

DOI : 10.3901/JME.2019.03.064

基于 YOLO 模型的柔索并联机器人移动构件快速定位方法^{*}

訾 斌 尹泽强 李永昌 赵 涛
(合肥工业大学机械工程学院 合肥 230009)

摘要：针对柔索并联机器人移动构件实时定位问题，提出一种基于 YOLO 目标检测模型的柔索并联机器人移动构件快速定位方法。首先根据 YOLO 目标检测模型设计深度卷积神经网络结构，根据 PASCAL VOC 数据格式构建自己的数据集，并在该数据集上训练及测试模型，然后将工业摄像机采集得到的图像数据输入模型中进行标靶检测，记录标靶的类别和位置。分析标靶的颜色特征，并将标靶图像进行二值化，进一步计算出柔索并联机器人的精确位置。试验表明该方法能对图像中的目标进行准确分类和定位，定位误差在 1° 以内，图片处理帧率可达 33 帧，满足实时性要求，同时算法具有良好的准确性和有效性。

关键词：柔索并联机器人；深度学习；目标检测；快速定位方法

中图分类号：TP242

Fast Mobile Component Location Method for Cable-driven Parallel Robots Based on YOLO Model

ZI Bin YIN Zeqiang LI Yongchang ZHAO Tao

(School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009)

Abstract : Aiming at the problem of real-time mobile component localization of cable-driven parallel robot, a fast mobile component location method based on YOLO object detection model is proposed. Firstly, the deep convolution neural network structure is designed, a data set is constructed in PASCAL VOC format, and the model is trained and tested on that data set. Then the image data collected by the industrial camera are inputted into the model to detect the target, record the category and position of the target, analyze the color characteristics of the target and binarization. The precise position of the mobile component of the cable-driven parallel robot is further calculated. The experimental results show that the method can classify and locate the target accurately. The positioning error is less than 1° , and the frame rate of image processing can reach 33 frames, which can meet the real-time requirements. At the same time, the algorithm has good accuracy and effectiveness.

Key words : cable-driven parallel robot ; deep learning ; object detection ; fast location method

0 前言

柔索并联机器人是继串联操作臂和并联平台之后出现的一种并联机器人机构，具有大工作空间、高负载能力、重构方便等一系列优良特性^[1]。近年来，随着研究的深入，柔索并联机器人开始越来越广泛地应用在大型射电望远镜、码垛吊装、大规模 3D 打印、医疗康复等领域^[2]。在柔索并联机器人构型中，经常通过引入导轨以增加对空间任务及环境

的适应性。如孔令富等^[3]设计了一种并联机器人双目主动视觉监测平台，通过摄像机及云台在圆形轨道上的周向运动，赋予了机器人全空间、多视角、可视觉避让的能力；GAGLIARDINI 等^[4]设计了一种可重构柔索并联机器人，柔索锚点可在机器人导轨一系列离散位置上变化。因此，构件在直线导轨、圆导轨上的精确定位成为了该类机器人应用、控制、避障需要解决的重要问题^[5]。目前对柔索并联机器人的研究大多数集中在机构设计、运动控制、运动学及动力学建模与仿真等方面^[6-8]，对于精确快速定位的研究相对匮乏。随着计算机技术和人工智能的发展，计算机视觉在越来越多的领域得到广泛应

^{*} 国家重点研发计划(2017YFB1303900)和国家自然科学基金(51575150, 91748109)资助项目。20180627 收到初稿，20181031 收到修改稿

用^[9-10]。目标定位不仅是计算机视觉领域重要的研究内容,同样也是非常具有挑战性的研究课题。目标检测作为计算机视觉的基本任务,将目标定位和目标分类结合起来,其性能好坏直接影响后续的目标精确定位、跟踪及行为理解等中高层任务的性能。传统的基于人工设计特征的目标检测方法往往存在特征设计难度大、通用性差、表现不够本质等缺点^[11]。

2006年多伦多大学人工智能专家 HINTON^[12]表明名为“深度信念网络”的神经网络可以使用一种称为“贪婪逐层预训练”的策略来有效训练,从而提出了深度学习的概念。随后该策略被用于训练许多其他类型的深度网络,并系统地提高了在测试样例上的泛化能力。2012年 KRIZHEVSKY^[13]将深度学习的方法应用于 ImageNet 竞赛中并取得突破性进展,深度学习开始广泛地应用于计算机视觉中,并取得了极佳的表现。

在目标检测方面,国内外许多学者都在深度学习的理论上做出了深入的研究和实际应用,并提出了大量优秀的目标检测算法和应用范例。ROSS等^[14]通过深度卷积网络,生成潜在的目标包围盒,然后进行目标分类,从而提出了 R-CNN 算法,在此基础上,经过更进一步研究改进,又提出了 Fast R-CNN 和 Faster R-CNN 算法,在准确率和精度上均有所提高;REDMON 等将目标检测问题视为回归问题,提出了 YOLO 算法^[15],极大地提高了目标检测的实时性,随后对 YOLO 模型进行优化,提出了 YOLOv2 算法^[16],取得了较高的定位精度;LIU 等^[17]提出了 SSD 算法,进一步提高了目标检测的准确率;伍锡如等^[18]基于深度学习提出了一种工业分拣机器人工件快速识别和定位方法;杜学丹等则将 Faster R-CNN 模型应用到机械臂抓取任务中,提出了一种基于神经网络的机械臂最优抓取位置检测方法^[19]。

本文针对柔索并联机器人工作空间、工作场景复杂、不利于计算机视觉处理的特点,提出一种基于目标检测模型的快速定位方法。考虑到机器人工作过程中实时性要求,本文目标检测算法采用 YOLO 模型,针对 YOLO 模型精度较低的缺点,本文设计了一种颜色标靶进一步实现对目标区域的精确定位。首先根据 YOLO 模型设计深度卷积神经网络,预测目标区域包围盒,然后通过目标区域颜色特征对定位目标进行精确定位。试验证明,该方法具有良好的实时性和准确性。

1 问题简化

在柔索并联机器人中引入导轨可以增加对空间

任务及环境的适应性,本节从几何学角度提出定位问题。

图1为任一给定的具有直线导轨或圆形导轨的柔索并联机器人。当绳索半径相对于研究问题可以忽略不计时,可将绳索 k 简化为三维欧氏空间中的一个矢量 l_k ,起点为该绳索在移动构件上的锚点 A_k ,终点为该绳索在动平台上的锚点 B_k ,即 $l_k = A_k B_k$ 。在世界坐标系 $OXYZ$ 中,若已知锚点 A_k 的坐标,则可以通过封闭矢量法得到锚点 A_k 、锚点 B_k 与绳索矢量的关系。即

$$OB_k = OA_k + A_k B_k = OA_k + l_k \quad (1)$$

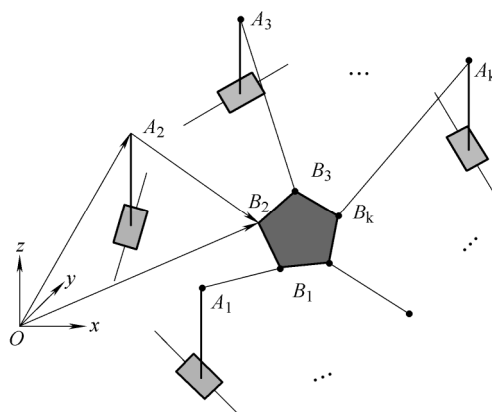


图1 直线导轨或圆形导轨的柔索并联机器人示意图

在柔索并联机器人实际工作过程中,我们经常需要控制动平台的位置和姿态来完成相关任务。根据式(1)可知,通过控制锚点 A_k 的位置,可以控制动平台位置和姿态。然而,欲实现对锚点 A_k 的位置精确控制,必先解决锚点 A_k 的精确定位问题,亦即移动构件的精确定位问题。

目前针对机器人定位问题的研究往往集中在移动机器人定位上,对移动构件定位的研究相对匮乏。而传统的定位传感器如光栅、激光雷达等由于存在造价昂贵、对安装尺寸要求较高等问题,不利于在该种构型中应用。

2 目标定位

针对第1节提出的问题,本文利用计算机视觉方法对移动构件进行精确定位。首先利用YOLO模型进行目标检测,计算目标区域包围盒,实现目标粗定位,然后提取目标区域颜色特征,进行精确定位。

2.1 目标检测

本文选择YOLO(You only look once)模型进行目标检测。该模型把一幅图像划分为 $S \times S$ 个栅格单元,以每个栅格单元所在位置和对应内容为基础,

来预测包围盒位置坐标、包围盒置信度以及类别概率分数。每个栅格单元预测 B 个包围盒和 C 个类别的概率分数,每个包围盒包含 x 、 y 、 w 、 h 、 c 五个分量,其中 x 、 y 、 w 、 h 分别表示预测包围盒横坐标、纵坐标、长度和宽度, c 表示预测包围盒类别。最后输出 $S \times S \times (C + B \times 5)$ 维矢量。相对于基于区域建议的方法, YOLO 算法把目标检测统一到一个简单的神经网络中,具有较高的实时性,同时更加着眼于整幅图像和所有物体,大大降低了误检测率。本节根据 VGGNet 模型设计深度卷积网络,

并简述模型训练损失函数。

2.1.1 网络结构

文献[11]参考 GoogLeNet 模型设计了卷积网络并在 PASCAL VOC 目标检测数据集上进行试验验证;文献[12]针对 YOLO 算法定位精度和召回率低的缺点进行优化,提出 YOLOv2 算法,平衡了实时性和定位精度的要求。根据本文试验条件,本节根据 YOLO 算法,在 VGGNet 的基础上进行修改,得到一种 20 层卷积神经网络。具体网络结构如图 2 所示。

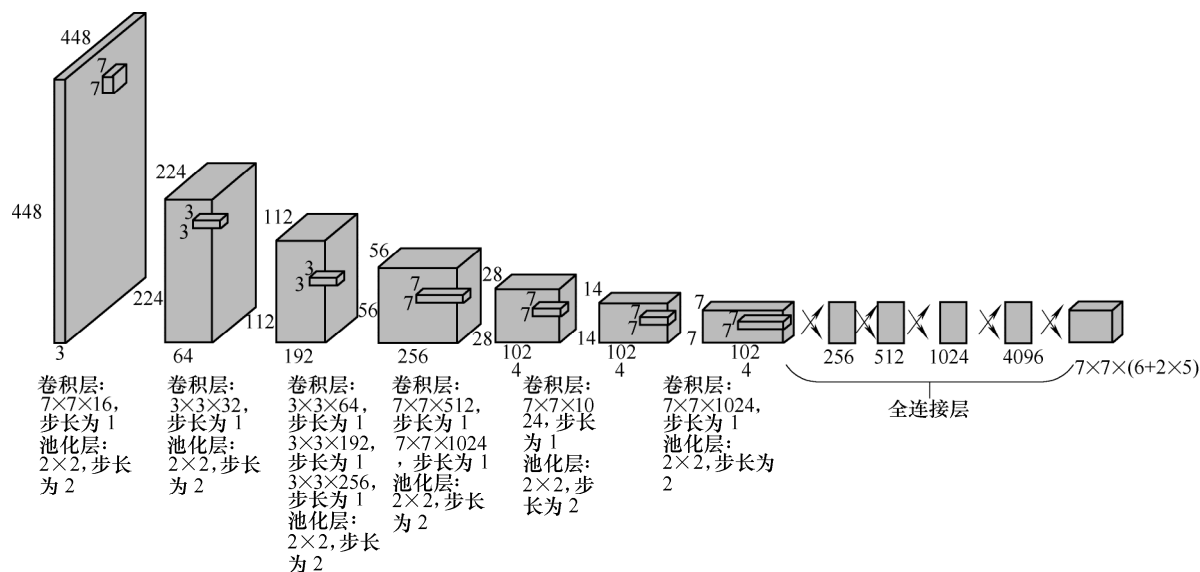


图 2 神经网络结构

通过卷积层和池化层提取图像特征,所有卷积层均采用零填充,不改变输入图像尺寸,池化层均采用最大池化函数。研究表明,卷积可视为一个无限强的先验条件,即该层应该学得函数只包含局部连接关系并且对平移具有等变性;类似地,使用池化也是一个无限强的先验,即每一个单元都具有对少量平移的不变性。当问题符合这些条件时,卷积和池化可以极大地提高网络的效率^[20]。最后,为提高预测准确率和定位精度,在原来网络基础上增加 4 层全连接层,共采用 5 层全连接层进行包围盒回归和类别预测,并输出预测结果。在最后一层使用线性激活函数,其他层使用漏整流线性激活函数

$$\phi(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0.1x & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

本文设计的网络结构与 VGGNet 主要区别如下。

(1) 减少了网络结构中的卷积层,并去掉了 1×1 卷积层。由于本文涉及的数据集远远小于 PASCAL VOC 等大型数据集,且定位目标种类较少,标准 VGGNet 在该数据集上容易造成过拟合,因此考虑

对网络进行适当简化。

(2) 增加 4 层全连接层。通过模型训练发现,对简化后的网络模型适当添加全连接层之后可以显著提高包围盒回归的准确率,但过多全连接层又容易导致过拟合。因此,本文选择对简化模型添加 4 层全连接层。

(3) 调整部分卷积层卷积核尺寸。VGGNet 通过多层小尺寸卷积核来实现大尺寸卷积核的大感受野,并取得了较好的效果。本文在对 VGGNet 网络结构简化之后,为了增加参数数量,提高拟合能力,增加部分卷积核尺寸。

2.1.2 模型训练

针对模型训练问题,文献[9]先在 ImageNet 的 1000 类数据集上进行预训练,并使用模型的输出平方和误差进行优化,引入参数 λ_{coord} 和 λ_{noobj} 以增加包围盒坐标精度损失权重及减小包围盒不包含物体损失权重,通过计算包围盒宽度、高度平方根来强调小包围盒误差的影响。最终设计损失函数如下

$$\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] +$$

$$\begin{aligned}
& \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2] + \\
& \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \\
& \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \\
& \sum_{i=0}^{S^2} 1_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2
\end{aligned} \quad (3)$$

式中, 1_i^{obj} 表示物体是否出现在栅格单元 i 中, 1_{ij}^{obj} 表示栅格单元 i 中的第 j 个包围盒是否负责预测该物体。

本文不对损失函数再做特殊改变, 使用式(3)提供的损失函数进行训练, 采用随机梯度下降法对网络进行训练, 并采用 L_2 参数正则化和 Dropout 方法进行正则化, 以减小过拟合。

2.2 目标定位

目标检测将得到目标区域的包围盒, 得到的是目标粗定位结果, 若实现目标几何中心的精确定位, 还需要对目标区域进行进一步处理。本节将设计一组基于颜色特征的标靶, 标靶安装于移动构件上。通过第 2.1 节提出的目标检测方法预测出标靶包围盒, 然后对包围盒进行颜色特征提取, 最后将目标区域二值化, 并计算标靶形心坐标, 从而实现精确定位。

颜色特征能够同时描述视觉目标的亮度信息与彩色信息, 因此具有较高的目标检测精度。本文设计定位标靶目标区域为红色, 背景为白色, 形状如图 3 所示。

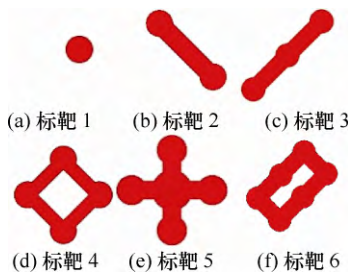


图 3 标靶设计图

在标靶形状的设计过程中, 主要考虑了以下几方面问题。

(1) 目标区域的形状应易于区分, 并保证目标区域面积、周长等统计量有较大差异。当分类误差较大时可以通过计算不同目标区域面积或周长进一步提高分类准确率。

(2) 保证目标区域为连通区域, 通过连通区域分析和形态学运算能够进一步过滤干扰, 提高精确

定位精度和定位算法的鲁棒性。

(3) 目标区域形状应该尽量简单, 从而简化计算量, 提高精确定位阶段的实时性。

(4) 目标区域应该有明显的颜色特征。目标检测结束后需要定义一种点算子直接在图像颜色空间中提取目标区域颜色特征, 从而实现对图像的二值化。

将标靶置于不同的光照条件下采集图像。在 RGB 颜色空间中, 图像上任一像素均可表示为 \mathbf{R}^3 空间中一点 u , 则有

$$u = (r, g, b) \quad (4)$$

由于目标区域为红色区域, 如图 4 所示, 通过分析各颜色分量灰度图, 可以发现目标区域有明显的特征, 即其 r 分量灰度值较高, 其余分量灰度值基本为 0。因此, 定义特征值 d 如下

$$d = \frac{1}{2} |r - g| + \frac{1}{2} |r - b| \quad (5)$$



图 4 标靶灰度图

分析特征值 d 直方图, 设计阈值, 即可将目标区域从背景区域中分离出来。图 5 为特征值 d 直方图。由图 5 可见, 特征值直方图在 0 和 250 附近出现两个峰, 说明目标区域与背景区域特征值明显不同且集中在两个不同范围, 因此, 该特征值可以将目标区域与背景区域较好地分离。

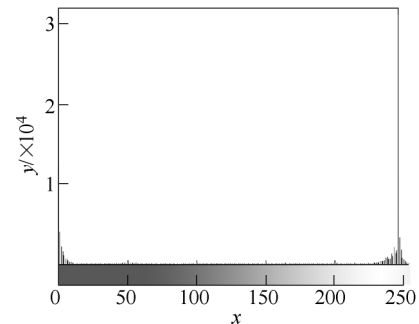


图 5 特征值直方图

在得到的二值图像中, 为提高计算精度和鲁棒

性,可以通过形态学运算和连通域分析去除微小干扰。其中,形态学闭运算可以去除二值图像中极小的间隙,形态学开运算可以去除细小物体干扰,而连通区域分析可以进一步去除二值图像中较大连通干扰区域。最终得到处理过后的二值图像 $f(x, y)$, 若目标区域用 R 表示,则区域 R 的面积可以通过式 (6) 求得

$$A = \sum_{(x,y) \in R} f(x, y) \quad (6)$$

区域 R 形心坐标计算公式为

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in R} x \\ \bar{y} = \frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in R} y \end{cases} \quad (7)$$

为了抑制外界干扰,可以对原始计算角度进行滑动平均滤波,去除阶跃较大的噪声点。

由前文所述,可得定位算法流程如图 6 所示。算法主要包括目标检测粗定位和目标精确定位两部分。其中,正向传播过程由前文所设计和训练的神经网络模型决定。

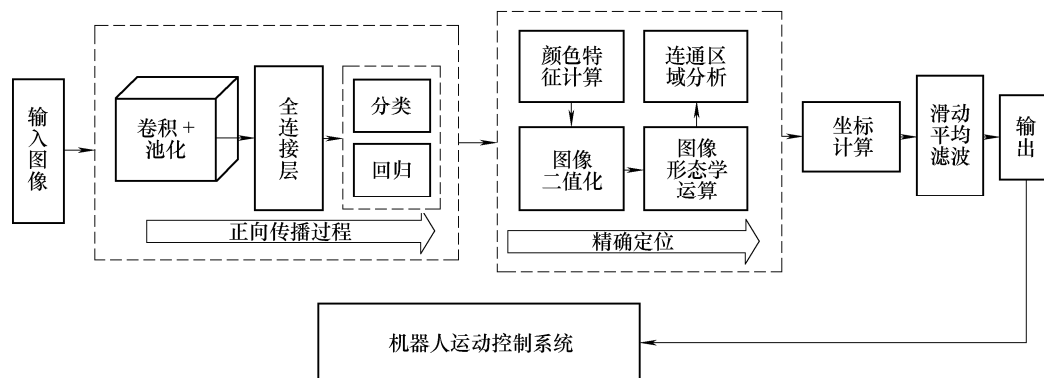


图 6 算法流程图

3 试验及分析

本节使用前文提出的方法,结合一种柔索并联机器人构型,制作标靶并构建数据集,然后训练模型,设计移动构件定位及位置控制试验,以检验所建方法的有效性。

3.1 试验环境

试验过程中使用的柔索并联机器人实物如图 7 所示。图中每根柔索的可重构锚点 A_i 可沿圆形轨道滑动,对移动构件的定位即对点 A_i 的定位。动平台为一圆盘,锚点 B_i 固定在圆盘确定位置。圆形导轨半径为 0.52 m,工业摄像机安装于机器人上方,安装位置距离地面高度为 2.5 m,分辨率为 640×480;可重构锚点距离地面高度为 1.02 m。机器人控制系统以 IPC-810F 研华工控机为上位机,以固高运动控制器 GTS-800-PV(G)-PCI 为下位机,通过 LabVIEW 编写上位机软件,进行运动控制。

目标定位算法在 PC 机实现,使用 Intel 酷睿 i5 处理器,搭载 Ubuntu16.04LTS 操作系统,安装 Tensorflow1.4.0 深度学习框架和图像处理开源软件包 OpenCV3.3.1,建立图像处理软件环境。通过 Python 与 C/C++ 混合编程实现目标检测与定位算法,并通过网络套接字与工控机建立通信。

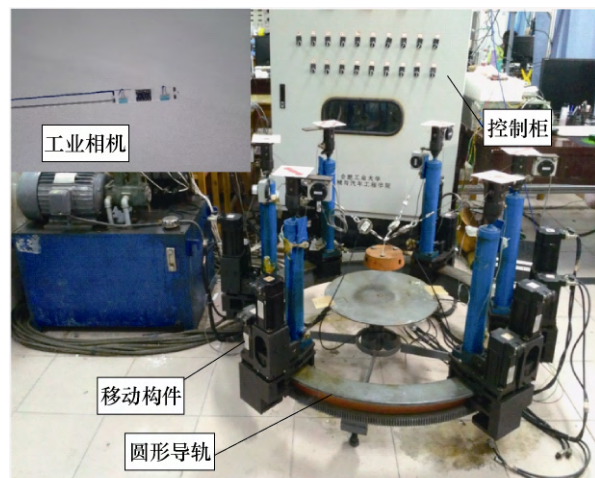


图 7 机器人样机图

3.2 模型训练

本试验首先依据 PASCAL VOC 数据集格式设计目标检测所需的标注数据集。先通过 3D 打印制作出第 2.2 节所设计的标靶,然后将标靶在不同的室内、室外场景以及不同光照强度的自然光、灯光下进行图像采集,并在采集过程加入与目标相同颜色的背景,中引入颜色噪声。每类标靶采集图像 200 张,共 1 200 张图像。通过 OpenCV 设计图像标注工具,对图像进行手工标注,最后在全球图像中均匀抽样,选出 200 张图像作为测试数据,其余 1 000 张图像作为训练数据,数据集部分图像如图 8 所示。



图 8 数据集部分图像

在训练数据集上对第 2.1 节设计的模型进行训练，模型训练所需的超参数设置如表 1 所示。将已训练的模型在测试数据集上进行测试，测试结果如表 2 所示，部分检测图像如图 9 所示。由表 2 可见，目标检测算法有较高的实时性，但准确率较低，尤其是第二类分类准确率远远低于其他几类。这是因为第二类目标与第三类目标特征区别较小，导致分

表 1 超参数取值

超参数	取值
基础学习率	0.000 1
权重衰减	0.000 05
最大迭代轮数	10 000
批量大小	16
动量	0.9

表 2 目标检测准确率

类别	准确率(%)	帧率
1	75.7	33
2	52.3	33
3	89.6	33
4	78.7	33
5	80.6	33
6	84.2	33

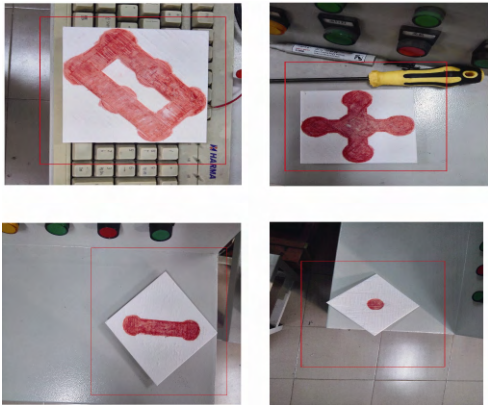


图 9 目标检测结果

类器难以正确分类。但包围盒可以完全包含待检测目标区域。因此，可以在后续精确定位过程中通过分析目标区域统计量，如目标区域面积、周长等消除该影响。为保障分类精度，试验通过比较目标区域面积大小来修正部分类别之间的分类结果。

将模型应用于前文所述机器人系统中，实时采集机器人运动过程图像，计算标靶包围盒，并对包围盒内部区域采用第 2.2 节所述算法进行处理，得到二值化图像并计算移动构件坐标，进而计算移动构件在圆轨道分布角度。该方法不需要相机标定且不受安装初始位置的影响，从而避免了标定误差以及摄像机安装误差，部分二值化图像与原图像如图 10 所示。

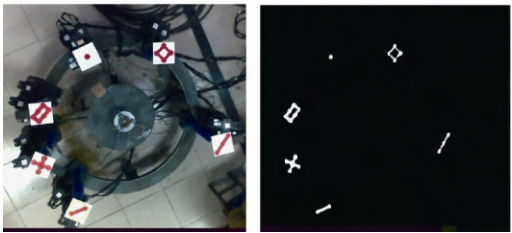


图 10 原始图像与二值化结果

3.3 定位误差试验

为了测量该方法定位误差，将圆轨道进行 12 等分，将移动构件移动至测试点进行多次测量。其中，部分误差测试结果如图 11 所示。

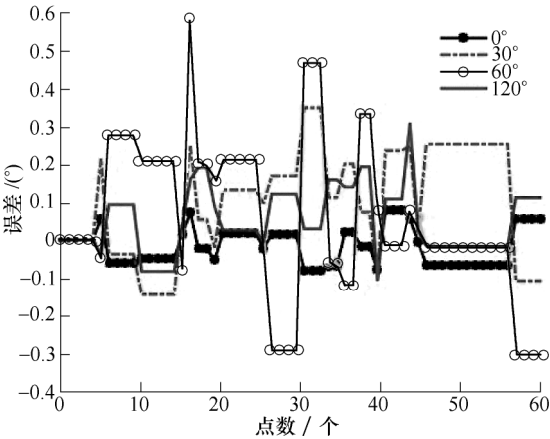


图 11 误差测试结果

图 11 绘制了当测试点分别位于 0°、30°、60° 和 120° 时定位误差图像，每个位置分别测量 60 次。由图 11 可知，在静态测试试验中，定位误差不超过 1°。

3.4 移动构件定位试验

设计沿圆导轨周期运动，并检测在圆形轨道分布角度，将角度拟合曲线与机器人运动学模型规划化曲线相对比。为了对比移动构件不同运动规律下定位算法的准确性，分别设计移动构件按照正弦运

动规律、抛物线运动规律和 s 直线运动规律运动。不同运动规律下移动构件角位移分别如式(8)、(9)、(10)确定。其中,运动周期 T 设置为 30 s,图像处理帧率为 33 帧/s。

$$\theta = \frac{A}{2} \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right) \quad 0 \leq t \leq T \quad (8)$$

$$\theta = \begin{cases} -\frac{8A}{T^2}t\left(t-\frac{T}{2}\right) & 0 \leq t < \frac{T}{2} \\ \frac{8A}{T^2}\left(t-\frac{T}{2}\right)(t-T) & \frac{T}{2} \leq t \leq T \end{cases} \quad (9)$$

$$\theta = \begin{cases} \frac{2A}{T}t & 0 \leq t < \frac{T}{4} \\ -\frac{2A}{T}\left(t-\frac{T}{2}\right) & \frac{T}{4} < t < \frac{3T}{4} \\ \frac{2A}{T}(t-T) & \frac{3T}{4} < t < T \end{cases} \quad (10)$$

其中抛物线运动规律下移动构件将产生柔性冲击,直线运动规律下移动构件产生刚性冲击。

如图 12 所示,通过对比原始数据、滤波处理后数据和理想数据可以发现:原始数据噪声较多,经过滑动平均滤波后能与理想数据曲线较好吻合,滤波处理能去除阶跃噪声点,效果明显。

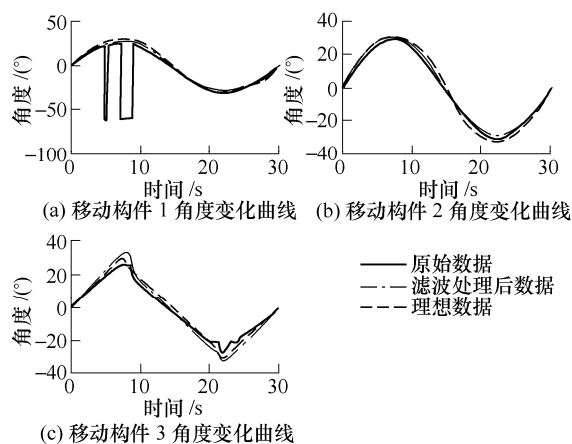


图 12 角度变化曲线

如图 13 所示,分别绘制误差关于时间和规划角度的变化曲线。误差曲线中反映的误差主要包括定位算法的定位误差和机构本身的运动误差。在前面所述误差标定试验中可知,定位误差在定位测试试验中不超过 1° 。

误差-时间变化曲线可以反映不同运动规律下误差的变化情况。其中,在正弦运动规律和抛物线运动规律下,实际轨迹与理想轨迹误差在 2° 以内,该部分误差主要有加工误差、传动误差和运动控制误差组成。在直线运动规律下实际轨迹与理想轨迹误差在 4° 以内,这是因为在直线运动规律下移动构件将产生刚性冲击,运动过程发生了明显振动。结

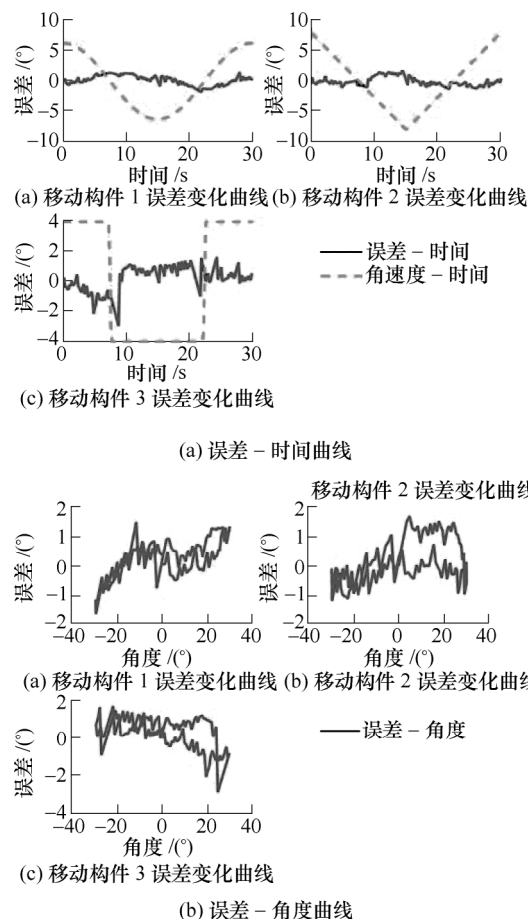


图 13 误差变化曲线

合角速度-时间变化曲线,可以发现当角速度变化剧烈时,误差也较大,从而证实上述推断。

误差-角度变化曲线可以反映不同空间位置的误差变化情况,其中圆轨道加工误差、传动误差、光照等不同因素都会对误差产生影响。在误差-角度变化曲线中数据分散程度反映了重复定位误差大小,分散程度越大,重复定位误差越大。基于同样的原因,可以明显看到,正弦曲线运动规律下移动构件重复定位精度最高,抛物线运动规律和直线运动规律较差。

4 结论

(1) 针对柔索并联机器人移动构件定位问题,在 YOLO 目标检测模型的基础上,提出了一种移动构件快速定位方法。设计了一种简化深度神经网络模型,并构建数据集对模型进行训练,实现了实时的目标检测算法。

(2) 在目标检测结果的基础上进一步进行图像处理,计算移动构件位置变化,并通过平滑滤波算法得到移动构件精确定位结果,误差在 1° 以内。

(3) 在圆轨道柔索并联机器人装备平台上设计

了一组试验,并在移动构件不同运动规律下进行误差分析和重复定位精度分析,得到了误差与角速度变化规律的定性关系。

进一步的研究可以在目前的基础上考虑通过进一步改善网络结构、改进标靶设计以及扩大数据集以提高目标分类准确率。

参 考 文 献

- [1] JAMSHIDIFAR H, KHAJEPOUR A, FIDAN B, et al. Kinematically constrained redundant cable-driven parallel robots: Modeling, redundancy analysis, and stiffness optimization[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(2): 921-930.
- [2] QIAN S, ZI B, SHANG W W, et al. A review on cable-driven parallel robots[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2018, 31(1): 66.
- [3] 孔令富,王月明,赵立强. 并联机器人双目主动视觉目标定位的研究[J]. 计算机集成制造系统, 2007, 13(11): 2285-2288.
KONG Lingfu, WANG Yueming, ZHAO Liqiang. Space target positioning based on binocular active vision system of parallel robot[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(11): 2285-2288.
- [4] GAGLIARDINI L, CARO S, GOUTTEFARDE M, et al. Discrete reconfiguration planning for cable-driven parallel robots[J]. Mechanism and Machine Theory, 2016, 100: 313-337.
- [5] 訾斌,王炳尧,刘浩,等. 可重构柔索并联机器人协同避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 593-601.
ZI Bin, WANG Bingyao, LIU Hao, et al. Study on the collaborative obstacle avoidance method for reconfigurable cable driven parallel robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 593-601.
- [6] AFLAKIAN A, SAFARYAZDIA, MASOULEH M T, et al. Experimental study on the kinematic control of a cable suspended parallel robot for object tracking purpose[J]. Mechatronics, 2018, 50: 160-176.
- [7] MERLET J P. Simulation of discrete-time controlled cable-driven parallel robots on a trajectory[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(3): 675-688.
- [8] 訾斌,曹建斌,钱森. 混合驱动柔索并联机器人系统集成设计[J]. 机械工程学报, 2012, 48(21): 28-35.
ZI Bin, CAO Jianbin, QIAN Sen. Integrated design of hybrid-driven-based cable parallel manipulator system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(21): 28-35.
- [9] 付生鹏,赵吉宾,夏仁波,等. 基于成像模拟法的镜面体表面三维测量[J]. 机械工程学报, 2015, 51(10): 17-24.
FU Shengpeng, ZHAO Jibin, XIA Renbo, et al. Imaging simulation method for specular surface measurement[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(10): 17-24.
- [10] 黄丹平,廖世鹏,于少东,等. 基于机器视觉瓦楞纸板自动计数系统研究[J]. 机械工程学报, 2017, 53(10): 79-86.
HUANG Danping, LIAO Shipeng, YU Shaocong, et al. Research on automatic counting system corrugated paper board based on machine vision[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(10): 79-86.
- [11] 尹宏鹏,陈波,柴毅,等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10): 1466-1489.
YIN Hongpeng, CHEN Bo, CHAI Yi, et al. Vision-based object detection and tracking: A review[J]. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [12] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [13] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Advances in neural information processing systems[M]. Cambridge: MIT Press, 2012.
- [14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas. Washington: IEEE Computer Society, 2016, 779-788.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 22-25, Hawaii Convention Center, Honolulu. Washington: IEEE Computer Society, 2017: 6517-6525.
- [17] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]// European conference on computer vision, October 8-16, 2016, Amsterdam. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [18] 伍锡如,黄国明,孙立宁. 基于深度学习的工业分拣机器人快速视觉识别与定位算法[J]. 机器人, 2016, 38(6): 711-719.
WU Xiru, HUANG Guoming, SUN Lining. Fast visual identification and location algorithm for industrial sorting

- robots based on deep learning[J]. Robot : 2016 , 38(6) : 711-719.
- [19] 杜学丹,蔡莹皓,鲁涛,等. 一种基于深度学习的机械臂抓取方法[J]. 机器人, 2017 , 39(6) : 820-828 , 837.
DU Xuedan , CAI Yinghao , LU Tao , et al. A robotic grasping method based on deep learning[J]. Robot : 2017 , 39(6) : 820-828 , 837.
- [20] GOODFELLOW I , BENGIO Y , COURVILLE A , et al. Deep learning[M]. Cambridge : MIT press , 2016.
- 作者简介: 曹斌,男,1975 年出生,博士,教授。主要研究方向为机电控制及自动化。
E-mail : binzi.cumt@163.com
- 尹泽强,男,1993 年出生,男,硕士研究生。主要研究方向为柔索并联机器人动力学与控制。
E-mail : xiaoqiang2211@sina.com

第 8 届上银优秀机械博士论文奖——银奖

级间液压-机械双反馈新原理及其在大流量控制阀中的应用研究

作 者: 刘建彬

毕业学校: 浙江大学

指导教师: 杨华勇 谢海波

液压传动系统广泛用于各类机电装备,而液压阀是液压系统中用于控制液体的压力、流量和方向的核心元件,对液压系统的性能、可靠性和经济性有重要影响。流量阀通过改变节流阀口的开度来调节通过流量,进而控制负载装备的运动速度,是三大类液压阀之一。多级流量阀以各种级间反馈方式实现先导阀芯对主阀芯的位移控制,进而通过主阀芯完成流量调节,用于实现更大的流量控制等级。常见的级间反馈控制方式有液压反馈、机械反馈、液压跟随以及电反馈四种。随着流量阀在可靠性、泄漏性、启闭动态特性以及负载适应性等方面的需求日益提高,探索级间多反馈原理,综合利用上述各反馈方式的优点,克服单一反馈方式在可靠性、阀芯位移控制精度或响应速度等方面的局限性,对于高性能流量阀研究势在必行。本文针对流量阀级间双反馈新原理及应用展开研究,选题具有重要的学术研究价值和很强的工程应用前景。

现有单反馈原理以单一反馈方式将主阀芯位移转化为控制腔压力升高或先导阀芯受力增大,进而实现对主阀芯位移的比例控制。转化为控制腔压力升高的方式可靠性及稳定性好,而转化为先导阀芯受力增大的方式精度高且快速性好。本文提出了级间液压-机械双反馈新原理,通过液压和机械两路反馈的共同作用将主阀芯位移同时转化为控制腔压力升高和先导阀芯受力增大,双反馈方式作用互补,在继承了各自优点外,还使液压阀具备了结构简单、密封数量少、控制区间宽度大等额外优点。

本文提出了主阀芯上的带通油孔的减振尾结构,可通过液流冲击作用抵消开启方向的液动力,进而改变阀芯液动力的方向,同时降低液动力幅值。在仿真与试验中,反向液动力变向,且其幅值与无减振尾相比分别减小 88.3%和 87.5%。

本文创新设计了先导阀芯尾部的快关阀口结构,快关阀口在先导阀芯关闭至一定开度时打开并直接连通负载口与控制腔,加快控制腔压力的飞升过程,提高两阀芯的关闭速度。研究表明,快关阀口的引入可使主阀芯关闭时间缩短 22%。

本文创新研制了基于级间液压-机械双反馈原理的大流量负载控制阀。样机在汽车起重机变幅系统中的应用试验结果表明,与目前市场上的主流负载控制阀相比,控制区间宽度增加 11%,在高负载压力下的控制压力滞回减小 60%,开启时间减小 58%,关闭时间减小 17%。