

基于智能感知和深度学习的养蚕管理系统设计

孙孝龙^{1*}, 周卫红², 朱庆明¹, 施建军³, 徐 森⁴

¹江苏联合职业技术学院盐城生物工程分院, 江苏 盐城

²盐城市盐都区蚕种场, 江苏 盐都

³盐城思源网络科技有限公司, 江苏 盐城

⁴盐城工学院, 江苏 盐城

收稿日期: 2022年3月30日; 录用日期: 2022年5月24日; 发布日期: 2022年5月31日

摘 要

新阶段, 智能化、装备化养蚕成为现代蚕业高质量发展的必然趋势, 但以往的养蚕仍然面临着劳力紧张、装备老旧、控制复杂、标准不高、规范不严等现实问题, 急需变革养蚕方式。在养蚕环境智能监控研究的基础上, 探讨研制基于智能感知和深度学习的养蚕管理系统, 结合自动化、省力化养蚕实景, 依托物联网智能感知技术, 对养蚕环境要素和蚕体发育状态进行智能感知、识别、传输、处理, 精准掌握养蚕发育进程和环境状况, 运用深度残差神经网络算法(DRCNN), 对多特征数据提取和分级融合处理, 及时校正养蚕数据标准, 实时监控养蚕生产流程、输出技术方案, 提供自动化养蚕决策, 为打造智能化、装备化养蚕兼容平台提供参考。

关键词

智能感知, 深度学习, 养蚕管理系统, 设计

Design on Highly Efficient Silkworm Rearing Technology Based on Intelligent Perception and Processing

Xiaolong Sun^{1*}, Weihong Zhou², Qingming Zhu¹, Jianjun Shi³, Sen Xu⁴

¹Yancheng Bioengineering Branch of Jiangsu Union Technical Institute, Yancheng Jiangsu

²Yandu District Silkworm Egg Farm, Yancheng Jiangsu

³Yancheng Siyuan Network Technology Co., Ltd., Yancheng Jiangsu

⁴Yancheng Institute of Technology, Yancheng Jiangsu

*第一作者。

文章引用: 孙孝龙, 周卫红, 朱庆明, 施建军, 徐森. 基于智能感知和深度学习的养蚕管理系统设计[J]. 人工智能与机器人研究, 2022, 11(2): 192-199. DOI: 10.12677/airr.2022.112021

Received: Mar. 30th, 2022; accepted: May 24th, 2022; published: May 31st, 2022

Abstract

In the new phase, intelligent and equipped sericulture has become an inevitable trend of high-quality development of modern sericulture; however, the management of Silkworm rearing in the past still faced such practical problems as labor shortage, old equipment, complicated control, low standard and lax regulation, and so on. It is urgent to reform the mode of production of silkworm rearing. Based on the research of intelligent monitoring and control of Sericulture Environment, this paper discusses the development of sericulture management system based on intelligent perception and deep learning; combining the real scene of automatic and labor-saving sericulture production, relying on the intelligent perception technology of Internet of things, the intelligent perception, recognition, transmission and processing of the environmental factors and the developmental state of the silkworm are carried out; the development process and the environmental state of the Silkworm are accurately mastered; depth residual neural network Algorithm (DRCNN) is used; the multi-feature data are extracted and classified and fused; the data standard of sericulture should be corrected in time; the production process and output technical scheme should be monitored in real time; and the automatic decision of sericulture should be provided.

Keywords

Intelligent Perception, Deep Learning, Silkworm Rearing Technique, Design

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

依据智能感知和多源数据融合处理技术, 贴近智能化、装备化养蚕高质量发展需求, 选用深度残差卷积神经网络算法, 及时采集养蚕环境因素和家蚕生长发育状态等多源数据, 通过多层分布式提取数据特征, 应用智能感知和深度学习技术, 实现智能化、精准化养蚕管理, 是变革以往养蚕模式, 解决规模化、装备化养蚕“卡脖子技术”的关键环节[1] [2]。过去的养蚕模式, 多为人工对温度、湿度、光照、氧气浓度、气流、粉尘、有毒气体等养蚕环境因素以及家蚕生长发育阶段及行为状态进行观看、分析、识别和管理, 往往会表现出环境因素变动较大、直观判断影响家蚕发育、空气质量维持水平较差以及养蚕过程记录缺失、技术操作失误等生产事故, 严重影响了养蚕产品的质量和效益。

数字技术发展快速, 智能感知、新型物联网、机器学习等技术更新迅猛, 并在图像识别、场景辨别、语音识别、流程优化、智能监控等技术领域广泛应用, 各类深度学习算法也随机应运而生, 发挥了更强的特征提取能力。Alexnet 网络识别率较传统算法有了巨大的提升[3]。如使用卷积神经网络的经典模型 LeNet-5 模型来完成对动物面部图片的识别, 并借助 TensorFlow 程序来实现 LeNet-5 模型[4]。由牛津大学计算机视觉几何组(visual geometry group)提出的 VGG 网络[5]、深度残差网络(DResNet)通过改进卷积结构并增加卷积层和池化层数量, 实现了深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN), 使其具有更强的特征提取能力[6]。为提高复杂环境下养殖动物的识别率, 则需要增强算法对动物图像的特征提取能力, 以 DCNN 为基础的改进网络在目标识别及动物识别领域都得到了较好的应用。一种基于

多尺度卷积神经网络的非接触、低成本的动物个体身份识别方法[7]，为神经网络的训练及以后的迁移都提供了较好的支持。

当下，基于深度学习的图像分类和目标识别技术，研发了很多高效的样本模型。如轻量化模型 MobileNet、基于神经架构搜索的 NASNet 等，在深度学习的工业领域有广泛应用[8]。基于深度学习的视觉目标检测技术主要有 R-CNN 系列二阶段目标检测算法，YOLO、SSD 系列等单阶段算法。SSD 模型采用 Faster R-CNN 算法中的锚框策略，为提高模型的准确性和实时性，提出了 SSD 模型的改进算法，如 DSSD、FFSSD 算法等，大大提高了目标识别与检测精度[9] [10]。

李家俊等，使用的是 STC 公司芯片 52 系列单片机，完成一个智能化养殖控制系统，能够准确有效的实现养殖数据采集、数据分析、数据传输及数据报告的功能[11] [12]。于秋玉、范松伟等，提出一种基于改进的 YOLOv4 的小型动物智能识别算法，基于改进的卷积神经网络自动计数研究，获得动物大小的分布特征[13] [14]。杨寿勇等，首次将卷积神经网络模型 Inception v3 引入生物种类识别中，通过对 25 种典型生物进行迁移学习和参数优化，识别率达到了 94.19% [15]。深度卷积神经网络具有自动提取图像特征，智能化水平明显提高，可以优化识别流程。但以往的方法在一定程度上存在其局限性，如相关仪器及操作繁琐复杂等，并且大多数是基于大型养殖动物来进行感知，而针对家蚕饲养特殊而复杂的养殖环境和群体发育状态的感知和识别研究很少，鲜有成功的模型[16] [17] [18]。笔者基于智能感知和深度学习技术，利用深度卷积神经网络学习算法(DRCNN)，对养蚕复杂环境和家蚕不同发育状态及时感知，对养蚕数据多级多层融合处理，设计智能养蚕管理系统，为推进养蚕产业智慧化、装备化，提供基本思路和科学参考[19]。

2. 养蚕数据分析

2.1. 养蚕数据特征

养蚕数据包含蚕室(厂)环境因子以及家蚕不同变态发育阶段、生长发育的个体发育表征、群体典型特征等状态与行为以及养蚕环境设备运行状态等信息。养蚕环境因子涉及养蚕室(厂)内、外温度，内、外湿度，光线强弱，风速，氧气以及有毒气体浓度、典型病原微生物数量等。家蚕生长发育状态和生长行为数据，主要体现在家蚕的不同变态发育阶段表征，家蚕幼虫不同龄期的大小、体态、色泽等典型特征，以及相应阶段家蚕群体的典型特征、行为类型、单位面积、个体数量、色泽均匀度、个体整齐度、淘汰比率等表征。

2.2. 养蚕数据识别

为了能够对养蚕数据识别结果进行验证和评估，同时避免样本训练结果出现过拟合，对养蚕环境和家蚕发育状态的图像数据集进行随机抽取样本，使多源养蚕数据经过训练集、测试集和验证集的多层智能处理，完成评估模型训练结果的准确性。养蚕试验过程中，通过遴选特定的农业传感器，实时感知养蚕环境以及蚕体发育状态等数据，运用 DRCNN 算法，对多源数据分级融合处理，训练养蚕样本模式，进行养蚕过程智能监测和调控，能及时提供适宜的环境条件和不同阶段养蚕方案，彻底变革传统养蚕模式，省力省工、智能监控、流程规范、生产安全，深度学习技术，不断校正标准参数，优化养蚕技术方案，能大幅度提高养蚕质效。

3. 研制方案

3.1. 设计思路

依托智能感知与深度学习技术，以养蚕实景实况为参照，构建养蚕技术数据库和智能养蚕管理系统，

实现养蚕复杂环境因子、家蚕不同阶段发育状态和生长行为的全过程感知、可甄别传输和智能化处理。本设计以养蚕环境因子、家蚕发育状态实景和养蚕过程进度等数据的智能感知、深度处理为主要研究对象,集中解决养蚕环境和家蚕发育状态等多点分布数据的感知、传输、监测、提取、处理、存储、输出等实际问题,综合应用深度残差神经网络算法和多源数据融合技术,实现养蚕全过程多源数据实时感知和分级融合智能处理。系统研制,通过特定农业传感器,将养蚕室(厂)内、外温、湿度变化,光线强弱,风速大小,氧气浓度、粉尘浓度,有毒气体浓度等多点复杂环境因子和家蚕不同发育状态数据,进行实时采集和智能感知,通过 5G 网络传输到系统控制中心,通过多层数据特征提取,应用深度残差神经网络算法和分级融合处理,创新数据多点分层架构处理模式,不断更新智能感知和样本训练模型,自动丰富养蚕数据库,增强数据采集和处理的精准度。系统能将处理结果信息及时反馈到控制中心电脑界面或手机客户终端。用户可以有预见性地实时对养蚕全过程进行观看、查询、咨询或调控,并自动生成养蚕日志和管理控制单。

3.2. 系统研制

3.2.1. 设计基础

本设计通过深度残差神经网络构建样本模型来智能感知和分级处理多源养蚕数据,将深度学习综合算法引入养蚕系统,针对不同养蚕阶段环境因子和生长状态实景数据,进行多源分类分级处理,通过多点、多层分布式数据智能分析,感知、识别、校准、处理、更新数据。设计要素包含系统开发平台、用户移动端和物联网云服务。系统设计包括开发 ZigBee 底层协议栈、编写多源传感器驱动程序、开发多节点智能监控程序、研发数据提取与残差神经网络应用程序、整合网关接入和 5G 网程序、创建智能养蚕数据库等。

3.2.2. 系统构成

系统结构包括多点数据感知采集、多源数据传输处理、数据特征降维提取、养蚕样本模式训练、分级融合处理更新五个管理层,每层具备相应的功能。多点数据感知采集层进行蚕室(厂)复杂环境和家蚕不同发育状态等数据的感知、采集和甄别。主要包括远程终端 RTU 设备、各类农业环境传感器、多点高清网络摄像设备以及网络传输、交换和中心机房设备等。可设置多点参数报警阈值,当传感器采集的数据超出报警区间时,该点数据不被采集和传输,同时,管理者也可获得网络报警信息,以便对数据采集系统及时监控、检查和维护。多源数据传输处理层包括光纤收发、网络传输、数据甄别与存储、样本模型训练、数据校正更新、验证分析输出等部分。多源数据甄别存储,实时更新养蚕技术数据库和场景设备状态数据库,进行多点采集数据的分级融合处理和入库存储。数据降维提取层通过软件补偿、数据多尺度降维提取、数据校正纠偏和离心消除,达到多源数据误差校准和智能融合处理的目的。验证分析输出层由系统管理中心将多源数据实时感知、甄别、处理和输出,并能针对性进行搜索、验证、校准、决策。养蚕样本模式训练层采用深度残差神经网络算法和分级融合相结合,提供决策信息及调控优化方案。分级融合处理校正更新层采用模糊变结构控制方法对养蚕复杂数据进行智能校正更新,以便促进多源数据融合匹配,维护养蚕数据库稳定状态。用户介入管理包括实时感知、数据查询、参数优化、方案咨询和规则更新等。采用 AJAX 图表实时显示技术,对多点分布采集的多源数据智能感知。系统通过深度学习丰富养蚕数据库,实现数据查询、验证和改进智能化,能够满足用户智能化管理需求[20]。

3.2.3. 分布式训练

深度卷积神经网络算法在养蚕过程的数据采集、图像分类、方案预测等方面都具有强大的功能和很好的应用。由于养蚕复杂环境和不同发育过程数据复杂、数据曲线稳定性差,且养蚕数据容量不够大,

采用残差网络 ResNet 微调的方法训练养蚕样本学习模型, 来满足系统对蚕室(厂)环境和家蚕发育状态实景数据的深度学习, 来实现多点分类识别处理、多层降维提取和分级融合数据。分布式多层训练数据来自养蚕实景多点采集、专业网络平台获取、开发者知识规则以及用户反馈信息, 多层分布式样本训练, 不断丰富训练集、验证集和测试集(如图 1)。设计对该样本模型进行迁移学习、模型训练及参数优化, 再对所选择的 8 种的验证数据进行模型识别验收。该样本模型具有较高的识别性能, 平均识别率达到 96.23%, 其中 5 种常见家蚕状态识别率可以达到 98.45%, 另外 3 种蚕体龄期状态识别率相对较低, 平均为 87.52%。基于以上验证结果, 本系统可以实现养蚕环境因子、家蚕发育阶段和蚕体状态等多场景常见养蚕特征的智能识别[21]。通过不断加大养蚕环境因子、不同阶段家蚕特征和智能处理运行状态等数据库容量, 在多元数据深度学习模型训练过程中, 对养蚕多点、复杂数据进行分类分级, 通过特征级、数据级、决策级之间相互融合提取数据, 以不断迭代训练来寻求最佳样本训练模型。

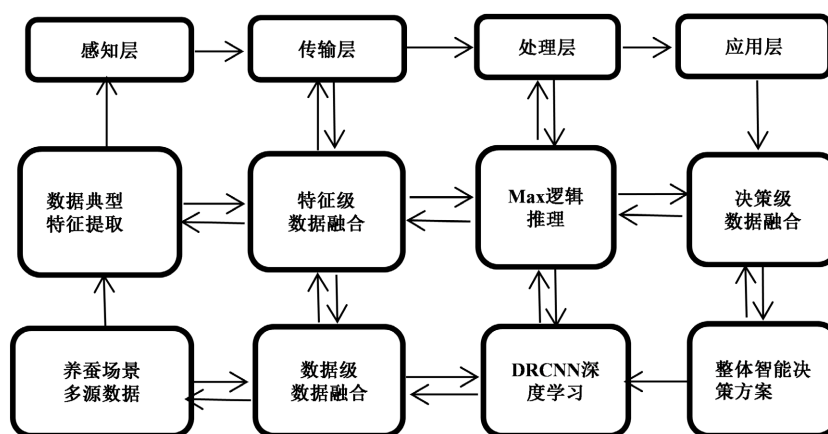


Figure 1. Technology roadmap of intelligent perception and deep learning of silk-worm rearing data

图 1. 养蚕数据智能感知与深度学习技术路线图

4. 功能实现

4.1. 关键技术实现

系统关键技术利用多级多层卷积神经网络模型在分类识别方面的优势, 将其应用于养蚕环境和蚕体状态智能识别中。通过选取蚕种催青、小蚕(1~3 龄)共育和大蚕(4~5 龄)放养等多场景常见 8 种养蚕状态, 并针对家蚕不同发育阶段、不同生长状态及群体的形貌特征对样本模型进行迁移学习与参数优化, 该样本模型表现出较高的识别性能, 平均识别率可达 98.60%以上。目前, 已有的部分蚕体识别系统的综合识别率低于 90%, 相比, 本系统设计具有明显优越性。本系统在蚕业行业“产学研用”合作的基础上试验设计, 以生产需求为导向, 将养蚕技术要素转化方便查询、咨询的数字化知识和规则, 在养蚕技术知识库和典型特征标准库建设的基础上, 围绕多源数据分级融合、样本学习模型构建, 研制智能化养蚕管理平台。系统采用智能感知和深度残差神经网络算法来采集、甄别、存储、融合、处理、输出养蚕复杂数据信息, 在实际养蚕管理的信息智能感知、数据融合处理、样本模型训练、生产过程监控、快速响应调控、决策方案优化等方面取得了显著的成效, 显著提高智能养蚕生产的综合效益。

4.2. 养蚕数据智能感知

依托数据智能感知和甄别传输技术, 通过 RTU 电子设备, 各类养蚕传感器实时对蚕室(厂)环境因子

和家蚕发育状态信息进行采集, 经过网络传输系统, 完成多源数据的融合处理、对比甄别、学习校正、存储更新。系统数据处理中心, 可以及时提供现场或远程的管理信息, 或发出生产安全预警。试验显示, 标准化养蚕条件下, 与现行省力化养蚕模式比较, 该系统应用, 运行稳定, 智能安全, 专业大数据增量呈几何倍数增加, 数据采集准确率达 99.86% 以上, 养蚕技术参数校正率超过 98.53%, 生产流程日志清晰, 产品质量明显提高。

4.3. 多源数据融合处理

系统在融合处理多个来源的养蚕数据时, 首先分别对养蚕环境因子、蚕体发育状态等每个数据源的属性进行规范化表达, 包括同义属性映射和对属性值的数值单位的统一转换, 最大程度减少对后续数据比较融合造成的影响。基于养蚕数据名和数据属性对多源养蚕数据进行分块聚合, 设置同一分块内不同来源的数据的候选匹配实体对, 避免将多点分布数据源中所有的数据两两间比较, 减少计算复杂度。系统多源数据分别与候选数据集进行甄别提取, 采用数据对齐算法计算数据间的相似度, 将匹配得到多源数据中描述同一类型的数据集, 建立多源数据源之间同一数据的等价链接, 并进行数据属性的合并, 而对于某个数据源中独有的特征数据, 可以直接添加到知识库中。系统通过深度卷积神经网络综合算法, 对数据多级降维提取、分级融合, 确保养蚕数据库的精准度和可靠性。同时, 系统采用多源数据融合和数据纠偏处理技术, 实现提前预警和异常报警功能, 系统运行容错性和鲁棒性大大增强[22]。

4.4. 生产过程智能控制

对于养蚕复杂环境因子和家蚕不同阶段生长状态数据, 系统都能够实时采集、识别、传输、存储、更新。生产主体可以通过远程移动终端查询或监视实时数据、生产场景、技术参数、智能决策、优选方案等智能管理事项, 基本实现养蚕全过程智能管理, 可以及时反馈养蚕过程中出现的系列问题, 通过数据中心深度学习处理分析, 尝试精准操作, 实现对养蚕环境因子自动监测控制, 对家蚕不同发育状态精准判断, 输出养蚕各阶段技术处理措施, 从而驱动智能装备自动化操作。养蚕环境变化、蚕体发育状态、养蚕技术参数和设备运行状况, 实时通过电脑监控界面显示、记录、更新, 管理者可以通过控制中心平台或移动终端查看或调取信息, 可以通过网络在线, 实时巡查到相关基地、某个蚕室(厂)的生产实况, 实现多点无人值守、安全预警触动、关停设备运行、流程日志管理、过程智能控制。

4.5. 生产决策方案优化

经管理者授权, 系统自动调节智能设备的运行状态, 精准调节蚕室(厂)环境因子, 并对临界温湿度、节点温湿度、光照强弱、有毒气体等养蚕关键因子进行智能感知、实时监控、及时调节或发布运行预测预警。系统通过不同阶段家蚕发育状态样本学习训练和特征数据分级融合处理, 有针对性地优化精准养蚕方案, 包括提供环境因子水平、发育阶段进程、标准参数校正、生长发育预测、桑叶(饲料)供给、技术方案择优、操作仿真模拟等智能模式。通过设置数据中心与养蚕技术知识、养蚕数据特征、养蚕模式标准等数据库的对接, 顺利将养蚕专业技术纳入深度学习智能管理系统, 实现养蚕全过程智能感知与融合处理。系统应用, 不仅实现了养蚕生产的智能监控和技术管理, 更重要是能优化养蚕技术方案, 彻底变革养蚕管理模式, 大幅度提高养蚕智能化、数字化水平。

5. 结语

5.1. 优势与不足

系统设计基于智能感知技术和深度学习算法, 结合智能化养蚕生产需求开发构建, 主要应用了农业

物联网、数据挖掘提取、深度学习算法、多源数据融合等技术,实现养蚕复杂过程精准化、智能化监控和管理。系统设计构建了基于智能感知和多级多层数据融合处理的深度残差神经网络养蚕模型。设计通过对养蚕环境因子、蚕种催青、小蚕共育、大蚕放养等多场景特征识别验证中,对于养蚕数据库中已有养蚕特征有较好的识别性能,具有明显优势。然而,目前该系统的数据库养蚕特征种类不多,还不能做到完全识别实际养蚕过程中所有的生产场景数据,还需要进一步完善养蚕识别数据库并加强样本模型训练学习,提高系统智能识别的实效性。系统强化了养蚕样本模型学习训练,增强了多源数据融合处理的质量,也为研发或遴选智能装备提供了兼容管理平台。但仍然存在各类养蚕识别数据库容量不足、环境因子复杂、发育阶段差异较大、数据特征微小多样、农业传感器精准度不高、配套智能装备缺乏、算法优化不够、数据融合维度有限、数据冗余多等诸多问题[23]。

5.2. 进一步研究方向

系统研究与应用,仍需要在蚕体生物特征可视化自动识别技术、复杂数据特征提取算法、多源数据分级融合处理、深度学习样本模型等方面深入研究。同时,需要加快遴选养蚕适配传感器,提高数据感知精准度和智能化处理能力,充分运用数据清洗、尺度转换、关联分析等技术,开展农业大数据差异设计,增强特征描述的准确性、数据过滤和特征提取针对性,优化深度学习综合算法,进一步提高养蚕数据智能感知和多源数据融合处理能级,不断提升养蚕管理数字化水平和智能管理系统的指令响应速度。

基金项目

国家自然科学基金(62076215); 国家职业教育数字化资源共建共享计划(ZYWZ201101); 江苏省农业三新工程项目(SXGC[2015]187); 盐城市社科基金项目(21skC192)。

参考文献

- [1] 吴文福, 张娜, 李姝晓, 等. 5T 智慧农场管理系统构建与应用探索[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 340-349.
- [2] 李奇峰, 李嘉位, 马为红, 等. 畜禽养殖疾病诊断智能传感技术研究进展[J]. 中国农业科学, 2021(11): 2445-2463.
- [3] 吴阳阳, 彭广德, 吴相飞. 基于 LeNet-5 改进的卷积神经网络图像识别方法[J]. 信息与电脑, 2018(7): 127-130.
- [4] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: *NIPS, Research in Astronomy and Astrophysics*, Beijing, 1097-1105.
- [5] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2015) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *Computer Science*, **30**, 330-335.
- [6] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- [7] 赵凯旋, 何东健. 基于卷积神经网络的奶牛个体身份识别方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 181-187.
- [8] 肖占军, 赵志杰, 王大海. 浅论面向大数据高效特征选择与学习算法[J]. 科研, 2019(1): 162-163.
- [9] 赵德安, 刘晓洋, 孙月平, 等. 基于机器视觉的水下河蟹识别方法[J]. 农业机械学报, 2019(3): 151-158.
- [10] 孙孝龙, 吴德余, 徐森, 等. 基于机器学习的智能养蚕管理系统设计[J]. 安徽农业科学, 2020, 48(23): 260-262.
- [11] 李家俊, 范英, 樊祺超, 等. 基于单片机智能养殖控制系统设计与实现[J]. 电子测试, 2020(16): 28-30.
- [12] 于秋玉. 基于改进 YOLOv4 的虾苗智能识别算法研究[J]. 河南科技, 2021(6): 25-28.
- [13] 孙浩, 陈进, 雷琳, 等. 深度卷积神经网络图像识别模型对抗鲁棒性技术综述[J]. 雷达学报, 2021, 10(4): 571-594.
- [14] 范松伟, 林翔瑜, 周平. 基于改进的卷积神经网络的虾苗自动计数研究[J]. 渔业现代化, 2020(6): 35-41.
- [15] 杨寿勇, 张海阳, 李成, 等. 基于卷积神经网络模型的微藻种类识别[J]. 环境科学与技术, 2020, 43(S2): 158-164.
- [16] 刘莫尘, 许荣浩, 李法德, 等. 基于颜色与面积特征的方格簇蚕茧分割定位算法与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 43-50.

-
- [17] 孟令森, 吴胜, 王永娟. 仿蚕机器人的运动特性分析和仿真研究机械科学与技术[J]. 2018, 37(8): 1161-1166.
 - [18] 陈浩, 杨磊, 陈霞, 等. 机器视觉在茧形态检验中的应用研究[J]. 中国纤检, 2020(1): 74-77.
 - [19] 孙孝龙, 徐森, 周卫阳, 等. 基于物联网和深度学习的养蚕智能监控系统设计[J]. 江苏农业科学, 2020(21): 241-244.
 - [20] 孙孝龙, 吴德余, 徐森, 等. 规模化养蚕智能监控系统设计[J]. 蚕桑通报, 2020, 51(3): 29-32.
 - [21] 王婷. 基于 PLC 的智能农业现场监控系统设计分析[J]. 南方农业, 2020(27): 198-199.
 - [22] 陈太阳. 基于卷积神经网络多特征融合的复杂背景字符识别[J]. 电脑知识与技术, 2021, 17(10): 192-193.
 - [23] 陈彦彤, 陈伟楠, 张献中, 等. 基于深度卷积神经网络的蝇类面部识别[J]. 光学精密工程, 2020, 28(7): 1558-1567.