



基于无人机高光谱影像的薇甘菊分布提取研究——以云南德宏州为例

刘雪莲, 石雷, 李宇宸, 刘梦盈, 姚俊, 马云强, 杨绪兵

引用本文:

刘雪莲, 石雷, 李宇宸, 等. 基于无人机高光谱影像的薇甘菊分布提取研究——以云南德宏州为例[J]. 热带亚热带植物学报, 2021, 29(6): 579–588.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11926/jtsb.4386>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[从种内、种间化感作用分析入侵种薇甘菊及其近邻种的非协同进化趋势](#)

热带亚热带植物学报. 2020, 28(1): 1–9 <https://doi.org/10.11926/jtsb.4074>

[我国入侵植物薇甘菊\(菊科\)的细胞学研究](#)

Cytology of *Mikania micrantha* (Asteraceae), An Invasive Plant in China

热带亚热带植物学报. 2016, 24(5): 508–514 <https://doi.org/10.11926/j.issn.1005-3395.2016.05.006>

[外来入侵植物与人工林下层植被结构的关联性](#)

热带亚热带植物学报. 2020, 28(1): 10–16 <https://doi.org/10.11926/jtsb.4050>

[外来入侵植物薇甘菊的2种化感物质对土壤氮循环的影响](#)

Effects of Two Allelochemicals in Alien Invasive Plant *Mikania micrantha* on Soil Nitrogen Cycling

热带亚热带植物学报. 2020, 28(3): 292–300 <https://doi.org/10.11926/jtsb.4150>

[福建省农田生态系统外来入侵植物种类及其分布](#)

Species and Distribution of Invasive Alien Plants in Farmland Ecosystems of Fujian Province

热带亚热带植物学报. 2020, 28(6): 547–556 <https://doi.org/10.11926/jtsb.4206>

[向下翻页，浏览PDF全文](#)

基于无人机高光谱影像的薇甘菊分布提取研究 ——以云南德宏州为例

刘雪莲^{1,2}, 石雷^{1*}, 李宇宸³, 刘梦盈¹, 姚俊¹, 马云强⁴, 杨绪兵²

(1. 中国林业科学研究院资源昆虫研究所, 昆明 650223; 2. 南京林业大学信息科学技术学院, 南京 210037; 3. 华南师范大学地理科学学院, 广州 510631; 4. 西南林业大学生物多样性保护学院, 昆明 650223)

摘要: 为有效控制薇甘菊入侵, 及时掌握其空间分布和动态变化, 基于无人机高光谱数据, 通过深度学习(DL)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等方法提取云南省德宏州薇甘菊分布情况。结果表明, DL、SVM和RF等3种方法均有效实现了薇甘菊的分布提取, 以DL方法的提取效果最佳, 制图精度和用户精度分别为96.61%和95.00%; 其次为RF方法, 制图精度和用户精度分别为94.83%和91.67%; SVM方法的制图精度和用户精度分别为92.45%和81.67%。这3种方法均能很好提取薇甘菊集中分布区域, 且DL和RF方法对零散分布薇甘菊的识别效果优于SVM。因此, 无人机高光谱影像为薇甘菊的监测、预警和精准防治提供了支撑和依据, 对保护当地生态系统安全具有重要意义。

关键词: 薇甘菊; 无人机遥感; 深度学习; 支持向量机; 随机森林

doi: 10.11926/jtsb.4386

Distribution Extraction of *Mikania micrantha* Based on UAV Hyperspectral Image: A Case Study in Dehong, Yunnan Province, China

LIU Xuelian^{1,2}, SHI Lei^{1*}, LI Yuchen³, LIU Mengying¹, YAO Jun¹, MA Yunqiang⁴, YANG Xubing²

(1. Research Institute of Resource Insects, Chinese Academy of Forestry, Kunming 650223, China; 2. College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 3. School of Geography, South China Normal University, Guangzhou 510631, China; 4. College of Biodiversity Conservation, Southwest Forestry University, Kunming 650223, China)

Abstract: As a highly dangerous alien species, *Mikania micrantha* has become a serious threat to the ecosystem health and biodiversity of invasive sites. In order to effectively control its invasion, and grasp its spatial distribution and dynamic change, its distribution in Dehong Prefecture, Yunnan Province was extracted by deep learning (DL), support vector machine (SVM) and random forest (RF) methods based on UAV hyperspectral data. The results showed that three methods could effectively extract the distribution of *M. micrantha*, in which DL method had the best extraction effect with mapping accuracy and user accuracy of 96.61% and 95.00%, respectively, followed by the RF method with those of 94.83% and 91.67%, and the SVM method with those of 92.45% and 81.67%. All three methods could well extract the concentrated distribution areas of *M. micrantha*, the methods of DL and RF were better than SVM in identification of fragmented distribution of *M. micrantha*. Therefore, UAV hyperspectral images would provide supports and basis for the monitoring, early warning and precise control of *M. micrantha* invasion, which was of great significance to protect the security of local ecosystems.

收稿日期: 2021-01-21

接受日期: 2021-04-16

基金项目: 云南省产业技术领军人才计划项目; 林业公益性行业科研专项经费(201504305)资助

This work was supported by the Project for Leading Talents of Industrial Technology in Yunnan, and the Special Fund for Scientific Research of Forestry Public Welfare Industry (Grant No. 201504305).

作者简介: 刘雪莲(1992~), 女, 主要从事生态学研究。E-mail: ynlx1@163.com

* 通信作者 Corresponding author. E-mail: leishi@139.com

Key words: *Mikania micrantha*; UAV remote sensing; Deep learning; Support vector machine; Random forest

薇甘菊(*Mikania micrantha*)原产于南美洲和中美洲^[1], 也称小花蔓泽兰或小花假泽兰, 是菊科(Compositae)多年生草本植物或灌木状攀缘藤本, 已经广泛传播到了亚洲热带地区和太平洋上的一些岛屿^[2]。由于薇甘菊营养生长非常迅速, 通过攀缘、缠绕导致其他植物死亡, 极易破坏当地的生态环境, 已成为当今热带、亚热带地区危害最严重的杂草之一^[3-4]。

薇甘菊自 20 世纪 80 年代初期传入我国香港、深圳等地, 目前, 薇甘菊已在我国香港、广东、海南、云南等地区广泛扩散, 并伴有进一步扩散的趋势^[5-7]。薇甘菊的入侵已严重威胁当地的生态系统健康和生物多样性, 钟晓青等^[8]采取随机抽样和全面调查的方式, 运用市场价值法、影子工程法等进行评估, 薇甘菊入侵造成内伶仃岛森林生态系统服务功能的经济损失 383.49~862.86 万元, 每年生物多样性损失 66.80~150.31 万元, 估计全岛年损失近 450.29~1 013.17 万元。贺东北等^[9]对德宏州薇甘菊分布规律进行了研究, 认为薇甘菊攀缘或缠绕的植物主要有西南桦(*Betula alnoides*)、橡胶(*Hevea brasiliensis*)、杉木(*Cunninghamia lanceolata*)、澳洲坚果(*Macadamia ternifolia*)、咖啡(*Coffea arabica*)、龙竹(*Dendrocalamus giganteus*)、茶(*Camellia sinensis*)和桤木(*Alnus cremastogyne*)等速生、喜光照和湿热的树种, 受危害面积达 8 602.40 hm², 占全部危害面积的 51.88%。在马来西亚薇甘菊的覆盖危害可使橡胶树种子萌发率降低 27%, 橡胶产量在早期 32 个月内减产 27%~29%^[10]。薇甘菊严重威胁木本植物生存生长, 仅在云南薇甘菊就可危害 30 多种植物^[11]。为了有效控制薇甘菊入侵, 需对其空间分布和动态变化进行监测与统计。

传统的监测方法主要以野外实地调查等人工监测为主, 难以深入森林腹地等复杂地区进行调查, 需消耗大量的人力、物力, 且由于不同监测人员的判断不同, 监测的结果主观性强, 也影响监测结果的准确性。随着遥感技术的运用, 为精准提取薇甘菊影像提供了一种有效的途径。胡佳等^[12]基于 WorldView-2 高分辨率遥感影像, 对深圳市局部地区的薇甘菊开展光谱和纹理分析, 其入侵范围的制图精度达 87.6%, 用户精度 88.4%, 表明高分辨率遥感影像能精细识别薇甘菊。柳帅等^[13]基于 Pleiades-1

高分辨率遥感影像进行光谱与纹理信息分析, 对广东省深圳市薇甘菊信息, 综合识别精度达 95.3%, 实现了薇甘菊的精细识别。

利用卫星及航空遥感监测薇甘菊, 虽然可实现大范围监测, 提高监测效率和准确性, 但需要高空分辨率的影像, 存在价格昂贵, 时间分辨率不高等问题^[14-16]。柳宗伟等^[17]通过无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)为采集复杂环境的数据提供了一种低成本、低风险的高可行性方案, 通过无人机搭载高光谱成像仪采集高分辨率影像, 运用最大似然和支持向量机方法, 对薇甘菊与其他物种的特征识别精度达到 90% 以上。刘彦君等^[18]基于广东省增城林场无人机遥感影像数据, 采用 SVM 和 ASP+ABS 波段选择法, 薇甘菊分布的制图精度和用户精度分别达到 95.98% 和 92.98%, 解译效果显著。无人机高光谱遥感可为局部区域薇甘菊的快速获取、精准监测预警和防治提供高效手段。同时, 无人机遥感系统具有运载便利、灵活性高、作业周期短、影像数据分辨率高等优势, 较高的空间和时间分辨率使其在遥感方面得到越来越多的应用^[18-19]。因此, 本文采用无人机对薇甘菊进行有效监测, 基于无人机高光谱数据, 通过深度学习(deep learning, DL)、支持向量机(support vector machine, SVM)和随机森林(random forest, RF)方法提取薇甘菊分布范围, 为薇甘菊的防治提供支持和依据, 对保护当地生态系统安全具有重要意义。

1 研究区概况

研究区位于云南省西部的德宏州, 与缅甸接壤。薇甘菊已在德宏州 5 县(市) 46 个乡镇发现, 占全州乡(镇)数的 92%。薇甘菊多在山林、荒地、道路旁、沟渠边、河堤、甘蔗地及经济作物园发生, 总发生面积达 3.20×10⁴ hm², 不仅制约着德宏州支柱产业和新兴产业的发展, 还威胁着粮食、经济和生态安全。根据德宏州薇甘菊的入侵历史和发生发展情况^[21-22], 选择发生严重和典型地区为设置样地(图 1), 样地位于德宏州东南部, 98°16'12"~98°16'34" E, 24°12'31"~24°12'37" N, 面积为 12.36 hm², 年均温 19.6℃, 属南亚热带季风气候, 年均降雨量 1 654.60 mm。

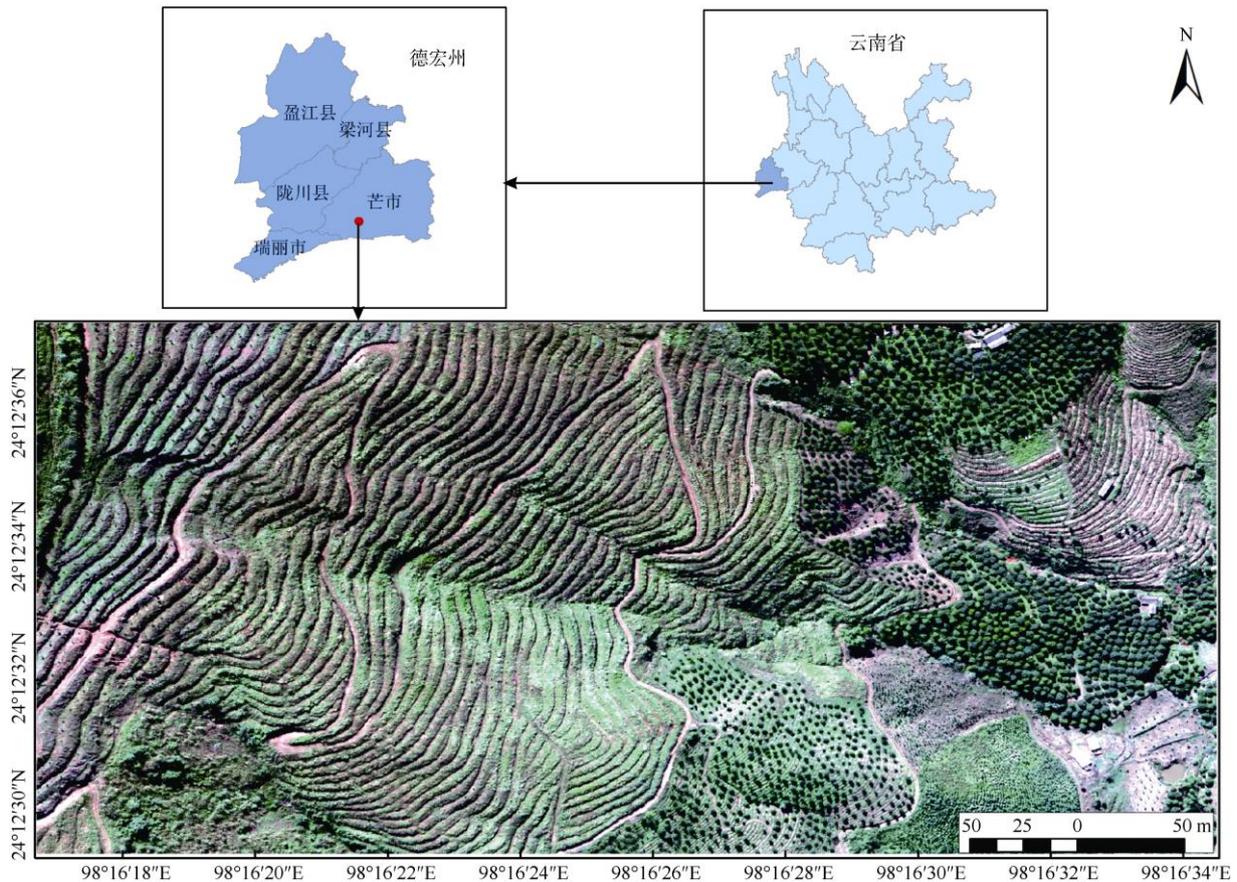


图1 研究区位置

Fig. 1 Location of the studied area

2 方法

2.1 基于无人机高光谱影像数据的获取和预处理

在薇甘菊盛花期的 2019 年 11 月 12 日, 使用搭载美国 Headwall Photonics 公司的 Hyper Spec VNIR 型可见光近红外高光谱成像光谱仪的固定翼无人机, 采用全反射同心光学设计并设置 $f/2$ 的大通光孔径, 光谱范围为 400~1 000 nm, 光谱通道为 324 个, 获取薇甘菊的高光谱影像。

无人机完成高光谱成像作业后, 使用 Agisoft Photoscan 软件(Agisoft LLC, 俄罗斯)对影像数据进行拼接处理^[23]。将影像图片和 POS (position and orientation system)数据导入软件中, 输出数字正射影像(digital orthophoto map, DOM), 对影像进行地面控制点配准, 以达到较高的几何精度, 然后进行辐射校正。使用中值滤波、降低噪声、主成分变换、全色锐化等进行图像增强处理, 提高目视效果。

由于高光谱数据信息较多, 包含 176 个波段信

息, 如果将全部波段信息进行后续分析, 工作量大, 耗时、效率低, 因此先对影像进行主成分分析, 旨在利用降维的思想, 把高光谱数据信息量转化为少数几个综合指标, 进行信息压缩。通过主成分分析结果的信息含量, 前 10 个主成分的信息含量为 97.35% (图 2), 损失少, 包含绝大部分原始信息。因此, 研究区高光谱影像保留前 10 个主成分的波段, 分别为波段 23、48、75、88、140~144 和 147, 相应的

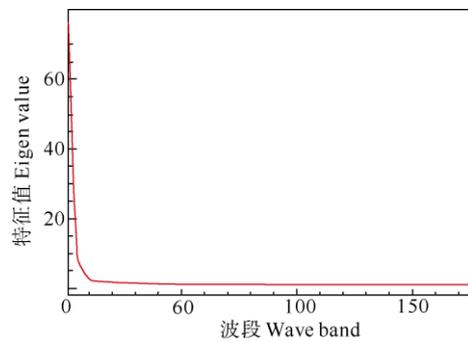


图2 高光谱影像主成分分析

Fig. 2 Principal component analysis of hyperspectral image

波长分别为 468.8、550.8、641.6、686.2、870.1、873.7、877.3、880.9、884.6 和 895.5 nm。以此数据作为分类数据,进行薇甘菊信息提取。

在无人机影像中选取均匀分布的 83 个样点(图 3),于 2019 年 11 月 15 日对样点进行人工实地调查,精确确定每个样点的实际地物类别。

2.2 提取方法

深度学习 卷积神经网络模型(convolutional neural network, CNN)是深度学习中经常使用的模型^[24],相对于浅层学习存在的人工筛选特征复杂、识别精度低和运行速度慢等不足,深度学习侧重探索数据深层关联性,通过神经网络自动提取和学习特征,实现端到端的训练和识别,能较好地反映和挖掘数据特征。CNN 由输入层、卷积层、池化层、全连接层与输出层组成,无人机数据通过预处理经过输入层,在卷积核和偏置作用下生成卷积层,卷

积层特征图中各单元独立,与前一层存在局部联通,在激活函数的作用下生成新特征图,从而构成 CNN 的第二个池化层,通过卷积层和池化层的不断交替作用,将最终得到的若干特征图以一维向量的方式建立全连接层,全连接层通过数据处理将成果输出,构成 CNN 的输出层^[25]。为了训练数据在深度学习中学到的预测数据分布与真实数据分布相近,本文选择交叉熵作为损失函数 $loss =$

$$-\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1-y) \ln(1-a)],$$

用于衡量预测值和实际值间的误差,进而在训练过程中可以进行参数梯度下降的调整,从而优化学习分类过程。分类精度 $accuracy$ ^[26]是训练样本中正确分类的像元总数与总像元数的比, $accuracy = (\sum_{i=1}^r x_{ii})/x$, 式中, y 表示实地采样点的分布, a 则为训练后的分类类别信息

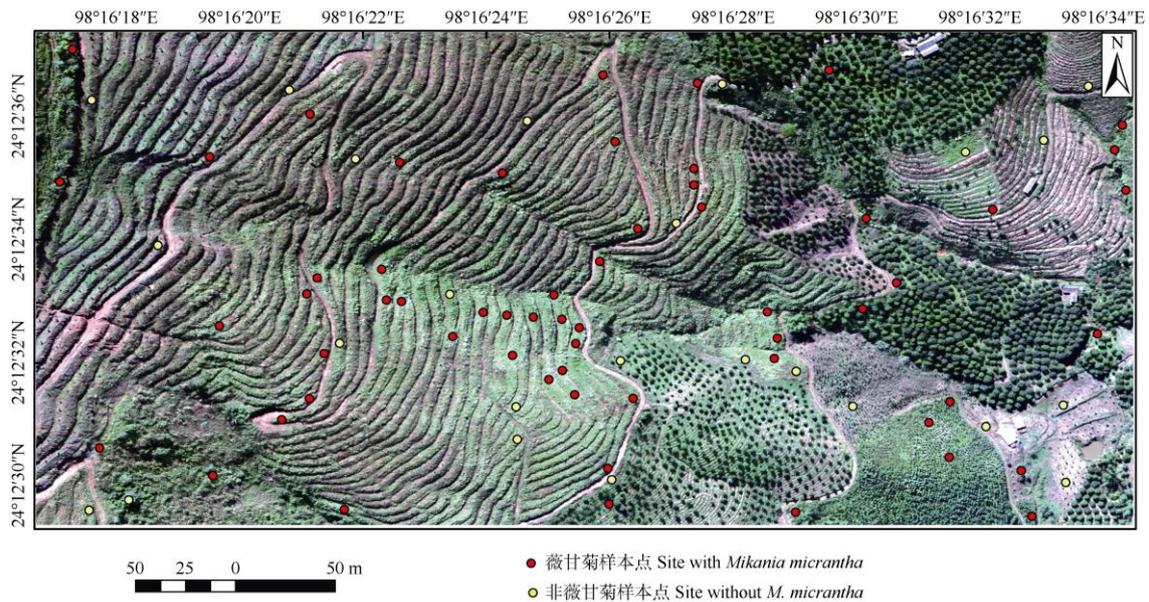


图 3 样点分布

Fig. 3 Sample point distribution

分布,其中交叉熵损失函数可以衡量 y 与 a 的相似性, r 为分类正确的样本个数, x_{ii} 为第 i 个类别中分类正确的样本, x 为样本个数。

支持向量机(SVM) SVM 是建立在计算学习理论的结构风险最小化原则之上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,以求获得最好的推广能力。主要思想是针对两类分类问题,在高维空间中寻找一个超平面作为

两类的分割,以保证最小的分类错误率。其主要的优点就是在有限样本下,得到最优解,并且避免了局部极值问题^[27-28]。本研究对研究区内的薇甘菊建立感兴趣区,使用 ENVI 5.3 软件进行监督分类,选择 SVM 分类方法。SVM 分类方法利用核函数解决低维空间向量映射到高维空间将会增加的计算复杂度问题,因此不同的内积核函数代表不同的分类方法,本研究的内积核函数选用径向基核函数

(radial basis function)。

随机森林(RF) RF 算法是一种基于分类和回归树的多决策树分类器^[29], 通过集成学习的思想将多棵树集成的一种算法, 它的基本单元是决策树, 而它的本质属于机器学习的一大分支。首先, 从原始的数据集中采取有放回的抽样, 构造子数据集, 子数据集的数据量和原始数据集是相同的。不同子数据集的元素可以重复, 同 1 个子数据集中的元素也可以重复; 第二, 利用子数据集来构建子决策树, 将这个数据放到每个子决策树中, 每个子决策树输出 1 个结果; 最后, 如果有了新的数据需要通过随机森林得到分类结果, 而最终分类结果是由所有决策树投票来决定, 得票最多的成员将会被选中。使用 ENVI 5.3 软件 Random Forest Classification 工具^[30], 得到基于随机森林方法的薇甘菊分布区域。

2.3 模型精度评价

混淆矩阵是用来表示精度评价的一种标准格式^[31]。混淆矩阵是 n 行 n 列的矩阵, 其中 n 为类别数量, 列为参考影像信息, 行为被评价影像分类结果信息, 行与列相交的部分概括了分类到与参考类别有关的某一特定类别中的样本数目, 样本数可以为像元数目、或者分割对象数目。在影像上随机抽取 83 个样点, 采用人工实地调查的数据, 精确确定每个参考点的地物类别, 并通过混淆矩阵比较分类

结果和地表真实信息, 通过用户精度(user accuracy, UA)和制图精度(producer accuracy, PA)对基于深度学习、SVM、RF 的薇甘菊提取结果进行精度评价^[32]。

$UA=x_{ii}/x_{i+}$, $PA=x_{ij}/x_{+j}$, 式中, x_{ii} 、 x_{ij} 是矩阵的主对角元素, 即被分到正确类别的样本数; x_{ij} 是分类数据中第 i 类和参考数据类型第 j 类的分类样本数; $x_{i+} =$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \text{ 为分类所得到的第 } i \text{ 类的总和; } x_{+j} = \sum_{i=1}^n x_{ij} \text{ 为}$$

参考数据的第 j 类的总和; n 为评价样本总数。

3 结果和分析

3.1 基于深度学习提取的分布影像

对研究区薇甘菊进行标记获取样本数据, 随机选取 80% 组建训练数据集, 随机选取 20% 作为验证数据集^[33]。分类实验在 MATLAB (MathWorks 公司, 美国) 平台上进行, 对影像进行迭代运算, 得最终最优次数为 200。从训练过程图可见(图 4: A), 模型训练过程中, 在迭代 200 次之前 loss 迅速下降, 然后快速收敛于 0.3; 训练和验证 accuracy 曲线在迭代 200 次以后逐渐趋于平稳, 表明在模型训练效果较好(图 4: B)。分析迭代过程图验证 loss 曲线和验证 accuracy 曲线, 发现同样快速发生收敛, 表明模型训练过程没有发生过拟合的现象, 因此模型训练情况较好。

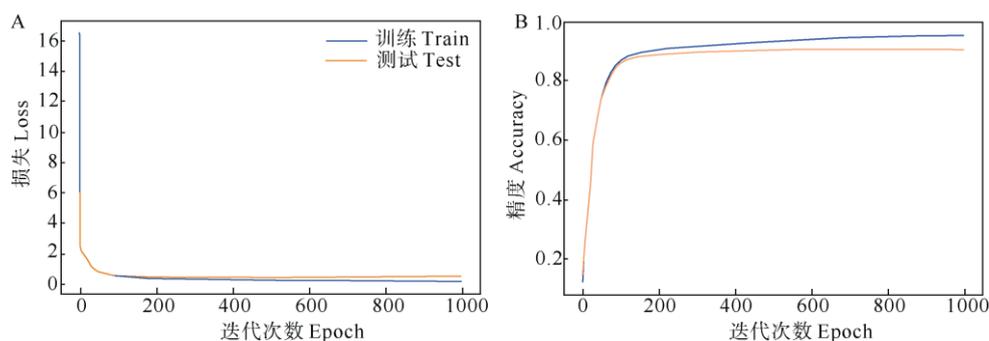


图 4 训练过程

Fig. 4 Training process

图 5 为基于 DL 的薇甘菊分布提取结果, 可见薇甘菊主要集中分布在植被较为稀疏的区域, 植被茂盛区域较少。薇甘菊分布样点提取制图精度和用户精度均高于非薇甘菊分布样点, 2 样点的制图精度分别为 96.61% 和 87.50%, 用户精度分别为 95.00% 和 91.30% (表 1)。

3.2 基于 SVM 提取的分布影像

图 6 为基于 SVM 的薇甘菊分布影像提取结果, 同样, 薇甘菊分布样点的提取制图精度高于非薇甘菊分布样点, 2 样点的制图精度分别为 92.45% 和 63.33%, 用户精度分别为 81.67% 和 82.61% (表 1)。

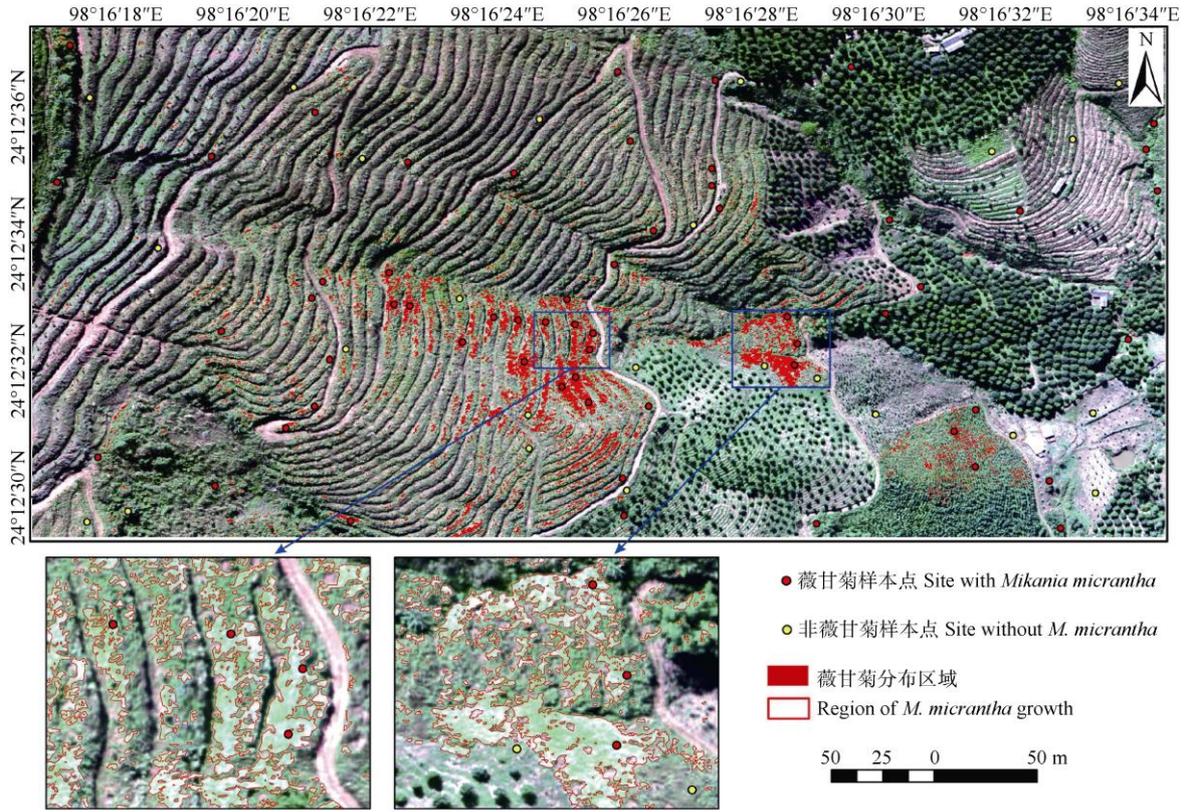


图 5 基于深度学习提取的薇甘菊分布图

Fig. 5 *Mikania micrantha* distribution map based on DL

表 1 3 种方法提取的薇甘菊分布精度

Table 1 Interpretation accuracy of *Mikania micrantha* based on DL, SVM and RF

方法 Method	预测样点 Predict sample site	实际样点 Actual sample site			
		有薇甘菊 With <i>M. micrantha</i>	非薇甘菊 Without <i>M. micrantha</i>	总数 Total	用户精度 /% User Accuracy
DL	有薇甘菊 With <i>Mikania micrantha</i>	57	3	60	95.00
	非薇甘菊 Without <i>M. micrantha</i>	2	21	23	91.30
	总数 Total	59	24	83	
	制图精度 Producer accuracy /%	96.61	87.50		
SVM	有薇甘菊 With <i>M. micrantha</i>	49	11	60	81.67
	非薇甘菊 Without <i>M. micrantha</i>	4	19	23	82.61
	总数 Total	53	30	83	
	制图精度 Producer accuracy /%	92.45	63.33		
RF	有薇甘菊 With <i>M. micrantha</i>	55	5	60	91.67
	非薇甘菊 Without <i>M. micrantha</i>	3	20	23	86.96
	总数 Total	58	25	83	
	制图精度 Producer accuracy /%	94.83	80.00		

3.3 基于 RF 提取的分布影像

从基于 RF 提取的薇甘菊分布影像来看(图 7), 薇甘菊分布样点提取的制图精度和用户精度均高于非薇甘菊分布样点, 2 样点的制图精度分别为 94.83% 和 80.00%, 用户精度分别为 91.67% 和 86.96% (表 1)。

3.4 对比分析

DL、SVM 和 RF 方法均能识别出薇甘菊的聚集区域, 主要分布在植被稀疏区。将基于 SVM、RF 和 DL 的局部区域进行 ArcGIS 叠加分析(图 8), 结果表明, SVM 方法对零散分布的薇甘菊识别能力较差, DL 方法则能较好识别出零散分布的薇甘菊。

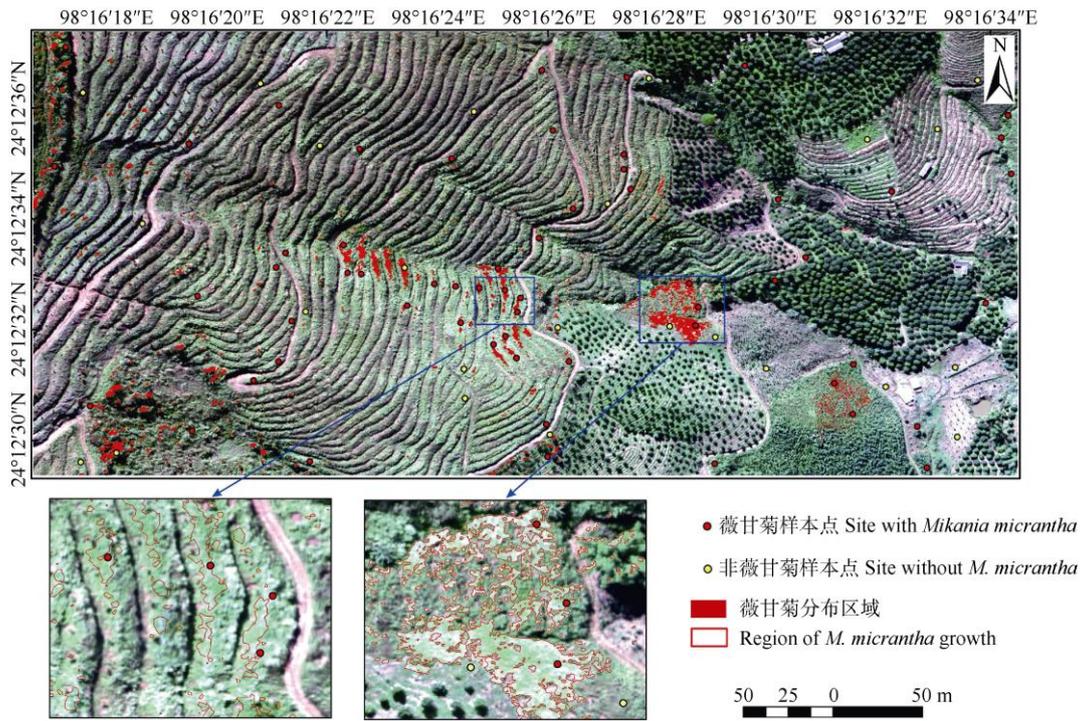


图 6 基于 SVM 提取的薇甘菊分布图

Fig. 6 *Mikania micrantha* distribution map based on SVM

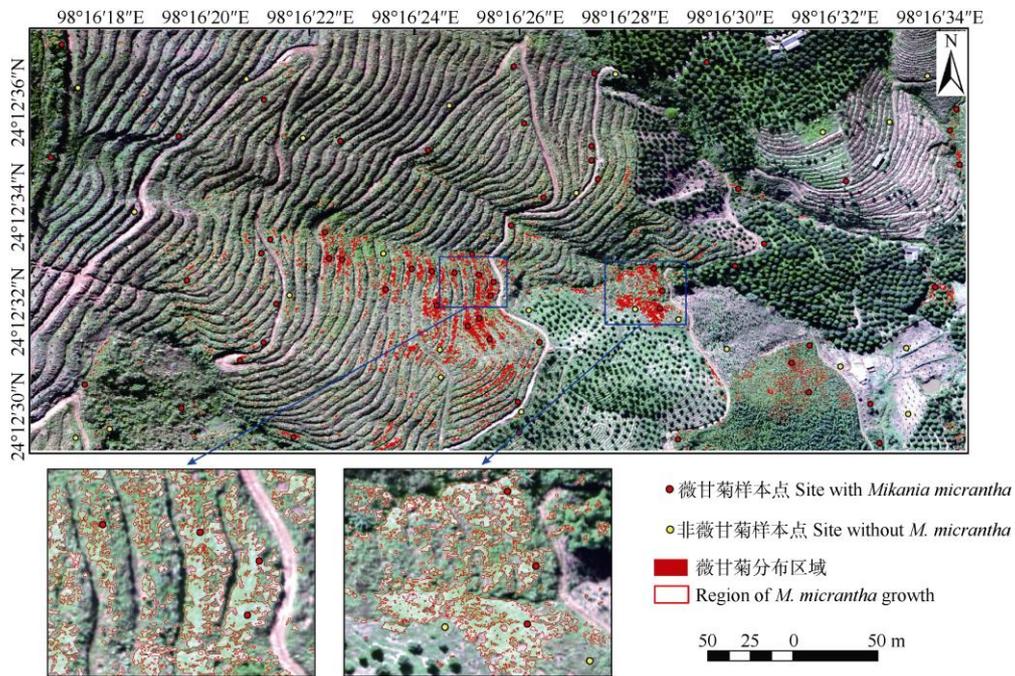


图 7 基于 RF 提取的薇甘菊分布图

Fig. 7 *Mikania micrantha* distribution map based on RF

RF 方法对零散分布的薇甘菊识别能力与 DL 相仿, 均能很好地识别出零散分布的薇甘菊。比较 3 种方法的精度, DL 的制图精度和用户精度最高, 达到比较理想的结果。薇甘菊在遥感影像中表现为绿色

夹杂白色, 边界呈不规则分布, 经人工实地调查, 3 种方法在薇甘菊分布提取中将草地错分为薇甘菊的现象较为突出, 主要是因为薇甘菊呈现零散分布时和草地特征极为相似, 边界不明显。

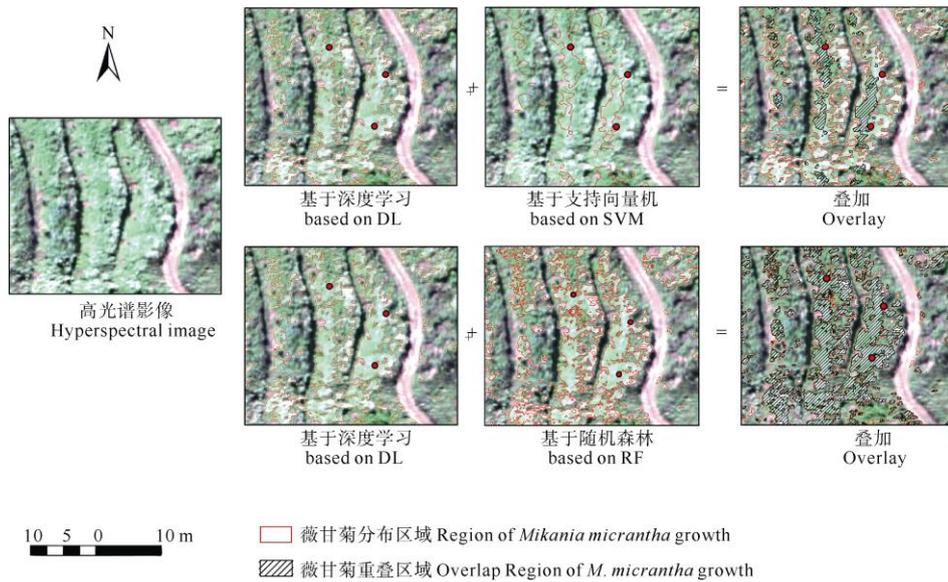


图 8 基于深度学习、支持向量机和随机森林提取的薇甘菊分布叠加分析图

Fig. 8 Stacking diagram of *Mikania micrantha* distribution based on DL, SVM and RF

4 结论和讨论

本研究利用无人机高光谱遥感影像, 结合 DL、SVM 和 RF 方法进行薇甘菊的光谱信息提取, 结果表明, 3 种方法均有效实现了薇甘菊的分布提取, 以 DL 方法的提取效果最佳, 制图精度和用户精度分别为 96.61% 和 95.00%; 其次为 RF 和 SVM 方法; 3 种方法均能很好地反映出薇甘菊集中分布区域, DL 和 RF 方法对零散分布薇甘菊的识别效果优于 SVM。

目前有关薇甘菊分布的遥感解译主要以遥感卫星和无人机的高分辨率影像为主, 两者相比, 无人机高分辨率影像数据在可获取性、便捷程度均优于遥感影像。在方法方面, DL、RF 方法适用于本研究, 但并不意味着 DL 方法就一定优于 SVM, 由于本文的研究重点为薇甘菊分布的遥感影像提取, 主要注重于薇甘菊样本的选择。本研究在 SVM 方法的监督分类过程中, 结合实地调查选择薇甘菊像元, 由于零散分布的薇甘菊像元特征与其他地物特征存在重叠现象, 为保证薇甘菊的识别精度, 主要选取了集聚薇甘菊的像元。而根据云南省的薇甘菊分布研究, 薇甘菊的分布与海拔、坡向、光照、坡位、坡度、温度、土地利用、人为影响、森林资源分布等环境数据息息相关, 要想加强薇甘菊的监测和防控, 还需要深入研究其与环境要素的关联^[6]。同时, 目前的薇甘菊监测研究大多是基于当年薇甘菊开花期(通常为 10–12 月), 薇甘菊在开花季节的

颜色以及纹理异于其他植被, 因此进行薇甘菊遥感监测时的遥感影像集中于开花季节拍摄。目前, 薇甘菊非开花期及长时间序列的监测研究较少, 不利于研究薇甘菊的扩散机制。

根据无人机高光谱影像提取结果可得到薇甘菊入侵的具体位置, 相较传统的人工调查更方便快捷, 为监测薇甘菊提供了新方法、新思路。本研究从薇甘菊无人机高光谱遥感影像中取得了较好的结果, 后续研究可从以下方面开展: (1) 薇甘菊开花期的遥感影像, 对其他生长阶段是否适用? (2) DL、SVM 和 RF 方法能很好地提取德宏州的薇甘菊分布信息, 是否适用于其他地区?

参考文献

- [1] HOLM L G, PLUCKNETT D L, PANCHO J V, et al. The World's Worst Weeds: Distribution and Biology [M]. Honolulu, USA: University Press of Hawaii, 1977: 320.
- [2] TAI H K, GU Z L, XU Y C, et al. Recent advance in quarantinable weed *Mikania micrantha* H. B. K. [J]. J Agric Catastrophol, 2011, 1(2): 59–62. doi: 10.19383/j.cnki.nyzhyj.2011.02.016.
太红坤, 顾中量, 徐云川, 等. 检疫性杂草薇甘菊的研究进展 [J]. 农业灾害研究, 2011, 1(2): 59–62. doi: 10.19383/j.cnki.nyzhyj.2011.02.016.
- [3] LOWE S, BROWNE M, BOUDJELAS S, et al. 100 of the World's Worst Invasive Alien Species [M]. Auckland, New Zealand: IUCN/SSC Invasive Species Specialist Group (ISSG), 2000: 1–12.

- [4] DAY M D, KAWI A, KURIKA K, et al. *Mikania micrantha* Kunth (Asteraceae) (Mile-a-Minute): Its distribution and physical and socio-economic impacts in Papua New Guinea [J]. *Pacif Sci*, 2012, 66(2): 213–223. doi: 10.2984/66.2.8.
- [5] QIU L, YANG Z G, CHEN W, et al. Forecasting analysis potential space distribution of *Mikania micrantha* in Guangzhou [J]. *J CS Univ For Technol*, 2010, 30(5): 128–133. doi: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2010.05.016.
邱罗, 杨志高, 陈伟, 等. 广州薇甘菊潜在空间分布预测分析 [J]. *中南林业科技大学学报*, 2010, 30(5): 128–133. doi: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2010.05.016.
- [6] LI Y Q, JI M, LIU L, et al. Progress in prevention and control of *Mikania micrantha* in Yunnan forestland [J]. *J Biosafety*, 2019, 28(1): 1–6.
李云琴, 季梅, 刘凌, 等. 云南省林地薇甘菊防控研究进展 [J]. *生物安全学报*, 2019, 28(1): 1–6.
- [7] ZAN Q J, WANG Y J, WANG B S, et al. The distribution and harm of the exotic weed *Mikania micrantha* [J]. *Chin J Ecol*, 2000, 19(6): 58–61, 77. doi: 10.13292/j.1000-4890.2000.0095.
咎启杰, 王勇军, 王伯荪, 等. 外来杂草薇甘菊的分布及危害 [J]. *生态学杂志*, 2000, 19(6): 58–61, 77. doi: 10.13292/j.1000-4890.2000.0095.
- [8] ZHONG X Q, HUANG Z, SI H, et al. Analysis of ecological-economic loss caused by weed *Mikania micrantha* on Neilingding Island, Shenzhen, China [J]. *J Trop Subtrop Bot*, 2004, 12(2): 167–170. doi: 10.3969/j.issn.1005-3395.2004.02.012.
钟晓青, 黄卓, 司寰, 等. 深圳内伶仃岛薇甘菊危害的生态经济损失分析 [J]. *热带亚热带植物学报*, 2004, 12(2): 167–170. doi: 10.3969/j.issn.1005-3395.2004.02.012.
- [9] HE D B, KE S X, ZHOU P Y, et al. Research on distribution pattern and control policies of *Mikania micrantha* Kunth in Dehong Prefecture [J]. *CS For Invent Plan*, 2016, 35(4): 35–41. doi: 10.16166/j.cnki.cn43-1095.2016.04.008.
贺东北, 柯善新, 周平阳, 等. 德宏州薇甘菊分布规律与防控策略研究 [J]. *中南林业调查规划*, 2016, 35(4): 35–41. doi: 10.16166/j.cnki.cn43-1095.2016.04.008.
- [10] XU X W, ZE S Z, YANG B, et al. Research status of *Mikania micrantha* biological control and resource utilization [J]. *Chin J Trop Agric*, 2014, 34(12): 75–84. doi: 10.3969/j.issn.1009-2196.2014.12.019.
徐小伟, 泽桑梓, 杨斌, 等. 薇甘菊的分布危害、生物防治及资源化利用研究现状与展望 [J]. *热带农业科学*, 2014, 34(12): 75–84. doi: 10.3969/j.issn.1009-2196.2014.12.019.
- [11] ZE S Z, JI M, YAN Z L, et al. Preliminary report of *Mikania micrantha* jeopardize status on Burma Road [J]. *For Invent Plan*, 2012, 37(5): 67–70, 74. doi: 10.3969/j.issn.1671-3168.2012.05.017.
泽桑梓, 季梅, 闫争亮, 等. 滇缅公路薇甘菊危害状况调查初报 [J]. *林业调查规划*, 2012, 37(5): 67–70, 74. doi: 10.3969/j.issn.1671-3168.2012.05.017.
- [12] HU J, LIN H, SUN H, et al. Precise extraction of *Mikania micrantha* information based on WorldView-2 data [J]. *J CS Univ For Technol*, 2015, 35(1): 42–49. doi: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2015.01.009.
胡佳, 林辉, 孙华, 等. 基于 WorldView-2 的薇甘菊信息精细提取 [J]. *中南林业科技大学学报*, 2015, 35(1): 42–49. doi: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2015.01.009.
- [13] LIU S, LIN H, SUN H, et al. Information extraction of *Mikania micrantha* based on Pleiades-1 data [J]. *J CS Univ For Technol*, 2014, 34(11): 116–119. doi: 10.3969/j.issn.1673-923X.2014.11.023.
柳帅, 林辉, 孙华, 等. 基于 Pleiades-1 卫星数据薇甘菊信息提取 [J]. *中南林业科技大学学报*, 2014, 34(11): 116–119. doi: 10.3969/j.issn.1673-923X.2014.11.023.
- [14] BRADLEY B A. Remote detection of invasive plants: A review of spectral, textural and phenological approaches [J]. *Biol Invasions*, 2014, 16(7): 1411–1425. doi: 10.1007/s10530-013-0578-9.
- [15] ALVAREZ-TABOADA F, PAREDES C, JULIÁN-PELAZ J. Mapping of the invasive species *Hakea sericea* using unmanned aerial vehicle (UAV) and WorldView-2 imagery and an object-oriented approach [J]. *Remote Sens*, 2017, 9(9): 913. doi: 10.3390/rs9090913.
- [16] CHEN L, LIN H, SUN H. Remote sensing of a *Mikania micrantha* invasion in alien species with WordView-2 images [J]. *J Zhejiang Agric For Univ*, 2014, 31(2): 185–189. doi: 10.11833/j.issn.2095-0756.2014.02.004.
陈利, 林辉, 孙华. 基于 WorldView-2 影像的外来物种薇甘菊入侵遥感监测 [J]. *浙江农林大学学报*, 2014, 31(2): 185–189. doi: 10.11833/j.issn.2095-0756.2014.02.004.
- [17] LIU Z W, LIU S Q, XIE J J. Research on refinement terrain surface features classification based on hyperspectral image of UAV [J]. *Mod Inform Technol*, 2020, 4(10): 1–4, 7. doi: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2020.10.001.
柳宗伟, 刘胜前, 谢佳君. 基于无人机高光谱影像的精细地物分类的研究 [J]. *现代信息科技*, 2020, 4(10): 1–4, 7. doi: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2020.10.001.
- [18] LIU Y J, ZHANG G, WANG X, et al. Classification study of *Mikania micrantha* Kunth. from UAV hyperspectral image band selection [J]. *Bull Surv Map*, 2020(4): 34–39, 52. doi: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0108.
刘彦君, 张贵, 王潇, 等. 基于无人机高光谱影像波段选择的薇甘菊分类 [J]. *测绘通报*, 2020(4): 34–39, 52. doi: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0108.

- [19] GUO C C. Research on the classification method of land use type based on UAV remote sensing in irrigation district [D]. Yangling: Northwest Agricultural & Forestry University, 2016: 2–5.
郭聪聪. 基于无人机遥感的灌区土地利用类型分类方法研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016: 2–5.
- [20] SUN Z Y, JING W L, QIAO X, et al. Identification and monitoring of blooming *Mikania micrantha* outbreak points based on UAV remote sensing [J]. Trop Geo, 2019, 39(4): 482–491. doi: 10.13284/j.cnki.rddl.003153.
孙中宇, 荆文龙, 乔曦, 等. 基于无人机遥感的盛花期薇甘菊爆发点识别与监测 [J]. 热带地理, 2019, 39(4): 482–491. doi: 10.13284/j.cnki.rddl.003153.
- [21] FU X Y, ZE S Z, ZHOU X, et al. Study on potential suitable area of *Mikania micrantha* in Yunnan Province based on GIS [J]. J W China For Sci, 2015, 44(1): 98–102. doi: 10.16473/j.cnki.xblykx1972.2015.01.010.
付小勇, 泽桑梓, 周晓, 等. 基于 GIS 的云南省薇甘菊潜在适生区研究 [J]. 西部林业科学, 2015, 44(1): 98–102. doi: 10.16473/j.cnki.xblykx1972.2015.01.010.
- [22] ZHANG G Y, YANG J H, BI S B, et al. Invasive weed *Mikania micrantha* monitoring and risk analysis in Dehong [J]. Chin Agric Sci Bull, 2015, 31(15): 187–192.
张国云, 杨俊华, 毕生斌, 等. 德宏州入侵杂草薇甘菊调查监测及风险分析 [J]. 中国农学通报, 2015, 31(15): 187–192.
- [23] GAO L, YANG G J, WANG B S, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery [J]. Chin J Eco-Agric, 2015, 23(7): 868–876. doi: 10.13930/j.cnki.cjea.150018.
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. doi: 10.13930/j.cnki.cjea.150018.
- [24] BOONPOOK W, TAN Y M, YE Y H, et al. A deep learning approach on building detection from unmanned aerial vehicle-based images in riverbank monitoring [J]. Sensors, 2018, 18(11): 3921. doi: 10.3390/s18113921.
- [25] TAYLOR M A P. Critical transport infrastructure in urban areas: Impacts of traffic incidents assessed using accessibility-based network vulnerability analysis [J]. Growth Change, 2008, 39(4): 593–616. doi: 10.1111/j.1468-2257.2008.00448.x.
- [26] HU M Y. The study of tree species identification based on deeping learning method [D]. Lin'an: Zhejiang Agriculture & Forestry University, 2019: 24.
胡明越. 基于深度学习的树种识别算法研究 [D]. 临安: 浙江农林大学, 2019: 24.
- [27] ZHANG R, MA J W. State of the art on remotely sensed data classification based on support vector machines [J]. Adv Earth Sci, 2009, 24(5): 555–562. doi: 10.3321/j.issn:1001-8166.2009.05.012.
张睿, 马建文. 支持向量机在遥感数据分类中的应用新进展 [J]. 地球科学进展, 2009, 24(5): 555–562. doi: 10.3321/j.issn:1001-8166.2009.05.012.
- [28] ZANG S Y, ZHANG C, ZHANG L J, et al. Wetland remote sensing classification using support vector machine optimized with genetic algorithm: A case study in Honghe nature national reserve [J]. Sci Geol Sin, 2012, 32(4): 434–441. doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2012.04.006.
臧淑英, 张策, 张丽娟, 等. 遗传算法优化的支持向量机湿地遥感分类——以洪河国家级自然保护区为例 [J]. 地理科学, 2012, 32(4): 434–441. doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2012.04.006.
- [29] ZHOU Z L, SHA J M, FAN Y X, et al. Remote sensing land usage classification and landscape pattern analysis based on random forest [J]. Comput Syst Appl, 2020, 29(2): 40–48. doi: 10.15888/j.cnki.csa.007228.
周正龙, 沙晋明, 范跃新, 等. 基于随机森林的遥感土地利用分类及景观格局分析 [J]. 计算机系统应用, 2020, 29(2): 40–48. doi: 10.15888/j.cnki.csa.007228.
- [30] VAN DER LINDEN S, RABE A, HELD M, et al. The EnMAP-box: A toolbox and application programming interface for EnMAP data processing [J]. Remote Sens, 2015, 7(9): 11249–11266. doi: 10.3390/rs70911249.
- [31] LI Y Z, PAN Y Z, ZHU X F, et al. Comparison analysis on land cover area estimators: Confusion matrix calibration and regression [J]. Trans Chin Soc Agric Eng, 2013, 29(11): 115–123. doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.11.015.
李宜展, 潘耀忠, 朱秀芳, 等. 土地覆盖类别面积混淆矩阵校正与回归遥感估算方法对比 [J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 115–123. doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.11.015.
- [32] QI L, ZHAO C J, LI C J, et al. Accuracy of winter wheat identification based on multi-temporal CBERS-02 images [J]. Chin J Appl Ecol, 2008, 19(10): 2201–2208.
齐腊, 赵春江, 李存军, 等. 基于多时相中巴资源卫星影像的冬小麦分类精度 [J]. 应用生态学报, 2008, 19(10): 2201–2208.
- [33] TENG W X, WEN X R, WANG N, et al. Tree species classification and mapping based on deep transfer learning with unmanned aerial vehicle high resolution images [J]. Laser Optoelectr Prog, 2019, 56(7): 072801.
滕文秀, 温小荣, 王妮, 等. 基于深度迁移学习的无人机高分影像树种分类与制图 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 072801.