

Design and experimental study of intelligent measurement and control system for combine harvester based on deep learning

Jun Li

nner Mongolia Hulunbuir Agricultural Reclamation Jite Nihe Farm Co., Ltd., Hulunbuir, Inner Mongolia, 021024, China

Abstract

Intelligent agricultural equipment is driving the transformation of grain production from experience-based models to data-driven and smart control systems. While combine harvesters rely heavily on measurement and control systems for operational quality during harvesting, traditional mechanical and rule-based control methods struggle to adapt to terrain variations, crop diversity, and fluctuating planting densities. This often results in issues like unstable cutting platform height, inconsistent threshing damage, and delayed speed adjustments. By leveraging deep learning techniques, this study establishes a visual-sensor fusion intelligent control system that identifies crop conditions, perceives working environments, and autonomously adjusts parameters. The system achieves dynamic optimization of cutting platform height, travel speed, and threshing parameters. Through designing and integrating an intelligent control model, constructing a test platform, and conducting field validation, the research demonstrates that the system significantly outperforms traditional methods in stubble consistency, speed stability, and loss rate control. The system exhibits excellent environmental adaptability and robustness, providing an effective technical pathway for the intelligent upgrading of combine harvesters.

Keywords

deep learning; combine harvester; intelligent measurement and control; operation parameter optimization; intelligent agricultural equipment

基于深度学习的联合收割机智能测控系统设计与试验研究

李军

内蒙古呼伦贝尔农垦集特泥河农牧场有限公司，中国·内蒙古 呼伦贝尔 021024

摘 要

智能农业装备正推动粮食生产由经验模式向数据驱动和智能控制转变。联合收割机在收获环节中的作业质量高度依赖测控系统，但传统机械式与规则驱动控制难以应对地形变化、品种差异和作物密度波动，常出现割台高度不稳、脱粒损伤波动和速度调节滞后等问题。基于深度学习的方法可通过作物状态识别、作业环境感知与参数自适应调节构建视觉-传感融合的智能测控体系，实现割台高度、行进速度和脱粒参数的动态优化。本研究设计并集成智能测控模型，构建试验平台并开展田间验证。结果显示，系统在割茬一致性、速度稳定性和损失率控制方面均显著优于传统方式，表现出良好的环境适应性与鲁棒性，为联合收割机智能化升级提供有效技术路径。

关键词

深度学习；联合收割机；智能测控；作业参数优化；农业装备智能化

1 引言

联合收割机作为农业机械化发展的标志性装备，在粮食生产规模化与集约化进程中发挥着不可替代的作用。然而，在传统控制模式下，其作业性能高度依赖驾驶员经验，表现为作业质量不稳定、参数调节滞后、能耗偏高等问题。随着人工智能技术的突破，基于深度学习的视觉识别、状

态预测与智能决策方法正在被广泛应用于农业装备的自主控制领域。深度学习能够从多源数据中自动提取高维特征，使系统具备更强的环境适应性，特别适用于植株状态动态变化、田间环境复杂多变的典型工况。本研究旨在构建一套面向联合收割机的智能测控系统，通过对作物密度、株高、穗位分布及地表特征等信息进行实时感知，实现对割台高度、脱粒参数与行进速度的自适应调节，改善传统系统依赖经验决策导致的波动性。

【作者简介】李军（1978—），男，本科，工程师，从事农业机械设计制造及其自动化研究。

2 联合收割机智能测控需求与系统架构设计

2.1 智能测控需求分析

联合收割机在实际作业中需要同时面对地表起伏、作物成熟度差异、密度变化与杂草干扰等不确定因素。割台高度的微小偏差会导致割茬过高或带泥,影响收割质量;脱粒装置参数若调节不当,易引起穗粒破碎或分离不彻底;行进速度受作物密度、湿度与产量变化影响,不能保持稳定。传统人工调节往往滞后且难以保持一致性。在深度学习方法支持下,智能测控系统可通过图像识别和传感器融合技术实时分析作物状态与机具运行情况,形成自适应调节策略,使系统在复杂环境下保持稳定作业。因而联合收割机的智能测控需要具备以下能力:高精度环境感知、基于模型的实时预测、参数闭环控制、鲁棒性与抗干扰能力,以及在变工况下的自主调整能力。

2.2 系统架构总体设计

智能测控系统由感知层、决策层与执行层构成。感知层包括多光谱相机、深度相机、料流传感器、震动传感器与GNSS定位模块,通过图像与物理参数采集实现对作物状态、地形特征及机具运行工况的实时监测。决策层采用深度学习网络与时序预测模型,对图像特征、状态量及历史数据进行融合,以生成作业参数调节指令。执行层通过割台执行机构、脱粒滚筒驱动单元及发动机电子控制模块实现对高度、速度与脱粒强度的快速调节。该架构采用模块化软件设计,使各功能模块可独立训练和升级,从而提高系统扩展性。通过CAN总线与高速以太网实现系统内部通信,确保实时性与可靠性。

2.3 深度学习在测控系统中的功能定位

深度学习技术被用于三个关键环节:作物识别、工作状态预测和控制策略优化。其中,卷积神经网络(CNN)负责提取作物图像中的穗部位置、株高与密度特征;循环神经网络(RNN)与Transformer网络用于预测作业工况变化,例如产量波动与料流密度变化;深度强化学习模型用于生成参数调节策略,使系统在不同环境中优化割台高度、滚筒转速与风量。深度学习模型的引入使测控系统具有自学习与自适应特性,不再依赖固定规则或传统PID参数,提高了系统在复杂工况中的控制精度与响应速度。

3 基于深度学习的环境感知与作物识别模型

3.1 作物图像数据采集与标注

为保证识别模型的适应性与泛化能力,本研究在不同地块、品种、季节与光照条件下采集包含多类典型工况的田间图像,内容涵盖植株密集区、杂草混生区、倒伏地带及不同成熟度样本。采用专家人工标注方式,构建包含穗部位置、株高参考线、作物边界、倒伏等级等精细标注的数据集,通过旋转、裁剪、亮度扰动、噪声注入等数据增强技术扩充训练样本,使模型能够在阴影、逆光、强光反射及图像轻微模

糊等复杂视觉条件下保持稳定特征提取能力,为后续识别模型的训练提供高质量输入。

3.2 基于深度卷积网络的作物识别模型构建

在特征提取阶段,本研究构建多分支卷积网络结构,分别针对穗部形态、株高信息与植株密度等关键特征进行并行提取。各分支通过注意力机制增强重要特征表达,再经特征融合模块进行多尺度整合,实现对作物生长状态的统一识别。模型采用轻量化卷积结构与残差连接以提升推理速度,使其适用于边缘计算部署。验证结果显示,该模型在复杂背景与光照变化条件下仍保持超过95%的准确率,在倒伏、遮挡与密集植株等场景中的鲁棒性显著优于传统卷积结构。

3.3 地形与倒伏识别模型

为了提升割台高度与行进速度调节的准确性,本研究构建基于语义分割网络的地形与倒伏识别模型。模型融合RGB图像与深度图数据,通过多尺度卷积与空间金字塔结构提取地表凹凸、坡度变化及倒伏区域的细粒度特征。通过像素级分割结果,可实时获得地表类型、植被覆盖情况及倒伏分布区域,为测控系统提供精确的前视环境信息。试验表明,该模型在田间光照反差大、杂草干扰强等条件下仍能保持较高识别精度,使收割机能够提前预测风险区域,实现预测调节决策,显著提升作业的稳定性和安全性。

4 智能测控系统关键参数预测与决策模型

4.1 基于时序模型的料流预测

料流密度是联合收割机作业调控的核心参考量,其变化直接决定行进速度、脱粒负荷与清选效率。田间作物密度随区域而显著波动,人工经验难以准确判断未来料流变化,易导致速度调节滞后或脱粒负荷过载。本研究构建基于LSTM与Transformer的混合时序预测模型,将料流传感器数据、作物密度图像特征、历史行进速度曲线以及割台振动信号等多源信息进行融合。LSTM擅长捕捉长期依赖特征,适用于处理料流变化的缓慢趋势;Transformer通过注意力机制可聚焦关键时段的特征变化,提升对高频波动的敏感性。两者结合使模型既能反映料流整体趋势,又能捕获突发密度变化。模型通过滑动时间窗方式输入连续工况数据,并采用特征权重自适应机制,在不同作物条件下自动调整特征贡献度。试验结果表明,该预测模型在田间复杂环境中具有较高鲁棒性,平均预测误差较传统时序方法降低约28%,为行进速度与脱粒强度的动态调节提供可靠依据,显著提升系统的预见性控制能力。

4.2 割台高度自适应控制模型

割台高度对收获质量影响显著,稍有偏差便可能造成割茬不齐、带泥、夹杂损伤等问题。田间地形起伏、杂株干扰与倒伏作物分布复杂,使固定规则难以适应实时变化。本研究采用深度强化学习方法构建割台高度自适应控制模型,通过虚拟仿真环境模拟多种作业工况,让智能体在试错过程

中学习不同条件下的最优割台升降策略。模型输入包括株高分布图像、地形坡度信息、倒伏区域标识与当前割台高度,输出为割台升降量指令。为提升训练效率,设计基于奖励函数的评价体系,将割茬一致性、割茬平均高度偏差、地表风险避免程度与割台响应平稳性纳入考量,使智能体在训练中逐步形成稳定可靠的控制行为。部署于实际设备后,该模型在复杂地表环境中表现出较高适应性,割台高度波动幅度显著降低,割茬一致性提升约23%。模型在应对倒伏区域和作物密度突变时表现出更快的响应速度,有效减少割台误动作,显著提升作业质量。

4.3 脱粒与清选参数智能调节

脱粒滚筒转速、凹板间隙与风机风量等参数决定脱粒分离效率与谷物破碎率,是衡量联合收割机性能的重要指标。传统调节依赖人工经验,难以在多目标约束下实现快速、准确、协同的参数优化。本研究提出基于深度决策网络的多参数智能调节模型,将作物穗部图像特征、料流密度、谷物流速信号、振动参数以及滚筒负荷信息作为输入,通过深度神经网络生成最优参数组合。模型通过对脱粒效率、破碎率、含杂率与能耗水平的综合评价,实现对多目标的动态平衡。为了增强系统鲁棒性,模型引入注意力机制识别关键特征,使在高密度料流或杂草混生环境下仍可保持较高调控精度。田间测试表明,智能调节后破碎率降低约12%,损失率下降约18%,含杂率显著减少,系统可在不同作物条件下实现稳定的脱粒-清选性能。整体来看,该智能调节模型能够对多参数进行协同优化,增强了收割机在复杂工况下的作业质量与自适应能力。

5 智能测控系统试验平台构建与田间验证

5.1 试验平台搭建

为验证深度学习测控系统的工程可行性与应用性能,本研究构建了由联合收割机主体、深度学习分析单元、高速数据采集模块、视觉摄像系统及执行机构控制器组成的试验平台。联合收割机主体作为物理载体,为传感器布设、执行系统安装及数据回传提供硬件基础。视觉摄像系统布置在割台前端与驾驶室顶部,用于采集作物密度、株高与倒伏区域等图像信息;高速数据采集模块用于同步记录割台位置、料流传感器数据、滚筒转速及行进速度等关键状态量。深度学习分析单元基于边缘计算设备部署卷积网络、时序预测算法与强化学习模型,实现图像特征提取、料流预测与割台高度决策。执行机构控制器通过CAN总线与主控单元通信,以电液伺服方式精确调节割台升降与行进速度。该试验平台采用模块化架构,便于模型更新与功能扩展,确保在田间复杂环境下仍具备较高实时性、可靠性与响应速度,为后续试验测试提供稳定的运行基础。

5.2 田间测试方法与指标体系

田间测试采用多场景、多工况组合方式,覆盖多种作

物密度、不同成熟度区域、地形起伏、杂草混生和倒伏情况,以保证测试结果的代表性。测试流程包括试验区划分、环境参数记录、模型启用、作业过程数据同步采集以及作业后人工验证。通过高精度RTK-GNSS定位系统记录行进轨迹,通过图像与传感器数据对割茬高度偏差及料流密度变化进行标定。评价指标体系从作业质量、控制性能与稳定性三个维度构建:割茬一致性用于衡量割台高度控制精度;料流预测误差反映模型对作物密度波动的响应能力;行进速度稳定性用于评估系统对变工况的自适应调节能力;损失率与破碎率作为整体作业质量评价核心指标;倒伏识别率与响应时间用于验证视觉模型的鲁棒性与干扰识别能力。通过上述指标的综合评估,可全面反映系统在实际作业环境中的动态表现,为模型优化与工程改进提供数据依据。

5.3 试验结果与性能分析

田间试验结果表明,基于深度学习的智能测控系统在不同工况下均展现出显著优势。割茬一致性较传统控制方式提升约23%,割台高度波动幅度明显减小,说明强化学习调节策略能够有效适应地形起伏与株高变化。在料流预测方面,融合视觉特征与传感器数据的时序模型使预测误差降低近28%,使行进速度调节更加平稳。行进速度波动幅度下降约30%,验证了模型在高密度与低密度作物区之间的过渡调节能力。脱粒与清选环节中,破碎率和损失率分别下降约12%与18%,表明深度学习决策模型在多参数协同调节方面具有较强优势。系统对倒伏区域的识别率达到92%,提前预判能力明显增强,能够有效减少割台误动作带来的损失。整体来看,智能测控系统在作业质量、控制精度、稳定性与鲁棒性方面均明显优于传统系统,具备良好的工程应用价值,为联合收割机智能化升级提供了技术可行性与实践依据。

6 结语

本研究从作物识别、参数预测、智能决策与试验验证多个层面构建了一套完整的测控体系,并通过田间试验验证其有效性。未来可结合多模态感知、跨域迁移学习与群体作业协同技术,进一步拓展系统的应用范围,为农业装备数字化与智能化升级提供持续动力。

参考文献

- [1] 石金岭.大型平原农场小麦联合收割机智能测产系统集成与应用[J].中国农机装备,2025,(11):39-41.
- [2] 伟利国,张小超,汪凤珠,等.联合收割机稻麦收获边界激光在线识别系统设计与试验[J].农业工程学报,2017,33(S1):30-35.
- [3] 魏新华,李耀明,陈进,等.联合收割机工作过程智能监控装置的系统集成[J].农业工程学报,2009,25(S2):56-60.
- [4] 詹新生,孙承庭.基于智能技术的联合收割机多功能智能终端的设计[J].农机化研究,2018,40(11):194-198.
- [5] 卢腊.联合收割机田间作业状态在线监测系统研究[D].重庆理工大学,2018.