



中国中药杂志

China Journal of Chinese Materia Medica

ISSN 1001-5302, CN 11-2272/R

《中国中药杂志》网络首发论文

题目: 基于深度卷积神经网络的仿野生种植金银花遥感识别方法研究
作者: 史婷婷, 张小波, 郭兰萍, 景志贤, 黄璐琦
DOI: 10.19540/j.cnki.cjcmm.20200927.103
收稿日期: 2020-07-30
网络首发日期: 2020-09-29
引用格式: 史婷婷, 张小波, 郭兰萍, 景志贤, 黄璐琦. 基于深度卷积神经网络的仿野生种植金银花遥感识别方法研究. 中国中药杂志.
<https://doi.org/10.19540/j.cnki.cjcmm.20200927.103>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于深度卷积神经网络的仿野生种植金银花遥感识别方法研究

史婷婷, 张小波, 郭兰萍, 景志贤, 黄璐琦✉

(中国中医科学院 中药资源中心 道地药材国家重点实验室培育基地, 北京 100700)

✉通信作者 黄璐琦, Tel: (10)64014411-2955, E-mail: huangluqi01@126.com

摘要 中药材识别是现代中药材产业的基础部分与重要前提。对于仿野生种植的中药材, 由于其分散、不规则、破碎化等种植特点, 使得利用传统分类方法对其进行精细识别的精度较低, 因此将深度卷积神经网络模型用于仿野生种植的中药材识别。该研究以平邑县裴家沟村为研究区, 通过无人机获取遥感数据并进行数据预处理, 建立样本数据集, 利用 GoogLeNet 网络模型对大量训练样本的学习, 提取无人机遥感影像中的金银花特征, 通过调整网络参数, 进一步优化网络结构, 构建金银花识别模型, 并利用该模型提取金银花种植空间信息, 通过地面样方数据验证金银花提取精度。研究结果表明: 经训练优化后的模型对金银花整体分类精度可达 97.5%, 面积总精度为 94.6%。基于 GoogLeNet 的深度卷积神经网络能够有效地提取影像中分布较为破碎的金银花信息, 实现金银花精细分类。可为深度卷积神经网络方法在中药材遥感分类中的应用提供参考。

关键词 深度学习; 卷积神经网络; 无人机遥感; 金银花; GoogLeNet

DOI: 10.19540/j.cnki.cjmm.20200927.103

Research on remote sensing recognition of wild planted honeysuckle based on deep convolutional neural network

SHI Ting-ting, ZHANG Xiao-bo, GUO Lan-ping, JING Zhi-xian, HUANG Lu-qi✉

(State Key Laboratory Breeding Base of Dao-di Herbs, National Resource Center for Chinese Materia Medica, China Academy of Chinese Medical Sciences, Beijing 100700, China)

Abstract Identification of traditional Chinese medicinal materials is a fundamental part and an important premise of the modern Chinese medicinal materials industry. As for the traditional Chinese medicinal materials that imitate wild cultivation, due to their scattered, irregular, and fine-grained planting characteristics, the accuracy of fine classification using traditional classification methods is low. Therefore, a deep convolution neural network model is used for imitating wild planting. Identification of Chinese herbal medicines. This study takes honeysuckle remote sensing recognition as an example, and proposes a method for fine classification of honeysuckle based on a deep convolutional neural network model. The GoogLeNet network model is used to learn a large number of training samples to extract honeysuckle characteristics from drone remote sensing images. Parameters, further optimize the network structure, and obtain a honeysuckle recognition model. The research results show that the deep convolutional neural network based on GoogLeNet can effectively extract the honeysuckle information that is relatively fragmented in the image, and realize the fine classification of honeysuckle. After training and optimization, the overall classification accuracy of honeysuckle can reach 97.5%, which can provide a reference for the application of deep convolutional neural network method in remote sensing classification of Chinese medicinal materials.

收稿日期: 2020-07-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC1701603、2017YFC1700701); 中央本级重大增减支项目(2060302); 科技基础性工作专项(2013FY114500); 国家中医药管理局委托项目(GZY-KJS-2018-004); 国家人口与健康科学数据共享服务平台项目(NCMI-SL-201806); 现代农业产业技术体系建设专项(CARS-21); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(ZZXT201903)

作者简介: 史婷婷, 博士, 研究方向为中药资源遥感信息提取, Email: shi_tingt@163.com

网络首发时间: 2020-09-29 11:56:35 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2272.R.20200929.1016.002.html>

Key words deep learning; convolutional neural networks; drone remote sensing; honeysuckle; GoogLeNet

金银花又名双花、忍冬花等,为忍冬科忍冬属植物,为常用中药,以未开放的花蕾和藤叶入药。具有清热解毒,散风消肿的功能,主治风热感冒、咽喉肿痛等症。除药用外,还是牙膏、饮料、化妆品以及多种中成药的重要原料。其优质品出口外销,一直供不应求。主产于山东、河南、湖南等省,以山东产的品质为最佳^[1-2]。金银花识别作为金银花种植监测的基础,是金银花产业现代化的初始阶段和重要环节。如何快速准确地获取金银花种植分布信息,进一步有效估算金银花种植面积信息,可为金银花资源普查、产量预测和灾害评估等工作提供技术支撑,也是政府部门制订金银花产业政策的重要依据。由于金银花生态适应性很强,耐寒、耐旱、耐涝、耐脊,对土壤要求不严,平原、山区、荒坡均能种植^[3],因此对分散种植在荒坡等区域的面积监管难度较大。

遥感技术是进行金银花识别的一种高效手段,但对于金银花的种植较为细碎化的区域,要对其进行精准识别,需要高分辨率的遥感数据作为支撑。但遥感影像的空间分辨率越高,蕴含的地物信息越丰富,从而为影像解译带来了挑战^[4-6]。以往基于像素特征的分类方法如马氏距离法、最近邻分类法等难以有效提取影像中目标特征,导致错分和椒盐现象^[7]。传统浅层学习算法如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等虽然对简单特征有着较好的提取效果,但处理过程只经过较少层次的非线性变换组合,对影像中复杂特征的提取效果较差^[8-10],随着遥感影像数据量的增加,浅层模型也难以满足影像处理需求。深度学习的兴起为该问题的解决提供了有效途径,它是一种包含多个隐含层的感知器,可将样本在原空间的特征变换到新的特征空间,自动学习并得到层次化的特征表示,进而提升分类的准确性^[11]。近年来,深度学习在遥感影像中的应用研究多集中于大型地物目标识别,如飞机、轮船、房屋等信息的提取^[12-13],针对中药材方面的应用较少,特别是针对高分辨率遥感影像中中药材精细分类的研究更是鲜有报道。

本文采用深度学习的方法,针对传统分类中高分辨率影像信息利用不足、类内像元差异导致椒盐噪声等问题,选取平邑县裴家沟村为研究区,通过无人机获取遥感数据,将卷积神经网络应用到仿野生种植的金银花精细分类中,重点分析网络参数调整、光谱特征组合对仿野生金银花分类精度的影响,充分探讨卷积神经网络在仿野生金银花精细分类中的适用性及优化流程,以期为今后药用植物精细分类提供新的思路。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

平邑县位于鲁南沂蒙山区西南部,属于暖温带季风大陆性气候,四季分明,雨量充沛,气候温和,土壤和气候资源优越,是农业部命名的“中国金银花之乡”。目前,全县金银花种植面积达 $2.67 \times 10^4 \text{ hm}^2$,年产干花 3 500 t,占全国总产量的 60%,年交易额 1.3 亿元,是全国最大的金银花集散地,现有的金银花加工企业主要经营金银花茶、金银花保健品、金银花饮料等,年加工能力 600 t,如今,金银花种植已成为当地农民致富的主要产业。

1.2 数据获取

本研究采用大疆 2 数据采集平台,该无人机最大飞行时间为 27 min,最大飞行高度为 500 m,最大飞行速度为 $94 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,最大可承受风速为 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,最大信号有效距离为 7 km,最大起飞重量为 4 250 g;选用禅思 X5S 数码相机作为传感器进行数据获取,传感器尺寸为 $17.3 \text{ mm} \times 13 \text{ mm}$,像幅尺寸为 $5\,280 \times 3\,956$,相机焦距为 15 mm,有效像素为 2 080 万。飞行高度 200 m,地面分辨率可达 0.05 m,影像获取时间为 2018 年 10 月 27 日。

1.3 图像处理

通过低通滤波器对无人机原始图像进行平滑处理,然后对平滑后图像进行向下采样得到一系列图像。利用正射影像处理软件利用已知像点坐标和大地坐标的像控点和影像连接点的像点坐标,通过平

差计算求解影像连接点的大地坐标与影像的外方位元素，根据空三加密成果创建测区三维立体模型，进而得出测区数字高程模型（DEM），最终得到研究区数字正射影像图。

基于高斯金字塔对影像进行分层切分，高斯金字塔是图像金字塔的一种，其在处理过程中，先通过低通滤波器对原图像进行平滑处理，然后对这个平滑图像进行向下采样，假设原图像分辨率为 $M \times N$ 的图像，则金字塔第 l 层是由 $l-1$ 层图像 g_{l-1} ，其数字表达式为：

$$g_l(i, j) = \sum_{m=-s}^s \sum_{n=-s}^s w(m, n) g_{l-1}(2i + m, 2j + n)$$

其中 $0 < l < N$ ， $0 \leq i < G_l$ ， $0 \leq j < R_l$ ， N 表示高斯金字塔总层数，第 l 层图像的水平宽度和垂直高度分别是 G_l 和 R_l ，且 $G_l = G_{l-1}/2$ ， $R_l = R_{l-1}/2$ 。

本文使用的基于深度卷积神经网络的图像瓦片识别模型是基于大量人工标定的样本数据集进行训练得到的，其中样本图片质量和数量都会对模型的优劣产生直接影响。不同的任务背景下，通过图像的几何变换增加输入图片的数量和质量，得到更精准的识别效果。

1.4 基于 GoogLeNet 的深度学习模型

GoogLeNet 是在经典卷积神经网络 LeNet-5 的基础上，增加网络宽度和深度，克服因深度和宽度增加带来的参数量爆炸和优化计算量剧增问题，提高深度网络模型质量。GoogLeNet 通过设计 Inception 模块，引入多尺度卷积提取多尺度局部特征。本文所使用的 Inception 模块结构见图 1。Inception 模块在整个深度网络结构中多次重复堆叠出 22 层深度的网络结构。Inception 结构模块中所有参数都经过优化训练得到。

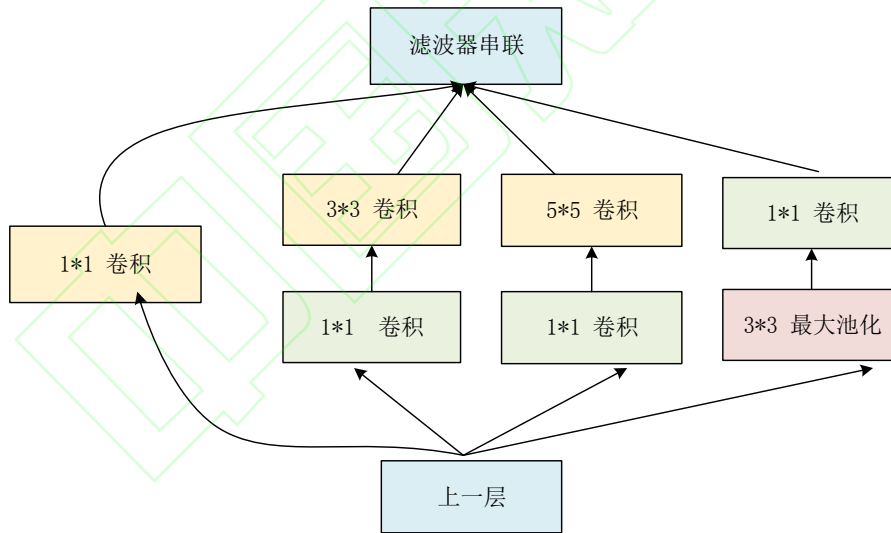


图 1 Inception 模块结构示意图
Fig. 1 Inception module structure diagram

从图 1 可以看出，Inception 模块设计 1×1 ， 3×3 ， 5×5 卷积核分支，对金银花进行特征提取和学习。图 1 中显示 Inception 模块 3×3 ， 5×5 卷积和 3×3 最大池化分支中都额外增加 1 个 1×1 卷积核，从而构成级联关系。这种 1×1 卷积核一方面可以增加网络深度，改善网络非线性程度；另一方面可以减少大卷积核卷积对象的维度，降低运算量。

GoogLeNet 主体部分由多个 Inception 模块堆叠而成，随着层次越靠近输出预测，其学习得到的特征抽象程度越高，与标定语义间关联性越突出。GoogLeNet 总体网络结构见图 2 所示。在靠近金银花图像输入层，采用传统卷积神经网络基本模块，即卷积层和池化层。由于 GoogLeNet 网络层次比较深，故而增加局部归一化层，用以规避网络深度导致的配准漂移。同时，为了避免梯度消失，网络

额外增加了 2 个辅助的 softmax 用于向前传导梯度（辅助分类器）。辅助分类器是将中间某一层的输出用作分类，并按一个较小的权重（0.3）加到最终分类结果中，这样相当于做了模型融合，同时给网络增加了反向传播的梯度信号，也提供了额外的正则化。而在实际测试的时，这两个额外的 softmax 被去掉，只用主干分类器进行金银花识别。

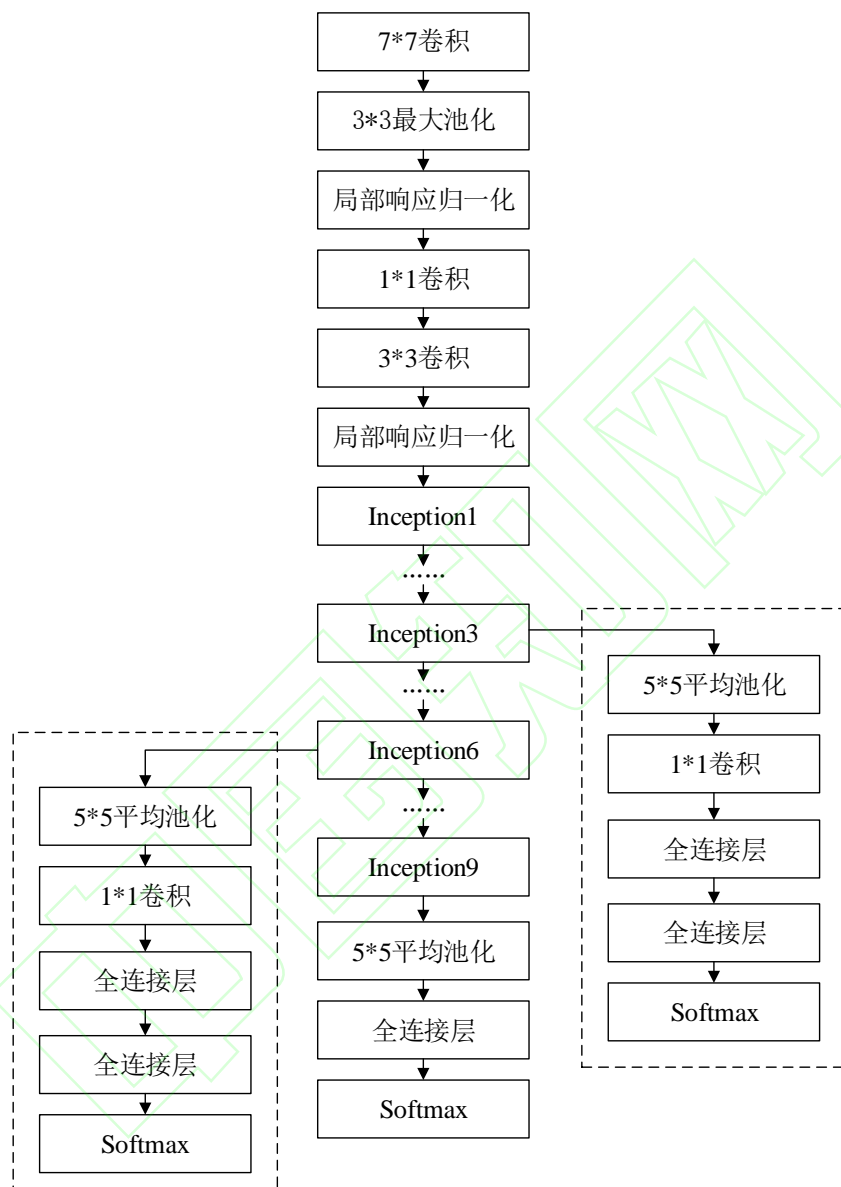


图2 基于 Inception 构建的 GoogLeNet 的网络结构
Fig. 2 Network architecture of GoogLeNet built on inception

2 结果与分析

2.1 图像增强效果

针对文中无人机拍摄地表物体可能出现模糊的特点，对样本图像进行了高斯模糊处理，扩大了样本数量，增强了识别模型的鲁棒，见图 3。图 3 给出了原始图像和图像增强后的对比，增强后的图片作为训练样本图片，样本尺寸均为 256×256 彩色图像。

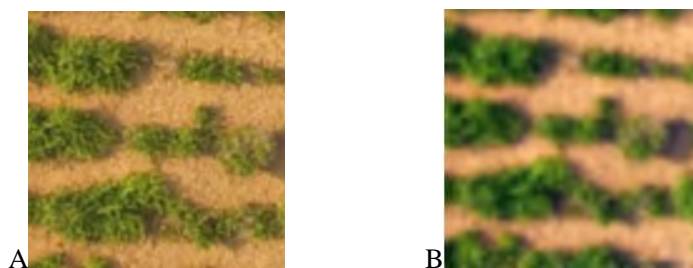


图3 原始图像 (A) 和增强后图像 (B)
Fig. 3 Original image (A) and enhanced image (B)

2.2 样本数据集

参照人工调查数据,在生成的瓦片中通过人工标记,形成训练集和验证集。本文共获取地物样本集数量 72 870 个(包括训练集和测试集)。其中训练集有 11 380 张图片,验证集有 61490 张图像,将图片所对应的标签分类金银花和非金银花两种类型。在 GoogLeNet 神经网络输入时对样本进行了随机剪裁,剪裁后样本尺寸为 224 像素×224 像素,见图 4。



图4 金银花 (A) 与非金银花 (B) 样本图
Fig. 4 Sample images of honeysuckle (A) and non-honeysuckle (B)

2.3 分类结果

训练 GoogLeNet 模块时,采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)算法对网络进行优化。根据测试精度最优原则,设定动量参数 momentum 为 0.9, weight decay 为 0.0005。同时,在优化过程中对每层的输出采用了比率为 0.5 的 drop-out 操作用于防止过拟合。本文初始学习率为 (1×10^{-5}),学习率采取步进阶梯调节策略,对每个数据集执行了 50000 轮的优化,其中每优化 2000 轮将每层的学习速率降低为原来的十分之一。本实验中金银花图片的测试数量为 61490 张,经过训练,正确识别数量为 60 004 张,识别准确率达到 97.5%。

利用训练所得模型对山东省平邑县裴家沟村金银花种植区域进行金银花自动面积统计和人工面积统计对比实验。调查区域总面积 2 490 亩(1 亩 $\approx 667 \text{ m}^2$),人工统计金银花种植面积 557.16 亩,完成统计所用时间约 6 h,自动统计金银花种植面积 565.27 亩,完成统计所用时间 33 min。自动识别所得的金银花分布见图 5,人工标识所得的金银花分布见图 6。实验结果表明,自动统计结果与人工标识结果图斑吻合度高(重叠率 94.6%),且人工统计漏掉的零散分布的金银花,在自动统计中能够被统计进去。

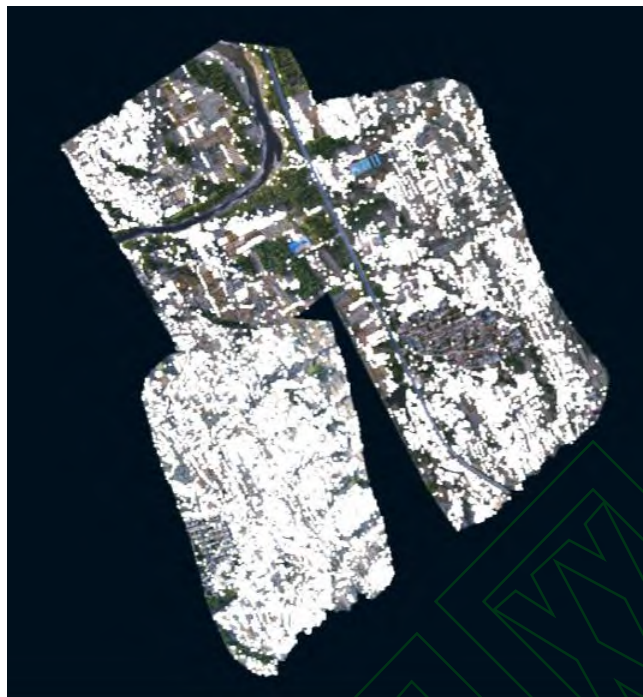


图 5 自动识别金银花图斑
Fig. 5 Automatic identification of honeysuckle spots

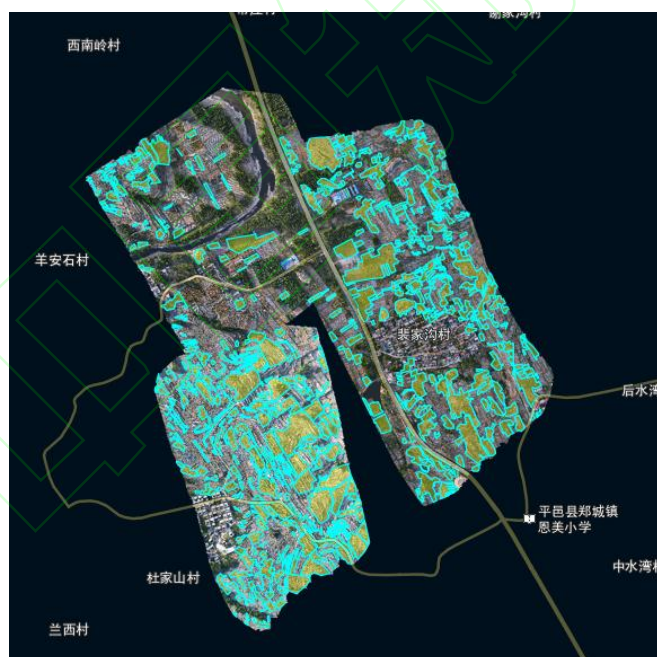


图 6 人工标识金银花图斑
Fig. 6 Artificially marked honeysuckle spots

3 结论与讨论

深度学习方法不需要人工选取特征，减少了大量繁重工作，同时其具有的旋转不变性、平移不变性、多尺度多分辨和多通路等特性，在实际应用中具有很大潜力。目前在大田种植领域，缺乏相应领域的大量标注数据以及人工标注数据的主观性是学者普遍提到的问题。本文利用 GoogLeNet 模型进行仿野生种植金银花遥感识别，识别正确率可达到 97.5%，较好地实现了金银花的自动识别，表明通

过深度学习的方法设计网络模型可有效提取遥感影像中的中药材种植分布信息,是一种有效的中药材精细分类方法;并且能够高效地计算出目标区域金银花种植面积,并显著减少人工工作量,便于进行大规模数据的统计分析,具有实时性好、快捷等特点。将深度学习应用到无人机高分影像药用植物分类中,为药用植物分类研究提供了一个新的思路。

[参考文献]

- [1] 陈梓媛,王丽,蒋超,等.金银花配方颗粒质量快速检测体系研究[J].中国中药杂志,2020,45(5):1070.
- [2] 吴娇,王聪,于海川.金银花中的化学成分及其药理作用研究进展[J].中国实验方剂学杂志,2019,25(4):225.
- [3] 刘蔚霞,刘超,王宁宁,翟乃家,等.鲁中地区金银花高产栽培技术[J].农业科技通讯,2017(8):308.
- [4] XU X, LI W, RAN Q, et al. Multisource remote sensing data classification based on convolutional neural network[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2018, doi:10.1109/TGRS.2017.2756851.
- [5] 黄双燕,杨辽,陈曦,姚远.机器学习法的干旱区典型农作物分类[J].光谱学与光谱分析,2018,38(10):3169.
- [6] FAN H, GUI-SONG X, JINGWEN H, et al. Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery[J]. Remote Sens, 2015, 7(11):14680.
- [7] 吕启,窦勇,牛新,等.基于DBN模型的遥感图像分类[J].计算机研究与发展,2014,51(9):1911.
- [8] CHENG G, YANG C, YAO X, et al. When deep learning meets metric learning: remote sensing image scene classification via learning discriminative CNNs[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2018, doi:10.1109/TGRS.2017.2783902.
- [9] MUGHEES A, TAO L. Multiple deep-belief-network-based spectral-spatial classification of hyperspectral images [J]. Tsinghua Sci Technol, 2018, 24(2): 183.
- [10] ZHOU X, LI S, TANG F, et al. Deep learning with grouped features for spatial spectral classification of hyperspectral images [J]. IEEE Geosci Remote Sens. Lett, 2016, 14(1): 97.
- [11] 陆永帅,李元祥,刘波,等.基于深度残差网络的高光谱遥感数据监测[J].光学学报,2017,37(11):314.
- [12] 赵理君,唐娉.典型遥感数据分类方法的适用性分析——以遥感图像场景分类为例[J].遥感学报,2016,20(2):157.
- [13] SUN X, LIN X, SHEN S, et al. High-resolution remote sensing data classification over urban areas using random forest ensemble and fully connected conditional random field[J]. ISPRS Int Geo-Inf, 2017, 6(8): 245.