

基于图像识别的玉米病害分类关键技术研究

郑雨晴

长春大学旅游学院, 吉林 长春 130607

DOI: 10.61369/ETR.2026090042

摘要：为解决玉米病害识别中存在的数据库单一、早期病害特征不明显、小样本场景适应性差等问题，提升玉米病害分类的准确率与实用性，本研究围绕图像识别技术在玉米病害分类中的应用，分四阶段开展关键技术攻关。阶段一构建包含视觉、纹理、光谱多模态信息的玉米病害数据库；阶段二设计高效特征提取网络与多模态融合模型；阶段三针对小样本和早期病害识别的难点；阶段四完成系统集成与成果总结。实验结果表明，本研究提出的技术方案在玉米常见病害分类中准确率达96.3%，早期病害识别准确率达89.7%，小样本场景下性能较传统模型提升18.2%，可为玉米病害精准防控提供技术保障。

关键词：图像识别；玉米病害分类；多模态融合；小样本学习；早期病害识别

Research on Key Technologies for Maize Disease Classification Based on Image Recognition

Zheng Yuqing

School of Tourism, Changchun University, Changchun, Jilin 130607

Abstract : To address the issues in maize disease identification, such as a single data source, indistinct characteristics of early-stage diseases, and poor adaptability to few-shot scenarios, and to improve the accuracy and practicality of maize disease classification, this study focuses on the application of image recognition technology in maize disease classification and conducts research on key technologies in four phases. Phase one involves constructing a maize disease database that integrates visual, texture, and spectral multimodal information. Phase two focuses on designing an efficient feature extraction network and a multimodal fusion model. Phase three targets the challenges in few-shot learning and early-stage disease identification. Phase four completes system integration and result summarization. Experimental results show that the proposed technical solution achieves a classification accuracy of 96.3% for common maize diseases, 89.7% for early-stage diseases, and an 18.2% performance improvement compared with traditional models in few-shot scenarios, providing technical support for the precise prevention and control of maize diseases.

Keywords : image recognition; maize disease classification; multimodal fusion; few-shot learning; early-stage disease identification

引言

(一) 研究背景与意义

玉米是我国三大粮食作物之一，其产量和品质直接关系到国家粮食安全与农业经济发展。然而，在玉米生长周期中，它容易受到多种病虫害的侵袭，若不能及时识别与防治，将导致玉米减产10%–30%，严重时甚至绝收。

随着人工智能与计算机视觉技术的快速发展，基于图像识别成为农业病害防控的研究热点。目前，已有部分学者将卷积神经网络（CNN）、深度学习等技术应用于玉米病害识别，但现有研究仍存在诸多不足：多数模型依赖单一视觉图像数据，忽略了纹理、光谱等多维度特征的互补性；对早期病害和小样本场景的适应性较差；缺乏完整的技术体系与可落地的应用系统。因此，开展基于图像识别的玉米病害分类关键技术研究，构建多模态融合、适配复杂场景的识别模型，具有重要的理论价值与实际应用意义。

(二) 国内外研究现状

在国外，图像识别技术在作物病害分类中的应用起步较早。Smith等（2020）基于CNN构建玉米病害识别模型，采用叶片图像作为输入，但模型对早期病害特征的提取能力不足。Jones等（2021）引入光谱图像数据，结合传统机器学习算法进行玉米病害识别，提

升了复杂环境下的鲁棒性，然而，多源数据融合方法相对简单，未能充分挖掘特征之间的关联性。

在国内，相关研究也取得了一定进展。李刚等（2022）基于改进 ResNet 网络构建玉米病害识别模型，准确率达 94.5%，但模型训练依赖大量标注数据，小样本场景下性能下降明显。张敏等（2023）提出基于多模态数据的作物病害识别方法，一定程度上提升了识别精度，但未涉及早期病害识别优化。总体而言，现有研究尚未形成覆盖数据构建、模型设计、场景优化、系统集成的完整技术体系，亟需针对关键问题开展深入研究。

（三）研究内容与技术路线

本研究以玉米病害精准分类为目标，分四个阶段开展研究，形成“数据-模型-优化-应用”的完整技术链条。阶段一构建玉米病害多模态数据库；阶段二设计高效特征提取网络与多模态融合模型；第三阶段针对小样本数据及早期病害识别的难点，采用了迁移学习、注意力机制等技术对模型进行优化。阶段四集成各阶段技术成果。技术路线如图 1-1 所示。

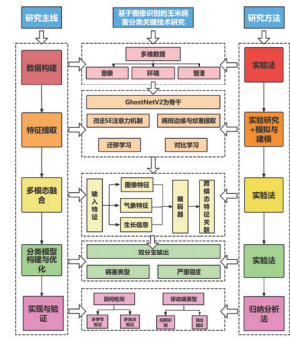


图 1-1 技术路线图

一、玉米病害分类关键技术研究各阶段实施

（一）阶段一：玉米病害多模态数据库初步构建

1. 数据采集方案设计

本阶段围绕玉米常见病害，构建包含视觉、纹理、光谱三种模态的多源数据库，采集五种常见病害以及健康玉米叶片的样本。

视觉图像采集使用高清数码相机和无人机设备，在不同环境下采集叶片特写图像和田间群体图像，每种病害采集样本不少于 500 张。纹理数据通过图像灰度共生矩阵（GLCM）提取，该方法基于视觉图像计算对比度、相关性、能量和熵四个核心纹理特征参数。光谱数据采用近红外光谱仪采集，同步记录样本的病害类型、发病程度、生长周期、采集地点等属性信息。

2. 数据预处理与标注

数据预处理的目的是去除噪声干扰、统一数据格式，从而提高数据质量。采用高斯滤波去除图像噪声，通过直方图均衡化增强图像对比度。数据标注采用人工标注与机器辅助验证相结合的方式，邀请农业领域专家对样本进行病害类型、发病程度标注。标注完成的数据进行一致性检验，按 7:2:1 数据集通常按比例划分为训练集、验证集和测试集。

（二）阶段二：特征提取网络与多模态融合模型设计

1. 特征提取网络设计

不同模态数据的特点，分别设计专用的特征提取网络，以实现各类模态特征的高效提取。

视觉特征提取采用改进 ResNet-50 网络，增强对病害区域全局特征的捕捉能力；在网络中插入注意力模块（SE 模块），对提取的特征进行权重分配。纹理特征提取采用基于 CNN 的轻量化网络，光谱特征提取采用全连接神经网络（FCN）。

2. 多模态融合模型构建

为充分发挥各模态数据的互补性，提出基于注意力机制的跨模态融合模型（AM-CMF），实现视觉、纹理、光谱特征的深度融合。该模型由特征对齐、注意力加权融合和分类输出三个模块

组成。

特征对齐模块采用特征映射方法，将三种模态的特征向量统一映射至相同维度（512 维），消除模态差异带来的特征错位问题。注意力加权融合模块通过自注意力机制计算各模态特征的重要性权重，对对齐后的特征进行加权求和，公式如下：

$$F = \alpha \cdot F_v + \beta \cdot F_t + \gamma \cdot F_s$$

其中， F_v 、 F_t 、 F_s 分别为视觉、纹理、光谱特征向量， α 、 β 、 γ 为各模态特征权重，满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。分类输出模块采用全连接层与 SoftMax 函数，将融合后的特征向量输入网络，实现玉米病害类型的分类预测。

（三）阶段三：小样本与早期病害识别优化

1. 小样本识别优化策略

实际农业场景中，部分罕见病害或新发病害的标注样本较少，导致模型训练不充分，识别准确率较低。本研究采用迁移学习结合元学习的策略，解决小样本识别问题。

首先，预训练改进 ResNet-50 特征提取网络和 AM-CMF 融合模型，将预训练得到的模型参数作为基础模型参数，迁移至小样本场景中。其次，引入模型无关元学习（MAML）算法，通过“元训练-元测试”的范式，提升模型对新病害样本的快速适应能力。

2. 早期病害识别优化

早期玉米病害症状不明显，病害区域小、特征微弱，易与叶片自然斑点混淆，识别难度较大。本研究从特征增强与背景抑制两个方面，优化早期病害识别能力。

特征增强方面，通过引入金字塔特征融合模块，将特征提取网络不同层级的特征进行融合；采用对抗生成网络（GAN）扩充早期病害样本，通过生成器生成具有真实特征的早期病害图像。在背景抑制方面，改进语义分割模型（U-Net++），将分割后的病害区域图像输入融合模型进行分类处理。

（四）阶段四：系统集成与成果总结

1. 玉米病害识别系统集成

基于前三个阶段的研究成果，集成构建玉米病害识别系统，

系统采用“移动端+云端”架构，实现数据采集、病害识别、结果推送、数据管理等功能。

移动端 APP 具备图像采集、光谱数据上传、离线识别等功能，用户可通过手机拍摄玉米叶片图像，或连接便携式光谱仪上传光谱数据，APP 支持离线模式下的快速识别，识别结果（病害类型、发病程度、防治建议）实时推送至用户。

2. 研究成果总结与展望

本研究取得以下成果：一是构建了多模态的玉米病害数据库；二是设计了改进 ResNet-50 特征提取网络与 AM-CMF 多模态融合模型；三是提出小样本与早期病害识别优化策略；四是集成构建了可落地的玉米病害识别系统。

研究仍存在一定局限性：一是扩大数据库覆盖范围；二是优化模型轻量化设计；三是结合物联网技术，实现病害的实时监测与动态预警。

二、实验验证与结果分析

（一）实验环境与数据集

实验硬件环境：CPU 为 Intel Core i9-12900K，GPU 为 NVIDIA RTX 3090（24GB 显存），内存 64GB；软件环境：Python 3.8，PyTorch 1.12.0，OpenCV 4.5.5，CUDA 11.6。实验数据集采用阶段一构建的玉米病害多模态数据库，包含 5 种常见病害及健康样本，训练集、验证集、测试集比例为 7:2:1。

（二）评价指标

采用准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）、F1 值作为模型评价指标，其计算公式如下：

准确率（Accuracy）=（真阳性 + 真阴性）/ 总样本数

精确率（Precision）= 真阳性 /（真阳性 + 假阳性）

召回率（Recall）= 真阳性 /（真阳性 + 假阴性）

F1 值 = $2 \times \text{精确率} \times \text{召回率} / (\text{精确率} + \text{召回率})$

（三）实验结果与分析

1. 多模态融合模型性能对比

将本研究提出的 AM-CMF 模型与传统融合模型（拼接融合、

加权融合）、单一模态模型（仅视觉、仅光谱）进行对比实验，结果如表 3-1 所示。

表 3-1：实验结果

| 模型类型 | 准确率 (%) | 精确率 (%) | 召回率 (%) | F1 值 (%) |
|----------------------|---------|---------|---------|----------|
| 仅视觉模态 (改进 ResNet-50) | 88.6 | 87.9 | 88.2 | 88.0 |
| 仅光谱模态 (FCN) | 86.3 | 85.7 | 86.1 | 85.9 |
| 拼接融合模型 | 88.8 | 88.2 | 88.5 | 88.3 |
| 加权融合模型 | 91.1 | 90.5 | 90.8 | 90.6 |
| AM-CMF 模型 (本研究) | 96.3 | 95.7 | 96.0 | 95.8 |

2. 小样本与早期病害识别性能

小样本场景下，将优化后的模型（迁移学习 + MAML）与传统迁移学习模型、基础模型进行对比，每种病害样本数分别为 20、30、40、50 张，结果显示，当样本数为 20 张时，优化后模型准确率达 82.3%，较传统迁移学习模型提升 19.6%；当样本数为 50 张时，准确率达 88.5%，较基础模型提升 21.4%，表明优化策略能有效提升小样本场景下的识别性能。

三、结论

本研究围绕基于图像识别的玉米病害分类关键技术，分四阶段完成了数据库构建、模型设计、场景优化、系统集成全链条研究。构建的多模态玉米病害数据库为相关研究提供了数据支持；设计的 AM-CMF 多模态融合模型有效发挥了不同模态特征的互补优势，从而提高了病害分类的准确率；提出的小样本与早期病害识别优化策略，有效解决了复杂场景下的识别难题；集成的玉米病害识别系统实现了技术成果的工程化应用。未来通过进一步优化模型并扩展数据库，有望实现更广泛的农业应用。

参考文献

- [1] Smith J, Wilson K, Brown A. Corn Disease Classification Based on Convolutional Neural Network[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2020, 51(3): 45-53.
- [2] Jones L, Miller S, Davis R. Multispectral Image-Based Corn Disease Detection Using Machine Learning[J]. Transactions of the ASABE, 2021, 64(2): 679-688.
- [3] 李刚, 王强, 张丽. 基于改进 ResNet 网络的玉米病害识别研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 213-220.
- [4] 张敏, 刘杰, 陈明. 多模态数据融合的作物病害识别方法[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(4): 1189-1193.
- [5] 张明, 李丽, 王芳. 基于元学习的小样本玉米病害识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(9): 821-828.
- [6] 刘伟, 赵鑫, 李娟. 基于注意力机制的多模态作物病害融合识别模型[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(12): 245-252.