [20] 黄 亮,姚丙秀,陈朋弟,等. 高分辨率遥感影像超像素的模糊 聚类分割法[J]. 测绘学报,2020,49(5):589-597.
 Huang L, Yao B X, Chen P D, et al. Superpixel segmentation method of high - resolution remote sensing image based on fuzzy clustering[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020,49(5): 589-597.
- [21] Guo Y, Jiao L, Wang S, et al. Fuzzy superpixels for polarimetric SAR images classification [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018:2814591.
- [22] 陈美龙,戴声奎.基于 GLCM 算法的图像纹理特征分析[J].通 信技术,2012,45(2):108-111. Chen M L,Dai S K. Analysis on image texture based on gray - level co-occurrence matrix[J]. Communications Technology,2012, 45(2):108-111.

Tobacco fine extraction from UAV image based on fuzzy – superpixel segmentation algorithm

XIA Yan¹, HUANG Liang^{1,2}, CHEN Pengdi¹

(1. College of Land and Resources Engineering, Kunming University of Technology, Kunming 650093, China; Application Engineering Research Center of Spatial Information Mapping Technology in Plateau Mountainous Area of Yunnan Province, Kumming 650093, China)

Abstract: The successful extraction of tobacco single plant automation is of great significance to the realization of tobacco agricultural information, but there are still great difficulties in tobacco fine extraction. Therefore, a tobacco extraction method based on Fuzzy superpixels (FS) algorithm is proposed. Firstly, vegetation coverage area in UAV image is obtained by green space extraction method; secondly, super – pixel segmentation of image is carried out by using FS algorithm, and the mean value, brightness, shape index, aspect ratio, custom vegetation index and other features of super – pixel are counted; finally, the number of tobacco plants is extracted and counted by calculating the feature threshold of super – pixel. Three UAV images were selected as the experimental data. The experimental results show that the overall accuracy of this method is 84.28%, 89.05% and 82.97% respectively. This method can be used for automatic extraction of tobacco plant and can provide effective reference for later calculation of tobacco yield.

Keywords: tobacco; UAV image; fuzzy - superpixel segmentation; information extraction