实例分割在农业信息化中的应用综述

摘要：在农业信息化蓬勃发展的当下，实例分割技术已然成为推动农业精准化、智能化管理的核心力量[12]。本综述深入剖析实例分割技术的原理、常见模型，全面探讨其在农业各领域的应用现状，细致分析面临的挑战，并对未来发展趋势予以展望，旨在为农业领域相关研究与实践提供全面且深入的参考依据。[7]

关键词：实例分割；农业信息化；深度学习；目标检测；

**Review on the Application of Instance Segmentation in Agricultural Informatization**

**Abstract**: In the current context of the vigorous development of agricultural informatization, instance segmentation technology has become a key force in promoting the precise and intelligent management of agriculture. This review deeply analyzes the principles and common models of instance segmentation technology, comprehensively discusses its current application status in various agricultural fields, meticulously analyzes the challenges it faces, and looks forward to its future development trends, aiming to provide comprehensive and in-depth reference for relevant research and practice in the agricultural field.

**Keywords**: Instance Segmentation; Agricultural Informatization; Deep Learning; Object Detection；

# 1、引言

农业信息化作为现代农业发展的关键标志，深度融合信息技术与农业生产、经营、管理等诸多环节，旨在提升农业生产效率、优化资源配置并保障农产品质量安全。[8]计算机视觉技术在农业信息化进程中发挥着不可或缺的作用，而实例分割技术作为计算机视觉领域的重要分支，为农业场景中各类目标的精确识别与分析提供了有力支撑。通过对农作物、病虫害、果实、牲畜等目标的精准定位与像素级分割，实例分割技术能够为农业生产决策提供详尽且精准的信息，如精准施肥、灌溉、病虫害防治以及农产品质量评估等。深度学习技术的持续演进为实例分割技术在农业领域的广泛应用奠定了坚实基础，同时也带来一系列新的机遇与挑战。

# 2、实例分割技术概述

## 2.1技术原理

实例分割旨在精准分割图像或视频中的每个目标实例，不仅要明确目标位置，更要精确勾勒其像素级轮廓。与目标检测仅输出目标边界框不同，实例分割提供了更丰富的目标形状信息；[5]相较于语义分割仅按语义类别分类像素而不区分不同实例，实例分割能够清晰区分属于不同个体的目标。[9]深度学习技术的兴起为实例分割技术注入强大动力。基于卷积神经网络（CNN）架构，模型通过学习大量标注数据自动提取图像特征。在训练过程中，模型不断调整内部参数，以掌握不同目标的独特特征表示，进而在测试阶段准确识别并分割图像中的目标实例。

## 2.2 常见模型

### 2.2.1 Mask R-CNN模型

Mask R-CNN是一种经典且广泛应用的实例分割模型。它在Faster R - CNN基础上拓展，新增用于预测目标掩码（mask）的分支。[31]其主干网络通常采用特征金字塔网络（FPN）与残差神经网络（ResNet）相结合的方式，有效提取多尺度特征，以适应不同大小目标的检测与分割需求。在训练时，区域建议网络（RPN）先生成候选区域，随后对每个候选区域进行分类、回归和掩码预测操作。孟瑞锋等学者在钢轨表面缺陷检测中运用Mask R - CNN算法，并引入通道 - 空间复合注意力机制（CSM），成功剔除干扰信息，显著提升了对钢轨表面缺陷边缘检测能力。实验结果表明，该改进措施使模型的平均精度均值（mAP）提高了6.5%，对钢轨“凹陷”“裂纹”以及“疲劳磨损”等缺陷识别的平均精度（AP）也有明显提升[1]。

### 2.2.2 SOLO系列模型

SOLO（Segmenting Objects by Locations）系列模型提出基于位置的实例分割方法。该系列模型将实例分割问题转化为位置预测和类别预测两个子问题，通过对图像进行网格划分，每个网格负责预测一个实例的类别和掩码。这种方法具有独特优势，使模型结构相对简单且高效。例如，孙雨鑫等提出的基于注意力机制的SOLOv2船舶实例分割算法，在特征提取网络中引入CBAM注意力机制，同时优化损失函数和非极大值抑制（NMS）算法[10]。这些改进措施有效提升了船舶实例分割的精度和召回率，尤其在处理小目标和密集目标时表现出良好的分割效果。

### 2.2.3 Cascade Mask R CNN模型

Cascade Mask R - CNN是对Mask R - CNN的进一步改进。它采用级联结构，通过多个阶段逐步优化目标的分类、回归和掩码预测。每个阶段网络结构相同，但输入和输出各异，前一阶段输出作为后一阶段输入，持续提高预测准确性。王鲁等学者在群猪姿态识别研究中，[2]以Cascade Mask R - CNN为基准网络，结合HrNetV2和特征金字塔网络（FPN）模块构建猪体检测与分割模型，并在第二阶段引入协同注意力机制构建轻量级姿态识别模型[4]。实验结果显示，该改进模型在群猪姿态识别方面具有较高准确性。

## 2.3模型评估指标

准确率（Precision）：准确率用于衡量模型预测的准确性，其计算公式为

其中(TP)为正确检测框（true positive），即模型预测为正样本且实际为正样本的样本数量；(FP)为误检框（false positive），即模型预测为正样本但实际为负样本的样本数量。

召回率（Recall）：召回率反映了模型对正样本的覆盖程度，计算公式为:

其中(FN)为漏检框（false negative），即实际为正样本但模型未检测到的样本数量。

平均准确率（Average Precision，AP）：平均准确率综合考虑了准确率和召回率，通过对不同召回率下的准确率进行加权平均得到，计算公式为:

它能够更全面地评估模型对不同类别目标的检测和分割性能。

平均精度均值（Mean Average Precision，mAP）：平均精度均值是所有类别目标的平均准确率的平均值，计算公式为:

其中Nc代表类别检测数。mAP是衡量模型整体性能的关键指标，能够反映模型在多类别目标检测和分割任务中的综合表现。

# 3、实例分割在农业信息化中的应用

## 3.1农作物监测

### 3.1.1作物生长状况评估

实例分割技术为农作物生长状况评估提供了精确手段。借助无人机或卫星拍摄的农田图像，能够准确地分割出每一株农作物，进而获取其多种生长参数，如株高、叶面积、覆盖度等。这些参数是评估农作物生长健康状况的重要依据。例如，基于深度学习的实例分割模型可以实时监测小麦的生长情况，通过对图像中每一株小麦的精确分割，计算出小麦的种植密度、生长趋势等信息。农民可以根据这些信息及时调整施肥、灌溉策略，实现精准农业管理，提高农作物产量和质量。

### 3.1.2作物产量预测

基于实例分割技术对农作物的精准识别和特征提取，结合历史数据、气象信息以及土壤数据等多源信息，可以建立更为准确的作物产量预测模型。在农作物生长的不同阶段，通过对其图像进行实例分割，分析农作物的生长状态、果实发育情况等特征。例如，在玉米种植中，准确分割出每一株玉米的果穗，并根据果穗的大小、形态、颜色等特征，结合历史年份中类似生长特征下的玉米产量数据以及当前的气象和土壤条件，预测玉米的最终产量。这有助于农民提前做好收获和销售计划，合理安排农业生产资源。

### 3.1.3病虫害防治

病虫害早期检测及时发现病虫害的早期迹象对于有效防治病虫害至关重要。实例分割技术能够快速检测农作物叶片上的病虫害斑点、害虫个体等目标。通过在农田中布置图像采集设备，实时监测农田图像，模型可以迅速识别出病虫害的早期症状。例如，在棉花种植中，能够及时检测出棉叶上刚刚出现的棉铃虫幼虫或病害斑点，为病虫害的防治争取宝贵的时间窗口，降低病虫害造成的损失。

3.1.4病虫害程度评估

实例分割技术不仅可以检测到病虫害的存在，还能够通过对病虫害区域的精确分割和分析，评估病虫害的严重程度。根据病虫害区域占农作物总面积的比例、病虫害区域的分布密度、病虫害的形态特征等指标，可以准确判断病虫害对农作物的危害程度。例如，当病虫害区域占比较大且分布密集时，表明病虫害较为严重，需要采取更为积极的防治措施；而当病虫害区域较小时，可以采取局部防治或生物防治等相对温和的方法，避免过度用药造成环境污染和农产品农药残留超标。

## 3.2果园管理

### 3.2.1果实识别与计数

在果园管理中，实例分割技术可用于实现果实的自动识别与计数。通过对果园图像的分析，能够准确分割出每一个果实的轮廓，从而精确统计果实的数量。例如，在苹果园管理中，在果实采摘前利用实例分割技术对苹果进行计数，果农可以根据计数结果合理安排采摘人力和设备，提高采摘效率，降低采摘成本。同时，果实数量的准确统计也有助于果农对果园产量进行预估，为销售和储存计划提供依据。

### 3.2.2果树生长监测

对果树的枝干、树叶等进行实例分割，可以有效监测果树的生长态势。通过分析分割结果，获取果树树冠大小、枝叶繁茂程度等信息。根据这些信息，果农可以及时进行修剪、施肥等管理操作，保证果树的健康生长。例如，当树冠过大影响通风透光时，可以及时进行修剪，促进果实的生长和成熟；当枝叶生长不旺盛时，可以针对性地施肥，增强果树的生长活力。

## 3.3畜牧养殖

### 3.3.1动物个体识别与跟踪

在畜牧养殖领域，实例分割技术可用于实现动物个体的识别与跟踪。通过在养殖场安装摄像头，实时采集牲畜的图像，模型能够准确分割出每一头猪、牛或羊的轮廓，从而实现个体识别。例如，在养猪场中，通过对猪的个体识别，可以监测每头猪的生长速度、健康状况等信息。当发现某头猪生长速度异常缓慢或出现异常行为时，养殖人员可以及时进行检查和治疗，提高养殖效益，保障牲畜健康[4]。

### 3.3.2养殖环境监测

实例分割技术还可以应用于养殖环境监测。对养殖环境中的设施、饲料槽、饮水器等进行实例分割，能够监测其使用状态和清洁程度。例如，通过分割饲料槽的图像，可以判断饲料的剩余量，及时提醒养殖人员补充饲料；通过监测饮水器周围的积水情况，可以及时清理，保持养殖环境的卫生，预防疾病的传播。

## 3.4农产品质量检测

### 3.4.1外观缺陷检测

对于水果、蔬菜等农产品，外观质量是影响其市场价值的重要因素。实例分割技术可用于检测农产品的外观缺陷，如水果的表面划伤、虫蛀、畸形等。通过对农产品图像的分析，准确分割出缺陷区域，根据缺陷的类型、大小、严重程度等对农产品进行分级。例如，在苹果分级中，表面无缺陷的苹果可以被分为优质等级，而有轻微划伤或虫蛀的苹果则可以根据缺陷程度分为不同的次级等级。这有助于提高农产品的市场竞争力，实现优质优价。

### 3.4.2内部品质评估

结合实例分割技术与其他技术，如光谱分析、近红外成像等，可以对农产品的内部品质进行评估。例如，通过分割水果的果肉区域，利用光谱技术分析果肉的糖分、水分、维生素含量等指标，实现对水果品质的无损检测。这种无损检测技术不仅可以提高检测效率，还可以避免对农产品造成破坏，保证农产品的完整性和可销售性。

# 面临的挑战

## **4.1复杂农业环境适应性**

### 4.1.1光照和天气条件变化

农业生产环境复杂多变，光照强度、角度以及天气状况（如晴天、阴天、雨天、雾天等）的变化对图像质量产生显著影响，极大地增加了实例分割的难度。在强光照射下，农作物叶片可能会出现反光现象，导致图像中部分区域过亮，掩盖了病虫害的特征以及农作物的细节信息；而在阴天或雨天，光线不足，图像的对比度降低，目标的轮廓变得模糊不清，使得模型难以准确地分割出目标实例。此外，不同季节和不同时间段的光照变化也需要模型具有很强的适应性。例如，在夏季中午，光照强度极高，而在冬季早晨，光照强度较弱，模型需要能够在这种光照强度差异巨大的情况下准确识别和分割目标。

### 4.1.2背景复杂和遮挡问题

农田和果园中背景复杂多样，存在大量杂草、土壤、树枝等背景元素，这些元素可能与目标农作物或果实具有相似的颜色、纹理和形状，容易干扰模型的识别和分割。例如，在麦田中，杂草的颜色和形状可能与小麦相似，在图像中难以区分；在果园中，树枝和树叶可能会遮挡果实，使果实的部分轮廓无法被完整获取。此外，农作物在生长过程中相互遮挡，以及果实被树叶遮挡等情况也较为常见，这使得部分目标的完整信息难以获取，降低了实例分割的准确性。尤其是在密植的农田或果园中，遮挡问题更为严重，给实例分割带来了巨大挑战。

## 4.2数据标注成本高

### 4.2.1大规模标注需求

深度学习模型的训练依赖于大量的标注数据，在农业领域，为了实现准确的实例分割，需要对农作物、病虫害、果实等目标进行精确的标注，包括目标的类别、轮廓等信息。然而，农业数据的获取和标注工作通常需要耗费大量的人力、物力和时间。例如，对大面积农田中的每一株农作物进行标注，需要人工在图像上仔细勾勒出其轮廓，对于大规模的农业生产区域来说，这是一项极其繁重的任务。而且，随着农业生产的多样性和复杂性增加，需要标注的数据量也在不断增大。

### 4.2.2专业知识要求

准确的标注还需要标注人员具备一定的农业专业知识。例如，对于病虫害的标注，需要准确识别病虫害的种类、不同阶段的特征以及危害程度，否则可能导致标注错误，影响模型的训练效果。对于不同品种农作物的标注，也需要了解其生长特性和形态特征的差异。这进一步增加了数据标注的难度和成本，限制了实例分割技术在农业领域的快速发展。

## 4.3模型实时性与精度平衡

### 4.3.1计算资源需求

复杂的实例分割模型通常需要大量的计算资源来进行训练和推理。在农业生产中，许多应用场景对设备的计算能力和能源供应有限制，例如在农田监测的无人机应用场景中，无人机的载荷有限，无法搭载高性能的计算设备，难以运行大型的深度学习模型。如果模型过于复杂，会导致处理速度慢，无法满足实时监测的需求。例如，在病虫害实时监测中，如果模型处理一帧图像的时间过长，可能会导致病虫害的扩散无法及时被发现和处理。

### 4.3.2精度提升瓶颈

虽然当前的实例分割模型在不断改进，但在复杂农业场景下，进一步提高模型的精度仍然面临挑战。例如，在病虫害检测中，对于一些微小的病虫害特征，如害虫的幼虫、初期病害的微小病斑等，模型可能难以准确识别和分割，导致漏检或误检，影响病虫害防治的效果。此外，在农作物生长监测中，对于一些形态相似但生长状态不同的农作物，模型也可能出现误判，影响精准农业管理决策。

## 4.4农业数据多样性

### 4.4.1作物品种和生长阶段差异

不同品种的农作物在外观、形态、颜色等方面存在显著差异，即使是同一品种的农作物，在不同的生长阶段也具有不同的特征。例如，小麦有多个品种，不同品种的小麦在株高、麦穗形状、叶片颜色等方面可能不同；而且小麦在幼苗期、拔节期、抽穗期和成熟期等不同生长阶段，其植株形态、叶片大小和颜色等也会发生明显变化。这要求实例分割模型能够适应不同品种和生长阶段的农作物特征变化，增加了模型的设计和训练难度。

### 4.4.2地域和农业生产方式差异

不同地区的农业生产环境和种植方式存在差异，例如，山地果园和平原果园的地形、光照条件不同，灌溉农业和旱作农业的土壤水分状况不同，温室种植和露天种植的温度、湿度等环境因素也不同。这些差异会反映在图像数据中，使得模型需要具备更强的泛化能力，以适应不同地域和生产方式下的农业数据。例如，在不同土壤类型的农田中，农作物的生长状况和外观特征可能会有所不同，模型需要能够准确识别和分割这些不同环境下的农作物目标。

# 5、未来发展趋势

## 5.1模型优化与创新

### 5.1.1轻量化模型设计

为了适应农业生产中资源受限的设备，如无人机、移动监测终端等，研究人员将致力于开发更轻量化的实例分割模型。通过优化模型结构，减少不必要的参数数量，提高模型的计算效率，在保证一定精度的前提下，实现模型的快速推理和部署。例如，采用深度可分离卷积、模型压缩技术等手段，降低模型对计算资源的需求。深度可分离卷积可以将标准卷积分解为深度卷积和逐点卷积，显著减少计算量；模型压缩技术如剪枝、量化等可以去除模型中的冗余参数，进一步减小模型大小。

### 5.1.2多模态信息融合

结合图像数据与其他模态信息，如光谱数据、深度数据、温度数据等，将成为未来实例分割在农业信息化中的一个重要发展方向。多模态信息可以提供更丰富的目标特征，增强模型对复杂农业环境的理解能力。[22]例如，将可见光图像与红外光谱图像融合，能够同时获取农作物的外观信息和温度信息，有助于更准确地检测病虫害和评估作物生长状况。病虫害区域通常会表现出温度异常，通过融合红外光谱信息，模型可以更精准地定位病虫害发生的位置和范围。同时，融合深度数据可以获取目标物体的三维信息，对于果实采摘等应用场景中判断果实的位置和成熟度具有重要意义。[19]例如，在果园中，通过深度信息可以更准确地计算果实与采摘设备之间的距离，提高采摘的准确性和效率。

## 5.2自动化数据标注技术

### 5.2.1弱监督学习方法

探索弱监督学习在农业数据标注中的应用，以减少对大量精确标注数据的依赖。例如，通过使用图像级别的标注（只标注图像中是否存在目标类别）或边界框标注（只标注目标的大致位置），结合弱监督学习算法，让模型自动学习目标的分割信息。在农作物病虫害检测中，仅使用图像级标注表明图像中是否存在病虫害，模型可以通过学习图像的整体特征和上下文信息，逐步推断出病虫害的具体区域。这种方法可以大大降低数据标注的工作量，提高数据标注的效率。

### 5.2.2主动学习策略

采用主动学习策略，让模型主动选择最有价值的样本进行标注。模型在初始训练后，对未标注数据进行分析，筛选出不确定性较高或对模型改进最有帮助的样本，由人工进行标注，然后将标注后的样本反馈给模型进行进一步训练。例如，在农作物监测中，模型可能对一些生长状态处于临界值的农作物样本不确定性较高，主动选择这些样本进行标注，可以有效提高模型对不同生长状态农作物的识别能力，从而提高标注效率和模型性能。

## 5.3云端计算与边缘计算协同

### 5.3.1云端资源利用

充分利用云端强大的计算资源进行模型的训练和复杂计算任务。在农业生产中，将采集到的图像数据上传到云端，利用云端的高性能GPU集群等资源进行模型训练和优化。[20]云端计算可以处理大规模的数据和复杂的模型，能够快速迭代模型以提高性能。例如，在全国范围内的农作物病虫害监测中，收集来自各个地区的农田图像数据，在云端进行集中训练，可以得到更具泛化能力的模型，然后将训练好的模型部署到边缘设备上。

### 5.3.2边缘计算优化

同时，加强边缘计算设备的性能优化，提高其在本地进行数据预处理和简单模型推理的能力。例如，在农田监测设备或养殖舍摄像头等边缘设备上采用专用芯片（如AI芯片）加速计算，减少数据传输延迟，保证农业生产中的实时监测和决策需求。边缘计算可以在靠近数据源的地方进行实时处理，避免数据传输到云端带来的延迟和带宽压力。例如，在果园中，边缘设备可以实时对果实成熟度进行初步判断，只有当发现疑似异常情况时，才将图像数据上传到云端进行进一步分析，这样可以提高系统的整体效率和响应速度。[17]

## 5.4跨领域合作与知识共享

### 5.4.1农业与计算机科学合作

加强农业领域专家与计算机视觉领域研究人员的深度合作，共同解决农业信息化中实例分割面临的问题。农业专家可以提供丰富的农业领域专业知识，包括农作物生长规律、病虫害特征、养殖环境要求等，以及实际生产中的需求和痛点；计算机视觉专家则可以利用其技术优势，开发更适合农业场景的实例分割模型和算法。[27]例如，在设计针对农作物病虫害检测的模型时，农业专家可以帮助确定不同病虫害在不同生长阶段的特征表现，计算机视觉专家据此优化模型的特征提取和分类算法，提高模型的准确性和实用性。

### 5.4.2数据和模型共享平台建设

建立农业数据和实例分割模型共享平台，促进不同研究团队和农业企业之间的数据共享和模型复用。这有助于减少重复工作，加快技术创新和应用推广的速度，提高农业信息化的整体水平。在平台上，研究人员可以共享标注好的农业数据集，以及经过验证的优秀模型。例如，一个团队在某地区针对特定农作物开发的高精度病虫害检测模型，可以通过平台分享给其他地区或从事相关研究的团队，其他团队可以在此基础上根据当地实际情况进行调整和优化，避免从头开始开发模型，从而节省时间和资源，推动实例分割技术在农业领域的广泛应用。

6、结论

实例分割技术在农业信息化进程中已经展现出巨大的应用潜力，在农作物监测、病虫害防治、果园管理、畜牧养殖和农产品质量检测等多个关键领域取得了显著的成果。然而，其在实际应用中仍然面临着诸多严峻挑战，包括复杂环境适应性差、数据标注成本高昂、模型实时性与精度难以平衡以及农业数据多样性复杂等问题。通过不断推进模型优化与创新、发展自动化数据标注技术、实现云端计算与边缘计算协同以及加强跨领域合作与知识共享等未来发展趋势的积极探索与实践，有望进一步显著提升实例分割技术在农业信息化中的应用效能和普及程度，为农业现代化发展提供更为强大和精准的技术支持。在未来的研究和实践中，持续不断地深入探索和大胆创新是至关重要的，只有这样才能充分挖掘和发挥实例分割技术在农业领域的独特优势，实现农业生产的高度精准化、智能化管理，有力推动农业可持续发展的伟大进程。

# 参考文献

[1]孟瑞锋,梁桢,贾超,等.钢轨表面缺陷检测Mask R - CNN算法研究与优化[J].都市快轨交通,2024,37(5):68 - 77.

[2]朱波,许自成,王鹏,等.基于CSS - Cascade Mask R - CNN的有遮挡多片烟叶部位识别[J].烟草科技,2024,57(3):112 - 121.

[3]李文生,梁丽强,林国梁,等.基于Transformer的视觉分割技术进展[J].计算机工程与应用,2023,59(21):1 - 15.

[4]王鲁,刘刚,王肖梦,等.基于改进Cascade Mask R - CNN与协同注意力机制的群猪姿态识别[J].农业机械学报,2023,54(11):26 - 36.

[5]王众玄,刘德喜,苏雪,等.基于改进YOLOv8的堆叠零件实例分割研究[J].组合机床与自动化加工技术,2023,67(9):114 - 117.

[6]苏丽,吴智超,何东健.基于深度学习的实例分割研究综述[J].农业机械学报,2023,54(1):1 - 15.

[7]尚玉婷,郑龙,刘波,等.基于深度学习的粘连米粒实例分割算法研究[J].食品与机,2023,39(8):115 - 120.

[8]李翰林,何东健,王美丽,等.基于实例分割的大场景下茶叶嫩芽轮廓提取与采摘点定位[J].农业工程学报,2023,39(13):144 - 154.

[9]马保建,郭康权,张佳喜,等.基于实例分割的休眠期枣树修剪枝参数提取方法[J].农业工程学报,2023,39(10):127 - 136.

[10]孙雨鑫,林伟强,赵雨萱,等.基于注意力机制的SOLOv2船舶实例分割算法[J].船舶工程,2023,45(6):87 - 92.

[11]Chemistry of dust-gas mixtures in AGB outflows - II. Effect of the dust-grain size distribution[J].Monthly Notices of the Royal Astronomical Society,2023,520(4):4994 - 5010.

[12]Chen K, Pang J, Wang J, et al. Hybrid Task Cascade for Instance Segmentation[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.2019:4974 - 4983.

[13]Tian Z, Shen C, Chen H, et al. Conditional Convolutions for Instance Segmentation[C] Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV).2023,28 - 46.

[14]Cutting-Edge Detection of Fatigue in Drivers[J].Accident Analysis & Prevention,2023,183:107073 - 107083.

[15]Deep Reinforcement Learning-Aided RAN Slicing Enforcement for B5G Latency Sensitive Services[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology,2023,72(7):7361 - 7376.

[16]DetectoRS: Detecting Objects with Recursive Feature Pyramid and Switchable Atrous Convolution[J].arXiv preprint arXiv:2006.02334,2020.

[17]Dynamic Filter Networks[J].arXiv preprint arXiv:1605.09673,2016.

[18]End-to-End Object Detection with Transformers[J].arXiv preprint arXiv:2005.12872,2020.

[19]Hybrid Task Cascade for Instance Segmentation[J].arXiv preprint arXiv:1901.07518,2019.

[20]Kirillov A, Girshick R, He Ketal. Panoptic Feature Pyramid Networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.2019:6399 - 6408.

[21]Mask R-CNN[J].arXiv preprint arXiv:1703.06870,2017.

[22]Mask Scoring R-CNN[J].arXiv preprint arXiv:1903.00241,2019.

[23]Panoptic Segmentation[J].arXiv preprint arXiv:1801.00868,2018.

[24]Per-Pixel Classification is Not All You Need for Semantic Segmentation[J].arXiv preprint arXiv:1809.08592,2018.

[25]PointRend: Image Segmentation as Rendering[J].arXiv preprint arXiv:1912.08193,2019.

[26]Self-triggered Stabilization of Discrete - time Linear Systems with Quantized State Measurements[J].Automatica,2023,153:111096 - 111108.

[27]SOLO: Segmenting Objects by Locations[J].arXiv preprint arXiv:1912.04488,2019.

[28]UNet3+: A Full - Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation[J].IEEE Transactions on Medical Imaging,2020,39(6):1856 - 1867.

[29]U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[J].arXiv preprint arXiv:1505.04597,2015.

[30]UNet++: A Nested U - Net Architecture for Medical Image Segmentation[J].arXiv preprint arXiv:1807.10165,2018.

[31]牛慧余,包腾飞,李扬涛,等.基于改进Mask R-CNN的混凝土坝裂缝像素级检测方法[J].水利水电科技进展,2023,43(01):87-92+98.