

# 文献综述

毕业设计题目：基于深度学习的植物病害检测  
模型设计与移动应用系统开发  
实现

# 基于深度学习的植物病害检测模型设计与移动应用系统开发实现

徐晨翔

(21 计算机科学与技术 (3) 2021329621195)

## 1 引言

植物病害是全球农业生产中的重要挑战，对粮食安全和农作物产量构成严重威胁。病害的发生不仅影响农作物的生长和品质，还可能导致农户经济损失，甚至在大面积爆发时影响国家或地区的农业发展和生态平衡。因此，如何及时、准确地检测和防治植物病害成为农业生产中的关键环节。

传统的植物病害检测主要依赖于人工观察和农业专家的经验。这种方法虽然在一定程度上满足了病害防治的需要，但存在诸多局限。人工检测效率低，主观性强，且对检测者的专业知识和经验要求较高。在大规模农田环境中，依靠人工方式进行病害检测往往难以实现实时、全面的监测。此外，不同病害的症状在初期表现差异细微，容易导致误判或漏判，进一步增加了病害防控的难度。

本综述将围绕植物病害检测领域的最新研究进展，重点探讨基于深度学习的检测技术。从模型选择、数据增强、迁移学习到轻量化模型与移动端部署，全面分析当前技术的优势与不足，介绍国内外代表性研究成果，并展望未来的发展方向。

## 2 植物病害检测的原理

植物病害检测的核心在于如何准确、快速地识别作物的病害情况，从而及时采取防治措施，减少农作物损失，保障粮食安全和农业生产效率。植物病害检测技术经历了从人工经验到机器学习，再到深度学习的不断演进，每个阶段都有其独特的优势和局限。

机器学习方法的引入有效提升了植物病害检测的自动化水平。这类方法通过提取植物病害图像的特征（如颜色、纹理和形状）进行分类和识别，较传统人工方法更加客观和高效<sup>[1]</sup>。其中，支持向量机（SVM）、K 近邻（KNN）和决策树等算法在植物病害检测中得到了广泛应用。然而，这些方法严重依赖于特征提取的质量，需要人工设计和选择特征，对复杂背景下的病害检测能力有限。此外，机器学习方法对病害特征的表征能力较弱，难以应对环境复杂多变的农田场景<sup>[2]</sup>。

近年来，深度学习技术在图像识别领域的巨大成功为植物病害检测带来了革命性的进展。卷积神经网络（CNN）能够自动学习和提取图像的深层特征，避免了繁琐的人工特征工程，极大提升了病害检测的精度和容错性。经典的深度学习模型如 VGG、ResNet 和 DenseNet 在植物病害检测中表现优异，其中 ResNet 的残差结构有效解决了深层网

络训练中的梯度消失问题，使得更深层次的网络模型得以训练，从而提升了检测精度。在深度学习模型的基础上，迁移学习技术的应用也进一步缓解了植物病害检测中数据不足的瓶颈问题。通过在大型通用数据集（如 ImageNet）上预训练模型，再在植物病害数据集上进行微调，模型能够在小样本条件下依然保持较高的检测精度。Ahmad 等<sup>[3]</sup>提出了一种结合深度学习的植物病害诊断系统，旨在提升农业病害识别的效率和准确性，为农业智能化提供技术支撑。

此外，生成对抗网络（GAN）在植物病害数据增强方面展现出巨大潜力。GAN 可以生成大量逼真的病害图像，扩展训练数据集的多样性，从而提升模型的泛化能力和对复杂背景的适应性。数据增强方法（如图像旋转、翻转和颜色扰动）也在植物病害检测中得到了广泛应用，通过扩展数据集来减少模型对特定样本的过拟合问题。轻量化模型如 MobileNet 和 EfficientNet 的出现，使得深度学习模型能够部署在移动设备和嵌入式系统中，实现农田现场的实时病害检测，为农业生产提供了更高效的技术支持。

值得注意的是，Transformer 模型近年来在计算机视觉领域的应用也逐渐渗透到植物病害检测中。与传统卷积神经网络不同，Transformer 在处理大规模图像数据时展现出更强的长距离依赖特征提取能力，尤其在复杂背景和多目标检测任务中表现优异。结合注意力机制的模型能够自动关注病害区域，进一步提升检测的精度和稳健性。

植物病害检测技术在不断发展和完善，传统方法、机器学习方法和深度学习方法各具特色且相互补充，共同推动了农业智能化的进程。然而，植物病害检测仍面临数据不均衡、病害特征相似性高等挑战。未来的研究方向应聚焦于多模态数据融合、自监督学习和联邦学习等前沿技术，以期在复杂农田环境中实现更精准、高效的植物病害检测。

传统的植物病害检测方法主要依赖于人工观察和经验判断，这种方法在病害种类复杂、症状多样且相似性较高的情况下显得力不从心。支持向量机 (SVM)、K 近邻 (KNN) 和决策树等机器学习方法虽然在一定程度上缓解了人工检测的主观性问题，但这些方法严重依赖于手动提取的图像特征，难以全面捕捉植物病害的复杂表现形式<sup>[4]</sup>。

### 3 基于深度学习的植物病害检测的算法

#### 3.1 改进型卷积神经网络

卷积神经网络 (CNN) 作为深度学习的核心模型之一，在植物病害检测领域得到了广泛应用和深入研究。卷积神经网络能够自动学习和提取植物病害图像的深层次特征，避免了传统机器学习方法中繁琐的人工特征工程，使得病害检测的精度和健壮性得到了显著提升。其主要优势在于通过层级结构对图像进行逐层处理，从而捕捉病害区域的纹理、颜色和边缘等关键特征，有效应对复杂多变的农田环境。Shi 等<sup>[5]</sup>通过卷积神经网络

络 (CNN) 提出了一种植物病害严重程度评估方法, 为农业生产中的病害监测和防治提供了定量分析工具。

卷积神经网络在植物病害检测中的成功应用主要归因于其强大的表征能力和较高的计算效率。例如, Ma 等人基于深度卷积神经网络 (DCNN) 提出了一种黄瓜叶片病害检测方法, 实验表明, 该模型在多个病害类别下均表现出较高的分类精度, 证明了卷积神经网络在植物病害分类任务中的优越性<sup>[6]</sup>。与传统方法相比, 卷积神经网络能够更好地适应不同光照、角度和背景条件下的病害图像, 减少误判和漏判的风险。Agarwal 等<sup>[7]</sup> 开发了一种高效的卷积神经网络 (CNN) 模型, 主要针对番茄作物病害检测进行优化。该模型通过减少计算复杂度和模型参数量, 实现了在低计算资源环境下的实时检测, 为温室和农田场景下的病害监测提供了切实可行的解决方案。Hassan 等<sup>[8]</sup> 提出了一种新型的卷积神经网络架构, 在植物病害识别任务中展现了优异的检测能力。该研究强调了特征提取和模型复杂度之间的平衡, 并在多种植物病害数据集上取得了高精度的检测结果。Bedi 等<sup>[9]</sup> 提出了一种基于卷积自动编码器 (CAE) 和卷积神经网络 (CNN) 的混合模型, 用于植物病害检测任务。研究显示, 该混合模型在复杂农田环境下表现出色, 能够有效减少误报和漏报现象, 为病害检测提供了更具抗干扰能力的解决方案。

此外, 卷积神经网络的可扩展性使其在多种农作物病害检测任务中表现出色。邱靖等人的研究基于卷积神经网络模型对水稻叶片病害进行了识别和分类, 在减少模型复杂度的同时, 保持了较高的检测精度和泛化能力<sup>[10]</sup>。李书琴等的研究采用轻量化 ResNet 模型进行植物叶片病害检测, 针对移动端部署需求进行了模型剪枝和优化, 减少了模型参数量, 同时保持了较高的检测精度<sup>[11]</sup>。研究结果表明, 该模型在移动设备上的运行速度和检测精度均达到实际应用要求, 为农田实时病害监测提供了可行的解决方案。卷积神经网络模型不仅适用于叶片病害检测, 还可用于果实和根部病害的识别, 展现了广泛的应用前景。

近年来, 轻量化卷积神经网络模型的开发进一步推动了植物病害检测在移动端和嵌入式系统中的部署。孟亮等提出了一种轻量级卷积神经网络模型, 在减少模型参数和计算量的基础上, 实现了农作物病害的实时检测和反馈<sup>[12]</sup>。该模型能够在移动设备上运行, 为农业现场的快速病害诊断提供了技术支持。

总的来说, 卷积神经网络凭借其自动特征提取、较强的稳定性和高效的计算能力, 在植物病害检测中发挥了重要作用。未来, 结合注意力机制、多模态数据融合以及迁移学习等新技术的卷积神经网络模型, 将进一步提升植物病害检测的精度和实时性, 助力农业智能化的发展。

### 3.2 迁移学习与小样本学习

迁移学习是深度学习领域的关键技术之一，在植物病害检测中具有广泛的应用前景。传统的深度学习模型通常需要大量标注数据进行训练，而植物病害数据往往稀缺且采集成本较高，这限制了模型的性能。迁移学习的核心思路是在大规模数据集（如 ImageNet）上预训练深度学习模型，使其学习到通用的特征表示，然后在植物病害数据集上进行微调，从而提升模型在小样本条件下的检测能力。

Too 等<sup>[13]</sup>的研究表明，在 ImageNet 上预训练的 ResNet 模型在迁移到植物病害检测任务时，能够显著提升检测精度，相比于从零开始训练的模型表现更优。此外，迁移学习的优势在于模型能够复用在不同任务中提取到的底层特征，如边缘、纹理和颜色特征，使得植物病害检测模型即使在数据不足的情况下，依然能够保持较高的准确率。在迁移学习的基础上，少样本学习（Few-Shot Learning）进一步缓解了数据不足的问题。Argüeso 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于原型网络（Prototypical Networks）的植物病害检测方法，该方法在极少样本条件下也能实现高精度的分类。通过构建少量具有代表性的病害原型，该方法有效提升了模型的泛化能力。此外，Kotwal 等<sup>[15]</sup>结合迁移学习和少样本学习，提出了一种混合模型，在不同种类植物病害的检测任务中表现优异。

### 3.3 数据增强与生成对抗网络（GAN）

数据增强是提升深度学习模型泛化能力的常用手段，尤其在植物病害检测中，数据稀缺问题尤为突出。传统的数据增强方法包括随机旋转、镜像翻转、裁剪、添加噪声和颜色扰动等。这些方法在一定程度上能够扩展训练数据集，但其生成的图像在病害特征表现方面有限，难以涵盖病害的多样性。

生成对抗网络（GAN）为数据增强提供了新的解决思路。GAN 通过生成逼真的病害图像，极大地丰富了训练数据集的多样性，提升了模型在复杂背景下的泛化能力。例如，赵越等<sup>[16]</sup>利用 GAN 生成马铃薯叶片病害图像，显著提升了模型在小样本条件下的识别精度。GAN 的核心在于两个网络的对抗训练：生成器（Generator）负责生成逼真的图像，而判别器（Discriminator）则负责区分生成图像和真实图像。通过不断迭代训练，GAN 能够生成高质量的病害图像。

近年来，DoubleGAN 和 CycleGAN 等变种模型在植物病害检测中表现出色。Zhao 等<sup>[17]</sup>提出的 DoubleGAN 通过引入双生成器，生成的病害图像更加真实且多样性更强。Cap 等开发的 LeafGAN 能够生成具有不同光照和背景的植物叶片病害图像，为深度学习模型提供了更丰富的训练样本<sup>[18]</sup>。

### 3.4 注意力机制与 Transformer 模型

Transformer 模型近年来在自然语言处理和计算机视觉领域取得了显著成果，并逐渐应用于植物病害检测中。与传统卷积神经网络（CNN）不同，Transformer 通过自注意力机制，能够有效捕捉图像中的长距离依赖关系，特别适用于复杂背景和多目标检测任务。

Karthik 等<sup>[19]</sup>提出的 Attention-ResNet 模型结合 ResNet 和注意力机制，在番茄病害检测任务中表现突出。该模型能够自动关注病害区域，提升了模型对病害特征的提取能力和检测精度。Attention 机制通过计算特征图中不同位置的重要性权重，使模型更关注病害区域而非背景，从而减少了冗余信息的干扰。

全局特征提取能力，即 Transformer 能够同时关注图像的不同区域，提取全局特征，提升模型在复杂环境下的检测能力。自适应特征学习，即通过多头注意力机制，模型能够自适应地调整不同病害特征的重要性，进一步提升检测的稳健性。

Li 等<sup>[20]</sup>的研究表明，在植物病害检测任务中，基于 Transformer 的模型在复杂背景和多目标条件下表现优于传统 CNN 模型，尤其在病害特征相似性较高的场景中，Transformer 的长距离依赖特征提取能力能够有效区分不同病害类型。

### 3.5 轻量化模型与移动端部署

随着智能农业的发展，植物病害检测逐渐向移动端和嵌入式设备方向发展，实时性和便携性成为重要需求。轻量化模型在减少计算复杂度的同时，保持较高的检测精度，满足了移动设备和嵌入式系统对模型的性能需求。

MobileNet 和 EfficientNet 是当前应用最广泛的轻量化模型之一。MobileNet 通过深度可分离卷积（Depthwise Separable Convolution）减少了模型参数量，使得模型在保证精度的同时，计算成本大幅降低。EfficientNet 则通过神经架构搜索（NAS）优化了模型的深度和宽度，使模型在不同规模下都能达到较高的检测精度。

此外，ONNX（Open Neural Network Exchange）格式的引入，使得训练好的深度学习模型能够轻量化并部署到安卓设备中，实现农田现场的实时病害检测和反馈任务书。例如，通过 TensorFlow Lite 或 PyTorch Mobile，模型可以转换为更轻量的格式，进一步提升在移动设备上的运行效率。

### 3.6 多模态数据融合与未来发展

未来植物病害检测将朝着多模态数据融合方向发展，结合可见光图像、光谱图像和热成像等多种数据来源，提升病害检测的全面性和准确性。通过多传感器数据的融合，

模型能够更全面地捕捉植物病害的细微差异，进一步提升检测精度和健壮性。

Gavhale 等<sup>[21]</sup> 全面回顾了植物叶片病害检测的研究现状，探讨了图像处理技术在病害检测中的应用，分析了现有技术的优缺点，并提出了未来研究方向。作者强调了结合深度学习和传统图像处理方法的必要性，以提升病害检测的精度和实时性。

Mahlein 等<sup>[22]</sup> 开发了基于光谱成像的植物病害检测方法，提出了一种新的光谱指数，用于不同作物病害的早期识别。研究表明，该方法在检测病害的同时能够区分病害类型，为精确农业提供了重要的技术支持，并在作物病害的实时监测和防控中具有广泛的应用前景。

Sabrol 等<sup>[23]</sup> 使用分类树方法对番茄病害图像进行了分类研究，提出了一种基于数字图像的番茄病害检测方法。结果表明，该方法能够有效识别多种病害类型，分类精度较高，为农作物病害的早期预警和防治提供了实用工具。

Gui 等<sup>[24]</sup> 设计了一种自动化田间植物病害识别系统，结合深度学习和无人机技术，实现了大规模农田环境下的实时病害监测。研究表明，该系统在不同农田场景中均能保持较高的检测准确率，为农业现场智能化病害监测提供了重要技术支持。

Barbedo 探讨了影响深度学习在植物病害识别领域应用的主要因素，包括数据集不平衡、病害特征相似性以及背景干扰等问题。结合多模态数据和数据增强技术可以有效提升模型的抗干扰能力，未来的研究应注重不同数据源的融合<sup>[25]</sup>。

结合多模态数据和自监督学习，植物病害检测模型将能够在更复杂、更多变的农业环境中实现高效、精准的检测。联邦学习的引入也将进一步提升模型的隐私保护能力，使得不同地区的农户能够在本地训练模型，避免数据泄露的风险，从而推动农业智能化的发展。

## 4 总结与展望

基于深度学习的植物病害检测技术在农业生产中展现出广阔的应用前景。然而，现有技术在数据不足、模型复杂度高以及病害特征相似性强等方面仍面临挑战。未来的研究应在构建更大规模和多样化植物病害数据集方面下功夫，以提升模型的稳定性和泛化能力。自监督学习和半监督学习技术的引入将进一步增强模型的特征学习能力，减少对大量标注数据的依赖。此外，结合多模态数据（如光谱、超声波等）能够提升病害检测的精度和稳定性，为复杂环境下的病害检测提供更全面的信息。与此同时，轻量化模型的开发将成为重点，以满足移动端和嵌入式设备对实时检测的需求。在未来，深度学习技术与植物病害检测的深度融合将推动智能农业的发展，为农业生产提供更加精准和高效的解决方案。

## 参考文献

- [1] RAMESH S, HEBBAR R, M. N, Plant Disease Detection Using Machine Learning//2018 International Conference on Design Innovations for 3Cs Compute Communicate Control (ICDI3C). Bangalore: IEEE, 2018: 41-45.
- [2] SHRUTHI U, NAGAVENI V, RAGHAVENDRA B. A Review on Machine Learning Classification Techniques for Plant Disease Detection//2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS). Coimbatore, India: IEEE, 2019: 281-284.
- [3] AHMAD A, SARASWAT D, EL GAMAL A. A Survey on Using Deep Learning Techniques for Plant Disease Diagnosis and Recommendations for Development of Appropriate Tools. Smart Agricultural Technology, 2023, 3: 100083.
- [4] BARBEDO J G A. A Review on the Main Challenges in Automatic Plant Disease Identification Based on Visible Range Images. Biosystems Engineering, 2016, 144: 52-60.
- [5] SHI T, LIU Y, ZHENG X, Recent Advances in Plant Disease Severity Assessment Using Convolutional Neural Networks. Scientific Reports, 2023, 13(1): 2336.
- [6] MA J, DU K, ZHENG F, A Recognition Method for Cucumber Diseases Using Leaf Symptom Images Based on Deep Convolutional Neural Network. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 18-24.
- [7] AGARWAL M, GUPTA S K, BISWAS K. Development of Efficient CNN Model for Tomato Crop Disease Identification. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2020, 28: 100407.
- [8] HASSAN S M MAJI A K. Plant Disease Identification Using a Novel Convolutional Neural Network. IEEE Access, 2022, 10: 5390-5401.
- [9] BEDI P GOLE P. Plant Disease Detection Using Hybrid Model Based on Convolutional Autoencoder and Convolutional Neural Network. Artificial Intelligence in Agriculture, 2021, 5: 90-101.
- [10] 邱靖, 刘继荣, 曹志勇, 基于卷积神经网络的水稻病害图像识别研究. 云南农业大学学报 (自然科学), 2019, 34(05): 884-888.
- [11] 李书琴, 陈聪, 朱彤, 基于轻量级残差网络的植物叶片病害识别. 农业机械学报, 2022, 53(03): 243-250.
- [12] 孟亮, 郭小燕, 杜佳举, 一种轻量级 CNN 农作物病害图像识别模型. 江苏农业学报, 2021, 37(05): 1143-1150.
- [13] TOO E C, YUJIAN L, NJUKI S, A Comparative Study of Fine-Tuning Deep Learning Models for Plant Disease Identification. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 161: 272-279.



- [14] ARGÜESO D, PICON A, IRUSTA U, Few-Shot Learning Approach for Plant Disease Classification Using Images Taken in the Field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 175: 105542.
- [15] KOTWAL J, KASHYAP D, PATHAN D. Agricultural Plant Diseases Identification: From Traditional Approach to Deep Learning. *Materials Today: Proceedings*, 2023, 80: 344-356.
- [16] 赵越, 赵辉, 姜永成, 基于深度学习的马铃薯叶片病害检测方法. *中国农机化学报*, 2022, 43(10): 183-189.
- [17] ZHAO Y, CHEN Z, GAO X, Plant Disease Detection Using Generated Leaves Based on DoubleGAN. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2022, 19(3): 1817-1826.
- [18] CAP Q H, UGA H, KAGIWADA S, LeafGAN: An Effective Data Augmentation Method for Practical Plant Disease Diagnosis. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(2): 1258-1267.
- [19] R. K, M. H, ANAND S, Attention Embedded Residual CNN for Disease Detection in Tomato Leaves. *Applied Soft Computing*, 2020, 86: 105933.
- [20] LI L, ZHANG S, WANG B. Plant Disease Detection and Classification by Deep Learning—A Review. *IEEE Access*, 2021, 9: 56683-56698.
- [21] Department of Computer Technology, Yeshwantrao Chavan College of Engineering, Nagpur, Maharashtra, India., GAVHALE M K R, GAWANDE P U. An Overview of the Research on Plant Leaves Disease Detection Using Image Processing Techniques. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 2014, 16(1): 10-16.
- [22] MAHLEIN A K, RUMPF T, WELKE P, Development of Spectral Indices for Detecting and Identifying Plant Diseases. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 21-30.
- [23] SABROL H SATISH K. Tomato Plant Disease Classification in Digital Images Using Classification Tree//2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). Melmaruvathur, Tamilnadu, India: IEEE, 2016: 1242-1246.
- [24] GUI P, DANG W, ZHU F, Towards Automatic Field Plant Disease Recognition. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 191: 106523.
- [25] BARBEDO J G. Factors Influencing the Use of Deep Learning for Plant Disease Recognition. *Biosystems Engineering*, 2018, 172: 84-91.