

# 基于改进 Faster-R-CNN 的农业机械视觉识别系统设计 与优化研究

张 岩 程维中

绥化学院 黑龙江 绥化 152000

**【摘 要】**：随着现代农业机械化进程的不断推进，农业生产效率和智能化水平对机械识别系统提出了更高要求。视觉识别作为实现农业机械自动化作业的核心技术之一，对于提升作业的准确性和安全性具有重要意义。针对传统目标检测方法在复杂农田环境下存在的识别精度低、速度慢等问题，本文对 Faster-R-CNN 目标检测算法进行了有效改进，提升了系统对农业机械的精准识别能力。文章在分析农业机械视觉识别需求及应用现状的基础上，提出了结合图像预处理与特征增强的优化策略，优化了特征提取网络结构，并改进了候选区域生成方式，从而增强了模型对不同尺度与形态农机目标的适应能力。优化系统在多样农田场景下实现了对多类农业机械的高效辨识，为农业生产提供了智能辅助支持。研究表明，所提出的系统具备良好的实用性和鲁棒性，有助于推动智慧农业及农机装备智能化的发展。

**【关键词】**：Faster-R-CNN；农业机械；视觉识别；目标检测；特征优化

DOI:10.12417/3041-0630.26.02.052

随着现代农业向自动化、智能化转型，农机视觉识别系统已成为推动农业机械智能作业的核心技术。虽然我国主要农作物的机械化率已达 73.6%，但在多样化农田场景下，传统目标检测算法在农机识别精度与实时性方面仍存在局限，难以满足智慧农业发展的需求。现有研究虽采用机器学习及卷积神经网络等方法，但在复杂环境下，如高杂散植被、农机形态多变和光照条件复杂等情况下，识别误差大、候选目标提取能力弱。Faster RCNN 等深度学习检测算法虽具有较高的特征表达与检测能力，但其结构和候选区域生成机制仍需针对农业场景进行优化。针对以上问题，本文结合农业机械视觉识别的实际需求，提出了一种基于改进 Faster RCNN 的农机目标识别系统。该系统通过引入图像预处理与特征增强手段，优化特征提取网络结构，并改进候选区域生成策略，有效提高了复杂农田环境下农机目标的识别能力。本文的研究为推动农业机械智能化、自动化作业提供了理论基础和技术支撑。

## 1 农业机械视觉识别系统现状与发展需求

### 1.1 农业机械智能化发展现状

近年来，随着现代农业的快速发展，农业机械化与智能化水平显著提升<sup>[1]</sup>。智慧农业的兴起促使各类先进技术，包括人工智能、物联网和大数据分析等，在农业生产中得到广泛应用。农业机械作为农业生产的重要装备，正逐步向高度自动化和智能化方向演进，以满足日益增长的农产品需求和作业效率提升的要求。在这一背景下，智能化农业机械开始具备自动导航、精准作业和环境感知等多种功能，成为农业生产中的核心技术

支撑。视觉识别作为农业机械智能化的重要组成部分，承担着协助机械感知作业环境、辨识目标物体及实现自主决策的关键任务。实现农业机械智能操作仍面临复杂环境、非结构化场景以及多类型目标非规则分布等难题。针对这些问题，以视觉识别为核心的智能化解决方案研究成为推动农业机械升级转型的重要方向。

### 1.2 农业机械视觉识别的关键技术需求

农业机械视觉识别的关键技术需求主要体现在精确性、实时性、适应性和安全性等方面。在复杂农田环境中，光照变化、背景干扰及物体多样性对目标检测算法提出了较高的鲁棒性要求。视觉识别系统需具备较强的环境适应能力，以应对多种农田场景下不同条件的变化。高效特征提取和识别模型优化是提升识别精度与速度的核心，能够为农业机械的精确定位、路径规划及智能控制提供基础支持<sup>[2]</sup>。对多尺度目标的检测能力要求算法能够关注小目标与细节特征，以保证系统在多类型机械设备的识别中具备普适性。实时、高效的算法设计和硬件优化也至关重要，以满足农业生产中高频作业场景的应用需求，助力农业智能化发展。

### 1.3 复杂农田环境下的识别挑战

复杂农田环境下，光照变化、背景杂乱以及遮挡问题对视觉识别系统的鲁棒性提出巨大挑战。目标的多样性与不规则性增加了特征提取的难度，高效准确的检测算法成为解决农田场景中识别瓶颈的关键。

## 2 Faster RCNN 目标检测算法基础

### 2.1 Faster RCNN 原理及结构

Faster RCNN 是一种基于卷积神经网络的目标检测算法，其核心是将区域候选、特征提取及目标分类与回归任务整合在一个统一的网络框架中，从而显著提升检测精度与速度。该算法的基本结构包括卷积层、区域提取网络（Region Proposal Network, RPN）以及分类和回归模块<sup>[3]</sup>。卷积层用于提取图像的深层特征，生成特征图，为后续处理提供所需的信息。RPN 在特征图上生成一系列候选区域并对其进行初步筛选，以实现高效的区域建议。分类和回归模块对通过 RPN 筛选的区域进行进一步处理，分辨目标类别并进行边界框优化。通过端到端训练机制，Faster RCNN 有效协调了候选区域生成与目标检测的优化过程，其设计实现了检测性能与运算效率的平衡。

### 2.2 Faster RCNN 在目标检测中的优势与不足

Faster RCNN 作为一种先进的目标检测算法，因其高效的检测性能在目标识别领域表现出众。该算法将区域提取和目标分类有机结合，借助区域建议网络（RPN）快速生成候选区域，大幅减少冗余计算，提升了运行效率。基于卷积神经网络的特征提取结构能够捕获复杂图像中的深层次特征信息，实现对多类别目标的精准识别。Faster RCNN 在处理复杂场景时仍存在局限性。在计算效率方面，算法推理速度较慢，不完全适应实时性要求；对于尺度差异显著或形态复杂的目标，其检测精度可能下降。在农田环境中常见的光照变化和遮挡问题也对算法的鲁棒性提出挑战。这些不足限制了其在农业机械视觉识别中的直接应用。

### 2.3 典型农业场景中算法应用瓶颈

在典型农业场景中，复杂背景干扰、多尺度目标的显著差异以及农业机械表面纹理特征相似性导致算法在目标定位和分类上表现出不足，尤其在遮挡、光照变化及动态环境中，识别精度与速度受到显著影响。这些因素限制了 Faster RCNN 在农田环境中的实际应用效果。

## 3 基于 Faster RCNN 的系统优化策略

### 3.1 图像预处理与特征增强技术

图像预处理与特征增强技术在农业机械视觉识别系统中起着关键作用，其效果直接影响检测精度与效率。复杂农田环境中，由于光照变化、不规则背景及目标遮挡等因素，原始图像质量往往难以满足检测需求。针对这一问题，引入了有效的图像预处理技术，包括直方图均衡化以改善对比度、滤波方法用于降噪处理，以及色彩空间转换以突出目标特征。这些操作有效提高了图像质量，为后续检测步骤奠定了基础。

在特征增强方面，通过数据增强技术扩展训练数据集规模，并采用多尺度特征融合策略，强化模型对应对不同尺度和形态农业机械的适应能力<sup>[4]</sup>。通过引入注意力机制，优化了特征提取过程的权重分配，使模型更加聚焦于目标区域，从而进一步提升了系统的识别能力和稳健性。上述策略显著提高了复杂场景下农业机械目标的检测效果。

### 3.2 特征提取网络结构优化

针对 Faster RCNN 特征提取网络在识别多样化农业机械目标中的表现，为提升其适应能力与检测效率，对特征提取网络结构进行了优化。优化方案引入了更深层次的卷积神经网络架构，以提高特征表达能力，并增强对复杂背景和多尺度目标的辨识性能。通过多层级特征融合策略，兼顾浅层和深层特征信息的有效性，从而提升模型对小目标及复杂形态目标的检测能力。采用注意力机制优化特征提取过程，突出关键区域信息的表达，削弱冗余背景干扰，实现特征提取的精准化与多样化。优化后的网络结构在检测速度与识别精度上均有显著提升，为高效识别复杂农田环境下的农业机械提供了技术保障。

### 3.3 候选区域生成方式改进

针对候选区域生成的不足，设计了一种改进的生成机制，采用结合密度聚类与动态锚框的策略，提升了区域建议质量。通过自适应调节不同尺寸和形态下的候选框参数，增强系统对多样化农业机械目标的识别能力，有效减少冗余区域，提高检测效率与精度。

## 4 农业机械视觉识别系统实现与性能展示

### 4.1 多类型农业机械数据集构建与标注

为实现对多类型农业机械的高效视觉识别，系统构建了涵盖不同类别、不同尺寸与形态的农业机械数据集。数据集采集过程中，选取多样化的农田场景，包括平坦田地、梯田、丘陵地带等复杂环境，覆盖拖拉机、联合收割机、无人植保机等典型农业机械种类，确保数据的全面性和多样性。数据采集后，通过人工标注与自动标注相结合的方式，为每张图像生成精确的目标框及类别标注信息，以提升标注的准确性与一致性<sup>[5]</sup>。在此基础上，加入数据增强技术，如旋转、缩放、翻转、光照调整等操作，提高模型对数据的泛化能力。在标注过程中，重点考虑不同机械部件的细节特征，确保图像数据能充分表达各类机械的结构与功能特性，为后续模型训练提供高效、可靠的支持。

### 4.2 识别流程及主要功能模块

农业机械视觉识别系统的识别流程包括多阶段的处理与优化，旨在确保复杂农田环境下识别的高效性和准确性。引入改进的图像预处理模块，对原始图像进行噪声过滤和光照均

衡,以提升图像质量并增强目标特征表达能力。随后,采用优化后的特征提取网络,提取农业机械多尺度特征信息,并通过特征增强模块加强模型对弱目标的敏感性。在检测阶段,结合改进的候选区域生成策略,提升目标区域的定位精度和生成效率。系统的主要功能模块包含实时图像采集、特征提取、目标检测及分类、农田任务辅助分析等,为实现对多类型农业机械的精准识别提供了稳定的技术保障。整个流程经结构性优化后,具备较强的鲁棒性和实用性,有助于推动农业作业过程的智能化与高效化。

### 4.3 农田场景下的识别性能对比与讨论

在典型农田场景中,通过对多种农业机械目标的识别性能进行测试,改进后的系统在不同尺度和复杂背景下表现卓越。实验结果显示,其识别准确率和检测速度显著优于传统 Faster RCNN 算法,实现了对多类农业机械目标的高效实时辨识,展现出优异的适应性和鲁棒性,有助于复杂环境下精准农业的实现。

## 5 智慧农业发展中的系统应用价值

### 5.1 系统实用性与鲁棒性评价

系统的实用性与鲁棒性评价是衡量农业机械视觉识别系统在实际应用中表现的重要指标。设计的视觉识别系统通过改进 Faster RCNN 算法,在农业机械识别的复杂任务中展现了卓越的性能。在多样农田场景中,系统借助优化的图像预处理与特征增强技术,能够有效应对田地环境中光照变化、农机种类多样性及背景复杂性等挑战,表现出较高的适用性。特征提取网络结构的优化和候选区域生成方式的改进,使得模型在不同尺度、形态及遮挡情况下,仍能保持稳定的识别精度。这种鲁棒性在动态农田作业中显得尤为突出,能够长期稳定运行并避免因环境干扰导致性能下降。测试结果表明,该系统在复杂农田场景中的多类农业机械识别任务中均能达到高精度、高效率的水平,适用于大规模农业机械化生产的实际需求,显著提升了智慧农业装备的智能化水平。

### 5.2 推动农业装备智能化的作用

改进后的农业机械视觉识别系统通过提升对多样化农机

设备的精准识别能力,为农业装备的智能化发展提供了重要支持。优化后的特征提取网络结构和候选区域生成方式使得系统对不同形态、大小及复杂背景下的农机目标具有更强的适应性,显著提高了自动化作业的智能化水平。视觉识别系统的高效性与鲁棒性增强了农用机械设备在实际作业中的稳定性和可靠性,减少了人为干预对生产效率的限制。在智慧农业的推进过程中,该系统能够深化农机装备的感知与决策能力,助力农业生产过程的全面自动化和精准管理,为实现现代农业的智能化转型奠定了技术基础。

### 5.3 面向未来农业生产的应用前景

该系统的优化设计能够显著提升农业机械在实际生产场景中的智能化水平,助力智慧农业的快速发展。未来,该系统可广泛应用于精准农业、智能农田管理及无人化作业领域,对于提升农业生产效率、节约资源及保障可持续发展具有重要意义。

## 6 结语

本文针对传统目标检测算法在复杂农田环境下应用过程中出现的识别精度有限与检测速度较慢等实际问题,通过改进 Faster RCNN 模型,对农业机械视觉识别系统进行了系统性设计与优化。改进重点包括图像预处理与特征增强策略的有效融合、特征提取网络结构的优化,以及候选区域生成机制的改良,显著提升了系统对不同尺度与形态农机目标的识别能力。实验结果显示,该方法在多样农田场景下实现了多类别农业机械的高效精确识别,系统表现出较强的实用性与鲁棒性,为智能化农业生产管理和机械装备自动化作业提供了有力技术保障。然而,研究仍存在一定局限性。首先,模型在极端天气或复杂遮挡环境中的泛化能力有待增强;其次,农田场景的实时数据采集与处理对系统硬件及算法耦合提出更高要求;此外,部分小目标农机或边缘情况下的检测准确率仍有优化空间。针对上述问题,后续研究可着重于以下方向:(1)引入多模态感知与传感器融合机制,提高系统在不同环境下的稳定性与适应性;(2)加强端到端训练优化,推动模型轻量化与实时性能提升;(3)拓展识别系统与农业生产管理平台的协同,实现农业机械全生命周期智能管理。上述发展路径有助于推动农业装备智能化升级,并为我国智慧农业创新发展提供技术支撑。

## 参考文献:

- [1] 朱丹吴兹古力.基于机器视觉的农业机械图像识别系统分析[J].农机化研究,2020,0(10):28-31.
- [2] 于亮.农业机械结构优化研究[J].核农学报,2021,35(03):I0014-I0014.
- [3] 侯跃谦,任真,聂新宇,赵雪薇,胡正乙.基于 Faster R-CNN 的标识识别系统[J].工程与试验,2023,63(02):70-71.
- [4] 王洋杨立.基于 Faster R-CNN 的旋转机械红外检测与识别[J].红外技术,2020,42(11):1053-1060.
- [5] 邵蓉蓉,曹龙龙,李明军,刘凯凯.基于视觉传达理论的农业机械标识设计研究[J].南方农机,2020,51(03):50-51.