
结合最适多尺度分割算法和多特征的无人机影像 烟草面积提取

夏炎 毕增辉 冯琦 刘一成 李霞

(云南省水利水电勘测设计研究院空间信息分院)

摘要:

烟草作为我国特殊经济作物,实现烟草种植面积的自动化提取对加强烟草农业信息化起到重要作用,但仍存在诸多问题。因此,提出了最适多尺度分割算法实现对烟草种植面积的自动化提取。首先利用多尺度分割算法对3景无人机影像进行分割尺度为20的分割,然后结合主成分分析和全局Moran's I指数,计算得到的最优分割尺度为600,并计算每个分割区域块的归一化红光指数(NRI)、归一化绿红差异指数(NGRDI)、归一化绿光指数(NGI)、绿红植被指数(GRVI)等7种植被指数的特征值,最后,对烟草种植面积进行提取和统计。实验结果表明,该方法提取烟草面积的精度分别为99.38%、95.98%和99.69%,精度较高。利用该方法,可实现对烟草种植面积的自动化提取,为后期预估烟草产量提供有效参考。

关键词:

烟草; 无人机影像; 多尺度分割; MI指数; 植被指数

Tobacco area extraction from UAV images
combined with optimal multi-scale segmentation
and selection of multiple features

Xia Yan, Bai Shihan, Bi Zenghui, Feng Qi, Li Xia

Abstract:

Tobacco is a special economic crop in my country, the automatic extraction of tobacco planting area plays an important role in strengthening the informationization of tobacco agriculture, but there are still many problems. Therefore, an optimal multi-scale segmentation algorithm is proposed to realize the automatic extraction of tobacco planting area. Firstly, the experiment uses a multi-scale segmentation algorithm to segment 3 scenes of UAV images with a segmentation scale of 20, Then, combining principal component analysis and global Moran's I index, the optimal segmentation scale is calculated to be 600, and the normalized red light index (NRI) and normalized green-red difference index (NGRDI) of each segmented area are calculated. , Normalized Green Light Index (NGI), Green-Red Vegetation Index (GRVI) and other seven characteristic values of vegetation index, Finally, extract and count the tobacco planting area. The experimental results show that the accuracy of extracting tobacco area by this method is 99.38%, 95.98% and 99.69%, respectively, and the accuracy is high.

Using this method, the automatic extraction of tobacco planting area can be realized, and it can provide an effective reference for predicting tobacco production in the later period.

Key words:

Tobacco; UAV image; Multi-scale segmentation; MI; Vegetation index

1 引言

无人机遥感影像具有空间分辨率较高、时效性较强、成本较低等特点,在农业遥感中已被广泛运用。最初,遥感技术发展不成熟,能用于烟草种植研究遥感手段少之又少,吴孟泉等(2008)^[1]利用剔除干扰烟田信息的监督分类方法对烟草种植面积提取;李波等(2013)^[2]借鉴国内外RS的经验,同时提高SAR的发展前景,为后期检测提取烟草面积提供了基础。随着遥感技术慢慢的不断发展,更加成熟的技术也逐渐被应用到烟草面积的提取中,李天坤(2013)^[3]和董梅(2014)^[4]等采用面向对象的方法,分别对凉山州普格县和山东省临沂市所获得到的无人机遥感影像中的烟草区域进行提取,提取精度为81.6%和83.4%;李富欣等^[5](2014)利用多时相的可见光数据对河南省的烟草播种面积进行统计和产量估算;胡九超等^[6](2015)利用2个时相的Terra SAR-X交叉极化模式数据(HH、VV)计算得到最优差值图,从而对烟草的种植面积进行提取,精度达到了82.23%;刘明芹等^[7](2016)则以资源三号卫星作为数据源,利用面向对象分类的方法,以光谱、形状和纹理等属性创建规则,并对烟草种植面积进行提取,提取精度可达到94.36%;陈金(2018)^[8]则对无人机进行了影像特征点提取、匹配,生成DEM、DEM等处理,然后以实测数据对烟草种植面积进行统计;张阳等^[9](2020)以Sentinel-2A作为研究数据,采取决策树分类的方法对湖南省茶陵县的烤烟种植面积进行提取,精度为90.29%。

综上所述,综上所述,随着遥感技术不断进步,无人机已成为获取影像数据的最优途径之一,但在自动提取面积方面,目前仍存在诸多问题,如:提取精度较低、错分漏分情况严重、烟田不规则提取难等情况。针对上述问题,本文提出一种利用主成分分析和MI指数的最适多尺度分割算法,结合多特征对烟草种植面积进行提取。

2 数据和提取方法

2.1 研究区域概况

宜良位于昆明市东南部,地势险要,海拔位于1500m~1800m之间,盆地与山地错落分布,周边环境环绕珠江流域水系,如巴江、摆依河等,有超过100km²的流经面积。宜良县有着较为舒适的气候环境,冬暖夏凉,平均气温16.3℃,全年无严寒酷暑,5~10月降雨量显著增加,降雨量占全年的80%以上。20世纪末期宜良县主要围绕优质水稻、玉米、油菜基地的建设,因此有“滇中小粮仓”之称,后期在得到国家审核和批准下,便开始着手于经济作物烟草的种植,为宜良县带来客观的经济收入。2016-2018年期间,依靠烟叶种植和销售使得农民收入达到9.1584亿元,缴纳烟税20148.47万元,为财政的贡献率超过25%,在农民增收和草业提效等方面做出巨大贡献。研究区域示意图如图1所示。

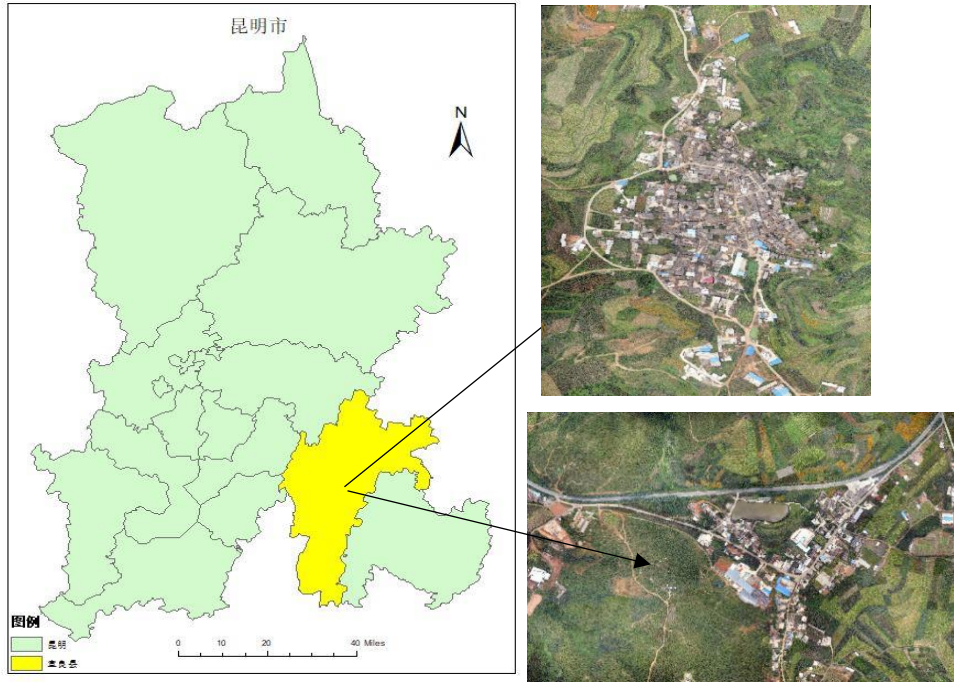


图1 研究区域示意图

Fig1 Schematic diagram of the study area

2.2 数据获取

无人机影像主要是以无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) [10]为空中搭载平台, UAV 作为一种无人驾驶的航空器, 搭载上遥感设备, 如激光扫描仪、光学相机、红外扫描仪和数码相机等获取得到对应信息的影像, 是一种集成了遥控和遥测技术、视频影像传输技术、高空拍摄技术和计算机图像处理技术的新型应用型技术。无人机航拍系统有较强的适应性, 在城市、丘陵、平原等地均适用, 成本也相对较低; 结合超低空的飞行高度和搭载的高精度数码成像设备, 可获得空间分辨分米级和厘米级的影像, 满足较大比例尺的遥感应用[11]。与卫星影像相比, 无人机拍摄具有高清晰、高分辨率、较强现势性和自主性、低成本等特点, 无人机影像的分辨率则随航高升高而降低, 拍摄时可按相同间隔和相同距离两种方式拍摄, 按等时拍摄时, 由于飞行速度不恒定, 影像会发生不规则变形; 按等距拍摄时, 影像的重叠度较好。

本文主要使用的无人机为飞马 E2000 无人机, 是一款小型多旋翼高精度航测无人机, 面向低空摄影测量应用, 具备厘米级导航定位系统和高性能成像系统, 标配 2430 万像素的航测模块和高精度差分 GNSS 板卡, 起飞方式为无遥控器垂直起降, 差分 GPS 更新频率为 20Hz, 抗风能力可达 6 级, 无人机具体结构和具体系统参数如图 2、图 3 所示。该无人机稳定性较强, 具有长航时、高效率和高可靠性等优点, 且包含免像控成图、精准地形跟随飞行和自动避障功能。本次拍摄影像时飞行速度为 85km/h, 飞行高度为 3000m 至 4000m 之间, 当天拍摄天气情况良好, 无遮挡, 气温 19℃。



图2 E2000 无人机结构图
Fig2 E2000 UAV structure diagram

整机重量	2.8kg	最大爬升速度	8.0m/s (手动), 5.0m/s (自动)
对称电机轴距	598mm	最大下降速度	5.0m/s (手动), 3.0m/s (自动)
外形尺寸 (不含桨叶)	展开 495 × 442 × 279mm 折叠 495 × 442 × 143mm	悬停精度RTK	水平1cm+1ppm 垂直2cm+1ppm
导航卫星	GPS, BeiDou, GLONASS	差分GPS更新频率	20Hz
动力方式	电动	最大起飞海拔高度	4000m
飞行器最大速度	20m/s (飞机倾斜25度时)	抗风能力	6级 (10.2-13.8m/s)
续航时间	60min	任务响应时间	展开 ≤ 10min, 接收 ≤ 15min
续航里程	50km	测控半径	10km
工作温度	-20~45℃	起降方式	无遥控器垂直起降

图3 E2000 无人机系统参数
Fig3 E2000 UAV system parameters

2.3 数据源

本文选取3景无人机影像作为面积提取实验影像，数据1的大小为5196像素×5671像素，数据2的像素为5147像素×5669像素，数据3的像素为5138像素×5666像素，包含了R、G和B三个波段，三景无人机影像的分辨率均为0.05m，且影像均无云雾遮挡，数据质量较好。对影像进行目视解译可知，影像中所包含的地物有灌木、杂草、玉米、烟草、裸地、道路、房屋建筑等，由于云南特有的地形，使得农作物的种植区域并不连续。从影像上我们可以看到烟草和玉米种植形状并不规则，多呈弧状或条带状，少数呈梯形状或矩形状，种植方式不连续，和玉米交叉种植，且种植区域中还混杂着大量的杂草和灌木，少数烟草种植在建筑房屋之间，且种植面积较小。

就种植情况来看，该阶段的烟草植株差异较大，有的叶片生长较为饱满，叶片完整呈花瓣状，烟株叶片面积较大，颜色呈青黄色；有的叶片已经部分凋落，烟株分布较为零散，同时暴露了底部的覆膜，叶片较小，呈柠檬黄；从整体上看，由于影像分辨率较高，但烟草种植间距过大，种植分散，土壤暴露过多，结合穿插在中间的杂草和灌木，很难区分每一块烟草种植区的种植边界，还有一些种植过烟草但目前只剩下凋落的烟株叶片和覆膜，这对将其是否判定为烟草种植区域带来一定难度。如图4中(a)、(b)、(c)所示。



a: 数据 1
a: image1
b: 数据 2
b: image2
c: 数据 3
c: image3

图 4 无人机影像
Fig4 UAV images

2.4 面积提取研究方法

本研究主要针对无人机影像种的烟草种植面积进行提取，研究方法主要分为：1) 对无人机影像进行预处理，例如裁剪和配准等，该实验裁剪了 3 景影像作为研究对象；2) 利用多尺度分割算法对影像进行分割，以分割步长 15 进行 20 次分割；3) 结合主成分分析和 MI 指数，对每次分割进行计算分析，选择出最佳分割尺度；4) 构建适合烟草的植被特征指数，并进行计算和分析；5) 在最佳分割的结果上，结合植被指数的值对烟草种植面积进行提取，并进行精度评价。具体流程图如图 5 所示：

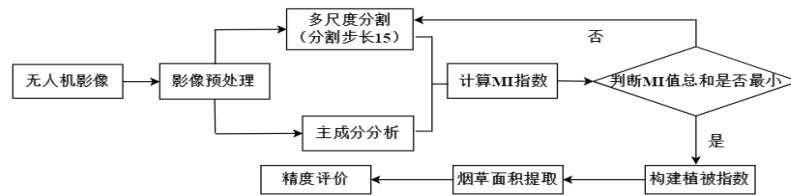


图 5 面积提取方法流程图

Fig5 Flow chart of area extraction method

2.4.1 多尺度分割算法

在诸多的分割算法中，多尺度分割算法（Multiresolution Segmentation）是目前使用量较多的分割算法之一，该算法的核心为分型网络演化算法（Fractal Net Evolution Approach, FNEA）^[12]。该分割算法的初始像元为随机选取的像元，并将相似像元进行合并，以“自上而下”的形式合并为面积大小不规则的对象。利用对象间的平均异质性最小、对象内部像元间同质性最大的原则，使得相邻图像或像元进行扩张合并^[13]，通过不断扩张迭代形成新对象，且确保生成对象间的异质性始终小于设定阈值。该分割方法可以将不同地物类别的形态大小和特征分布用最合适的尺度来表达，该算法通常在 eCognition 主进程中进行。

该算法中包含异质性因子、波段权重和分割尺度等^[14]参数，其中，确定异质性的参数又包括颜色因子（color）和形状因子（shape），关系如下所示^[15]：

$$f = (1 - w_{shape}) \cdot \Delta h_{color} + w_{shape} \cdot \Delta h_{shape} \quad (1)$$

$$\Delta h_{color} = \sum_c w_c (n_m \cdot \sigma_c^m - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (2)$$

$$\Delta h_{shape} = w_{cmpct} \cdot h_{cmpct} + (1 - w_{cmpct}) \cdot h_{smooth} \quad (3)$$

其中， Δh_{color} ：光谱异质性； Δh_{shape} ：形状异质性； w_c ：以各特征值百分比的权重； obj_1 和 obj_2 ：合并前的对象1和对象2； m ：合并后的对象， n ：像元总数； σ ：对象c主成分的标准差； h_{smooth} ：形状光滑度； h_{cmpct} ：形状紧致度； w_{cmpct} ：紧致度权重。具体表达式如下：

$$h_{cmpct} = n_m \cdot \frac{l_m}{b_m} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}}) \quad (4)$$

$$h_{smooth} = n_m \cdot \frac{l_m}{\sqrt{n_m}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}}) \quad (5)$$

其中， l ：对象周长； b ：对象外切矩形周长； n ：对象内像元总数。且用对象前后合并的差值评价形状异质性变化的大小。

从式子中可以看出，多尺度分割算法的建立是以颜色因子或形状因子的权重以及形状光滑度和形状紧致度的权重为基础。选择合适的权重值对后期对象的形状优化提供良好的保障。此外，该算法还需对分割的尺度参数进行设置，该参数与对象间异质性的阈值有关，主要决定最小面向对象的面积。设置的分割尺度决定了分割面积大小和分割数量，尺度设置的大小和面积成正比，和面积数量成反比。分割尺度的差异对信息提取的精度有着重要影响，因此，为确保将不同地物类型的轮廓勾勒清楚，后期则需对该算法进行优化。

2.4.2 全局 Moran' s I 指数

在对度尺度分割算法的描述中介绍过，对象之间的异质性是评判良好分割效果的重要标准。对此，该实验引入了全局 Moran's I 指数 (MI)，主要是用来描述所有的空间单元在整个区域上与周边地区的平均关联程度^[16]，也称为空间自相关，是遥感影像数据特有的属性，在判断空间对象是否可分时作为依据^[17]。其实质是：空间单元空间单元的邻接权重指数空间单元间属性偏差值的乘积。前者与各地区空间位置关系相对应，后者与各地区属性值差异相对应，两者先求积，再求和，在整个空间上，得到所有地区的相关性程度。在本研究中，仅将具有公共边界的区域视为相邻区域。MI 值越小，段间异质性越高。表达式如下^[18]：

$$MI = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2)(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij})} \quad (6)$$

其中， n ：目标分割对象像素总和； y_i ：对象*i*光谱均值， \bar{y} ：无人机影像在某主成分上的均值； w_{ij} ：对象*i*邻近或远离对象*j*的影响，称为空间关系权重，若对象*i*与对象*j*相邻，则 $w_{ij}=1$ ，否则 $w_{ij}=0$ 。

在该研究中，仅根据目视判读很难确定最佳分割尺度。利用 eCognition9.0 对无人机影像进行多尺度分割，分割尺度从 400-700，以 20 为步长，得到分割后无人机各个分割尺度

的光谱均值 (Mean)、亮度值 (Brightness) 和混合差分 (Mix-diff), 并以各主成分的百分比作为空间关系权重值, 计算各值的 MI 指数, 并将其相加, 所得到的总和最小, 则空间自相关性越弱, 段间异质性和分割效果成正比。其中, 光谱均值 (Mean)、亮度值 (Brightness) 和混合差分 (Mix-diff) 的计算公式如下:

均值 (Mean): 由构成对象的全部 N 个像素的灰度值 C_n 计算得到均值:

$$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{Li} \quad (7)$$

亮度 (Brightness):

$$b = \frac{1}{n_L} \sum_{i=1}^{n_i} \bar{c}_i \quad (8)$$

在式子(7)和(8)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。

混合差分 (Mix-diff): 对于每一个相邻的对象, 计算图层间混合平均值的差分, 根据相邻对象的面积赋予权重:

$$\Delta C_L = \frac{1}{A} \cdot \sum_{i=1}^n A_i \cdot (\bar{C}_L - \bar{C}_{Li}) \quad (9)$$

在式子 (9) 中, A :所有邻域对象的总面积, A_i :第 i 邻域对象的面积, \bar{C}_L :目标对象的图层均值, \bar{C}_{Li} :第 i 个邻域对象的图层均值, n :相邻对象的个数。

2.4.3 特征最佳阈值分析

针对选取的 3 景无人机影像进行多次特征植被指数的验证, 最终选取归一化红光指数 (NRI)、归一化绿红差异指数 (NGRDI)、归一化绿光指数 (NGI)、绿红植被指数 (GRVI)、过红指数 (EXR)、过绿指数 (EXG) 和过蓝指数 (EXB) 共七个植被指数作为提取烟草面积的特征值。具体计算公式如表 1 所示。

表 1 文中使用的可见光植被指数的公式及来源

Table1 The formula and source of the visible light vegetation index used in the article

植被指数	公式	来源
过绿指数 (EXG)	$EXG = 2 \times \rho_{green} - \rho_{red} - \rho_{blue}$	文献 ^[19]
过红指数 (EXR)	$EXR = 2 \times \rho_{red} - \rho_{green} - \rho_{blue}$	文献 ^[19]
过蓝指数 (EXB)	$EXB = 2 \times \rho_{blue} - \rho_{green} - \rho_{red}$	文献 ^[19]
绿红植被指数 (GRVI)	$GRVI = \frac{\rho_{green}}{\rho_{red}}$	文献 ^[20]
归一化绿光指数 (NGI)	$NGI = \frac{255 \times \rho_{green}}{(\rho_{red} + \rho_{green} + \rho_{blue})}$	文献 ^[21]
归一化红光指数 (NRI)	$NRI = \frac{255 \times \rho_{red}}{(\rho_{red} + \rho_{green} + \rho_{blue})}$	文献 ^[21]
归一化绿红差异指数 (NGRDI)	$NGRDI = \frac{\rho_{green} - \rho_{red}}{\rho_{green} + \rho_{red}}$	文献 ^[22]

注释: $\rho_{red}, \rho_{green}, \rho_{blue}$ 分别表示红、绿、蓝 3 个波段的像元值

3 结果与分析

3.1 最优尺度分割结果

3.1.1 影像分割权重设置

本研究对无人机影像进行主成分变换分析,以变换后的光谱成分作为编辑层,计算得到的各成分对应特征值的百分比作为权重。且无人机影像虽仅包含 3 个波段却可获得更多信息量,分割运算中加入主成分变换后的特征层可使得计算速度更快、精确度更高。利用该方法将图像信息进行压缩^[23],得到的特征值作为分割权重指标更加客观。表 2 为无人机影像经过主成分变换后的统计属性。

表 2 主成分变换属性统计表

Table2 Principal component transformation at tribute statistics table

主成分	特征值	特征值	累计特征值
PC1	5717.89	90.94%	90.94%
PC2	399.92	6.36%	97.31%
PC3	169.12	2.69%	99.99%

3.1.2 最优分割尺度选取

在该研究中,仅根据目视判读很难确定最佳分割尺度。利用 eCognition9.0 对无人机影像进行多尺度分割,分割尺度从 400-700,以 20 为步长,得到分割后无人机各个分割尺度的光谱均值、亮度值和标准差,并以各主成分的百分比作为空间关系权重值,计算各值的 MI 指数,并将其相加,所得到的总和最小,则空间自相关性越弱,段间异质性和分割效果成正比。

本研究利用 eCognition9.0 软件,对三景无人机影像进行多尺度分割,统计分割后对应分割对象 R、G、B 波段的光谱均值、亮度值和标准差,并分别计算不同分割尺度下对应特征的 MI 指数,计算后的统计结果如图 6 所示。

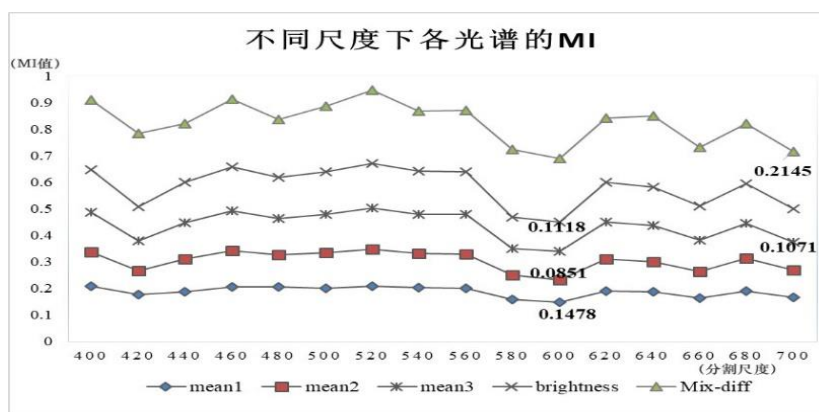


图6 不同尺度下各光谱的MI

Fig6 MI of each spectrum at different scales

从图可知，当分割尺度为 600 时，R、G、B 三波段对应得 MI 指数分别为 0.1478、0.0851 和 0.1063，亮度值对应的 MI 指数为 0.1118，标准差对应的 MI 指数为 0.2379，虽然 B 波段和标准差对应的 MI 指数并非最小，但各值 MI 指数总数最小，值为 0.6889。说明当分割尺度为 600 时，过分割和欠分割情况最少，分割效果最好。

3.1.3 多尺度分割结果

本研究以 600 为最优分割尺度、0.5 为形状因子和紧致度因子，对影像进行分割。从分割结果可以看出，该分割方法的边界附着度较好。数据 1 中对道路和房屋的分割效果较好，对于种植的田块分割的边界附着性也较好，但由于部分田块较大，受周围杂草影像较大且影像分辨率较高，导致田块边界不够清晰，出现部分过分割现象，如图 7 (a)；数据 2 中田块过分割情况较少，但玉米和杂草的分割边界并不明显且右下角地块较小较为零散分散，出现部分欠分割情况，如图 7 (b)；数据 3 中左边部分大多为道路和建筑，其他区域均为种植的田块，整体上分割情况均较好，边界重合率较高，如图 7 (c)。这为后期烟草种植面积提取奠定了良好的提取基础。



a: 数据 1 分割结果

b: 数据 2 分割结果

c: 数据 3 分割结果

a: image1 segmentation result b: image2 segmentation result c: image3 segmentation result

图7 面积最优多尺度分割结果

Fig7 Multiscale segmentation results with optimal area

3.2 特征最佳阈值选取和分析

首先以多尺度分割结果作为分析源，利用上述构建的植被指数作为提取的特征来计算

每一个分割对象的特征值，分别进行计算和分析，结合监督分类的方法，将影像主要分为玉米杂草（weed-corn）、道路（rode）、建筑（building）、裸地（bear-land）和烟草（tobacco）五种地物。其中，为了后期提取的方便，本文将灌木、杂草和玉米分为一类（weed-corn）。分别对三景影像分割后的结果进行特征值计算，以计算所得特征值的均值作为每种地物对应的植被指数值。为了更好地将数值的变化情况反映在折线图中，分别将NGRDI值和GRVI值扩大1000倍和100倍，具体情况如图8所示。

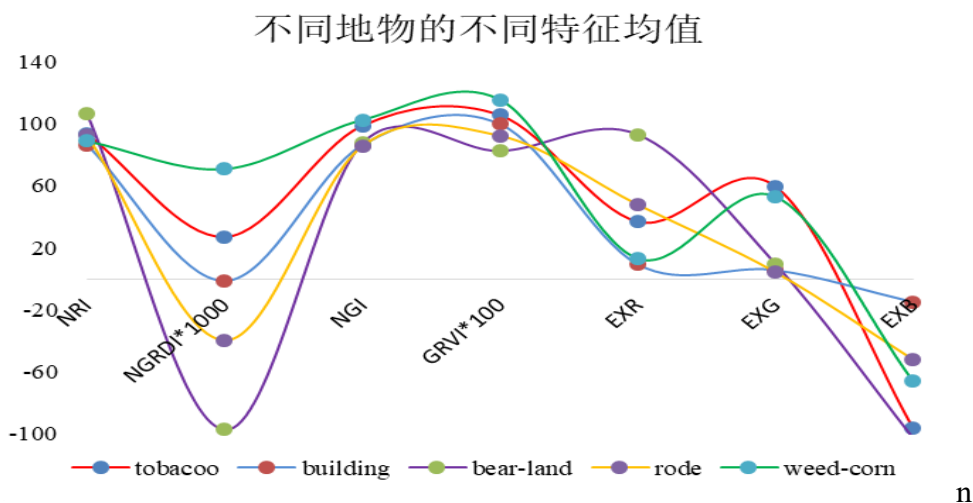


图8 不同地物的植被指数均值

Fig8 Mean values of vegetation index of different features

从图中我们可以看出，五类地物除了NRI指数值较为相近之外，烟草的特征值均能与其他地物做出区分。其中，烟草的NRI值为93.598，NGRDI的值为0.027，NGI的值为98.837，GRVI的值为1.057，EXR的值为36.901，EXG的值为-96.561，EXB的值为-96.561。利用以上特征，能够很好的将烟草种植区域区分出来，从而进行提取。

3.3 烟草面积提取结果

采用多尺度分割算法得到的烟草种植面积提取结果如图9(a)、(b)和(c)所示。三景影像中，红色边界所围成的闭合区域为提取得到的烟叶种植面积。其中，数据1提取得到的总种植面积为1596.884m²，实际种植面积为1589.925m²，数据2提取得到的总种植面积为1181.42m²，实际种植面积为1133.908m²，数据3提取得到的总种植面积为868.863m²，实际种植面积为866.158m²。



a:数据1面积提取结果

b:数据2面积提取结果

c:数据3面积提取结果

a:imagelarea extract result

b:image2 area extract result

c:image3 area

extract result

图9 无人机影像烟草种植面积提取结果

Fig9 Extraction results of tobacco planting area from UAV images

3.4 精度评价

从图 3.7 中可以看出, 对于大部分种植烟草的区域都能做到较为准确的提取。其中, 数据 1 影像上方的一块接近三角型的烟草种植区域未被提取, 以及部分零散边界处未被提取, 其余部分均被准确提取, 数据 1 的提取精确度为 99.38%, 错检率为 5.01%, 漏检率为 6.59%, 总体精度为 88.4%; 数据 2 左下方和中部下方分别有一块不规则和近似矩形地块被错误提取, 以及一部分零散区域, 例如与烟草种植区域相连接的裸地和杂草被错误的识别为烟草, 数据 2 的提取精确度为 95.98%, 错检率为 16.19%, 漏检率为 0.04%, 总体精度为 83.77%; 数据 3 左下方和有上方均有大块烟草种植区域未被识别, 部分区域识别错误, 数据 3 的提取精度为 99.69%, 错检率为 7.41%, 漏检率为 9.85%, 总体精度为 82.74%。分析三景影像的提取结果可知, 虽然提取的面积精确度均较高, 但仍存在较多错检和漏检的情况, 数据 1 中和数据 3 中, 错检率和漏检率均较高, 数据 3 的整体高于数据 1, 而数据 2 中, 造成误差的主要原因均来自错检部分。具体结果如表 3 所示。

表 3 烟草种植面积种植结果

Table3 Planting results of tobacco planting area

数据	提取面积	实际面积	精确度	错检率	漏检率	总体精度
数据 1	1596.884m ²	1586.925m ²	99.38%	5.01%	6.59%	88.4%
数据 2	1181.42m ²	1133.908m ²	95.98%	16.19%	0.04%	83.77%
数据 3	868.863m ²	866.15m ²	99.69%	7.41%	9.85%	82.74%

4 讨论

本文以云南省昆明市烟草种植区域的无人机遥感影像作为研究对象, 对烟草的种植面积提取进行了研究, 但由于资金和时间等因素的限制, 该研究还存在以下问题: (1) 该实验中的无人机影像仅含三个波段、空间分辨率较高, 使得田块与田块、田块与道路等地物的分割界限较为模糊, 无法做到精准分割边界; (2) 不同生长情况的烟草对烟田的分割和提取也有较大影响, 生长情况较好的田块, 烟叶地表覆盖率较高, 在分割和提取上的困难也较小; 生长情况较差的田块, 烟叶较为稀疏, 部分区域还存在叶片凋落的情况, 造成下方土壤暴露部分较多且与田块边界相连, 给边界分割和提取带来了极大的干扰; (3) 由于云南地势特殊, 海拔差距较大, 使得烟草种植区域并不连续, 在田块周围还存在诸多地物, 如宅基地、道路和杂草等穿插在烟田间, (4) 杂草、灌木的光谱信息与烟草较为接近, 种植玉米的田块与烟田形状较为接近, 在使用光谱信息和形状指数对边界进行提取时, 存在较大干扰。

5 结论

为实现烟草种植面积的自动化提取和统计, 实验引入主成分分析和 MI 指数, 计算分析后选择出适合烟草的植被指数, 并结合多尺度分割算法得到的最优分割结果, 最终得到烟草种植面积的提取结果。结果表明, 利用该方法提取得到的精度均在 95%以上, 且得到的边界情况较好, 完全可以满足生产需求, 可以为后期烟草精细化提取提供一些新的有效的技术手段, 也能为后期烟草行业估产、销售和管理提供些许帮助。针对上述存在问题,

在后期的研究中还会加以改进和完善，可将无人机影像与 LiDAR 数据相结合，获取高程信息，从而得到更准确的种植面积。

参考文献：

- [1] 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(03):305-309.
- [2] 李波,贾龙浩,周忠发.高分辨率 SAR 在喀斯特山地烟草生长建模中的应用探讨[J].中国烟草科学.2013,34(05):104-107.
- [3] 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].四川农业大学,2013
- [4] 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积提取和监测[J].测绘科学.2014,39(09):87-90.
- [5] 李富欣,张利红,徐敏.基于 GIS 的河南省烤烟移栽面积遥感监测及产量估算[J].江西农业学报.2014,26(07):76-79.
- [6] 胡九超,周忠发.利用多时相多极化差值图在高原山区进行烟草识别[J].江苏农业科学.2015,43(03):388-391.
- [7] 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.2016,44(03):291-293.
- [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(01):96-99.
- [9] 张阳,屠乃美,陈舜尧,等.基于 Sentinel-2A 数据的县域烤烟种植面积提取分析[J].烟草科技.2020,53(11):15-22.
- [10] 李德仁,李明.无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J].武汉大学学报(信息科学版).2014,39(05):505-513.
- [11] 杨润书,吴亚鹏,李加明,等.无人机航摄系统的特点及应用前景探讨[J].地矿测绘.2011,27(01):8-9.
- [12] 陈柳.基于无人机影像的一种农田景观小尺度地物的分类方法研究[D].沈阳农业大学,2020.
- [13] Baatz M, Schape A. An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation [C]. 2000.刘丹丹,刘江,张玉娟,等.面向对象的多尺度高分影像建筑物提取方法研究[J].测绘与空间地理信息.2016,39(06):17-20.
- [14] 徐菲楠,祁元,王建华,等.面向对象的黑河下游河岸林植被覆盖信息分类[J].遥感技术与应用.2015,30(05):996-1005.
- [15] Leong C, Haszard JJ, Heath A M, et al. Using compositional principal component analysis to describe children's gut micro biota in relation to diet and body composition [J]. The American Journal of Clinical Nutrition. 2020,111(1):18-20.
- [16] Espindola G M , Camara G , Reis I A , et al. Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14):3035-3040
- [17] Wang F , Yang W , Ren J . Adaptive scale selection in multiscale segmentation based on the segmented object complexity of GF-2 satellite image[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2019, 12(22):558-561.
- [18] Zheng Y, Zhu Q, Huang M, et al. Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields [J]. Computers and Electronics in Agriculture. 2017,141:215-222.
- [19] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations from orbiting vegetation [J]. Remote Sensing of Environment. 1979,8(2):127-150.
- [20] Merca doluna A, Rico garcia E, Lara herrera A, et al. Nitrogen termination on tomato (*Lycopersicon esculentum* Mill.) seedlings by color image analysis (RGB)[J]. African Journal of Bio technology. 2010,9(33):5326-5332.

-
- [21] 杨琦,叶豪,黄凯,等.利用无人机影像构建作物表面模型估测甘蔗 LAI[J].农业工程学报.2017,33(08):104-111.
- [22] 张梦迪.主成分分析在遥感图像处理中的应用[J].电子技术与软件工程.2015(22):99.
- [23] Goreham J A, Landry S C Kozey J W, etal. Using principal component an alysis to in vestigate pacing strategies in elite international canoe kayak sprint races. [J]. Sports biomechanics. 2020,03(18):223-230.