

Research on path recognition and optimization control of agricultural machinery vision navigation based on deep learning

Yongjun Nie

Guangzhou Maritime University, Guangzhou, Guangdong, 510725, China

Abstract

With the acceleration of agricultural modernization, intelligent agricultural machinery applications continue to expand in production. Visual navigation has become a core technology for achieving automated operations, where recognition and control accuracy directly impact efficiency and land utilization. Traditional methods relying on manual features are prone to interference from lighting changes, crop obstructions, and unstructured environments, demonstrating insufficient robustness. Deep learning, with its powerful feature extraction and pattern recognition capabilities, offers new approaches for agricultural machinery navigation. This paper reviews applications of deep learning in path recognition and optimization control, including identification model design, dataset construction and augmentation, and end-to-end control. Experimental results show that combining convolutional neural networks with attention mechanisms enables high-precision real-time detection in complex environments, while reinforcement learning and predictive control enhance path tracking stability and energy efficiency. The study concludes that deep learning-driven visual navigation can improve the adaptability and optimization capabilities of agricultural machinery, providing robust technical support for intelligent agriculture.

Keywords

deep learning; agricultural machinery equipment; visual navigation; path recognition; optimization control

基于深度学习的农机视觉导航路径识别与优化控制研究

聂勇军

广州航海学院, 中国·广东广州 510725

摘要

随着农业现代化进程加快,智能农机在生产中的应用不断拓展,视觉导航成为实现自动化作业的核心技术,其识别与控制精度直接影响效率与土地利用。传统方法依赖人工特征,易受光照变化、作物遮挡和非结构化环境干扰,鲁棒性不足。深度学习凭借强大特征提取与模式识别能力,为农机导航提供了新思路。本文梳理了深度学习在路径识别与优化控制中的应用,包括识别模型设计、数据集构建与增强、端到端控制等方向。实验结果表明,卷积神经网络与注意力机制结合可在复杂环境下实现高精度实时检测,强化学习与模型预测控制能提升路径跟踪稳定性与能效。研究认为,深度学习驱动的视觉导航能够增强农机的自适应性及优化能力,为农业智能化提供坚实技术支撑。

关键词

深度学习; 农机装备; 视觉导航; 路径识别; 优化控制

1 引言

在农业智能化转型背景下,自动驾驶农机正成为现代农业装备的重要方向,其中视觉导航技术是实现自主作业的核心环节,承担着路径识别、障碍物检测与行进控制等任务。然而,田间环境复杂多变,土壤纹理、作物遮挡、光照变化及地形起伏等因素严重影响传统图像处理方法的精度与稳定性。近年来,深度学习的兴起为农机视觉导航提供了突破路径。卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、生成对抗网络(GAN)及强化学习等方法通过自动特征提

取与非线性建模,在提升识别鲁棒性和控制自适应性方面展现出显著优势。本文从路径识别、优化控制与系统集成角度梳理深度学习的应用进展,并提出未来发展方向,为智能农机装备研发与推广提供参考。

2 农机视觉导航的研究背景与发展现状

2.1 农机自动化发展的现实需求

在农业规模化与集约化发展的趋势下,农机自动化已成为农业现代化的重要突破口。随着农村劳动力逐渐减少,人工成本持续上升,传统依赖人工操作的农机模式已经难以满足高效和精准农业的需求。自动化与智能化农机装备能够通过视觉导航、路径规划与自主控制,实现对作业过程的精准调度与高效执行,不仅显著提高了作业效率,也有效降低

【作者简介】聂勇军(1976-),男,中国湖南祁阳人,硕士,副教授,从事机械设计,计算机辅助设计及优化等研究。

了水肥农药等农业资源的浪费。更重要的是，自动化技术能够减少人为失误带来的作业风险，保障作物生产的稳定性与可持续性。视觉导航作为农机智能化的核心环节，能够在复杂、动态的田间环境中实现实时信息采集与自主决策，推动农机在无人驾驶、精准作业和智慧农业系统中的深度应用。其研究与推广价值不仅体现在农业机械化性能提升方面，也在于推动农业向绿色化和智能化转型。

2.2 传统视觉导航方法的局限性

传统的农机视觉导航技术多基于人工特征提取方法，如颜色分割、边缘检测与几何建模。这类方法在光照均匀、环境相对单一的田间场景下能够实现基本的路径识别与跟踪，但在复杂的非结构化环境下，其鲁棒性与适应性不足。例如，当作物与土壤的颜色特征接近时，传统基于颜色的分割方法容易出现分类混淆；而在强烈光照、阴影覆盖或地表反光的条件下，基于边缘和几何特征的检测往往失效。此外，传统控制方法通常依赖于线性控制模型或模糊逻辑规则，缺乏对复杂动态环境的自适应调节能力。这些不足导致农机在实际应用中常出现路径偏移、识别延迟和控制不稳定等问题，严重制约了智能农机在多样化农业场景下的普适性与推广应用。

2.3 深度学习赋能的研究趋势

随着人工智能与深度学习的快速发展，农机视觉导航逐渐由基于人工特征的传统方法转向数据驱动的端到端智能建模。卷积神经网络（CNN）凭借卓越的图像特征提取能力，能够在复杂背景下准确区分作物、田埂与障碍物，实现对路径边界的高精度识别。引入注意力机制后，模型能够更有效地聚焦于关键区域，从而在杂草繁茂、光照复杂和作物重叠的场景中保持稳定性能。与此同时，强化学习与模型预测控制（MPC）的结合，提供了路径跟踪与转向控制的动态优化方案，能够在保证精度的同时提升能源利用效率与作业安全性。近年来的研究与实验应用表明，深度学习赋能的视觉导航技术在农机领域显著提升了系统的稳定性、鲁棒性与智能化水平，推动了农业生产从“机械化”迈向“智能化”的跨越。

3 深度学习在农机路径识别中的应用

3.1 卷积神经网络在路径检测中的应用

卷积神经网络（CNN）凭借其强大的图像特征提取能力，已成为农机视觉导航路径检测的核心方法。与传统依赖人工特征的方式不同，CNN能够在端到端训练框架下自动提取图像中的纹理、边缘、几何形状等多层次特征，从而实现对复杂农田环境的高效识别。在农机路径识别中，U-Net和SegNet等语义分割网络被广泛应用于行间检测与田间分割，能够在像素级别上区分作物区域与非作物区域，大幅提升路径检测的精度与鲁棒性。相关研究表明，基于深度卷积神经网络的模型在应对光照变化、作物遮挡与田间地形起伏等复

杂环境时，表现出较强的适应性。此外，通过网络结构的优化与轻量化设计，CNN不仅可以在保证识别精度的前提下降低计算开销，还能够在嵌入式农机系统上实现实时部署，为实际农业生产提供了可行的解决方案。

3.2 注意力机制与多模态融合

在田间复杂环境下，单一视觉信息往往不足以实现高精度与稳定的路径检测。注意力机制的引入为深度学习模型提供了新的突破口，它通过对图像中关键区域的特征赋予更高权重，使模型能够更准确地关注路径边界与障碍物的细节信息。例如，通道注意力和空间注意力机制的结合，有助于增强模型对田间杂草、石块等干扰因素的抗干扰能力。同时，多模态融合成为提升导航鲁棒性的关键策略。通过将RGB图像与深度信息、激光雷达点云、红外成像等数据进行融合，模型能够从多个角度理解环境特征，实现更稳定的路径规划。实践表明，多模态融合模型在雨雾天气、光照不足或田间障碍较多的情况下，能够显著提升识别准确率与路径跟踪的稳定性，为农机自主导航提供更为可靠的数据支撑。

3.3 数据集构建与增强方法

深度学习模型的性能高度依赖于大规模且多样化的高质量数据集。然而，农田环境的复杂性、季节性变化以及场景多样性，使得数据采集与标注成本极高。为解决这一难题，研究人员提出了多种数据增强与扩展策略。例如，传统的数据增强方法包括图像旋转、缩放、亮度调整与噪声扰动，可有效提高模型的泛化能力。与此同时，迁移学习为小样本条件下的训练提供了有效途径，研究者可以利用在大规模自然图像数据集上预训练的模型参数，迁移至农田路径识别任务，从而缩短训练周期并提升精度。此外，生成对抗网络（GAN）已成为合成虚拟农田数据的重要手段，通过生成多样化的模拟场景，能够在有限真实数据的条件下扩展训练样本规模，提升模型在不同农田场景下的鲁棒性。这些方法共同为深度学习在农机路径识别中的推广与落地奠定了坚实基础。

4 深度学习在农机优化控制中的探索

4.1 端到端控制方法

端到端控制方法在农机视觉导航中具有重要应用价值，其核心思想是通过深度神经网络直接将感知输入与控制输出相连接，从而省略传统导航中路径检测、特征提取与控制器设计的解耦步骤。基于卷积神经网络的端到端模型能够直接将输入的农田图像映射为转向角度或速度指令，显著提升了系统的实时性与一体化程度。此类方法避免了传统人工特征提取的局限性，更适合非结构化田间环境的复杂性。相关实验表明，端到端控制在非平整地形、光照突变和作物遮挡条件下仍能保持较高的鲁棒性。然而，该方法对训练数据的覆盖范围与标注质量要求极高，若数据不足或场景偏差较大，模型性能易出现波动。因此，如何提升数据集的多

样性和模型的泛化能力,成为端到端方法进一步推广应用的关键。

4.2 强化学习驱动的路径跟踪

强化学习为农机导航提供了自适应与动态优化的新思路。与监督学习依赖于静态数据集不同,强化学习通过农机智能体与环境的持续交互,能够在获得反馈奖励的过程中不断修正与优化路径控制策略。在田间导航任务中,强化学习不仅能实现路径精度的提升,还能在减少能耗与降低转向频率方面表现出明显优势。这意味着农机在完成导航任务的同时,可实现更高效的能源利用与机械部件的寿命延长。此外,强化学习具备对动态环境的自适应能力,在遇到突发障碍物或地形变化时能够实时调整行为策略,从而增强作业的安全性与稳定性。尽管其训练过程往往需要大量交互数据与较长的学习时间,但结合模拟环境训练与实际场景微调,已逐渐成为农机路径控制研究的热点方向。

4.3 模型预测控制与混合策略

模型预测控制(MPC)因其能够基于系统模型预测未来状态并在优化框架下生成控制序列,而在农机导航中展现出较高的精确性与稳定性。MPC通过动态优化实现路径跟踪误差最小化,并考虑了系统约束条件,使其在复杂田间环境中具备较强的实用性。结合深度学习的感知能力,MPC能够对非线性环境因素进行更为准确的建模与预测,在环境不确定性较强的场景下提供更优的控制策略。近年来,研究者提出将MPC与强化学习相结合,形成混合控制框架:由强化学习负责长期策略的优化和全局适应性,而MPC在短期路径跟踪与精确控制中发挥作用。该混合方法既提升了农机的即时响应能力,又保证了全局任务的稳定与高效执行。实践证明,这类策略在节能、安全与作业效率等方面表现优越,为未来大规模农业智能装备的推广应用提供了重要技术支持。

5 典型案例与实践路径

5.1 智慧农机的实验应用案例

近年来,智慧农机的实验应用为深度学习在视觉导航领域的可行性提供了有力验证。在小麦、玉米和果园等多样化场景中,研究人员采用基于U-Net的农田行检测模型,能够在强光、阴影、作物遮挡等复杂条件下保持较高识别精度,有效解决了传统算法在鲁棒性上的不足。结合端到端控制框架,农机能够将视觉输入直接转化为转向与速度指令,保证了直线行驶与曲线跟踪的稳定性。这类实验案例不仅提升了路径检测与控制的实时性,也展现出深度学习技术对农机自主作业模式的革命性推动作用。通过实验验证的可复制性与推广性,为农机智能化在更大范围的农业生产中应用提供了

重要参考。

5.2 多传感器融合的实地验证

单一视觉系统在田间作业中容易受到遮挡、光照变化与表面反光等因素干扰,从而影响识别与控制的稳定性。为此,多传感器融合成为提升农机导航精度与鲁棒性的关键方向。在实际应用中,视觉系统与激光雷达、惯性测量单元(IMU)等传感器相结合,能够实现多维度信息的互补与冗余校验。例如,视觉模块可提供环境图像特征,激光雷达可提供高精度距离信息,IMU则保证动态姿态估计的稳定性。融合后的系统能够在果园、山地及不规则农田等复杂场景中保持较强的路径识别与跟踪能力。实地验证结果显示,多传感器融合有效提高了路径规划与控制的可靠性,为农机在非结构化环境中的实用化推广奠定了基础。

5.3 优化控制在节能与安全中的应用

在路径跟踪的优化方向上,研究者提出了强化学习与模型预测控制(MPC)相结合的混合控制策略。强化学习能够通过环境反馈不断调整策略,提升系统对复杂动态环境的自适应能力;MPC则依托预测模型,在考虑约束条件的基础上规划最优控制序列,保证路径跟踪的稳定性与平滑性。两者结合,不仅在保持路径偏差最小的前提下减少了不必要的急转弯,还显著降低了油耗与能耗,实现了节能与高效并重。同时,该控制策略还通过预测与调整机制增强了对突发情况的响应能力,提升了农机作业的整体安全性。

6 结语

基于深度学习的农机视觉导航路径识别与优化控制研究,不仅为农业自动化提供了新思路,也为智能农业的发展奠定了技术基础。深度学习在路径识别中展现出强大的特征提取与环境适应能力,而在控制优化中,端到端方法、强化学习与模型预测控制的结合,为农机自主导航提供了多样化的解决方案。未来研究应进一步完善农田场景数据集,推动多模态感知与深度模型的结合,提升系统的泛化能力与实时性。同时,应注重算法的轻量化与硬件的适配性,以降低成本并扩大应用范围。通过技术与应用的不断融合,智慧农机必将在农业现代化进程中发挥更大作用,推动农业向智能化、精准化和可持续化发展。

参考文献

- [1] 冯凯,王茂励,何晓宁,等.基于辅助线的农机视觉导航路径提取算法研究[J].中国农机化学报,2022,43(10):167-175.
- [2] 刘宇峰.基于机器视觉的自主导航农机避障路径规划[D].南京农业大学,2020.
- [3] 闫霞.智慧农机装备——驱动乡村振兴的科技引擎[J].当代农机,2025,(09):25-26+28.