doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.003

气电混合驱动全天候苹果收获机器人设计与试验

赵德安[1]　吴任迪[1]　刘晓洋[1]　张小超[2]　姬　伟[1]

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 中国农业机械化科学研究院, 北京 100083)

摘要: 提出了一种基于气电混合驱动且能够全天候工作的高效率苹果收获机器人。该机器人机械臂包含 5 个自由度,混合使用电动和气动两种驱动方式,同时保证机械臂的准确定位和末端执行器对果实的快速柔性抓取。机器人视觉识别系统结合了机器视觉和深度神经网络方法,在提高系统鲁棒性的同时优化了系统的整体检测速度。此外,机器人配备的夜间照明系统使其能够实现全天候工作。在实验室环境下进行了机器人视觉检测试验和苹果采摘试验,结果表明,视觉系统定位苹果的平均时间为 44 ms,机器人的采摘率为 81.25%,平均每个苹果的采摘时间为 7.81 s。

关键词: 苹果; 收获机器人; 末端执行器; 机器视觉; 机械臂

中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)02-0021-08　　**OSID**:

Design and Experiment of Apple Harvesting Robot Based on Gas-electric Hybrid Drive

ZHAO Dean[1]　WU Rendi[1]　LIU Xiaoyang[1]　ZHANG Xiaochao[2]　JI Wei[1]

(1. *School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to design a highly efficient apple harvesting robot, an apple harvesting robot was proposed based on gas-electric hybrid that can work around the clock. The design and evaluation of an apple harvesting robot in the laboratory was introduced. The freedom manipulator with five degrees adopted both electric and pneumatic hybrid power as the power source. The electric motor ensured that the arm can accurately position the apple, and the pneumatic motor ensured the end-effector can quickly and flexibly grasp the apple. The apple recognition algorithm combined traditional machine learning methods with the recent popular deep neural network methods to optimize the detection speed while improving the robustness, and used the built-in lighting system to achieve long-term work. The control system included an industrial computer, an AC servo drive, and a pneumatic actuator that controlled the robot arm and the end effector to access and pick the apple. The system carried out visual and picking experiments in a laboratory environment. The average time for visual positioning of apples was 44 ms per image. The harvesting system reached an accuracy of 81.25% with average picking time of 7.81 s per fruit.

Key words: apple; harvester robot; end-effector; machine vision; manipulator

0　引言

苹果采摘属于高度重复的体力劳动,适合机器人完成[1-3]。随着收入水平的提高和饮食结构的调整,苹果消费需求将持续增加[4],苹果生产机械化也显得愈发重要,其中采摘机器人是苹果生产机械化的关键技术之一。

综合国内外文献,大致有两种方法来实现树木果实采摘的机械化。第 1 种方法是使用摇动和捕获装置收获果实。文献[5]利用拖拉机振动器摇动柑橘树来收获柑橘,试验中能够在 5 s 内收获 72% 的果实;文献[6]利用由液压驱动、并由拖拉机动力输出装置驱动振动器收割开心果,在 50 mm 的振幅和 20 Hz 的频率下获得 95.5% 的收获率。此类采摘方

收稿日期: 2019-09-12　修回日期: 2019-11-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(31571571、61973141)和江苏省优势学科建设工程项目(PAPD)

作者简介: 赵德安(1956—),男,教授,博士生导师,主要从事智能控制和智能机器人研究,E-mail: dazhao@ujs.edu.cn

法虽然效率高,但只适合坚果类果实的采摘,对苹果、梨等果实易造成损伤,影响果实的商业价值[7]。第 2 种方法是采用机器人进行选择性采摘,是将机器视觉系统和机械手结合起来,以便在尽可能不损伤果实的情况下摘取果实[8]。在采摘过程中,果实的识别定位最为重要,研究人员为了解决动态光照、遮挡和粘连等问题,使用了不同类型的传感器以及与之配合的图像处理技术[9],比如彩色摄像头、红外摄像头、激光测距仪等。文献[10]利用机器视觉识别水果,激光测距传感器确定距离,用末端执行器夹住并旋转果梗分离果实。为了节约成本,文献[11-12]使用机器视觉中的差分物体尺寸方法和双目立体图像方法确定末端执行器到果实的距离,并由此来建立果实的三维坐标。

以上方法都是在理想实验室环境下进行的,未在实际环境下进行验证,算法受自然光的干扰影响较大。为了减少自然光对识别的干扰,文献[13-14]在夜间受控的人工照明下使用双摄像头立体装置进行图像采集,对苹果园的作物进行产量估算。文献[15]运用红外摄像头和彩色摄像头识别树冠内遮挡的绿色苹果,使用投票方案从 2 个图像中确定需要检测的特征来提高准确率。除去基于颜色、形状的识别,还有采用支持向量机或神经网络的识别方法[16-18]。

除了机器人中的视觉系统,机械设计同样影响采摘动作的准确性和采摘后果实的品质。文献[19]将手工采摘方法作为候选抓取技术进行评估,利用在末端执行器上的力传感器和惯性测量单元获取三指动力抓握期间的正常接触力以及围绕前臂轴线的旋转角度,针对每个苹果品种开发出相对最佳的采摘方法。文献[20]提出一个带有真空驱动柔性抓手的 7 自由度机械臂,由硅胶漏斗和内置摄像头组成的夹具能够无损地抓取果实,可在一定程度上减少对目标形状的依赖。文献[21-22]提出一种多末端收获机器人,每个手臂都装有末端执行器,利用深度神经网络在自然光下识别目标,通过动态调度系统协调 4 个机械臂,采摘速度为 5.5 s/个。文献[23]基于可见/近红外光谱检测技术设计了苹果内部品质分级机械手,实现了在夹持苹果的同时准确预测苹果可溶性固形物的含量。

当前的果树采摘机器人应用难点在于不稳定的视觉识别和低效的抓取动作。复杂环境对机器人搭载的视觉识别系统提出了很高的要求,鲁棒性差的视觉识别限制了机器人的工作时长和范围;现有采摘机器人的机械臂多由电机模块组成,抓取时需要进行复杂的定位动作,导致抓取时间占整个采摘时间的比例很大。

本文讨论采摘机器人快速柔性摘取苹果的能力,快速且鲁棒的视觉识别能力和能够全天候长时间工作的能力。设计额外的气动源可使采摘过程中机械臂能够快速并柔性抓取苹果,提高整体的采摘速度。采用深度神经网络的视觉算法提高识别系统对变化光线和复杂环境的鲁棒性,同时延长机器人的工作时间,以提高机器人的整体工作效率。

1 材料与方法

1.1 研究对象

本文设计的机器人需要全天候进行作业,所以其搭载的视觉系统目标是能够识别各种环境下的苹果,视觉算法需要有足够的泛化性和鲁棒性。

苹果图像采集地点是江苏省徐州市丰县大沙河镇苹果示范基地和山东省烟台市蓬莱县苹果示范基地,采集时间为 2018 年 10 月 24 日 13:00—20:00,采集时摄像头的位置模仿末端执行器所在的高度和姿势。试验共采集图像 2 460 幅,分辨率为 640 像素 × 480 像素,其中训练集 1 600 幅,验证集 860 幅。

苹果树高度一般为 3 ~ 5 m,直径为 1.5 ~ 3 m,并且呈主干形,苹果分布均匀。设计的机械平台需要能够达到不同的高度,并且末端执行器需要无损地将苹果从树上分离。

为了使苹果收获机器人具有商用价值。本文的设计策略是以采摘效率和低成本为最高优先级,并将其作为评估整体性能的基准。

1.2 系统构成和流程

1.2.1 整体系统组成

本文设计的苹果收获机器人由 2 自由度电动移动平台和 5 自由度机械臂组成。机械臂包括 1 个手动调节升降平台、3 个电机控制的腰部和大小臂部分、气动控制的小臂直动推杆及末端执行器部分、视觉识别部分、各个系统之间的通信部分以及整体控制中枢部分。机械臂内各部分间关系如图 1 所示。

视觉系统负责目标苹果的识别,包括摄像头;气动系统负责小臂直动推杆的升缩及末端执行器的柔性抓取,包括气动直动推杆、Festo 气动装置、红外传感器、压力传感器、割刀、抓手;电机系统负责机械臂的伺服控制,包括伺服驱动器、电机及转动关节;通信系统将各个模块产生的数据与主控机进行交互。

1.2.2 整体系统流程

本文的苹果收获机器人整体系统的运行流程包含 3 个线程,分别是控制气动装置和显示调试界面的气动线程,控制电机驱动机械臂移动的电动线程,以及刷新视频流和检测苹果的机器视觉线程,三者

之间的协同工作如图 2 所示。

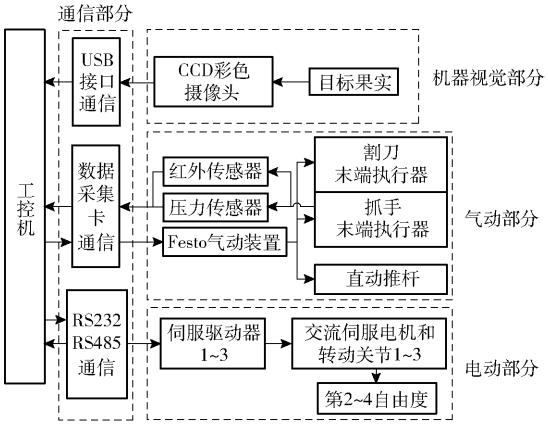


图 1　整体系统构成

Fig. 1　Overall system composition

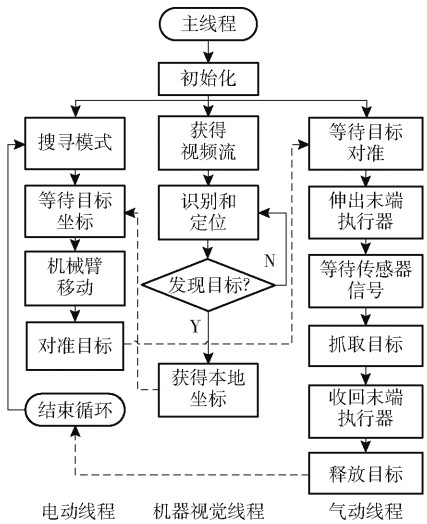


图 2　整体系统流程图

Fig. 2　Overall system flow

当苹果收获机器人开始工作时，会同时启动 3 个线程，其中电动线程的“等待目标坐标”和气动线程的“等待目标对准”会阻塞直到条件满足，首先进入搜寻状态，此时机械臂以“Z”形往复运动，使得摄像头的视野尽可能覆盖有效的采摘范围。当摄像头视野中出现苹果时，机械臂的转速降低进入对准模式。当机械臂上的末端执行器对准苹果之后，会启动气动装置伸出末端执行器，此时末端执行器上的传感器感应到目标之后抓紧目标，抓手的抓力随着压力传感器的数值变化自动调节，使得能够柔性抓取目标。抓到一定紧度后启动割刀割断果梗，接着收回末端执行器，抓手松开目标，使目标从输送管送到果篮。至此，一次采摘的循环完成，机器人重新进入搜寻模式，继续下一次采摘。

1.3　视觉系统

1.3.1　识别网络

为了让视觉系统能够检测各种环境下的苹果，具有足够的鲁棒性，让视觉系统达到快速和鲁棒的识别效果，选用深度卷积神经网络 YOLO V3[24] 实现苹果检测。深度神经网络能够自适应地学习目标特征，实现端到端的目标检测，并且已经被证明能够检测各种动态环境下的目标。对网络模型进行修剪，具体结构如图 3 所示。输入的图像通过卷积层提取特征，池化层降低维度，两者交替放置得出输出张量。由于检测目标单一，不需要过深的神经网络，相比于原算法，本文用 VGG 结构代替残差网络，并将输出张量的尺寸由 3 种缩减为 2 种，网络在第 4 层浅层网络处提取信息与第 11 层深层网络进行融合，最终输出 13×13 和 26×26 两种不同尺寸的预测张量。其目的是提高整体模型的召回率，使其能够更

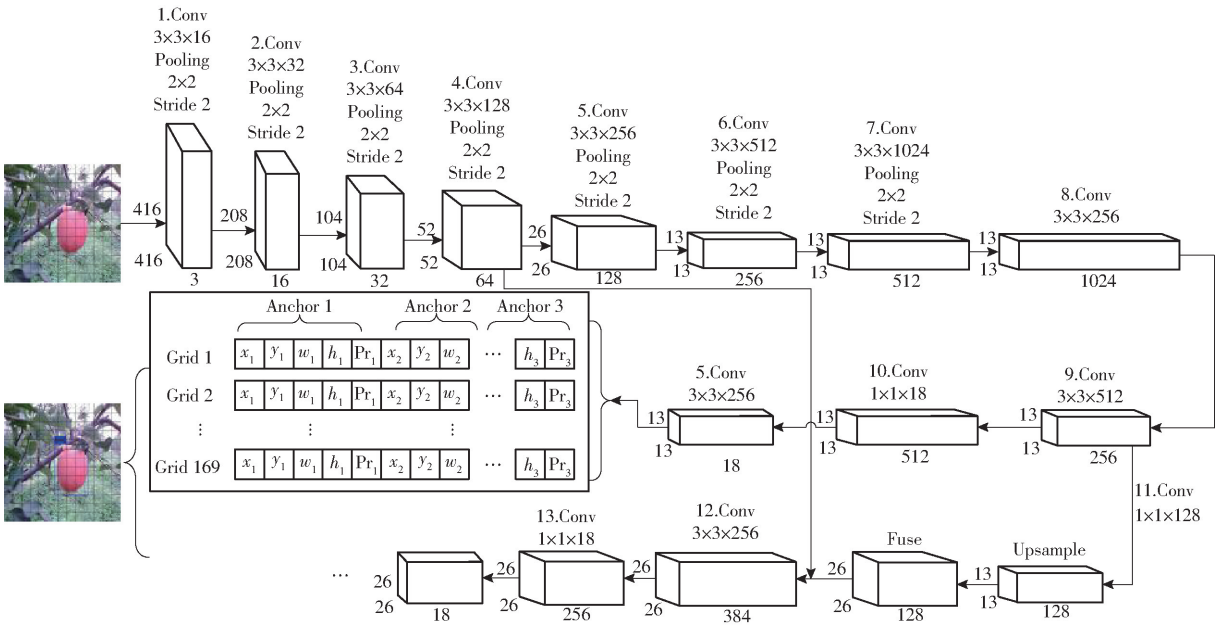


图 3　YOLO V3 网络结构

Fig. 3　YOLO V3 network structure

好地检测到苹果粘连的情况。

设计了苹果图像采集试验,用于网络训练和准确性验证,采用 PASCAL VOC 数据集的格式并用 LabelImg 制作数据集。使用 Darknet 框架在 GTX 1080 8G 显卡下进行训练,训练时采用 64 个样本作为一个处理单元,使用 BN(batch normalization)进行正则化,并且加入比例为 0.5 的丢弃层(dropout),以保持每层提取特征的相互独立,动量(momentum)设置为 0.9,权值衰减(decay)设置为 0.000 5,起始学习率(learning rate)设为 0.001,并在每迭代 4 000 次后衰减 0.1 倍。

总计训练 12 000 次,每 100 次输出一次权值文件,其训练模型基于验证集计算出的平均准确率(mean average precision,mAP)随迭代次数的变化如图 4 所示,可以看出 mAP 稳定在 92%。关于模型更具体的描述(如与其他算法的性能对比、实际测试集的评估和实际检测图像实例)参照文献[24]。

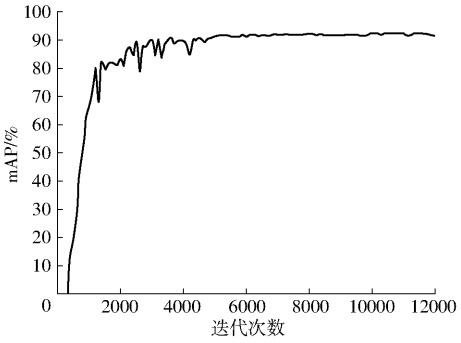


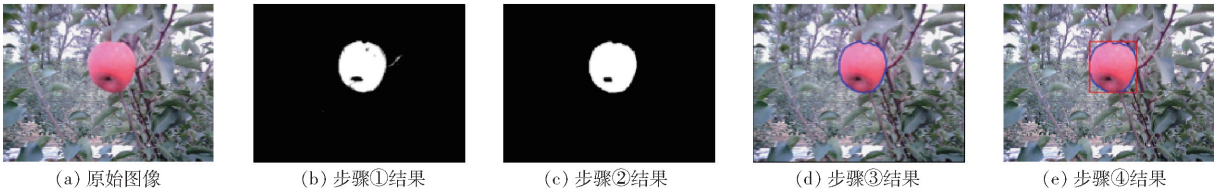
图 4 mAP 随迭代次数的变化曲线

Fig. 4 mAP changes with iterations

1.3.2 传统机器视觉

虽然深度神经网络具有较高的准确率和泛化能力,但是对计算力的要求较高,通常将其部署在并行计算能力强的 GPU 上运行,用额外的成本换取检测效率的提高。本文采用神经网络主要是为了应对动态变化的光照环境,但在实际试验中在一定的时间段内环境光照不会发生剧烈变化,这时传统的机器视觉算法也能够得到稳定的检测结果,并且会消耗更少的计算资源,加快检测速度。

本文传统视觉算法流程分为 4 个步骤:①将所采集的 RGB 图像转换至 HSV 空间,提取 H 分量,设置阈值为红色范围并二值化,初步分割出苹果区域。②用开运算消除细微的噪声。③找到所有的连通区域。④利用最小外接矩形标注各个连通区域,其中面积最大的矩形框设为当前的主要目标。其具体流程如图 5 所示。算法最终会得到矩形框的尺寸及其中心点。由于该算法仅利用目标颜色进行识别,实际计算量非常小,远低于深度神经网络的算法。



(a) 原始图像 (b) 步骤①结果 (c) 步骤②结果 (d) 步骤③结果 (e) 步骤④结果

图 5 苹果检测步骤

Fig. 5 Steps of apple detection

1.3.3 算法融合

为了利用前面 2 种算法的优势,将两者结合使用。视觉系统在运行时会根据当时环境的变化而切换算法,在复杂环境下启用鲁棒性更强的深度神经网络,而在单一环境下启用速度更快的传统机器视觉。其中视觉系统的切换需要在两者之间设计一个算法进行沟通,并以一定的阈值控制两者的切换,阈值计算公式为

$$\tau = k\frac{\sqrt{(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2}}{w_1+h_1}\frac{\sqrt{(w_1-w_2)^2+(h_1-h_2)^2}}{w_1+h_1} \tag{1}$$

式中 $(x、y)$——目标中心坐标

$w、h$——目标外包矩形框的宽度和高度

其中下标 1 表示深度神经网络输出结果,下标 2 表示传统机器视觉输出结果。

这里将前者算法的检测结果作为可靠数据,然后计算后者算法结果与前者的偏差,当偏差 τ 越大时,说明传统机器视觉的结果越不可信。当 τ 大于 τ_0 时,会使用深度神经网络的结果作为系统检测结果,反之将传统机器视觉的结果作为系统检测结果,τ_0 是二者切换的阈值,初始算法设为深度神经网络算法。这样的切换机制会在两种情况下触发:机器人工作 10 min 之后;末端执行器采摘失败 2 次之后。具体流程如图 6 所示。

1.4 机械系统

1.4.1 机械臂

机械结构是由 5 自由度的 PRRRP 机械臂和末端执行器构成,如图 7 所示。第 1 个自由度由升降平台控制,用来调节整体机器人的高度,以适应不同高度的果树;第 2 个自由度由腰部电机控制,实现机械臂的 x 轴移动;第 3 和第 4 个自由度由大臂和小

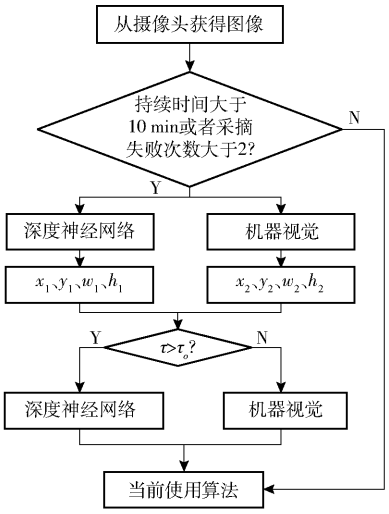


图 6　视觉系统切换流程图

Fig. 6　Visual system switching

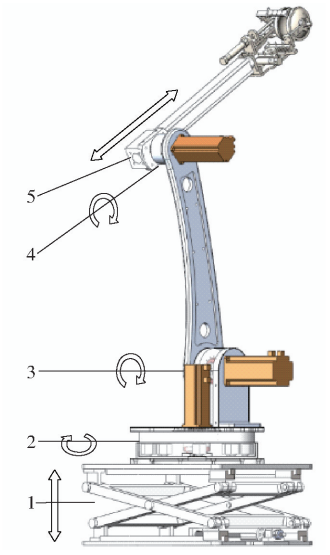


图 7　采摘机械手结构简图

Fig. 7　Manipulator structure

1. 升降平台　2. 腰部　3. 大臂　4. 小臂　5. 气动装置

臂电机控制,实现机械臂的 y 轴移动;第 5 个自由度由气动推杆控制,以实现末端执行器的伸缩。

机械臂在整个运动过程中负责将末端执行器对准目标苹果,它会在视觉系统获得目标坐标后开启对准模式。因为视觉传感器放置在末端执行器的中央位置,属于手眼模式,由此视觉系统传回的目标坐标是局部坐标。手眼模式的优势在于机械臂基于局部坐标进行工作,可以不断地进行位置的矫正判断,相比于利用全局相机得到的精准坐标进行一次性定位,手眼模式对机械结构本身的精度要求很低,不会因为机械臂有稍微的磨损而无法正确地抓取到目标。

机械臂控制模型如图 8 所示,视觉系统在获得目标坐标(x_t, y_t)之后,计算目标到摄像头图像中心点的偏移 e_x、e_y,由此可以计算出将目标对准中心点所需要的机械关节转动角,转换关系为

$$\begin{cases}\Delta\theta_1 = e_x \Delta d \\ \Delta\theta_2 = k_1 e_y \Delta d \\ \Delta\theta_3 = k_2 e_y \Delta d\end{cases} \tag{2}$$

式中　$\Delta\theta_1$、$\Delta\theta_2$、$\Delta\theta_3$——腰部、大臂、小臂电机转动角

k_1、k_2——机械臂的控制参数

Δd——将图像中移动的像素距离调整为电机转动角的系数

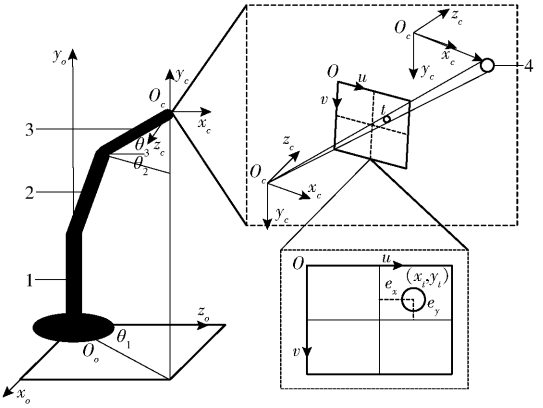


图 8　机械臂控制模型

Fig. 8　Control strategy of manipulator

1. 腰部　2. 大臂　3. 小臂　4. 目标

1.4.2　末端执行器

收获机器人采摘流程中,对采摘苹果品质影响最大的是末端执行器的机械结构。为了保护苹果在采摘过程中不被损伤,需要使用具有柔性抓取能力的抓手,本文使用的末端执行器的机械机构如图 9 所示。末端执行器由两个气动装置驱动,第 1 个气动装置负责抓手的张开和闭合,第 2 个气动装置负责割刀的圆周运动以割开果梗;同时上面附有 3 个传感器:抓手同轴心的摄像头、2 个抓手内侧的红外光电传感器和压力传感器。

抓取苹果分 3 个步骤:

(1)当采摘流程进入抓取苹果阶段时,接收到机械臂对准目标的信号之后,直动推杆的启动装置持续伸出末端执行器,此时抓手上的红外光电传感器检测到抓手目标存在后停止直动推杆的伸缩,并激活末端执行器上的第 1 个气动装置合并抓手,此时合并压力会随着压力传感器传回压力的逐渐增大而逐渐减小,其关系式[25]为

$$p = k_3/(f+s)^2 \tag{3}$$

式中　k_3——气压公式的参数

f——压力传感器转换的压力

s——从启动气动装置开始的时间

p——供给气动装置的气压

直到 p 为零时,完全抓住目标。

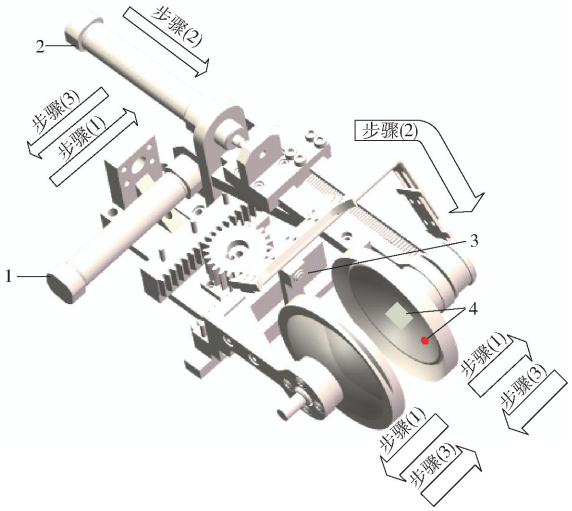


图 9 末端执行器机械机构

Fig. 9 End effector mechanism

1. 第 1 个气动装置 2. 第 2 个气动装置 3. 彩色摄像头 4. 红外光电传感器和压力传感器

(2)激活第 2 个气动装置启动割刀割断果梗,使苹果与树分离。

(3)收回直动推杆,回到其初始位置激活第 1 个气动装置张开抓手释放苹果,让苹果顺着回收管道成功回收,其具体流程如图 10 所示。

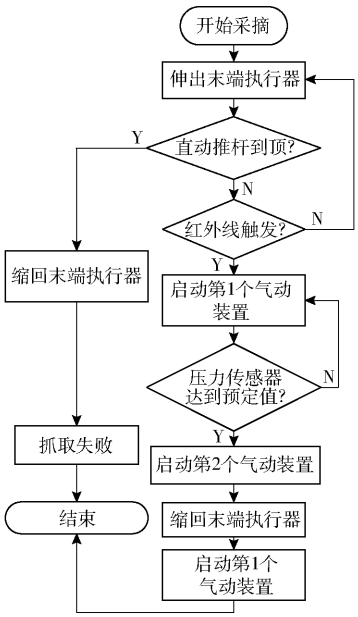


图 10 末端执行器抓取流程图

Fig. 10 Flow chart of end-effort grab

2 试验与结果分析

2.1 测试环境

苹果收获机器人试验地点位于实验室内。试验对象是一棵高度仿真的苹果树,有错落的树枝、大量的树叶和颜色质地不同的苹果分布设置,苹果树和真实果树尺寸一致,如图 11 所示。

除了以上介绍的机械部分,试验中的硬件包含

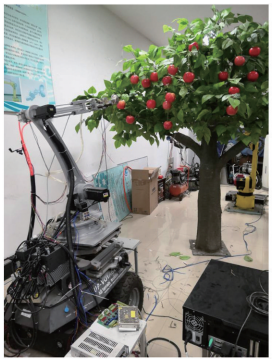


图 11 收获机器人试验图

Fig. 11 Harvest robot experiment diagram

负载机器人的底盘平台、提供动力的移动电源和提供气压的空压机、控制电机的伺服驱动器、控制气动的伺服定位控制器、辅助照明光源等。机器人硬件组成如表 1 所示。

表 1 试验硬件

Tab. 1 Experimental hardware

设备	参数/型号	作用
底盘平台	旅行家 4 号移动机器人平台	机器人平台
空压机	浪达牌 LD-800X3 型	提供恒定 0.4 MPa 气压
电动驱动器	ASDA-A2 型伺服驱动器	控制机械臂
气动驱动器	Festo CPX-FB13 型	控制末端执行器
探照光源	600 lm	夜间辅助照明

工控机 CPU 为 Intel Core i7-7700HQ,内存 8 GB,操作系统为 Windows XP,使用编译器为 Visual Studio 2010,编译语言为 C++,人机交互界面使用 MFC 框架,使用的库包括 OpenCV3.4、Festo SDK、台达 SDK。其中视觉系统中深度神经网络运行在 Intel CPU 的集成显卡中,运用 openMP 进行加速检测,传统方法也同样运行在 CPU 上。

2.2 视觉试验

视觉试验单独测试视觉系统中 2 种算法的运行时间和用以调整机械臂对准模式下的运行频率。先改变运行逻辑单独测试 2 种算法,测试 2 种算法在白天和黑夜环境下的运行时间。将摄像头对准目标持续检测 3 min,收集算法的运行时间,计算出平均检测单幅图像所需的时间。为了实现在空旷环境下夜间识别的测试,使用黑色的幕布吸收光线来模拟夜间环境,以避免墙壁反光造成的二次光源。试验环境如图 12 所示。

试验结果表明,传统机器视觉运行时间白天为 10 ms,黑夜为 9 ms,深度神经网络白天为 60 ms,黑夜为 55 ms。由于白天背景复杂,算法运行时间普遍比黑夜长,传统算法的效率约为深度神经网络算法的 6 倍。



图 12　黑夜模拟环境

Fig. 12　Simulation of night environment

为了模拟果园环境下的视觉识别，分别在白天和夜晚进行视觉系统试验，其检测结果和人工检测结果进行对比，人工检测的目标限定为离末端执行器 80 cm 的可摘取苹果。

打开机械臂扫描模式，每隔 10 s 将摄像头采集的图像及其检测结果保存到工控机中，持续采集 3 min，让机器人扫描到大部分采摘区域。试验共进行 5 次，从 14:00 开始，到 22:00 结束，将每次检测苹果的个数除以人工从图像计数得到的个数作为试验的准确率，结果如表 2 所示。

可以看出整体视觉检测时间都较短，白天由于光照的复杂性，会采用深度神经网络作为主要的检测算法，检测时间较长，同时准确率因为不同时间段光照的变化而不同；黑夜在辅助光源下检测时，单调的背景使得传统机器视觉也能适用，检测时间大幅下降，并且准确率得到提高。本次试验得到系统总体识别准确率为 94.14%，白天单幅图像平均检测时间为 66 ms，夜间单幅图像平均检测时间为 11 ms，总体单幅图像检测时间为 44 ms。

表 2　视觉试验结果

Tab. 2　Vision experiment results

试验时间	准确率/%	检测时间/ms
14:00	94.2	67
16:00	93.7	71
18:00	91.4	62
白天平均值	93.10	66
20:00	95.1	12
22:00	96.3	11
夜间平均值	95.70	11
平均值	94.14	44

2.3　采摘试验

苹果收获机器人需要评估采摘率和采摘时间 2 个参数，采摘率为收获的苹果占采摘范围内可视苹果总数的比例；采摘时间为采摘单个苹果需要的平均时间，包括各个工作环节的时间。

进行采摘试验之前，在仿真树的一面上随机挂好苹果。然后让机器人进入自动采摘模式，采摘苹果的同时在后台记录各个阶段的运行时间，进行 4 次试验，其中第 4 次为夜间试验，每次试验苹果悬挂的位置随机，仿真树也会旋转一定角度。试验结果如表 3 所示，表中平均时间是指采摘单个苹果所用时间的平均值。

表 3　采摘试验结果

Tab. 3　Picking experiment results

试验序号	果实数/个	采摘苹果/个	搜索时间/s	对准时间/s	气动采摘时间/s	回收时间/s	总时间/s
1	20	17	37.74	43.32	46.87	11.72	139.64
2	20	15	35.59	33.17	42.09	9.55	120.41
3	20	16	34.97	35.66	41.58	9.82	122.03
4	20	17	34.34	35.85	44.74	10.77	125.70
总计	80	65	142.64	148.00	175.28	41.86	507.78
百分比/%		81.25	28.09	29.15	34.52	8.24	
平均时间/s			2.19	2.28	2.70	0.64	7.81

由表 3 可知，单个苹果采摘时间为 7.81 s，采摘率为 81.25%。占用时间较长的是对准和抓取阶段，其中对对准阶段用时影响最大的是视觉识别的刷新速度和机械臂的转动精度，对抓取阶段用时影响最大的是直动推杆的移动速度。相比于电动推杆，气动直动推杆动作迅速，能够显著缩短采摘时间。在整个抓取动作中，涉及到推杆的伸出和缩回，抓手的张开与闭合还有割刀的划动，这些动作全部由气动实现需要 2.69 s，对比文献[26]电动机器人的 6 s，效率提高了近 1 倍。

相比于电动推杆驱动机器人[26] 15.4 s 的单个苹果抓取时间，本文机器人抓取时间降低了 48%。

所以采用的实时视觉系统和以气动作为动力的抓取系统对整体采摘时间有极大的优化作用。

3　结论

(1)设计了能够自动识别并采摘的苹果收获机器人。阐述了整体系统构成、机械系统和视觉系统的设计，并针对视觉系统的识别能力、机器人的采摘效率和采摘速度进行试验。

(2)相比于纯电动机器人，基于气电混合动力的机械臂设计使采摘效率得到大幅提升。视觉系统

中 2 种算法的切换模式提高了系统对光线变化和复杂环境的鲁棒性,机器人在不影响实时性的条件下增加了工作时长,同时搭载的辅助照明增加了机器人夜间工作的能力。

(3)视觉试验和采摘试验表明,视觉系统的总体识别准确率为 94.14%,时间为 44 ms;采摘单个苹果平均需要 7.81 s,采摘率为 81.25%,视觉系统和末端执行器的优化缩短了整体的采摘时间。

参 考 文 献

[1] 晏百荣, 周应恒, 张晓恒. 农业劳动力价格上升对中国苹果生产要素投入结构的影响[J]. 农林经济管理学报, 2017, 16(5): 563 - 572.
YAN Bairong, ZHOU Yingheng, ZHANG Xiaoheng. The impact of agricultural labor price rise on China's apple production factors input structure[J]. Journal of Agriculture and Forestry Economic Management, 2017, 16(5): 563 - 572. (in Chinese)

[2] BAC C W, VAN HENTEN E J, HEMMING J, et al. Harvesting robots for high-value crops: state-of-the-art review and challenges ahead[J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(6): 888 - 911.

[3] ZHAO Y, GONG L, HUANG Y, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 311 - 323.

[4] 杨慧莲, 刘军弟, 时卫平, 等. 世界苹果主产国生产, 加工, 贸易与消费状况分析[J]. 北方园艺, 2015(10): 166 - 169.
YANG Huilian, LIU Jundi, SHI Weiping, et al. analysis of production, processing, trade and consumption status of the world's major apple producing countries[J]. Northern Horticulture, 2015(10): 166 - 169. (in Chinese)

[5] TORREGROSA A, ORTI E, MARTÍN B, et al. Mechanical harvesting of oranges and mandarins in Spain[J]. Biosystems Engineering, 2009, 104(1): 18 - 24.

[6] POLAT R, GEZER I, GUNER M, et al. Mechanical harvesting of pistachio nuts[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 79(4): 1131 - 1135.

[7] ZHOU J, HE L, KARKEE M, et al. Effect of catching surface and tilt angle on bruise damage of sweet cherry due to mechanical impact[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 121: 282 - 289.

[8] LI P, LEE S H, HSU H Y. Review on fruit harvesting method for potential use of automatic fruit harvesting systems[J]. Procedia Engineering, 2011, 23: 351 - 366.

[9] GONGAL A, AMATYA S, KARKEE M, et al. Sensors and systems for fruit detection and localization: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 116: 8 - 19.

[10] BULANON D M, KATAOKA T. Fruit detection system and an end effector for robotic harvesting of Fuji apples[J]. Agricultural Engineering International: CIGR Journal, 2010, 12(1): 203 - 210.

[11] BULANON D, KATAOKA T, OKAMOTO H, et al. Determining the 3-D location of the apple fruit during harvest[C]// Automation Technology for Off-Road Equipment Proceedings of the 2004 Conference, 2004: 91 - 97.

[12] BARNEA E, MAIRON R, BEN-SHAHAR O. Colour-agnostic shape-based 3D fruit detection for crop harvesting robots[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 57 - 70.

[13] WANG Q, NUSKE S, BERGERMAN M, et al. Automated crop yield estimation for apple orchards[C]// Experimental Robotics, 2013: 745 - 758.

[14] LINKER R, COHEN O, NAOR A. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 81: 45 - 57.

[15] WACHS J P, STERN H I, BURKS T, et al. Low and high-level visual feature-based apple detection from multi-modal images[J]. Precision Agriculture, 2010, 11(6): 717 - 735.

[16] WANG J, ZHAO D, JI W, et al. Application of support vector machine to apple recognition using in apple harvesting robot[C]//2009 International Conference on Information and Automation, 2009: 1110 - 1115.

[17] JI W, ZHAO D, CHENG F, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot[J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186 - 1195.

[18] SA I, GE Z, DAYOUB F, et al. Deepfruits: a fruit detection system using deep neural networks[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1222.

[19] DAVIDSON J, SILWAL A, KARKEE M, et al. Hand-picking dynamic analysis for undersensed robotic apple harvesting[J]. Transactions of the ASABE, 2016, 59(4): 745 - 758.

[20] BAETEN J, DONNÉ K, BOEDRIJ S, et al. Autonomous fruit picking machine: a robotic apple harvester[C]// Field and Service Robotics, 2008: 531 - 539.

[21] WILLIAMS H A, JONES M H, NEJATI M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 140 - 156.

[22] 李国利, 姬长英, 顾宝兴, 等. 多末端苹果采摘机器人机械手运动学分析与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(12): 14 - 21.
LI Guoli, JI Changying, GU Baoxing, et al. Kinematics analysis and experiment of apple harvesting robot manipulator with multiple end-effectors[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12): 14 - 21. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20161203&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.12.003. (in Chinese)

(下转第 36 页)

Chinese)
[12] KHALIL A, ARSALAN B R, BAHRAM T. Dynamics modeling and sliding mode control of tractor-trailer wheeled mobile robots subject to wheels slip[J]. Mechanism and Machine Theory,2019,138(8):16 - 37.
[13] 高国琴,周辉辉,方志明. 混联式汽车电泳涂装输送机构的时延估计自适应滑模控制[J]. 汽车工程,2018,40(12):1405 - 1412.
GAO Guoqin, ZHOU Huihui, FANG Zhiming. Adaptive sliding mode control for vehicle series-parallel electrophoretic coating conveyer based on time-delay estimation[J]. Automotive Engineering,2018, 40(12): 1405 - 1412. (in Chinese)
[14] 高伟,倪媛媛,丁世宏. 基于终端滑模和扰动观测的 Buck 型变换器复合控制技术[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(12):387 - 392,428.
GAO Wei,NI Yuanyuan,DING Shihong. Composite controller design for Buck converters based on terminal sliding mode and disturbance observer[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49 (12):387 - 392,428. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20181246&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.046. (in Chinese)
[15] LI Zhiqiang, CHEN Liqing, ZHENG Quan, et al, Control of a path following caterpillar robot based on a sliding mode variable structure algorithm[J]. Biosystems Engineering, 2019,186(10):293 - 306.
[16] 薛金林,张顺顺. 基于激光雷达的农业机器人导航控制研究[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):55 - 60.
XUE Jinlin, ZHANG Shunshun. Navigation of an agricultural robot based on laser radar[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(9): 55 - 60. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20140909&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.009. (in Chinese)
[17] 冯培德. 论混合式惯性导航系统[J]. 中国惯性技术学报,2016,24(3):281 - 284,290.
FENG Peide. On hybrid inertial navigation systems[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(3): 281 - 284, 290. (in Chinese)
[18] 何勇,蒋浩,方慧,等. 车辆智能障碍物检测方法及其农业应用研究进展[J]. 农业工程学报,2018,34(9):21 - 32.
HE Yong, JIANG Hao, FANG Hui, et al. Research progress of intelligent obstacle detection methods of vehicles and their application on agriculture[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(9):21 - 32. (in Chinese)
[19] 黄培奎,张智刚,罗锡文,等. 田间作业车辆外部加速度辨识与姿态测量系统研制[J]. 农业工程学报,2019,35(3):9 - 15.
HUANG Peikui, ZHANG Zhigang, LUO Xiwen, et al. Development of external acceleration identification and attitude estimation system of field working vehicle[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(3):9 - 15. (in Chinese)
[20] 刘正铎,张万枝,吕钊钦,等. 扰动下农用运输车辆路径跟踪控制器设计与试验[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(12):378 - 386.
LIU Zhengduo, ZHANG Wanzhi, LÜ Zhaoqin, et al. Design on trajectory tracking controller of agricultural vehicles under disturbances[J/OL]. Tranactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(12):378 - 386. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20181245&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.045. (in Chinese)

(上接第 28 页)

[23] 彭彦昆, 马营, 李龙. 苹果内部品质分级机械手设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 314 - 319.
PENG Yankun, MA Ying, LI Long. Design and experiment of apple internal quality sorting manipulator[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 314 - 319. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190134&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.034. (in Chinese)
[24] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 164 - 173.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Robot picking apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 164 - 173. (in Chinese)
[25] 鲍官军, 张水波, 陈亮, 等. 基于气动柔性驱动器的球果采摘末端抓持器[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 242 - 246.
BAO Guanjun, ZHANG Shuibo, CHEN Liang, et al. Cone picking end gripper based on pneumatic flexible actuator[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 242 - 246. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20130542&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.05.042. (in Chinese)
[26] ZHAO D, LV J, JI W, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112 - 122.