

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107650

基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究综述^{*}

郑太雄, 江明哲, 冯明驰

(重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065)

摘 要: 目标识别和定位的精度直接关系到采摘机器人采摘效率、质量和速度。本文对近年来采摘机器人的目标识别和三维定位的研究工作进行了系统性的总结和分析, 综述了果蔬识别和定位的几种主要方法: 目标识别: 数字图像处理技术、基于机器学习的图像分割与分类器和基于深度学习的算法; 三维定位: 基于单目彩色相机、基于立体视觉匹配、基于深度相机、基于激光测距仪和基于光基 3D 相机飞行时间的三维定位。分析了影响果蔬识别和定位精度的主要因素: 光照变化、复杂的自然环境、遮挡以及动态环境干扰下成像不精确。最后对采摘机器人目标识别与定位的未来发展作了几点展望。

关键词: 采摘机器人; 目标识别; 三维定位; 深度学习

中图分类号: TH69 TP249 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Vision based target recognition and location for picking robot: A review

Zheng Taixiong, Jiang Mingzhe, Feng Mingchi

(College of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The accuracy of target recognition and location is directly related to the picking efficiency, quality and speed of the picking robot. In this article, the research works on target recognition and three-dimensional location of the picking robot in recent years are systematically summarized and analyzed. Several main methods of fruit and vegetable recognition and location are summarized. For target recognition, the methods include digital image processing technology, machine learning image segmentation and classifier and algorithm based on deep learning. For three-dimensional location, the methods consist of monocular color camera, stereo vision matching, depth camera, laser rangefinder and optical 3D camera based on flight time. The main factors that affect the accuracy of fruit and vegetable recognition and positioning are analyzed, which include illumination change, complex natural environment, occlusion and imprecision imaging under dynamic environment interference. Finally, the future development of target recognition and location of picking robot is prospected.

Keywords: picking robot; target recognition; three-dimensional location; deep learning

0 引 言

自 20 世纪 80 年代第一台番茄采摘机器人问世以来, 美国、英国、法国等国家相继开展了各种采摘机器人的研究, 如苹果^[1-18]、番茄^[19-23]、柑橘^[21, 24-34]、猕猴桃^[35-37]、荔枝^[23, 28, 38-40]、草莓^[41-42]、葡萄^[28, 43-46]、芒果^[47-50]、甜椒^[51-54]等。近年来, 我国农产品产量逐年增加, 截至 2020 年, 中国的水果、蔬菜等产量均居世界首位。果蔬采摘占生产劳动量的三分之二以上^[55], 城镇化

进程加剧了劳动力的短缺, 造成果蔬采摘成本大幅提高。采摘机器人能够提高生产效率、降低采摘成本, 是果蔬生产的必然趋势。

采摘机器人的运行环境复杂, 不确定性因素多, 造成采摘难度大。高效快捷的果蔬采摘需要精准的目标识别^[51]和三维定位^[52]的支撑。采摘机器人的视觉系统运行经历 4 个阶段: 目标检测^[51]、目标识别^[52]、三维重建^[56]和三维定位^[57]。目标检测要求检测算法及时检测出图像中的目标物体; 目标识别要求识别出采摘的对象和其他干扰项; 三维重建将先通过摄像机获取目标物的

收稿日期: 2020-03-24 Received Date: 2020-03-24

^{*} 基金项目: 重庆市自然科学基金 (CSTC2018JCYJA0648) 项目资助

二维图像,再通过特征提取^[58]、立体匹配^[39]等算法获取果实在空间中的三维信息;通过三维重建获取空间坐标完成三维定位。目标识别和定位的精度直接决定采摘机器人的采摘效率,农作物是否受到破坏,采摘机器人本体是否碰撞损坏等。采摘作业时,引起目标识别和定位不精准的因素颇多,概况起来大致可归结为以下几个方面:1)自然光照的变化;2)复杂的生长环境;3)果实重叠或被枝叶、枝干等遮挡;4)机械臂振动造成传感器成像不精确;5)射频干扰(机器人控制器、相机、传感器等);6)机器人机械故障等。在如此众多干扰因素存在的情况下,精确的果蔬识别和定位面临巨大的挑战。

20世纪90年代以来,采摘机器人领域发展迅速,目标识别涌现出许多新方法:1)传统数字图像处理技术,如基于颜色(RGB, HSV, Lab, HSI)^[12,23,26,42,59-61]、纹理^[11,62-64]、形状^[30,61,65]等特征的提取识别;2)基于机器学习的图像分割技术与分类器,如基于K-means聚类算法^[13,28,40,44]、基于贝叶斯分类器算法^[66-67]、基于KNN聚类算法^[14,68-70]、基于Adaboost和Haar-like特征算法^[45,71]、基于支持向量机(support vector machine, SVM)算法^[15,31-32,72-73]等;3)基于深度学习的神经网络算法,如AlexNet网络^[46,74-75]、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)^[76-78]、VGGNet网络(visual geometry group net)^[37,79]、残差神经网络^[16-17,33,80-81]、Faster R-CNN网络(faster region-convolutional neural networks)^[34,82-84]、SSD网络(single shot multibox detector)^[18,85-86]、YOLO(you only look once)网络^[49,50,87-91]、全卷积网络(fully convolutional network, FCN)^[92-95]、语义分割^[17,96-98]、实例分割^[16,99-103]等。例如,1993年,Pla等^[104]报道了一种用于检测柑橘的图像分割和球形特征提取方法。2004年,Bulanon等^[105]开发了一种使用线性分类器和三色系数作为特征的苹果检测方法。2009年,Bulanon等^[106]基于可见光谱反射形成的可见图像和基于热辐射产生的热图像,提出通过图像融合结合红外和可见光图像来检测树冠中的绿色柑橘。2012年,Linker等^[107]利用获取到的RGB彩色图像检测苹果。2014年,冯娟等^[108]采用基于多图像数据融合的检测算法对树冠中的苹果进行识别。从实际采摘环境角度出发,采摘机器人目标识别与定位问题的解决需求从多方面考虑。1)目标检测与定位的实时性问题。目标检测和定位功能需要快速响应能力,以提高果蔬采摘的效率。目前基于深度学习的卷积神经网络大多实时性和精确性不够,譬如不需要产生候选区域的YOLO算法尽管在速度上有所提升,但在识别精度上有一定损失;需要产生候选区域的R-CNN(region-convolutional neural networks)算法需要耗费大量的时间^[1]。2)目标识别需要识别出有遮挡或重叠部分的果实,遮挡物的存在可能造成图像的纹理混乱,因此目前在

非结构环境下的目标识别具有较大的挑战。3)采摘机器人工作时,面对的采摘对象相对单一,只能按照预先训练的模型对目标完成识别,算法仍需增强泛化性,实现多个种类果实的检测^[35]。4)单目或双目摄像机的识别精度不高,导致后续三维立体匹配、目标定位与模型重构的精度低。5)实际工况复杂多变,易造成传感器的视觉偏差,为此需要增强机器人控制系统的鲁棒性以提高目标识别与定位的精度^[2]。

本文对近些年来采摘机器人目标识别与定位的主要进展和部分有代表性的研究成果进行介绍。虽然已有关于采摘机器人目标识别和定位技术方面的综述^[55,109-112],但本文的主要贡献在于:1)本文重点在于目标识别和定位方法的分析,系统总结和对比了各种方法的优缺点及其适用性;2)本文综述更加全面,介绍和分析的方法更加丰富,新增了机器学习和深度学习卷积神经网络在目标识别方面的应用,并归纳了各种方法在目标检测领域的优缺点及发展历程,脉络更加清晰;3)本文对于采摘机器人目标识别与定位技术的总结与展望上升到新的一个基点,从初始的识别定位技术与传感器的融合过渡到结合工业互联网以及云平台大数据决策,为科研人员提供参考。

1 目标检测及识别

从环境适应性、检测精度、速度不断提高的角度看,基于视觉的目标检测及识别的方法经历了传统数字图像处理技术、机器学习的图像分割技术和分类器以及深度学习的卷积神经网络算法,如图1所示。

传统数字图像处理技术需要精确的目标果实特征信息,但在光照条件变化、果实存在遮挡以及果实与背景颜色相似情况下,该方法不能保持较高的检测精度。随后,基于数据的机器学习被用于目标检测和识别,但机器学习需要提前设定参数,且参数对目标分类结果影响较大。近年来,鉴于深度学习对目标高维特征具有较强提取能力,故被广泛运用于采摘机器人目标检测识别中。基于视觉的目标检测及识别方法的发展历程如图2所示。

本节将对基于视觉的目标检测及识别方法研究发展进程中具有代表性的一些算法进行介绍和总结。

1.1 传统数字图像处理技术

颜色、形状、纹理是采摘机器人用于区分果实和背景图像的重要特征,研究人员已经使用基于颜色^[12,23,26,42,59-60]、形状^[30,61,65]、纹理^[47,62-64]的特征分割来检测水果,如苹果、番茄、柑橘等。果实具有显著且稳定的颜色特征,对图像尺寸的依赖性较小,但使用颜色特征检测水果时,水果的成熟度、颜色、品种、背景特征的不确定性、差异性和外界光照的变化都会对检测的精度造成

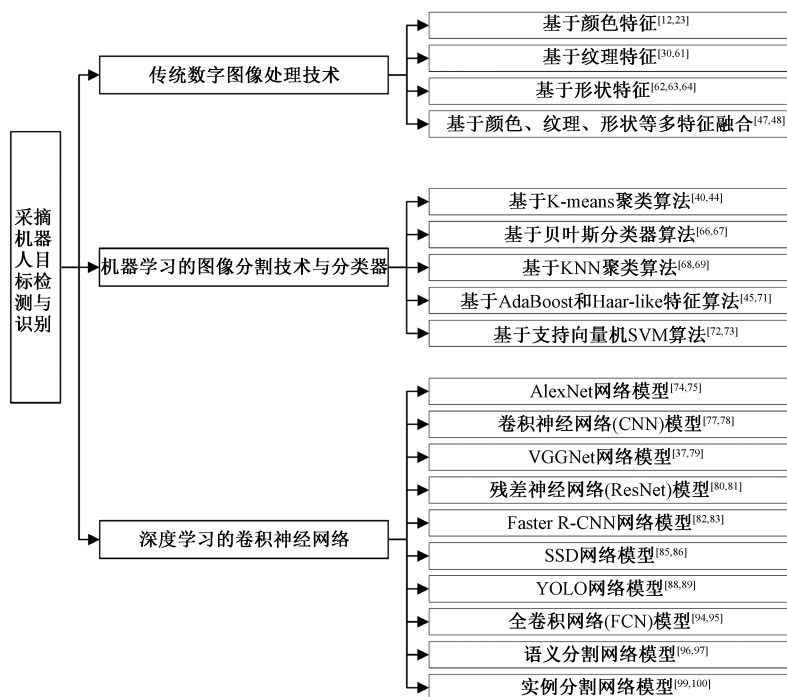


图1 采摘机器人目标检测与识别技术方法

Fig. 1 Methods of picking robot target detection and recognition technology

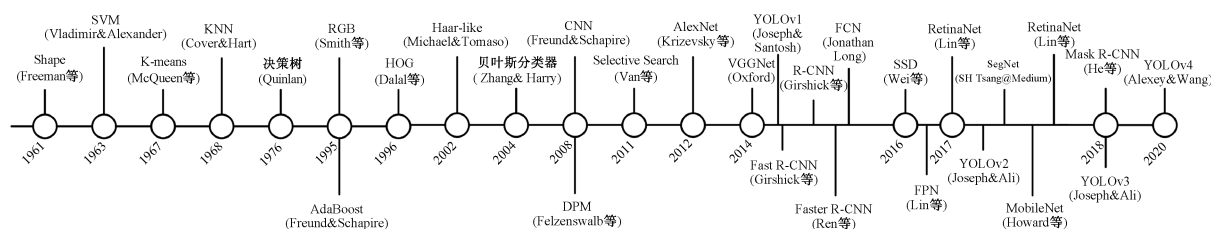


图2 目标检测与识别技术方法研究历程

Fig. 2 Research history of target detection and recognition technology

影响。几何形状为水果检测提供了另一组特征指标,如苹果、柑橘等相较于枝叶形状更圆。青苹果^[10,14,113]成熟时其颜色与背景图像相似,利用几何形状特征更容易检测。一般来说,几何形状特征受光照条件影响较小,适合在果园环境中作为特征提取使用。利用形状特征分割来检测果实的主要问题在于果园环境通常是非结构化的,果实易被枝叶、成簇果实遮挡,导致果实的形状、大小等几何参数发生变化,造成识别精度降低。此外,纹理是区分水果和其他背景图像的另一个特征。水果表面常比背景物(枝叶,树干)光滑,基于纹理特征的检测可先分离出具有相同纹理的表面,再根据分离表面的边缘来识别目标果实。因果实表面纹理不受颜色的影响,故纹理特征常用于检测与枝叶颜色相近的果实,但研究发现变化的光照、复杂的背景以及果实成熟度不同导致纹理的变化限制了基于纹理特征分割检测的精度。为了解决单一

特征分割检测带来的局限性,集成两个或两个以上的特征形成多特征融合的检测方法可以有效提高检测的准确性和鲁棒性^[11,29]。

1) 基于颜色特征

图像分割是基于图像中每个像素点预测的信息,通过组合 HSI、Lab 和 HSV 等多个颜色空间来提取水果的颜色特征进行分割识别^[60]。该方法识别时间较长,为了缩短时间,吕继东等^[12]采用基于 R-G 颜色特征的 Otsu 动态阈值分割方法对采集的图像进行分割,将识别时间从 1.15 s 减少到 0.74 s。通常,图像分割算法的阈值需要人为提前设定,无法根据分割效果实时更改,为此,Wei 等^[42]采用一种改进的 Otsu 算法,根据不同的阈值对图像进行分割。但该方法的缺点较为明显,利用颜色特征进行分割会导致系统鲁棒性降低且对外界环境敏感,检测精度波动较大。为提高使用颜色特征单次 Otsu 分割算

法的鲁棒性,彭红星等^[23]提出基于双次 Otsu 分割算法的多类色彩目标识别方法,以提高算法的识别效率,实验证明双次 Otsu 算法在分割质量、正确率以及稳定性上都优于其他几种算法,在保持高精度的同时还将识别时间减少到 0.2 s。

2) 基于形状特征

图像的形状特征由目标的几何特征得到。典型的特征提取算法包括:(1)边界特征法;(2)傅里叶形状描述符法;(3)几何参数法;(4)形状不变矩法等。通常,形状特征有两类表示方法,一类是轮廓特征,另一类是区域特征。在分割图像时,这类算法不受光照变化的影响,故适用于复杂自然环境下的目标识别。例如,针对长形水果,Meng 等^[61]利用边缘检测算法提取目标物与图像背景间的边界线来检测目标,并采用 Canny 算子和霍夫变换对目标轮廓进行检测从而实现对果实的精确识别定位。针对圆形果实,Hannan 等^[30]通过形状分析检测群集中的水果,该技术能够在光照变化和有遮挡条件下检测目标果实。

3) 基于纹理特征

纹理是区别水果与干扰物的重要特征,能将目标果实从背景图像中分割出来。因果实表面颜色不影响纹理分析,故研究者常将纹理分析用于水果检测。例如,Rakun 等^[62]利用纹理分析对苹果进行检测,通过组合颜色、纹理以及三维形状特征,实现在光照不均匀、果实部分遮挡以及相似背景环境下的识别。但该方法同样受阈值的影响,为此,Kurtulmus 等^[63]利用圆形 Gabor 纹理分析进行绿色柑橘检测。该方法通过扫描整幅图像来识别目标果实,但识别正确率仅有 75.3%。为提高检测精度,Chaivivatrakul 等^[64]提出基于纹理分析的绿色水果检测方法,能够显著提高目标果实的识别正确率,识别正确率可达 90% 以上。

4) 基于颜色、纹理、形状等多特征融合

虽然基于单一特征的分析方法可以从自然环境中检测果实,但光照条件的变化会影响反射光的强度,而果实被枝叶遮挡以及聚类生长则会影响果实在图像中的几何形状特征,因此基于单一特征检测不是最好的方法。研究表明将两个或两个以上的特征集成多特征,可以显著

提高检测的精度和鲁棒性^[114]。

目前,研究人员对水果检测识别所使用的图像处理技术几乎都需设置诸如颜色、形状或纹理特征的阈值,但最佳阈值往往随图像变化。针对此问题,Payne 等^[48]提出采用 RGB 和 YCbCr 的颜色分割和基于相邻像素可变性的纹理分割将像素分为目标水果和背景像素,以此实现目标果实的检测识别。但该算法对图像颜色特征过于依赖,当颜色特征不明显时,识别精度较低。为此,Payne 等^[47]在之前提出的算法基础上通过设置边界受限均值和边缘检测过滤器以减少对颜色特征的依赖,并且增加对纹理过滤的使用,检测效果相较于未改进前有显著改善。采用多特征融合并结合机器学习可以提高单个完整果实检测的准确率,并且还能简化水果检测过程中调整阈值的繁琐程序^[65]。

5) 对比分析与总结

对比基于颜色特征、形状特征、纹理特征以及多特征融合识别果实方法,并根据如表 1 所示的各种方法的实验结果,得出下列结论:(1)对于果实颜色相较于背景有较大色差的水果,如柑橘、苹果、草莓等,适用基于颜色特征的识别,但颜色特征易受外界光照影响,故该方法适用于人工搭建的结构化环境。(2)对于一些果实颜色特征与背景相似的水果,采用形状特征检测更容易提高识别精度,例如青柑橘^[21,27,63]、青苹果^[10,14,113]等。形状特征受光照影响较小,因此形状特征可用于自然条件下的果园中,但枝叶遮挡或果实成簇生长会对果实形状特征提取造成干扰,影响目标识别的精度。(3)水果表面通常比枝叶、根茎等背景图像光滑,故采用纹理特征进行目标识别比较有效,例如苹果^[62]、绿色柑橘^[63]、菠萝^[64]等。但基于纹理特征识别的精度受限于光照条件、果树的生长环境以及果实的外形,故该方法适用于大棚环境。(4)基于单个特征识别存在各方面的局限性,例如基于颜色、纹理特征的方法受光照条件以及果实颜色、外形的制约,而形状几何特征又受到枝叶遮挡和果实聚类的影响。因此采用特征组合算法能显著提高果实识别的精确性和鲁棒性。例如通过颜色和纹理特征对芒果进行产量估计^[48];利用颜色、形状、纹理多特征融合方法可简化为每个图像设定阈值的繁琐步骤,提高了识别的精度^[65]。

表 1 数字图像处理技术实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of digital image processing technology

传统数字图像技术	优势	准确率/%	局限性	应用农作物	参考文献
基于颜色	能显著区分水果对象和背景	80~85	受光照条件影响	苹果、柑橘	文献[12,15,23]
基于形状	能获取水果对象的轮廓信息	80~87	受遮挡、水果大小影响	番茄、青柑橘、青苹果	文献[30,61]
基于纹理	能显著分离水果和背景信息	75~90	受光照条件、遮挡和果实聚类影响	菠萝、苦瓜	文献[62,64]
多特征融合	弥补单一特征的局限性,提高在复杂自然环境下识别可靠性	87~92	受光照条件、遮挡和果实聚类影响	橙子、苹果、芒果	文献[47-48]

1.2 基于机器学习的图像分割技术与分类器

机器学习能从一些样本数据中得出不能通过原理分析总结出的规律,因此也常用于目标检测识别^[115]。机器学习的过程可以视为给定训练样本集,通过拟设定的训练方法,对某一系统的输入与输出之间的关系进行评估,并且这一估计可以对任意给定的输入尽可能准确地对输出进行预测^[116]。

1) 基于 K-means 聚类算法

K-means 聚类是一种广泛使用的无监督分类方法,它根据输入数据间的固定距离将它们自动划分为相同类和不同类。聚类密集、差异比较明显时,该算法具有较好的分类效果。基于 K-means 聚类算法在水果识别中应用较为广泛,如, Wang 等^[40]提出基于 K-means 聚类的荔枝识别算法,该算法能够较好地抵抗光照变化的影响,对有遮挡和不同光照条件下的识别都能保持较高的精度。鉴于获取到的图像存在较多的干扰信息, Luo 等^[44]采用 K-means 聚类方法对捕获的图像进行分割、去噪、填充等操作后得到一个完整封闭的目标图像区域。为了抵抗光照的干扰, Wang 等^[28]改进小波变换,采用 K-means 聚类方法对目标图像进行分割,该算法不仅能较好地抵抗光照变化的影响,而且还能准确分割出不同颜色的果实。此外,为获取目标果实更多的特征信息, Moallem 等^[13]采用 K-means 聚类方法对 YCbCr 颜色空间的 Cb 分量进行 Calyx 区域的检测,使用多层感知器神经网络进行缺陷分割,从缺陷分割区域中提取统计特征、纹理特征和几何特征。尽管该算法识别分类精度较高,但存在的缺陷也同样明显。首先, K 值必须提前给定,但 K 值很难预先给定;其次,随机选定的 K 个中心点会对最终的分类结果产生较大影响。

2) 基于贝叶斯分类器算法

贝叶斯分类器是一种广泛使用的监督分类方法,基于最小化贝叶斯风险、最小化概率误差或最大化后验概率^[66]进行分类。如, Chinchuluun 等^[67]使用贝叶斯分类器进行柑橘类图像分割。在此基础上,李寒等^[117]使用朴素贝叶斯分类器对水果和非水果区域进行分类。该算法消除了绿色番茄和绿色枝叶背景之间颜色相似性的干扰,但需要来自训练图像的先验概率信息,且先验概率会因不同光照条件下水果表面像素值的改变而改变,因此,实际检测精度并不高,正确率仅有 86%。该算法的优点是识别分类速度快,并且对小规模的数据表现很好,能处理多分类任务,适合增量式训练。但该算法的缺点在于需要计算先验概率,分类决策也存在一定的错误率,此外,对于训练集未出现过的数据,识别功能可能会失效。

3) 基于 KNN 聚类算法

KNN 聚类算法是一种监督学习方法,常应用于分类和回归模型中,利用已有的训练样本将未知的特征向量分类

为 K 个最近邻域中最常见属性的类。研究人员常用 KNN 聚类算法对不同的水果进行分类,例如, Seng 等^[68]结合颜色、形状、大小 3 种特征,通过使用 KNN 对获得的水果图像进行分类和识别。文献[14, 69-70]使用 KNN 分类器对青苹果进行分类识别。KNN 聚类算法的优点在于识别分类精度较高,对异常值的输入不敏感且对数据没有假设。该方法的缺点是计算量大,时间和空间复杂度高,识别精度易受生长环境、光照条件和水果大小的影响。

4) 基于 AdaBoost 和 Haar-like 特征算法

AdaBoost 是一种用弱分类器线性组合构造强分类器的算法,也可用于采摘机器人目标检测领域。如, Luo 等^[45]基于 AdaBoost 框架构建一个强分类器,通过强分类器对图像像素点进行分割。采用 AdaBoost 构建的强分类器识别精度高于其他线性分类模型,识别正确率高达 93%,且该方法能在一定程度上抑制天气、遮挡和光照等因素的影响。为进一步提高 Adaboost 分类器的识别精度,需要提取更多的图像特征传入分类器,为此, Zhao 等^[71]通过提取灰度图片的 Haar-like 特征,利用 AdaBoost 分类器进行分类识别。应用 AdaBoost 分类器和颜色分析相结合的方法,在实际环境中对成熟番茄的检测正确率可达 96%。AdaBoost 分类器对目标果实分类识别精度高,且分类器构造简单,不需要对特征进行筛选,不易发生过拟合现象。但这种方法依赖弱分类器,训练时间较长,且识别精度易受难于分类样本的权值干扰。

5) 基于支持向量机的算法

SVM 是一种前馈神经网络,属于监督统计学习方法,常用于线性和非线性回归分析和模式分类^[109]。SVM 分类器在光照偏强的环境下对果实图像分割精度优于贝叶斯分类器,并且采用 SVM 可有效实现含大量高光点果实图像的分割,适用于在不同光照条件下的果实图像分割^[72, 118-119]。如 Lyu 等^[31]采用形态学操作、多类 SVM 对果实和分枝进行同时分割,该方法对于柑橘类水果的识别精度较高,识别正确率为 92%。为进一步提高目标果实识别速度, Ji 等^[15]在提取图像的颜色和形状特征后引入 SVM 分类器,该方法将识别时间降低为 352 ms,但该方法只能完成目标果实不存在遮挡情况下的识别。针对果实局部遮挡、形状不规则、与背景相似性高等问题, Subhagit 等^[32]提出采用 SVM 的纹理分类、Canny 边缘检测与基于图的连通分量算法和霍夫线检测相结合的方法检测果实图像。此外,为提高采摘机器人的适应性,降低采摘机器人成本,需要对多类水果进行识别, Peng 等^[73]以苹果、香蕉等 6 种水果为对象,根据提取的特征向量,采用 SVM 分类器对水果进行分类识别,该算法对多种类水果识别精度均在 90% 以上,能较好地实现多类水果的识别。SVM 分类器的优点是解决了自然环境下目标果实小样本问题,并且向高维空间映射时不会增加计算的

复杂度;缺点是仅对二分类任务精度高,并且对缺失数据集以及核函数比较敏感。

6) 对比分析与总结

对照如表2所示的上述5种基于机器学习图像分割技术和分类器的果实识别方法实验结果,得出下列结论:(1)基于K-means聚类算法的优点在于不用给定标签,自动根据输入数据间的固定值划分目标果实和背景图像,计算时间短、响应速度快、聚类效果较好;缺点是对异类数据敏感,随机选定的K值对分类结果有影响。(2)基于贝叶斯分类器算法能够接受大数据集进行训练,分类过程简单、响应速度快,在多分类问题上同样有效,但需要来自训练图像的先验概率信息,对于训练集未出现过的变量特征,识别功能可能会失效,且先验概率取决于不同光照条件下的目标图像颜色,识别性能会受到影响。(3)基于KNN聚类算法能够利用函数测量不同特征值之间的距离,对K个最近邻域进行分类。该类算法精度高,

对异常值不敏感,输入数据不需要假定,但在设定合理的缩放因子K时比较繁琐。K值较小,则模型复杂度较高,容易发生过拟合,学习的估计误差会增大,预测结果对近邻的实例点非常敏感;K值较大,模型的复杂度和学习的估计误差会下降,适合小量数据应用分类,但是学习的近似误差会增大,训练集也会对预测结果产生影响,使预测发生错误。(4)基于AdaBoost和Haar-like特征算法利用弱分类器进行级联,能显著提高识别精度,并能根据弱分类器的反馈自适应地调整假定的错误率;缺点是存在一定的假阴性率,使得部分目标水果不能被识别,此外,AdaBoost依赖于弱分类器,训练过程较长,对离群点敏感。(5)SVM算法能对训练集图像之外的数据做很好的分类,简化了分类和回归问题,识别精度高,但对于算法参数调节和核函数的选择过于敏感,对于新的数据集必须重新选择核函数及其参数,且该算法仅对二分类任务精度高,对于多分类问题效果较差。

表2 机器学习图像分割技术和分类器实验结果对比

Table 2 Comparison of machine learning image segmentation technique and experimental results of classifier

机器学习图像分割技术和分类器	优势	识别正确率/%	局限性	应用农作物	参考文献
基于K-means聚类算法	计算时间短、响应速度快、聚类效果好、自动划分目标果实和背景图像	80~90	对异类数据敏感且需要提前设定K值,K值求解比较复杂	荔枝、葡萄	文献[40,44]
基于贝叶斯分类器算法	小规模数据集表现好、分类过程简单、响应速度快、在多分类问题上同样有效	75~80	对于训练集未出现过的变量特征,识别功能失效,先验概率受光照影响	番茄	文献[67,117]
基于KNN聚类算法	精度较高、对异常值不敏感	85~90	需要设置合适的K值,且K值大小对识别精度影响较大	芒果	文献[69-70]
基于AdaBoost和Haar-like特征算法	识别精度高,泛化错误率低	86~96	训练过程较长,对离群点敏感,存在假阴性率,部分果实不能被识别	番茄、葡萄	文献[45,71]
基于支持向量机SVM算法	能对训练集图像之外的数据做很好的分类、计算简单、识别精度高	90~93	对于新数据集需要重新调整算法参数和核函数参数	苹果、香蕉	文献[12,73]

1.3 深度学习的卷积神经网络

深度学习起源于人工神经网络(artificial neural network, ANN)的研究,可以形成更抽象的高级属性类别或特征^[55,109]。在水果识别方面,研究者也将深度学习卷积神经网络应用在采摘机器人的机器视觉领域^[16-18,33-34,37,49,50,76-103,119-120]。

1) 卷积神经网络模型

具有深度结构的CNN在文本分类^[121]、人体检测^[122]等方面都取得了较大的进展。与传统的浅层神经网络相比,它具有稀疏交互、参数共享和等方差3个优势。相较于logistic回归、极限学习机、SVM及其变体、线性回归分类器等,它具有明显进步^[76]。一个典型的CNN网络包括卷积层、非线性激活层、池化层和全连接层,如图3所示。

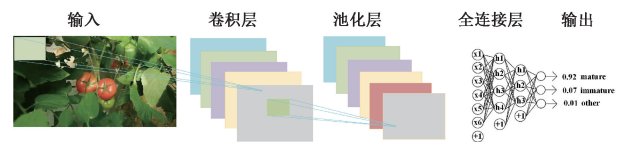


图3 CNN网络模型图

Fig.3 Diagram of the CNN network model

基于CNN网络模型的果实识别应用较为广泛。如,Zhang等^[76]构建了一个13层的深层神经网络,该网络的整体识别率达到94.94%,但在有遮挡情况的图像识别上效果不好,且泛化能力较低。针对此问题,Dias等^[77]提出了一种对预训练的卷积神经网络进行微调以使其对花特别敏感的方法。该算法与3种基线方法

自然环境下,光照变化、遮挡、表面颜色和纹理变化等因素增加了果蔬识别的难度。为此,彭红星等^[86]利用基于区域的 Faster R-CNN 对水果和蔬菜进行识别。该方法在不同光照和遮挡条件下仍能保持较高的精度和较强的鲁棒性。此外,针对同色系果实存在较大的背景干扰问题,熊俊涛等^[34]利用 Faster R-CNN 网络模型对树上的绿色柑橘进行检测,该方法检测平均精度为 85.5%,通过与 Otsu 分割检测进行对比可得, Faster R-CNN 网络模型对自然环境下绿色柑橘有较好的检测效果。为了加快目标识别的速度, Fu 等^[84]通过使用反向传播与 Zeiler 和 Fergus 网络(ZFNet)相结合的随机梯度下降算法对 Faster R-CNN 网络进行端到端的训练。改进后的 Faster R-CNN 模型对奇异果检测平均精度为 89.3%,检测时间为 5 ms。相较于原方法,该方法识别率更高,速度更快。

6) SSD 网络模型

SSD 网络模型是基于 VGGNet 网络和 ResNet 网络的一种单阶段检测模型,在目标检测识别上具有较高的精度和速度。如, Liang 等^[85]提出基于 SSD 网络的检测算法对芒果实时检测。该算法是在 VGG16 和 ZFNet 为基础的 SSD 网络上进行改进,改进后的算法精度比 Faster R-CNN 更高。但改进后的网络结构层数较深,参数量大,造成运算速度慢,为此,杜泉雄等^[18]使用可分解卷积 MobileNet 网络替代传统 SSD 算法中的 VGG16 网络,构建了 SSD-MobileNet 算法模型,该算法提高了模型的识别速度。在此基础上,彭红星等^[86]提出一种改进的 SSD 深度学习水果检测模型,将经典 SSD 深度学

习模型中的 VGG16 输入模型替换为 ResNet101 模型,改进后的 SSD 深度学习模型在各种环境下的检测精度高于经典 SSD 深度学习模型,且改进后的模型具有较好的泛化性和鲁棒性,可以实现自然环境下多类水果的精确检测。

7) YOLO 网络模型

YOLO 是目前最先进的目标检测算法之一,能够在—幅图像中同时对目标进行检测和分类^[87]。YOLOv1 是这类算法的开始,最大特点就是检测速度快,将物体检测作为回归问题进行求解。单阶段网络提升了同类目标检测算法的速度,并且召回率和背景误检率低,但检测精度比 Fast R-CNN 低。YOLOv2 在 YOLOv1 网络结构上做出改进,使用 K-means 聚类算法对 anchor 数量进行讨论,综合考虑识别精度和速度之间的联系,将检测和分类问题统一成—个问题,并且提出了一种层次性联合训练方法。如,熊俊涛等^[49]采用 YOLOv2 模型对芒果进行快速检测。果园环境中,光照多变,背景与芒果相似,特别是树枝对果实的遮挡以及果实成簇生长对目标检测带来巨大的挑战。为此,薛月菊等^[50]提出一种改进 YOLOv2 的检测方法,设计新的带密集连接的 Tiny-yolo 网络结构,实现网络多层特征的复用和融合以提高检测精度。该网络结构的识别精度达 90% 以上,在果实被遮挡或重叠等复杂情况下,检测效果较 Faster R-CNN 有明显提升。为了提高采摘机器人对环境的适应性和工作效率,使其能够在全天候对有遮挡、重叠等多种情况下的果实进行识别定位,赵德安等^[88]提出一种基于 YOLOv3 深度卷积神经网络的苹果定位方法,其结构如图 5 所示。

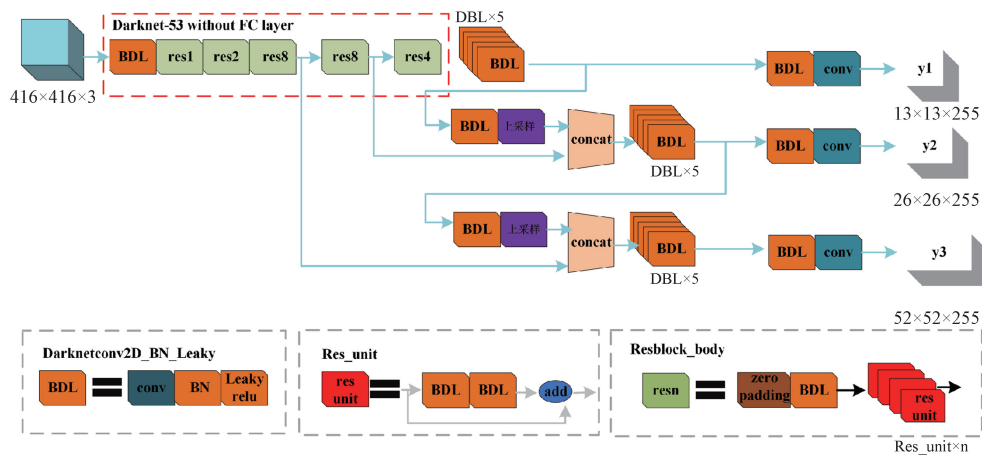


图5 YOLOv3 网络模型图

Fig. 5 Diagram of the YOLOv3 network model

该方法在保证效率与准确率的同时实现了复杂环境下苹果的检测。YOLOv3 是速度和精度较为均衡的目标检测网络,解决了小物体检测精度不高的问题。众所周

知,果实的大小、颜色、集群密度和其他特征随着生长周期而变化,针对此问题, Tian 等^[89]提出一种改进的 YOLOv3 模型用于检测果园中不同生长阶段的苹果。该

模型采用 DenseNet 方法处理低分辨率的特征层,有效地增强了特性传播,促进了特性重用,改善了网络性能。YOLOv3-DenseNet 模型在苹果重叠和遮挡条件下的检测具有较好的性能。与此同时,为实现在复杂环境中连续识别检测,针对夜间草莓图像模糊的问题,刘小刚等^[90]通过利用伽马变换增强图像数据的方式对 YOLOv3 进行了改进,改进后的算法在果实遮挡、重叠、密集等复杂环境下具有较好的鲁棒性,精度均值达到 87.51%。同时为加快采摘机器人在复杂背景下检测目标果实的速度,武星等^[91]提出轻量化卷积神经网络(Light-YOLOv3)用于对苹果检测。经验证集测试,在开发板上的检测速度为 8 f/s,检测平均精度为 95%,检测速度也有明显提升。比较 4 种算法在不同环境下对苹果的实际检测效果,YOLOv3 比 YOLOv2 精度和召回率的平均数(F1)高 4.45%,比 Faster R-CNN 高 5%,比 HOG+SVM 高将近 10%。

8) 全卷积网络模型

FCN 对图像进行像素级的分类,解决了语义图像分割的问题。与经典的 CNN 在卷积层之后使用全连接层得到固定长度的特征向量进行分类(全连接层+softmax 输出)不同,FCN 可以接受任意尺寸的输入图像,采用反卷积层对最后一个卷积层的 feature map 进行上采样,使它恢复到输入图像相同的尺寸,从而对每个像素都产生了一个预测,同时保留了原始输入图像中的空间信息,最后在上采样的特征图上进行逐像素点分类。

FCN 也常被广泛用于果实识别计数领域,如,Chen 等^[92]描述了一种基于深度学习的水果计数管道,用于复杂自然环境中精确水果计数,该方法即使在高度遮挡的情况下也能很好地发挥作用。进一步地,Liu 等^[93]根据提出的水果计数管道,结合深度卷积分割以准确地计数可见水果的序列图像。针对 FCN 网络上采样过程得到的结果比较模糊、对图像中的细节不敏感的问题,Lin 等^[94]提出基于 RGB-D 传感器的水果检测和姿态估计方法,利用水果的中心位置和最近的分枝信息估计水果的三维姿态。正是因为 FCN 网络具有适应任意尺寸图片输入的特性,Long 等^[95]将各种分类网络(AlexNet、VGG)调整为 FCN,该网络通过推理和学习产生相应的输出,缩短了对于典型图像的推断时间。

9) SegNet 网络模型

SegNet 网络是由 Cambridge 提出旨在解决智能机器人语义分割图像的深度网络,是目前应用于农业机械领域最为常见的语义分割网络模型之一,SegNet 网络与 FCN 网络最大的区别在于将低分辨率 feature map 转换为高分辨率 feature map 的上采样过程所使用的方法不同。Segnet 网络结构如图 6 所示。

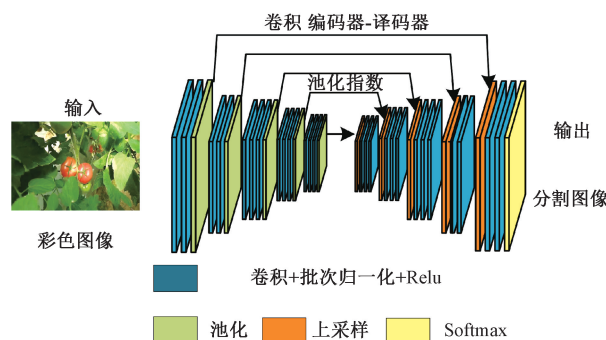


图 6 SegNet 网络模型图

Fig. 6 Diagram of the SegNet network model

采摘机器人采摘往往工作在复杂的自然环境中,而果树的主干和分支随机生长是果实识别的难点之一,需要通过机器视觉精确分割出树枝的枝干后,利用机械手进行摘取。Majeed 等^[96]利用 Kinect v2 传感器和基于深度学习的语义分割,开发了一种主干和分支的分割方法。采摘机器人在接近、抓取和切割果实之前,需要根据果蔬和机器人部件之间的位置和角度来优化末端执行器的位置。为此,Barth 等^[97]提出在图像平面上,通过稀疏语义分割推断出果实和茎的位置。此外,为了提高目标果实的检测效率,增强实时性,Kang 等^[17]利用语义分割网络实时检测和分割果园中的苹果和树枝。其中,采用 ResNet101 作为骨干网络的检测效果较好,能够有效的对果园中的苹果和树枝进行实时检测分割。与此同时,为了使采摘机器人能够同时对多个目标果实集群进行识别定位,Li 等^[98]利用 RGB-D 摄像机获取荔枝图像,采用语义分割方法将 RGB 图像分割为背景、果实和树枝 3 类,实现在复杂自然环境下同时准确、自动地检测和定位多个荔枝集群的果实分支,并引导机器人完成连续拾取的任务。

10) 实例分割网络模型

实例分割是目标检测领域中最先进的一种方法,它扩展了 Faster R-CNN 的目标检测框架,在模型的末端添加了一个额外的分支,使用全连接层(FC)实现了每个输出建议框的实例分割,使得分割、识别和定位任务并行开展。掩膜区域卷积神经网络(Mask R-CNN)是实例分割网络模型最常见的网络,其框架由 3 个部分组成,如图 7 所示。首先,骨干网络从输入图像中提取特征图;其次,骨干网输出的特征映射被发送到区域建议网络(RPN),生成感兴趣区域(ROI);最后,将 RPN 输出的 ROI 进行映射,在共享的 feature map 中提取对应的目标特征,再分别输出到 FC 和 FCN 中进行目标分类和实例分割,该过程生成分类置信度、边界框和掩膜图像^[100]。

实例分割在图像特征提取方面表现出巨大的优势,被广泛应用于目标检测。如,Kang 等^[16]提出一种改进的

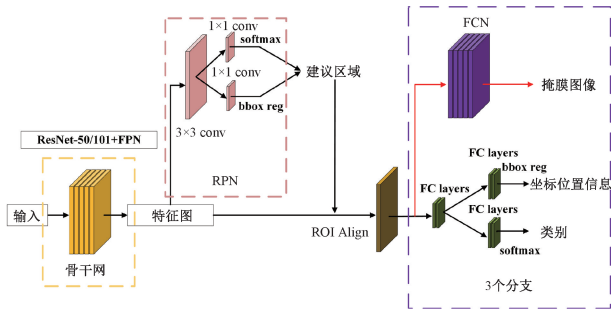


图7 Mask R-CNN 目标检测模型结构

Fig. 7 Mask R-CNN target detection model structure

深度神经网络 DaSNet-v2, 对水果进行检测和实例分割。鉴于实例分割在果实存在遮挡情况下具有较好的检测效果, Yang 等^[99] 提出基于 Mask R-CNN 网络和分支段合并算法, 采用分段标记方法来提高 Mask R-CNN 的精度, 该算法对水果和树枝识别的平均精度为 88% 和 96%。尽管该算法识别精度较高, 但由于特征提取网络结构复杂、参数量大, 使得整个识别过程速度较慢。为提高速度, Yu 等^[100] 在 Mask R-CNN 网络基础上采用 ResNet50 作为骨干网络, 在加深网络结构层数提取更多图像特征的同时还减少参数量, 提高了采摘机器人目标检测的性能。该方法对于草莓果实的平均检测准确率高达 95.78%, 实例分割的平均聚类交叉率为 89.85%, 在复杂的自然环境下, 特别是对重叠和遮挡以及不同光照条件下的果实识别, 具有较强的鲁棒性。此外, 为了更好地将深度学习中特征提取和目标检测的优良性能应用于果园水果检测, Jia 等^[101] 对 Mask R-CNN 网络进行改进, 使其更适合于重叠苹果的识别和分割。利用残差网络与密连卷积网络相结合以降低输入参数量, 并将其作为特征提取的骨干网络, 将特征图输入到区域建议网络进行端到端训练, 生成感兴趣区域, 最后通过全卷积网络生成掩膜, 得到苹果所在的区域, 该方法准确率达到 97.31%, 且识别速度更快。自然环境中存在较多环境干扰, 导致目标果实识别度定位精度较低, 为此, Ge 等^[102] 利用深度卷积神经网络的分段掩膜和 RGB-D 相机的深度图像, 通过密度聚类对三维点云中的噪声进行分割和去除, 提出草莓采摘机器人定位和环境感知算法, 提高了草莓的定位精度。在此基础上, 岳有军等^[103] 在原始 Mask R-CNN 网络的基础上增加边界加权函数使边界检测更加精确, 改进的 Mask R-CNN 网络提高了复杂环境下的苹果识别和定位的精度。

11) 对比分析与总结

从目标检测流程来看, 上述 10 种基于深度学习的卷积神经网络模型可以分为两大类: 一类是以 YOLO 和 SSD 为代表的单阶段检测算法, 另一类是以 Fast R-CNN、Faster R-CNN、FCN 和 Mask R-CNN 为代表的两阶段检测算法。通过对比表 3 所示的各种方法实验结果, 得出

下列结论: (1) 两阶段检测算法能保证较高的检测识别精度和召回率; 单阶段检测算法相较于两阶段识别算法而言速度更快, 但精度和召回率降低。(2) Fast R-CNN 网络的检测速度慢, 精度较低, Faster R-CNN 在 Fast R-CNN 网络基础上进行了优化, 大幅度提高了识别效率和识别精度, 但由于训练过程实际上还是两阶段识别算法, 对果实目标分类计算量大, 识别速度上不能满足实时性要求。(3) SSD 网络模型的检测精度和速度都非常出色, 在某些情况下识别精度超过 Faster R-CNN 网络和 YOLO 网络, 但由于 SSD 网络会对输入图像进行预处理, 当经过较深的卷积层时, 对于一些比较小的目标果实检测精度很低。(4) YOLO 网络将目标检测转换为一个回归问题, 大大加快了检测的速度, 同时可以学习目标果实的概括信息, 相较于其他目标检测算法精度明显提高, 但在果实形状较小以及相互间存在成簇遮挡情况下识别精度较低。(5) FCN 网络可以接受任意尺寸的图像输入, 识别效率更加高效, 避免因使用像素块造成重复存储和计算卷积的问题, 减少了整个网络运行的计算量, 但识别精度不高, 对图像中的细节不敏感, 分类没有考虑像素间的关系。(6) SegNet 网络用于语义分割, 不仅能识别出果实和背景图像, 还能识别出果实的边界, 对于复杂自然环境下果实和树枝的识别精度较高, 能将果实和树枝分割检测, 并确定果实的相对位置。(7) Mask R-CNN 网络通过输出掩膜图像的方式将语义分割与目标检测相结合, 提高了对小目标果实的定位精度以及掩膜图像预测精度, 特别是在果实存在遮挡或成簇生长环境下的识别具有较好的鲁棒性和通用性。

1.4 目标检测及识别方法总结

对比传统数字图像处理技术、机器学习图像分割技术和分类器以及深度学习的卷积神经网络 3 种大类方法可得出以下结论:

1) 传统数字图像处理技术的目标检测精度受限于目标特征信息的获取程度。在复杂自然环境下工作时, 外界光照变化、水果生长状态各异、果实成簇生长、枝叶遮挡等外在因素对特征获取造成极大干扰, 故该方法不适应于复杂自然环境下的水果识别检测。

2) 基于机器学习的图像分割技术与分类器的目标检测算法相较于传统数字图像处理技术, 在检测精度以及鲁棒性方面有不同程度的提高。机器学习依赖于数据进行分类识别, 不需要提前给定标签, 且响应速度快、分类效果好。缺点是对于异常数据的输入较为敏感, 在训练前需要提前设定各种参数, 最终的分类效果与各种参数的设定有关, 具有一定程度上的随机性, 并且某些参数同样会受到光照条件改变的影响, 调参过程较为复杂, 对于多分类问题效果较差, 仅适用于大棚环境下单一品种的检测识别。

表 3 深度学习的卷积神经网络实验结果对比

Table 3 Comparison of experimental results of deep learning convolutional neural network

深度学习的 卷积神经	优势	平均精度 mAP/%	局限性	识别检测 时间/ms	参考文献
残差神经网络	加深网络层数,减少网络参数量	85~87	网络层数过深可能会导致梯度消失,训练效果变差,检测精度下降	55	文献[16-17,19]
Faster R-CNN 网络	识别精度高	85~89	双阶段网络检测速度慢,无法满足实时性要求	400	文献[34,84]
SSD 网络	识别精度较高,泛化性和鲁棒性较强,检测速度很快	89~90	需要对输入图像进行预处理,且对于一些小目标果实检测精度很低	-	文献[18]
YOLO 网络	识别速度快、精度较高	88	对于小目标果实和遮挡情况下的果实检测精度较低	16~105	文献[19,88]
全卷积网络	可以接受任意尺寸的图像输入,识别效率更高,降低整体网络的计算量	88~92	识别精度不高,对图像中的细节不敏感,分类没有考虑像素间的关系	565	文献[26,33]
语义分割网络	不仅能识别果实,还能获取果实和树枝的边缘轮廓,在分割中保持高频细节的完整性	83~92	存在遮挡情况的识别精度不高,对低分辨率的特征图进行去池化时,会忽略邻近的信息	464	文献[96,98]
实例分割网络	检测精度高,存在遮挡和果实成簇生长环境下的识别鲁棒性强,能获取目标的掩膜图像	88~95	识别检测速度慢,无法满足实时性要求	-	文献[99,102]

注:图中的“-”表示文献中未提供具体数值。

3) 鉴于深度学习对图像高维特征具有较强的提取能力,能通过监督学习提取目标的特征信息,受环境干扰程度较低,因此,基于深度学习的卷积神经网络是目前最适应于复杂自然环境下水果检测的算法,被广泛应用于水果检测识别领域。但该方法需要足够大的训练集来对图像特征进行模型训练,训练时间较长。从目标检测步骤的角度看,深度学习分为单阶段和双阶段网络。单阶段网络检测速度快但精度低,对小目标物体检测效果较差。双阶段网络检测精度高但速度慢。其中,语义分割网络不但能检测出果实和背景图像,还能分割出果实的边界轮廓,将其与目标检测相结合构成的实例分割网络同样能准确检测出目标水果,还能通过输出掩膜图像来提高对小目标物体的检测精度和预测框定位精度,特别是存在遮挡情况下的识别具有较好的鲁棒性。综上所述,基于深度学习的卷积神经网络相较于之前的两大类方法更加适用于复杂自然环境下的水果检测识别。

2 目标三维定位

定位目标果实的主要挑战是成像过程中风、机械振动或其他原因导致水果移位以及果实重叠等。近几年,针对机器视觉三维定位的研究,国内外学者提出了许多有效的方法,其中应用较为广泛的为基于单目彩色相机^[20,126-129]、立体视觉匹配^[56,130-132]、深度相机^[54,98,133-134]、

激光测距仪^[135-137]、光基 3D 相机飞行时间(time of flight, TOF)^[138-140]的三维定位等。采用单目相机对目标果实进行定位最早应用于采摘机器人,但由于存在较大误差,后续研究者多采用双目或多相机组合对目标果实进行定位。尽管单双目相机能获取目标的深度信息,但考虑到光照条件变化,激光主动视觉是一个更好的选择,因此,激光测距仪也被运用于采摘机器人目标定位研究。此外,由于采摘机器人通常工作在复杂的自然环境下,果实存在遮挡,使得激光测距无法精准定位。鉴于深度相机和光基 3D 相机通常是由彩色相机和深度相机组成,相互弥补各自在光照条件变化和存在遮挡情况下的不足,因而被广泛应用于采摘机器人目标定位领域。本节将详细介绍基于视觉的采摘机器人目标果实三维定位。

2.1 基于单目彩色相机的三维定位

基于单目彩色相机的三维定位就是通过单目相机获取目标物体图像,利用空间目标特征点与图像特征点间对应几何投影关系并结合相机模型确定目标物体的空间位置信息。按照用于定位图像的数目,单目相机定位可以分为单幅、两幅或多幅图像的单目彩色相机定位^[141]。利用单幅图像定位可以分为设置人工标志和无人工标志两类,设置人工标志是在单幅图像中依赖特征光点或特征线的已知空间信息与检测图像特征间的映射关系获得位置坐标信息;无人工标志是利用目标物平行、正交等几何特性结合图像特征信息完成目标物体的定位。设置人

工标志相较于无人工标志存在更多的已知信息,故求解位置信息相对简单^[142]。基于两幅或多幅图像的定位方法,一般通过改变相机的位置得到不同视角下的两幅或多幅场景图像,并利用图像特征点的匹配关系和相机的成像模型,得到多次拍摄时相机间的相对位置关系,从而实现空间目标的定位。这种定位方法最大的缺点在于实际应用中难以获得目标果实的深度信息,定位果实难度较大。

单目识别定位系统研究相对成熟,如张治国^[143]利用移动相机从不同位置获取两幅图像实现目标定位。由于需要精确定位到果实的采摘点,Zhao等^[126]利用单目彩色相机构建视觉系统来定位荔枝簇的采摘点。鉴于采摘机器人需要多个模块协同作业,Mehra等^[127]创建了一组机器人操作系统(ROS)节点以确保模块化和关注点分离,实现机器人运动控制、图像采集、水果检测、视觉伺服控制和单目相机相对位置的同时定位等,该系统能够通过末端执行器获取视觉信息实现对甜椒的识别和定位。在此基础上,Si等^[128]在采摘机器人末端执行器上加装单目相机将水果定位在图像表面,通过确定图像表面果实的质心后经控制器控制机械手臂的末端执行器旋转到相应的图像中心和果实中心,完成对果实的抓取。

单目相机的优点是结构简单、成本低、易于标定,但单张图片无法确定一个物体的真实大小,这对于目标果实的精确定位存在较大的误差,容易造成末端执行器的损坏。

2.2 基于立体视觉匹配的三维定位

在一幅图像中搜索另一幅图像对应点的过程称为立体匹配^[144],其难点是获得两幅图像中与实际场景同一点相对应的点。立体匹配方法可以分为基于特征的方法和基于区域的方法。基于特征的方法可获得稀疏的视差图,经差值估计可获得稠密视差图,但易受果实遮挡、光线、纹理重复等影响,且差值估计计算量大;基于区域的方法可获得稠密视差图,但受图像的仿射畸变和辐射畸变影响较大,且像素点约束窗口的大小与形状选择比较困难。选择过大,在深度不连续处,视差图中会出现过度平滑现象;选择过小,对像素点的约束比较少,图像信息没有得到充分利用,容易产生误匹配。双目立体视觉三维定位原理示意图如图8所示。

与单目彩色相机方案相比,多相机立体视觉匹配可以有效地增加视觉系统的感知范围,提高定位精度。例如,Zhuang等^[130]利用两个CMOS彩色相机获取图像,使用基于面积和极线几何的匹配算法来定位苹果。识别到果实后,需要对果实和切割点进行精确定位,Barth等^[131]同样采用两个CMOS彩色相机,通过提取检测花梗和葡萄中心切点的三维空间坐标计算葡萄簇的边界体积。鉴于果实间存在遮挡,Wang等^[39]利用两个CCD彩色相机

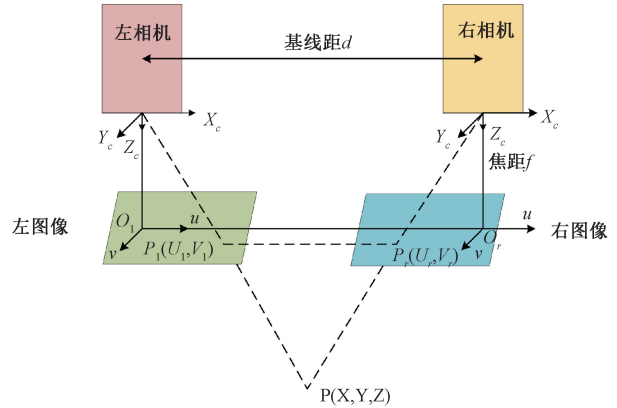


图8 双目立体视觉三维定位原理示意图

Fig. 8 Schematic diagram of binocular stereo vision 3D positioning

和基于几何中心的匹配方法立体匹配识别聚类的水果,以此来弥补遮挡情况下定位精度的不足。采摘机器人在自然环境中工作时必须兼顾识别定位精度和响应实时性,因此,Genemola等^[136]提出利用双目立体视觉和高斯混合模型对自然环境中西兰花幼苗进行识别定位,该方法为自然环境中作物识别提供了一种低成本、实时、高精度的解决方案。考虑到多相机能增加感知范围,获取更多的图像特征信息,Chen等^[56, 145]建立四个彩色相机视觉系统,并设计了点云校正算法对相机系统校准,以优化缝合的点云结构来提高重建果实表面的精度。

2.3 基于深度相机的三维定位

RGB-D相机是基于飞行时间方法的彩色深度相机,由彩色相机、景深相机和激光组成。彩色相机获取彩色图像,激光主动发射红外线,景深相机接受红外线获取图像深度值^[94]。

RGB彩色相机是农业采摘机器人中最常见的传感器。基于纯视觉的深度信息存在误差,为此,Vitzrabin等^[54]提出添加距离传感器以更直接地获取深度信息,通过在自适应阈值算法中实时更改任务目标来改进检测和定位的方法。自然环境下的水果通常是随机散布且不规则地生长,很难检测和定位含多个果实的分支。针对此问题,Li等^[98]利用RGB-D相机作为传感器实现同时检测和定位多个荔枝簇的果实分支。大多数映射方法仅考虑在特定区域中是否存在障碍物,但在行进区域被树枝和树叶覆盖的温室中,它们不足以进行路径规划,而树枝和树叶也被认为是障碍。为此,Matsuzaki等^[133]提出一种能生成具有相关障碍物类型的语义信息的映射方法。该方法利用深度神经网络将RGB-D的视觉SLAM和语义分割集成,采用带有语义标签的三维地图实现果实以及干扰物的精确定位。鉴于在实际采摘环境中,采摘机器人不断在移动,需要根据采摘机器人的实时位置对目

标果实进行定位, Kusumam 等^[134]采用 RGB-D 相机构成一个能够精确检测及定位西兰花的系统, 可用于杂乱的野外环境中的果蔬检测和定位。

2.4 基于激光测距仪的三维定位

尽管获取图像深度信息的方法有多种, 但考虑到所感测图像的某些特征, 激光主动视觉是个更好的选择^[146]。激光测距仪可以使用扫描传感器提供整个场景的测距信息, 研究人员已经在农业自动化和机器人技术中使用了激光测距仪。考虑到 RGB 相机易受照明条件等因素的影响, Genemola 等^[136]使用移动地面激光扫描仪(MTLS)来检测和定位苹果。这种方法与基于 RGB 系统所获得的检测率相似, 却具有直接获取水果三维位置信息的额外优势, 且不受阳光变化的影响, 但该方式对于目标果实的检测精度较低。为了提高采用激光扫描的检测精度, Zhang 等^[137]采用基于近红外线性阵列结构照明和三维重建技术的机器视觉系统实现苹果茎和花萼的识别以及定位。随后, 为了引导机械手对获取三维位置信息的目标果实进行抓取, Tanigaki 等^[135]使用红外激光测距传感器来获取目标果实和障碍物的三维位置, 并确定机械手末端执行器的运动轨迹, 避免与障碍物发生碰撞。

目前, 激光测距仪仍存在问题, 一方面, 激光可能会被障碍物阻挡导致无法投射到目标上; 另一方面, 测量距离过长可能会导致激光失焦, 从而导致设备性能降低。

2.5 基于光基 3D 相机飞行时间的三维定位

基于飞行时间的三维定位通过发射连续的不可见光脉冲到被检测物体表面, 然后接收经过物体表面反射回来的光脉冲, 通过记录光脉冲从相机发出到反射回来之间的时间来计算相机到被测物体的深度距离^[147]。该相机不仅能立即创建整个场景的距离图, 而且还提供深度信息值以及物体在视野中的三维坐标, 例如, Karkee 等^[138]采用 TOF 相机用于构建苹果树的三维架构。此外, 为了降低环境对采摘带来的影响, Nakarmi 等^[139]使用 TOF 相机构建植物间间距传感系统, 该系统不受光照条件影响, 可用于全天候农业生产中。随后, Gongal 等^[140]利用 RGB 相机和 TOF 相机结合的方式以捕获整棵果树信息。该方法结合了 RGB 相机获取图像分辨率高以及 TOF 相机获取位置信息精度高的优势, 提高了目标果实定位的精度。

与普通 3D 传感器相比, 使用 TOF 相机可以更快地进行三维定位; 与立体视觉系统相比, 该相机在三维定位中也具有更高的精度。使用 TOF 相机不仅能完成目标图像的分割、标记、识别、跟踪等传统应用, 经过深化处理之后, 还能完成三维建模等应用, 并且能够快速完成对目标的识别与追踪。但目前市场上可用的 TOF 相机分辨率普遍较低, 而在高分辨率或高帧率情况下, 近距离物体

会失真, 此外, 在障碍物遮挡情况下, 目标图像也会因多路径信号返回导致失真。

2.6 对比分析与总结

通过分析对比如表 4 所示的各种方法实验结果, 得出 5 种定位方式的主要优缺点: 1) 基于单目彩色相机的三维定位采用被动式测距, 易于标定和识别, 但在单张图片中无法确定一个物体的真实大小, 并且单目相机捕获的图像对光照条件较为敏感, 识别定位精度易受光照角度的影响。2) 基于双目或者多目立体视觉匹配的优点在于图像分辨率和近距离测量物体的精度较高, 缺点在于受光照变化和物体纹理的影响, 在黑暗环境下不能正常工作, 并且立体匹配和标定过程比较复杂、计算时间较长。3) 基于深度相机的三维定位采用主动式测距, 通过结构光或 TOF 的物理方法测量目标物体深度信息。结构光的优点是近距离内测量精度高, 测量范围较窄, 识别定位精度不受光照条件变化和目标表面纹理的影响, 但当目标表面较平滑时, 易受目标表面反光的影响, 并且深度图像分辨率和物体边缘检测定位的精度均较低。4) 基于激光测距仪的三维定位的优点在于测量距离远、速度快、精度较高、结构简单, 但测量距离过长容易导致失焦, 受到枝叶或重叠果实遮挡时产生假信号的缺点同样不容忽视。5) 基于光基 3D 相机飞行时间的三维定位方法测量范围广、抗干扰能力强、不受光照变化和物体纹理的影响, 但同样受目标表面多重反射的影响。综上, 基于立体视觉匹配和深度相机结合获取图像三维信息较单目彩色相机、激光测距仪以及光基 3D 相机的飞行时间预测应用在采摘机器人机器视觉系统上更有优势, 在复杂自然环境下定位精度更高。

3 挑战与未来方向

3.1 采摘机器人目标识别与定位研究挑战

1) 目前, 各种果实检测识别算法或多或少存在一定的局限性, 其主要原因是采摘机器人工作在复杂自然环境中。传统的数字图像处理技术受光照和遮挡影响比较严重。尽管基于深度学习的卷积神经网络能很好地解决目标检测识别问题, 但是神经网络对于训练数据集的需求十分庞大, 且模型训练计算量大、时间长。此外, 虽然目标识别正确率比较高, 但由于农业环境的复杂性和不确定性, 基于深度学习的卷积神经网络在目标定位上依旧存在较大的误差。在复杂自然环境中, 受环境、果蔬生长状态以及果蔬自身特征变化等诸多因素的影响, 卷积神经网络考虑的因素越多, 相应的网络结构就越复杂, 运行计算时间就越长, 导致机器视觉系统实时性低, 影响采摘效率。

表 4 目标三维定位实验结果对比
Table 4 Comparison of experimental results of 3D target positioning

目标三维定位	优势	定位距离/ mm	局限性	定位精 度/%	参考文献
基于单目 彩色相机	结构简单、成本低、易于标定和识别	400~1 500	无法确定物体的真实大小,对光照条件敏感,识别定位精度受光照变化影响较大	81~91	文献[141-142]
基于立体 视觉匹配	图像分辨率和近距离测量 物体的精度较高,可以运用到 室内或室外场景	300~1 500	受光照变化和纹理的影响,在黑暗环 境下不能正常工作,立体匹配和标定过程 比较复杂、计算时间较长	83~95	文献[127,131]
基于深度相机	近距离内测量精度高,识别定位 精度不受光照条件变化和纹理 表面纹理的影响	400~1 000	易受目标表面反光的影响,深度图像分 辨率和物体边缘检测定位的精度均较低	86~94	文献[54,134]
基于激光测 距仪	测量距离远、速度快、精度较高、 结构简单	1 000~1 500	测量距离过长容易导致失焦,受到枝叶 或重叠果实遮挡时产生假信号	87~90	文献[136-137]
基于光基 3D 相机飞行时间	测量范围广、抗干扰能力强、不受 光照变化和物体纹理的影响	3 670	易受目标表面多重反射的影响,结构 光激光散斑会被淹没,因此不适合 用于室外环境下	82~89	文献[138,140]

2) 采摘机器人的收获率取决于目标果实的定位精度以及机械臂的末端执行器及其控制系统的优劣,尽管末端执行器的设计可以容纳一定的位置偏差,但当目标果实成簇生长或被枝叶等干扰物遮挡时,会导致末端执行器抓取失败,从而造成果实损伤以及末端执行器的损坏。在末端执行器移动期间,距离信息需要不断更新,除了重复计算目标果实的距离和方向之外,还需要重复计算机器人的逆运动学,并频繁更新执行器的控制输入,这会导致整个机器人的识别速度下降。如果机械臂刚开始运动时就以足够的精度来估计三维位置(取决于末端执行器设计),就可以提高果实的采摘速度。立体视觉匹配能提供较高的检测精度,但匹配过程复杂且计算时间长,且室外环境下易受光照条件的影响。激光测距仪与其他传感器相比,具有更好的定位精度,但该系统比较复杂,速度慢且成本高。研究人员还使用景深相机和彩色相机的融合技术对果实采摘进行定位,从而可能以最小的计算量提供高精度需求。尽管景深相机的分辨率受到限制,但可用像素上的距离测量提高其精度。将深度图像与彩色图像集成在一起,通过插值可提高三维数据点的分辨率,但三维感知系统的可承受性是精确定位的最大限制因素之一。

3) 在机器视觉目标识别与定位中,采用多传感器信息融合技术能够较大地提高识别精度,降低定位误差。提取多个传感器的信息,可更加全面地获取采摘机器人的信息,结合最优的目标识别定位算法可以有效提高识别定位精度,且可靠性高、鲁棒性强。虽然目前有大量水果识别算法的文献,但高级图像处理算法

的开发对于水果精确识别定位也是一个挑战。近年来,诸如 TOF 相机、光场相机和叶绿素荧光相机等新型视觉传感器已引起越来越多研究者的关注,这些传感器的应用核心是如何利用采集的数据。因为采摘机器人工作在复杂自然环境中、且对于水果各个生长阶段数据集获取不足、果实之间存在个体差异、神经网络训练计算量大,会造成采摘效率低下,所以从原始图像数据考虑的角度出发,对采集到的果蔬图像进行图像数据集扩充或通过信息处理技术提取出果实的标志特征,做出目标区域判断,再针对有遮挡或光照条件影响进行决策融合,合并完成目标识别定位过程,可有效地减少数据量的需求以及神经网络的计算量,缩短网络训练时间。其实现过程如图 9 所示。

4) 采摘机器人常在复杂自然环境下工作,存在较多外界干扰和阻塞,会对机器视觉定位系统造成较大的随机误差,并且这些误差的规律难以获取和补偿。因此,机器视觉与机械故障容错之间的协作已成为近年来的研究热点,对于明显的随机错误,传统视觉不会考虑机械或视觉相关性,原始系统只能补偿由视觉硬件引起的原始错误,例如相机镜头畸变造成图像成像不精准,对于未知的随机误差难以补偿。

图像处理和网络训练将图像中的目标果实和背景区分开,因此需要计算误差并考虑误差的传递。这些误差是在多目标图像的处理和计算过程中形成的,同时噪声也会引起计算误差。误差的传递在计算中很容易被忽略,因此需要视觉和机构协同作用来纠正各种类型的误差,主要影响因素有待进一步研究,例如计算误差,随

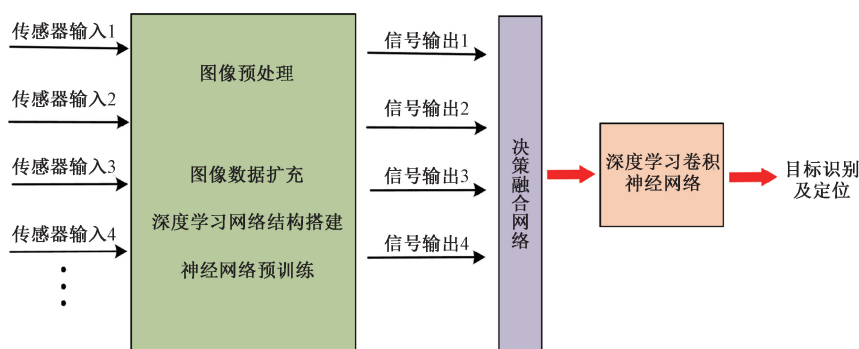


图 9 多传感器信息融合过程

Fig. 9 Multi-sensor information fusion process

机误差和传递性^[55]。机器人的定位误差和容错能力引起了各个领域学者的关注,如,文献[118,148]针对执行器故障的大型不确定系统的主动自适应容错神经控制提出了一个通用的执行器故障模型,避免了容错控制器奇异性问题。随后在神经网络的基础上,Guo 等^[149]提出了一种基于深度神经网络的智能主动容错系统。执行器未发生故障时,神经网络对每个子过滤器进行训练;当发生故障时,处于训练状态的神经网络将预测故障时间数据,并将预测数据替换为主滤波器进行融合。但整个容错系统同时也会因执行器故障或主从操纵器受到未知干扰,造成操作系统面临性能下降甚至不稳定的问题。因此,Rasouli 等^[150]提出比例-导数控制器并结合一个干扰观测器和一个辅助控制器,解决了面对时间延迟、动态不确定性、干扰和执行器故障时,远程操作系统的控制问题。此外,作业环境存在各种干扰,采摘机器人会产生较大的随机定位误差,很难通过控制算法进行补偿,现有的末端执行器不能对这些错误进行容错。随机定位误差被认为是末端执行器的系统性“故障误差”,为克服随机误差,Zou 等^[151]设计了一种通用且有一定容错能力的末端执行器来解决双目视觉定位错误,通过建立容错数学模型以及双目视觉机制,该系统能够在误差范围内完成操作,增大了误差容错的适用性。此外,刘兆祥等^[152]通过设计新型末端执行器来消除随机定位误差,将该执行器和

RGB-D 相机一起安装在移动基座上,采摘草莓时,末端执行器上配备内部传感器可以感应和补偿机器视觉系统中的定位误差,并且对视觉模块引入的定位误差具有鲁棒性。因此,在采摘机器人研究领域,探索容错理论以实现机器视觉对于目标果实的精确定位和提高机器视觉的鲁棒性很有必要。

5) 随着中国制造 2025 的到来,工业互联网的发展又将迈入一个新的时代,工业大数据的广泛利用以及虚拟网络和实体操作相互深度融合将为采摘机器人目标识别和定位带来质的改变。结合时代发展的大背景,利用工业物联网(industrial internet of things, IIoT)和信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)等技术不但可以获取来自不同采摘机器人多传感器的信息,还可实现采摘机器人实时状态信息的透明化,并将不同采摘机器人的传感器、检测识别算法、三维定位策略以及网络训练的数据集信息存储于云平台,便形成了可供参考以及使用的原始数据库,解决了利用深度学习卷积神经网络作为识别算法时,训练数据集少的难题。与此同时,大数据云平台还包含了所有采摘机器人已经识别定位成功的历史记录,若实时的目标水果品种特征提取以及识别算法与历史记录相同,那么目标检测识别的结果便可快速响应,有效降低特征信息提取过程的复杂性,减少神经网络的计算量,其结构实现过程如图 10 所示。

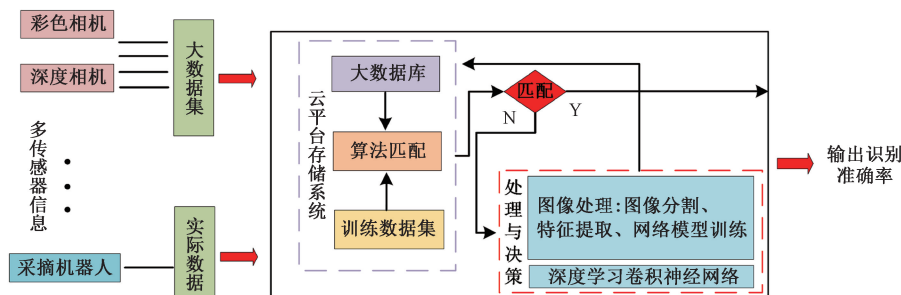


图 10 结合大数据云平台的目标检测识别

Fig. 10 Target detection and identification combined with big data cloud platform

3.2 采摘机器人目标识别与定位研究未来方向

采摘机器人目标识别与三维定位一直都是农业机械领域研究的热点问题,相比于传统的识别定位方法,基于深度学习的卷积神经网络更值得关注。从目前的基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究的发展状况来看,以下几个方面的工作仍值得关注:

1) 现有的深度学习算法是依据特定的采摘对象,对网络模型输入图像训练集训练,而在实际采摘中,需要采摘的目标对象并不止一种类型,使得算法不具备通用性,制约了视觉系统的发展。未来研究应该使算法具有通用性,根据某种目标对象衍生出对相似特征的水果的识别能力。

2) 现有深度学习算法需要大量的样本训练集,而自然界中的目标果实在每个不同的生长阶段具有不同的特征,因此需要网络结构具有较强的特征提取能力,能将每次输入网络的测试集同时也作为网络的训练集加深网络权重的学习。

3) 果蔬生长阶段不同,对应的图像特征也随之改变,实现小样本数据集进行模型训练,可以利用注意力机制在有限的训练样本下,提取到对图像具有表示性更强的特征,并且使得该特征能够显著影响分类效果^[153]。

4) 导致目标果实定位结果与实际情况产生较大偏离的主要原因包括目标检测错误、机械振动、距离测量传感器不准确等。未来可以从园艺操作方法,包括树木修剪、授粉和间伐方向着手,可能成为机器视觉提高定位准确率的突破口,提高目标果实的可见度,并减少遮挡和聚类。如果将目标果实更清楚地呈现给传感器且没有成簇和干扰物遮挡,则将减少大量不必要的信号,图像处理更加简单快速以改善三维定位的精度。此外,当水果清晰可见且彼此分离时,采摘机器人末端执行器能够承受更多的位置偏差,从根本上降低了三维定位系统的复杂性和成本。

5) 将多个传感器融合进行水果检测和定位。传感器可以相互弥补自身的局限性,过去研究者已经使用了激光和立体相机融合的障碍物检测和目标跟踪,并取得了较好的结果。

6) 大数据云平台存在所有与采摘机器人识别、定位以及传感器使用相关的信息,因此对于采摘机器人机器视觉系统关键在于大数据的利用率以及深度学习神经网络的实现,而研究如何有效地利用大数据与机器视觉系统具有重要意义。

4 结 论

本文综述了基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究进展。讨论了用于果蔬目标识别与定位的各种传感器系统和图像处理方法及其精度、速度和鲁棒性。

采摘机器人视觉系统的目标识别定位方案取决于果蔬的种类,识别系统的性能受到光照条件、遮挡和许多其他因素的影响。根据前文分析可知,采摘机器人对目标识别和定位方法的实时性、泛化性、精度、网络训练计算量、鲁棒性等性能要求越来越高。目前,果蔬识别方法可分为传统数字图像处理技术、基于机器学习的图像分割与分类器以及基于深度学习的卷积神经网络算法。传统数字图像处理技术通常根据目标的颜色、纹理、形状等特征进行目标识别,但在自然环境中,目标的外形特征会受到光照条件、生长状态、遮挡等非可控因素的影响造成目标识别精度降低,采用多特征融合方式可以相对提高检测的精度和鲁棒性。使用基于机器学习的图像分割与分类器技术进行水果识别分类常具有良好的性能,但他们需要提前设定参数值,且提前设定的参数对识别精度影响较大,对于分类器需要提前获取来自训练图像的先验概率信息,且识别精度易受难于分类样本的权值影响。使用基于深度学习的卷积神经网络算法受环境影响程度较低,适用于自然环境下的目标识别。该方法不仅能识别出目标果实和背景图像,而且还能通过实例分割输出掩膜图形来提高对存在部分遮挡目标的检测精度和预测框精度。该方法对于自然环境下的果蔬目标识别具有更高的识别精度与鲁棒性。定位目标果实所需的深度信息常通过立体视觉匹配、深度相机、激光测距仪或光基3D相机的飞行时间测距等获得。应用在采摘机器人领域,目前常使用立体视觉匹配以及深度相机结合彩色相机的方式来定位,该方法能用于室内或室外场景,且受光照条件和目标特征变化影响较小,同时满足了采摘机器人更高的定位精度需求。

最后,本文还总结了采摘机器人目标识别和定位研究当前所面临的挑战以及未来潜在发展方向。研究表明,自然环境下光照变化、作物生长状态多变、遮挡、聚类等是精准识别定位的主要挑战。进一步研发应专注于解决这些限制条件,提高系统本身的精度、速度和鲁棒性,同时降低整体的复杂性和成本。神经网络模型优化、传感系统的准确性、多传感器信息融合、机器视觉容错以及结合大数据云平台决策可能是未来采摘机器人研发过程中的一些关键突破口。

参考文献

- [1] TIAN Y N, YANG G D, WANG ZH, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.
- [2] 孔繁栋. 苹果采摘环境的多目标识别及三维重构[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2019.
- KONG F D. Multi-objective recognition and 3D reconstruction in apple picking environment [D].

- Qinhuangdao: Yanshan University, 2019.
- [3] DIAS P A, TABB A, MEDEIROS H. Apple flower detection using deep convolutional networks [J]. Computers in Industry, 2018, 99: 17-28.
- [4] ZHANG W L, CHEN K ZH, WANG J Q, et al. Easy domain adaptation method for filling the species gap in deep learning-based fruit detection [J]. Horticulture Research, 2021, 8(1): 1-13.
- [5] HUANG Z Q, ZHANG P, LIU R, et al. Immature apple detection method based on improved yolov3 [J]. ASP Transactions on Internet of Things, 2021, 1(1): 9-13.
- [6] DUBEY A K, ARORA R R, MATHUR A. Fruit defect prediction model (FDPM) based on three-level validation [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2021, 40(2): 1-12.
- [7] GAN H, LEE W S, ALCHANATIS V, et al. Immature green citrus fruit detection using color and thermal images [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 152: 117-125.
- [8] PEDRAZA I L A, DIAZ J F A, PINTO R M, et al. Sweet citrus fruit detection in thermal images using fuzzy image processing [C]. IEEE Colombian Conference on Applications in Computational Intelligence. Springer, Cham, 2019: 182-193.
- [9] NI X D, WANG X, WANG SH M, et al. Structure design and image recognition research of a picking device on the apple picking robot [J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(17): 489-494.
- [10] SUN S SH, JIANG M, HE D J, et al. Recognition of green apples in an orchard environment by combining the GrabCut model and Ncut algorithm [J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 201-213.
- [11] TAO Y T, ZHOU J. Automatic apple recognition based on the fusion of color and 3D feature for robotic fruit picking [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 388-396.
- [12] 吕继东, 赵德安, 姬伟. 苹果采摘机器人目标果实快速跟踪识别方法 [J]. 农业机械学报, 2014, 45(1): 65-72.
- LYU J D, ZHAO D AN, JI W. Fast tracing recognition method of target fruit for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(1): 65-72.
- [13] MOALLEM P, SERAJODDIN A, POURGHASSEM H, et al. Computer vision-based apple grading for golden delicious apples based on surface features [J]. Information Processing in Agriculture, 2017, 4(1): 33-40.
- [14] LINKER R, COHEN O, NAOR A. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 81(1): 45-57.
- [15] JI W, ZHAO D A, CHENG F Y, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot [J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186-1195.
- [16] KANG H W, CHEN CH. Fruit detection, segmentation and 3D visualisation of environments in apple orchards [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105302.
- [17] KANG H W, CHEN CH. Fruit detection and segmentation for apple harvesting using visual sensor in orchards [J]. Sensors, 2019, 19(20): 1-16.
- [18] 杜泉雄. 苹果采摘机器人视觉系统的目标识别研究 [D]. 汉中: 陕西理工大学, 2019.
- DU X X. Research on the target recognition of the vision system of apple picking robot [D]. Hanzhong: Shanxi University of Technology, 2019.
- [19] 刘芳, 刘玉坤, 林森. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法 [J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 229-237.
- LIU F, LIU Y K, LIN S. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229-237.
- [20] FENG Q C, CHENG W, ZHOU J J, et al. Design of structured-light vision system for tomato harvesting robot [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2014, 7(2): 19-26.
- [21] LIN G CH, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Fruit detection in natural environment using partial shape matching and probabilistic Hough transform [J]. Precision Agriculture, 2020, 21(1): 160-177.
- [22] ISHII K, MATSUO T, TAKEMURA Y, et al. Tomato-harvesting-robot competition towards smart agriculture [C]. Proceedings of International Conference on Artificial Life & Robotics (ICAROB2021). ALife Robotics, 2021: 1-5.
- [23] 彭红星, 邹湘军, 陈丽娟, 等. 基于双次 Otsu 算法的野外荔枝多类色彩目标快速识别 [J]. 农业机械学报, 2014, 45(4): 61-68.
- PENG H X, ZOU X J, CHEN L J, et al. Fast

- recognition of multiple color targets of litchi image in field environment based on double Otsu algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(4): 61-68.
- [24] HU X M, WU J, YU H F, et al. Research on the location of citrus based on RGB-D binocular camera[C]. 2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2021, 5: 2280-2284.
- [25] CHEN Y H, AN X S, GAO S H, et al. A deep learning-based vision system combining detection and tracking for fast on-line citrus sorting[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 1-11.
- [26] LIN G CH, TANG Y CH, ZOU X J, et al. In-field citrus detection and localisation based on RGB-D image analysis [J]. Biosystems Engineering, 2019, 186: 34-44.
- [27] ZHUANG J J, LUO S M, HOU C J, et al. Detection of orchard citrus fruits using a monocular machine vision-based method for automatic fruit picking applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 152: 64-73.
- [28] WANG CH L, TANG Y CH, ZOU X J, et al. A robust fruit image segmentation algorithm against varying illumination for vision system of fruit harvesting robot[J]. Optik, 2017, 131: 626-631.
- [29] CAKIR Y, KIRCI M, GUNES E O, et al. Detection of oranges in outdoor conditions[C]. Second International Conference on Agro-geoinformatics, IEEE, 2013: 500-503.
- [30] HANNAN M W, BURKS T F, BULANON D M, et al. A machine vision algorithm combining adaptive segmentation and shape analysis for orange fruit detection[J]. Agricultural Engineering International: The CIGR Journal, 2009: 1-17.
- [31] LYU Q, CAI J R, LIU B, et al. Identification of fruit and branch in natural scenes for citrus harvesting robot using machine vision and support vector machine [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2014, 7(2): 115-121.
- [32] SUBHAJIT S, WON S L. Identification and determination of the number of immature green citrus fruit in a canopy under different ambient light conditions[J]. Biosystems Engineering, 2014, 117(1): 51-61.
- [33] LIU Y P, YANG CH H, HUANG L, et al. A visual system of citrus picking robot using convolutional neural networks [C]. International Conference on Systems, 2018: 344-349.
- [34] 熊俊涛, 刘振, 汤林越, 等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 45-52.
- XIONG J T, LIU ZH, TANG L Y, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 45-52.
- [35] 秦雁飞. 基于双目视觉及深度学习的采摘机器人目标检测及定位技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- QIN Y F. Research on target detection and localization technology of picking robot based on binocular vision and deep learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [36] WILLIAMS H A M, 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.
- [37] SONG ZH ZH, FU L SH, WU J ZH, et al. Kiwifruit detection in field images using Faster R-CNN with VGG16 [J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52 (30): 76-81.
- [38] GUO Q W, CHEN Y Y, TANG Y, et al. Lychee fruit detection based on monocular machine vision in orchard environment[J]. Sensors, 2019, 19(19): 1-21.
- [39] WANG CH L, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Recognition and matching of clustered mature litchi fruits using binocular charge-coupled device (CCD) color cameras[J]. Sensors, 2017, 17(11): 1-22.
- [40] WANG CH L, ZOU X J, TANG Y CH, et al. Localisation of litchi in an unstructured environment using binocular stereo vision [J]. Biosystems Engineering, 2016, 145: 39-51.
- [41] GE Y Y, XIONG Y, FROM P J. Symmetry-based 3D shape completion for fruit localisation for harvesting robots [J]. Biosystems Engineering, 2020, 197: 188-202.
- [42] WEI X Q, JIA K, LAN J H, et al. Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot[J]. Optik, 2014, 125(19): 5684-5689.
- [43] ZHANG T X, LIU P. A fast and efficient recognition method for grape picking point [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(2):

- 189-193.
- [44] LUO L F, TANG Y CH, LU Q H, et al. A vision methodology for harvesting robot to detect cutting points on peduncles of double overlapping grape clusters in a vineyard [J]. *Computers in Industry*, 2018, 99: 130-139.
- [45] LUO L F, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Robust grape cluster detection in a vineyard by combining the adaboost framework and multiple color components[J]. *Sensors*, 2016, 16(12): 1-20.
- [46] MARANI R, MILELLA A, PETITTI A, et al. Deep neural networks for grape bunch segmentation in natural images from a consumer-grade camera [J]. *Precision Agriculture*, 2021, 22(2): 387-413.
- [47] PAYNE A, WALSH K B, SUBEDI P P, et al. Estimating mango crop yield using image analysis using fruit at 'stone hardening' stage and night time imaging[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 100: 160-167.
- [48] PAYNE A, WALSH K B, SUBEDI P P, et al. Estimation of mango crop yield using image analysis-segmentation method[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 91: 57-64.
- [49] 熊俊涛, 刘振, 林睿, 等. 自然环境下树上绿色芒果的无人机视觉检测技术[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(11): 23-29.
- XIONG J T, LIU ZH, LIN R, et al. Unmanned aerial vehicle vision detection technology of green mango on tree in natural environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(11): 23-29.
- [50] 薛月菊, 黄宁, 涂淑琴, 等. 未成熟芒果的改进 YOLOv2 识别方法[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(7): 173-179.
- XUE Y J, HUANG N, TU SH Q, et al. Immature mango detection based on improved YOLOv2[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(7): 173-179.
- [51] INKYU S, GE Z Y, FERAS D, et al. Deep fruits: A fruit detection system using deep neural networks [J]. *Sensors*, 2016, 16(8): 1222.
- [52] 杨长辉, 刘艳平, 王毅, 等. 自然环境柑橘采摘机器人识别定位系统研究[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(12): 14-22, 72.
- YANG CH H, LIU Y P, WANG Y, et al. Research and experiment on recognition and location system for citrus picking robot in natural environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(12): 14-22, 72.
- [53] LEE B, KAM D, MIN B, et al. A vision servo system for automated harvest of sweet pepper in korean greenhouse environment [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(12): 1-23.
- [54] VITZRABIN E, EDAN Y. Changing task objectives for improved sweet pepper detection for robotic harvesting[C]. *International Conference on Robotics and Automation*, 2016, 1(1): 578-584.
- [55] TANG Y C, CHEN M Y, WANG C L, et al. Recognition and localization methods for vision-based fruit picking robots: A review [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 510.
- [56] CHEN M Y, TANG Y C, ZOU X J, et al. High-accuracy multi-camera reconstruction enhanced by adaptive point cloud correction algorithm[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2019, 122: 170-183.
- [57] MEHTA S S, BURKS T F. Multi-camera fruit localization in robotic harvesting [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2016, 49(16): 90-95.
- [58] LIN G, TANG Y C, ZOU X J, et al. Color-, depth-, and shape-based 3D fruit detection [J]. *Precision Agriculture*, 2020, 21: 1-17.
- [59] ZHANG K, WANG H F, SHEN C, et al. Research on the technology used to inspect the visual appearance of tropical fruit, based on machine vision color space[M]. *Recent Developments in Intelligent Computing, Communication and Devices*. Springer, Singapore, 2019: 53-58.
- [60] CUBERO S, ALEIXOS N, ALBERT F, et al. Optimised computer vision system for automatic pre-grading of citrus fruit in the field using a mobile platform[J]. *Precision Agriculture*, 2014, 15(1): 80-94.
- [61] MENG Y H, WANG J Q, TIAN E L, et al. Research on navigation of agricultural UAV based on single chip microcomputer control [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2020, 42(3): 245-248.
- [62] RAKUN J, STAJNKO D, ZAZULA D, et al. Original papers: Detecting fruits in natural scenes by using spatial-frequency based texture analysis and multiview geometry[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 76(1): 80-88.
- [63] KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A, et al. Green citrus detection using 'eigenfruit', color and circular

- Gabor texture features under natural outdoor conditions[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 78(2): 140-149.
- [64] CHAIVIVATRAKUL S, DAILEY M N. Texture-based fruit detection[J]. *Precision Agriculture*, 2014, 15(6): 662-683.
- [65] YAMAMOTO K, GUO W, YOSHIOKA Y, et al. On plant detection of intact tomato fruits using image analysis and machine learning methods [J]. *Sensors*, 2014, 14(7): 12191-12206.
- [66] HART P E, STORK D G, DUDA R O, et al. Pattern classification [J]. A Wiley-Interscience Publication, 2001, 1(2): 142-143.
- [67] CHINCHULUUN R, LEE W S. Machine vision-based citrus yield mapping system [C]. *Proceedings of the Florida State Horticultural Society. Florida State Horticultural Society*, 2006, 119: 142-147.
- [68] SENG W C, MIRISAE S H. A new method for fruits recognition system [C]. *International Conference on Electrical Engineering and Informatics*, 2009: 130-134.
- [69] KURTULMUS F, LEE W S, VARDAR A. Immature peach detection in colour images acquired in natural illumination conditions using statistical classifiers and neural network [J]. *Precision Agriculture*, 2014, 15(1): 57-79.
- [70] QURESHI W S, PAYNE A, WALSH K B, et al. Machine vision for counting fruit on mango tree canopies[J]. *Precision Agriculture*, 2017, 18(2): 224-244.
- [71] ZHAO Y SH, GONG L, ZHOU B, et al. Detecting tomatoes in greenhouse scenes by combining AdaBoost classifier and colour analysis [J]. *Biosystems Engineering*, 2016, 148: 127-137.
- [72] CHEN X Q, TANG J L, WANG D. Research on farmland image segmentation based on SLIC method under strong light [J]. *Computer Engineering & Applications*, 2018, 54(2): 177-181.
- [73] PENG H X, SHAO Y Y, CHEN K Y, et al. Research on multi-class fruits recognition based on machine vision and SVM [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2018, 51(17): 817-821.
- [74] ALTAHERI H, ALSULAIMAN M, MUHAMMAD G, et al. Date fruit classification for robotic harvesting in a natural environment using deep learning [J]. *IEEE Access*, 2019: 117115-117133.
- [75] MARANI R, MILELLA A, PETITTI A, et al. Deep learning-based image segmentation for grape bunch detection [C]. *12th European Conference on Precision Agriculture*. 2019: 3320-3328.
- [76] ZHANG Y D, DONG ZH CH, CHEN X Q, et al. Image based fruit category classification by 13-layer deep convolutional neural network and data augmentation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(3): 3613-3632.
- [77] DIAS P A, TABB A, MEDEIROS H, et al. Apple flower detection using deep convolutional networks [J]. *Computers in Industry*, 2018, 99: 17-28.
- [78] HOU L, WU Q X, SUN Q Y, et al. Fruit recognition based on convolution neural network [C]. *International Conference on Natural Computation*, 2016: 18-22.
- [79] 周云成, 许童羽, 郑伟, 等. 基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法 [J]. *农业工程学报*, 2017, 33(15): 219-226.
- ZHOU Y CH, XU T Y, ZHENG W, et al. Classification and recognition approaches of tomato main organs based on DCNN [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(15): 219-226.
- [80] LIU W ZH. The alexnet-resnet-inception network for classifying fruit images [J]. *BioRxiv*, 2020: 1-12.
- [81] RAHNEMOONFAR M, SHEPPARD C. Deep count: Fruit counting based on deep simulated learning [J]. *Sensors*, 2017, 17(905): 1-12.
- [82] WANG CH L, LUO T H, ZHAO L J, et al. Window zooming-based localization algorithm of fruit and vegetable for harvesting robot [J]. *IEEE Access*, 2019: 103639-103649.
- [83] 陈丹, 林清泉. 基于级联式 Faster RCNN 的三维目标最优抓取方法研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(4): 229-237.
- CHEN D, LIN Q Q. Research on 3D object optimal grasping method based on cascaded Faster RCNN [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(4): 229-237.
- [84] FU L SH, FENG Y L, MAJEED Y, et al. Kiwifruit detection in field images using Faster R-CNN with ZFNet [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2018, 51(17): 45-50.
- [85] LIANG Q K, ZHU W, LONG J Y, et al. A real-time detection framework for on-tree mango based on SSD network [C]. *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*. Springer, Cham, 2018: 423-436.
- [86] 彭红星, 黄博, 邵园园, 等. 自然环境下多类水果采

- 摘目标识别的通用改进 SSD 模型[J]. 农业工程学报, 2018, 34(16):155-162.
- PENG H X, HUANG B, SHAO Y Y, et al. General improved SSD model for picking object recognition of multiple fruits in natural environment[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(16): 155-162.
- [87] REDMON J, DIVVALA S K, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [88] 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 D AN, WU R D, LIU X Y, et al. Apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network for picking robot in complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(3): 164-173.
- [89] TIAN Y N, YANG G D, WANG ZH, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.
- [90] 刘小刚, 范诚, 李加念, 等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 237-244.
- LIU X G, FAN CH, LI J N, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 237-244.
- [91] 武星, 齐泽宇, 王龙军, 等. 基于轻量化 YOLOv3 卷积神经网络的苹果检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 17-25.
- WU X, QI Z Y, WANG L J, et al. Apple detection method based on light-YOLOv3 convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 17-25.
- [92] CHEN S W, SHIVAKUMAR S S, DCUNHA S, et al. Counting apples and oranges with deep learning: A data-driven approach [C]. International Conference on Robotics and Automation, 2017, 2(2): 781-788.
- [93] LIU X, CHEN S W, ADITYA S, et al. Robust fruit counting: Combining deep learning, tracking, and structure from motion [C]. Intelligent Robots and Systems, 2018: 1045-1052.
- [94] LIN G CH, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Guava detection and pose estimation using a low-cost RGB-D sensor in the field[J]. Sensors, 2019, 19(2):1-15.
- [95] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4): 640-651.
- [96] MAJEED Y, ZHANG J, ZHANG X, et al. Apple tree trunk and branch segmentation for automatic trellis training using convolutional neural network based semantic segmentation[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(17): 75-80.
- [97] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J, et al. Angle estimation between plant parts for grasp optimisation in harvest robots [J]. Biosystems Engineering, 2019, 183: 26-46.
- [98] LI J H, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Detection of fruit-bearing branches and localization of litchi clusters for vision-based harvesting robots [J]. IEEE Access, 2020, 8: 117746-117758.
- [99] YANG C H, XIONG L Y, WANG Z, et al. Integrated detection of citrus fruits and branches using a convolutional neural network [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105469.
- [100] YU Y, ZHANG K L, YANG L, et al. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask-RCNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 1-9.
- [101] JIA W K, TIAN Y Y, LUO R, et al. Detection and segmentation of overlapped fruits based on optimized Mask R-CNN application in apple harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105380.
- [102] GE Y Y, XIONG Y, TENORIO G L, et al. Fruit localization and environment perception for strawberry harvesting robots [J]. IEEE Access, 2019: 147642-147652.
- [103] 岳有军, 田博凯, 王红君, 等. 基于改进 Mask RCNN 的复杂环境下苹果检测研究[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(10): 129-134.
- YUE Y J, TIAN B K, WANG H J, et al. Research on apple detection in complex environment based on improved Mask RCNN [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40(10): 129-134.
- [104] PLA F, JUSTE F, FERRI F J, et al. Feature extraction of spherical objects in image analysis: An application to robotic citrus harvesting[J]. Computers and Electronics

- in Agriculture, 1993, 8(1): 57-72.
- [105] BULANON D M, KATAOKA T, OKAMOTO H, et al. Development of a real-time machine vision system for the apple harvesting robot [C]. Society of Instrument and Control Engineers of Japan, 2004: 595-598.
- [106] BULANON D M, BURKS T F, VICTOR A. A multispectral imaging analysis for enhancing citrus fruit detection [J]. Environment Control in Biology, 2010, 48(2): 81-91.
- [107] LINKER R, COHEN O, NAOR A, et al. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012: 45-57.
- [108] 冯娟, 曾立华, 刘刚, 等. 融合多源图像信息的果实识别方法 [J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 73-80.
- FENG J, ZENG L H, LIU G, et al. Fruit recognition algorithm based on multi-source images fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 73-80.
- [109] 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.
- [110] ZHAO Y S, GONG L, HUANG Y X, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 311-323.
- [111] AVITAL B, CLEMENT V. Agricultural robots for field operations: Concepts and components [J]. Biosystems Engineering, 2016, 149: 94-111.
- [112] JIA W K, ZHANG Y, LIAN J, et al. Apple harvesting robot under information technology: A review [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3): 1-16.
- [113] SAFREN O, ALCHANATIS V, OSTROVSKY V, et al. Detection of green apples in hyperspectral images of apple-tree foliage using machine vision [J]. Transactions of the ASABE, 2007, 50(6): 2303-2313.
- [114] FU L H, DUAN J L, ZOU X J, et al. Banana detection based on color and texture features in the natural environment [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 1-12.
- [115] 徐淑萍. 基于支持向量机的图像分割研究综述 [D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2008.
- XU SH P. Survey of study on image segmentation based on SVM [D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2008.
- [116] VAPNIK V, VAPNIK VN. Statistical learning theory [J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 2003, 55(2): 371-389.
- [117] 李寒, 张漫, 高宇, 等. 温室绿熟番茄机器视觉检测方法 [J]. 农业工程学报, 2017, 33 (S1): 328-334, 388.
- LI H, ZHANG M, GAO Y, et al. Green ripe tomato detection method based on machine vision in greenhouse [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33 (S1): 328-334, 388.
- [118] 刘晓洋, 赵德安, 贾伟宽. 基于超像素特征的苹果采摘机器人果实分割方法 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 15-23.
- LIU X Y, ZHAO D AN, JIA W K. Fruits segmentation method based on superpixel features for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 15-23.
- [119] 熊俊涛, 卜榕彬, 郭文韬, 等. 自然光照条件下采摘机器人果实识别的表面阴影去除方法 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(22): 147-154.
- XIONG J T, BU R B, GUO W T, et al. Shadow removal method of fruits recognized by picking robot under natural environment [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(22): 147-154.
- [120] 毕松, 高峰, 陈俊文, 等. 基于深度卷积神经网络的柑橘目标识别方法 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 181-186.
- BI S, GAO F, CHEN J W, et al. Detection method of citrus based on deep convolution neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 181-186.
- [121] BAI X, SHI B, ZHANG C, et al. Text/non-text image classification in the wild with convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 437-446.
- [122] KIM J H, HONG H G, PARK K R, et al. Convolutional neural network-based human detection in nighttime images using visible light camera sensors [J]. Sensors, 2017, 17(5): 1065.
- [123] 穆龙涛, 高宗斌, 崔永杰, 等. 基于改进 AlexNet 的广域复杂环境下遮挡猕猴桃目标识别 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 24-34.
- MU L T, GAO Z B, CUI Y J, et al. Kiwifruit detection of far-view and occluded fruit based on improved AlexNet [J]. Transactions of the Chinese Society for

- Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 24-34.
- [124] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, 1-14.
- [125] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [126] ZHAO D AN, LYU J D, JIA W K, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112-122.
- [127] MEHTA S S, BURKS T F. Vision-based control of robotic manipulator for citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 102: 146-158.
- [128] SI Y SH, LIU G, FENG J, et al. Location of apples in trees using stereoscopic vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 68-74.
- [129] LUO L F, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Vision-based extraction of spatial information in grape clusters for harvesting robots[J]. Biosystems Engineering, 2016, 151: 90-104.
- [130] ZHUANG J J, HOU CH J, TANG Y, et al. Computer vision-based localisation of picking points for automatic litchi harvesting applications towards natural scenarios[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 1-20.
- [131] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J, et al. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 71-84.
- [132] GE L ZH, YANG ZH L, SUN ZH, et al. A method for broccoli seedling recognition in natural environment based on binocular stereo vision and gaussian mixture model[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1-17.
- [133] MATSUZAKI S, MASUZAWA H, MIURA J, et al. 3D semantic mapping in greenhouses for agricultural mobile robots with robust object recognition using robots' trajectory[C]. Systems, Man and Cybernetics, IEEE International Conference. IEEE, 2018: 357-362.
- [134] KUSUMAM K, KRAJNIK T, PEARSON S, et al. 3D-vision based detection, localization, and sizing of broccoli heads in the field[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(8): 1505-1518.
- [135] TANIGAKI K, FUJIURA T, AKASE A, et al. Cherry-harvesting robot[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(1): 65-72.
- [136] GENEMOLA J, GREGORIO E, GUEVARA J, et al. Fruit detection in an apple orchard using a mobile terrestrial laser scanner[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 171-184.
- [137] ZHANG B H, HUANG W Q, WANG CH P, et al. Computer vision recognition of stem and calyx in apples using near-infrared linear-array structured light and 3D reconstruction[J]. Biosystems Engineering, 2015, 139: 25-34.
- [138] KARKEE M, ADHIKARI B, AMATYA S, et al. Identification of pruning branches in tall spindle apple trees for automated pruning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 103: 127-135.
- [139] NAKARMI A D, TANG L. Automatic inter-plant spacing sensing at early growth stages using a 3D vision sensor[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 82: 23-31.
- [140] GONGAL A, SILWAL A, AMATYA S, et al. Apple crop-load estimation with over-the-row machine vision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 120: 26-35.
- [141] 于岩. 基于单目视觉的目标识别与定位[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
- YU Y. Target recognition and location based on monocular vision[D]. Haerbin: Harbin Engineering University, 2017.
- [142] 冯春. 基于单目视觉的目标识别与定位研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
- FENG CH. Research on identification and location of object based on monocular vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.
- [143] 张治国. 基于单目视觉的定位系统研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.
- ZHANG ZH G. Research on locating system based on monocular vision[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2009.
- [144] RAO U S N. Design of automatic cotton picking robot with machine vision using image processing algorithms[C]. 2013 International Conference on Control, Automation, Robotics and Embedded Systems (CARE). IEEE, 2013: 1-5.
- [145] CHEN M Y, TANG Y CH, ZOU X J, et al. Three-dimensional perception of orchard banana central stock enhanced by adaptive multi-vision technology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105508.

- [146] DEY D, MUMMERT L, SUKTHANKAR R, et al. Classification of plant structures from uncalibrated image sequences[C]. Workshop on Applications of Computer Vision, 2012: 329-336.
- [147] 魏加立, 曲慧东, 王永宪, 等. 空间 TOF 相机大视场光学镜头结构优化设计[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 121-128.
- WEI J L, QU H D, WANG Y X, et al. Structure optimization design of large field of view optical lens for the space TOF camera[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 121-128.
- [148] GONG J Y, JIANG B, SHEN Q Q, et al. Adaptive fault-tolerant neural control for large-scale systems with actuator faults [J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2019, 17(6): 1421-1431.
- [149] GUO CH J, LI F, TIAN ZH, et al. Intelligent active fault-tolerant system for multi-source integrated navigation system based on deep neural network [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32: 16857-16874.
- [150] RASOULI P, FOROUZANTABAR A, MOATTARI M, et al. Fault-tolerant control of teleoperation systems with flexible-link slave robot and disturbance compensation[J]. Iranian Journal of Science and Technology-Transactions of Electrical Engineering, 2020, 44: 1487-1499.
- [151] ZOU X J, YE M, LUO CH Y, et al. Fault-tolerant design of a limited universal fruit-picking end-effector based on vision-positioning error [J]. Applied Engineering in Agriculture, 2016, 32(1): 5-18.
- [152] 刘兆祥, 刘刚, 乔军. 苹果采摘机器人三维视觉传感器设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 171-175.
- LIU ZH X, LIU G, QIAO J. Development of a 3-dimension vision sensor in apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 171-175.
- [153] 刘颖, 雷研博, 范九伦, 等. 基于小样本学习的图像分类技术综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(2): 297-315.

LIU Y, LEI Y B, FAN J L, et al. Survey on image classification technology based on small sample learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(2): 297-315.

作者简介



郑太雄, 分别于 1997、2000 和 2003 年在重庆大学获得学士、硕士和博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 主要研究方向为发动机控制和汽车自主安全控制。

E-mail: zhengtx@cqupt.edu.cn

Zheng Taixiong received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Chongqing University in 1997, 2000, and 2003, respectively. He is currently a professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research interests include engine control and vehicle active safe control.



江明哲, 2019 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: Jiangmz1996@163.com

Jiang Mingzhe received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2019. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research interest is computer vision.



冯明驰 (通信作者), 分别 2008 年和 2014 年于中国科学技术大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为视觉测量、智能汽车环境感知。

E-mail: fengmc@cqupt.edu.cn

Feng Mingchi (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from University of Science and Technology of China in 2008 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research interests include vision measurement and environmental perception of intelligent vehicles.