

分类号: S435.11

单位代码: 10335

密 级: 无

学号: 21816188

浙江大学

硕 士 学 位 论 文



稻田常见蜘蛛的图像数据库构建及智能识别

**Image database construction and intelligent recognition of
common spiders in rice paddy fields**

申请人姓名: 洪 锐

指导教师: 姚洪渭 副教授

徐红星 研究员

叶恭银 教 授

专业名称: 资源利用与植物保护

研究方向: 害虫生物防治

所在学院: 农业与生物技术学院

论文提交日期 二〇二一年四月八日

稻田常见蜘蛛的图像数据库构建及智能识别



论文作者签名: 洪 磊

指导教师签名: 姚世明

论文评阅人: 双向隐名评阅

答辩委员会主席: 李 飞 教 授 浙江大学

委员: 吕仲贤 研究员 浙江省农业科学院

吴建祥 教 授 浙江大学

答辩日期: 二〇二一年六月七日

**Image database construction and intelligent recognition of
common spiders in rice paddy fields**



Author's signature: Hong Rui

Supervisor's signature: Hongwei Yao

Thesis Reviewers: Anonymous

Chair of Thesis Oral Defense Committee:

Prof. Fei Li, Zhejiang University

Members of Thesis Oral Defense Committee:

Prof. Zhongxian Lv, Zhejiang Academy of Agricultural Sciences

Prof. Jianxiang Wu, Zhejiang University

Date of Thesis Oral Defense: 7 June, 2021

浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 浙江大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名： 洪磊 签字日期： 2021 年 6 月 29 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名： 洪磊

导师签名： 洪磊

签字日期： 2021 年 6 月 29 日

签字日期： 2021 年 6 月 29 日

本研究承蒙

转基因生物新品种培育重大专项
(2016ZX08011-01)

资助

致 谢

将近三年的研究生生涯稍纵即逝，再回首，距离刚刚步入浙江大学昆虫所学习的自己已经三年时光了。还记得刚入学时的自己，充满着对未来的憧憬，转眼间就临近毕业，回顾这三年的成长和收获，每一幕都仿佛出现在昨天。在此，我诚挚的感谢每一位在这段历程中关心、帮助我的老师、同学、朋友和家人。

首先，我要感谢我的导师姚洪渭副教授、叶恭银教授和徐红星研究员。论文从最初课题的敲定到试验方法的构思、田间试验的开展，直至修改与送审各方面都凝聚着导师的心血与汗水。三年来，导师带领我一步步地走进学术殿堂，开阔我们的视野，规范我们的习惯，不断地教导我们，期待着我们的希望。导师德艺双馨，一丝不苟的治学态度、渊博精深的学识为我树立了终生学习的榜样，同时也在为人处事上为我树立了楷模，让我终生受益。值此论文完成之际，我要借此表达对他们最衷心的感谢和最崇高的敬意！

感谢本课题组的黄佳教授、方琦副教授、汪芳老师在学习、科研和生活上的指导和帮助。感谢研究生院郑龔老师和徐贵平老师，感谢他们在实验方案上提供的指导。感谢武夷学院数学与计算机学院余文森老师，浙江大学生工食品学院冯旭萍老师，浙江省农业科学院数字农业研究所张小斌老师为我的论文提出的宝贵建议。此外，我还要感谢本研究所刘树生教授、陈学新教授、沈志成教授、娄永根教授、张传溪教授、莫建初教授、蒋明星教授、祝增荣教授、唐启义教授、王晓伟教授、李飞教授、徐海君教授、鲍艳原教授、余虹副教授、时敏副教授、刘银泉副教授、吕静副教授、马云高级实验师等的授业解惑和关心指导。能在浙江大学昆虫科学研究所这样优秀的研究平台学习，我十分的幸运。

同时，课题组的兄弟姐妹们团结奋进、相互帮助。感谢严智超、滕子文、王飞、万滨、贾文茜、王蓓蓓、肖山、杨磊、熊时姣、王嘉乐、毛芬、吴慧子、常学飞、陈龙飞、孙初一、刘明明、张佼、郭磊、杨义、钟馥骏、倪旭阳、梅耀天、金妙、张玉盘、张晓宇、范昕雨、高星雨、张璇等师兄、师姐、师弟、师妹，感谢你们科研繁忙之际也能给予我实验和生活上的帮助。感谢同级的任朝都、袁搏、宋吉强、孙琳琳、仇黎明、卢婉君、周振东同学，感谢曾今一起毅行、一起干饭

和一起徒步游杭州的陪伴。特别感谢党聪师兄三年来在实验、生活上给予的关心和帮助，师兄专业知识扎实，逻辑缜密给予了我莫大的帮助。与此同时，我还想感谢我的室友：徐叶斌、尤柳青、姜舒怀、林犇，一起游泳、跑步、桌游、干饭的日子让充满科研生活的研究生时光趣味多多。

感谢我的父母和家人对我始终如一的理解、支持和关爱。感谢你们的理解与支持，我才能无所顾忌地在求学路上不断前行；因为我知道，当我失落彷徨时，你们会给予我最大的支持，鼓励我继续追求自己心中所想的；当我稍有成绩时，你们会赞许我，但也会告诫我戒骄戒躁，继续前行。同时也感谢我的女朋友项雅琴同学，感谢她研究生期间3年的陪伴，让我度过快乐、充实、美好的研究生时光。

最后，再次感谢所有给予我帮助的每一个人！

洪锐

2021年6月，于浙江大学启真湖畔

摘要

节肢动物种类的快速识别和鉴定是开展生物多样性调查的基础。传统的分类方法主要依赖人工观察标本的外部形态特征，逐一对照检索表，通过每个特征的对比来完成对种类的鉴定，该鉴定方法繁琐、耗时，调查效率低。近年来，随着人工智能技术的快速发展，利用图像识别来完成节肢动物种类识别和鉴定的研究愈来愈受到关注。

本文以稻田常见蜘蛛为对象，对形态特征的图片数据库构建、AutoML 模型识别训练、以及基于微信小程序的蜘蛛种类智能识别工具开发与应用等展开研究，获得以下主要结果：

1. 在浙江稻田共采集 22 种常见蜘蛛，利用电子显微成像系统拍摄、采集稻田的蜘蛛形态特征原色图片和分类特征图片，配以文字描述信息，上传至云端，构建稻田蜘蛛图像数据库。

2. 拍摄简单背景下蜘蛛图片 2,209 张，通过搜索引擎收集 18 种节肢动物图片 599 张，并采用旋转方法对数据进行增强，共获得 11,232 张图像，作为模型训练的图像数据集。在统一图像分辨率的基础上，验证了高分辨率和训练集扩充后对模型效果的提升。同时通过分别增加三种不同数据增强算子 Cutout、Sharpness 和 Brightness 来提升模型的效果。

3. 利用微信开发者工具将收集处理后的稻田蜘蛛原色图片和文字描述以及训练完成的模型接口整合到微信小程序中，并基于微信小程序构建稻田蜘蛛智能系统，包括稻田蜘蛛图片展示、形态特征介绍、生活习性介绍、稻田蜘蛛识别等功能。制作完成后，上线体验版，对稻田蜘蛛开展种类鉴定，初步应用于田间蜘蛛标本的鉴定。

论文结果不仅为稻田蜘蛛种类多样性调查提供快速、简便判别工具，同时为蜘蛛的室内种类快速、准确鉴定提供辅助手段。

关键词：稻田蜘蛛；原色特征图片；AutoML 模型；微信小程序；智能识别

Abstract

The rapid identification and characterization of arthropod species is the basis of biodiversity investigation. The traditional classification method mainly relies on manual observation of the external morphological characteristics of specimens, comparison of each characteristic to the retrieval table one by one, and completing the species classification and identification. This kind of manual method is cumbersome and time-consuming, which is inefficient to investigate. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence technology, the use of computers to complete the recognition and identification of arthropod species has attracted more and more attention.

In this paper, common spiders in rice paddy fields were taken as the research object, and the construction of a image database of their morphological characteristics, the AutoML model training, and the development and application of intelligent recognition tools for spider species based on WeChat applets were conducted. The following main results are obtained:

1. A total of 22 common spider species were collected from rice fields in Zhejiang Province. Their primary color pictures and classification characteristic pictures captured and collected using electronic microscope imaging system, etc., with text description information, were uploaded to the cloud, and made into a image database of spiders in rice paddy fields.

2. A total of 2,209 photographs of spiders in simple backgrounds were taken. 599 pictures of 18 arthropods were collected through internet search engines. These data were then expanded by rotation method to obtain a total of 11,232 images, which were used as the image dataset for model training. After the uniform of image resolution, the enhancement of the model effect by high resolution and training set expansion is verified. The model was also improved by adding three different data enhancement operators, Cutout, Sharpness and Brightness, respectively.

3. Using WeChat developer tools, the collected and processed primary color pictures and text descriptions of spiders in rice paddy fields as well as the trained model interface were integrated into the WeChat applets. Based on this WeChat applets, the intelligence system of rice paddy spiders was then built, including spider picture display, the introduction of morphological characteristics and life habit, the identification of rice paddy spiders, and other functions. After the program was completed, an experiential version was put online to carry out the identification of spider species in rice paddy fields.

These results provide a quick and easy identification tool for the investigation of spider species diversity in rice paddy fields, as well as an aid for rapid and accurate indoor identification of spider species.

Key words: Spiders in rice fields, primary color feature pictures, AutoML model, WeChat applets, Intelligent recognition

目录

致谢.....	I
摘要.....	III
Abstract.....	IV
目录.....	VI
插图清单.....	VIII
附表清单.....	X
第一章 文献综述.....	1
1.1 农田蜘蛛.....	1
1.1.1 蜘蛛的形态与生物学特征.....	1
1.1.2 蜘蛛在农业生态系统中的作用.....	2
1.2 基于图像的节肢动物识别.....	4
1.2.1 图像的获取.....	4
1.2.2 图像的预处理.....	5
1.2.3 特征提取.....	6
1.2.4 分类方法.....	7
1.3 研究目的和意义.....	8
第二章 稻田蜘蛛图像数据库的构建.....	10
2.1 材料与方法.....	10
2.1.1 蜘蛛标本采集.....	10
2.1.2 形态特征图片的拍摄.....	10
2.1.3 稻田常见蜘蛛分科检索表.....	10
2.1.4 浙江稻田常见蜘蛛种类.....	11
2.1.5 微信开发者工具云开发功能介绍.....	12
2.2 结果.....	13
2.2.1 稻田蜘蛛形态特征原色图片与特征描述.....	13
2.2.2 常见稻田蜘蛛数据库的构建.....	32
2.3 小结.....	34
第三章 基于 AutoML 的稻田蜘蛛分类.....	36
3.1 数据准备与预处理.....	37
3.1.1 数据集的采集和处理.....	37
3.1.2 数据集的划分.....	37
3.1.3 训练集的扩充.....	38
3.1.4 数据集的标注和实验环境.....	41
3.2 结果与分析.....	42
3.2.1 基于 AutoML 的稻田蜘蛛识别模型.....	42

3.2.2 基于 AutoML 的节肢动物识别模型.....	53
3.2.3 模型的部署和迭代.....	58
3.3 小结.....	59
第四章 稻田蜘蛛智能识别微信小程序的开发与应用.....	60
4.1 稻田蜘蛛智能识别微信小程序设计.....	61
4.1.1 小程序页面设计.....	61
4.1.2 小程序功能设计.....	62
4.2 稻田蜘蛛智能识别微信小程序实现.....	64
4.2.1 小程序开发环境与工具.....	64
4.2.2 用户登录及各页面的实现.....	64
4.3 稻田蜘蛛智能识别微信小程序的初步应用.....	70
4.4 小结.....	71
结论.....	72
参考文献.....	74
附录 作者简历.....	81

插图清单

图 1.1 技术路线.....	9
图 2.1 四点亮腹蛛 <i>Singa pygmaea</i>	14
图 2.2 黄褐新园蛛 <i>Neoscona doenitzi</i>	15
图 2.3 褶管巢蛛 <i>Clubiona corrugata</i>	16
图 2.4 食虫瘤胸蛛 <i>Oedothorax insecticeps</i>	17
图 2.5 驼背额角蛛 <i>Gnathonarium gibberum</i>	18
图 2.6 隆背微蛛 <i>Erigone prominens</i>	18
图 2.7 拟环纹豹蛛 <i>Lycosa pseudoamulata</i>	19
图 2.8 拟水狼蛛 <i>Pirata subparaticus</i>	20
图 2.9 类水狼蛛 <i>Pirata piratoides</i>	21
图 2.10 星豹蛛 <i>Pardosa astrigera</i>	22
图 2.11 贺式菱头蛛 <i>Bianor hotingchiehi</i>	22
图 2.12 微菱头蛛 <i>Bianor aenescens</i>	23
图 2.13 锥腹肖蛸 <i>Tetragnatha maxillosa</i>	24
图 2.14 四斑锯螯蛛 <i>Dyschiriognatha quadrimaculata</i>	25
图 2.15 八斑球腹蛛 <i>Theridonn octomacutatum</i>	26
图 2.16 叉斑巨齿螯蛛 <i>Enoplognatha japonica</i>	27
图 2.17 四棘克罗蛛 <i>Chrosiothes sudabides</i>	28
图 2.18 三突花蛛 <i>Misumenops tricuspidatus</i>	29
图 2.19 波纹花蟹蛛 <i>Xysticus croceus</i>	30
图 2.20 瓦包花蟹蛛 <i>Xysticus atrimaculatus</i>	30
图 2.21 白条锯足蛛 <i>Runcinia albostrigata</i>	31
图 2.22 斜纹猫蛛 <i>Oxyopes sertatus</i>	32
图 2.23 云开发控制台.....	33
图 2.24 存储文件上传及图片地址获取.....	33
图 2.25 数据库界面展示及数据录入.....	34
图 3.1 机器学习典型流程以及 AutoML 参与方式.....	36
图 3.2 稻田蜘蛛图像数量分布.....	39
图 3.3 节肢动物图像数量分布.....	41
图 3.4 数据标注示意图.....	41
图 3.5 原训练集不同分辨率下模型的表现.....	43
图 3.6 原训练集不同分辨率下模型各类别的置信度.....	45
图 3.7 原训练集不同分辨率下模型的平均置信度.....	45
图 3.8 扩充后训练集不同分辨率下模型的表现.....	46
图 3.9 扩充后训练集不同分辨率下模型各类别的置信度.....	47
图 3.10 原训练集不同分辨率下模型的平均置信度.....	48
图 3.11 300*300 分辨率训练集模型的表现.....	49
图 3.12 300*300 分辨率训练集各类别置信度.....	50
图 3.13 300*300 分辨率训练集的平均置信度.....	50

图 3.14 原数据集、Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子模型不同类别置信度.....52

图 3.15 原数据集、Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子模型平均置信度.....52

图 3.16 原训练集和扩充后训练集模型的表现.....54

图 3.17 模型各类别的置信度.....55

图 3.18 模型的平均置信度.....55

图 3.19 不同数据增强算子训练集模型的表现.....56

图 3.20 模型各类别的置信度.....57

图 3.21 模型的平均置信度.....58

图 4.1 小程序发展.....60

图 4.2 小程序框架.....61

图 4.3 微信小程序页面结构.....62

图 4.4 微信小程序登录流程时序.....63

图 4.5 开发者工具界面.....64

图 4.6 用户登录界面.....65

图 4.7 用户登录界面代码.....65

图 4.8 种类介绍界面.....66

图 4.9 种类介绍界面代码.....66

图 4.10 识别界面.....67

图 4.11 识别界面代码.....68

图 4.12 蜘蛛详情界面图.....69

图 4.13 蜘蛛详情界面代码.....69

图 4.14 操作流程.....70

附表清单

表 2.1 浙江省常见稻田蜘蛛种类汇总.....	12
表 3.1 稻田蜘蛛基本信息表.....	38
表 3.2 节肢动物基本信息表.....	40
表 3.3 计算机硬件配置.....	42
表 3.4 原训练集不同分辨率下模型的表现.....	43
表 3.5 原训练集不同分辨率下模型各类别的置信度.....	43
表 3.6 扩充后训练集不同分辨率下模型的表现.....	46
表 3.7 扩充后训练集不同分辨率下模型各类别的置信度.....	47
表 3.8 300*300 分辨率下原训练集和扩充后训练集模型的表现.....	49
表 3.9 300*300 分辨率训练集模型各类别的置信度.....	49
表 3.10 三种数据增强算子.....	51
表 3.11 不同数据增强算子下模型各类别的置信度.....	51
表 3.12 原训练集和扩充后训练集模型的表现.....	53
表 3.13 模型各类别的置信度.....	54
表 3.14 不同数据增强算子训练集模型的表现.....	56
表 3.15 模型各类别的置信度.....	57
表 4.1 微信小程序识别蜘蛛标本结果.....	70

第一章 文献综述

长期以来,农业生产上一直依赖化学农药防治害虫。大量不合理使用化学农药不仅对土壤和水分造成环境污染,同时导致害虫抗药性问题日益突出。相较于化学防治,生物防治可以在不破坏环境的基础上有效控制害虫田间种群数量。农田蜘蛛是农业生态系统中重要的自然控害因子,具有极为重要的生防意义。

1.1 农田蜘蛛

1.1.1 蜘蛛的形态与生物学特征

蜘蛛在动物分类系统中属于节肢动物门 (Arthropoda) 蛛形纲 (Arachnida) 蜘蛛目 (Araneae), 是一类常见的节肢动物。与昆虫身体分为头、胸、腹部三个部分不同,蜘蛛的身体主要分为头胸部和腹部两个部分。头胸部有眼、口器、步足及其他附肢等构造。蜘蛛只有单眼,且大多数种类为八个,也有六眼、四眼和少数二眼的。蜘蛛头胸部的第一对附肢特化形成螯肢,也称上颚,由螯肢和螯爪两节组成,爪附近有一毒腺开口,用以排出毒液。蜘蛛借此用来捕捉和杀死猎物。第二对附肢称为触肢,位于螯肢之后,口的左右两侧。步足四对,末端两爪或三爪。游猎型蜘蛛一般具两爪,而结网型蜘蛛一般多为三爪。雌雄蛛触肢的跗节不同,雌蛛跗节简单,雄蛛跗节在性成熟特化为触肢器,是进行交尾的器官。蜘蛛的腹部一般不分节,由腹柄同头胸部相连。腹部的形状各异,多为卵圆形或长筒型,有的种类具瘤状或棘状突起。蜘蛛的呼吸器官着生于腹部,除书肺外,还有气管。多数蜘蛛两者兼有,皆为体壁的衍生物。书肺的中央为生殖器的开口,雄蛛的生殖孔简单,但雌蛛的生殖孔较为复杂,常作为区分蜘蛛种类的重要特征。纺器是蜘蛛特有的纺丝器官,通常具有三对。后腹部的变形物为肛突,是后腹部的变形物,一般在腹部末端。肛突前端有肛门的开口 (宋大祥,1985)。

稻田蜘蛛的生活方式多样,一般分为定居型和游猎型。定居型蜘蛛包括结网型、地下挖洞穴居住型,和以自己巢穴为固定住所型;游猎型蜘蛛则到处游猎捕食。在稻田生态系统中,蜘蛛是非常重要的控害天敌资源,不少学者对稻田中常

见优势种类的生物学特性进行了研究。吴六侠和王洪全（1986）在室温条件下，将采集的拟水狼蛛（*Pirata subparaticus*）亚成蛛于室内环境下饲养，观察统计捕食量、交配与产卵情况。王洪全和周家友（1983）在尝试人工饲养拟环纹狼蛛（*Lycosa pseudoamulata*）补充田间蛛源控制害虫数量时，对其发育、产卵和习性有了初步的了解。李秦晋等（2015）发现褶管巢蛛（*Clubiona corrugata*）具有很强的耐干燥和耐饥饿性，在没有水和食物的情况下，平均可存活38.5天。刘凤想等（2004）主要观察记录了纵条蝇狮（*Marpissa magister*）的年生活史、产卵量、孵化及寿命。可见，这些稻田蜘蛛的生物学特征具有寿命长、食量大、耐饥饿和繁殖力强等特点，使其在田间害虫种群数量控制中具有重要的作用。

1.1.2 蜘蛛在农业生态系统中的作用

农业生态系统为不同功能节肢动物的高度多样性提供了支持(Altieri, 1999)。病虫害的控制可以通过生态系统中不同层级的天敌来发挥作用。蜘蛛是众多天敌中的一员，通过研究其捕食功能反应可以有效地评估、预测其生物防治能力。捕食者和被捕食者的功能反应由每一个特定时间一个捕食者捕食的数量和猎物密度之间的关系定义（Jeschke et al., 2002）。这些关系会因各种生态和环境因素而动态变化，包括捕食者觅食策略的变化、猎物的处理和消化时间、猎物的逃逸或躲避行为以及环境条件等。蜘蛛的狩猎策略基于其狩猎方式（结网、主动出击）、时间（白天、夜晚）和地点（地面、植株上）等（Cardoso et al., 2011）。Michalko和Pekar（2016）发现不同的狩猎策略使蜘蛛在捕获特定猎物的效率各不相同。猎物的相对大小会影响蜘蛛处理和消化猎物的时间，因此一般捕食相对自身体型在某一范围内的猎物（Michalko and Pekar, 2015）。环境温度也会影响蜘蛛的捕食功能反应，这主要与蜘蛛捕获猎物的能力以及猎物的逃逸能力有关（Kruse et al., 2008）。李德明等（2005）实验表明，在单种猎物实验中，蜘蛛捕获的猎物生物量和猎物密度呈明显的正相关。在高密度猎物的密度下，蜘蛛杀死的猎物会多余消耗的猎物（Samu and Biro, 1993）。在农田生态系统中，往往具有多种猎物可供蜘蛛取食。当在多种猎物共同存在时，蜘蛛会在不同的猎物之间进行切换（Harwood et al., 2004）。但是，导致这种变化的原因是由于蜘蛛自身取食偏好的变化还是自身行为的变化，至今尚不清楚。

多项研究表明,蜘蛛是多种农业生态系统中优势类群。农业生态系统的最大特点就是人类活动的频繁干扰,例如农作物的空间分布,杀虫剂、除草剂、肥料的施用以及作物的修剪、收割和收获等。因此,在不同的农业生态系统中,对蜘蛛的研究也不尽相同。蜘蛛在农业中的生物防治功能可能受到其本身、害虫猎物、农作物和气候特征等影响 (Michalko et al., 2019b)。由于蜘蛛能捕食半翅目等比较强壮的昆虫 (Michalko and Pekar, 2016),因此在害虫防控中具有更大的应用潜力。作物的特性可能会影响蜘蛛的生物防治效果。不同作物的生长导致形成不同的空间环境,可能改变蜘蛛和猎物之间的相互关系。Michalko等 (2019a)发现蜘蛛的生物防治效果在水稻中最高,其次是葡萄卷心菜和小麦。Rendon等 (2016)在实验室环境下探究狼蛛对棉铃虫 (*Helicoverpa armigera*)的控害作用时,发现即使是在简单的实验室环境中,可有效捕杀棉铃虫66%的幼虫和77%的成虫。不同学者在大豆田采样时发现的蜘蛛科目和数量都较为一致,主要包括狼蛛科 (Lycosidae)、皿蛛科 (Linyphiidae)、跳蛛科 (Salticidae)、蟹蛛科 (Thomisidae)和园蛛科 (Araneidae)等。这些蜘蛛种类及种群数量的分布可能与植被高度的有关 (Beltramo et al., 2006; 何昌彤, 2015)。Balfour和Rypstra (1998)在大豆田中设置不同密度杂草的试验区块,发现杂草密度较高的区块中的蛛网数量明显较高,且在整个季节中观察到的蜘蛛有87%以上为结网型种类。作物的生命周期也会对蜘蛛生物防治效果具有重要影响。多年生作物可以持续维持蜘蛛的种群发展,而一年生作物则使蜘蛛通过频繁的迁移来重新进行定殖 (Entling et al., 2011)。气候条件会改变蜘蛛种间的相互作用和营养级联的反应速度。在温暖环境中,由于活动速率提高,可能导致营养级之间的相互作用更加激烈 (Pekar et al., 2015)。因此,地区气候条件不同,蜘蛛的相互作用强度以及生物防治效果会有所不同 (Cristiano et al., 2018)。

在我国,有关蜘蛛的研究起步较晚。1931年秉志在对南京动物区系进行研究时,首次对我国蜘蛛作了初步研究;王凤振和朱传典 (1935)参考各种文献,制成了《中国蜘蛛名录》初稿。上世纪70年代以来,我国生物学家在稻田开展以蛛治虫,并对稻田蜘蛛进行了系统性的研究。胡金林等 (1983)编著的《中国农林蜘蛛》记录了我国农林蜘蛛775种,对其中392个常见种的形态和生活习性进行了描述。何俊华和庞雄飞 (1986)介绍了我国水稻上的257种主要天敌,其中稻田

蜘蛛44种，同时还配有大量的彩色绘图，对了解水稻害虫天敌和整个稻田生态系统都具有重要意义。冯钟琪等（1986）对蜘蛛目33科193种的常见蜘蛛进行了形态特征的描述，同时配有大量手绘蜘蛛特征图，囊括了大量稻田常见蜘蛛。陈樟福和张贞华（1991）对浙江省的蜘蛛进行了研究，记载了蜘蛛367种，并着重介绍了林区和田田中的优势种。张志升和王雨露（2017）在全国各地进行调查采集，收录了我国全部已知蜘蛛71科，种类达到1139种；并采用显微照片记录了每一个科的代表种类，拍摄了近两千三百余张生态环境下的蜘蛛图片。

1.2 基于图像的节肢动物识别

基于图像的节肢动物识别研究属于多学科的交叉研究。虽然各研究者的研究目的和研究对象不同，但是一般的研究步骤都包括图像的获取、图像的预处理、图像的特征处理以及分类方法的选择。

1.2.1 图像的获取

图像的获取是图像识别的基础。其中，图像获取的方法将直接影响图片的质量。获取方法不仅会直接影响后期图像的处理，而且还会影响识别模型的最终效果。因此，针对不同的节肢动物对象以及想要达到的预期识别效果，可采取不同的拍摄环境以及拍摄装置。在图像的采集过程中，采集环境可包括在自然环境直接拍照和将实物标本带回室内进行拍照两种。针对较大的对象，一般采用数码相机或单反相机拍摄即可；对于体型较小的对象，为保证目标图像的特征，一般采用显微摄影装置进行拍摄。

（1）室内环境

于新文等（2000）将昆虫标本放入顶部安装有两盏节能灯、内壁皆覆以复印纸的木箱中，用数码相机获取表面照度均匀一致的图像。希仁娜·亚森等（2014）为获取清晰的图像，将样品放在白纸上或白底的培养皿中，同时滴加1~2滴70%乙醇固定标本，用数码体视显微镜取像。吕军等（2012）在获取水稻害虫特征时，先利用测报灯诱集目标害虫，将其带回室内利用数码相机对平铺在玻璃板上的标本进行正反两面的垂直拍摄，其间保证标本个体独立分开后采集图片。针对同一节肢动物标本，卢赐鼎等（2019）选用单反相机（佳能EOS 70D）、数码相机（佳

能Powershot G12) 和手机(华为荣耀V8)等3种不同拍照设备获取不同拍摄模式下的图像数据。Yang等(2008)为了保证获取到统一的数字图像,人为建立统一标准,其中针对以形态特征数据以及颜色与纹理作为模式特征值时,分别采用透射光和反射光获取图像的特征,进行图像的采集。

(2) 自然环境

对于自然环境下的活体,在图像采集时容易受到各种外界因素的干扰,且自然环境的背景复杂,对后期的图像处理提出了更高要求。马鹏鹏等(2018)等利用具有烘干功能的智能虫情测报灯在野外诱集水稻昆虫,并通过工业相机采集标本的图像信息。Zhang等(2019)根据黄板诱虫原理,利用高清摄像机拍摄野外收集的包含目标粘虫板的彩色图像。林相泽等(2019)等利用昆虫趋光性的生物学特点,在野外通过高压汞灯将昆虫吸引至采集工作台上,并通过自动控制的相机拍摄昆虫的高清图像。为了采集更加真实的自然环境的照片,张永玲(2018)和Lu等(2020)分别使用相机获取不同视角下具有复杂野外环境背景的图像。

1.2.2 图像的预处理

高质量低噪声的图像是准确识别图像的前提条件。大多数在自然条件下拍摄的图像易受到各种环境因素的影响,进而影响后期的识别效果。图像的预处理技术可以消除图像中的无关信息,提升图像的质量,以达到更高的识别效果。图像的预处理一般包括图像增强、边缘检测和图像分割等操作(姚青等,2011)。

(1) 图像增强

采用空间域方法对图像进行增强是一种常用方法。利用邻域平均方法和中值滤波法对图像进行平滑处理,消除孤立的噪声点,之后对图像进行直接灰度变化,可以有效降低平滑噪声且锐化模糊图像的边缘,达到增强图像质量的目的(于新文等,2000;张孝远等,2007)。除了空间域增强方法外,还可以在频率空间中改变图像的频率特征达到增强图像的目的。陈竹安等(2018)提出小波阈值去噪的改进方法,不仅在经典的图像中有较好的去噪效果,而且在遥感图像的去噪处理方面也有明显的精度提升。

(2) 边缘检测

常用的边缘检测算子有Roberts算子、LoG算子、Sobel算子、Canny算子和

Prewitt算子等。李海军等（2009）用多种不同边缘检测算子对鳞翅目蝶类进行边缘检测分析，得出Laplace算子对蝶类的边缘具有较好的检测效果。陈晓文等（2020）提出结合高斯拉普拉斯（LoG）边缘检测和增强局部相位量化的模糊图像识别算法。利用LoG算子突显图像的重要细节信息，相比其他具有模糊鲁棒性的算法有更好的识别性能。侯雨等（2020）用改进的Canny算法对禾本科杂草进行边缘检测，保留了更多的有效边缘信息。

（3）图像分割

图像分割是将图像分割成几个特定的区域并提取感兴趣区域的过程。Yao等（2012）利用两个图片的不同色差去除图像背景，达到分割图像的目的。Yalcin和Ieee（2015）使用基于高斯混合模型的背景减法和活动轮廓（Snake）模型，产生昆虫的外部边界点获得更精确的分割效果。针对某些背景较为复杂的图像如采用单一的分割方法有时会产生较大误差的问题，Deng等（2020）将Grab-Cut算法和One-Cut算法结合，在玉米病虫害识别中取得较好的分割效果。余绍军等（2015）在采取单一的图像分割算法未能取得较好的图像分割效果后，采用一种K均值和区域合并的方法，获得较好的分割效果。钱晶等（2019）在获取活体害虫动态特征时，利用颜色特征与阈值化法将害虫与背景图像分割，以实现获取害虫数量和运动量的目的。Zhang和Chen（2020）针对传统分割在复杂背景下无法达到较高识别精度的问题，引入基于形态学的无边主动轮廓策略对复杂背景下的目标图像进行分割，结合DenseNet-121，识别精度较传统方法提升近10%。

1.2.3 特征提取

特征提取也是图像识别中十分关键的一环。图像特征一般分为传统特征和深层特征。传统特征主要基于节肢动物的颜色、形状和纹理（Cho et al., 2008; Wen and Guyer, 2012），更复杂的特征是基于可以抵抗尺寸和形状变化的不变特征（Deng et al., 2018; Xiao et al., 2018）。传统特征是基于图像的手动分析来确定的，而深层特征则通过使用卷积神经网络进行自动提取（Cheng et al., 2017）。在识别蝶类昆虫时，Wang等（2012）通过提取不同特征作对比时，发现形状特征比颜色和纹理特征更加重要。Bao等（2021）利用滑动窗口法提取图像的颜色特征和尺度不变的三元模式纹理特征，减弱了旋转和改变图像比例对识别结果的影响，

显著提高了该级别昆虫图像的识别精度。

节肢动物外观的特征较易捕获和分析。因此，早期较多的自动识别都是基于图像的颜色和外部形状来达到识别目的。但是，对于具有相似颜色和形状特征的物种，还必须考虑纹理信息来确保识别结果的可靠性。竺乐庆等（2015）使用颜色特征和纹理特征联合描述鳞翅目昆虫翅的特征，可更全面地反映昆虫翅的图像特征信息。张红涛等（2019）为了自动判别棉铃虫性别，利用工业相机获取棉铃虫彩色和灰度图像，后利用MATLAB提取图像的颜色矩特征和纹理特征，最佳时的准确率高达98.33%。基于特征提取方法的节肢动物识别研究表明，相较于提取图像的整体特征，提取具有代表性的某些局部特征在最后的识别中有着更好的表现（Yao et al., 2017；范一峰和王义平, 2013）。谢林波等（2015）将应用于文档分类领域的BOW (bag of words, BOW) 模型用于图像识别，选择SIFT (scale invariant feature transform, SIFT) 描述子提取害虫图像的特征，取得较好的识别效果。Wen等（2015）将纹理、颜色、形态和局部特征等适当组合作为堆叠去噪自动编码器的输入，对飞蛾样品达到96.9%的良好识别精度。张永玲等（2018）在对水稻害虫进行识别时，提取颜色全局特征和局部特征，并对多个特征组合的效果进行对比评估，获得最佳的分类效果。

1.2.4 分类方法

图像分类是图像识别的最后一步。在传统的机器学习中，选择合适的分类器十分重要。近几年随着人工智能的迅速发展，越来越多研究者将深度学习应用到节肢动物图像识别领域，并取得非常不错的效果。

（1）传统分类方法

Zhu 和 Zhang（2011）利用 K-means 均值算法将感兴趣的区域根据颜色特征分割为多个部分，然后将彩色图像转化为灰度图像，从中提取特征，对 18 科 100 种鳞翅目昆虫达到 84.47%的识别精度。Lu 等（2012）将本地和区域性编码策略相结合，通过斑块的空间金字塔池化得到图像的矢量表示，采用线性支持向量机（support vector machine, SVM）对昆虫图像进行分类，取得较好的识别效果。Yaakob 和 Jain（2012）使用六种不同类型的不变矩来提取图像的特征向量，然后通过模糊自适应谐振理论（Fuzzy Adaptive Resonance Theory, FAM）神经网络取

得更好的识别效果。Shen 等 (2015) 利用 Sobel 算子提取图像的梯度强度特征, 使用 Hausdorff distance 来计算不同形状物体之间的相似度, 最后利用 K 最近邻分类器对昆虫进行识别, 实现了快速识别和 82.19% 的识别精度。竺乐庆等 (2015) 对鳞翅目昆虫图像进行分类识别时, 将颜色特征先转化为不同数量的描述子, 并通过 K-means 方法进行聚类生成特征词典、连接成特征向量后, 利用 SVM 实现分类, 取得了 100% 的预测精度。Favret 和 Sieracki (2016) 采用稀疏信号分析对实蝇和蚊类翅的二维图像进行分析, 随后利用 SVM 成功实现标本的种类识别, 准确率分别为 86.2% 和 80.3%。

(2) 深度学习方法

Liu 等 (2016) 采用基于全局对比区域的计算方法定位害虫图像, 构建 PEST ID 数据库自学习局部图像特征, 最后通过 DCNN 模型完成分类工作, 其平均识别率可达 95%。Thenmozhi 和 Reddy (2019) 利用深层 CNN 模型对公开的三个昆虫数据集进行分类, 分别包含 40、24 和 40 类昆虫, 准确率分别高达 96.75%、97.47% 和 95.97%。Pang 等 (2019) 利用 R-FCN 方法进行多目标检测, 并通过聚类进行图像边缘检测进一步提高了准确性和快速性。Chen 等 (2020) 利用 RetinaNet 识别蝇类时, 为了有效改善模型的性能, 引入了 KL 损失函数 (He et al., 2019) 最大程度地定义图像的真实边界, 平均精度达到 90.39%。Wang 等 (2020) 为 CPAF 数据集设计了卷积神经网络 CPAFNet 模型, 将改进的 VggA 结构和 Inception 结构引入 CPAFNet, 提高了特征的表达能力, 同时基于 CPAF 数据集对 VggA、Vgg16、Inception V3 和 ResNet50 以及 CPAFNet 进行训练和测试实验, 其中 CPAFNet 模型花费的训练时间最少, 识别准确率达到 92.26%, 是所有参与测试的模型的最佳性能。Rustia 等 (2021) 在针对识别粘纸陷阱上的昆虫时, 先利用基于 CNN 的对象检测来定位粘纸陷阱图像中的目标, 同时使用昆虫与非昆虫分类器模型从检测中滤除非昆虫对象, 然后使用多类 CNN 图像分类器识别昆虫的类型。

1.3 研究目的和意义

在进行调查取样时, 面对田间生态环境中的丰富物种, 准确识别和分类是一切工作的基础。传统的分类方法主要依赖人工观察标本的外部形态特征, 逐一

照检索表，通过每个特征的对比完成对标本的分类和鉴定。这样的识别鉴定方法较为繁琐，需要耗费大量时间，给调查人员带来了难度与挑战，不利于开展田间物种多样性的调查。近年来，随着社会科技的迅速发展，人工智能在农业领域逐步占有一席之地，应用范围也十分广泛。图像识别作为人工智能的重要领域之一，为田间物种多样的调查提供了新的解决途径。

农业生态系统中的节肢动物种类繁多，快速准确的对其进行鉴定需要调查人员具有十分高的专业素质要求。本文拟借助图像识别技术，可使非专业人员在辅助条件下能开展节肢动物的鉴定和分类工作。本文蜘蛛种类调查与取样主要在浙江各地稻田中进行，对采集的稻田蜘蛛样本进行分类鉴定、拍摄分类特征图片和简单背景图片；同时利用搜索引擎收集全国各稻区节肢动物的图片，利用百度 AutoML 进行模型的训练和部署，以轻量级的微信小程序提供服务，可明显降低调查人员的分类专业要求以及调查时所耗费的人力和时间，也为基于人工智能的稻田蜘蛛识别和鉴定提供重要技术支撑。

本研究技术路线示意图见图 1.1:

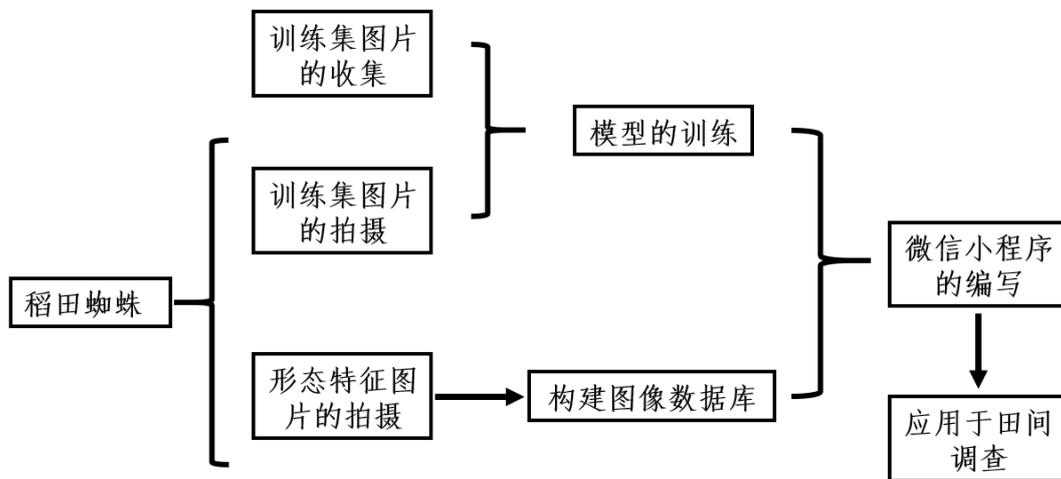


图 1.1 技术路线

Fig. 1.1 Work flow

第二章 稻田蜘蛛图像数据库的构建

为实现稻田蜘蛛种类的智能识别，首先需要大量高清晰的原色特征图片。这些高质量图片不仅为智能识别的模型训练与应用提供保证，而且还能为蜘蛛种类的人工鉴定提供参考。本章主要介绍稻田蜘蛛图片的获取和图片的云存储两方面，包括利用超景深显微系统进行图像采集，利用开发者工具的云存储功能将图片上传至云端，用于智能识别小程序的编写。

2.1 材料与方法

2.1.1 蜘蛛标本采集

2019-2020年期间，主要在浙江大学紫金港校区西区、浙江大学农业试验站长兴分站以及浙江富阳、温岭等地采集蜘蛛标本。采集方法主要为网扫法、盆拍法和管扣法。采集获得的蜘蛛活体单独置于指形管中，带回室内供以清水与褐飞虱进行饲养。

2.1.2 形态特征图片的拍摄

将蜘蛛置于立体显微镜下进行分类鉴定，然后使用基恩士VHX-2000超景深显微系统采集稻田蜘蛛的整体形态和分类特征。蜘蛛的种类鉴定、描述主要参考相关文献(何俊华和庞雄飞, 1986; 陈樟福和张贞华, 1987; 胡金林, 1983; Shepard等, 1987)。

2.1.3 稻田常见蜘蛛分科检索表

检索表主要参考相关文献(洪之国等, 2011; 陈樟福和张贞华, 1987)。

- | | |
|--|----------------|
| 1. 步足末端2爪 | 2 |
| 步足末端3爪 | 5 |
| 2. 眼列为 4-2-2; 前中眼特别大, 向前。体稍扁, 步足粗短, 善跳 | 跳蛛科 Salticidae |

眼列为4-4·····4

4. 步足向两侧伸展，第1足最长、其次为第2足，都远长于第3、4足·····蟹蛛科 *Thomisidae*

 第一、二对步足向前伸出，第三、四对步足向后伸出；眼同型，均为白色。常在叶片上结成白色的丝网（管巢，或折卷叶子成粽子状的叶苞，栖息于其中并作卵室）·····管巢蛛科 *Clubionidae*

5. 纺器圆锥形，密集成丛，多结网捕食·····6

 纺器圆筒形，不密集成丛，结网或游猎生活·····9

6. 一般腹部甚细长，螯肢特别大，齿堤特别发达。雌蛛无明显外雌器·····肖蛸科 *Tetragnathidae*

 腹部不细长，螯肢正常，不特别发达·····7

7. 腹部球形，第四步足跗节腹面具一行锯齿状毛·····球腹蛛科 *Theridiidae*

 腹部不为球形，第四步足跗节腹面无成行的锯齿状毛·····8

8. 螯肢具发生脊，外雌器大多数正常·····皿蛛科 *Linyphiidae*

 螯肢不具发生脊，外雌器发达，具舌状突·····园蛛科 *Araneidae*

9. 眼8个，排成三列或四列；营游猎生活·····10

 眼列为2-2-2-2；前中眼特别小，眼同型，均为黑色。腹部椭圆而后端尖；步足上有很多的黑色长刺·····猫蛛科 *Oxyopidae*

10. 单眼不在眼丘上；雄触肢无胫节突；雌体把卵囊携带在纺器后方·····狼蛛科 *Lycosidae*

11. 至少有一对眼在眼丘上；腹部长形，雄触肢有一胫节突·····盗蛛科 *Pisauridae*

2.1.4 浙江稻田常见蜘蛛种类

根据所在实验室近十年的转基因与非转基因田块中稻田蜘蛛的调查数据，明确浙江稻田常见蜘蛛种类如表2.1所示（党聪，2020）。

表 2.1 浙江省常见稻田蜘蛛种类汇总

Table 2.1 Summary of common rice paddy spider species in Zhejiang Province

科 Family	种 Species
园蛛科 Araneidae	四点亮腹蛛 <i>Singa pygmaea</i>
	黄褐新园蛛 <i>Neoscona doenitzi</i>
肖蛸科 Tetragnathidae	锥腹肖蛸 <i>Tetragnatha maxillosa</i>
	圆尾肖蛸 <i>Tetragnatha vermiformis</i>
	华丽肖蛸 <i>Tetragnatha nitens</i>
	四斑壮螯蛛 <i>Dyschiriognatha quadrimaculata</i>
球蛛科 Theridiidae	八斑球腹蛛 <i>Theridonn octomaculatum</i>
	叉斑巨齿螯蛛 <i>Enoplognatha japonica</i>
	四棘克罗蛛 <i>Chrosiothes sudabides</i>
皿蛛科 Linyphiidae	齿螯额角蛛 <i>Gnathonarium dentatum</i>
	食虫瘤胸蛛 <i>Oedothorax insecticeps</i>
	草间钻头蛛 <i>Hylyphantes graminicola</i>
	驼背额角蛛 <i>Gnathonarium gibberum</i>
	隆背微蛛 <i>Erigone prominens</i>
狼蛛科 Lycosidae	拟环纹豹蛛 <i>Pardosa pseudoannulata</i>
	拟水狼蛛 <i>Pirata subparaticus</i>
	沟渠豹蛛 <i>Pardosa laura</i>
	类小水狼蛛 <i>Pirata piratoides</i>
	星豹蛛 <i>Pardosa astrigera</i>
盗蛛科 Pisauridae	星狡蛛 <i>Dolomedes stellatus</i>
	赤条狡蛛 <i>Dolomedes saganuas</i>
管巢蛛科 Clubionidae	褶管巢蛛 <i>Clubiona corrugata</i>
	千岛管巢蛛 <i>Clubiona kurilensis</i>
蟹蛛科 Thomisidae	三突花蛛 <i>Misumenops tricuspidatus</i>
	波纹花蟹蛛 <i>Xysticus croceus</i>
	白条锯足蛛 <i>Runcinia albostriata</i>
跳蛛科 Salticidae	纵条蝇狮 <i>Marpissa magister</i>
	乔氏蚁蛛 <i>Myrmarachne formicaria</i>
	黑色蝇虎 <i>Plexippus paykulli</i>
	贺式菱头蛛 <i>Bianor hotingchiehi</i>
	微菱头蛛 <i>Bianor angulosus</i>

2.1.5 微信开发者工具云开发功能介绍

云开发是微信小程序提供的特有功能之一，云开发可以让开发者无需自行搭建服务器便可以使用到服务器的部分功能，省去租借服务器花费的金钱，同时也避免搭建时所耗费的时间。开发者可以直接利用平台提供的API直接完成多种功

能，保证项目的快速上线。云开发提供以下几种基础功能：

(1) 云函数

云函数是腾讯提供的无需服务器的执行环境，开发者无需自行搭建、管理服务器，只需要在平台规定的目录栏中完成代码的编写，然后一键上传并部署云函数即可在小程序运行。同时小程序也专门配备了可供开发者配套使用的云函数调用API，只需参考对应的开发文档即可完美使用云函数的各种功能。

(2) 数据库

云开发提供了一个JSON数据库，数据库中的每一条记录都是JSON格式的对象。一个数据库可以有多个集合，集合可以看做一个JSON数组，数组中的每个对象就是一条记录，记录的格式是JSON对象。

(3) 储存

云开发为开发者提供了免费的储存空间，开发者可以通过该功能进行数据的储存和调用。在小程序端，可以利用简单几行代码调用官方的API接口来使用云储存功能。

(4) 云调用

微信开发者工具中配备云函数功能，云调用是基于该项功能的一个开放的能力。开发者可以根据自身项目的需要，在云函数中调用服务器端开放的接口。

2.2 结果

2.2.1 稻田蜘蛛形态特征原色图片与特征描述

(1) 四点亮腹蛛 *Singa pygmaea*

属于园蛛科，体长约3~4毫米。背甲黄褐色，头胸部颜色较浅；步足黄褐色，具黑刺。腹部卵圆形，具光泽，腹面有两对黑色斑，有的雌蛛黑色斑不明显。纺器黑色。

生活习性：常见于水稻和棉田中，网较小。产卵时，会将叶片卷折作为卵室。具有产卵后向卷折叶面抽丝的习性。

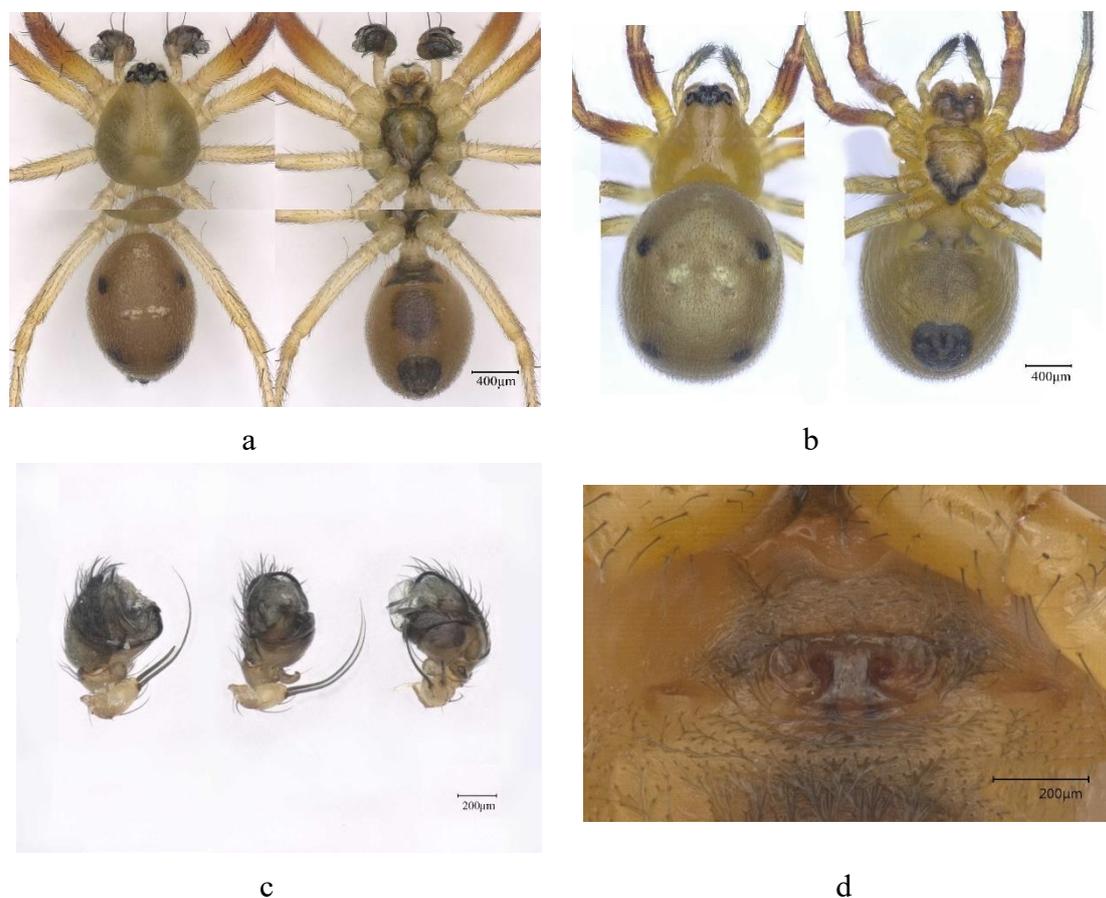


图 2.1 四点亮腹蛛

Fig. 2.1 *Singa pygmaea*

(a) 雄蛛背面观及腹面观; (b) 雌蛛背面观及腹面观; (c) 触肢器; (d) 外雌器
 (a) male dorsal view and ventral view; (b) female dorsal view and ventral view; (c) male palp expanded; (d) female genitalia

(2) 黄褐新园蛛 *Neoscona doenitzi*

属于园蛛科，雌蛛体长 9~16 毫米。全体呈黄色，也有少数颜色偏绿，头胸部颜色较深，黄褐色，多毛，中央具明显的黑色纵纹。步足黄白色，多刺。腹部卵圆形，腹面黑褐色，背面黄色，背面前端具多条黑色纵纹，纵纹上方有一对弯曲的黑色斑点。雄蛛体长 7 毫米，除体型较小外，其他多同于雌蛛。外雌器呈匙状，前端边缘较厚。

生活习性：结垂直车轮状网，网中央 1 无孔。网捕稻叶蝉、飞虱等飞虫。

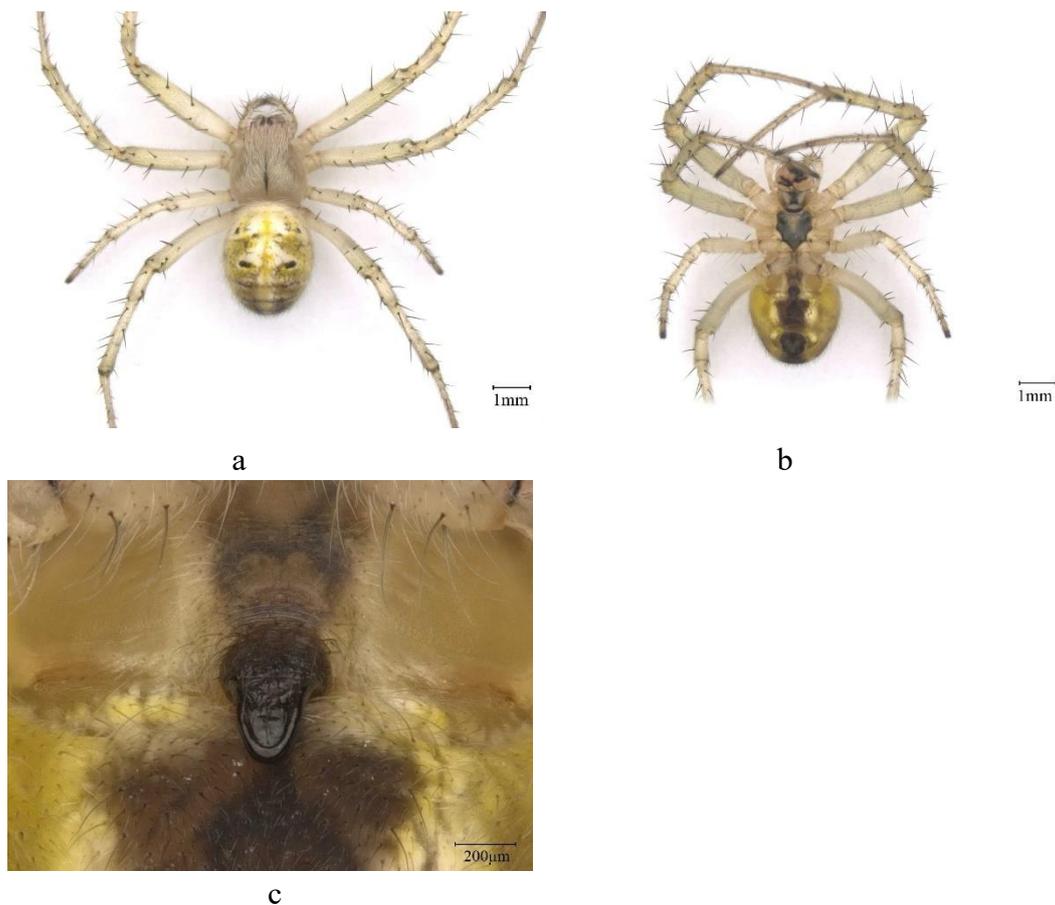


图 2.2 黄褐新园蛛

Fig. 2.2 *Neoscona doenitzi*

a 雌背面观、b 雌腹面观、c 外雌器

(a) female dorsal view; (b) female ventral view; (c) female genitalia

(3) 褶管巢蛛 *Clubiona corrugata*

属于管巢蛛科，体长 5~5.8 毫米。全身被有细毛，背甲中部略微隆起。眼二列，都为白色。头胸部橙黄色，螯肢以及螯肢与头胸部相连的区域红褐色。腹部长椭圆形，黄橙色，心脏斑不明显。

生活习性：常见于稻田，北方旱田也有分布。常白天藏匿于长筒形巢中，夜晚外出捕捉害虫。

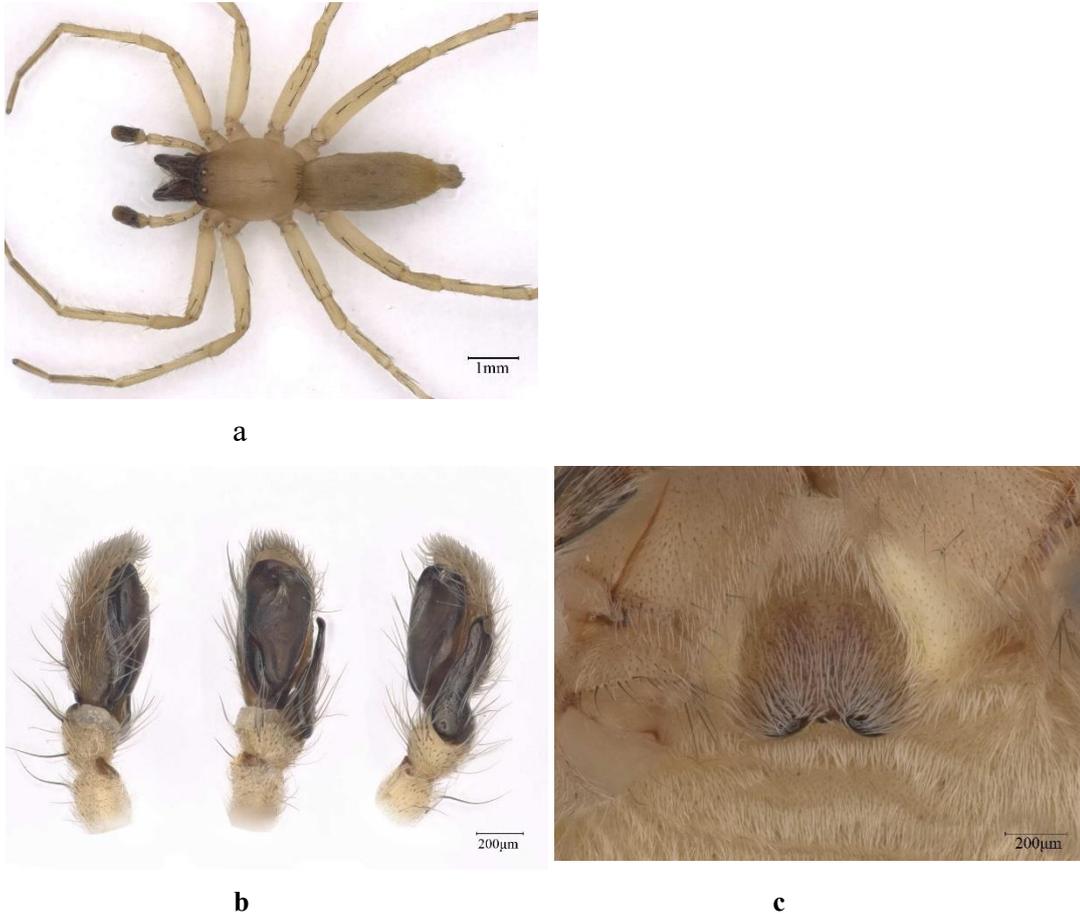


图 2.3 褶管巢蛛

Fig. 2.3 *Clubiona corrugata*

(a) 雄背面观; (b) 触肢器; (c) 外雌器

(a) male dorsal view; (b) male palp expanded; (c) female genitalia

(4) 食虫瘤胸蛛 *Oedothorax insecticeps*

属于皿蛛科，体长 2.5~3 毫米。雌蛛头胸部略微隆起，其上方有一列长毛。腹部一般为椭圆形，背面中部颜色较浅，两侧具两条黑色条纹自上而下。雄蛛头胸部眼区后方极度凸起，在凸起之间有一明显的沟壑，致使头胸部呈马鞍形。腹部椭圆形，灰褐色，腹部背面斑纹不明显甚至消失。

生活习性：为江南稻区常见优势种类，常活动于稻丛基部，游猎捕食害虫。



图 2.4 食虫瘤胸蛛

Fig. 2.4 *Oedothorax insecticeps*

(a) 雄背面观; (b) 雄腹面观; (c) 雌背面观; (d) 雌腹面观; (e) 雌侧面观; (f) 外生殖器; (g) 雄侧面观; (h) 触肢器

(a) male dorsal view; (b) male ventral view; (c) female dorsal view; (d) female ventral view; (e) female side view; (f) female genitalia; (g) male side view; (h) male palp expanded

(5) 驼背额角蛛 *Gnathonarium gibberum*

属于皿蛛科，体长 2.2~2.5 毫米。雌蛛头胸部黄褐色。眼区后方略微升高，但不显著向前方延伸形成瘤状突起，螯肢褐色，前方不具尖的齿突。腹部卵圆形，淡黄色，腹面和腹背都具成对的黑色斑纹，有的个体斑纹不明显。雄蛛头部深褐色，自眼区后方开始高度凸起。腹部同雌蛛类似，都具有成对的黑色斑纹。

生活习性：江南稻区常见种，常游猎于稻田中捕食小型节肢动物。所产卵囊圆球形、乳白色，外面由白色蛛丝包裹着，较食虫瘤胸蛛卵囊小。



图 2.5 驼背额角蛛

Fig. 2.5 *Gnathonarium gibberum*

(a) 雌背面观; (b) 雌腹面观; (c) 雄背面观; (d) 雄腹面观; (e) 雌侧面观; (f) 外生殖器; (g) 雄侧面观; (h) 触肢器

(a) female dorsal view; (b) female ventral view; (c) male dorsal view; (d) male ventral view; (e) female side view; (f) female genitalia; (g) male side view; (h) male palp expanded

(6) 隆背微蛛 *Erigone prominens*

属于皿蛛科，雄蛛体长 1.7-2.1 毫米，头胸部深褐色，头部较高，但不具瘤状凸起，螯肢前外侧具一排尖齿，背甲外缘具有锯齿状的凸起。腹部背面灰或黑色，长宽均不超过头胸部。雌蛛体长 1.4-2.0 毫米。头部深黄色稍隆起，有一列毛沿背甲中线向前伸展。步足黄褐色，基节深褐色。腹部整体呈灰黑至黑褐色，无明显斑纹。

生活习性：田间发生较少，多捕食田间较小的节肢动物。



图 2.6 隆背微蛛

Fig. 2.6 *Erigone prominens*

(a) 雄背面观; (b) 雄侧面观; (c) 触肢器

(a) male dorsal view; (b) male side view; (c) male palp expanded

(7) 拟环纹豹蛛 *Pardosa pseudoannulata*

属于狼蛛科，雌蛛体长约 10-14 毫米，雄蛛体长 8-10 毫米。头胸部前宽后窄，中窝较为粗长，赤褐色。眼区为黑色，后方具两条颜色较深的短纵纹。腹部黄褐色，腹面具多对黑色小斑点。雌蛛初产卵囊为扁球形，暗绿色，后逐渐变为黑褐色。

生活习性：是稻田的优势种，游猎型蜘蛛，活动于稻丛中下部间，常爬到水稻叶片上和稻穗上捕食害虫。



图 2.7 拟环纹豹蛛

Fig. 2.7 *Pardosa pseudoannulata*

(a) 雌蛛背面观; (b) 雄蛛背面观; (c) 触肢器; (d) 外雌器

(a) female dorsal view; (b) male dorsal view; (c) male palp expanded; (d) female genitalia

(8) 拟水狼蛛 *Pirata subparaticus*

属于狼蛛科，雌蛛体长 6-10 毫米；雄蛛体长 4.8-7 毫米。头胸部黄褐色，外缘具白色斑纹，中央斑前方有明显的灰褐色“V”形状，两侧各有 1 条黑褐色纵斑，眼区边缘呈褐色。腹部深褐色，腹面两侧由成对的白色斑纹。步足黄褐色，多毛。

生活习性：拟水狼蛛为稻田中的优势种，多活动于潮湿地面、田埂及水面。一般不结网，但在生殖季节有结小网的习性，雌蛛有时把所携带的卵囊取下，暂

放于网上，过一段时间又将卵囊携带于纺器上。捕食飞虱、叶蝉等害虫。近沟渠的棉田或其他作物地块亦可见。



图 2.8 拟水狼蛛

Fig. 2.8 *Pirata subparaticus*

(a) 雌蛛正面及腹面观; (b) 外雌器

(a) female dorsal view and ventral view; (b) female genitalia

(9) 类水狼蛛 *Pirata piratoides*

属于狼蛛科。雌蛛体长 3.6-5.7 毫米。头胸部黄褐色，背甲有明显的“V”形斑，“V”形半两侧具两条深褐色横纹。前眼列平直或稍后区，前中眼大于前侧眼。腹部略长于头胸部，心脏斑明显，腹面中后部具成对的白色斑点。

生活习性：多栖息于水稻田潮湿的裂缝或洼穴中，在稻株基部水面游猎，捕食飞虱叶蝉等害虫。

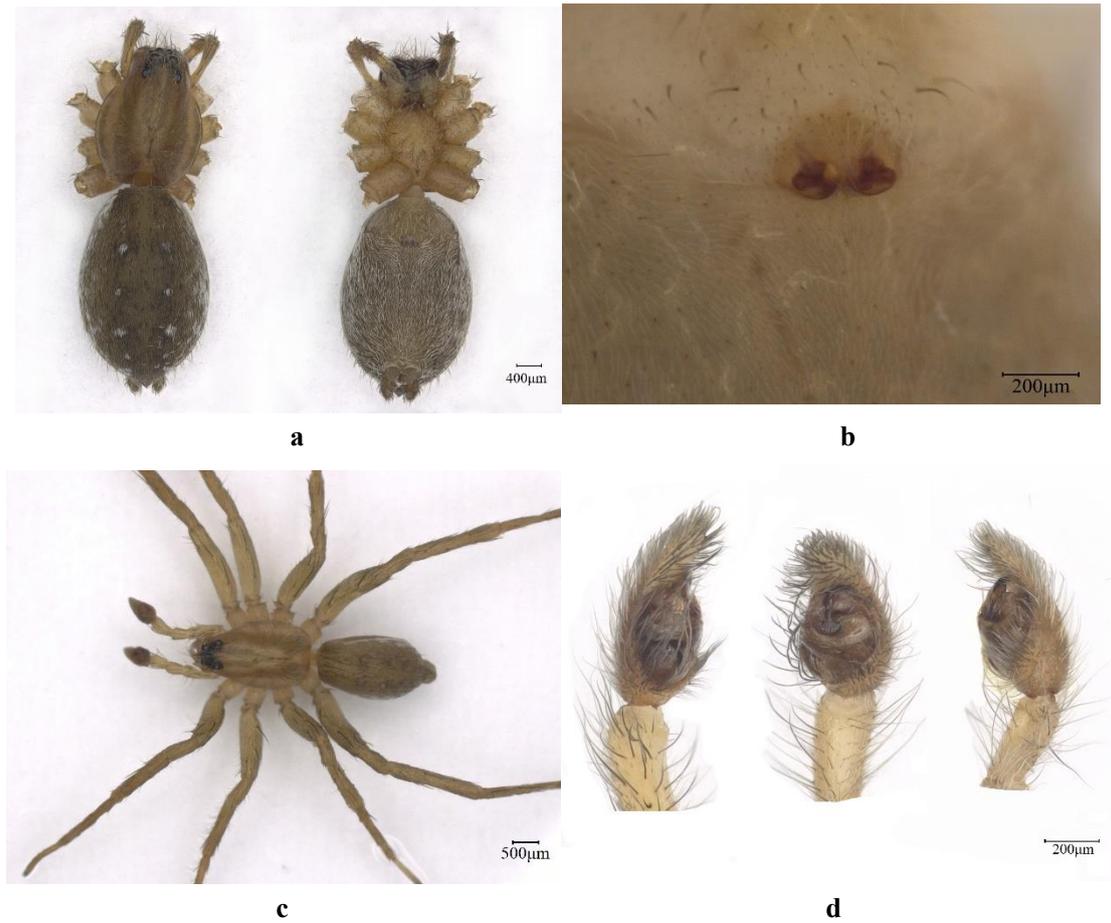


图 2.9 类水狼蛛

Fig. 2.9 *Pirata piratoides*

(a) 雌蛛正面及腹面观; (b) 外雌器; (c) 雄正面观; (d) 触肢器
 (a) male dorsal view and ventral view; (b) female genitalia; (c) male dorsal view; (d) male palp expanded

(10) 星豹蛛 *Pardosa astrigera*

属于狼蛛科。雌蛛体长 8-10 毫米，全体黄褐或暗褐色。眼区黑色，自眼区直至背甲后端布满淡白色纵纹，纵纹两侧黑色。步足黄褐色，具深褐色轮纹。腹部长椭圆形，褐色，多细毛，中后方有黑白相间的数条纵纹。雄蛛体型似雌蛛，颜色较暗。

生活习性：多生活于稻田、旱地、果园放水搁田或田间缺水时，在稻田中捕食叶蝉飞虱为主。



图 2.10 星豹蛛
Fig. 2.10 *Pardosa astrigera*

(a) 雄背面观; (b) 触肢器
(a) male dorsal view; (b) male palp expanded

(11) 贺式菱头蛛 *Bianor hotingchiehi*

属于跳蛛科，雌蛛体长 8 毫米；雄蛛体长 6 毫米。头胸部黑褐色，菱形，中央有一白斑。眼区色深，第三眼列位于背甲菱形的最宽处，此列眼后方均有一白斑。第一步足远较其余步足长大。腹部深黄褐色，腹背有三对白斑，第一对白斑位于腹部前端近腹柄处。

生活习性：是稻田中发生较多的种，捕食稻田中各类小型节肢动物。



图 2.11 贺式菱头蛛
Fig. 2.11 *Bianor hotingchiehi*

(a) 雄背面观; (b) 触肢器
(a) male dorsal view; (b) male palp expanded

(12) 微菱头蛛 *Bianor aenescens*

属于跳蛛科。雌蛛体长 3.5-3.7 毫米。头胸部黑褐色，密被白色细毛，闪有金属光泽。第一布足粗壮，棕红色。腹部背面灰色，其后有“山”形斑纹。雄蛛略小，背甲棕褐色自第三眼列起至胸部后端具白色细纹。腹部背面黑褐色，两个有白斑 3 个，后面中央有数条隐约可见黑褐相间的“山”形纹。



图 2.12 微菱头蛛
Fig. 2.12 *Bianor aenescens*

(a) 雌正面观; (b) 外雌器
(a) male dorsal view; (b) female genitalia

(13) 锥腹肖蛸 *Tetragnatha maxillosa*

属于肖蛸科，雌蛛体长 8~11 毫米。头胸部黄褐色，中部较前后端稍宽。前眼列后凹，后眼列仅稍后凹。腹部细长，腹背及侧面遍布银色鳞纹，腹背自前中部至尾部有一隐约的黑色斑纹，并向四周发散。雄蛛较雌蛛略短，体色较淡，眼式于雌蛛相同。螯肢婚距顶部分叉，触肢器引导器末端呈半圆形。

生活习性：栖息于稻田，亦见于棉花、玉米、大豆等旱田或其他经济作物地块。布车轮状水平圆网、驻网姿势为平行背立，一般早、晚都在网上，受到惊吓或天气炎热时藏匿于叶片背部。卵囊多结于叶面，其表面呈灰或灰绿色。

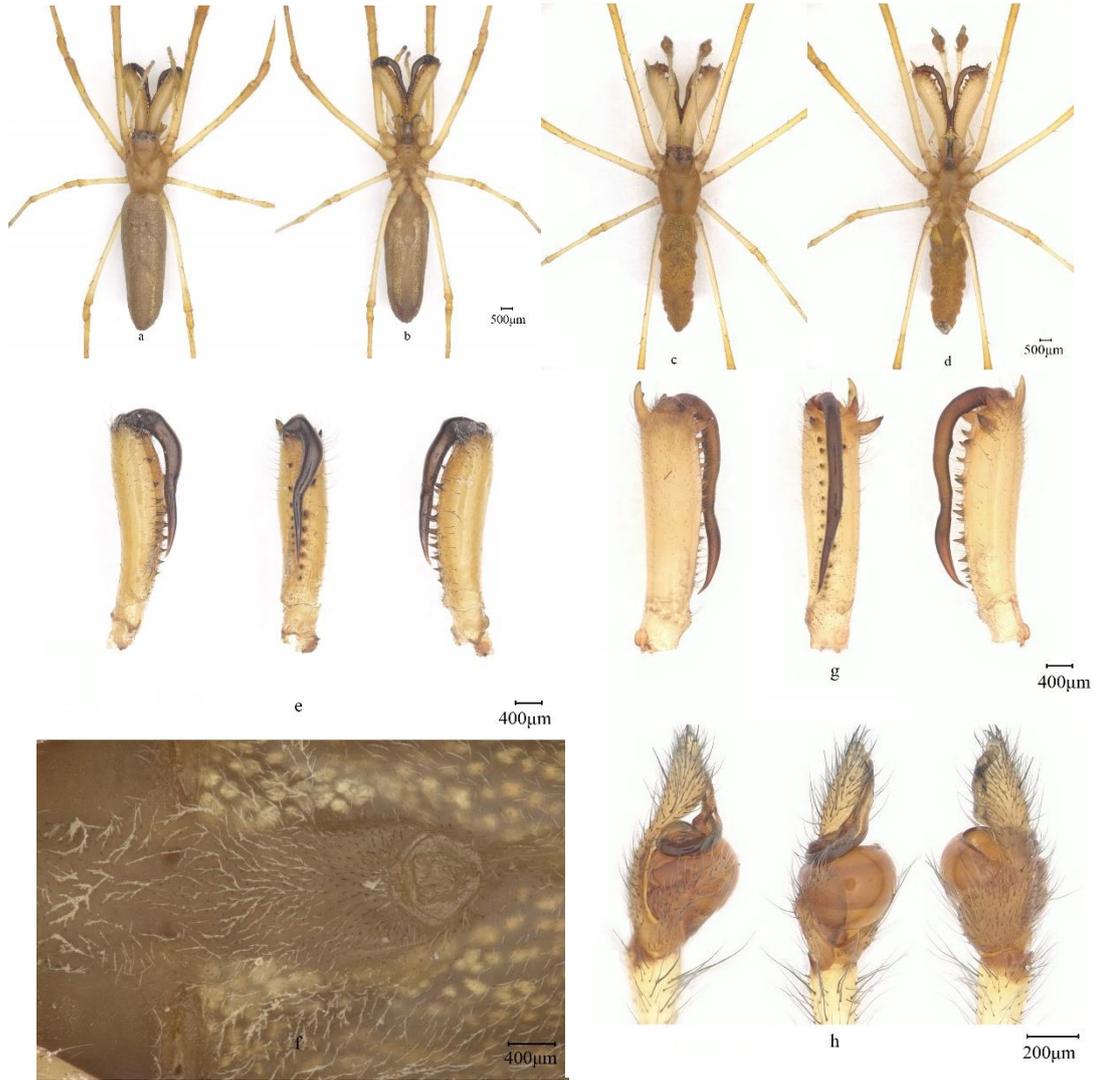


图 2.13 锥腹肖蛸

Fig. 2. 13 *Tetragnatha maxillosa*

(a) 雌背面观; (b) 雌腹面观; (c) 雄背面观; (d) 雄腹面观; (e) 雌右螯肢; (f) 生殖盖腹面观; (g) 雄右螯肢; (h) 触肢器

(a) female dorsal view; (b) female ventral view; (c) male dorsal view; (d) male ventral view; (e) female right chelicera; (f) female genitalia; (g) male right chelicera; (h) male palp expanded

(14) 四斑锯螯蛛 *Dyschiriognatha quadrimaculata*

属于肖蛸科。头胸部近似梭形，红褐色，背甲中央自眼区至腹柄具黑色斑纹，中间较宽，末端较窄，整个背甲上密布凹点。螯牙短粗，螯爪基部无突起。腹部椭圆形，中央具黄银色光泽的斑点，其两侧有成对的黑斑，变异较大。

生活习性：不结网，在稻丛基部活动捕食小虫。



图 2.14 四斑锯螯蛛

Fig. 2.14 *Dyschiriognatha quadrimaculata*

(a) 雄背面及腹面观; (b) 触肢器

(a) male dorsal view and ventral view; (b) male palp expanded

(15) 八斑球腹蛛 *Theridonn octomacutatum*

属于球腹蛛科。该蛛体型极小，通体呈黄白色。头胸部前端稍尖，后端较宽，自背甲中部至末端有一黑色的纵斑。步足黄色、细长，长度均超过蛛体。腹部背面均具有黑色斑点，雌蛛四对斑点较为明显，左右对称分布；雄蛛黑斑多有变异，往往不具明显的四对。纺器周围淡黑色。

生活习性：在稻田类常见，是飞虱、叶蝉的害虫的重要天敌之一。在稻丛中下部张网捕捉小型昆虫。

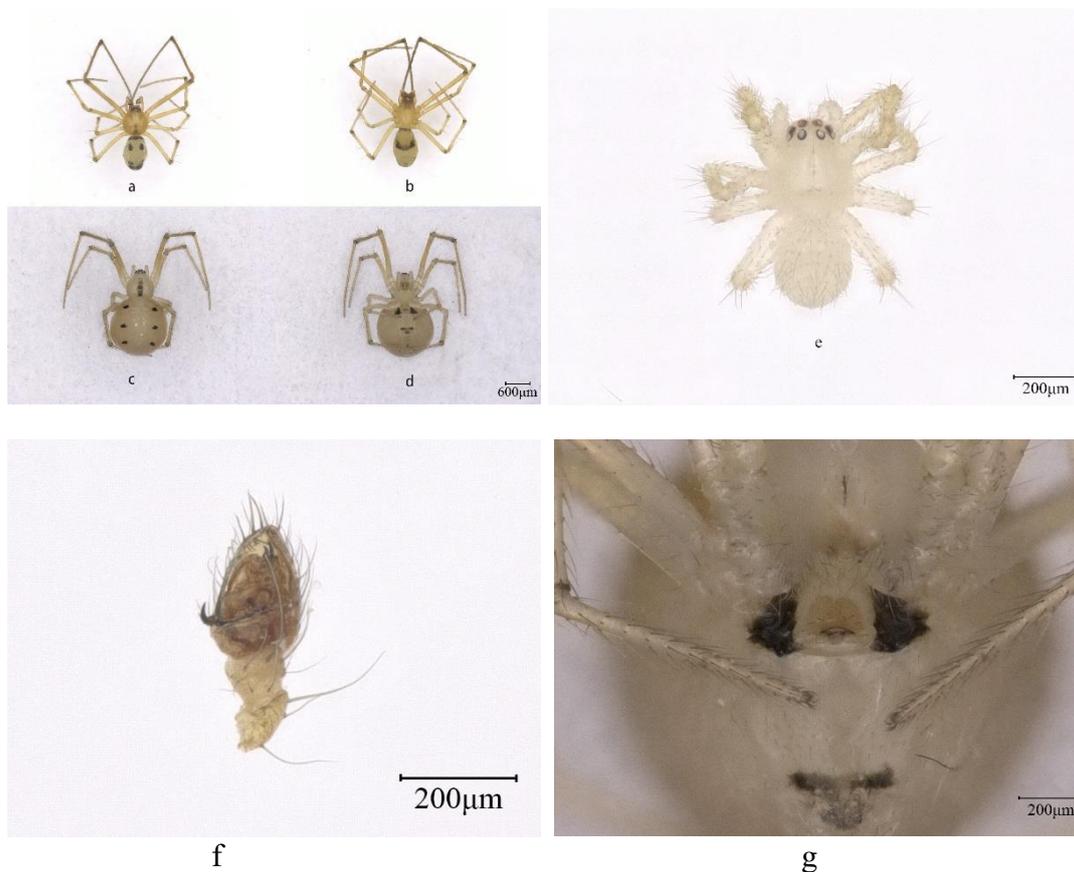


图 2.15 八斑球腹蛛

Fig. 2.15 *Theridonn octomacutatum*

(a) 雄背面观; (b) 雄腹面观; (c) 雌背面观; (d) 雌腹面观; (e) 一龄若蛛; (f) 触肢器; (g) 外雌器

(a) male dorsal view; (b) male ventral view; (c) female dorsal view; (d) female ventral view; (e) one-year-old spider; (f) male palp expanded; (g) female genitalia、 (h) male palp expanded

(16) 叉斑巨齿螯蛛 *Enoplognatha japonica*

属于球腹蛛科。雌蛛整体呈棕褐色，背甲中央为黑色，头胸部前端略微隆起，八眼着生于上。腹部近圆形，密被细毛，腹部背面中央具左右对称的白色斑点，自腹部前端至末端，腹部腹面黑褐色。雄蛛体色较浅，腹部背面心脏斑为灰褐色，其两侧之叶斑呈黑褐色，而周缘的白色鳞纹明显。

生活习性：多在稻丛基部张不规则小网，以捕食稻飞虱、稻叶蝉为主，而其他旱田如大豆田、棉田及玉米田等亦有分布。



图 2.16 叉斑巨齿螯蛛

Fig. 2.16 *Enoplognatha japonica*

(a) 雄蛛背面观及腹面观; (b) 触肢器; (c) 外雌器

(a) male dorsal view and ventral view; (b) male palp expanded; (c) female genitalia

(17) 四棘克罗蛛 *Chrosiothes sudabides*

属于球腹蛛科。雌蛛体长 2-3 毫米。头胸部圆球形，淡黄色，周缘有褐色线。自眼区至中窝有 1 深褐色斑纹，眼区黑褐色，8 眼位于高出的头部。腹部球状，背面四周隆起，中央稍扁平，前、后各有 1 对棘状突起，每突起的顶端有圆形黑斑。背面基色灰色，内杂有许多小白斑，有的个体还有纵横褐色斑。雄蛛体长 2.5 毫米。腹部背面满布褐色凹点，上着生灰色短毛。棘状突起之间有黑纹相连，但后 1 对的左右间无黑纹。此外，在 2 对棘状突起间，还可见 1 对圆形红色筋点。

生活习性：栖息于草丛中，有时也见于山区稻田。



图 2.17 四棘克罗蛛

Fig. 2.17 *Chrosiothes sudabides*

(a) 雌蛛背面观及腹面观; (b) 外雌器; (c) 雌蛛侧面观

(a) male dorsal view and ventral view; (b) female genitalia; (c) male side view

(18) 三突花蛛 *Misumenops tricuspidatus*

属于蟹蛛科。雌蛛体长 4-6 毫米，体色有绿色，白色和黄色等，多随生活环境的不同呈现不同的颜色。头胸部前窄后宽，腹部呈梨形，外雌器呈圆环状。雄蛛体长 3-5 毫米，颜色一般较雌蛛鲜艳。前两对步足为淡黄色和黑褐色相交，触肢器短小，胫节外侧具一指状突起，腹侧另有一小突起。

生活习性：三突花蛛在多种农田中均有分布，常藏匿于杂草丛和土块缝隙下过冬，能捕食多种农田害虫，是稻田、棉田、菜园及森林害虫的一种重要天敌。



图 2.18 三突花蛛

Fig. 2.18 *Misumenops tricuspoidatus*

(a) 雌背面观; (b) 雌腹面观; (c) 雄背面观; (d) 雄腹面观; (e) 触肢器; (f) 外雌器
 (a) female dorsal view; (b) female ventral view; (c) male dorsal view; (d) male ventral view; (e) male palp expanded; (f) female genitalia

(19) 波纹花蟹蛛 *Xysticus croceus*

属于蟹蛛科。雄蛛体长 5 毫米。头胸部两侧颜色较深，背甲中颜色稍浅，中间具“八字形”条纹。前两对步足胫节、跗节淡黄色，多刺。后两对步足每节末端颜色加深。腹部后端较宽，上布黄褐色和褐色相间的弯曲斑纹。

生活习性：多活动于稻丛。



图 2.19 波纹花蟹蛛
Fig. 2.19 *Xysticus croceus*

(a) 雄正面观; (b) 触肢器
(a) male dorsal view; (b) male palp expanded

(20) 瓦包花蟹蛛 *Xysticus atrimaculatus*

属于蟹蛛科。雌蛛体型于鞍形花蟹蛛近似，但蛛体较小，雌蛛体长约 7 毫米。雌蛛背甲中部为黄褐色，两端直至边缘黑色。腹部颜色较亮，上窄下宽，整体呈土黄色，腹部背面心脏斑明显，具不连续深褐色横纹。



图 2.20 瓦包花蟹蛛
Fig. 2.20 *Xysticus atrimaculatus*

(a) 雌蛛正面观及腹面观; (b) 外雌器
(a) male dorsal view and ventral view; (b) female genitalia

(21) 白条锯足蛛 *Runcinia albostrigata*

属蟹蛛科。头胸部淡黄色，左右两边具一条自眼区至背甲末端的深褐色纵纹，中央颜色较淡。眼区有白色横纹，构成“T”形。第一、二对步足较长，上有明

显锯齿状黑褐色刺。腹部长椭圆形，下部较宽，腹背具银白色不规则斑纹，腹侧面有数对黄褐色条纹。

生活习性：常见于稻叶上。



图 2.21 白条锯足蛛

Fig. 2.21 *Xysticus atrimaculatus*

(a) 雄蛛背面观; (b) 外雌器

(a) male dorsal view and ventral view; (b) female genitalia

(22) 斜纹猫蛛 *Oxyopes sertatus*

属猫蛛科。体长约 10 毫米。头胸部黄褐色，背甲中部有两条黑色纵纹。眼黑色，着生于头部隆起的部分，眼区有成片的白色细毛。腹部细长，末端较尖，整体呈银白色，腹部两侧有数对褐色斜纹，腹面中央颜色偏黑，自中上部直至纺器。

生活习性：本种食量大、食性广，稻田大多害虫都是其捕食的对象。

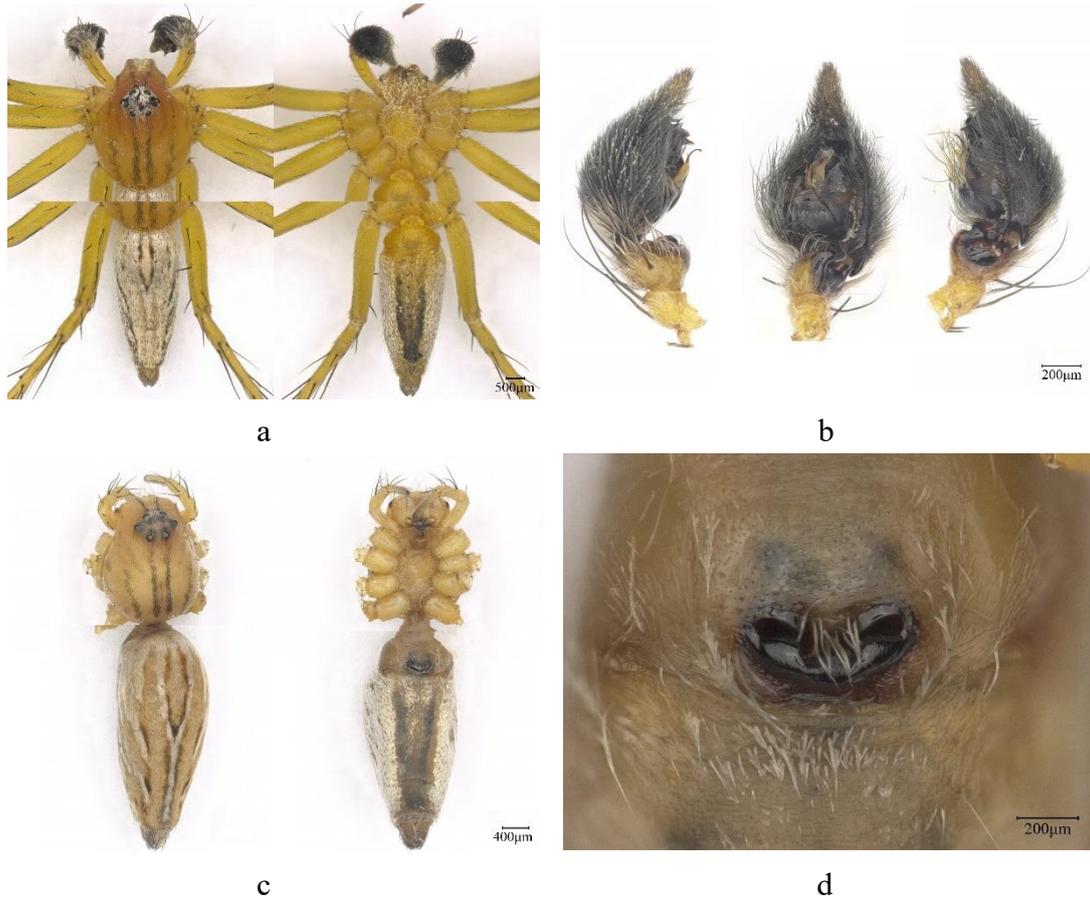


图 2.22 斜纹猫蛛

Fig. 2.22 *Oxyopes sertatus*

(a) 雄蛛正面观及背面观; (b) 触肢器; (c) 雌蛛正面观及背面观; (d) 外雌器
 (a) male dorsal view and ventral view; (b) male palp expanded; (c) female dorsal view and ventral view; (d) female genitalia

2.2.2 常见稻田蜘蛛数据库的构建

对稻田蜘蛛形态特征原色图片的采集,可以给专业和非专业人士鉴定提供一定的参考,通过将这些原色图片以及相关描述上传至云端,获得图片地址,用一种网络的形式储存,以便于更好的分享和利用。云开发提供了存储及数据库功能,本研究中拍摄的照片,文字描述等数据均可使用该功能进行存储和调用。

(1) 存储功能的使用

开发者可以从微信开发者工具主界面的云开发进入云开发控制台。

云开发控制台如图2.23所示：

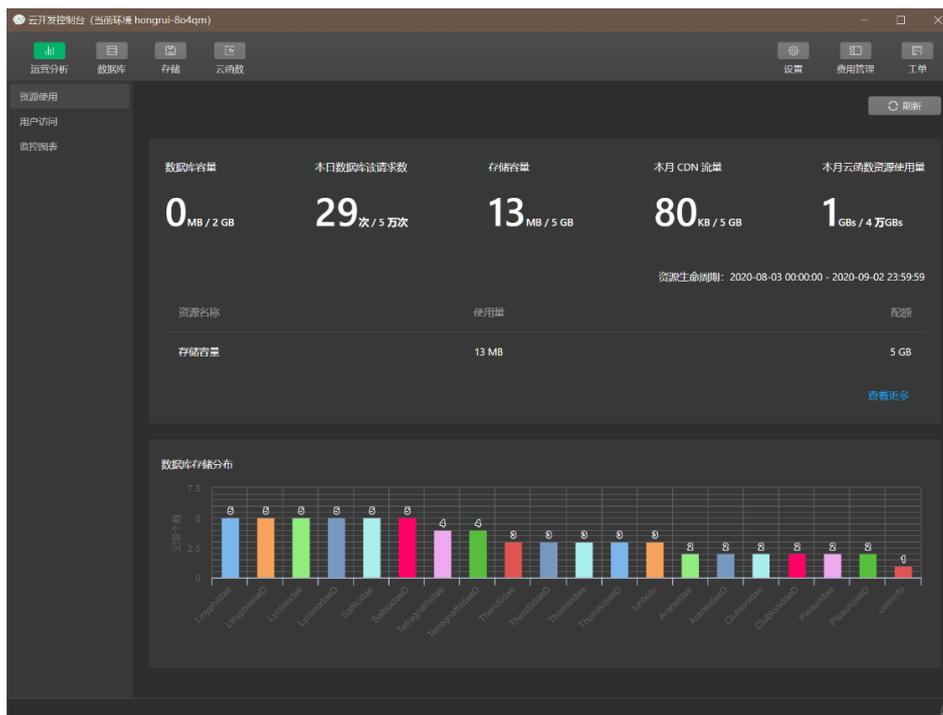


图2.23 云开发控制台

Fig. 2.23 Cloud development console

在存储模块中将图片上传到云端同时可以获取到图片的地址。

存储文件上传及图片地址获取如图2.24所示：

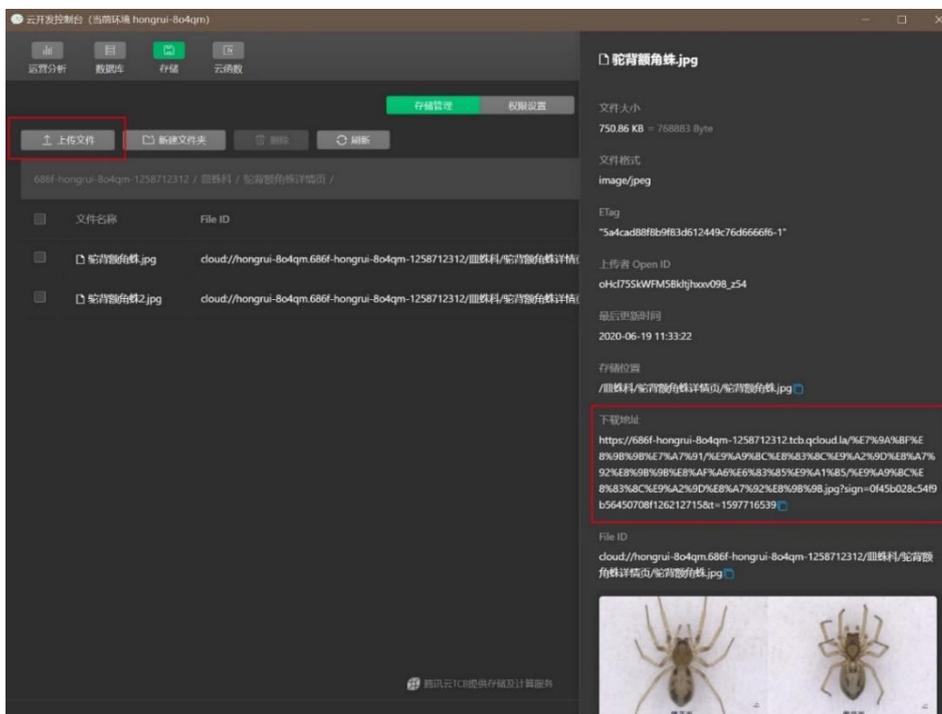


图2.24 存储文件上传及图片地址获取

Fig. 2.24 Upload storage files and obtain image addresses

(2) 数据库功能的使用

在云开发提供的数据库功能中,我们将云存储中获取到的图片地址用于数据库的构建,同时将稻田蜘蛛的鉴别特征以及生活习性等信息录入数据库中。这些数据将用于小程序的前端界面的编写。

数据库界面展示及数据录入如图2.25所示:

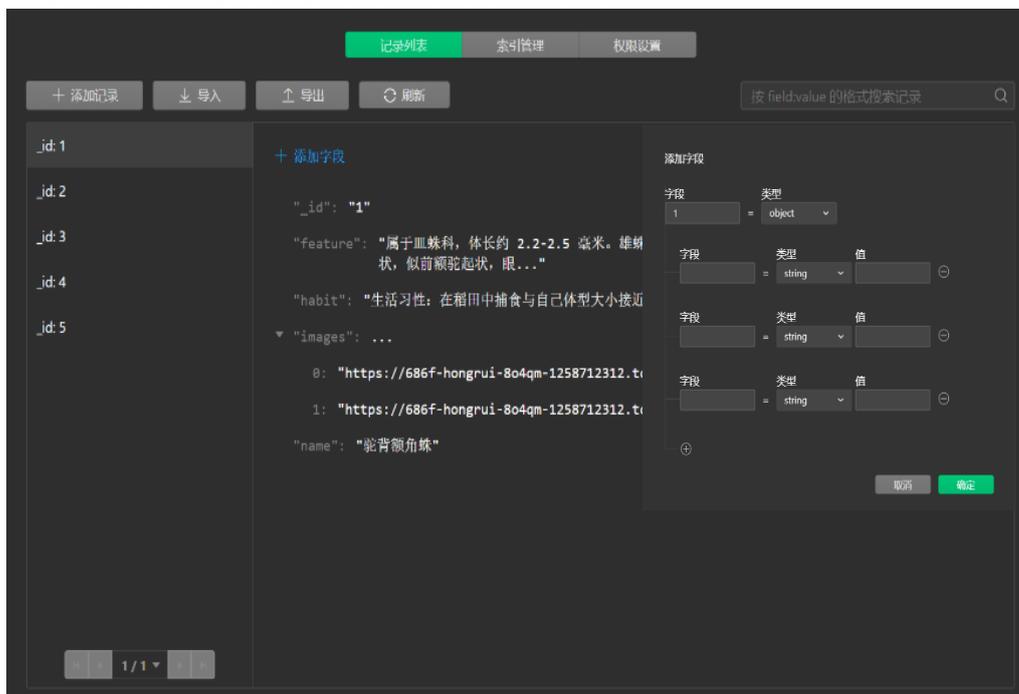


图2.25 数据库界面展示及数据录入

Fig. 2.25 Database interface display and data entry

2.3 小结

在浙江杭州、富阳、长兴和温岭等地稻田蜘蛛进行采样,进行分类鉴定后,使用基恩士VHX-2000超景深显微系统采集稻田蜘蛛的整体形态和分类特征,完成了对二十余种稻田蜘蛛的数据收集工作,同时利用Adobe Photoshop CC 2018对采集的图片进行修理,得到了稻田蜘蛛形态特征原色图鉴。这些图片相较于传统鉴定书籍上的黑白图片,更加的直观,且对蜘蛛的触肢器和外生殖器进行特写拍摄,对准确快速的识别鉴定稻田蜘蛛提供了很好的参考依据。

同时,利用微信开发者工具的云开发功能对拍摄的稻田蜘蛛原色特征图片以及相关特征描述进行云端存储。不仅提升了数据的可用性,在任何地点任何地方都可以随时检索和访问;而且为后续微信小程序的编写提供数据支持,并可以通过微信小程序对稻田蜘蛛的形态特征进行了解,有助于稻田节肢动物多样性调查

的开展。

第三章 基于 AutoML 的稻田蜘蛛分类

到目前为止，机器学习在日常生活中已经随处可见。例如，淘宝购物时依据用户购物偏好进行的推送和解锁手机时采用的人脸识别。但是，这些成功的机器学习应用远非完全自动化，尚需要通过人类专家大量参与数据收集、特征提取、模型和算法选择。因此，自动机器学习（AutoML）吸引了很多人的关注。利用 AutoML 可以更快地部署机器学习解决方案，更有效地验证和基准化已部署解决方案的性能，从而使机器学习在现实生活中的使用变得更加容易。

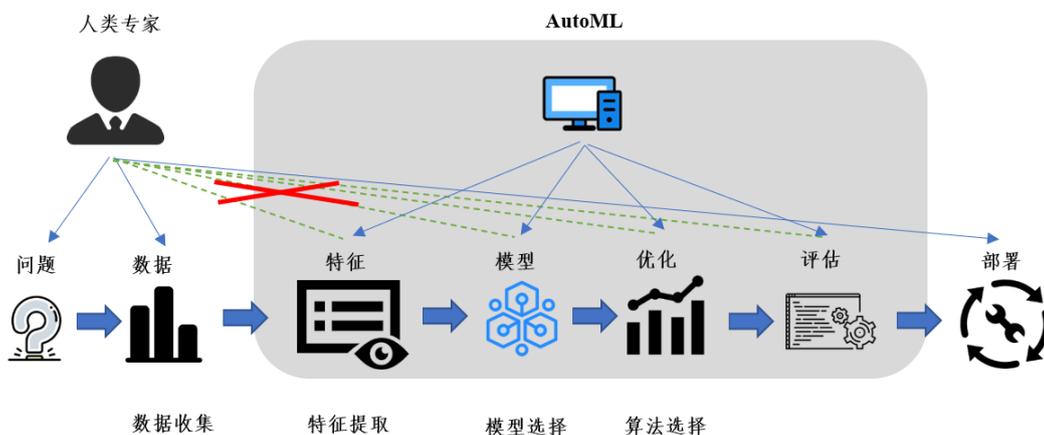


图3.1 机器学习典型流程以及AutoML参与方式

Fig. 3.1 Typical machine learning process and AutoML participation method

从其名字可以看出，AutoML 是自动化和机器学习的交集。自动化历史悠久，机器学习是近几十年前才发明出现的，但这两个研究领域刚开始交叉结合就马上成为全球热点。相较于 AutoML，传统的机器学习研究更多地集中在发明和分析学习工具上，并不在乎配置这些工具的难易程度，它可以提供更好的性能，但同时也很难配置。相反，AutoML 强调如何使用和控制简单的学习工具。AutoML 的目标是在底层学习工具上构建高级控制方法，以便计算机程序可以找到正确的配置。可以看出，AutoML 不仅希望具有良好的学习性能，而且还要求在减少人工干预的情况下实现这种性能。

在经典机器学习中，人们通过利用特征工具，模型选择和算法选择来大量参

与配置学习工具。结果,人类在机器学习实践中承担了最费力和知识密集的工作。但是,在 AutoML 中所有这些都可以通过计算机程序完成。总的来说,AutoML 具有良好的性能:可以在各种输入数据和学习任务上实现良好的泛化性能;减少了人为帮助:可以自动完成机器学习工具的配置;高计算效率:程序可以在有限的预算内返回合理的输出。因此,本研究应用了百度的 AutoML--EasyDL 进行了模型的训练和部署,以轻量级的微信小程序提供服务。

3.1 数据准备与预处理

3.1.1 数据集的采集和处理

经过长时间的图片搜集,现有的大型公开数据集中并无专门的稻田蜘蛛的图像数据集,同时网络上的稻田蜘蛛图像数量也较少。本文中采用的稻田蜘蛛数据集主要图片来自实验室自行拍摄获取。将通过网扫法、盆拍法和管扣法采集到的稻田蜘蛛活体单头饲养在指形管中,待拍照时分别单独置于白色背景的塑料盘中,使用单反相机拍摄样本各个角度的照片,活体照片共计1,209张,酒精浸泡标本1,000张。手机拍摄图片258张。本研究使用的单反相机为Nikon D810,镜头为Nikon AF-S VR Micro-Nikkor 105mm f/2.8G。手机为HUAWEI P30 pro。同时本文利用搜索引擎搜集农田节肢动物图像,共计图片599张,用于农田节肢动物的快速鉴定。

因采集的照片通过不同的装置获取,具有不同的分辨率,我们通过Adobe Photoshop CC 2018将所有的图片数据集的分辨率统一设置为300*300、200*200、100*100像素大小。网络上搜集的节肢动物图片图片质量相对较差,统一将分辨率设置为72*72像素大小。

3.1.2 数据集的划分

首先选取十种体型较大的稻田蜘蛛作为识别对象,随机将拍摄获取到的图片一部分作为训练集,另一部分作为测试集,每种蜘蛛图片训练集和测试集的图像比例为9:1。最终测试集共218张,训练集1,972张;从18种节肢动物图像中也同样抽取十分之一作为测试集,一共63张,其余作为训练集,训练集536张。其中训

练集用于利用AutoML进行模型的训练，测试集用来评估模型的性能。10类稻田蜘蛛基本信息如表3.1所示。

表3.1 稻田蜘蛛基本信息表
Table 3.1 Basic information of rice field spiders

图像	中文及拉丁学名	图像	中文及拉丁学名
	白条锯足蛛 <i>Runcinia albostrigata</i>		拟环纹豹蛛 <i>Pardosa pseudoannulata</i>
	波纹花蟹蛛 <i>Xysticus croceus</i>		拟水狼蛛 <i>Pirata subparaticus</i>
	三突花蛛 <i>Misumenops tricuspis</i>		条纹蝇虎 <i>Plexippus setipet</i>
	叉斑巨齿螯蛛 <i>Enoplognatha japonica</i>		斜纹猫蛛 <i>Oxyopes sertatus</i>
	黄褐新园蛛 <i>Neoscona doenitzi</i>		星豹蛛 <i>Pardosa astrigera</i>

3.1.3 训练集的扩充

本文采用顺时针旋转90°、水平翻转、垂直翻转三种方法对采集的训练集照片进行扩充，使训练集的数量变成之前的四倍，分别共计7,888张和2,144张。

10类蜘蛛图像的种类及其数量分布如图3.2所示。

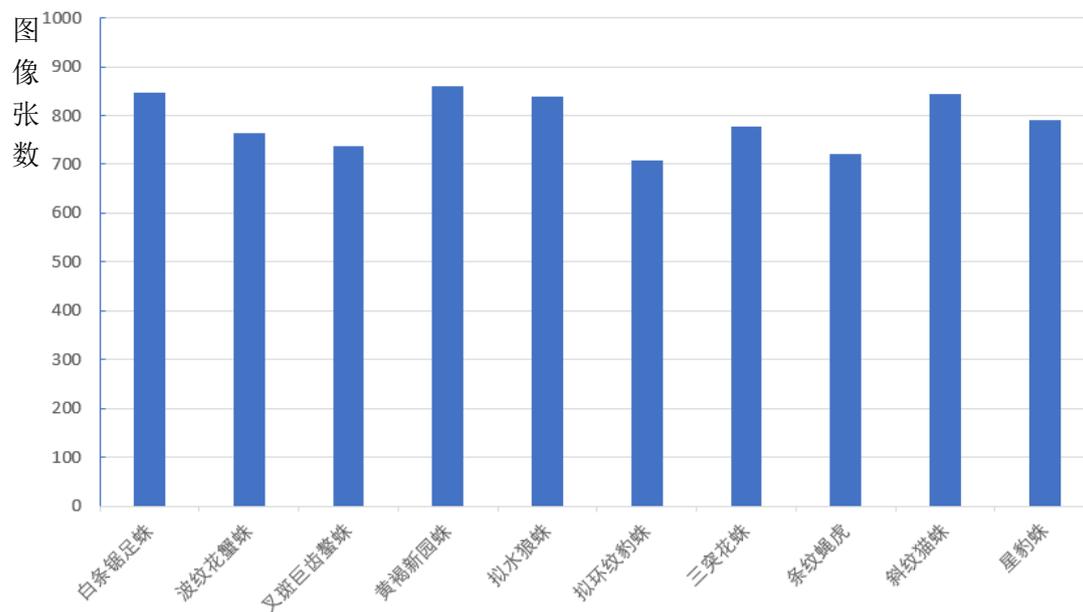


图3.2 稻田蜘蛛图像数量分布
Fig. 3.2 Number of spider images in rice field

18类节肢动物基本信息如表3.2所示。

表3.2 节肢动物基本信息表
Table 3.2 Basic information of arthropod

图像	中文及拉丁学名	图像	中文及拉丁学名
	八星虎甲 <i>Cicindela aurulenta</i>		北方黄胡蜂 <i>Vespula rufa</i>
	菜粉蝶 <i>Pieris rapae</i>		大草蛉 <i>Chrysopa pallens</i>
	稻绿蝽 <i>Nezara viridula</i>		稻纵卷叶螟 <i>Cnaphalocrocis medinalis</i>
	东方蝼蛄 <i>Gryllotalpa orientalis</i>		二化螟 <i>Chilo suppressalis</i>
	褐飞虱 <i>Nilaparvata lugens</i>		黑带食蚜蝇 <i>Episyrrhus balteatus</i>
	黑肩绿盲蝽 <i>Cyrtorhinus lividipennis</i>		黑尾叶蝉 <i>Nephotettix bipunctatus</i>
	黄蜻 <i>Pantala flavescens</i>		青翅蚁型隐翅甲 <i>Paederus fuscipes</i>
	双斑青步甲 <i>Chlaenius bioculatus</i>		异色瓢虫 <i>Harmonia axyridis</i>
	中华大刀螳 <i>Paratenodera sinensis</i>		中华稻蝗 <i>Oxya chinensis</i>

18类节肢动物图像的种类及其数量分布如图3.3所示。

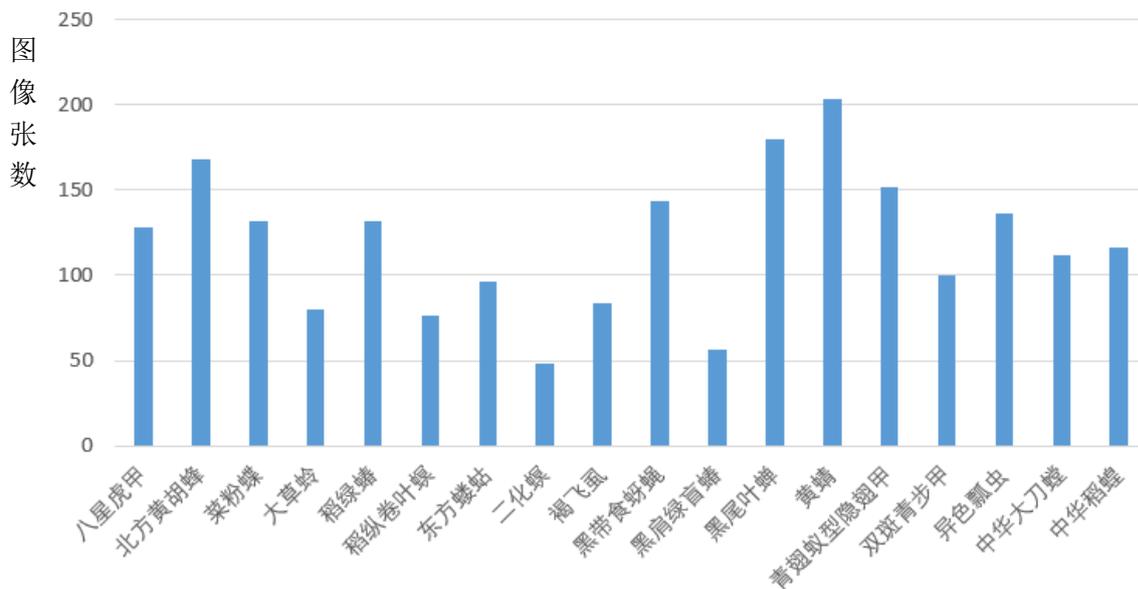


图3.3 节肢动物图像数量分布
Fig. 3.3 Number of arthropod images

3.1.4 数据集的标注和实验环境

在进行模型的训练前需要对图像类别和信息进行标注。本节使用本地数据集的导入方式，图片格式为jpg，以文件夹命名进行分类上传压缩包。如图3.4所示。



图3.4 数据标注示意图
Fig. 3.4 How to label the data

本节中所有的训练环境均在相同配置下完成，具体信息如表3.3所示。

表3.3 计算机硬件配置

Table 3.3 Computer hardware configuration

名称	信息
中央处理器	12 核 CPU
内存	40G
显卡	NVIDIA TESLA P4

真阳性 (True Positive, TP, 预测为正, 实际也为正)、假阳性 (False Positive, FP, 预测为正, 实际却为负)、真阴性 (True Negative, TN, 预测为负, 实际也为负) 和假阴性 (False Negative, FN, 预测为负, 实际却为正)。定义如下所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TN}{TP + FN}$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

本文中准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1-score 等参考百度大脑开发平台 (<https://ai.baidu.com/ai-doc/EASYDL/Ak38n30uk>)。

3.2 结果与分析

3.2.1 基于 AutoML 的稻田蜘蛛识别模型

本节中设计的对比实验, 分别从样本分辨率、训练样本扩充、数据增强算子几个角度对模型的效果进行评估。

(1) 样本数据集分辨率对比实验

本节实验比较原始训练集在 100*100、200*200、300*300 像素大小下利用 AutoML 训练模型的效果; 以及比较扩充后训练集在 100*100、200*200、300*300

像素大小下利用 AutoML 训练模型的效果。其实验结果如表 3.4 所示。

表3.4 原训练集不同分辨率下模型的表现

Table 3.4 The performance of the model at different resolutions in the original training set

分辨率	top1 准确率	top5 准确率	F1-score	精确率	召回率
100*100	81.90%	99.54%	78.70%	87.90%	80.80%
200*200	87.90%	99.54%	85.50%	88.80%	88.20%
300*300	96.90%	100%	97%	97.40%	96.80%

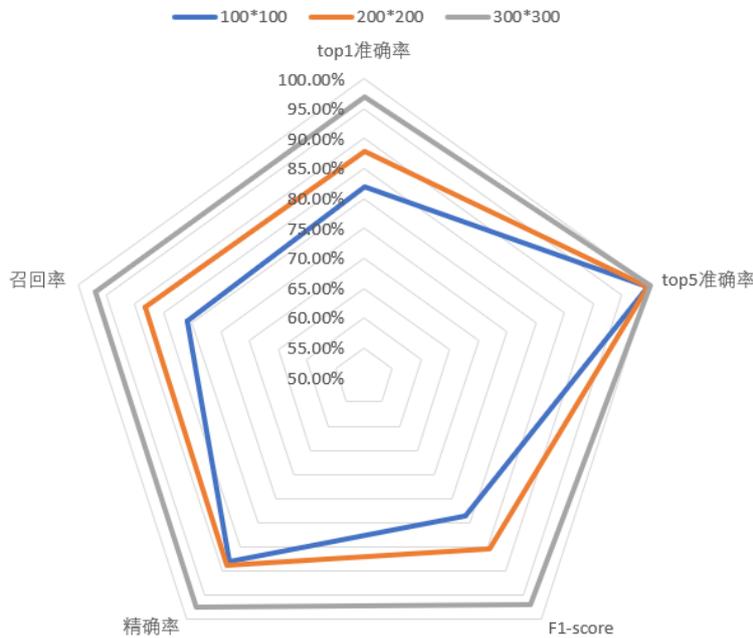


图 3.5 原训练集不同分辨率下模型的表现

Fig. 3.5 The performance of the model at different resolutions in the original training set

表3.5 原训练集不同分辨率下模型各类别的置信度

Table 3.5 Confidence of each category of the model at different resolutions of the original training set

物种	分辨率		
	100*100	200*200	300*300
白条锯足蛛	63.99%	97.67%	94.59%
波纹花蟹蛛	12.80%	73.07%	79.46%
三突花蛛	58.67%	45.21%	93.12%
叉斑巨齿螯蛛	29.35%	97.20%	90.05%
黄褐新园蛛	54.08%	73.85%	88.44%
拟水狼蛛	36.96%	45.02%	95.74%
拟环纹豹蛛	68.22%	81.53%	65.98%

星豹蛛	42.60%	61.64%	78.72%
条纹蝇虎	69.98%	80.62%	96.59%
斜纹猫蛛	88.20%	54.63%	95.25%

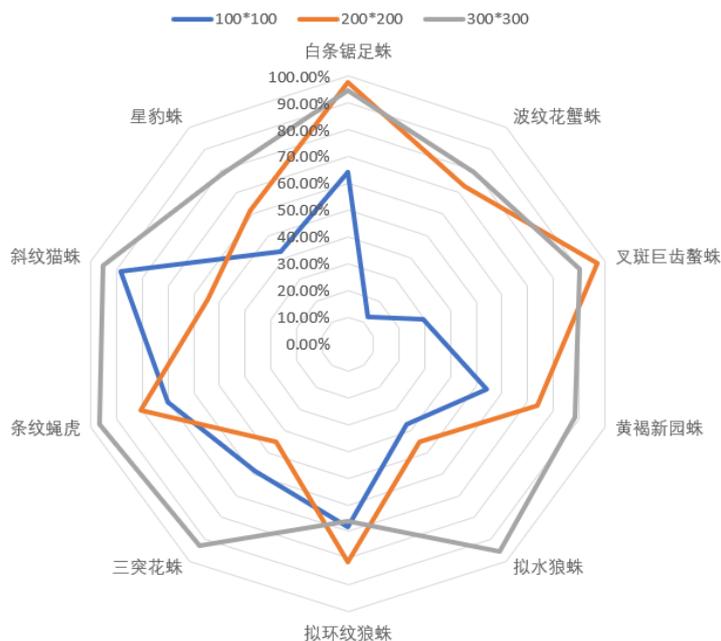


图3.6 原训练集不同分辨率下模型各类别的置信度

Fig. 3.6 Confidence of each category of the model at different resolutions of the original training set

原训练集训练模型的平均置信度

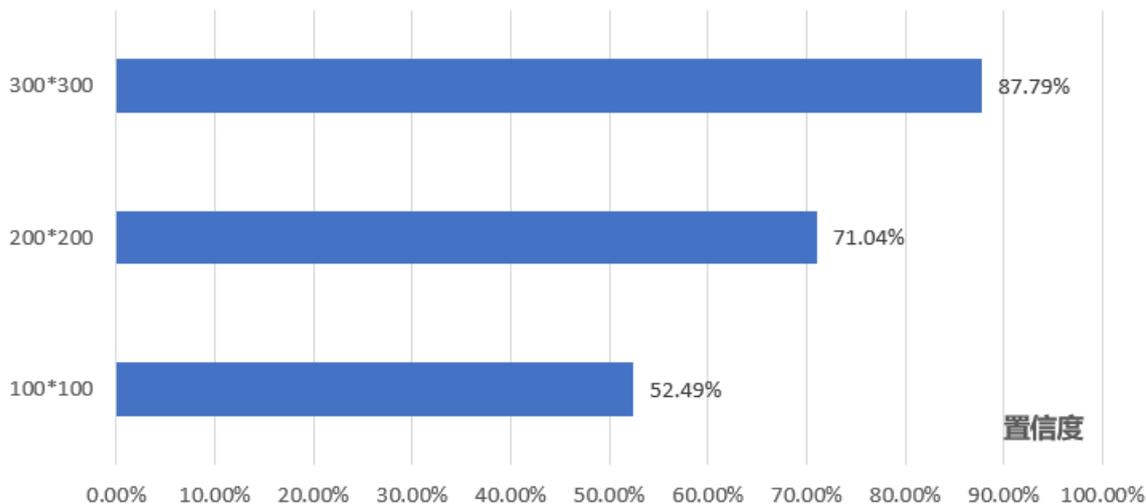


图3.7 原训练集不同分辨率下模型的平均置信度

Fig. 3.7 The average confidence of the model at different resolutions in the original training set

根据表 3.4 和图 3.5 所示，分辨率 300*300 像素大小下的原数据集训练下模型的精确率、召回率、F1-score、top1 准确率、top5 准确率各方面相较于分辨率 200*200、100*100 像素大小下原数据集训练下模型都具有提升。根据表 3.5 和图

3.6-3.7 显示，在模型不同类别置信度上，300*300 像素大小下原数据集训练的模型中黄褐新园蛛、拟水狼蛛、三突花蛛、条纹蝇虎、斜纹猫蛛、波纹花蟹蛛、星豹蛛都具有更好的表现。整体平均置信度 300*300 像素大小下原数据集训练下的模型也具有更好的表现。

表3.6 扩充后训练集不同分辨率下模型的表现

Table 3.6 The performance of the model at different resolutions in the expanded training set

分辨率	top1 准确率	top5 准确率	F1-score	精确率	召回率
100*100	95.80%	100.00%	95.50%	96.10%	95.90%
200*200	99.73%	100.00%	99.73%	99.73%	99.73%
300*300	99.96%	100.00%	99.96%	99.96%	99.96%

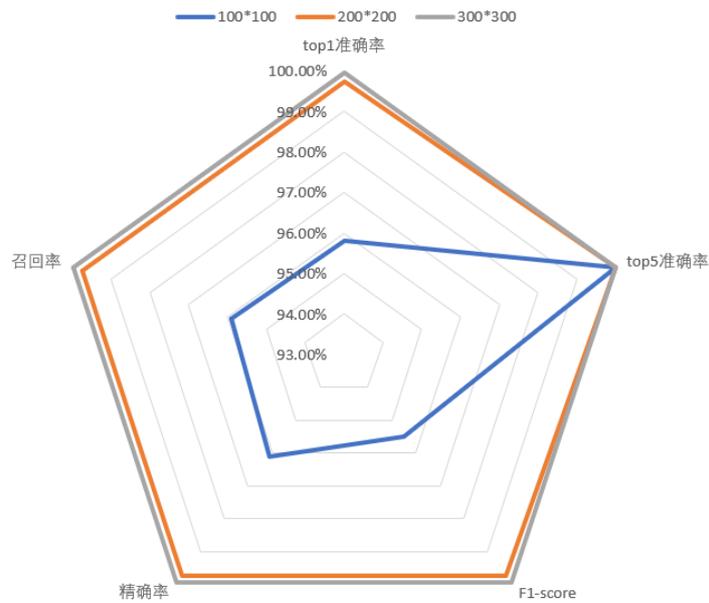


图3.8 扩充后训练集不同分辨率下模型的表现

Fig. 3.8 The performance of the model at different resolutions in the expanded training set

表3.7 扩充后训练集不同分辨率下模型各类别的置信度

Table 3.7 Confidence of each category of the model at different resolutions of the expanded training set

物种	分辨率		
	100*100	200*200	300*300
白条锯足蛛	58.02%	98.67%	99.90%
波纹花蟹蛛	69.53%	88.92%	99.87%
三突花蛛	58.45%	97.94%	98.43%
叉斑巨齿螯蛛	38.25%	94.67%	99.59%
黄褐新园蛛	78.34%	97.51%	98.94%
拟水狼蛛	68.29%	97.53%	99.67%
拟环纹豹蛛	63.99%	67.97%	92.56%
星豹蛛	64.41%	96.45%	96.98%
条纹蝇虎	73.55%	98.27%	99.89%
斜纹猫蛛	60.99%	97.69%	99.96%

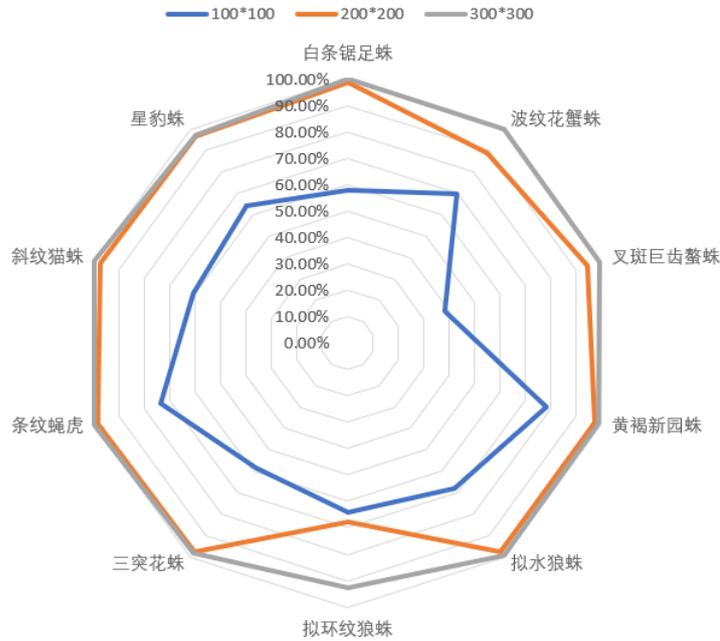


图3.9 扩充后训练集不同分辨率下模型各类别的置信度

Fig. 3.9 Confidence of each category of the model at different resolutions of the expanded training set

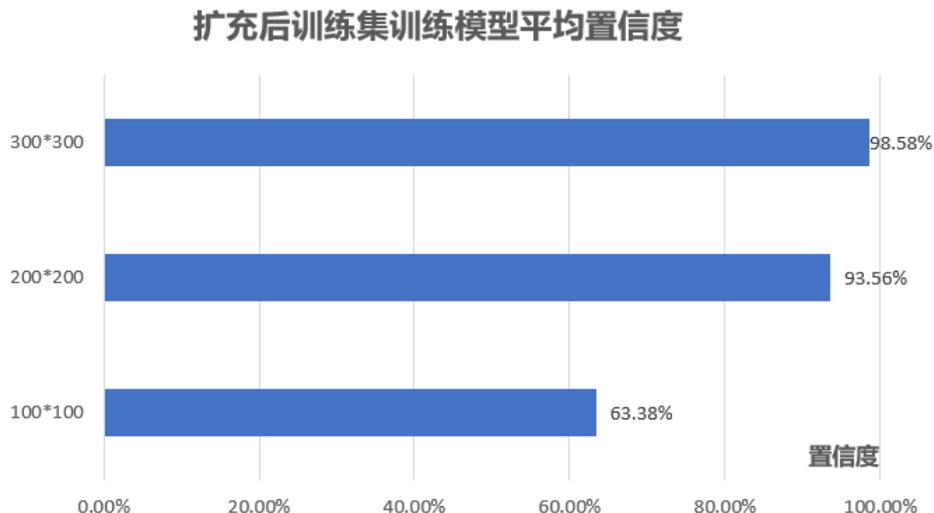


图 3.10 原训练集不同分辨率下模型的平均置信度

Fig. 3.10 The average confidence of the model at different resolutions in the original training set

根据表 3.6 和图 3.8 所示, 分辨率 300*300 像素大小扩充数据集训练下模型的精确率、召回率、F1-score、top1 准确率、top5 准确率各方面相较于分辨率 200*200、100*100 像素大小扩充数据集训练下模型都具有提升。根据表 3.7 和图 3.9-3.10 显示, 在不同类别置信度上, 分辨率 300*300 像素大小扩充数据集训练模型各类别都具有更好的表现, 平均置信度较分辨率 100*100 和 200*200 像素大小的模型也具有一定的提升。实验结果表明, 较高分辨率的数据集训练的模型具有更好识别效果。

(2) 样本训练集扩充对比实验

本节分别使用原始数据集和扩充数据集, 利用 AutoML 进行模型的训练, 在相同的测试集的情况下, 验证分辨率 300*300 像素大小下数据集扩充对模型识别效果的影响。

表3.8 300*300分辨率下原训练集和扩充后训练集模型的表现

Table 3.8 The performance of the original training set and the expanded training set model at 300*300 resolution

	top1 准确率	top5 准确率	F1-score	精确率	召回率
原训练集	96.90%	100.00%	97.00%	97.40%	96.80%
扩充训练集	99.96%	100.00%	99.96%	99.96%	99.96%

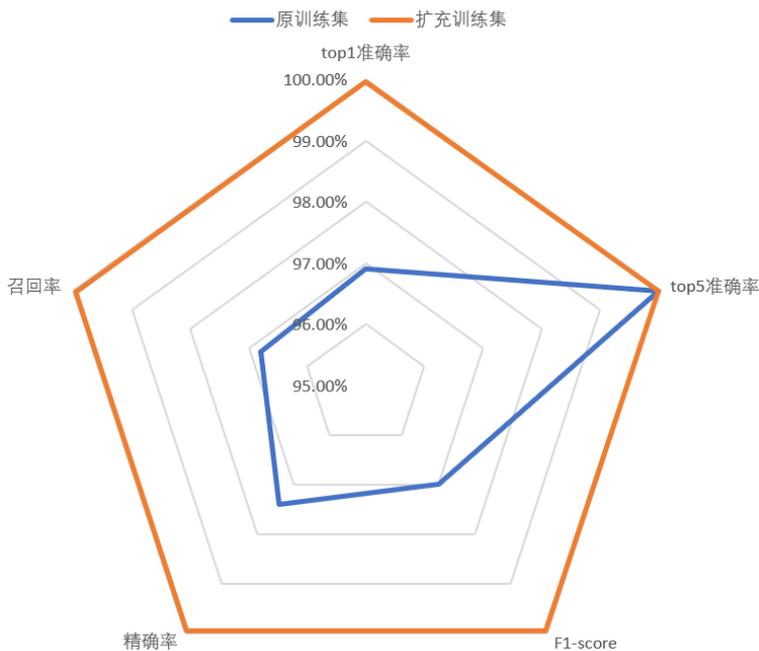


图3.11 300*300分辨率训练集模型的表现

Fig. 3.11 The performance of the 300*300 resolution training set model

表3.9 300*300分辨率训练集模型各类别的置信度

Table 3.9 Confidence of each category of the 300*300 resolution training set model

物种	原训练集	扩充后训练集
白条锯足蛛	94.59%	99.90%
波纹花蟹蛛	79.46%	99.87%
三突花蛛	93.12%	98.43%
叉斑巨齿螯蛛	90.05%	99.59%
黄褐新园蛛	88.44%	98.94%
拟水狼蛛	95.74%	99.67%
拟环纹豹蛛	65.98%	92.56%
星豹蛛	78.72%	96.98%
条纹蝇虎	96.59%	99.89%
斜纹猫蛛	95.25%	99.96%

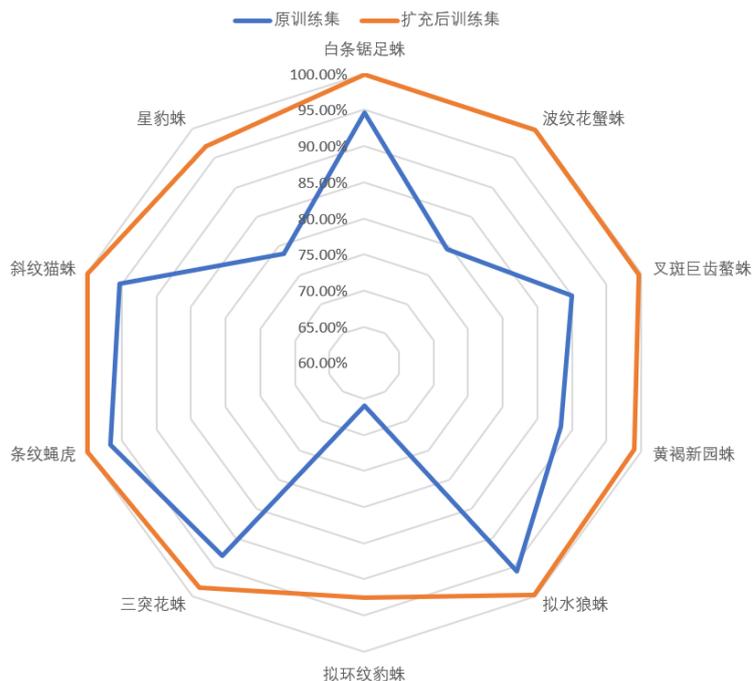


图3.12 300*300分辨率训练集各类别置信度
 Fig. 3.12 Different category confidence of 300*300 training set

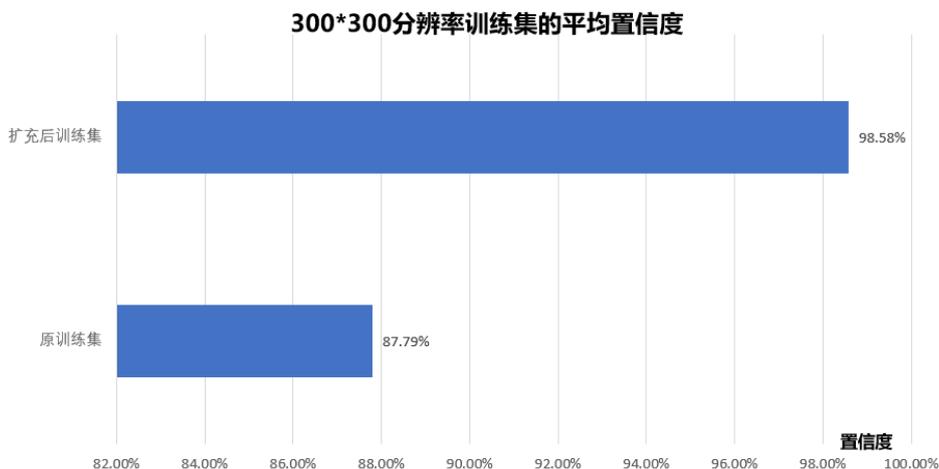


图3.13 300*300分辨率训练集的平均置信度
 Fig. 3.13 Average confidence of 300*300 resolution training set

由表 3.8-3.9 和图 3.11-3.13 可知，在相同的训练环境下，从模型整体效果评估来看，未扩充训练集模型的 top1 准确率、top2 准确率、F1-score、精确度、召回率分别为 96.9%、100%、97.00%、97.40%、96.80%；扩充训练集模型的 top1 准确率、top2 准确率、F1-score、精确度、召回率分别为 99.96%、100%、99.96%、99.96%、99.96%。扩充后训练集模型整体效果较原训练集模型都具有一定的提升。

各类别在使用扩充训练集参与训练任务的模型下识别效果较未扩充训练模型的置信度都有所提升，平均置信度由未扩充训练集的 87.76% 提升到 98.58%。实验结果表明，扩充样本数据集可以有效提升模型的识别效果，减少数据量过少的影响。

(3) 数据增强算子的对比实验

本节将通过实验，对比蜘蛛图像数据集在不同的数据增强算子下的实验效果，从中选择最优的数据增强算子用于模型的训练。

在本次对比实验中，分别采用 Cutout、Sharpness、Brightness 三种数据增强算子作为蜘蛛识别的对比增强算子，所有的模型训练均在扩充训练集上进行模型训练。三种增强算子的介绍如表 3.10 所示。

表3.10 三种数据增强算子
Table 3.10 Three data enhancement operators

算子	功能说明	效果展示
Cutout	随机的将样本中的部分区域 cut 掉，并且填充 0 像素值	
Sharpness	调整图像的清晰度	
Brightness	调整图像亮度	

三种数据增强算子实验结果如表 3.11 所示。

表3.11 不同数据增强算子下模型各类别的置信度
Table 3.11 Confidence of each category of the model under different data enhancement operators

物种	原数据集	Cutout	Sharpness	Brightness
白条锯足蛛	99.90%	99.98%	99.95%	99.92%
波纹花蟹蛛	99.87%	99.98%	99.82%	99.45%
三突花蛛	98.43%	99.73%	99.25%	99.68%
叉斑巨齿螯蛛	99.59%	99.67%	99.04%	99.41%
黄褐新园蛛	98.94%	99.09%	99.30%	99.34%
拟水狼蛛	99.67%	99.83%	99.54%	98.09%
拟环纹豹蛛	92.56%	99.65%	99.13%	98.44%
星豹蛛	96.98%	97.57%	99.47%	98.19%
条纹蝇虎	99.89%	99.98%	99.99%	99.97%
斜纹猫蛛	99.96%	99.91%	99.88%	99.88%

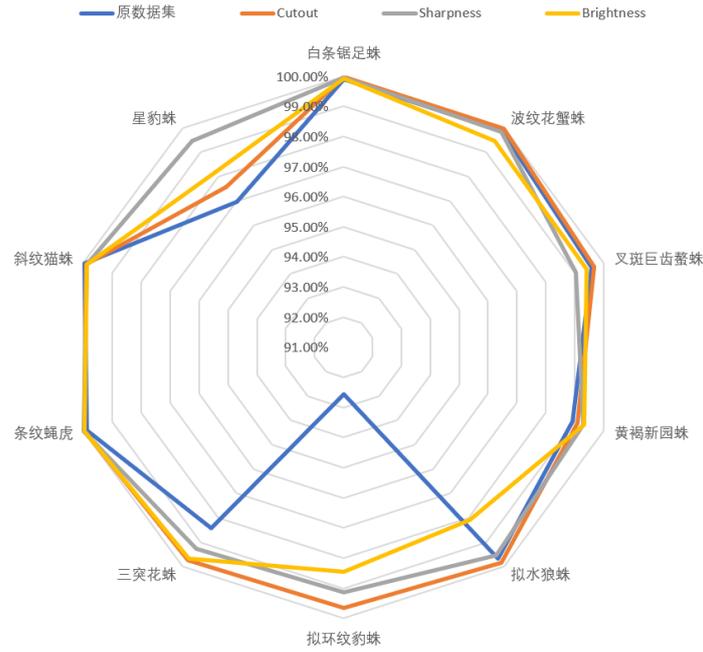


图 3.14 原数据集、Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子模型不同类别置信度

Fig. 3.14 The different category confidence of original data set, Cutout, Sharpness, Brightness data enhancement operator model

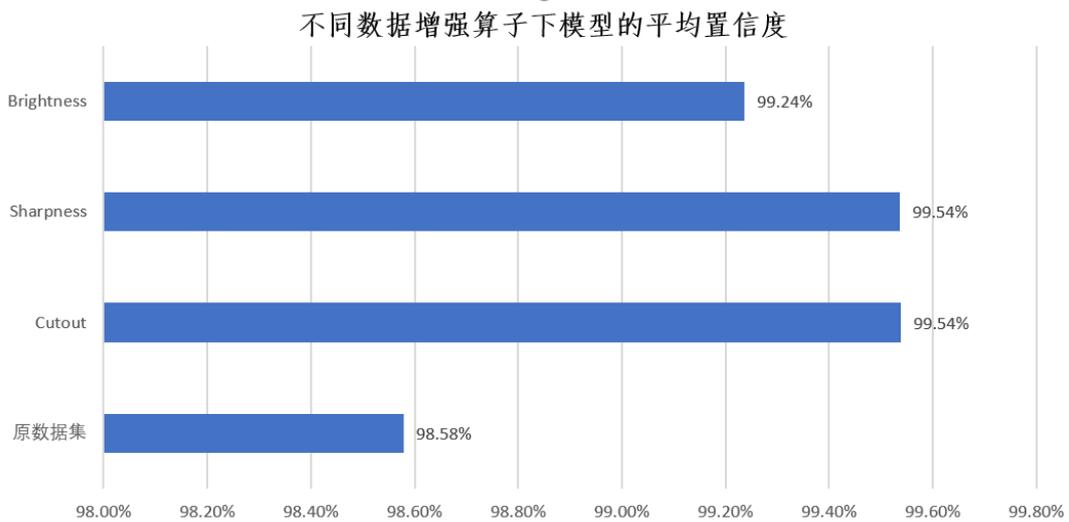


图3.15 原数据集、Cutout、Sharpness、Brightness数据增强算子模型平均置信度

Fig. 3.15 The average confidence of the original data set, Cutout, Sharpness, Brightness data enhancement operator model

由表 3.11、图 3.14、3.15 可知，分别增加了 Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子的模型平均置信度分别为 99.54%、99.54%、99.24%，较原数据集 98.58%都有一定程度的提升；模型类别拟环纹豹蛛、星豹蛛、白条锯足蛛、黄褐新园蛛、条纹蝇虎和三突花蛛的置信度都有所提升；其余五种类别也都具有较高

的置信度。从模型整体评估效果来看,增加了 Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子的模型准确率分别为 99.96%、99.88%、100%。实验结果表明,增加不同的数据增强算子对识别模型的效果有一定的提升。最终选择模型准确度最高的 Brightness 数据增强算子的模型作为小程序稻田蜘蛛识别模型。

3.2.2 基于 AutoML 的节肢动物识别模型

本节中设计的对比实验,分别从训练样本扩充、数据增强算子两个角度对模型的效果进行评估。

(1) 样本训练集扩充对比实验

本节分别在原始数据集和扩充数据集上使用 AutoML 进行模型训练,在相同的测试集的情况下,验证分辨率为 72*72 像素大小下数据集扩充对模型识别效果的影响。其两次实验结果如表 3.12 所示。

表3.12 原训练集和扩充后训练集模型的表现

Table 3.12 The performance of the original training set and the expanded training set model

	top1 准确率	top5 准确率	F1-score	精确率	召回率
原训练集	79.40%	94.90%	77.30%	81.70%	80.00%
扩充后训练集	96.30%	100%	95.70%	96.40%	95.80%

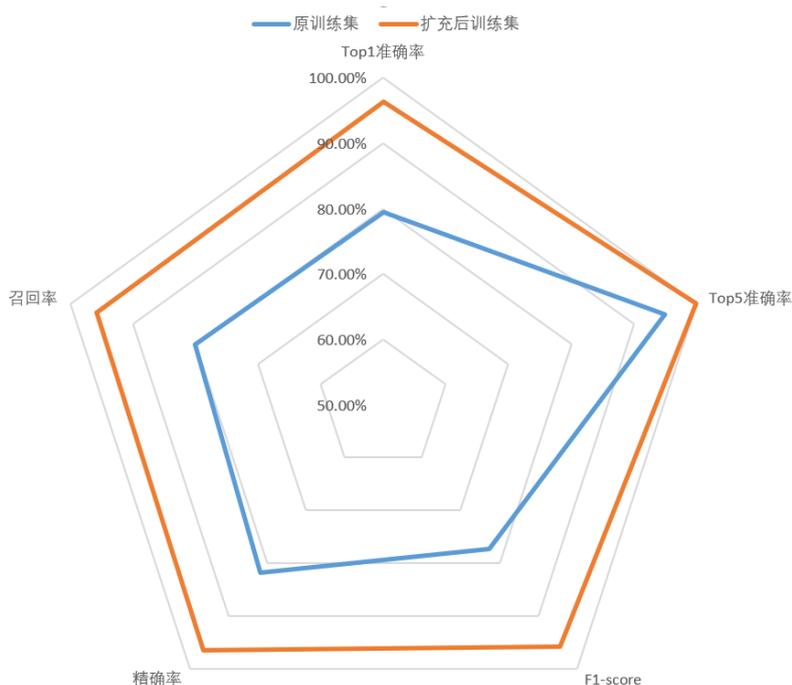


图3.16 原训练集和扩充后训练集模型的表现

Fig. 3.16 The performance of the original training set and the expanded training set model

表3.13 模型各类别的置信度

Table 3.13 Confidence of each category of the model

物种	原训练集	扩充后训练集	物种	原训练集	扩充后训练集
八星虎甲	98.48%	92.28%	北方黄胡蜂	69.85%	98.17%
菜粉蝶	90.87%	89.10%	大草蛉	84.86%	98.55%
稻绿蝽	67.26%	72.99%	稻纵卷叶螟	34.07%	70.89%
东方蝼蛄	47.71%	75.14%	二化螟	12.98%	24.69%
褐飞虱	85.05%	99.72%	黑带食蚜蝇	45.02%	94.71%
黑肩绿盲蝽	20.02%	50.29%	黑尾叶蝉	82.39%	98.99%
黄蜻	55.21%	96.83%	青翅蚁型隐翅甲	94.34%	98.77%
双斑青步甲	63.09%	96.78%	异色瓢虫	87.05%	98.25%
中华大刀螳	48.33%	94.30%	中华稻蝗	18.87%	79.55%

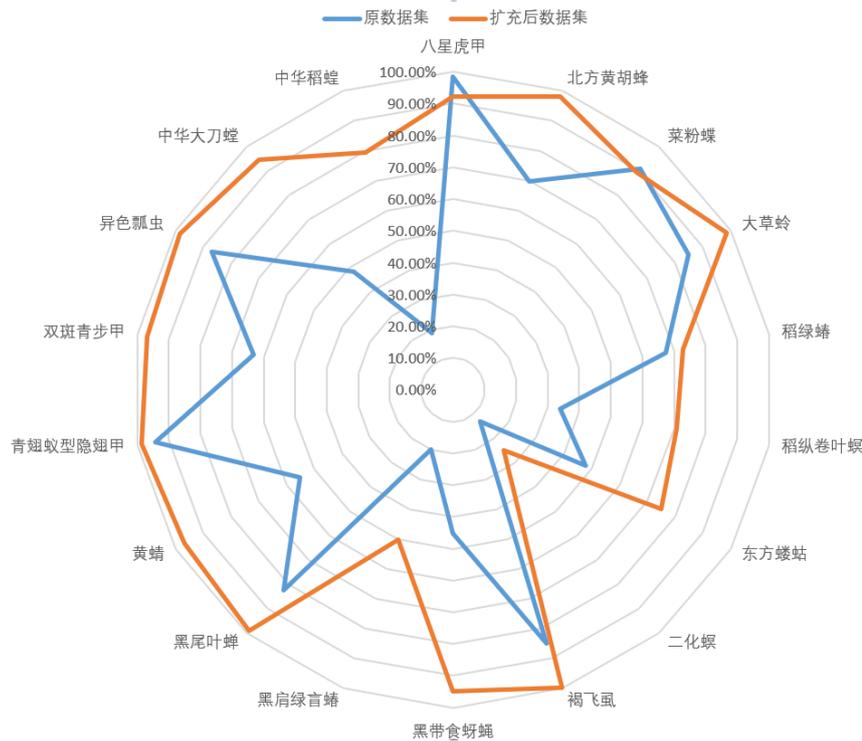


图3.17 模型各类别的置信度
 Fig. 3.17 Confidence of each category of the model

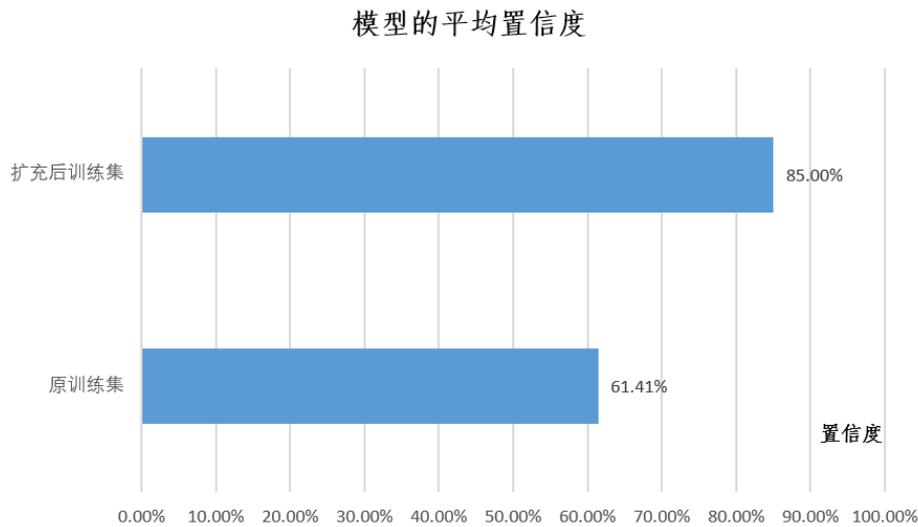


图3.18 模型的平均置信度
 Fig. 3.18 Average confidence of the model

由表 3.12 和图 3.16 可知,在相同的训练环境下,从模型整体效果评估来看,未扩充训练集模型的 top1 准确率、top2 准确率、F1-score、精确度、召回率分别为 79.40%、94.90%、77.30%、81.70%、80.00%; 扩充训练集模型的 top1 准确率、top2 准确率、F1-score、精确度、召回率分别为 96.30%、100%、95.70%、96.40%、

95.80%。扩充后训练集模型整体效果较原训练集模型具有较大的提升。由表 3.13 和图 3.17-3.18 可知，扩充后训练集模型各类别置信度除菜粉蝶和八星虎甲外，置信度都一定的提升，平均置信度由 61.41%提升到 85.00%。

(2) 数据增强算子的对比实验

本节将通过实验，对比节肢动物图像数据集在不同的数据增强算子下的实验效果，从中选择最优的数据增强算子用于模型的训练。

表3.14 不同数据增强算子训练集模型的表现

Table 3.14 Performance of different data augmentation operator models

	top1 准确率	top5 准确率	F1-score	精确率	召回率
原数据集	96.30%	100%	95.70%	96.40%	95.80%
Cutout	97.20%	99.40%	96.70%	96.80%	97.00%
Sharpness	96.60%	100%	95.90%	96.40%	96.00%
Brightness	97.40%	99.90%	97.30%	97.60%	97.20%

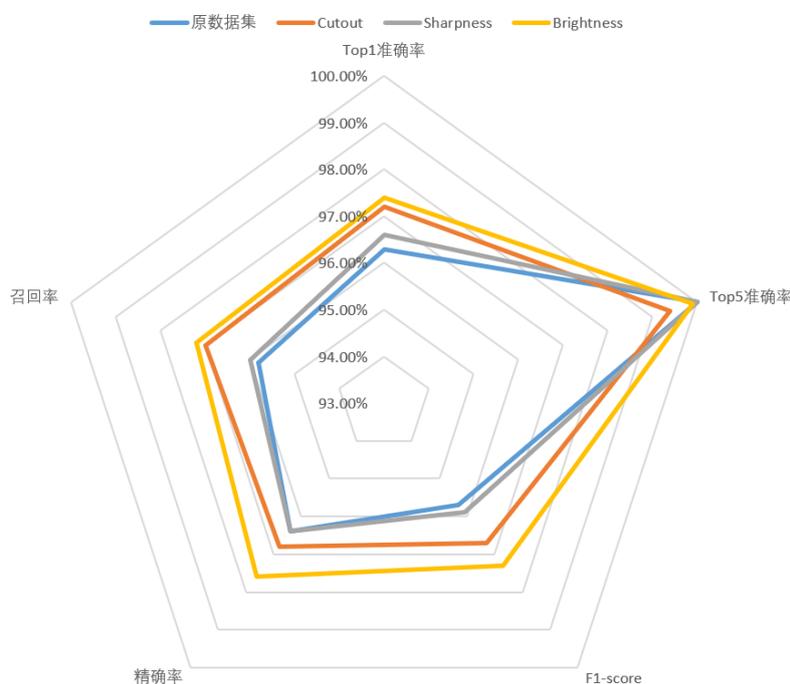


图3.19 不同数据增强算子训练集模型的表现

Fig. 3.19 Performance of different data augmentation operator models

表3.15 模型各类别的置信度

Table 3.15 Confidence of each category of the model

物种	原训练集	Cutout	Sharpness	Brightness
八星虎甲	92.28%	92.87%	90.26%	91.97%
菜粉蝶	89.10%	94.82%	80.85%	90.29%
稻绿蝽	72.99%	84.14%	88.32%	84.32%
东方蝼蛄	75.14%	94.23%	91.92%	96.37%
褐飞虱	99.72%	86.31%	86.04%	73.62%
黑肩绿盲蝽	50.29%	64.03%	86.36%	63.69%
黄蜻	96.83%	70.01%	71.47%	82.99%
双斑青步甲	96.78%	32.92%	18.88%	15.70%
中华大刀螳	94.30%	97.99%	99.56%	97.37%
北方黄胡蜂	98.17%	95.92%	97.98%	92.34%
大草蛉	98.55%	52.17%	68.07%	51.69%
稻纵卷叶螟	70.89%	98.69%	98.05%	98.87%
二化螟	24.69%	94.85%	94.64%	97.52%
黑带食蚜蝇	94.71%	98.15%	97.42%	95.99%
黑尾叶蝉	98.99%	97.18%	84.05%	95.07%
青翅蚁型隐翅甲	98.77%	98.42%	97.23%	99.45%
异色瓢虫	98.25%	87.95%	95.18%	79.21%
中华稻蝗	79.55%	87.96%	86.90%	87.61%

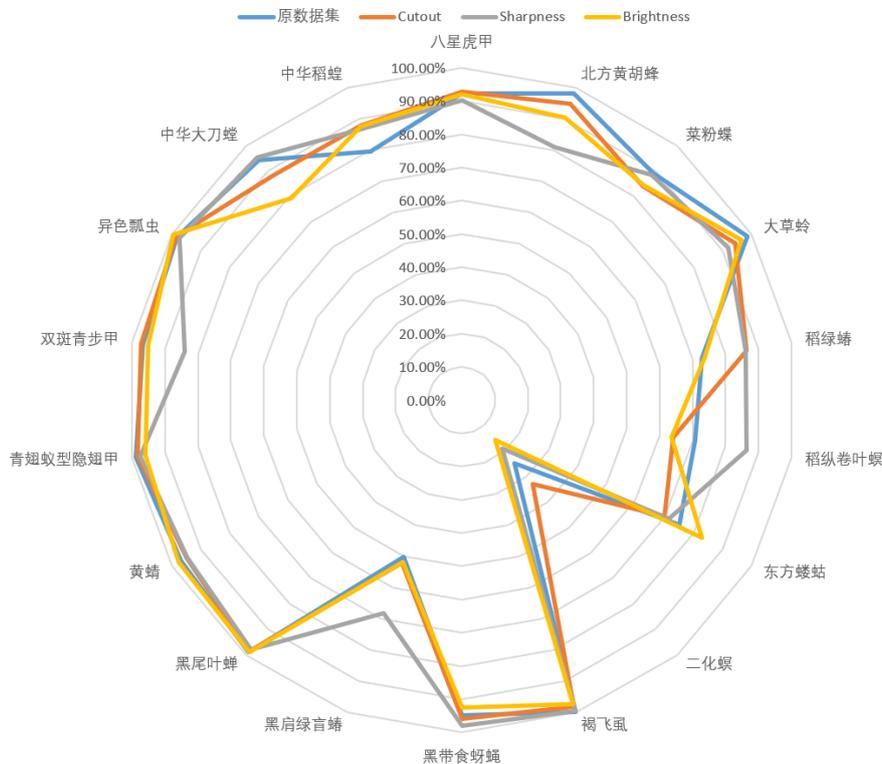


图3.20 模型各类别的置信度

Fig. 3.20 Confidence of each category of the model

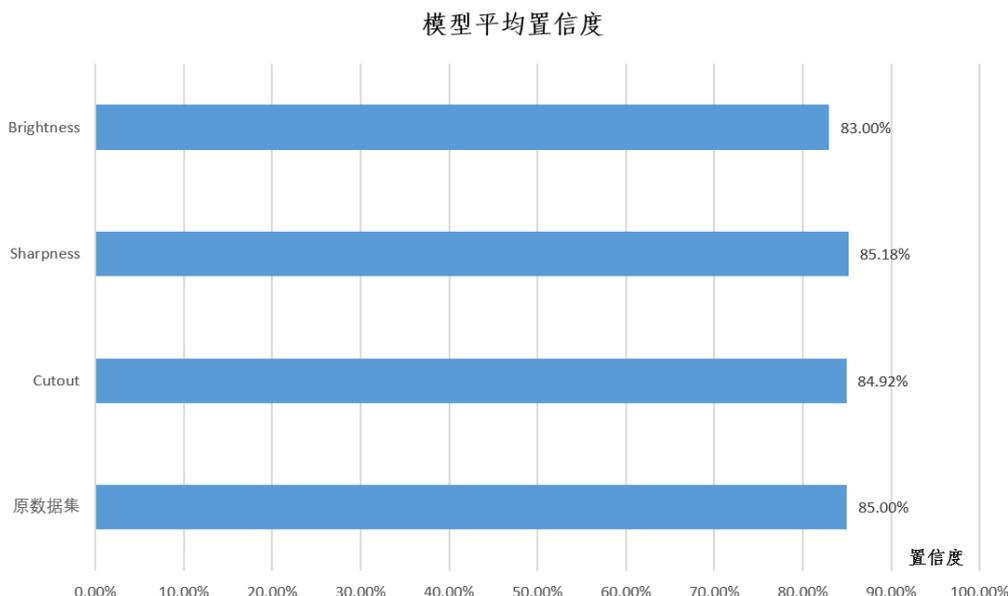


图3.21 模型的平均置信度

Fig. 3.21 Average confidence of the model

由表 3.14 和图 3.19 可知，分别增加了 Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子的模型整体识别效果较原数据集都有一定程度的提升。由表 3.15 和图 3.20-3.21 可知，增加了 Cutout、Sharpness、Brightness 数据增强算子对模型的平均置信度无明显的提升效果。最终选择模型准确度和召回率最高的 Brightness 数据增强算子的模型作为小程序节肢动物识别模型。

3.2.3 模型的部署和迭代

模型训练完成后，选择公有云部署发布模型，获取到该模型的接口地址 URL；API Key 以及 Secret Key，在微信小程序的云函数中进行请求调用，在调用 API 时要首先获取到 access_token 参数，获取到 access_token 后，带上图片的地址或 Base64 信息向训练完成获得的模型接口地址发送请求，返回识别结果。

模型训练完成后需要持续的迭代和优化模型的效果，用户利用接口识别的图片将上传至云储存，通过选择调用时间、分类，并设置筛选条件，查看疑似错误识别的图片并添加到指定的数据集并纠正识别结果。后续增加新的数据集，提升模型的识别效果。

3.3 小结

本章主要介绍稻田蜘蛛识别模型和节肢动物识别模型制作的具体过程,从实验数据集图像的拍摄,图像分辨率的统一、数据集的扩充到最后增加数据增强算子提升模型的效果,详细的阐述了利用 AutoML 解决识别任务的整个过程。

本章首先阐述了AutoML的特点及优势,随后通过自行拍摄照片和网络搜集图片构建数据集。为了提升模型效果,本章利用图像旋转技术,产生共计7,888张蜘蛛图像样本,2,144张节肢动物图像样本,紧接着添加数据增强算子,对比不同数据增强算子对实验的影响,选择加入Brightness数据增强算子的模型为最终模型,最后利用公有云进行模型的部署,在微信小程序中进行调用。

第四章 稻田蜘蛛智能识别微信小程序的开发与应用

小程序是一种基于微信平台的一种全新应用模式,可在微信中被搜索和使用,无需独立的进行下载和安装。微信小程序最初是2015年以JS-SDK的网页工具开发包出现在人们的视野中。不久,便成为人们微信使用中不可缺少的一部分。微信小程序发展如图4.1所示。



图4.1 小程序发展

Fig. 4.1 Development of WeChat Mini Program

小程序利用微信开发者工具进行编写,主要由四种配置文件组成,分别是后缀为js、json、wxml、wxss的文件。一个新的小程序进行编写时,都会具有这四个类型的文件。在初始的根目录中,app.json是小程序整个布局的配置,包含了每个界面的路径,页面顶部的颜色,顶部文字名称等诸多内容。app.js中包含了小程序的多种生命周期函数,例如小程序初始化时会触发的onLaunch。App.wxss文件主要是对wxml文件的样式和布局进行优化,使小程序的每个界面更加的精美。这几种类型的文件结构非常类似于网页编程采用的组合。在小程序里面,可通过编写JS脚本文件来处理用户的操作:响应用户的点击、获取用户的位置等等。逻辑层和渲染层构成了小程序的整体框架。利用wxml和wxss完成了小程序

视图部分的构建,并通过基于 js 的逻辑层完成对整个事件的运行和数据的传输。在小程序的框架之中,官方提供了丰富的 API 配合微信实现各种功能。

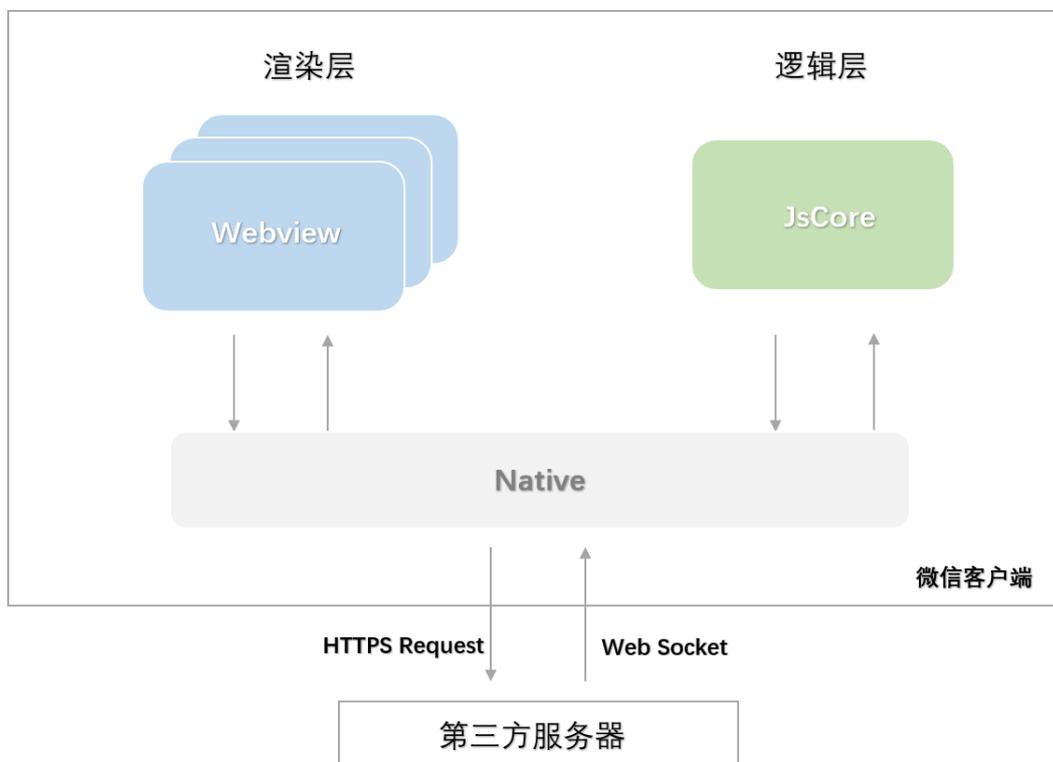


图4.2 小程序框架

Fig. 4.2 Applet framework

在获取稻田蜘蛛的形态特征原色图片以及蜘蛛识别模型API的基础上(详见本文第二章和第三章),尝试利用微信小程序这种便携的方式,构建集稻田蜘蛛种类介绍、稻田蜘蛛种类识别于一体的智能识别系统。

4.1 稻田蜘蛛智能识别微信小程序设计

4.1.1 小程序页面设计

本文开发的小程序主要用于在稻田蜘蛛种类的自动识别。该小程序在可以自动识别部分稻田蜘蛛的同时,还将稻田主要蜘蛛的鉴别特征、生活习性、原色特征图展示给用户,实现在移动端对稻田蜘蛛进行快速、便捷的识别。

该小程序主页面主要分为“用户”、“种类介绍”、“识别”三个主体界面模块。“用户”模块主要用途为微信用户在使用该小程序时,授权登录后展示信息,可

以获取到用户的昵称、地区等登录信息。“种类介绍”模块分为最顶端的轮播图以及蜘蛛 9 个不同科的导航栏,每个导航栏可以分别链接到对应科下面每一个种的稻田蜘蛛详细信息界面。“识别”界面主要分为上下两个部分。上半部分展示用户识别的照片,下半部分包括展示的识别结果以及用户上传图片的按钮。各页面以及每个页面的功能结构如图 4.3 所示。

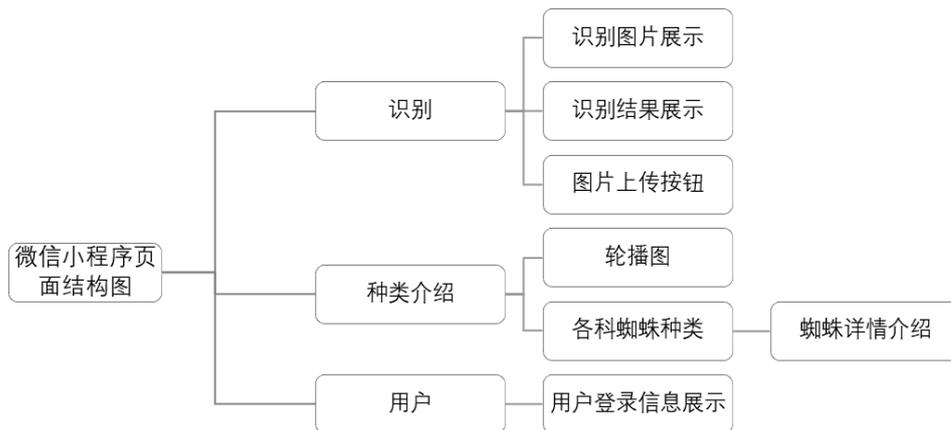


图4.3 微信小程序页面结构
Fig. 4.3 Page structure of WeChat Mini Program

4.1.2 小程序功能设计

(1) 用户登录

用户在使用该小程序之前,需要搜索和登录小程序。首先需要用户授权获取用户的头像、昵称和地理位置信息,授权成功后登录方可使用小程序。小程序登录流程时序如图 4.4。

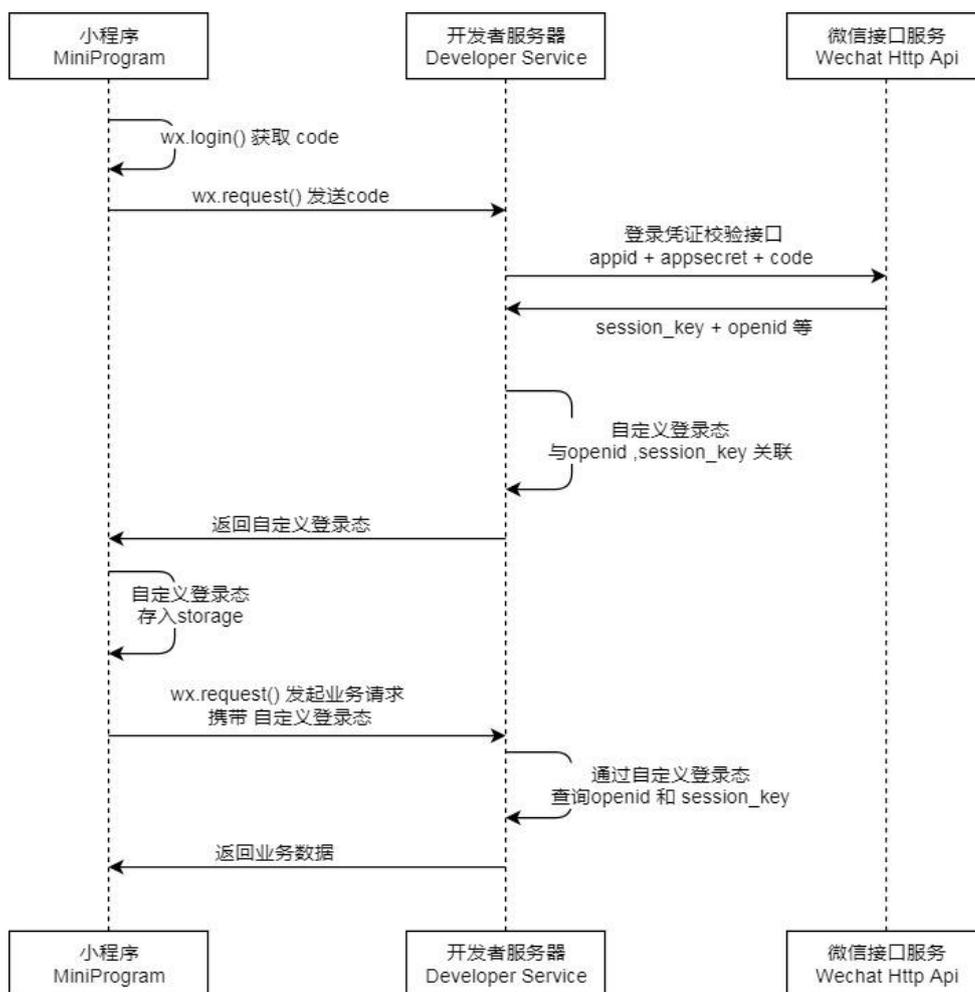


图4.4 微信小程序登录流程时序

Fig. 4.4 Time sequence of WeChat applet login process

(2) 稻田蜘蛛鉴别特征、习性、图片展示

在“种类介绍”界面中,每个科的导航栏中分别有着该科不同种蜘蛛的链接,通过该链接可以跳转到每一种蜘蛛的详情界面,在该界面中展示了该种蜘蛛的鉴别特征、生活习性以及形态特征原色图片。

(3) 稻田蜘蛛自动识别

在“识别”界面中,按下“上传图片”按钮,用户可以将手机中已有的图片或者是调用手机相机进行拍照得到的图片上传,得到该蜘蛛的识别结果展示在“识别”界面。

4.2 稻田蜘蛛智能识别微信小程序实现

4.2.1 小程序开发环境与工具

本研究中微信小程序的开发环境为 Windows 10 HUAWEI MateBook 14 (intel(R) Core i5-10210U @ 1.60GHz 2.11GHZ); 开发工具使用腾讯提供的 windows 版微信开发者工具 Stable v1.03, 后端函数的编写在云函数中完成; 数据库采用微信开发者工具中的云开发数据库功能。

开发者工具主页面主要分为: 菜单栏、工具栏、模拟器、目录树、编辑区和调试区六大部分。开发者工具界面如图 4.5 所示。

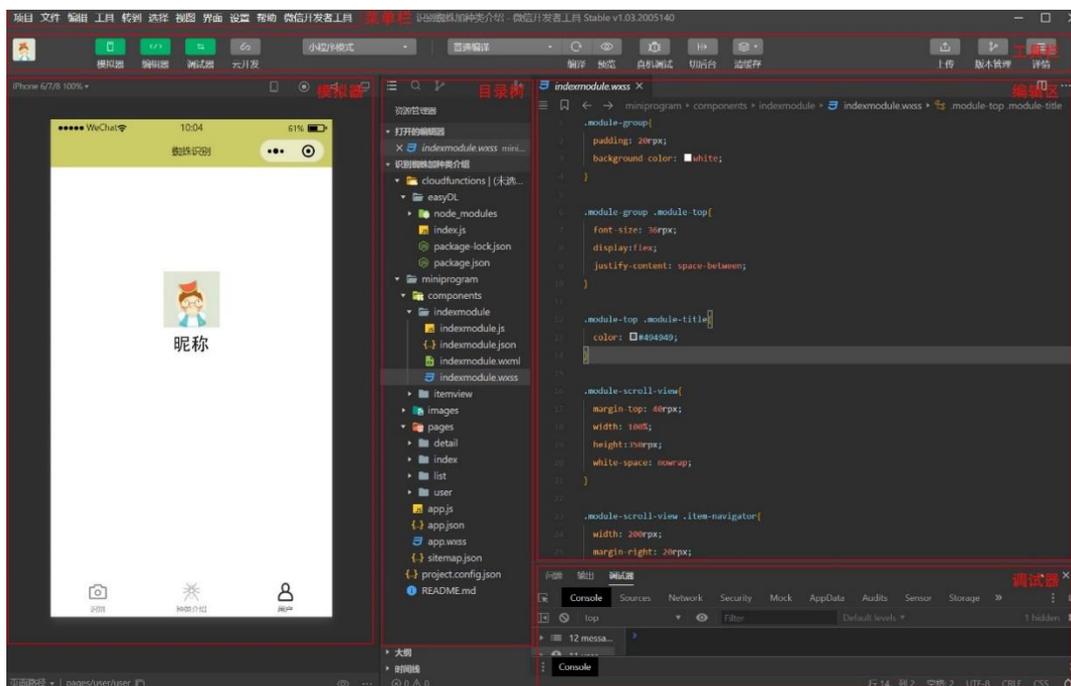
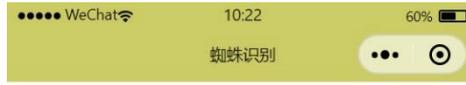


图4.5 开发者工具界面
Fig. 4.5 Developer tool interface

4.2.2 用户登录及各页面的实现

①用户登录界面实现

用户登录界面包括最上部分的导航栏, 中间部分的头像昵称展示以及最下部分各主界面切换的导航组件。用户登录界面如图 4.6 所示。



昵称



图4.6 用户登录界面

Fig. 4.6 User login interface

用户登录页面样式具体实现代码如图 4.7 所示：

```
<block wx:for="{{userlist}}" wx:key="item">
  <view class="user" hidden="{{user}}">
    <image src="{{item.avatarUrl}}"></image>
    <text>{{item.nickName}}</text>
  </view>
</block>

<view class="user" hidden="{{btnuser}}">
  <button type="primary" open-type="getUserInfo" bindgetuserinfo="getUserInfo">
    授权登录
  </button>
</view>
```

图4.7 用户登录界面代码

Fig. 4.7 User login interface code

②种类介绍界面实现

种类介绍界面主要包括最上方的导航栏；导航栏下方滚动的轮播图，展示了

几种稻田蜘蛛的图片；导航栏的下方依次展示的是九个不同科以及不同科中不同的蜘蛛种类；最下方是各主界面切换的导航组件。种类介绍界面具体如图4.8所示。



图4.8 种类介绍界面

Fig. 4.8 Type introduction interface

种类介绍页面具体实现代码如图4.9所示。

```

<!--轮播图-->
<swiper class="swiper" indicator-dots="true" autoplay="false" circular="false" interval="3000"
duration="1000">
  <block wx:for="{{banner}}" wx:for-item="item" wx:key="this">
    <swiper-item id="{{item.id}}">
      <image src="{{item.image}}" mode="widthFix"></image>
    </swiper-item>
  </block>
</swiper>
<!--皿蛛科-->
<indexmodule title="皿蛛科" items="{{weizhu}}" type="weizhu"></indexmodule>
<!--跳蛛科-->
<indexmodule title="跳蛛科" items="{{tiaozhu}}" type="tiaozhu"></indexmodule>
<!--肖蛸科-->
<indexmodule title="肖蛸科" items="{{xiaoshao}}" type="xiaoshao"></indexmodule>
<!--狼蛛科-->
<indexmodule title="狼蛛科" items="{{langzhu}}" type="langzhu"></indexmodule>
<!--蟹蛛科-->
<indexmodule title="蟹蛛科" items="{{xiezhu}}" type="xiezhu"></indexmodule>
<!--球腹蛛科-->
<indexmodule title="球腹蛛科" items="{{qiufuzhu}}" type="qiufuzhu"></indexmodule>
<!--盗蛛科-->
<indexmodule title="盗蛛科" items="{{daozhu}}" type="daozhu"></indexmodule>
<!--管巢蛛科-->
<indexmodule title="管巢蛛科" items="{{guanchaozhu}}" type="guanchaozhu"></indexmodule>
<!--园蛛科-->
<indexmodule title="园蛛科" items="{{yuanzhu}}" type="yuanzhu"></indexmodule>

```

图4.9 种类介绍界面代码

Fig. 4.9 Type introduction interface code

③识别界面实现

识别界面包括最上部分的导航栏；导航栏下方展示的是上传的识别图片；其下方的是上传图片的识别结果，主要包括识别的名称以及可信度；靠近最下方的是用户需要识别图片时上传或者拍照的点击按钮；最下方是各主界面切换的导航组件。识别界面如图4.10所示。



图4.10 识别界面

Fig. 4.10 Recognition interface

识别页面具体实现代码如图 4.11 所示。

```
<!-- 图片展示区域 -->
<view class="pages">
  <view class="face">
    <image src="{{botany}}" mode="widthFix"></image>
  </view>
</view>

<!-- 识别结果展示 -->
<view wx:if="{{aibotany}}">
  <view class="result">
    <text class="result-text">识别结果</text>
    <text class="resul-text friends">分享给好友</text>
  </view>

  <!-- 属性展示 -->
  <view class="botany_view">
    <view class="botany">
      <view>名称</view>
      <view>可信度</view>
    </view>
    <block wx:for="{{botanying}}" wx:for-item="item" wx:key="name">
      <view class="botany botany-attr">
        <view>{{item.name}}</view>
        <view>{{item.score}}</view>
      </view>
    </block>
  </view>
</view>

<!-- 网络错误展示 -->
<view class="nobotany" wx:if="{{nohave}}">
  网络出现错误, 请重新上传
</view>

<!-- 选择图片 -->
<view class="btn" wx:if="{{aibtn}}">
  <button type="primary" bindtap="faceImages">选择图片</button>
</view>
```

图4.11 识别界面代码

Fig. 4.11 Identification interface code

④ 蜘蛛详情界面的实现

蜘蛛详情界面主要包括最上方的导航栏；其下方的蜘蛛种类名称、蜘蛛特征图片、鉴别特征描述以及生活习性；最下方的各主界面切换的导航组件。蜘蛛详情页面如图 4.12 所示。



图4.12 蜘蛛详情界面图

Fig. 4.12 Spider details interface

蜘蛛详情界面具体代码实现如图 4.13 所示。

```

<view class="item-header">
  <view class="item-title">{{detail[id].name}}</view>
  <view class="up-image">
    <image class="image-1" src="{{detail[id].images[0]}}"></image>
  </view>
  <view class="down-image">
    <image class="image-2" src="{{detail[id].images[1]}}"></image>
  </view>
  <view class="detail">
    <view>
      {{detail[id].feature}}
    </view>
    <view>
      {{detail[id].habit}}
    </view>
  </view>
</view>

```

图4.13 蜘蛛详情界面代码

Fig. 4.13 Spider details interface code

4.3 稻田蜘蛛智能识别微信小程序的初步应用

尝试将开发完成的微信小程序用于辅助稻田蜘蛛的鉴定。用于测试的手机设备为 HUAWEI P30 PRO。微信版本号为 Version 8.0.1。利用手机对完整的十种稻田蜘蛛标本进行拍照，每个标本从不同角度拍摄十张照片，具体操作方法如图 4.14 所示。

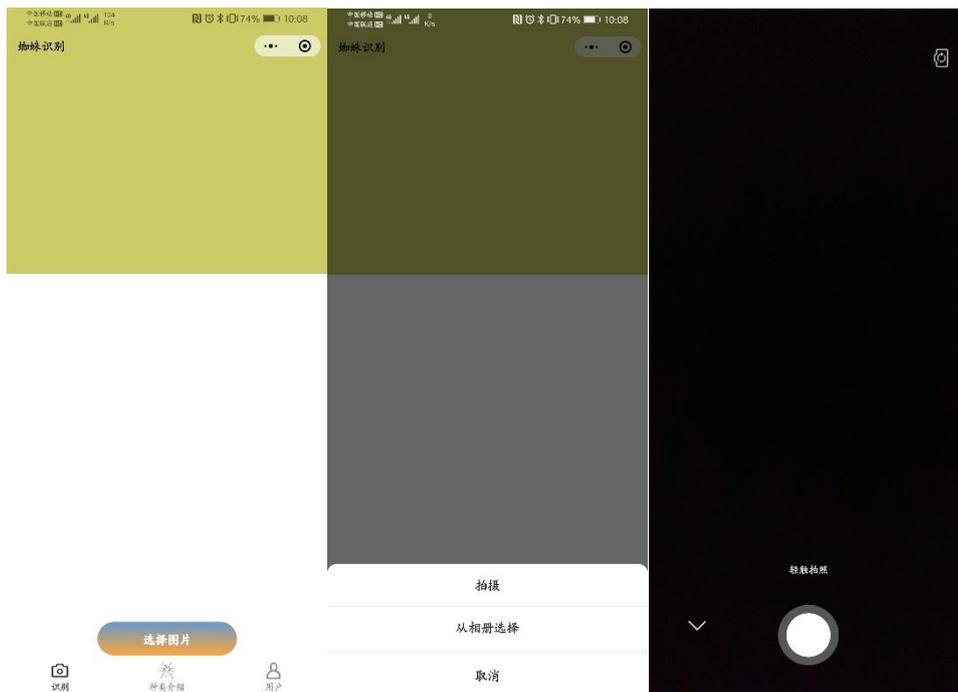


图4.14 操作流程

Fig. 4.14 Operating procedures

识别结果如表 4.1 所示，平均识别准确率为 76%，叉斑巨齿螯蛛、星豹蛛、黄褐新园蛛的准确率较低，多错误识别为较为相似的其他种类。

表4.1 微信小程序识别蜘蛛标本结果

Table 4.1 WeChat applet recognition results of spider specimens

种类	正确率	种类	正确率
三突花蛛	80%	波纹花蟹蛛	90%
叉斑巨齿螯蛛	60%	黄褐新园蛛	60%
拟水狼蛛	90%	拟环纹豹蛛	70%
条纹蝇虎	90%	星豹蛛	60%
斜纹猫蛛	70%	白条锯足蛛	90%

4.4 小结

本章主要介绍微信小程序的实现过程,从小程序的页面设计到最后各项功能的实现,开发集登录、查询、识别等功能于一体的微信小程序。本章将第二章拍摄的稻田蜘蛛原色图片以及第三章制作的识别API整合到微信小程序中,不仅可以随时随地通过手机端查看相关信息,为鉴定提供参考,也能够对一些常见稻田蜘蛛进行智能识别鉴定,有助于稻田节肢动物多样性调查的开展。

同时,也对部分蜘蛛标本进行了识别测试,平均识别准确率76%,但拍摄背景为室内白色背景,且部分种类蜘蛛的识别率较低,离最终应用于实际调查还有一定的距离。

结论

目前,利用人工智能识别各类昆虫,进行田间虫害的预警,越来越受到各研究机构的关注。作者在进行田间物种多样性的调查中,尝试利用人工智能对节肢动物进行识别,开展田间物种多样性的研究,从而减轻调查者的工作任务。

1. 2019-2020年在浙江杭州、富阳、长兴和温岭等地稻田进行采样,获得22种稻田蜘蛛的样本,同时利用超景深成像系统获取了大量的稻田蜘蛛原色特征图片。这些图片相较于传统鉴定书籍上的黑白图片,更加清晰直观,且对蜘蛛的触肢器和外生殖器进行特写拍摄,对准确快速的识别鉴定稻田蜘蛛提供了很好的参考依据。本研究拍摄的蜘蛛图片均为原色图片,且具有识别分类的特征图,将其上传至云端,结合文字的特征描述,构成稻田蜘蛛图片数据集。

2. 针对目前公开的数据集中节肢动物数量少,本文使用单反相机拍摄蜘蛛样本各个角度的照片,活体照片共计1,209张,酒精浸泡标本1,000张,手机拍摄图片258张,网络搜集其他节肢动物图片599张。随后将获取的图片进行数据扩充,在统一图像分辨率的基础上,验证了高分辨率和训练集扩充后对模型效果的提升。同时通过分别增加三种不同数据增强算子Cutout、Sharpness、Brightness来提升模型的效果。

3. 本文利用微信开发者工具来进行程序的编写,将拍摄的原色特征图片整合到小程序中,构建了集稻田蜘蛛种类介绍,稻田蜘蛛种类识别等功能的微信小程序,并最终上线体验版。

由于时间和个人精力的限制,在本文研究中依然有很多难题未能解决,它们是未来工作方向的重点。总结如下:

(1) 构建稻田蜘蛛图像数据库时,未能将所有的稻田蜘蛛的图片拍摄整理完成,且拍摄多为成蛛照片,未来还将收集更多的不同龄期的标本,同时继续拍摄更多种类的稻田蜘蛛原色特征图,并整理成数据集。

(2) 进行模型训练时,所采集的蜘蛛图片数量依旧过少,且图像背景较为单一,对最终较好的应用于田间调查是十分不利的。因此,未来将在自然环境的复杂背景中对蜘蛛图像进行采集,训练出更有应用价值的模型。

(3) 同时除蜘蛛外的节肢动物图像为网络搜集，虽然多为复杂背景下的图像，但样本数量过少。未来将自行拍摄更多背景，更多种类的节肢动物图片，提高模型的泛化能力，应用于农田节肢动物的快速鉴定。

(4) 本文所设计的微信小程序的功能有限，未来将继续加入更多更加实际的功能，例如分享功能，互动交流功能，方便专业和非专业人员进行田间物种多样性的调查。

本文研究特色和创新点：

第一，利用基恩士 VHX-2000 超景深显微系统采集了稻田蜘蛛的整体形态和分类特征的原色图片，并进行云端存储应用于稻田节肢动物群落多样性的调查。

第二，开发了集登录、查询、识别等功能于一体的微信小程序，并初步应用于稻田蜘蛛的识别与鉴定。

参考文献

- 陈晓文, 刘光帅, 刘望华, 李旭瑞 (2020). 结合 LoG 边缘检测和增强局部相位量化的模糊图像识别. 计算机科学 47, 197-204
- 陈竹安, 胡志峰 (2018). 小波阈值改进算法的遥感图像去噪. 测绘通报 04, 28-31.
- 陈樟福, 张贞华 (1991). 浙江动物志蜘蛛类. 浙江: 浙江科学技术出版社, 1-356.
- 党聪 (2020). Bt 水稻对天敌的长期生态效应及基于 RNAi 转基因水稻安全性的评价探索. 杭州: 浙江大学博士学位论文.
- 范一峰, 王义平 (2013). 基于 Gabor 滤波和类内 PCA 的昆虫识别. 计算机应用与软件 30, 75-76.
- 冯钟琪 (1990). 中国蜘蛛原色图鉴. 长沙: 湖南科学技术出版社, 1-255.
- 何昌彤 (2015). 岫岩地区大豆田蜘蛛多样性及其控蚜作用. 沈阳: 沈阳师范大学硕士学位论文.
- 何俊华, 庞雄飞 (1986). 水稻害虫天敌图说. 上海: 上海科学技术出版社出版, 1-292.
- 胡金林 (1983). 中国农田蜘蛛. 天津: 天津科学出版社, 1-482.
- 洪之国, 高彩霞, 黎道洪 (2011). 中国蜘蛛分科检索表. 蛛形学报 20, 90-105.
- 侯雨, 曹丽英, 丁小奇, 李静 (2020). 基于边缘检测和 BP 神经网络的大豆杂草识别研究. 中国农机化学报 41, 185-190.
- 李德明, 吴海萍, 陈文华 (2005). 草间钻头蛛(*Hylyphantes graminicola*)对果蝇(*Drosophila melanogaster*)捕食作用的研究. 蛛形学报 02, 56-59.
- 李海军, 徐凤生 (2009). 蝶类昆虫识别算法的研究与分析. 计算机应用与软件 26, 78-80.
- 李秦晋, 王娟, 严真真, 赵丽, 王智 (2015). 褶管巢蛛(*Clubiona corrugata*)的生态学研究. 农业科学与技术 16, 1243-1246.
- 林相泽, 朱赛华, 张俊媛, 刘德营 (2019). 基于迁移学习和 Mask R-CNN 的稻飞虱图像分类方法. 农业机械学报 50, 201-207.
- 刘凤想, 常瑾, 彭宇, 赵敬钊 (2004). 纵条绳狮的生物学研究. 蛛形学报 02, 103-

106.

- 卢赐鼎, 华银, 林达坤, 韩小红, 林浩宇, 蔡晓明, 黄世国, 张飞萍, 梁光红 (2019). 不同拍摄模式对福建四种常见林业蛾类标本图像识别的影响. 湖北农业科学 58, 136-140.
- 吕军, 姚青, 刘庆杰, 薛杰, 陈宏明, 杨保军, 唐健 (2012). 基于模板匹配的多目标水稻灯诱害虫识别方法的研究. 中国水稻科学 26, 619-623.
- 马鹏鹏, 周爱明, 姚青, 杨保军, 唐健, 潘修强 (2018). 图像特征和样本量对水稻害虫识别结果的影响. 中国水稻科学 32, 405-414.
- 钱晶, 聂余满, 曹平国, 王勇平 (2019). 农田活体害虫动态特征获取系统研究. 计算机仿真 36, 403-406.
- 宋大祥 (1985). 蜘蛛的分类. 四川动物 02, 37-42.
- 王洪全, 周家友 (1983). 拟环纹狼蛛人工饲养繁殖研究. 湖南师范大学自然科学学报 S2, 27-36.
- 王凤振, 朱传典 (1963). 中国蜘蛛名录. 吉林医科大学学报 03, 381-460.
- 吴六侠, 王洪全 (1986). 拟水狼蛛(*Pirata subpiraticus*)生物学研究. 长沙水电师院学报(自然科学版) 01, 77-81.
- 希仁娜·亚森, 李湘, 吴炜 (2014). 苹果绵蚜远程图像识别系统的开发与实现. 江苏农业科学 42, 375-377.
- 谢林波, 余绍军, 周国英, 李虹 (2015). 基于 BoW 模型的油茶害虫图像分类. 中南林业科技大学学报 35, 70-73.
- 姚青, 吕军, 杨保军, 薛杰, 郑宏海, 唐健 (2011). 基于图像的昆虫自动识别与计数研究进展. 中国农业科学 44, 2886-2899.
- 于新文, 沈佐锐 (2000). 棉铃虫数字图像增强技术的研究. 中国昆虫学会 2000 年学术年会, 中国湖北宜昌.
- 余绍军, 李虹, 谢林波, 周国英, 胡俊 (2015). 基于邻域最大差值与区域合并的油茶毒蛾幼虫图像分割. 昆虫学报 58, 904-910.
- 张红涛, 刘迦南, 谭联, 许帅涛 (2019). 基于计算机视觉的棉铃虫成虫雌雄自动判别研究. 环境昆虫学报 41, 908-913.
- 张孝远 (2007). 基于图像识别的农田害虫分类识别研究. 郑州: 华北水利水电学

院硕士学位论文.

- 张永玲, 姜梦洲, 俞佩仕, 姚青, 杨保军, 唐健 (2018). 基于多特征融合和稀疏表示的农业害虫图像识别方法. *中国农业科学* 51, 2084-2093.
- 张志升, 王雨露 (2017). *中国蜘蛛生态大图鉴*. 重庆: 重庆大学出版社, 1-954.
- 竺乐庆, 张大兴, 张真 (2015). 基于韦伯局部描述子和颜色直方图的鳞翅目昆虫翅图像特征描述与种类识别. *昆虫学报* 58, 419-426.
- Altieri, M. A. (1999). The ecological role of biodiversity in agroecosystems. *Agriculture Ecosystems & Environment* 74, 19-31.
- Balfour, R. A., and Rypstra, A. L. (1998). The influence of habitat structure on spider density in a no-till soybean agroecosystem. *Journal of Arachnology* 26, 221-226.
- Bao, W. X., Qiu, X., Liang, D., Hu, G. S., Huang, L. S., and Shen, J. K. (2021). Recognition insect images at the order level based on elliptix metric learning. *Applied Engineering in Agriculture* 37, 163-170.
- Beltramo, J., Bertolaccini, I., and Gonzalez, A. (2006). Spiders of soybean crops in Santa Fe Province, Argentina: Influence of surrounding spontaneous vegetation on lot colonization. *Brazilian Journal of Biology* 66, 891-898.
- Cardoso, P., Pekar, S., Jocque, R., and Coddington, J. A. (2011). Global patterns of guild composition and functional diversity of spiders. *PLoS ONE* 6, e21710.
- Chen, Y. T., Zhang, X. Z., Chen, W. N., Li, Y. Y., and Wang, J. S. (2020). Research on recognition of fly species based on improved retinanet and CBAM. *IEEE Access* 8, 102907-102919.
- Cheng, X., Zhang, Y., Chen, Y., Wu, Y., and Yue, Y. (2017). Pest identification via deep residual learning in complex background. *Computers and Electronics in Agriculture* 141, 351-356.
- Cho, J., Choi, J., Qiao, M., Ji, C. W., Kim, H. Y., Uhm, K. B., and Chon, T. S. (2008). Automatic identification of tobacco whiteflies, aphids and thrips in greenhouse using image processing techniques. *Proceedings of the 4th Wseas International Conference on Mathematical Biology and Ecology, Acapulco, Mexico*, 74-79.
- Cristiano M; Nicholas. D. A., Romero, G. Q., and Farjalla, V. F. (2018). Geographical and experimental contexts modulate the effect of warming on top-down control:

- a meta-analysis. *Ecology Letters* 21, 455-466.
- Deng, L. L., Wang, Z. H., Wang, C., He, Y. F., Huang, T., Dong, Y., and Zhang, X. (2020). Application of agricultural insect pest detection and control map based on image processing analysis. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 38, 379-389.
- Deng, L. M., Wang, Y. J., Han, Z. Z., and Yu, R. S. (2018). Research on insect pest image detection and recognition based on bio-inspired methods. *Biosystems Engineering* 169, 139-148.
- Entling, M. H., Staempfli, K., and Ovaskainen, O. (2011). Increased propensity for aerial dispersal in disturbed habitats due to intraspecific variation and species turnover. *Oikos* 120, 1099-1109.
- Favret, C., and Sieracki, J. M. (2016). Machine vision automated species identification scaled towards production levels. *Systematic Entomology* 41, 133-143.
- Harwood, J. D., Sunderland, K. D., and Symondson, W. O. C. (2004). Prey selection by linyphiid spiders: molecular tracking of the effects of alternative prey on rates of aphid consumption in the field. *Molecular Ecology* 13, 3549-3560.
- He, Y., Zhu, C., Wang, J., Savvides, M., Zhang, X., and Soc, I. C. (2019). Bounding box regression with uncertainty for accurate object detection. *Ieee/Cvfr Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Long Beach, America, 2883-2892.
- Jeschke, J. M., Kopp, M., and Tollrian, R. (2002). Predator functional responses: Discriminating between handling and digesting prey. *Ecological Monographs* 72, 95-112.
- Kruse, P. D., Toft, S., and Sunderland, K. D. (2008). Temperature and prey capture: opposite relationships in two predator taxa. *Ecological Entomology* 33, 305-312.
- Liu, Z., Gao, J., Yang, G., Zhang, H., and He, Y. (2016). Localization and classification of paddy field pests using a saliency map and deep convolutional neural network. *Scientific Reports* 6, 20410.
- Lu, A., Hou, X. W., Liu, C. L., and Chen, X. L., (2012). Insect species recognition using discriminative local soft coding. *2012 21st International Conference on Pattern*

- Recognition, Tsukuba, Japan, 1221-1224.
- Lu, S., and Ye, S. J. (2020). Using an image segmentation and support vector machine method for identifying two locust species and instars. *Journal of Integrative Agriculture* 19, 1301-1313.
- Michalko, R., and Pekar, S. (2015). The biocontrol potential of *Philodromus* (Araneae, Philodromidae) spiders for the suppression of pome fruit orchard pests. *Biological Control* 82, 13-20.
- Michalko, R., and Pekar, S. (2016). Different hunting strategies of generalist predators result in functional differences. *Oecologia* 181, 1187-1197.
- Michalko, R., Pekar, S., Dul'a, M., and Entling, M. H. (2019a). Global patterns in the biocontrol efficacy of spiders: A meta-analysis. *Global Ecology and Biogeography* 28, 1366-1378.
- Michalko, R., Pekar, S., and Entling, M. H. (2019b). An updated perspective on spiders as generalist predators in biological control. *Oecologia* 189, 21-36.
- Pang, H. W., Yang, P. P., Chen, X. L., Wang, Y., and Liu, C. L. (2019). Insect recognition under natural scenes using R-FCN with anchor boxes estimation. 10th International Conference on Image and Graphics, Beijing, China, 689-701.
- Pekar, S., Michalko, R., Loverre, P., Liznarova, E., and Cernecka, L. U. (2015). Biological control in winter: novel evidence for the importance of generalist predators. *Journal of Applied Ecology* 52, 270-279.
- Rendon, D., Whitehouse, M. E. A., and Taylor, P. W. (2016). Consumptive and non-consumptive effects of wolf spiders on cotton bollworms. *Entomologia Experimentalis Et Applicata* 158, 170-183.
- Rustia, D. J. A., Chao, J. J., Chiu, L. Y., Wu, Y. F., Chung, J. Y., Hsu, J. C., and Lin, T. T. (2021). Automatic greenhouse insect pest detection and recognition based on a cascaded deep learning classification method. *Journal of Applied Entomology* 145, 206-222.
- Samu, F., and Biro, Z. (1993). Functional-response, multiple feeding and wasteful killing in a wolf spider (Araneae, Lycosidae). *European Journal of Entomology* 90, 471-476.

- Shen, Y. M., Wang, C. J., Tsai, J. M., and Fu, Y. S. (2015). Insect-image recognition system based on intensity gradient feature. *Optical Engineering* 54, 043103.
- Shepard, B. M., Barrion, A. T., and Litsinger, J. A. (1987). Friends of the rice farmer. Helpful insects, spiders, and pathogens. 1-136.
- Thenmozhi, K., and Reddy, U. S. (2019). Crop pest classification based on deep convolutional neural network and transfer learning. *Computers and Electronics in Agriculture* 164, 104906.
- Wang, J., Ji, L., Liang, A., and Yuan, D. (2012). The identification of butterfly families using content-based image retrieval. *Biosystems Engineering* 111, 24-32.
- Wang, J., Li, Y. N., Feng, H. L., Ren, L. J., Du, X. C., and Wu, J. (2020). Common pests image recognition based on deep convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture* 179, 105834.
- Wen, C. L., and Guyer, D. (2012). Image-based orchard insect automated identification and classification method. *Computers and Electronics in Agriculture* 89, 110-115.
- Wen, C. L., Wu, D. X., Hu, H. S., and Pan, W. (2015). Pose estimation-dependent identification method for field moth images using deep learning architecture. *Biosystems Engineering* 136, 117-128.
- Xiao, D., Feng, J., Lin, T., Pang, C., and Ye, Y. (2018). Classification and recognition scheme for vegetable pests based on the BOF-SVM model. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 11, 190-196.
- Yaakob, S. N., and Jain, L. (2012). An insect classification analysis based on shape features using quality threshold ARTMAP and moment invariant. *Applied Intelligence* 37, 12-30.
- Yalcin, H., (2015). Vision based automatic inspection of insects in pheromone traps. fourth international conference on agro-geoinformatics, Istanbul, Turkey, 1-5.
- Yang, H., Zhang, J., Li, X., and Shen, Z. (2008). Remote automatic identification system based on insect image. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 24, 188-192.
- Yao, Q., Chen, G. T., Wang, Z., Zhang, C., Yang, B. T., and Tang, J. (2017). Automated

- detection and identification of white-backed planthoppers in paddy fields using image processing. *Journal of Integrative Agriculture* 16, 1547-1557.
- Yao, Q., Lv, J., Liu, Q. J., Diao, G. Q., Yang, B. J., Chen, H. M., and Tang, J. (2012). An insect imaging system to automate rice light-trap pest identification. *Journal of Integrative Agriculture* 11, 978-985.
- Zhang, X. R., and Chen, G. (2020). An automatic insect recognition algorithm in complex background based on convolution neural network. *Traitement du Signal* 37, 793-798.
- Zhang, Y., Zhao, Y., and Yuan, M. (2019). Insect identification and counting based on an improved Faster-RCNN model of the sticky board image. *Journal of China Agricultural University* 24, 115-122.
- Zhu, L. Q., and Zhang, Z. (2011). Insect recognition based on integrated region matching and dual tree complex wavelet transform. *Journal of Zhejiang University-Science C-Computers & Electronics* 12, 44-53.

附录 作者简历

教育经历

2014年9月—2018年6月 湖南农业大学动植物检疫专业 学士学位
2018年9月—2021年6月 浙江大学资源利用与植物保护专业 硕士学位

攻读硕士期间发表成果

计算机软件著作权：浙江大学. (2021). 稻田蜘蛛智能识别软件 V1.0. 登记号：
2021SR0875466.

发明专利：叶恭银，党聪，**洪锐**，孙初一，汪芳，方琦，姚洪渭. (2021). 基于基因
沉默的褐飞虱防控基因 *Nach-like* 的 dsRNA 片段及其用途. 申请号：
CN202110121224.8.