

# 苹果采摘机器人监测系统和表面缺陷检测方法研究

梅金波, 李涛, 秦寅初

(常州大学 机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213000)

**摘要:** 针对目前苹果采摘作业多以人工采摘为主, 且机械化采摘质量和效率低等问题, 提出一种苹果采摘机器人监测系统; 监测系统通过种植园环境、机器人运行状态、机器人作业质量以及后台监控系统四个模块, 完成从采收前环境监测到采收后质量监测的全程监控; 同时, 为监测采摘后苹果的质量问题, 提出了一种基于 Mo-M2Det 的苹果表面缺陷检测方法, 以减少参数量和计算量为目的, 改进 M2Det 目标检测网络, 实现轻量化和高精度检测; 实验结果表明, 改进的 M2Det 目标检测网络检测准确率达到了 98.45%, 且模型参数量减少了 56.3%; 在实际应用中, 改进的轻量化网络模型部署在检测平台上具有较好的检测效果。

**关键词:** 采摘机器人; 监测方法; 深度学习; 缺陷检测; 轻量化

## Research on Apple Picking Robot Monitoring System and Surface Defect Detection Method

MEI Jinbo, LI Tao, QIN Yinchu

(School of Mechanical Engineering and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou 213000, China)

**Abstract:** In view of the current problem that apple picking operations are mainly manual picking, and mechanized picking has the questions of poor quality and low efficiency, an apple picking robot monitoring system is proposed. The monitoring system consists of four modules: plantation environment, robot operation status, robot operation quality and background monitoring system, which realizes the monitoring of the whole process from pre-harvest environmental monitoring to post-harvest quality monitoring. At the same time, in order to monitor the quality of apples after picking, an apple surface defects detecting based on Mo-M2Det is proposed. With the aim of reducing the amount of parameters and calculations, the M2Det target detection network is improved to achieve lightweight and high-precision detection. The experimental results show that the detection accuracy of the improved M2Det target detection network reaches 98.45%, and the number of model parameters is reduced by 56.3%. In practical application, the improved lightweight network model has a good detection effect on the detection platform.

**Keywords:** picking robot; monitoring method; deep learning; defect detection; lightweight

## 0 引言

近年来, 我国园林水果产量巨大, 且增长迅速。而我国水果生产机械化率不足 20%, 采收环节机械化率低, 基本依靠人工采收。因此, 为提高机械化采收生产效率、作业质量、降低人工成本, 发展机械化采收技术, 研究开发智能采收机器人系统已成为我国水果采收方式发展的重要方向<sup>[1]</sup>。

采摘机器人的出现, 将能很好地缓解农业劳动力的短缺问题, 大大减轻农民的劳动强度, 提高果、茶的采收质量, 降低采收成本, 提高劳动生产率, 确保果、茶能得到及时的采收, 提高蔬果产品的市场竞争力, 具有极好的社

会效益和经济效益。

采摘机器人是个复杂的系统, 一方面目前的采收机器人在作业过程中缺乏对机器人运行状态进行监控, 使得机器人在出现故障之前缺乏预警, 或是在故障出现之后不能及时掌握故障原因, 从而无法及时排除故障, 造成作业中断; 另一方面机器人在采摘作业中, 其采收作物的质量会随环境及机器人运行状态等因素产生波动, 如果对其作业质量缺乏实时评估, 可能会造成损伤率升高, 导致采摘作业质量不高。

目前, 采摘机器人在线监测系统的研究不够完善, 系统缺少对采摘环境、采摘质量的监测。文献 [2] 设计了果

收稿日期: 2022-10-11; 修回日期: 2022-11-09。

基金项目: 江苏省产业前瞻与关键核心技术重点项目 (BE2021016-4)。

作者简介: 梅金波 (1998-), 男, 安徽安庆人, 硕士研究生, 主要从事机器视觉、仿生机器人方向的研究。

通讯作者: 李涛 (1984-), 男, 安徽六安人, 博士, 副教授, 主要从事机器人技术方向的研究。

引用格式: 梅金波, 李涛, 秦寅初. 苹果采摘机器人监测系统和表面缺陷检测方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(6): 19-26.

实成熟度识别系统,并引入了边缘检测方法实现对果实的精确定位。但在系统的设计中没有涉及到采摘前对于环境的监测以及采摘后对于采摘质量的评估<sup>[2]</sup>。文献[3]基于立体视觉设计了一种农业采摘机器人自动化监测系统,研究中包含了机器人的路径规划问题,但没有考虑到天气、湿度等对采摘机器人作业能够造成影响的因素<sup>[3]</sup>。

采摘质量的监测一般是通过检测苹果表面缺陷来实现。现有方法多以人眼进行检测,该方法人工成本高、效率低下,长期作业易造成视觉疲劳,导致漏检误检。除人工检测手段以外,出现了一些基于传统机器学习的检测方法,利用红外热成像、X射线成像、磁共振成像等电磁波谱中不可见光部分进行图像采集并检测缺陷的技术<sup>[4-6]</sup>。文献[5]利用X射线成像技术检测苹果缺陷,检测类别多样化,但识别率低<sup>[5]</sup>。文献[7]提出了一种基于图像处理的苹果表面缺陷的方法,采用支持向量机完成分类,分类准确率达到94.3%,分类速度2 s/个。但该方法缺陷提取过程复杂,检测效率低<sup>[7]</sup>。近些年,基于人工智能的计算机视觉检测技术得到了快速发展<sup>[8-11]</sup>。文献[11]使用了Googlenet深度迁移模型对苹果缺陷进行检测,检测235幅苹果图像耗时18~20 s,但识别准确率仅有91.91%<sup>[11]</sup>。这些方法使用了不同的策略对苹果表面或内部进行缺陷检测,但均无法兼顾检测精度、效率和模型大小。且现有的方法大多停留在实验阶段,缺少实际应用,无法部署在移动端检测设备上。而对于智能和自动化的采收设备,需要一种检测精度高且轻量化的检测方法来达到智能高效的检测目的。

针对上述问题,本文提出了一种苹果采摘机器人的全程监测系统,由种植园监测、机器人运行状态监测、作业质量监测三个模块组成,与后台监控系统之间形成闭环反馈,实现从采摘前环境到采摘后质量的全程监控,有效地提高了采摘机器人作业的效率与质量。对于机器人作业质量监测,并根据苹果缺陷检测需求,设计了一种基于MoM2Det<sup>[12]</sup>(Mobilenet-M2Det)的苹果缺陷实时检测方法。将苹果缺陷分为机械损伤、病虫害、腐烂三种,基于轻量化思想,通过倒残差模块搭建主干网络,利用深度可分离卷积减少网络模型的空间占用大小。在模块中加入通道注意力机制,提高检测准确率。对多层级特征金字塔中的TUM(thinned u-shape module)模块进行优化,根据缺陷尺寸特征,减少并选择合适尺寸的输出特征。改进后的神经网络的检测精度得到了提升,模型空间占用明显变少。有效提高了苹果采收作业质量监测系统检测精度与分拣效率。<sup>[13]</sup>

## 1 监测系统设计

### 1.1 监测系统组成

本文设计的苹果采摘机器人监测系统由种植园环境监测、机器人运行状态监测、机器人作业质效监测三个模块以及后台监控系统组成。三个模块分别为采摘机器人提供

环境信息、状态信息、作业信息,共同保证采摘机器人的正常运行,提高采摘效率。

其中,监测功能主要通过三个模块实现,这三个模块的信息通过第四部分的后台监控系统实现汇总、处理、显示与交互等。监测系统功能及硬件组成及通讯方式如图1所示。

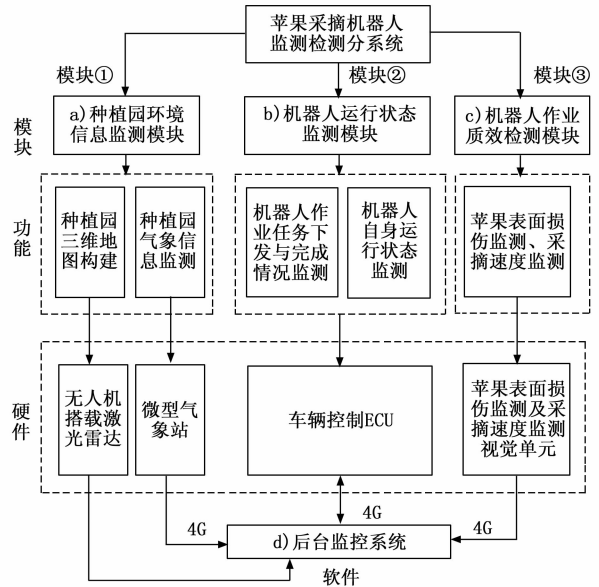


图1 监测系统软硬件组成及通讯方式

### 1.2 监测系统功能

#### 1.2.1 种植园环境监测模块

种植园环境监测模块主要实现两个功能,即构建种植园三维地图与种植园环境气象信息监测。

通过无人机搭载激光雷达等视觉设备对种植园的三维地图进行扫描并建立3D可视化模型<sup>[14]</sup>,透彻掌握种植园中多种与采摘作业密切相关的种植及环境特征信息,并将采摘机器人模型置于该模型中;当机器人在种植园中移动时,其模型可以在该3D可视化模型中移动,模型的位置能够实时映射机器人在种植园中的位置。

其次,采摘作业前,需要对作物的生长情况进行评估以确定采摘的时间窗口期,对作物的产量进行监测以预估采摘作业工作量,在采摘窗口期内根据天气走势及地面状态确定机器人最佳作业时间,这些工作都需要对环境进行动态监测。通过在种植园中布置小型气象站等传感装置和设备,采集种植园环境中的温度、湿度、光照度、能见度、风速、风向等与采摘作业相关的信息,并对采集的数据进行分析处理。再根据分析结果,进行采摘作业方案的制定,并做好诸如机器人准备、人员配置及物料配备等采摘作业前的准备工作。为采摘作业提供参考。环境监测模块结构如图2所示。

#### 1.2.2 采摘机器人运行状态监测模块

机器人运行状态监测模块主要实现两个功能,即机器

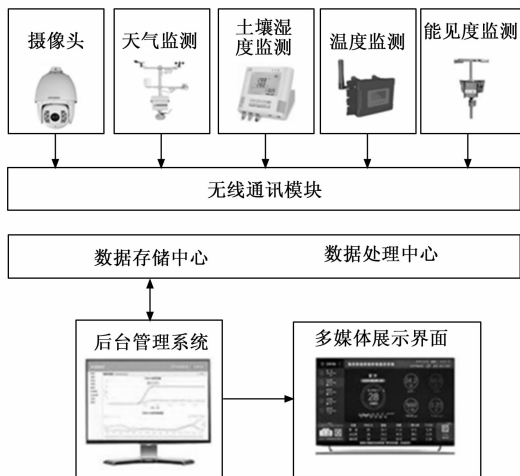


图 2 苹果种植园动态监测系统

人任务下发与完成情况监测与机器人自身运行状态监测。

该模块可根据需要进行采摘作业的种植园的作业量, 来进行作业规划。在采摘作业计划制定完成后, 根据计划配置好参与作业的采摘机器人及相应物料, 将采摘机器人按照苹果种植参数进行初始化和参数预设, 并初步分配好机器人的工作区域及工作量, 然后按选定时间进入种植园进行采摘作业。

但在实际的采摘作业中, 由于环境的不确定性, 如地面起伏不平、苹果树形及长势不同、机器人发生故障等, 会造成机器人的实际采摘进展与预想不同。可能会出现有时进展较快而有时进展较慢, 使得实际进展偏离预先计划。这就需要在实际作业中能够根据实际进展情况对机器人的任务进行调节, 以便最大化利用机器人以提高采摘作业效率。

此模块基于数字孪生技术原理实现对采摘机器人工作量的实时分配<sup>[15]</sup>。即在采摘机器人进行作业的过程中建立其数字孪生系统, 该数字孪生系统将对机器人采摘作业的进展情况及机器人发生故障的情况进行实时响应, 通过智能分配算法实现工作量的实时智能分配, 如图 3 所示。

在机器人作业过程中, 将能够反应其运行是否正常的状态参数等数据传输到后台监测系统, 监测系统通过算法来判断机器人的运行是否正常, 如果不正常, 后台监测系统可远程实时对作业中的机器人进行干预, 例如紧急停车、暂停作业、人工引导等。

### 1.2.3 采摘机器人作业质量监测模块

苹果采摘机器人作业质效检测模块功能为苹果表面损伤检测, 苹果表面损伤检测模块设置在柔性传输系统与收集系统交界处, 能够对通过输送管道输出过来的苹果进行表面损伤检测, 统计伤果率, 如果伤果率超过预期设置值, 说明机器人作业状态异常, 将通过后台检测系统发送命令通知采摘机器人停止作业。

后台监控系统是集后台管道平台、云端数据收集汇总

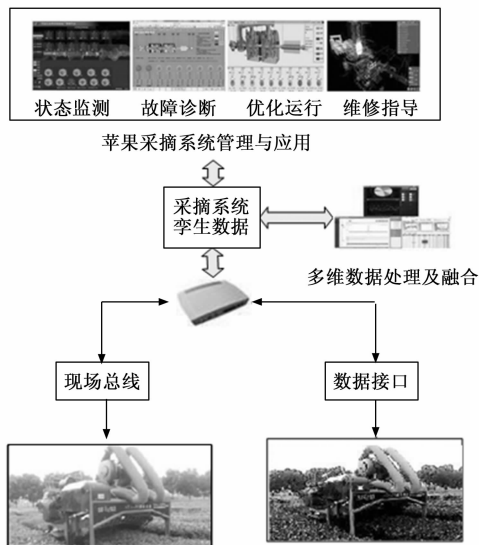


图 3 采摘机器人运行状态监测模块

管理分析、机器人远程控制系统为一体的融合系统。主要功能是对系统功能进行管理以及对前述三个模块采集的数据进行汇总、管理、分析, 生成数据显示平台, 使用户可以只用掌握作业过程中的关键信息。同时, 在与机器人运行状态监测模块交互通信, 不仅会获取本体数据, 还实现通过本系统平台远程控制采摘机器人, 对采摘任务进行任务下发等作业逻辑。

## 2 检测平台设计

由于采摘机器人需要在不同的环境下工作, 因此, 设计如图 4 所示的六边形平台, 通过螺栓与机器人连接。

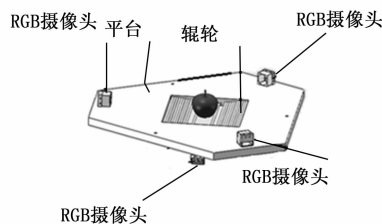


图 4 实时检测平台

六边形平台中部为一个边长为 200 mm 的方孔, 方孔之间安装若干个轱轮。其中, 两端的轱轮通过轴承安装, 设置 15° 的坡度, 以便落到两端的苹果能通过轱轮滑到中部进行检测; 中部的两根轱轮可在槽中平移, 在完成检测之后, 两根轱轮向两端平移, 打开空间让苹果落下。

整个平台需要安装 4 个 RGB 摄像头, 其中三个 RGB 摄像头等距安装在六边形的短边中点上。为了实现对苹果表面的 360° 检测, 在平台底部安装了一个摄像头, 考虑到底部摄像头可能会阻挡苹果的下落路径, 在底部安装一根支架, 与平台呈 45°, 摄像头安装在支架末端。

以苹果为例, 假设采摘机器人的采摘速度为每小时

1000 个, 苹果输送过来后, 由于两边的轆轮设置有一定的坡度, 使得苹果落到下方两根杆之间, 停留 2 s, 在完成检测之后, 两根杆由电机带动向两侧移动, 苹果落到下方的收集箱中; 整个检测过程完成。

苹果落到平台上之后, RGB 摄像头通过背后的 USB 接口与边缘智联计算机连接, 将图像传输到计算机。随后目标检测神经网络对图像进行检测并计数, 在设定时间内, 如果损伤数量达到预设量, 则判别为机器人运行异常, 此时计算机通过 RS485 通讯接口向工控机发送一个暂停信号, 使机器人停止运行, 进行检修。控制流程如图 5 所示。

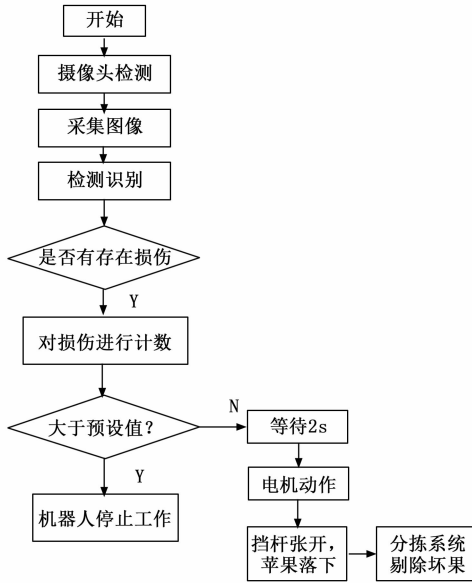


图 5 控制流程图

### 3 苹果表面损伤检测算法设计

#### 3.1 深度可分离卷积与倒残差模块

本文基于 Mobilenet 轻量化网络思想<sup>[16-18]</sup>, 对 M2Det 的主干网络进行了优化。引入深度可分离卷积, 在保证网络精度的同时, 减少参数数量和计算量, 使其能够在移动端等算力有限的情景下完成检测任务。

Mobilenet 的核心思想是深度可分离卷积 (depthwise separable convolution)。深度可分离卷积比传统卷积有着更少的参数数量。标准卷积与深度可分离卷积参数数量与计算量比值分别为:

$$\frac{D_K \times D_K \times M + M \times N}{D_K \times D_K \times M \times N} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2} \quad (1)$$

$$\frac{D_K \times D_K \times M \times D_F \times D_F + M \times N \times D_F \times D_F}{D_K \times D_K \times M \times N \times D_F \times D_F} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2} \quad (2)$$

式中,  $D_K$  为卷积核尺寸,  $M$  为卷积核通道数,  $N$  为卷积核个数,  $D_F$  为特征图尺寸。

对于  $3 \times 3$  的卷积核来说, 如果考虑通道数  $N$ , 则进行标准卷积的参数数量与计算量大约是深度可分离卷积的 8~9

倍。由此可知, 深度可分离卷积可以大量减少网络的参数数量与计算量。

倒残差模块 (inverted residuals) 先使用逐点卷积升维, 然后使用深度卷积, 使深度卷积在更高维的空间中能提取到更多的信息; 然后再使用逐点卷积降维, 降维后使用 Linear 激活函数。因此称其为线性瓶颈结构 (linear bottleneck)。在线性瓶颈的最后一层上加入 SE 模块<sup>[19]</sup>。SE 是一种能够让网络模型对特征进行校准的机制, 它可以使得有效通道的权重变大, 无效或效果小通道的权重变小, 提高网络检测精度。

#### 3.2 Mo-M2Det 神经网络

由于苹果缺陷类型多样, 在本文的研究中将苹果缺陷主要分为机械损伤、病虫害、腐烂三种。且采摘的水果在检测平台上的位置与姿态是不确定的, 所以要求神经网络具有检测多尺度多层次目标的能力。本文提出了一种新的目标检测神经网络 Mo-M2Det, 采用 M2Det 作为基础神经网络结构<sup>[13]</sup>, 采用改进后 VGG16<sup>[20]</sup> 作为主干网络, 使用多级特征金字塔网络 MLFPN, 并采用优化后的细化 U 型模块 TUM, 生成多级多尺度特征, 再通过特征聚合模块 SFAM (scale-wise feature aggregation module) 聚合多级特征, 从而实现多尺度、多层次的目标检测。

##### 3.2.1 主干网络

Mo-M2Det 的主干网络采用 VGG16 结构, 改进后的主干网络引入了具有线性瓶颈的倒残差结构, 将标准卷积替换为深度可分离卷积, 并引入 SE 注意力机制模块<sup>[21]</sup>。

SE 模块主要由两层组成, 第一层是 Squeeze 层, 对于输入的 featuremap (假设为  $H \times W \times C$ ), 经过全局池化, 得到  $1 \times 1 \times C$  的 featuremap; 第二层是 Excitation 层, 先是两个全连接层, 第一个全连接层一般的神经元个数为  $16/C$ , 目的是降维, 而第二个全连接层的神经元个数为  $C$ , 这样做的好处是增加了更多的非线性处理过程, 能够拟合通道之间复杂的相关性。在两个全连接层之后连接到 sigmoid 激活函数, 最后是 scale 操作, 将得到的  $1 \times 1 \times C$  的 featuremap 与原始的  $H \times W \times C$  的 featuremap 全乘。

激活函数可以给神经元引入非线性因素, 使得神经网络可以任意逼近任何非线性函数, 从而应用到非线性模型中。如图 6 所示, 改进后的主干网络在网络进行第一次卷积以及在后四个卷积中使用了 H-swish 激活函数, H-swish 激活函数可以在有效提高网络精度的同时保持较少的计算量, 其函数表达式如下:

$$\text{H-swish}[x] = x \frac{\text{ReLU6}(x+3)}{6} \quad (3)$$

第一次的卷积之后, 采用 H-swish 激活函数, 将标准卷积层改为具有线性瓶颈的倒残差结构, 去除了池化层, 并将标准卷积更换为深度可分离卷积。将第三个、第五个卷积层核大小改为  $5 \times 5$ , 并加入 SE 模块, 第四个卷积层后使用 H-swish 激活函数。

去除了全连接层, 选择了第四个卷积层的第三次卷积的输出和第五个卷积层的输出进入 FFM1 (feature fusion module) 进行特征融合。主干网络如图 6 所示。

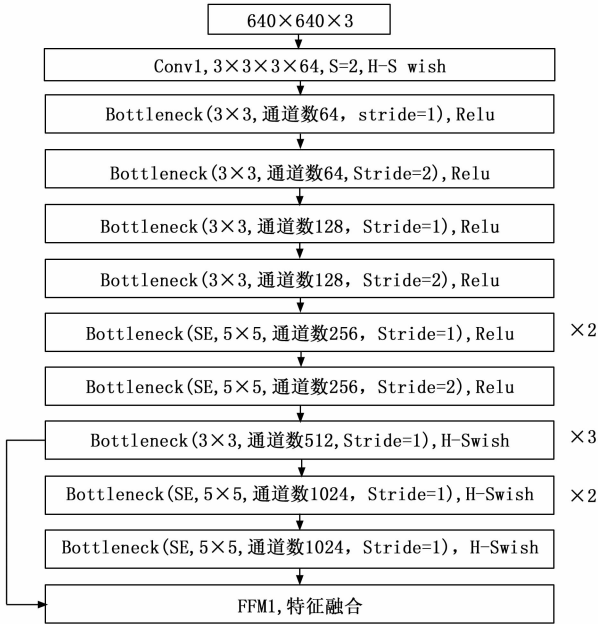


图 6 改进后的主干网络

### 3.2.2 特征金字塔

本文针对苹果缺陷的种类和大小, 减少计算量, 对 TUM 模块做出简化与改进, 使其能在满足苹果缺陷检测正确率的同时, 减少计算量与参数量, 从而能够搭载在机器人等移动端设备上。

MLFPN 是一种可以融合多层次多尺度特征的特征金字塔结构。MLFPN 主要有三个模块组成, 即特征融合模块 FFM、U 型模块 TUM、尺度特征聚合模块 SFAM。

特征融合模块 FFM 用于融合 M2Det 中不同级别的特征, FFMv1 的输入是两种不同 scale 的 feature map, 所以在融合之前加入了上采样操作来调整大小。而 FFMv2 融合的两个 scale 相同, 所以不需要进行上采样。

细化 U 型模块 TUM, 产生一系列的多尺度特征, 采用 U 型结构, 先编码再解码。TUM 解码器的输出共同构成了该 TUM 的 multi-scale 输出。

尺度特征聚合模块 SFAM, 如图所示把不同层次 TUM 输出的相同尺度的特征图聚合到一起, 此外, SFAM 中还加入了自适应注意力机制 SEnet。

MLFPN 先提取主干网络中的两个特征层输入到 FFM1 中进行特征融合, 输出的特征图进入第一层的 TUM 和 FFM2, TUM 生成不同的特征层, FFM2 将 FFM1 输出的特征图与上一层 TUM 输出的特征层融合并输入到下一层的 TUM 中。最后 SFAM 将每一层 TUM 输出的相同尺度的特征层融合, 输出不同尺度的特征图。可以看出 M2Det 网络结构复杂, MLFPN 虽然能够实现对各层次及尺度目

标的检测与分类, 但带来的负面影响就是参数量与计算量太大, 如图 7 所示。

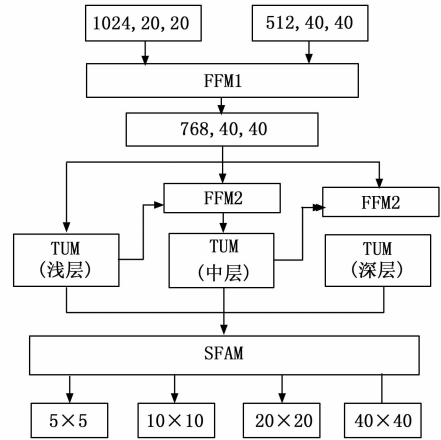


图 7 MLFPN 特征金字塔结构

改进后的 MLFPN 简化了 U 型模块 TUM, 减少了其输出的特征图数量, 将标准卷积层替换为了具有线性瓶颈的倒残差结构, 引入深度可分离卷积, 减少了参数量与计算量。

原有的 TUM 模块输出六种不同尺度的 feature map, 但对于采摘机器人来说, 果的大小虽然有差异, 但是不需要细分成六种尺度, 所以对 TUM 做出简化, 简化后的 TUM 只输出三种特征图。为了降低计算量与参数量, 将原有 TUM 中的标准卷积更换为深度可分离卷积, 图 8 为改进前后的 TUM。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 数据集准备

实验使用的数据集由网络下载的图片 and 实景拍摄的图片组成, 分为健康、机械损伤、病虫害、腐烂四个类型, 其中后三种统一标注为损伤, 共 3 565 张图片, 如图 9 所示。

苹果表面缺陷数据按照 9: 1 的比例划分训练集与测试集, 健康苹果的训练集标注目标数为 1 980 个, 测试集目标数为 220 个, 损坏苹果的训练集标注目标数为 1 890 个, 测试集目标数为 210 个。

### 4.2 实验环境及硬件选型

实验在图形处理单元 (GPU) 模式下进行, 使用的计算机配置为 Nvidia GeForce GTX 1650 显卡, 内存 16 G, 操作系统为 64 位 Windows10, 脚本语言为 Python, 并安装了 OpenCV 图像处理库、Tensorflow 深度学习框架。

本文中设计的检测平台使用的计算设备为 EA-B310 边缘智联计算机, 搭载 NVIDIA Jetson Xavier NX 核心模块, 能以 15 W 的低功耗提供 21Tops 的实时推理能力。图像采集采用大恒 MER2-135-208U3M/C-L 型号的摄像头, 采用 SmartSens SC130GS CMOS 感光芯片, 数据传输使用 USB3.0 接口。镜头采用大恒 HN-P-2524-25M-C1.2/1, 25 mm 焦距, 2 500 万像素, F2.4 光圈。主要硬件与其型号

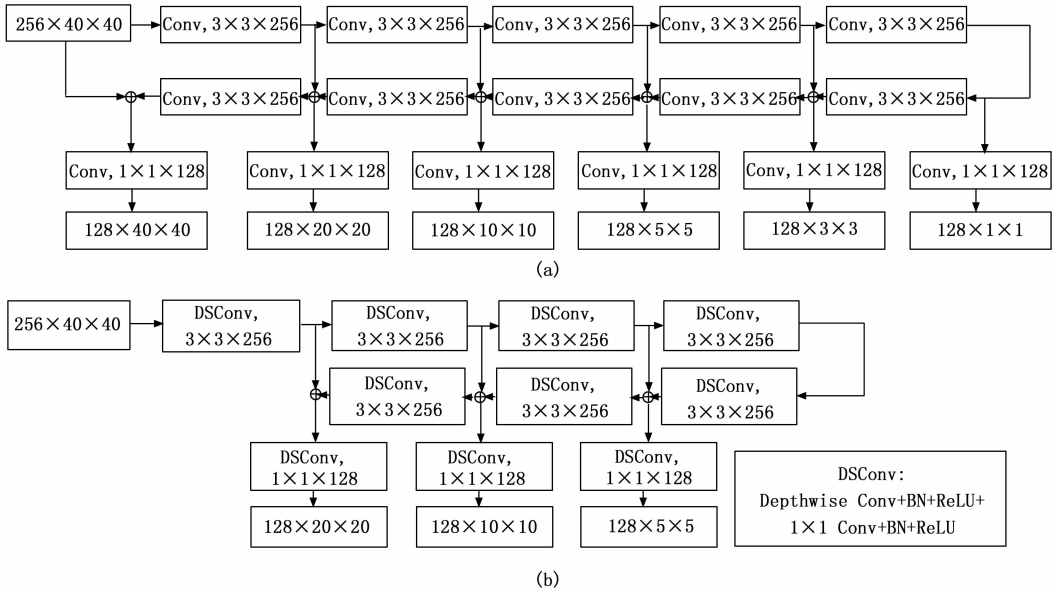


图 8 改进前后的 TUM 模块

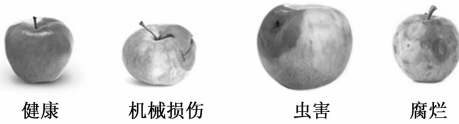


图 9 苹果表面缺陷数据集

如表 1 所示。

表 1 硬件与选型

硬件	型号	尺寸
智联计算机	EA-B310	189 mm×96.7 mm×57.5 mm
摄像头	大恒 MER2-135-208U3M/C-L	29 mm(W)×29 mm(H)×29 mm(L)
镜头	HN-P-2524-25M-C1.2/1	Φ40 mm×58.44 mm
光源	大恒 CSR-196	Φ196 mm×25.5 mm

### 4.3 检测系统性能评估

模型在不进行预训练的情况下，由于权值是完全随机的，所以模型收敛较慢，因此，在进行训练之前，载入已经训练好的预训练权重，加快模型收敛速度。

模型训练分为冻结和解冻两个阶段，其中，冻结阶段训练 50 个 Epoch (轮数)，解冻阶段训练 50 个 Epoch，冻结阶段模型的训练学习率为 0.000 1，解冻阶段的训练学习率为 0.000 01。训练中 Mo-M2Det 的损失曲线如图 10 所示，可以看出，由于载入了预训练权重，模型在前 10 个 Epoch 收敛较快，在之后的 Epoch 中，损失曲线趋向稳定且呈下降趋势。

本文将 AP (average precision) 与 mAP (mean average precision) 作为模型评价的指标，AP 为平均精度，mAP 为所有类 AP 值的平均值。其中，AP 可以表示为：

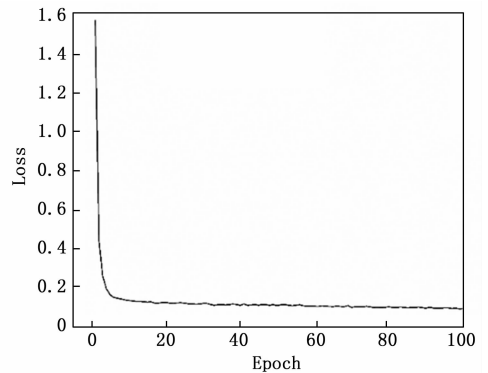


图 10 损失曲线

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (4)$$

式中， $P$  为精确率， $R$  为召回率。

精确率 (Precision) 表示对正样本结果中的预测准确程度，可以用式 (5) 表示：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

召回率 (Recall) 表示正确预测为正类的占全部实际为正类的比例，可以用式 (6) 表示：

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

式中， $TP$  为被模型预测为正类的正样本数， $FP$  为模型预测为正类的负样本数， $FN$  为被模型预测为负类的正样本数。

通过实验获得 SSD300、YoloV3、M2Det 以及 Mo-M2Det 四种模型的 AP 值，并进行对比，实验与对比结果如图 11 所示，同时获得模型的 mAP 值如图 12 所示。

结合图 11 与图 12 可以看出，改进后的 M2Det 模型的 mAP 达到了 96.5，明显优于其他模型。对于正常苹果的

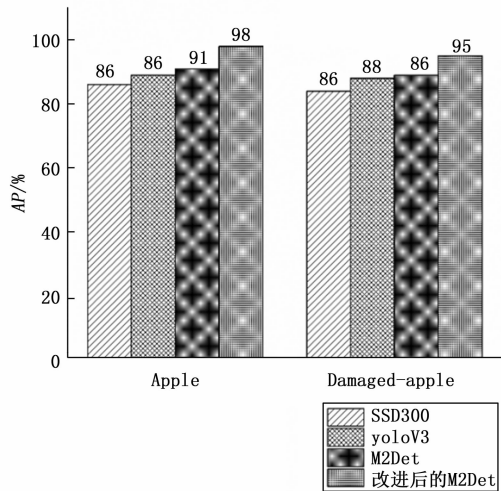


图 11 四个模型对两种类的 AP 值

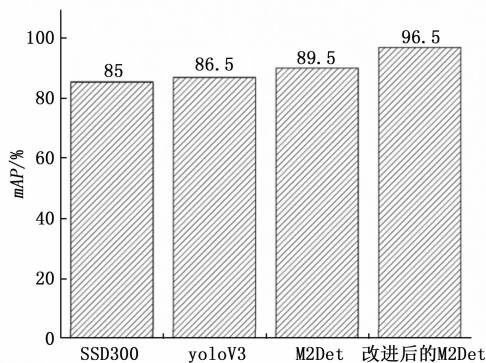


图 12 四种模型的 mAP 值

AP 值达到了 98, 对缺陷苹果的 AP 值达到了 95, 模型性能有明显提升。

在训练好模型之后, 使用图像采集设备采集完整和损坏的苹果图像若干, 检测效果如图 13 所示。

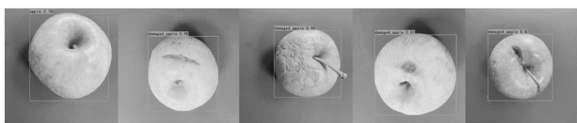


图 13 检测效果图

通过数字相机拍摄到 40 张苹果各个角度的图像, 实际包含 92 个待检测样本。使用四种模型分别为 40 张图像进行检测, 选取正检率、漏检率、错检率三个检测指标。得到的结果如表 2 所示。

表 2 检测实验结果

模型	总样本	正检数	漏检数	错检数	正检率/%	漏检率/%	错检率%
SSD300	92	71	5	16	77.2	5.4	17.4
YoloV3	92	73	11	8	79.3	11.96	8.7
M2Det	92	77	3	12	83.7	3.2	12
Mo-M2Det	92	87	4	1	94.6	4.3	1.1

从表中可以看出, Mo-M2Det 的正检率达到了 94.6%, 与其他三种模型相比有明显的优势, 同时, 漏检率仅为 4.3%, 错检率仅有 1.1%, 模型的检测效果有了很大的提升。

表 3 为改进后的网络模型与原模型及其他目标检测网络模型的参数量、检测速度 (FPS) 对比。可以看出, 原模型大小为 232 M, 由于引入了深度可分离卷积, 使得改进后的模型大小变为了 101.25 M, 模型大小降低了 56.3%。虽然 SSD300 的模型大小仅 100.28 M, 但由表 2 可知其检测准确率较低。Mo-M2Det 检测中的 FPS 达到了 124.12, 相对于原模型提升明显。改进后的模型大小相对于其他几种常用的目标检测网络均有明显优势。实验结果表明了对模型的改进基本达到了预期效果, 也验证了改进方法的可行性。

表 3 改进前后模型测试数据的对比

模型	模型大小/M	FPS
M2Det	232	118.6
Mo-M2Det	101.25	124.12
SSD300 <sup>[22]</sup>	100.28	80.35
Yolo V4	244	115.6

## 5 结束语

本文从提高采摘机器人采摘效率与采摘质量出发, 提出了一种苹果采摘机器人的全程监测系统, 由三个模块分别对采摘机器人作业的每个阶段进行监测并与后台监控系统进行反馈, 确保采摘作业更加经济、高效。该系统可以适当扩展到其他作物的采摘作业。在机器人采摘质量监测部分, 针对传统方法检测成本高、效率低的问题, 提出了一种基于深度学习的苹果表面缺陷实时检测方法。基于轻量化思想, 对主干网络进行了轻量化改进, 并根据苹果缺陷特征大小尺度的实际情况, 对 TUM 模块进行了优化。在保证 M2Det 网络的多尺度检测能力与检测准确率的前提下, 实现了模型轻量化的目标。

## 参考文献:

- [1] 刘成良, 贡亮, 苑进, 等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (7): 1-22.
- [2] 钱丽, 陈婧. 采摘机器人在线监测系统研究—基于计算机与帧内编码 [J]. 农机化研究, 2021, 44 (9): 255-259.
- [3] 李作山, 付江龙. 农业采摘机器人自动化监测与规划研究 [J]. 佳木斯大学学报: 自然科学版, 2021, 39 (6): 140-143.
- [4] 邵志明, 王怀彬, 董志城, 等. 基于近红外相机成像和阈值分割的苹果早期损伤检测 [J]. 农业机械学报, 2021, 52 (S1): 134-139.
- [5] SCHATZKI T F, HAFF R P, YOUNG R, et al. Defect detection in apples by means of x-ray imaging [J]. Proceedings of SPIE The International Society for Optical Engineering, 1996, 40 (5): 1407-1415.

- [6] 周水琴. 基于核磁共振成像的梨果品质无损检测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [7] 王银敏. 基于图像处理的苹果表面缺陷检测的研究 [D]. 南京: 东南大学, 2020.
- [8] 高辉, 马国峰, 刘伟杰. 基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法研究 [J]. 食品与机械, 2020, 36 (10): 125 - 129.
- [9] 李林蔚. 基于深度学习的苹果缺陷检测技术研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2020.
- [10] 张保华. 基于机器视觉和光谱成像技术的苹果外部品质检测方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2016.
- [11] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法 [J]. 农业机械学报, 2020, 51 (7): 30 - 35.
- [12] FAN S, LI J, ZHANG Y, et al. On line detection of defective apples using computer vision system combined with deep learning methods [J]. Journal of Food Engineering, 2020, 286: 1 - 10.
- [13] HUANG Y, LU R, CHEN K. Detection of internal defect of apples by a multichannel Vis/NIR spectroscopic system [J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 161: 1 - 8.
- [14] ZHAO Q J, SHENG T, WANG Y T, et al. M2Det: a single-shot object detector based on multi-level feature pyramid network [C] //Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019: 33.
- [15] 岳晓峰. 计算机视觉技术及其在工业中应用的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [16] 物联网产业技术创新战略联盟. 中国物联网产业发展概况 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2016.
- [17] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. arXiv preprint arXiv, 2017, 1704: 1 - 9.
- [18] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510 - 4520.
- [19] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C] //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314 - 1324.
- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] //2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2016.
- [21] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze- and- excitation networks [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132 - 7141.
- [22] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C] //European Conference on Computer - vision. Springer, Cham, 2016: 21 - 37.

(上接第 5 页)

## 5 结束语

经过实际应用验证, 该板卡可以实现基于 USB 体制的卫星测控系统的测试, 并且可以与其它功能板卡灵活组合, 实现不同的系统功能。但该板卡目前只能支持 USB 一种体制, 未来需要在此基础上不断完善扩频体制、测控数传一体化等其他卫星通用体制。

## 参考文献:

- [1] 谭左红, 田增山. 基于 FPGA+DSP 的高速基带信号处理平台的设计 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14 (3): 239 - 242.
- [2] 龚潺, 张丹, 桑小冲, 等. 基于 PXI 的卫星地面测试信号采集控制系统 [J]. 电子测量技术, 2015, 38 (3): 129 - 132.
- [3] 付连庆, 杨力生, 王韬, 等. 改进的数字 Costas 环设计与实现 [J]. 计算机工程, 2011, 37 (17): 230 - 232.
- [4] 郑博. 小卫星设备模拟器研制 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [5] 卿晨. 基于 AD8367 的超大动态范围 AGC 系统设计与测试 [J]. 电子设计工程, 2017, 25 (8): 97 - 99, 104.
- [6] 安然, 任家峪, 张卓, 等. 基于 USB 的卫星通用化地面测试软件的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (12): 133 - 136.
- [7] 刘洋, 李家琦, 李宗德. 基于数据格式库的卫星通用测试软件设计 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (8): 2680 - 2683.
- [8] 贾亮, 丛龙杰. 基于 FPGA 的高速数据采集系统研究 [J]. 计算机与信息技术, 2021, 29 (3): 69 - 71, 83.
- [9] 李璇, 许晓冬, 陈佳, 等. 通信卫星模拟器通用基础平台设计研究 [J]. 飞行器测控学报, 2011, 30 (3): 1 - 5.
- [10] 赵和平. 一种分布式卫星地面测试系统 [J]. 计算机自动测量与控制, 1995, 3 (2): 1 - 6.
- [11] 开湘龙. 基于 PXI 总线的导弹测试系统研制 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.
- [12] 金华松, 鲁新龙, 邱冬冬. 基于软件无线电技术的通用卫星模拟器设计 [J]. 电子设计工程, 2014, 22 (3): 117 - 119.
- [13] 崔伟光, 杨海峰, 杨晶, 等. 卫星分系统仿真测试平台设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (10): 3264 - 3266.
- [14] 沈小虎. 卫星地面测试设备 PCI 接口数据处理采集卡设计 [J]. 航天器工程, 2007 (4): 114 - 120.
- [15] 都乐. 基于 PCIe 接口的高速数据传输系统技术研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [16] 王晓东, 甘森, 洪杰, 等. BPSK-PM 深空通信信号及数字接收解调 [C] //中国宇航学会深空探测技术专业委员会第七届学术年会论文集, 2010: 455 - 459.
- [17] 夏珍珠. 嵌入式中频测控平台的设计与实现 [D]. 廊坊: 北华航天工业学院, 2015.
- [18] 余长江. PCIe 高速数据传输 SoC 的多模式控制电路设计 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [19] 黄艳华. 微小卫星地面综合测试系统的设计与实现 [D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [20] 陈萍, 姜秀杰. 一种适用于小卫星地检的数据采集装置 [J]. 微电子学与计算机, 2010, 27 (4): 125 - 128.