

# 基于 Android 和深度学习的外来入侵植物智能识别系统

刘万学<sup>1\*</sup>, 蒯乃阳<sup>2</sup>, 韩爽<sup>2</sup>, 洗晓青<sup>1</sup>, 陈宝雄<sup>3</sup>, 吕军<sup>2</sup>, 姚青<sup>2</sup>

(1. 中国农业科学院植物保护研究所, 植物病虫害生物学国家重点实验室, 北京 100193;  
2. 浙江理工大学信息学院, 杭州 310018; 3. 农业农村部农业生态与资源保护总站, 北京 100125)

**摘要** 我国是遭受外来入侵生物危害最严重的国家之一。目前国内对外来入侵植物的鉴定主要依靠调查人员的经验和专家的人工识别, 存在费时费力和主观性强的问题。针对上述问题, 本文在 Android 环境下开发了一个实时便捷的外来入侵植物智能识别系统, 由移动客户端 APP、云服务器和基于深度学习的外来入侵植物识别模型组成。调查者可以通过手机客户端 APP 拍摄植物图像, 上传至云服务器, 识别模型会自动识别图像上的植物, 识别结果和防治信息在 1~2 s 内反馈至用户客户端, 还可以远程请求专家鉴定。该系统对 35 科 135 种入侵植物的平均识别率达到 85.3%。基于 Android 的外来入侵植物智能识别系统实现了中国常见入侵植物信息查询、自动识别、入侵植物采集点地图显示和专家远程鉴定等功能, 为野外调查人员提供了一个便捷准确的外来入侵植物自动识别和调查工具。

**关键词** 外来入侵植物; 智能识别; 移动终端 APP; 云服务器; 深度学习

**中图分类号:** S 431.9 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16688/j.zwbh.2020267

## The intelligent identification system of alien invasive plants based on Android and deep learning

LIU Wanxue<sup>1\*</sup>, KUAI Naiyang<sup>2</sup>, HAN Shuang<sup>2</sup>, XIAN Xiaoqing<sup>1</sup>, CHEN Baoxiong<sup>3</sup>, LÜ Jun<sup>2</sup>, YAO Qing<sup>2</sup>

(1. *State Key Laboratory for Biology of Plant Diseases and Insect Pests, Institute of Plant Protection, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100193, China*; 2. *School of Information and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China*; 3. *Rural Energy and Environment Agency, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100125, China*)

**Abstract** China has become one of the countries facing the most severe biological invasion in the world. Currently, the identification of alien invasive plants mainly relies on the experiences of surveyors and experts in China. This manual identification method is time-consuming, labor-intensive and subjective. An intelligent identification system of alien invasive plants based on Android mobile was developed. This system was composed of a mobile application program (APP), a cloud server and an identification model of alien invasive plants based on deep learning. The surveyor can use the mobile APP to take pictures for plants and send the pictures to the server. The model loaded on the server can automatically identify the plant images. The identification results and the plant control information can feed back to the mobile clients in 1–2 seconds. If the results are unsatisfied, the user can ask experts to remotely identify the plants. This system can identify 35 families 135 species of alien invasive plants and the average precision was 85.3%. This system provides the query and automatic identification of alien invasive plants, the geographic information of plants and remote expert identification. The system is a tool for surveyors to easily and accurately identify alien invasive plants.

**Key words** alien invasive plant; intelligent identification; android mobile APP; cloud server; deep learning

随着全球经济一体化的飞速发展, 外来生物入侵已经成为与一个国家的经济发展、生态安全、国际贸易与政治利益紧密关联的重大科学问题, 也是国际社会、各国政府、科学家与民众共同关注的社会热

收稿日期: 2020-05-27 修订日期: 2020-08-10

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1201200); 中国农业科学院科技创新工程(caasx-2017-2022-IAS); 农业农村部外来入侵生物综合防治项目(125A0609); 浙江省公益性项目(LGN18C140007)

\* 通信作者 E-mail: liuwanxue@caas.cn

点<sup>[1]</sup>。我国是世界上外来生物入侵危害最为严重的国家之一,在已报道的 600 多种外来入侵物种中占 300 多种,严重威胁着我国的生态安全和农林业生产甚至对人畜健康和军事防卫构成严重威胁<sup>[1-2]</sup>。实现对入侵植物早期监测预警和早期及时防治的一个重要的前提是实时识别入侵植物的种类<sup>[2-3]</sup>。目前,入侵植物识别主要通过形态学分类鉴定和分子生物学鉴定等方法<sup>[2, 4-6]</sup>。其中,形态学识别方式主要依靠调查鉴定人积累的经验,或者参考相关书籍和网络资料进行判定,对于难以辨认的种类则需要专家鉴定。由于入侵植物种类繁多,且有些种类之间形态相似,种内也有可能出现变异或发育阶段的可塑性形态变化。这些因素导致对入侵植物进行识别时容易出现误判,调查监测的实时性也很差<sup>[2, 4, 7]</sup>;此外,由于专家人数有限和专业领域的差异等,也不可能随时到现场对入侵植物进行识别。因此,亟须建立和开发一种入侵植物智能识别工具,为用户提供便捷、高效、实时、准确的入侵植物识别诊断服务。

随着图像处理技术和机器学习理论的发展与应用,有很多学者开始利用植物叶片图像来研究植物种类识别的方法<sup>[8]</sup>。首先通过图像采集设备拍摄单张叶片图像,然后进行叶片图像的预处理和背景分割,提取和筛选叶片特征,主要包括全局特征中的颜色、形态和纹理特征,局部特征中的尺度不变特征变换(scale invariant feature transform)<sup>[9]</sup>、方向梯度直方图特征<sup>[10]</sup>、局部二值模式<sup>[11]</sup>、Gabor<sup>[12]</sup>、基于主曲率的区域检测器<sup>[13]</sup>和多特征融合等,最后筛选出有效特征后训练不同的分类器进行植物叶片的识别,分类器主要包括支持向量机<sup>[14]</sup>、神经网络<sup>[15]</sup>、K 最邻近分类<sup>[16]</sup>和稀疏表示分类器<sup>[17]</sup>。

由于植物种类繁多,植物叶片存在种间变异和类间相似的现象,上述这种传统的模式识别方法在自然环境下难以获得高识别率,模型泛化能力差。近几年,深度学习中的卷积神经网络(CNN)在大规模图像识别任务中表现出色,可以从图像中自动提取成千上万的特征用于识别图像中的目标。已有学者将深度学习应用到植物种类识别中,建立卷积神经网络模型,利用迁移学习方法,微调训练好的模型参数,获得了较高的识别率<sup>[18-29]</sup>,这些研究结果为外来入侵植物智能识别提供了较好的理论支撑。随着智能手机的日益普及,移动应用的开发呈现井喷态势,这为实现便携的外来入侵植物智能识

别提供了良好的载体与环境。将深度学习与手机移动设备两者结合实现移动端快速拍照、识别的应用越来越多,例如“形色”“识花”“花伴侣”等<sup>[30]</sup>应用软件,通过使用手机拍摄花朵或是植物图像,进行实时智能识别,可以获得较高的准确率,为植物和花卉爱好者提供了一个便捷的智能识别工具。本文利用安卓编程语言和深度学习方法建立了基于移动终端的外来入侵植物智能识别系统,实现客户用手机拍摄未知植物,系统将自动识别结果实时反馈给用户,并提供我国入侵植物信息、危害信息、防治方法和发生分布信息等信息的查询功能。

## 1 材料与方法

### 1.1 系统设计

外来入侵植物智能识别系统是基于客户端(client)/服务器(server)模式的应用开发,由手机客户端 APP、云端服务器和深度学习模型组成。用户可以通过客户端 APP 拍照或者图库选取相册中的入侵植物图像,经预览、裁剪等处理操作后上传至云服务器,云服务器调用算法对图像进行自动识别后再将结果反馈给客户端,客户也可通过远程专家诊断功能进行在线咨询。系统技术路线如图 1 所示。

### 1.2 试验数据

本文的图像数据一部分来自中国农业科学院植物保护研究所,一部分来自网络图片,共 35 科 135 种 16 843 幅入侵植物图像,所有图片经过专业人员鉴定。训练集与测试集图像样本量按照 4:1 分配,其中 13 469 幅图像作为训练集,3 374 幅作为测试集。

### 1.3 图像数据增强

通过添加噪声、增强亮度、增加对比度和旋转等方法(图 2)对训练图像进行图像数据增强,训练集扩增到原来的 5 倍。

### 1.4 基于 DenseNet 的入侵植物识别模型的建立与结果的评价

DenseNet 模型<sup>[31]</sup>的网络结构主要由稠密块 dense block 和过渡层 transition layer 组成(图 3)。在稠密块中每层之间采用非线性组合函数 BN+ReLU+3×3 conv 的结构,过渡层包含卷积层和池化层。DenseNet 采用密集连接机制和通过特征在 channel 上的连接来实现特征重用,这些特点让 DenseNet 在参数和计算成本更少的情形下比 ResNet<sup>[32]</sup>具有更优的性能。

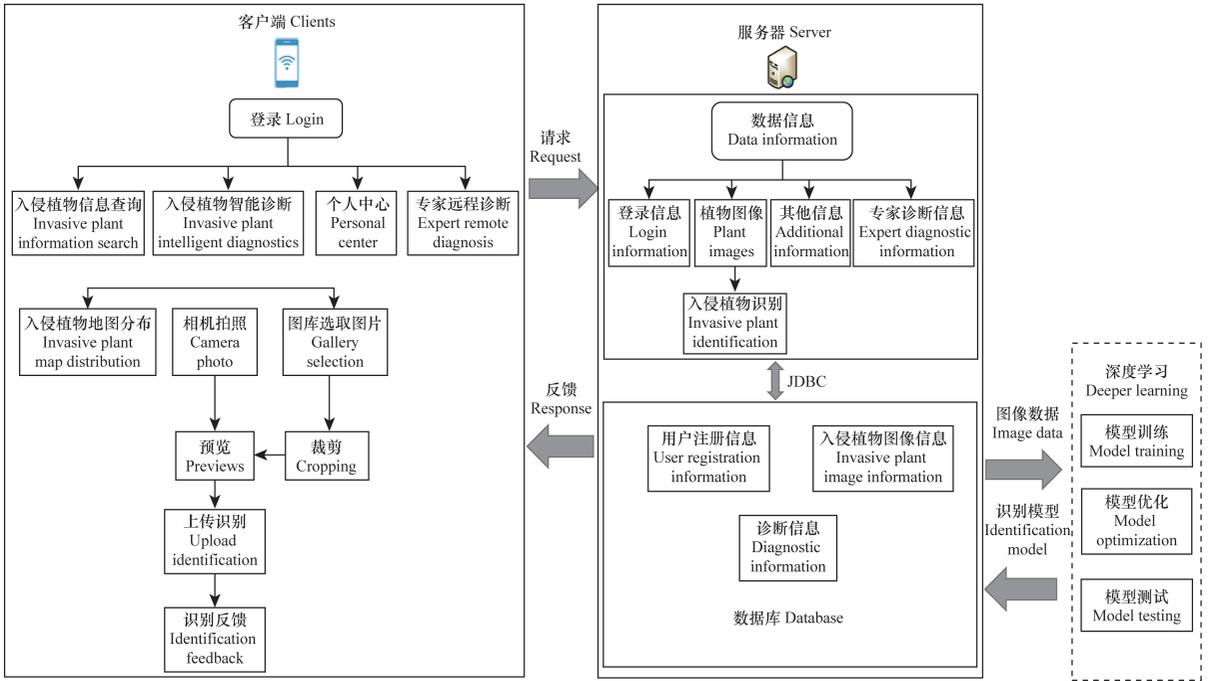


图 1 基于移动终端的入侵植物智能识别系统技术路线图

Fig. 1 Technology roadmap of the intelligent identification system of alien invasive plants based on mobile terminal



a: 原图; b: 添加噪声; c: 增强亮度; d: 增加对比度; e: 旋转  
a: Original image; b: Adding noise; c: Increasing brightness; d: Increasing contrast; e: Rotating image

图 2 入侵植物图像数据增强方法

Fig. 2 Data augmentation methods of alien invasive plants

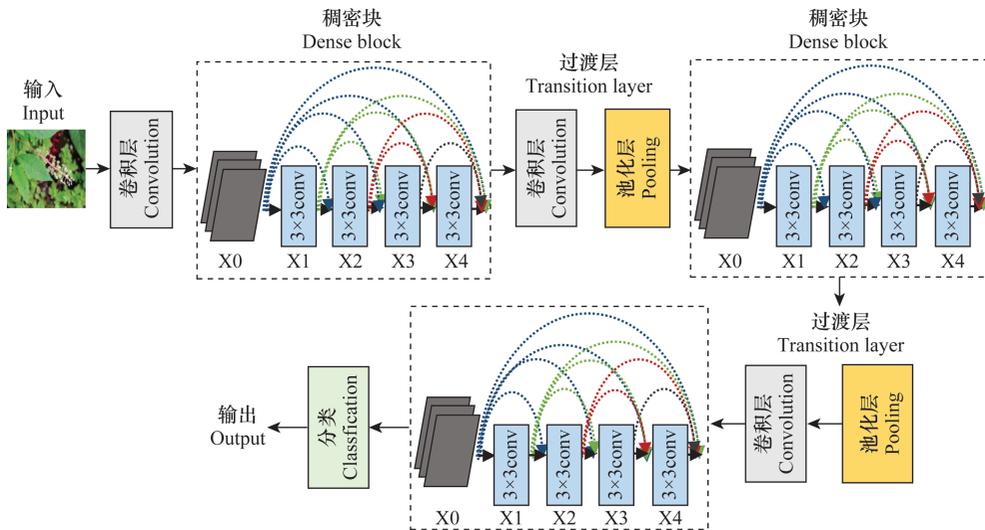


图 3 DenseNet 网络结构

Fig. 3 DenseNet network architecture

利用识别率来评价模型对外来入侵植物的识别情况。

识别率 = 测试集中识别正确的图像数 / 测试集中外来入侵植物图像总数。

### 1.5 基于 Android 的外来入侵植物识别系统 APP 的设计

在 Android 开发环境 Android Studio 下实现入侵植物识别的客户端 APP,其核心功能包括用户登录、入侵植物信息查询、入侵植物图像采集和上传、识别结果的反馈、入侵植物拍摄点的地理信息和专家远程诊断等。

利用 Material Design 控件设计 UI 界面。用户登录模块使用 post 请求携带用户名和密码等信息参数访问服务器,服务器接受请求后返回回调信息。

利用 ViewPager 组件、RecyclerView 自定义控件、SearchView 和 PhotoView 图片查看库实现入侵植物信息查询模块。

利用百度提供的 Android 地图 SDK 接口,通过使用 GPS 或网络定位功能获取手机当前位置,使用 post 请求携带位置信息访问服务器数据库,服务器接受请求后将附近的入侵植物信息以 Json 数据格式返回,客户端解析后结合 Glide 图片加载库在地图上提供实时的入侵植物位置信息,通过 GPS 距离换算可显示入侵植物与用户位置的距离。

图片选择提供了自定义相机拍照与图库选取两种方式。自定义相机调用 Camera2 API 接口,获取摄像头管理器 CameraManager openCamera 打开摄像头,调用 takePreview 在 SurfaceView 中进行预览拍照,使用 ImageReader 回调方法将拍摄的图像进行显示。也可以从图库中选择入侵植物图像,无论通过什么方式获得待识别植物图像,均可以对图像进行裁剪。手机与云服务器传输模式是基于 HTTP 协议。使用 post 方法以表单形式向服务器发出上传请求,然后将发送内容按 HTTP 协议标准以二进制流的方式进行包装,发送至 Web 服务器端,服务器解析二进制数据流后根据识别请求调用相应的识别算法实现入侵植物的识别;最后将识别结果按 Json 数据格式反馈回客户端。客户端解析获得识别结果后按相似度最高的 5 种入侵植物排序显示在手机屏幕上,为用户提供参考,如果第一种植物特征不符合待识别植物,则选择下面 4 种植物中的一种或者以上均不是的结果,选定“是”,这幅待识别的图

像将保存在服务器中,有待于专家远程鉴定,丰富入侵植物图像数据库种类和数量。

### 1.6 服务端入侵植物识别模型的部署

利用 JDBC 与 MySQL 建立数据库管理系统,包括用户注册信息数据表、第三方登录信息数据表、入侵植物图像信息数据表以及诊断信息数据表。通过使用 DAO 模式将业务代码和数据库操作代码分离,利用连接池来减少频繁的连接创建,提高数据库整体的操作性能。

利用 JSP 和 Servlet 实现基于 HTTP 协议的客户端与服务端端的通信,同时编写 Servlet 业务逻辑,利用 Commons Fileupload 开源类库实现二进制数据流的接收与解析,通过压缩识别后的入侵植物图片,提高客户端缓存图片的速率以及地图模块入侵植物分布的显示效果。

为了解决算法模型的调用问题,采用 JNI 本地方法接口,通过生成 DLL 动态链接库来进行实现,添加模型文件,均值文件,权值文件,标签文件即可实现远端服务器的识别检测。

## 2 结果与分析

### 2.1 模型识别结果

基于 DenseNet 的入侵植物识别模型对 135 种入侵植物进行识别,以最大相似度的识别结果为正确结果的识别率为 85.3%,以最大相似度前 5 个结果中有正确结果的识别率为 96.2%。结果表明基于 DenseNet 的入侵植物识别模型可以实现对多种入侵植物的识别。

### 2.2 基于 Android 的外来入侵植物识别系统 APP

#### 2.2.1 用户注册、登录与地图显示

用户可以进行注册和登录操作,登录时可选择记住密码和直接登录,若选择直接登录则下次打开软件时会跳过登录界面,默认使用上次登录的用户(图 4a)。登录成功之后进入主界面,以地图显示拍照附近的位置(图 4b),主界面中用 BottomNavigationView 控件实现底部导航栏,用户可以点击底部导航栏或者滑动切换功能模块。

#### 2.2.2 入侵植物信息查询模块

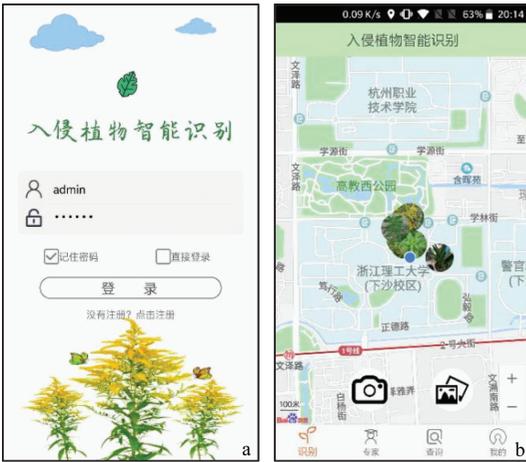
可以对 35 科 135 种入侵植物按照中文或拉丁文的学名进行快速查询(图 5a),点击植物详情可查看该植物的基本情况、发生地区分布、分类地位、形态特征、生物防治、药剂防治、首次发现或引入的地

点及时间、危害特性、生境类型、可能扩散的区域和预防控制管理措施等信息(图 5b),可以查看该植物的更多图片(图 5c)。

### 2.2.3 图像采集、裁剪与识别模块

用户可以通过自定义相机拍照或图库选取待识别的植物图像(图 6a,b),可以对图像进行裁剪,使植物处于图像的中间,使植物区域图像最大化(图 6c)。将裁剪后的图像发送到服务器,Web 服务器端调用入侵植物识别模型进行识别,并将识别结果按相似度从高到低列出前 5 种入侵植物反馈到用户的手机端(图 6d)。如果给出的 5 种植物均不符合待识别的植物,可请求专家进行远程鉴定。

一幅入侵植物图像从上传到服务器到识别反馈到客户端,在 GPU 模式下识别响应时间在 1~2 s,满足实际应用需求。



a: 用户登录; b: 地图显示  
a: User login; b: Map display

图 4 用户登录与地图显示  
Fig. 4 User login and map display



a: 入侵植物信息查询;  
b: 某种植物具体信息;  
c: 某种植物多幅图像  
a: Information inquiry of alien invasive plants;  
b: Detail information of one plant;  
c: Multiple images of one plant

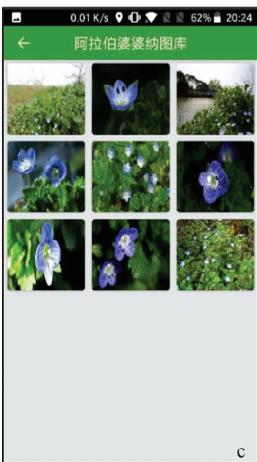
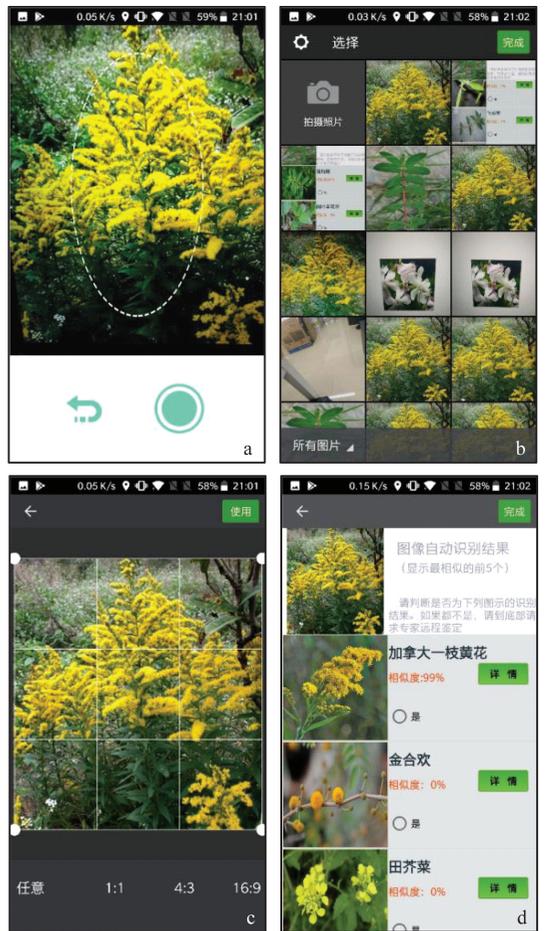


图 5 入侵植物信息查询界面

Fig. 5 Information inquiry of alien invasive plants



a: 手机采集图像; b: 从相册中选择图像; c: 图像裁剪; d: 图像识别  
a: Capturing plant image; b: Selecting image from album;  
c: Cropping image; d: Identifying image

图 6 入侵植物图像采集、裁剪与识别界面  
Fig. 6 Image capturing, cropping and identifying interfaces of alien invasive plants

## 3 结论与讨论

本研究开发建立的外来入侵植物识别系统 APP 可以为基层科技人员、科研教学单位人员、学生以及

科普爱好者提供一个便捷准确的外来入侵植物自动识别和调查工具,大大降低了经济和时间成本。调查监测人员或用户可以通过该 APP 系统随时随地拍摄入侵植物图像并上传到云服务器,该系统实现了用户点对点服务,实现外来入侵植物信息查询、图像自动识别、入侵植物采集点地图显示和专家远程鉴定、图像识别历史查询等功能。目前对 35 科 135 种入侵植物平均识别率达到 85.3%,可在 1~2 s 内将识别结果反馈至用户客户端。由于一部分入侵植物图像来自网络,图像质量不高,以及部分种类的入侵植物的图片收集不全等,影响了入侵植物的准确识别率。后续的研究,一方面需要提高入侵植物的图片质量和样本量,包括入侵植物在不同生境和发育阶段的图片;另一方面,针对一些入侵植物存在多种本地同属近缘种或形态相似种的情况,还需要增加本地植物图片库,以进一步提升入侵植物的识别精度和识别率。但针对一些目前形态识别不准的入侵植物,该系统的后台专家实时支撑系统则明显弥补了这一不足,并且通过大量图片的不断积累,也增加了后续识别的精度。

我国外来入侵植物种类数远远不止本研究识别采样的种类数,调查人员利用本系统调查和拍摄入侵植物的图像识别,记录了识别入侵植物的种类和发生位置,后期可以通过大数据挖掘与分析获得各地的入侵植物发生、分布和危害情况,这对我国外来入侵植物的实时调查监测和早期预警防控与研判应对具有极为重要的防控决策指导价值。

## 参考文献

- [1] 万方浩,侯有明,蒋明星. 入侵生物学[M]. 北京:科学出版社,2015.
- [2] 万方浩,刘全儒,谢明,等. 生物入侵:中国外来入侵植物图鉴[M]. 北京:科学出版社,2012.
- [3] 闫小玲,寿海洋,马金双. 中国外来入侵植物研究现状及存在的问题[J]. 植物分类与资源学报,2012,34(3):287-313.
- [4] 徐海根,强胜. 中国外来入侵生物[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [5] 朱珣之,高婷. 基于 ITS2 序列的 17 种外来入侵植物分子鉴定[J]. 草业科学,2014,31(10):1900-1907.
- [6] 田旭飞,曲波. DNA 条形码在入侵植物鉴定中的应用进展[J]. 生物安全学报,2016,25(2):99-105.
- [7] 张少侠,彭凤兴. 外来入侵物种综合防治技术研讨[J]. 农业工程技术,2016,36(26):44-48.
- [8] 张少侠,彭凤兴. 外来入侵络算法的植物叶片图像识别研究[J]. 激光与光电子学进展,2017,54(12):178-184.
- [9] RANÇON F, BOMBRUN L, KERESZTES B. Comparison of SIFT encoded and deep learning features for the classification and detection of esca disease in Bordeaux vineyards [J]. Remote Sensing, 2019, 11(1): 1-26.
- [10] ISLAM M A, YOUSUF M S I, BILLAH M M. Automatic plant detection using HOG and LBP features with SVM [J]. International Journal of Computer, 2019, 33(1): 26-38.
- [11] LE V N T, APOPEI B, ALAMEH K. Effective plant discrimination based on the combination of local binary pattern operators and multiclass support vector machine methods [J]. Information Processing in Agriculture, 2019, 6(1): 116-131.
- [12] 陈筱勇,马兰. 基于 Gabor 特征多分类器融合的植物叶片识别方法[J]. 光学与光电技术,2017,15(6):24-28.
- [13] WANG Junrui, TIAN Qichuan. Contact lenses detection based on the gaussian curvature [J]. Journal of Computers, 2019, 30(2): 158-164.
- [14] 黄巧义,张木,李苹,等. 支持向量机和最大类间方差法结合的水稻冠层图像分割方法[J]. 中国农业科技导报,2019,21(4):52-60.
- [15] NEFORAWATI I, HERMAN N S, MOHD O. Precision agriculture classification using convolutional neural networks for paddy growth level [J/OL]//Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1193(1): 012026. DOI: 10.1088/1742-6596/1193/1/012026.
- [16] BALAKRISHNA K, RAO M. Tomato plant leaves disease classification using KNN and PNN [J]. International Journal of Computer Vision and Image Processing, 2019, 9(1): 51-63.
- [17] CHENG E J, CHOU K P, RAJORA S, et al. Deep sparse representation classifier for facial recognition and detection system [J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 125(2): 71-77.
- [18] 郑玉龙,赵明. 基于深度学习的自然环境下花朵识别[J]. 计算机技术与自动化,2019(2):114-118.
- [19] 曹香滢,孙卫民,朱悠翔. 基于科优先策略的植物图像识别[J]. 计算机应用,2018,38(11):3241-3245.
- [20] 宋晓宇,金莉婷,赵阳,等. 基于有效区域筛选的复杂背景植物图像识别方法[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(4):181-191.
- [21] 孙颖异,李健,时天,等. 基于改进的 AlexNet 卷积神经网络的植物叶片识别[J]. 种子,2020,39(2):77-81.
- [22] 左羽,陶倩,吴恋,等. 基于卷积神经网络的植物图像分类方法研究[J]. 物联网技术,2020,10(3):72-75.
- [23] ISLAM S, FOYSAL M F A, JAHAN N. A computer vision approach to classify local flower using convolutional neural network [C]. Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, 2020: 1200-1204.
- [24] GHAZI M M, YANIKOGLU B, APTOULA E. Plant identification using deep neural networks via optimization of transfer learning parameters [J]. Neurocomputing, 2017, 235(26): 228-235.

中有 1 对显性成株期抗条锈病基因。在 4 年的成株期抗性调查中发现‘MY002894’和‘YJ006793’的抗病性比较稳定,对小麦条锈病有很高的抗性,对其抗性基因的研究有重要的意义。本研究通过抗-感杂交确定‘MY002894’中抗性基因的数目,依据抗-感杂交的结果,再根据抗-抗杂交的结果,可以推测‘YJ006793’中的抗条锈病基因类型。使用这样的方法可以快速确定其抗条锈遗传特点,直接筛选出比 2 个抗病亲本表现更高抗病性和抗性持久性的家系,以期为这 2 个春小麦种质资源在抗病育种中的利用提供理论指导。‘MY002894’和‘YJ006793’都为抗性材料,抗-抗杂交可以实现抗病基因的累加,在后代中,有可能筛选出比 2 个抗病亲本更加优良的抗条锈性和抗性持久性的家系,直接为育种家提供优良的抗性基因聚合材料和理论参考;也可以通过分子标记技术进行下一步研究,为春小麦抗病育种提供服务,从而获得更有应用价值的抗病新种质或生产品种。

## 参考文献

- [1] CHEN Xianming. Epidemiology and control of stripe rust [*Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*] on wheat [J]. Canadian Journal of Plant Pathology, 2005, 3(3): 314-337.
- [2] 陈万权, 康振生, 马占鸿, 等. 中国小麦条锈病综合治理理论与实践[J]. 中国农业科学, 2013, 46(20): 4254-4262.
- [3] 姚强, 郭青云, 闫佳会, 等. 青海东部麦区小麦条锈菌越冬调查初报[J]. 植物保护学报, 2014, 41(5): 578-583.
- [4] 陆宁海. 中国西北越夏区小麦条锈菌分子流行病学研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2009.

- [5] 姚强. 青海省小麦条锈病流行规律研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
- [6] 姚强, 贺苗苗, 闫佳会, 等. 春小麦品种青春 39 的抗条锈性遗传分析[J]. 麦类作物学报, 2014, 34(1): 39-42.
- [7] 张调喜, 闫佳会, 侯璐, 等. 春小麦品种墨波成株期抗条锈基因遗传解析[J]. 植物保护学报, 2018, 45(1): 60-66.
- [8] 张调喜, 闫佳会, 侯璐, 等. 青海春小麦品种‘青春 38’成株期抗条锈性遗传解析[J]. 植物保护, 2018, 44(5): 247-252.
- [9] 侯璐, 闫佳会, 姚强, 等. 4 个春小麦种质资源苗期抗条锈基因遗传分析[J]. 西北农业学报, 2018, 27(1): 24-30.
- [10] 侯璐. 4 个春小麦种质资源抗条锈性鉴定和抗性遗传分析[J]. 麦类作物学报, 2017, 37(1): 80-86.
- [11] 侯璐. 青海春小麦品种高原 363 成株期抗条锈病基因遗传模型分析[J]. 华北农学报, 2019, 34(2): 117-123.
- [12] LINE R F, CHEN Xianming. Successes in breeding for and managing durable resistance to wheat rusts [J]. Plant Disease, 1995, 79(12): 1254-1255.
- [13] 周新力, 詹刚明, 黄丽丽, 等. 80 份国外春小麦种质资源抗条锈性评价[J]. 中国农业科学, 2015, 48(8): 1518-1526.
- [14] 张莹, 周新力, 王琪琳, 等. 小麦品系 P9897 成株期抗条锈性遗传分析[J]. 麦类作物学报, 2015, 35(10): 1355-1359.
- [15] 苏萍萍, 曾庆东, 李海洋, 等. 小麦种质 P10078 的成株期条锈病抗性特征及遗传规律[J]. 麦类作物学报, 2017, 37(4): 500-503.
- [16] 周春宏, 徐智斌, 冯波, 等. 西藏地方小麦品种曲白春的抗条锈性遗传分析[J]. 麦类作物学报, 2015, 35(3): 312-316.
- [17] 马东方, 周新力, 井金学, 等. 小偃 6 号成株期高温抗条锈性遗传分析[J]. 植物保护学报, 2013, 40(1): 33-37.
- [18] 邱亨池, 王琪琳, 何雨洁, 等. 秦农 142 抗条锈病特征与成株期抗性遗传分析[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(6): 63-68.

(责任编辑: 田 喆)

(上接 179 页)

- [25] GRINBLAT G L, UZAL L C, LARESE M G, et al. Deep learning for plant identification using vein morphological patterns [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 127: 418-424.
- [26] FAN Jianping, ZHOU Ning, PENG Jinye, et al. Hierarchical learning of tree classifiers for large-scale plant species identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4172-4184.
- [27] LEE S H, CHAN C S, REMAGNINO P. Multi-organ plant classification based on convolutional and recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(99): 4287-4301.
- [28] PRASAD S, KUMAR P S, GHOSH D. An efficient low vision plant leaf shape identification system for smart phones [J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 76(5): 1-25.
- [29] NGUYEN T N, LE T L, VU H, et al. A combination of deep

learning and hand-designed feature for plant identification based on leaf and flower images [M]. KROL D, NGUYEN N T, SHIRAI K. Advanced topics in intelligent information and database systems. Springer International Publishing, 2017.

- [30] 李珉葶, 张健涛, 雷耀华, 等. 基于用户需求的国内植物类科普 App 影响力分析—以花伴侣 App 为例 [J]. 科技传播, 2017, 9(22): 193-195.
- [31] ZHANG Jianming, LU Chaoquan, LI Xudong, et al. A full convolutional network based on DenseNet for remote sensing scene classification [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2019, 16(5): 3345-3367.
- [32] FULTON L V, DOLEZEL D, HARROP J, et al. Classification of Alzheimer’s disease with and without imagery using gradient boosted machines and ResNet-50 [J]. Brain Sciences, 2019, 9(212): 1-15.

(责任编辑: 田 喆)