

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208879

基于深度学习的并联机器人定位检测技术研究^{*}

张宇廷^{1,2} 王宗彦^{1,2} 范浩东^{1,2} 王曦^{1,2}

(1.中北大学机械工程学院 太原 030051; 2.山西省起重机械数字化工程技术研究中心 太原 030051)

摘要: 针对机器视觉领域中并联机器人存在目标识别模糊,分类效率差以及反应速度过慢的问题,提出了一种基于深度学习的并联机器人定位检测技术。首先对目标识别物进行图像采集,改进图像数据集,将处理前后图像放入训练集提高网络效率,搭建YOLOX目标检测分类识别算法提高并联机器人检测精度;其次改进训练方式,通过预训练与实际训练提高可靠性,改进损失策略;然后建立并联机器人主体坐标系与相机坐标系,结合手眼标定与相机标定方法,求得目标实际坐标与机器人坐标系的转换关系;最后在并联机器人实验平台验证目标标定结果,对比主流深度学习算法YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN得出的并联机构网络定位与实际定位的相对误差,结果表明YOLOX的定位精度误差为3.992~5.061 mm之间,平均精确度达到了91%左右。该方法可为并联机器人结合深度学习实现检测定位提供一定参考价值。

关键词: 深度学习;YOLOX算法;并联机器人;视觉标定;定位识别

中图分类号: TP242.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.5030

Research on positioning and detection technology of parallel robot based on deep learning

Zhang Yuting^{1,2} Wang Zongyan^{1,2} Fan Haodong^{1,2} Wang Xi^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Crane Digital Engineering Technology Research Center, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of fuzzy target recognition, poor classification efficiency and slow response speed of parallel robot in the field of machine vision, a positioning and detection technology of parallel robot based on deep learning is proposed. Firstly, put the parallel robot into the image collection set to improve the image recognition accuracy and improve the object recognition efficiency; Secondly, improve the training mode, improve the reliability and loss strategy through pre-training and actual training; Then, the base coordinate system and camera coordinate system of the parallel robot are established. Combined with the hand eye calibration and camera calibration methods, the transformation relationship between the actual coordinates of the target and the base coordinate system of the robot is obtained; Finally, the target calibration results are verified on the parallel robot experimental platform. Compared with the relative error between the network positioning and actual positioning of the parallel mechanism obtained by the mainstream deep learning algorithms YOLOv3, YOLOv4 and Faster-RCNN, the results show that the positioning accuracy error of YOLOX is about 3.992~5.061 mm, and the average accuracy is about 91%. This method can provide a certain reference value for the detection and positioning of parallel robot combined with deep learning.

Keywords: deep learning;YOLOX algorithm;parallel robot;visual calibration;localization and recognition

0 引言

随着新时代人工智能应用的逐渐革新,工业机器人开始从传统的数字化与自动化逐渐向智能化领域迈进^[1],尤其是机器人结合深度学习与机器视觉的应用。其中在实际

生产中,并联机器人在工业生产中扮演很重要的角色,包括包装分拣、食品加工、物料搬运等一系列操作大大解放劳动生产力^[2-4]。

目前大部分并联机器人在分类拾取定位策略中采取的是传统机器视觉中的模板匹配^[5],例如ORB特征点匹配或

收稿日期:2022-01-18

^{*} 基金项目:山西省重点国际科技合作项目(201903D421015)资助

者 SIFT 尺度不变特征提取^[6-7],但是在环境恶劣与人为因素的干扰下,基于传统计算机视觉的并联机器人识别定位方法已经逐渐丧失效率,对于目标物体的特殊位姿或者物体残缺分类识别存在不精确问题,影响工业产品质量^[8]。因此深度学习结合并联机器人的识别抓取方面有很大发展空间。

深度学习中机器人目标定位检测中使用最多的两种思路的深层卷积神经网络,一种是基于 one-stage 模式下,2016 年提出的端到端的快速检测算法 YOLO 系列算法与同年提出的加强特征思想的 SSD 算法^[9-10],它们的特点是对预测图像进行直接标定,再通过后续处理得到目标定位框^[11]。优点是识别速度快,网络结构简洁,适用于并联机构高速传送带快速工作情况下的端到端实时定位,缺点是识别精度低。另一种是基于 two-stage 模式下,2014 年首先提出的 RCNN,2015 年 Fast RCNN、Faster RCNN 以及 2015 年发表在 IEEE 上的 SPPNet 网络等^[12-14],它们的基本特点是通过 Anchor 锚点建立数个预选框,通过建议框得到含有目标物体的真实框,最终识别定位物体。优点是识别精度高,小目标定位效果好,但是反应速度差,不利于工况条件下并联机构快速识别抓取^[15]。

1 神经网络搭建

本文引用 YOLOX 算法作为主框架,进行图像处理提高训练集样本质量,再确定并联机器人的相机标定与手眼标定得到目标定位点像素与机器人基坐标系的相互关系,最后进行在并联机构平台进行试验,定位识别与经典的 YOLOv3、YOLOv4 与 Faster-RCNN 进行误差与效率的对比,得到最优结果。图 1 为总体框架思路。

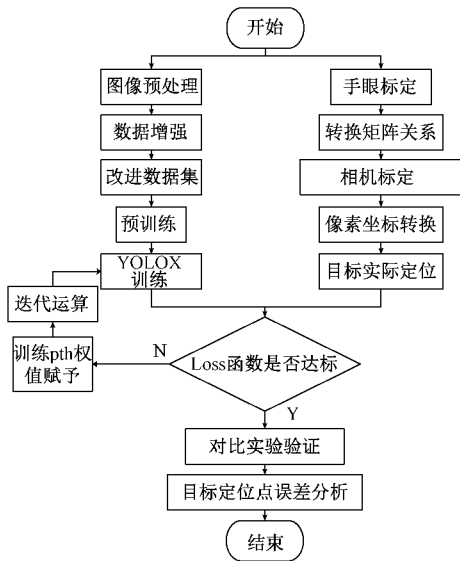


图 1 设计思路

分为两步进行试验验证,网络搭建中需要改进训练集与训练方式增加与优化网络质量。机器人定位经过坐标系

目标定位转换得出实际定位与算法定位的误差,最终通过多算法对比验证深度学习下的机器人定位的可靠性。

1.1 改进数据集图像处理

由于工业生产线上的并联机构平台存在光源不均、相机设备滞后等硬件因素,以及 YOLOX 中 Mosaic、Mix-up 数据增强的内部因素,如图 2 所示。改进数据集制作方式,添加采集原图像与预处理后图像样本能够提高并联机器人定位精度与网络训练效率,本文选用三种 2.5~3 cm 示教模块作为模板用于定位检测。

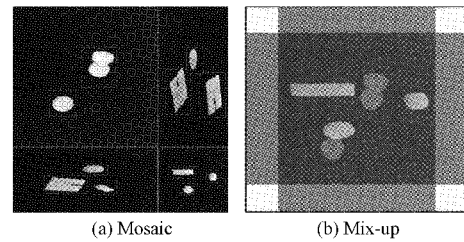


图 2 数据增强效果

由图 2 可知 Mosaic 数据增强采用四张图像拼接方式, Mix-up 数据增强采用双图像像素融合形式,要求图像达到一定的峰值信噪比用于提高网络分类识别效率。预处理包括图像降噪,阈值分割,对比度增强以及传统的图像旋转、对称、色差调整将原始数据集从 1 000 张变为 3 000 张,处理过程如图 3 所示。

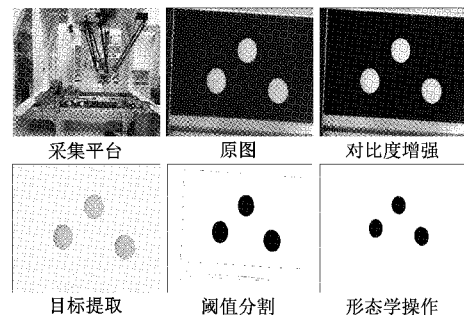


图 3 图像预处理

将得到的处理后图像与原图在 Pytorch 中 LabelImg 进行数据标定。训练集与测试验证集比例为 9 : 1,制作格式参照了 VOC2007+12 数据集,分为 image 与 xmllabel,除此以外加入了 change-image 存放处理后图像。

1.2 YOLOX 框架网络搭建

1) 网络框架

YOLO 系列算法成为了目前使用人群广泛的一阶段目标检测算法,快速高效的目标定位与识别已经成为机器人结合深度学习的重要参考,2021 年旷世科技在此基础上研究开源 YOLOX 算法^[16]。在经过 YOLO 系列基于 Anchor 锚点的预测,YOLOX 最主要区别为实现了 Anchor-free 的概念,简化 SIMOTA 动态标签分配问题,并且将多层 YOLO-Head 转换为 Decoupled-Head 解耦头,大

大提高训练效率。本文研究的是 YOLOX-s 网络,用于并联机构摄像头下的目标物体的特征向量提取与定位。

本文舍弃以 DarkNet53 为主干框架,改为使用 CSPDarknet 作为主干特征提取网络,舍弃了 YOLOv4 将

SPPNet 网络作为 FPN 金字塔加强提取的思想,转而在主干特征网络中最后的残差块添加。输入端加入了 Focus 结构用于增加通道数,Decouple 解耦头将分类,回归检测以及目标识别进行分层卷积,图 4 为总体框架。

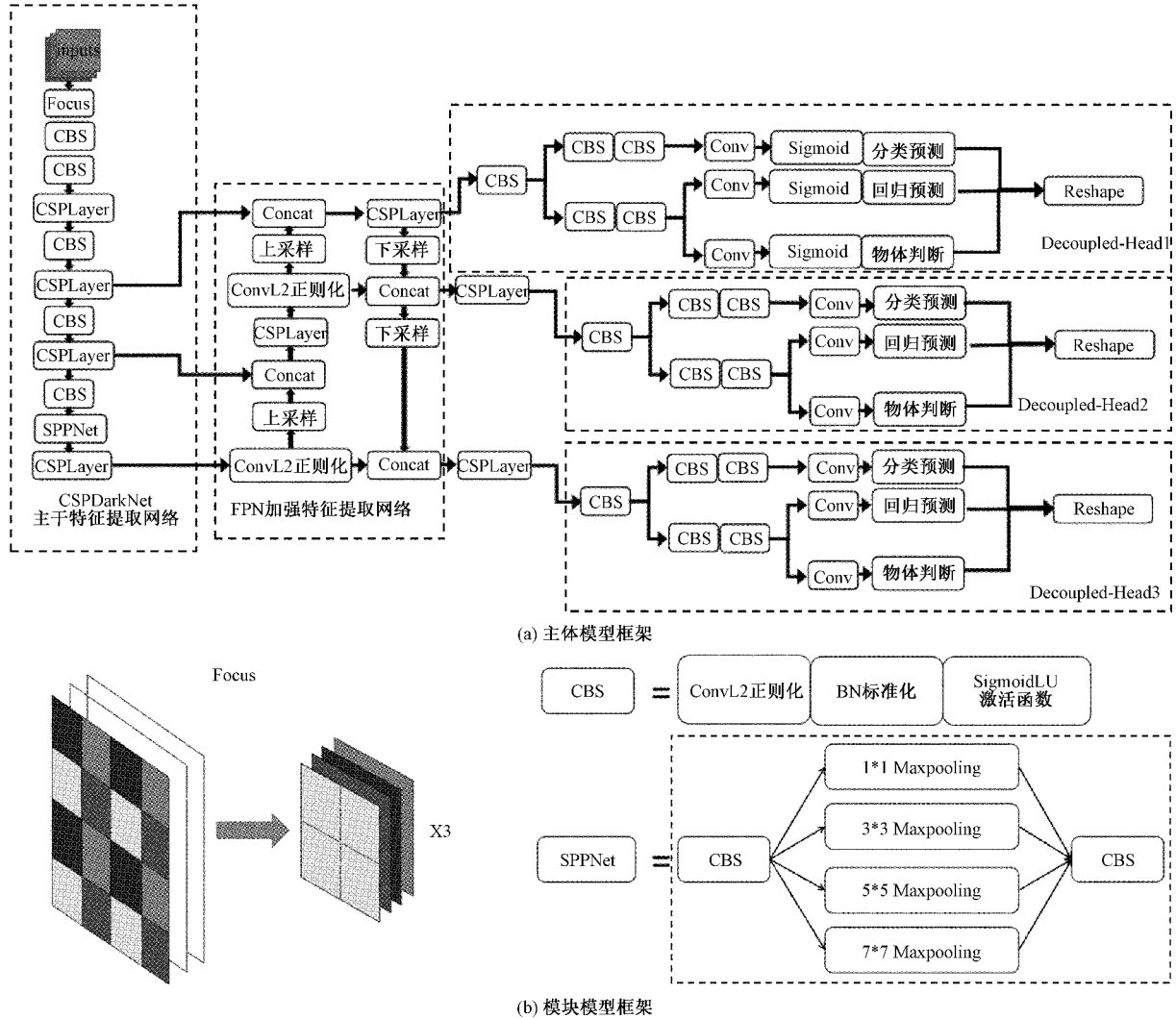


图 4 YOLOX 总体网络框架

主干特征提取网络中输入端采用标准化 $640 \times 640 \times 3$ 图像,加入 Focus 模块结构,将 3 个初始通道数通过间隔提取像素获取特征层拓宽了通道数变为 12,提高特征提取速度。

CBS 结构为 Conv 卷积、BN 标准化以及 YOLOX 改进的 ReLU 与 Sigmoid 相结合的激活函数 SiLU,目的是为了平滑特征,如式(1)所示。

$$SiLU(x) = x \cdot sigmoid(x) = \frac{x}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

在经过 5 层的 CBS 结构后通道数已经变成了 1 024,选择 SPP 金字塔作为最后一个残差块抽取特征,首先进行一次 CBS 块的操作,然后进行不同卷积的最大池化操作,卷积核数分别为 $1 \times 1, 5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13$,再次通过 CSB

模块完成空间金字塔模块的操作,输出三个起始特征层到 FPN 特征金字塔网络中。

特征加强网络模块与 YOLOv4 的 PANet 类似,上下采样可以有效反复利用特征,加强网络训练精度,提高 AP 值。进行上采样的同时进行卷积正则化操作,将提取的结果与分别与两层 CSP 加强残差模块的进行数据融合,再通过加强提取到 3 个不同类别的解耦头中。

YOLO 结构采用一种卷积就可以实现分类与回归预测,而在 YOLOX 中卷积分为两部分,在经过 1×1 与 3×3 的卷积后分为了分类回归与物体判断,数据叠加进行重构操作进行数据汇集。在 3 个解耦都完成时输出为 $20 \times 20, 40 \times 40, 80 \times 80$ 的特征信息,完成目标分类定位工作,改进第一个解耦头,添加 Sigmoid 激活函数,提高大物体识别的

网络验证效率。

2)改进损失策略

高速并联机器人中存在传送带快速运动以及并联机构的刚体运动因素导致的相关误差,造成真实框的定位误差,需要改进损失函数策略,原先 YOLOX 检测框按照传统 IoU 或者 $GIoU$ 损失处理,如式(2)所示。

$$\begin{cases} IoU = \frac{|A_{pb} \cap B_{gt}|}{|A_{pb} \cup B_{gt}|} \\ GIoU = IoU - \frac{|C/(A_{pb} \cup B_{gt})|}{|C|} \end{cases} \quad (2)$$

式中: A_{pb} 表示预选框区域, B_{gt} 表示真实框区域, C 为 A, B 的外接矩阵。

改变 IoU 预测策略,进行 $CIoU$ 的回归损失计算,如式(3)所示。

$$CIoU = IoU - \frac{dis(a, b^{gt})}{dis(c^2)} - \alpha v \quad (3)$$

式中: $dis(a, b^{gt})$ 为 A_{pb}, B_{gt} 中心点 a, b 的欧式距离, α 为权重, v 为长宽比相似度,如式(4)所示。

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (4)$$

式中: w, h 为预选框宽高, w^{gt}, h^{gt} 为真实框宽高,最后得到回归损失函数为:

$$Loss_{reg} = 1 - CIoU \quad (5)$$

分类损失依旧按照二分类对数损失处理,公式为:

$$Loss_{cls} = -y \log y' - (1 - y) \log(1 - y') \quad (6)$$

式中: y, y' 为样本标签与模型预测为正样本概率。

目标损失为了解决 YOLOX 中的正负样本训练中比例失调问题,改为采用 Focal 方式进行平衡。如式(7)所示。

$$Loss_{obj} = \begin{cases} -(1 - y')^\gamma \log y' y = 1 \\ -y'^\gamma \log(1 - y') y = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: γ 为调整函数,用于平衡样本。

最后进行 SimOTA 动态正样本的匹配估计,将目标损失与分类损失归一化处理,进行 Cost 代价函数估计,如式(8)所示。

$$C = Loss_{reg} + \mu (Loss_{cls} + Loss_{obj}) \quad (8)$$

式中: μ 为平衡参数。SimOTA 策略为判断特征点与真实框的重合度,最高重合度的真实框进行交并比加和,得到最终的损失结果。

2 目标定位

2.1 手眼标定

手眼标定可以将相机坐标系下的物体定位转换到机器人坐标系下的实际定位,手眼标定通常分为两种,一种为眼在手外,一种为眼在手上^[17]。并联机构的摄像头位于工作空间外,属于眼在手外模型,建立手眼标定模型如图 5 所示。

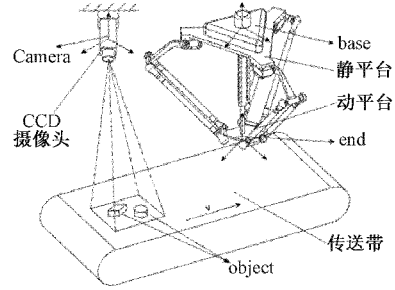


图 5 手眼标定模型

基底坐标系与并联机构的静平台所在平面中心位置重合建立机器人基底(base)坐标系,末端执行器中心建立末端(end)坐标系,CCD 摄像头中心建立相机(camera)坐标系。转换关系为:

$${}_{base}^{camera} \mathbf{M} = {}_{object}^{camera} \mathbf{M} * {}_{end}^{object} \mathbf{M} * {}_{base}^{end} \mathbf{M} \quad (9)$$

式中: \mathbf{M} 为转换正交矩阵。

上式用于描述基底坐标系与相机的转换关系。由于不同标定情况下的转换关系不变,改进式(9)得:

$${}_{object}^{camera} \mathbf{M}_1^{-1} * {}_{base}^{camera} \mathbf{M} * {}_{base}^{end} \mathbf{M}_1^{-1} = {}_{object}^{camera} \mathbf{M}_2^{-1} * {}_{base}^{camera} \mathbf{M} * {}_{base}^{end} \mathbf{M}_2^{-1} \quad (10)$$

式中: M_1, M_2 为不同标定结果下的转换结果,通过 Tasi-Lenz 两步法可解得相机与基底转换关系^[18]。并联机器人还需要通过一段距离的传送带位移才能实现机器人与目标物的标定关系,标定模型如图 6 所示。

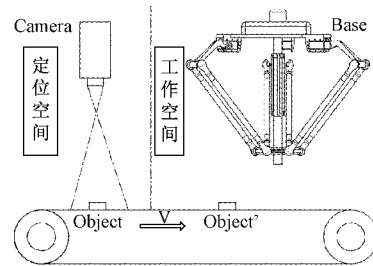


图 6 传送带标定模型

与高速传送带的振动与摩擦引起的位移变化,目标通过匀速运动从相机的定位空间转移到并联机构的工作空间,最终机器人基坐标系与目标的转换关系为:

$${}_{base}^{object'} \mathbf{M} = {}_{base}^{object} \mathbf{M} + {}_{object}^{object'} \mathbf{T} \quad (11)$$

式中: \mathbf{T} 为目标的传送带位移矩阵,使用机器人工控机中五点标定法实现总体机器人-传送带标定^[19]。

2.2 相机标定

相机标定通常是机器视觉中反映现实目标物体与相机拍摄像素点之间的位置关系,标定的精确度关系到并联机构的末端执行器与 YOLOX 算法标定框中心的误差程度。相机标定求得相机的内部与外部参数。建立坐标系如图 7 所示。

相机坐标系用于表示目标的像素定位坐标与实际坐标的定位关系。图中, $[X_w, Y_w, Z_w]$ 表示世界坐标系,

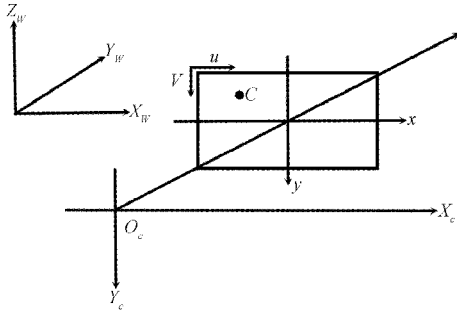


图7 相机标定模型

$[X_c, Y_c, Z_c]$ 表示相机坐标系, $[x, y]$ 表示图像坐标系, $[u, v]$ 表示像素坐标系, C 为目标点。世界坐标系与相机坐标系转换通过旋转与偏移,齐次坐标表达式为:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: $\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}$ 表示空间的刚体变换情况, \mathbf{R} 为坐标系旋转矩阵,经过 x, y, z 三轴转动。 \mathbf{T} 为偏移矩阵,旋转矩阵 \mathbf{R} 表达式为:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: α, β, γ 为 x, y, z 轴旋转角度。

相机坐标系转换到像素坐标系表达式为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} fX_c \\ fY_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: f_x, f_y 为图像 x, y 方向每毫米像素点个数, c_x, c_y 为图像坐标系下的原点像素坐标, f 为相机焦距,上述参数均为内参。机器人实验平台已设置校准,故不考虑相机畸变。求得内外参数后,可得机器人目标与像素间转换关系。

3 识别定位实验分析

3.1 实验准备

采用带有高速传送带的 Delta 并联机器人平台作为定位检测实验的基础, YOLOX 训练模型搭建环境为 python3.7-torch1.4, GPU 配置为 GTX1650Ti, 型号 AMD-R5-4600H(8核)内存 16 G 的计算机,如图 8 所示为机器人检测实验环境。

测试电脑用于训练 YOLOX 网络提供给机器人定位框,高速传送带用于模拟动态工况,工控机用于手眼标定与相机矫正,以及检测机器人末端执行器空间位置与反应时间,非接触传感器用于检测物体垂直高度,CCD 摄像头用于捕捉动态图像。

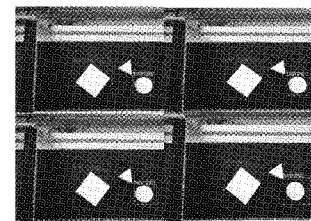


图8 实验环境

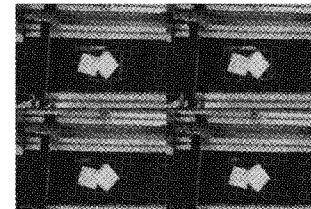
3.2 网络对比实验

网络识别不仅需要不同的示教块进行分类识别,而且并联机构中存在很多的特殊情况,例如物体的站立奇异形位,物体堆叠,物体残缺等,对比实验中需要进行识别分类。

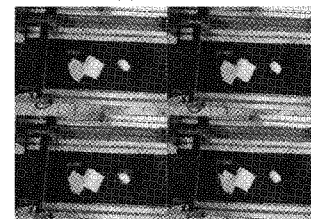
所使用的数据集包含示 3 种教块的各种位姿,共 3 000 张数据图像。首先进行 YOLOX 网络预训练,目的是为了获取较为精确的初始权值,使后续的网络训练中损失收敛速度更快,反应速率更高。预训练的学习率设置为 0.001, epoch 设置为 50,迭代次数为 10 000 次,权值衰减为 0.005。预训练之后将训练后的.pth 权值放入训练模型中,学习率设置 0.000 5,退火余弦衰减为 0.000 1,进行二次训练,迭代次数为 20 000 次,同时从左到右依次对比主流 YOLOv3, YOLOv4, Faster-RCNN 算法,最后为 YOLOX 算法,检测结果如图 9 所示。



(a) 正常位姿



(b) 目标堆叠



(c) 奇异形位

图9 对比算法识别情况

通过对比实验得到了四种算法的分类检测结果,对于正常的物体位姿,Faster-RCNN 由于高速传送带实时运动陷入局部最优,识别框错误。YOLOv3 与 YOLOv4 识别精度在 87%左右,YOLOX 精度识别率在 90%左右。对于目标堆叠情况而言,YOLOv3 与 YOLOv4 出现了误识别,识别率低的情

况。对于目标站立、目标残缺、堆叠的综合情况来看,YOLOv3 未识别站立位姿,YOLOv4 未识别目标残缺,Faster-RCNN 误识别目标站立,YOLOX 识别精确,找准了缺陷位置。本实验验证了 YOLOX 对于并联机构识别分类的可靠性。对 50 组数据图片进行统计,对比算法识别精度如表 1 所示。

表 1 算法精度对比结果

使用算法	正常位姿	站立位姿	物体堆叠	物体缺失	mAP	反应时间/ms
YOLOv3	87.09	85.12	78.24	81.58	83.01	119
YOLOv4	86.17	89.94	79.73	83.05	84.72	102
Faster RCNN	93.64	91.57	89.02	92.79	91.76	237
YOLOX	93.16	90.50	90.55	92.13	91.64	65
改进数据集+YOLOX	93.73	91.15	90.61	92.24	91.93	65

由表 1 可知,改进后数据集与 YOLOX 网络的识别精度最高,虽然 YOLOX 平均识别精度只比 Faster RCNN 高 0.17%左右,但是 YOLOX 反应时间远小于 Faster-RCNN,改进数据集可以提高 0.29%的精确度,综合考虑 YOLOX 算法更适用于并联机器人的识别定位。最后进行网络损失评估,对改进损失函数进行光滑拟合,如图 10 所示。

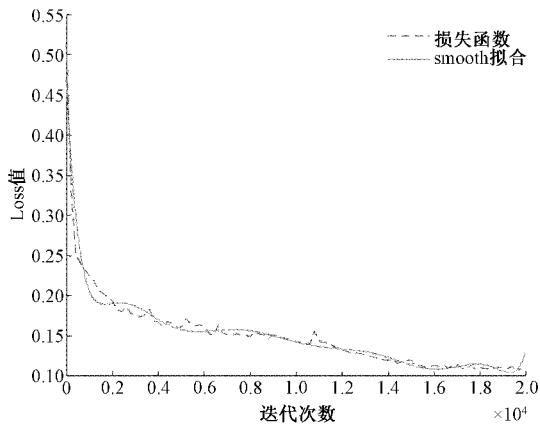


图 10 损失函数

由图可知,双阶段网络训练方式的 YOLOX 收敛程度高,预训练后的 Loss 由 0.6 下降到了 0.12 左右,迭代到 16 000 次趋于平稳。

3.3 机器人定位实验

在经过网络评价后需要对示教块进行定位实验,定位参考为目标物体相对于机器人坐标系下的定位坐标,设置不同的传送带速度,令速度 $v=100\text{ mm/s}$ 与 150 mm/s ,其中平面 x, y 方向定位依赖神经网络定位,垂直 z 方向依赖非接触测距传感器,由于垂直方向由目标物体高度决定,误差变动不明显。因此测试平面坐标误差,对图像定位点数据进行分析,对 3 种示教块进行传送带运输,工控机检测实时标定定位,输入坐标点使机器人运动到实际位置,对比实际坐标点与算法坐标点之间的差异,测量实验过程如图 11 所示。

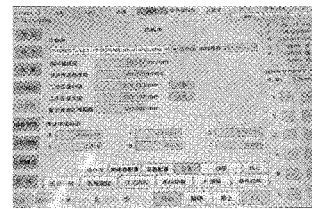
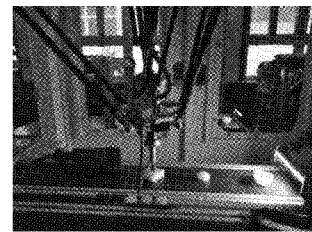


图 11 目标定位过程

得到定位检测坐标结果后进行 50 组图像数据的平均误差分析,对每一张图的标定框进行 5 次运算,误差公式为:

$$\Delta \epsilon = \frac{1}{5} \sqrt{(x_{end} - x_{object})^2 + (y_{end} - y_{object})^2} \quad (15)$$

式中: (x_{end}, y_{end}) 为算法判断坐标, (x_{object}, y_{object}) 为真实位置坐标。

算出机器人数据的平均误差结果,分别统计了传送带速度 $v=100\text{ mm/s}$ 与 $v=150\text{ mm/s}$ 的误差结果分析,选取其中 10 组数据如表 2、3 所示。

表 2 $v=100\text{ mm/s}$ 误差结果分析

序号	YOLOv3	YOLOv4	Faster-RCNN	YOLOX
1	4.547	4.615	3.529	3.508
2	4.663	4.783	3.861	4.637
3	4.851	4.729	5.440	3.818
4	4.417	4.036	2.961	3.974
5	5.007	4.202	6.342	4.025
$\Delta \epsilon$	4.697	4.473	4.427	3.992

表3 $v=150$ mm/s 误差结果分析 mm

序号	YOLOv3	YOLOv4	Faster-RCNN	YOLOX
1	5.024	6.862	4.942	4.019
2	4.651	3.606	7.016	3.988
3	4.092	5.750	2.350	5.120
4	7.330	4.367	6.428	3.977
5	5.613	5.921	5.287	4.211
$\Delta\epsilon$	5.342	5.301	5.205	5.061

由表2、3可知,不同速度下传送带下的并联机构定位误差随速度增大而上升,其中YOLOv3与YOLOv4定位误差相近,Faster RCNN虽然分类识别精度高,但是由于two-stage算法的局限,导致端到端实时定位效果差,在 $v=100$ mm/s时各项数据精确度起伏大,而YOLOX定位检测误差相对于YOLOv3与YOLOv4算法有所下降,在 $v=150$ mm/s时基本稳定在4~5 mm之间,验证了YOLOX对比其他3种算法中具有更好的定位精度。

4 结 论

本文通过并联机器人的目标定位与识别两方面检测,改进数据集制作方式,对图像进行预处理标定。改进训练方式为双阶段训练,提高了训练效率。并且让YOLOX算法与主流识别定位算法对比进行机器人模拟定位实验。实验结果证明YOLOX算法在并联机构的平均分类识别精度达到91.93%,定位误差在3.992~5.061 mm左右,反应时间65 ms,虽然对比机器视觉方案的机器人标定定位精度还有待提升,实时快速抓取以及决策强化学习控制功能还有待研究,但高效快速的YOLOX算法符合高速并联机器人端到端操作的识别定位思想。

参考文献

- [1] 龙慧,朱定局,田娟.深度学习在智能机器人中的应用研究综述[J].计算机科学,2018,45(S2):43-47,52.
- [2] 温强.基于深度神经网络的机器人运动控制技术[D].秦皇岛:燕山大学,2021.
- [3] 李永泉,王皓辰,张阳,等.一种基于手眼视觉的并联机器人标定方法[J].中国机械工程,2020,31(6):722-730,755.
- [4] 赵磊,闫照方,栾倩倩,等.大空间运动3-RRRU并联机器人运动学标定与误差分析[J].农业机械学报,2021,52(11):411-420.
- [5] CORONADO E, MAYA M, CAEDENAS A, et al. Vision-based control of a delta parallel robot via linear camera-space manipulation[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 85(1): 93-106.
- [6] 张学峰,马行,穆春阳.基于四叉树的SIFT与K-D树融合的图像匹配研究[J].电子测量技术,2021,

44(22):121-127.

- [7] 丁国绅,乔延利,易维宁,等.基于高光图像改进SIFT特征提取与匹配[J].光学精密工程,2020,28(4):954-962.
- [8] 张晴晖,孔德肖,李俊秋,等.基于逆运动学降维求解与YOLO v4的果实采摘系统研究[J].农业机械学报,2021,52(9):15-23.
- [9] 黄凤琪,陈明,冯国富.基于可变形卷积的改进YOLO目标检测算法[J].计算机工程,2021,47(10):269-275,282.
- [10] CHENG L, LI J, DUAN P, et al. A small attentional YOLO model for landslide detection from satellite remote sensing images[J]. Landslides, 2021, 18(8): 2751-2765.
- [11] LIU H, LI D, JIANG B, et al. MGBM-YOLO: A faster light-weight object detection model for robotic grasping of bolster spring based on image-based visual servoing[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2022, 4, DOI:10.1007/s10846-021-01564-2.
- [12] 郑太雄,江明哲,冯明驰.基于视觉的采摘机器人目标识别与定位方法研究综述[J].仪器仪表学报,2021,42(9):28-51.
- [13] 郑远攀,李广阳,李晔.深度学习在图像识别中的应用研究综述[J].计算机工程与应用,2019,55(12):20-36.
- [14] 魏冉,裴悦琨,姜艳超,等.基于改进Faster R-CNN模型的樱桃缺陷检测[J].食品与机械,2021,37(10):98-105,201.
- [15] 孙雄峰,林浒,王诗宇,等.基于改进Faster RCNN的工业机器人分拣系统[J].计算机系统应用,2019,28(9):258-263.
- [16] 刘素行,吴媛,张军军.基于YOLO v3的交通场景目标检测方法[J].国外电子测量技术,2021,40(2):116-120.
- [17] 毕德学,王欣亮,刘志芳,等.机器人工具和相机位姿标定的新方法[J].仪器仪表学报,2019,40(1):101-108.
- [18] 梅江平,王浩,张舵,等.基于单目视觉的高速并联机器人动态目标跟踪算法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2020,53(2):138-146.
- [19] 邹建成,田楠楠.简易高精度的平面五点摄像机标定方法[J].光学精密工程,2017,25(3):786-791.

作者简介

张宇廷,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与深度学习。

E-mail:2397618885@qq.com

王宗彦(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为智能制造与数字化。

E-mail:iawangzongyan@sina.com