

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107366

基于深度学习的采摘机器人目标识别定位算法*

王芳 崔丹丹 李林
(开封大学 信息工程学院 开封 475001)

摘要: 为了提升采摘机器人对果实的识别准确率以及定位精度,提出一种基于深度学习 Faster-RCNN 框架的采摘机器人目标识别和定位算法。首先采用卷积神经网络 VGG16 模型提取输入图像的特性信息,并利用区域提议网络 RPN 生成含有目标的候选框,通过引入自适应候选框数的方法有效提升了算法性能,然后利用多任务损失函数对目标进行分类识别和预测框校正定位,从而得到目标在图像坐标系统的高精度坐标,最后通过标定求解出采摘机器人手眼两个坐标系之间的映射关系,从而实现了果实对果实的精确识别和定位。通过对苹果的实验结果表明,所提算法具有较高的识别度,平均精度达 97.5%,且定位误差更低,最大误差仅为 1.33 cm,可为智慧农业发展提供有力的技术支持。

关键词: 采摘机器人;深度学习;卷积网络模型;特征提取;目标识别;坐标映射;定位

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Target recognition and positioning algorithm of picking robot based on deep learning

Wang Fang Cui Dandan Li Lin
(School of Information Engineering, Kaifeng University, Kaifeng 475001, China)

Abstract: In order to improve the recognition accuracy and positioning accuracy of fruit picking robot, a target recognition and positioning algorithm based on deep learning Faster-RCNN framework was proposed. Firstly, the convolutional neural network VGG16 model was used to extract the characteristics information of the input image, and the region proposal network RPN was used to generate the candidate box containing the target. The adaptive number of candidate boxes was introduced to improve the performance of the algorithm. Then, the multi task loss function was used to classify the target and correct the prediction box. Finally, the mapping relationship between the two coordinate systems of the hand and eye of the picking robot was solved by calibration, so as to realize the accurate recognition and positioning of the fruit. The experimental results of apple recognition and location show that the proposed algorithm has high recognition accuracy, the average accuracy is 97.5%, and the location error is lower, the maximum error is only 1.33 cm, which can provide strong technical support for the development of smart agriculture.

Keywords: picking robot; deep learning; convolutional neural network; feature extraction; target recognition; coordinate system mapping; location

0 引言

我国是机器人消费大国,机器人在工业自动化生产、农业生产以及智能化技术领域有着较为广泛的应用^[1-3]。众所周知,在农业生产中传统的人工作业方式不仅劳动强度大,且效率低下,随着农村劳动力不断向城市转移,导致从事农业生产的劳动力严重不足。尤其在采摘旺季,需要在较短的时间内完成大面积的果实采摘作业,在这种形势下,利用机器人取代

人工作业具有迫其需求,但实际的采摘对象往往是形态各异、参差不齐,且有的果实位置较为隐蔽或被遮挡^[4]。

为了实现机械手顺利采摘到果实,必须让机器人具有较高的识别率和定位精度,相关专家学者针对机器人目标识别和定位方面的内容展开了大量研究,赵利平等^[5]针对光照环境差对目标识别准确率及定位精度的影响,借助 a-Cb-R 融合空间法和 Canny 算法把目标从图像中分割出来,最后通过融合 GA 法定位出目标坐标;朱福康等^[6]为了

收稿日期:2021-07-23

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(61871199)、河南省高等学校重点科研项目(21A520028)资助

实现对工件的准确识别和定位,首先利用特征识别法找到外接矩角的位置,然后将深度图像坐标与世界坐标进行变换,最后借助霍夫圆检测法从RGB图中找到工件的坐标;许高建等^[7]将深度网络模型应用在茶叶嫩芽的识别中,通过对不同特征的样本训练,可实现对不同生长周期的茶叶的识别和品鉴分类,准确率有了大幅提升,但未实现定位。另外,由于受到采摘目标形状不同、大小不同、遮挡物较多的影响,传统方法导致识别准确率和定位精度不理想。为此,提出一种基于深度学习技术Faster-RCNN框架的采摘机器人目标识别和定位算法,通过VGG16提取机器人的摄像头采集的目标图像,然后利用RPN网络和边框回归检测层对果实目标进行识别和定位,大幅提高了识别和定位精度,最后通过实验验证了提出算法的有效性。

1 基于深度学习的目标识别

本文引入深度学习技术来完成采摘机器人的目标识别

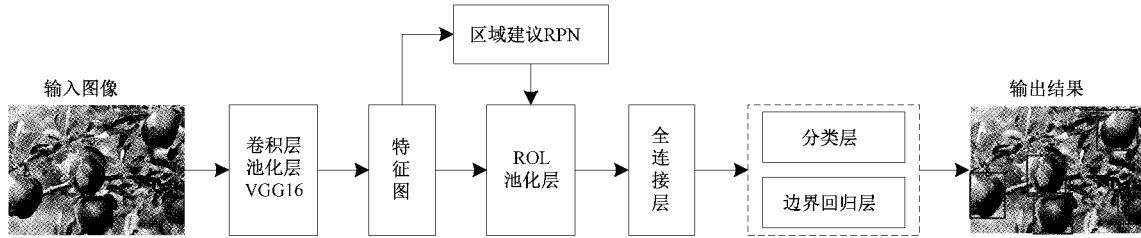


图1 Faster-RCNN模型

Faster-RCNN模型框架是由卷积神经网络特征提取层VGG16、区域建议网络RPN、感兴趣区ROI池化层及分类和边框回归检测层构成。首先利用RPN^[9]对数据集进行训练生成含有目标的候选框,然后将摄像机采集到的图像输入到VGG16网络进行卷积和池化操作后得到含有果实图像的特征图因为采用RPN获得的候选框大小各异,再把候选框与特征图输入到感兴趣区ROI池化层,映射成 7×7 固定尺寸候选框的特征图,并映射到特征图中对应的位置,最终在检测网络中利用Softmax分类器对目标判断和识别,再通过非极大值抑制对目标预测框的概率评估,经过对候选框的位置进行校正,从而得到果实目标在图像坐标系中的高精度坐标。

本文借助VGG16型卷积神经网络和线性整流激活函数ReLU提取输入的图像特征信息,确保目标图像的特征维度下降,使获取的卷积特征图数据量得到压缩,全面增强网络的适用性和有效性。该网络有13个卷积层、13个ReLU激活层和4个池化层。将经过预处理的图像经过第 l 卷积层后的第 i 个特征向量描述为:

$$\mathbf{x}_i^l = f\left(\sum_{j \in M_j} \mathbf{x}_j^{l-1} * \mathbf{k}_{ij}^l + \mathbf{b}_j^l\right) \quad (1)$$

式中: \mathbf{k}_{ij}^l 表示第 l 层卷积的卷积核; \mathbf{b}_j^l 表示第 l 层卷积的偏置; $f(\cdot)$ 表示第 l 层卷积的ReLU激活函数。则经过第 m 层池化后输出的特征向量描述如下:

别,深度学习的核心是卷积神经网络^[8-9],通过模仿动物局部视觉完成目标图像特征提取,由输入层、中间层和全连接层构成。

输入层:主要负责对目标图像进行滤波处理以及尺寸调整等相关操作,确保最终的目标识别和定位结果准确性得到有效提升。中间层:主要有卷积层和池化层两个功能模块,若在识别过程中出现较高难度或不能直接识别的图像时,卷积层和池化层相应迭代的次数也会增加,直至成功识别。全连接层:通常能够划分为3层结构的浅层分类器,输出目标即为目标分类的分数值,同时选取高分作为最终的结果。

由于输入的图像具有较高的分辨率,且采摘机器人的工作环境较为复杂,传统的目标识别方法不仅会网络资源被大量占用,甚至还会出现识别准确率极低的情况^[10-11]。为此,本文提出采用Faster-RCNN模型^[12]对果实目标进行识别和定位,Faster-RCNN模型如图1所示。

$$\mathbf{x}_j^m = s(\beta_j^m \text{domn}(\mathbf{x}_j^{m-1}) + \mathbf{b}_j^m) \quad (2)$$

式中: β_j^m 表示连接权重; \mathbf{x}_j^{m-1} 表示第 m 池化层的输入; $\text{domn}(\mathbf{x}_j^{m-1})$ 为 \mathbf{x}_j^{m-1} 求和; \mathbf{b}_j^m 表示第 m 池化层的偏置; $s(\cdot)$ 表示Softmax激活函数。

区域提议网络RPN是利用数据集经过端到端训练而成,以VGG16型卷积神经网络输出的特征图作为输入,然后采用 3×3 的滑窗方式确定出锚框,再将每个锚裂变出9个锚框,最后以尺寸 $\{128^2, 256^2, 512^2\}$ 和比例 $\{1:1, 1:2, 2:1\}$ 的区域建议输出可能包含目标的矩形候选框和相应的评分。由于使用卷积神经网络遍历特征图后,会获取到大量的候选区域,本文借助非极大值抑制法剔除包括目标概率较低的区域,通过损失函数和自适应候选区域数量选取质量较高的候选区域进行训练,从而可有效提高识别速率,定义多任务损失函数描述如下:

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \frac{\lambda}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (3)$$

式中: p_i 和 t_i 分别表示第 i 个候选框中存在目标的概率和坐标参数,坐标参数包括:候选框中心坐标 (x, y) 、宽度 w 和高度 h ; N_{cls} 和 N_{reg} 分别表示分类常数和回归常数; λ 表示平衡系数。若候选框是正样本,那么 $p_i^* = 1$,反之则 $p_i^* = 0$; t_i^* 表示真实目标的坐标参数;其中的 L_{cls} 和 L_{reg} 表示分类和回归损失函数,描述如下:

$$L_{cls}(p_i, p_i^*) = -\log[p_i p_i^* + (1 - p_i)(1 - p_i^*)] \quad (4)$$

$$L_{reg}(t_i, t_i^*) = \sum_{i \in \{x, y, w, h\}} smooth_{L1}(t_i - t_i^*) \quad (5)$$

其中, $smooth_{L1}$ 函数描述为:

$$smooth_{L1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

另外,由于过多的候选框会增大运算量,本文采用了自适应设定候选区数量的方法对训练结果进行反馈,表达式如下:

$$N_{p_{i11}} = \begin{cases} N_{p_i}(1 + u_1), & L_i \geq 2L_{i-1} \\ N_{p_i}, & 0.5L_{i-1} < L_i < 2L_{i-1} \\ N_{p_i}(1 - u_2), & L_i \leq 0.5L_{i-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: N_{p_i} 为从第 N_i 次训练至第 $(N+1)i$ 次训练的候选框数; L_i 为对应的回归损失的均值; u_1 和 u_2 分别为惩罚和奖励因子。同时,通过设置候选框的数量范围来进行约束,本文设置的范围是 400~1 500,避免过大增加运算量或者过小影响识别精度的情况发生。由于本文引入了 RPN 并进行了改进,所以可以在较短的时间内预测出高精度目标及其坐标。

2 目标坐标转换方法

采摘机器人主要有移动平台、双目摄像机和采摘机械手 3 部分组成,采摘机器人作业图如图 2 所示。为了实现精准采摘作业,首先将移动平台导航到指定位置,然后通过摄像头扫描周围环境,利用 Faster-RCNN 算法定位出果实目标边界的具体位置,最后控制机械手末端执行器模拟人手进行采摘作业。由于通过 Faster-RCNN 得到果实目标边界的坐标处在摄像机坐标系中,属于二维坐标系,所以需要将其转化到三维坐标系^[13-15]。本文采摘机器人上使用的是双目摄像机,利用文献[16]的方法可得到对应的三维坐标系为 (x_c, y_c, z_c) , 而机械手处在三维世界坐标系中,所以要把摄像机三维坐标系内的目标坐标统一转换成机械手坐标系内的坐标,即要通过手眼标定找到采摘机械手世界坐标与摄像机坐标之间的变换关系。



图 2 采摘机器人作业图

若果实目标在机械手世界坐标系中的坐标点是 (x_w, y_w, z_w) , 对应在摄像机坐标系中的坐标是 (x_c, y_c, z_c) , 两者可以通过旋转和平移达到重合,变换关系表示表达式如下:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \mathbf{T} \quad (8)$$

式中: \mathbf{R} 为正交单位矩阵属于坐标系旋转矩阵; \mathbf{T} 为列向量属于坐标系平移矩阵。

坐标系的旋转分解成 3 个步骤,即绕 x 轴、 y 轴和 z 轴旋转的角度分别为 α 、 β 和 γ , 那么每次的旋转量分别描述如下:

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} \cos\gamma & -\sin\gamma & 0 \\ \sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中,存在 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_y \mathbf{R}_x \mathbf{R}_z$ 。另外,平移矩阵 \mathbf{T} 表示坐标系 x 轴、 y 轴和 z 轴上分别平移的距离分别为 u 、 v 和 p , 表达式描述为:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ p \end{bmatrix} \quad (12)$$

由于双目摄像机和机械手的相对位置始终保持不点,所以只需要求解出未知参数 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 即可找到摄像机坐标系内的点向机械手世界坐标系之间的变化关系。从上述推到过程可以看出,两个坐标的变换需要解算出 6 个参数分别为: α 、 β 、 γ 、 u 、 v 和 p 。

本文采用手眼标定的方法来求解出两个坐标系的变换关系,首先通过给出世界坐标系内已知坐标的 6 个目标点,然后固定机器人的位置,采用本文提出的基于 Faster-RCNN 目标识别方法和文献[16]的方法分别得到在摄像机坐标系内的对应坐标,并将这 6 组坐标代入到式(8)中,联立方程组可求出旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} 。

3 实验与对比分析

为了验证所提算法在采摘机器人上对果实的识别准确性和定位精度,采用建立的 Faster-RCNN 模型进行了训练和测试。实验硬件平台:CPU 的型号是 Intel Xeon(R) E5-2650,GPU 的型号是 GTX1080Ti,运行内存 64 GB,OS 版本是 Ubuntu 14.04,深度学习框架是 PyTorch。

3.1 模型训练及测试

本文采用 Fruits-360 数据集作为输入对 Faster-RCNN

模型进行训练,该数据集有不同品种、不同颜色、不同光照、不同形状和遮挡的130多种水果,图片总数达到了90 483张,训练集选取67 692张,测试集选取22 688中。然后利用交并比 IoU 、准确率 P 、召回率 R 和平均精度 AP 来评价模型的性能^[17-19]。其中,交并比 IoU 通过预测边界框和标记框的重叠占比来进行描述:

$$IoU = \frac{S(A_{pre} \cap A_{tru})}{S(A_{pre} \cup A_{tru})} \quad (13)$$

式中: A_{pre} 和 A_{tru} 分别表示预测和真实的边框区; $S(\cdot)$ 表示求面积。

利用设置 IoU 阈值来检测样本的正确性, IoU 大于等于设定的阈值,定义为正确检测 T_P ; IoU 小于设定阈值,定义为错检 F_P ; IoU 为0,定义为漏检 F_N 。同时,给出召回率 R 、准确率 P 和平均精度 AP 的定义分别如下:

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (14)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (15)$$

$$AP = \int_0^1 PdR \quad (16)$$

本文采用随机梯度下降法对Faster-RCNN网络模型训练,设置学习率为0.0007,权值的衰减系数为0.003, IoU 的阈值为0.6,迭代2000次,且每次迭代完成后,均保存成对应的模型,最后选出具有最高精度的模型,在训练的过程中得到精度损失趋势曲线如图3所示。

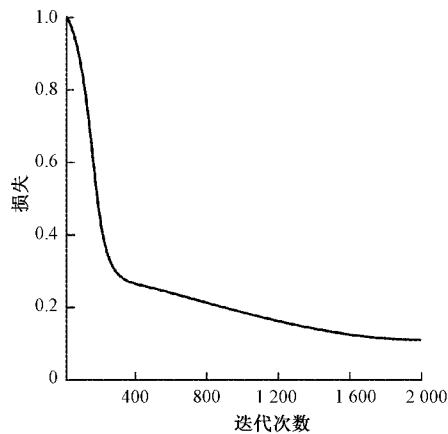


图3 训练损失趋势曲线

由图3结果看出,当迭代次数小于400次时,精度损失迅速降低;当迭代次数大于400次时,精度损失速度变缓,说明模型训练效果良好;当迭代次数大于1600次时,训练损失已达到相对恒定值,训练效果最佳。

3.2 识别准确率测试

为了验证所提算法的对果实目标识别的有效性和优越性,选取有100个果实的目标区域作为实验对象,分别利用文献[7]、文献[12]、文献[20]和本文方法对目标识别和边界定位,得到的局部识别定位结果如图4所示。

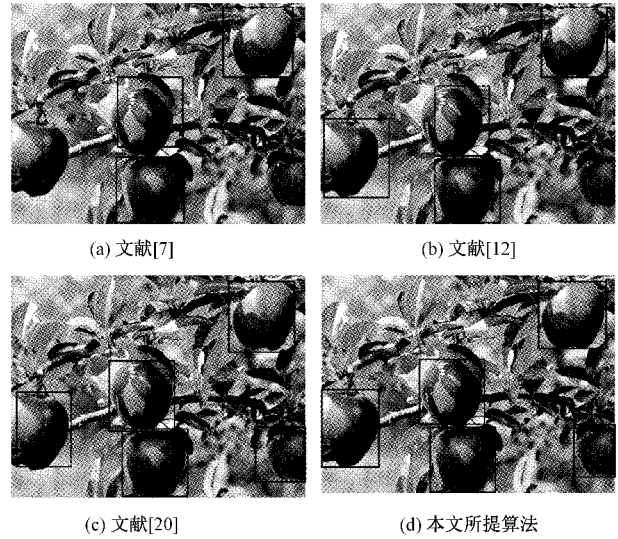


图4 局部识别定位结果

分析图4中的采摘目标边界定位可知,本文所提算法能够更加精准识别出目标对象,且采摘目标边界较为清晰,由此证明所提算法具有较高的识别精度,而另外3种算法均有出现漏识别、局部识别和识别偏差等情况。

为了进一步验证上述4种算法的识别性能,设定环境状态分别为:模糊、过曝、倾斜、遮挡和打光异常几种情况,得到识别准确率结果,如图5所示。

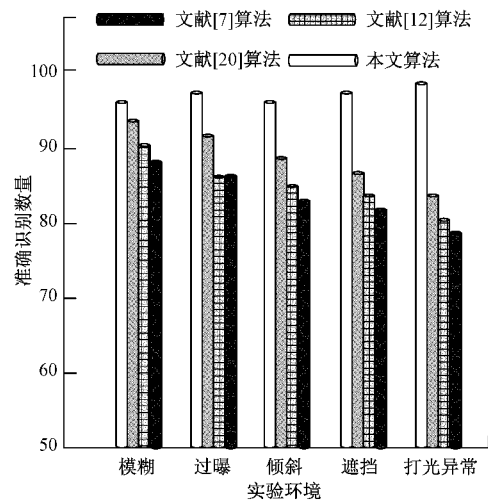


图5 识别准确率测试结果

分析图5中的实验数据可知,由于实验环境的不同,导致各算法的识别准确率也发生不同程度的变化,但是相比另外3种算法,本文所提算法能够获取更高的识别准确率,最高准确率达到97.5%,文献[7]算法为80.4%,文献[12]算法为82.9%,文献[20]算法为87.6%,其主要原因是本文所提算法利用Faster-RCNN模型识别目标,引入的区域提议网络RPN,即使在打光异常等较为恶劣的环境中,也可以成功识别出目标。

3.3 定位精度测试

为了验证本文所提方法的定位精度,设定了 9 个已知坐标的苹果,在世界坐标系对应的中心坐标为 (x_{ai}, y_{ai}, z_{ai}) , $i=1,2,\dots,9$,分别利用上述 4 种算法对这 9 个目标进行识

别和定位,并得到了对应的测量坐标 (x_{ci}, y_{ci}, z_{ci}) , $i=1,2,\dots,9$,对每个点测量 5 次后取平均值,得到定位测量结果如表 1 所示。

表 1 定位测量结果

cm

序号	实际坐标点	文献[7]	文献[12]	文献[20]	本文算法
1	(25, -15, -10)	(24.1, -15.9, -11.1)	(26.2, -14.8, -10.3)	(25.9, -14.7, -10.3)	(25.4, -14.8, -9.8)
2	(30, -10, -5)	(29.1, -9.3, -5.8)	(29.1, -9.5, -5.4)	(29.2, -10.2, -5.1)	(29.4, -9.8, -5.3)
3	(35, -5, 0)	(36.1, -4.3, 0.2)	(34.1, -4.8, 0.2)	(34.3, -0.52, -0.1)	(35.3, 3, 0.1)
4	(40, 0, 5)	(41.2, 0.4, 4.8)	(38.9, -0.1, 5.3)	(39.1, 0.1, 4.9)	(39.6, -0.2, 5.4)
5	(45, 5, 10)	(46.1, 5.9, 9.2)	(46.2, 4.9, 10.3)	(43.9, 4.8, 9.9)	(44.4, 5.1, 9.9)
6	(50, 10, 15)	(51.3, 9.2, 14.2)	(48.7, 10.3, 14.6)	(51.2, 10.1, 14.8)	(50.7, 9.3, 15.5)
7	(55, 15, 20)	(56.5, 15.4, 19.2)	(53.5, 14.8, 19.6)	(53.7, 13.9, 19.8)	(55.9, 14.6, 19.2)
8	(60, 20, 25)	(61.8, 20.5, 24.6)	(58.4, 20.5, 24.4)	(61.5, 19.5, 24.6)	(58.9, 20.1, 24.8)
9	(65, 25, 30)	(65.4, 23.4, 28.6)	(66.9, 24.5, 29.4)	(66.7, 24.2, 30.3)	(66.3, 24.1, 29.7)

然后计算出已知目标坐标与对应实测坐标点之间的距离,即为定位误差 E_{ac} ,表达式如下:

$$E_{ac} = \sqrt{(x_{ai} - x_{ci})^2 + (y_{ai} - y_{ci})^2 + (z_{ai} - z_{ci})^2} \quad (17)$$

本文以误差 E_{ac} 来衡量最终的定位精度,得到的结果如表 2 所示。

表 2 定位误差

cm

序号	文献[7]	文献[12]	文献[20]	本文算法
1	1.34	1.20	0.90	0.40
2	1.06	0.92	0.80	0.60
3	1.11	0.90	0.83	0.85
4	1.20	1.10	0.90	0.41
5	1.31	1.20	1.10	0.60
6	1.45	1.31	1.20	0.78
7	1.53	1.50	1.32	0.96
8	1.81	1.63	1.51	1.10
9	2.28	1.92	1.72	1.33

由表 2 中的实验数据可知,采用文献[7]算法、文献[12]算法和文献[20]算法定位得到的最大定位误差分别达到了 2.28、1.92 和 1.72 cm,定位精度较低;而本文所提算法得到的最大定位误差仅为 1.33 cm,精度较高,主要是因为所提算法在目标识别和定位的过程中,不仅采用了深度卷积神经网络 VGG16 模型,而且还引入了改进的区域提议网络 RPN,经过训练后能根据苹果的特征进行边界定位,即便在复杂的光照和遮挡条件下也能够保持较高的识别率,从而也保证了较高的定位精度。

4 结 论

由于传统方法无法获取满意的目标识别率的和定位

精度,本文采用深度学习技术设计了采摘机器人目标识别和定位方法,通过深度卷积神经网络 VGG16 提取摄像机采集图像的目标特征,再利用区域提议网络 RPN 对目标分类和确定边框位置,最后通过标定求解出手眼两个坐标系之间的映射关系,实现采摘机器人对果实目标的准确识别和高精度定位。通过实验结果表明,所提算法具有较高的识别精度,准确率达 97.5%,且定位误差更低,最大误差仅为 1.33 cm,可取代人工进行自主采摘作业,为智慧农业发展提供了有力的技术支持。

参 考 文 献

- [1] 邱建新. 蘑菇采摘机器人的对象检测算法[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2021(2):89-92.
- [2] 韩晓微, 岳高峰, 谢英红, 等. 动态视角下自主目标识别与跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3):221-229.
- [3] 刘岳开, 高宏力, 张洁. 基于开源项目的苹果采摘系统设计及视觉算法改进[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(4):187-192.
- [4] 彭禹, 宋耀莲. 基于 STFT 的卷积神经网络在 MI-EEG 分类中的应用[J]. 电子测量技术, 2021, 44(6):36-41.
- [5] 赵利平, 吴德刚. 融合 GA 的三点定位夜间苹果目标的识别算法研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(5):134-138.
- [6] 朱福康, 丛明, 刘毅, 等. 基于 RGB-D 图像的机器人无标定视觉定位[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(8):2007-2015.
- [7] 许高建, 张蕴, 赖小斌. 基于 Faster R-CNN 深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子. 激光, 2020(11):1131-1139.
- [8] 王卓, 黄民, 马飞, 等. 基于多阶段 CNN 的双目行人

- 检测测距算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(4):123-134.
- [9] 余琼芳, 胡亚倩, 杨艺. 基于深度神经网络的弱监督信息细粒度图像识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2):115-122.
- [10] 李艳文, 崔扬, 李立新. 基于先验知识的草莓机器人目标定位算法[J]. 电子技术应用, 2018, 44(10):149-152.
- [11] 杨帆, 李鹏飞, 刘庚, 等. 橘子采摘机器人目标识别定位方法与实验研究[J]. 西安理工大学学报, 2018, 34(4):86-93.
- [12] 刘天真, 滕桂法, 苑迎春, 等. 基于改进 YOLO v3 的自然场景下冬枣果实识别方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5):17-25.
- [13] 李哲, 卢健, 杨腾飞. 基于深度学习的三维点云重建方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(3):1-5.
- [14] 赵轩, 郭蔚, 刘京. RGB-D 图像中的分步超像素聚合和多模态融合目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(8):1231-1241.
- [15] 宋海涛, 何文浩, 原魁. 一种基于 SIFT 特征的机器人环境感知双目立体视觉系统[J]. 控制与决策, 2019, 34(7):1545-1552.
- [16] 杨尚昆, 王岩松, 郭辉, 等. 基于一阶径向畸变算法的双目摄像机多位姿标定方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(9):2655-2659.
- [17] 侯春萍, 张倩文, 王晓燕, 等. 轮廓匹配的复杂背景中目标检测算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(5):121-128.
- [18] 李旺灵, 孙永荣, 曾庆化, 等. 级联特征点检测的锥套小目标快速检测定位算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(6):1871-1875.
- [19] 孙大为, 王仕成, 杨东方, 等. 基于仿射不变性映射的不显著目标间接定位[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(6):782-788.
- [20] 李林升, 曾平平. 改进深度学习框架 Faster-RCNN 的苹果目标检测[J]. 机械设计与研究, 2019(5):24-27.

作者简介

王芳, 讲师, 硕士, 主要研究方向为计算机软件与智慧农业。

E-mail: wfang85@126.com

崔丹丹, 副教授, 硕士, 主要研究方向为计算机软件。

E-mail: cdd1977@126.com

李林, 讲师, 硕士, 主要研究方向为物联网与智慧农业。

E-mail: leolin84@126.com