

基于 Kinect 的六轴工业机器人异常姿态检测方法

彭虎 陈灯

(武汉工程大学智能机器人湖北省重点实验室 武汉 430200)

摘要: 工业机器人异常姿态检测是保障工业机器人安全作业的重要手段。针对已有方法存在检测准确率低和时效性不足的问题,提出了一种基于 Kinect 相机的六轴工业机器人异常姿态检测方法。该方法使用 Kinect 相机采集工业机器人彩色图像和深度图像,通过 YOLOF 目标检测算法得到彩色图像中工业机器人关节轴的信息,结合深度图像转换为对应三维坐标,参考工业机器人结构特性,构造机器人关节向量,提取角度特征,进行工业机器人姿态特征表示,基于欧式距离和余弦相似度进行姿态匹配,检测工业机器人异常姿态。本文的方法结合了工业机器人关节轴三维信息可对姿态进行更加精确的匹配。构建了六轴工业机器人作业视频数据集并进行了异常姿态检测。实验结果表明,本文的工业机器人异常姿态检测方法准确率为 96.6%,单帧图像检测时间为 43 ms,满足机器人安全监控实际应用需求。

关键词: 工业机器人安全;工业机器人姿态;Kinect 相机;YOLOF;异常姿态检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Abnormal posture detection method of six-axis industrial robot based on Kinect

Peng Hu Chen Deng

(Hubei Provincial Key Laboratory of Intelligent Robot, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430200, China)

Abstract: The abnormal posture detection of industrial robots is an important means to ensure the safe operation of industrial robots. Aiming at the problems of low detection accuracy and insufficient timeliness of existing methods, a method for abnormal posture detection of six-axis industrial robots based on Kinect camera was proposed. The method uses the Kinect camera to collect the color image and depth image of the industrial robot, obtains the information of the joint axis of the industrial robot in the color image through the YOLOF target detection algorithm, converts the depth image into the corresponding three-dimensional coordinates, refers to the structural characteristics of the industrial robot, and constructs the robot joint vector. The angle feature is extracted, the attitude feature representation of the industrial robot is performed, and the attitude matching is performed based on the Euclidean distance and the cosine similarity to detect the abnormal attitude of the industrial robot. The method in this paper combines the three-dimensional information of the joint axis of the industrial robot to match the pose more accurately. A six-axis industrial robot working video dataset is constructed and abnormal posture detection is carried out. The experimental results show that the accuracy of the abnormal posture detection method of industrial robots in this paper is 96.6%, and the detection time of a single frame image is 43 ms, which meets the practical application requirements of robot safety monitoring.

Keywords: industrial robot safety; industrial robot posture; Kinect camera; YOLOF; abnormal posture detection

0 引言

随着我国制造业自动化、智能化水平不断提升,工业机器人需求量激增。工业机器人能够运用于高温、高压等极端环境下,替代人工进行复杂、危险的工业生产任务,并具

备较好的适应性和灵活性^[1]。工业机器人日益普遍的应用导致工业安全问题频繁发生。据不完全统计,日本从 1987 年起累计几十人因机器人安全事故去世,七千多人致残^[2]; 2015 年德国大众工厂一名员工因误操作工业机器人而遇难^[3]; 2018 年安徽芜湖耐世特凌云有限公司一名操作人员

在为搬运机器人更换刀具时,被机器人夹伤,最终因伤重不治身亡^[4]。由于工业机器人的作业环境复杂、关节自由度高,如果发生安全事故,可能会产生无法预测的后果,轻则与周围物体产生碰撞,从而损害工业机器人本身和周边设备的安全,重则导致现场工作人员的伤亡^[5]。因此,越来越多的学者投入到工业机器人安全监控的研究中。

工业机器人异常姿态检测是实现工业机器人安全监控的重要方法。该方法采用摄像头持续采集工业机器人作业视频,实时提取工业机器人的姿态特征,构造工业机器人标准姿态模板库,通过工业机器人姿态匹配对工业机器人的异常姿态进行检测。该方法与传统的基于传感器数据分析^[6]的异常检测方法相比,无需在机器上安装数据采集装置,通过机器视觉技术即可实现对工业机器人的无接触式安全监控,具有易于安装、部署和通用性强的特点。

工业机器人姿态特征的提取和姿态匹配是异常姿态检测的关键。而姿态估计可以有效的提取图片中工业机器人的关节轴信息用于姿态特征构造。借鉴人体姿态估计的方法,国内外学者在工业机器人姿态估计方面也进行了研究尝试。Gulde 等^[7]采用 RoPose 深度学习模型对二维彩色图像中的工业机器人进行姿态估计,可生成工业机器人的骨骼图。该图顺序的连接工业机器人关节轴的中心点,可较好的表示工业机器人的姿态特征。然而, RoPose 模型为两阶段模型,结构过于复杂,计算量较大,检测效率较低,不满足工业安全监控的实时性需求。Yang 等^[8]提出了一种基于 YOLOv4 的六轴工业机器人姿态识别方法。该方

法采用 YOLOv4^[9]网络模型检测工业机器人关节轴坐标,通过关节的顺序连接构造出工业机器人的骨骼图。该方法的姿态识别时间为单帧图像 41 ms,具有较好的实时性,但其对工业机器人各关节轴的平均检测精度仅为 82%,难以满足工业机器人安全监控的实际应用要求。

本文提出了一种基于 Kinect 相机的工业机器人异常姿态检测方法。该方法通过 Kinect 相机分别获取工业机器人彩色图像和深度图像,利用 YOLOF^[10]目标检测算法对彩色图像进行分析,检测工业机器人的关节轴,结合深度图像计算工业机器人关节轴三维坐标,根据工业机器人结构特性,形成机器人关节向量,融合机器人角度特征,进行工业机器人姿态表示。基于欧式距离和余弦相似度构造姿态匹配算法,实现工业机器人异常姿态检测。提出的方法结合了 Kinect 深度信息,可对工业机器人姿态进行更加精确的识别。此外, YOLOF 关节轴目标检测算法基于单尺度特征,不需要使用 FPN(feature pyramid network)^[11]和 SPP(space pyramid pool)^[12]进行特征融合,计算量小,具有更好的时间效率,可保障工业机器人异常姿态检测的时效性要求。

1 工业机器人异常姿态检测方法

1.1 总体框架

如图 1 所示,为实现工业机器人异常姿态检测,使用 Kinect 相机采集工业机器人图像分别获得彩色图像和深度图像。对彩色图像中工业机器人的 6 个关节轴进行标注,

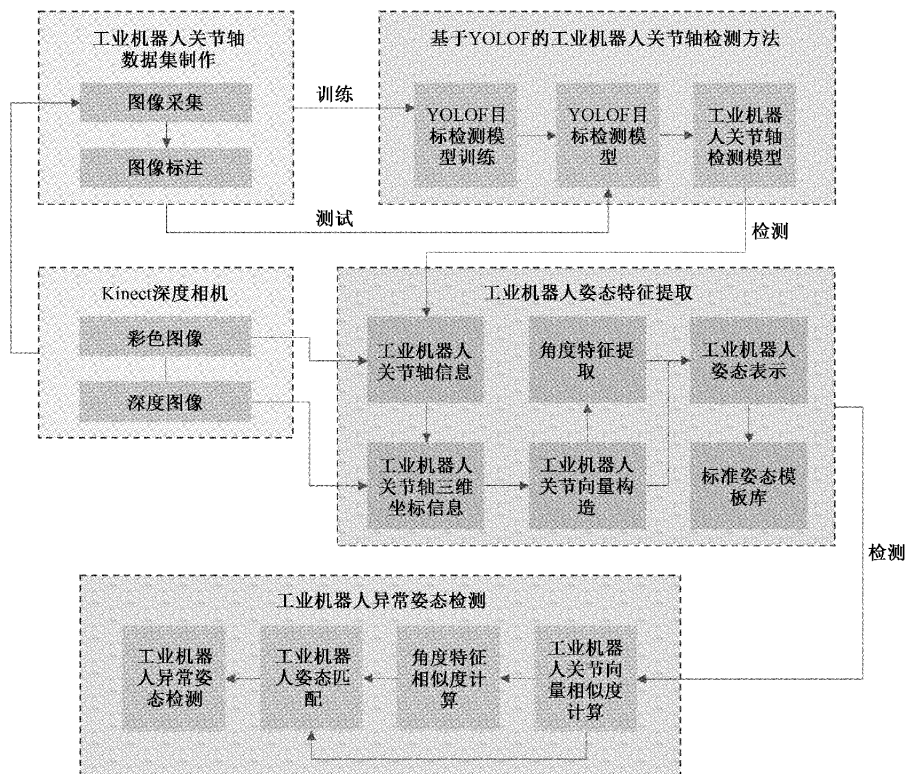


图 1 工业机器人异常姿态检测方法总体框架

形成工业机器人关节轴数据集。基于该数据集对 YOLOF 目标检测模型进行训练。采用训练的 YOLOF 模型对工业机器人关节轴进行检测,结合深度图像获取工业机器人关节轴中心点三维坐标,构造关节向量,提取姿态角度特征,进行工业机器人姿态表示。以工业机器人标准作业姿态作为参考,计算姿态相似度,检测工业机器人异常姿态。

1.2 基于 YOLOF 的工业机器人关节轴检测

六轴工业机器人的结构如图 2 所示,从下至上共包含 Z1,Z2,⋯,Z6 六个关节轴。

本文将工业机器人关节轴检测看作多目标检测问题,以工业机器人彩色图像作为输入,经过缩放操作后调整图像大小为 928×928 像素,采用深度学习模型 YOLOF 检测工业机器人关节轴 Z1,Z2,⋯,Z6,获取关节轴类别和目标框。网络结构如图 3 所示。YOLOF 是一种轻量级目标检测模型,包括主干、编码模块和解码模块。主干网络 Resnet101^[13]提取特征并输出特征层 DC5(58×58×1024)。编码模块接收主干网络输出的 DC5,传入膨胀编码器后输出特征层 P5(58×58×512)。膨胀编码器由投影模块和残差块模块组成。投影模块使用 1×1 卷积降低 DC5 维度,然后使用 3×3 卷积细化语义。残差块模块由四层膨胀卷积(dilated convolution)^[14]串联组成,膨胀系数分别设置为 4,8,12 和 16,可扩大感受野。解码模块基于

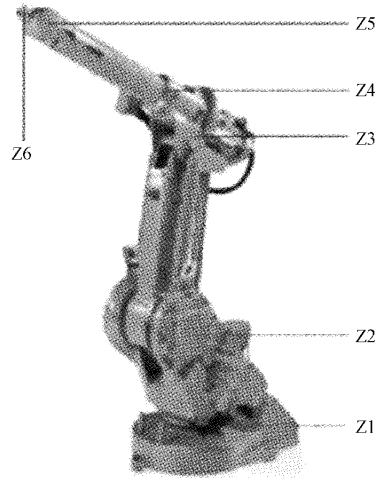


图 2 六轴工业机器人关节轴标签

P5 经过多轮卷积和归一化处理后将工业机器人关节轴分为 6 个类别,标签分别为 Z1,Z2,⋯,Z6,对应工业机器人从下到上的 6 个关节轴。同时解码模块采用回归操作识别出各关节轴的目标框,利用非极大值抑制算法排除冗余目标框,保留检测效果最好的目标框作为工业机器人关节轴的检测结果。

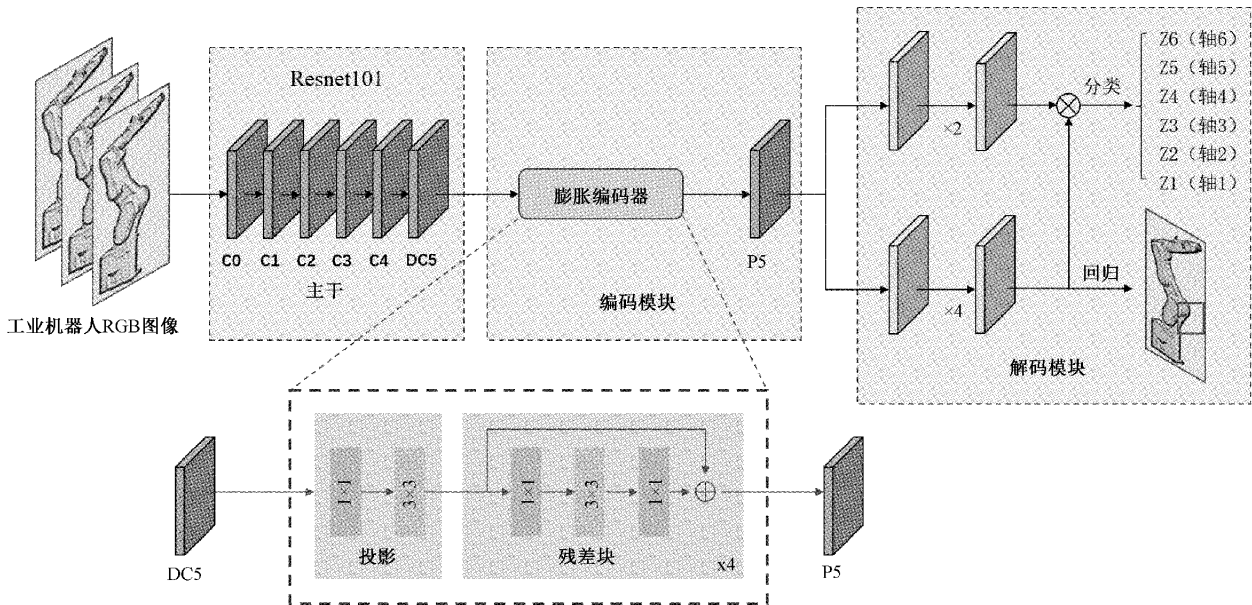


图 3 基于 YOLOF 的工业机器人关节轴检测模型网络结构

1.3 工业机器人姿态特征提取

根据工业机器人关节轴目标框,计算目标框的中心点二维图像坐标 $p = (u, v)$ 。基于 Kinect 相机小孔成像原理,根据式(1)可得工业机器人关节轴中心点在相机坐标系下的三维坐标 $p_c = (x, y, z)$ 。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} z \quad (1)$$

其中, f_x, f_y, c_x, c_y 为 Kinect 相机内参, (u, v) 为关节轴二维图像坐标, z 为 Kinect 相机测量获得的深度信息。

为了对工业机器人姿态进行描述,本文基于关节轴中心点三维坐标计算工业机器人关节向量以及角度特征,具体方法如下。

1) 工业机器人关节向量构造

假设 $Z_i, Z_j, i, j = 1, 2, \dots, 6$ 为工业机器人的任意两个关节轴, $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ 和 $p_j = (x_j, y_j, z_j)$ 为对应关节轴中心点三维坐标,称向量 $v_{ij} = (x_j - x_i, y_j - y_i, z_j - z_i)$ 为关节轴 Z_i, Z_j 的关节向量。为了对工业机器人姿态进行描述,如图 4 所示,分别计算工业机器人各关节轴的关节向量,构成关节向量集合 $V = \{v_{ij} | i, j = 1, 2, \dots, 6 \wedge i < j\}$ 。对于六轴工业机器人有 $|V| = 15$ 。带有三维信息的 15 个工业机器人关节向量可从不同角度,不同距离对机器人姿态进行特征描述,为工业机器人异常姿态检测奠定了基础。

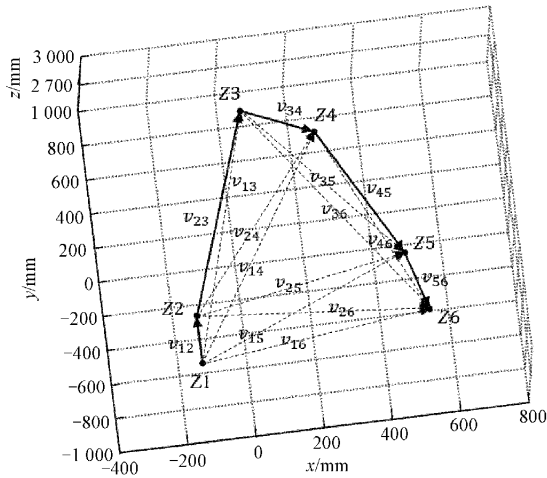


图 4 工业机器人关节向量

2) 角度特征提取

假设 $v_i = (x_i, y_i, z_i)$ 和 $v_j = (x_j, y_j, z_j)$ 为工业机器人关节向量集合 V 的任意两个关节向量,称:

$$a_{v_i, v_j} = \arccos \frac{v_i \cdot v_j}{|v_i| |v_j|}, |v_i| \neq 0, |v_j| \neq 0 \quad (2)$$

为关节向量 v_i, v_j 之间的角度特征。为对工业机器人姿态进行描述,分别计算工业机器人各关节向量之间的角度特征,构成角度特征集合 $A = \{a_{v_i, v_j} | v_i, v_j \in V \wedge v_i \neq v_j\}$ 。对于六轴工业机器人有 $|A| = 105$ 。本文提取的工业机器人角度特征高度表示工业机器人姿态的同时,消除了与机器人姿态无关的信息,进一步提高姿态信息准确度。

1.4 工业机器人姿态匹配

本文使用相似度计算算法进行工业机器人姿态匹配。欧式距离算法和余弦相似度算法是计算数据相似度的有效算法。欧式距离算法将数据映射到空间中的两个点并计算这两点之间的实际距离值,通过这个值的大小来判断数据的相似性。而余弦相似度算法通过测量两个向量的夹角的余弦值来度量它们之间的相似性。其对任何维度

的向量空间都适用,值位于 $-1 \sim 1$, 差异越小越趋近于 1。本文结合欧式距离算法和余弦相似度算法计算工业机器人姿态相似度以进行姿态匹配。

姿态相似度计算过程如下:

1) 分别获取工业机器人测试姿态 $T(V_t, A_t)$ 和标准姿态 $R(V_r, A_r)$ 的关节向量集合和角度特征集合:

$$V_t = \{v_{ti} | i = 1, 2, \dots, 15\} \quad (3)$$

$$V_r = \{v_{ri} | i = 1, 2, \dots, 15\} \quad (4)$$

$$A_t = \{a_{ti} | i = 1, 2, \dots, 105\} \quad (5)$$

$$A_r = \{a_{ri} | i = 1, 2, \dots, 105\} \quad (6)$$

其中, $v_{ti} = (x_{ti}, y_{ti}, z_{ti}), v_{ri} = (x_{ri}, y_{ri}, z_{ri}), a_{ti}, a_{ri} \in [0, \pi]$ 。

2) 使用欧式距离算法计算 T 和 R 之间关节向量的相似度 S_D :

$$d_{v_{ti}, v_{ri}} = \sqrt{(x_{ri} - x_{ti})^2 + (y_{ri} - y_{ti})^2 + (z_{ri} - z_{ti})^2} \quad (7)$$

$$D[T, R] = \sum_{i=1}^{15} d_{v_{ti}, v_{ri}} \quad (8)$$

$$S_D = \text{softmax}(D[T, R]) \quad (9)$$

其中, softmax 为归一化函数,用于将大小不定的 S_D 标准化到 $0 \sim 1$ 。softmax 函数如下:

$$\text{softmax}(x) = \frac{1}{1 + x^{0.5}} \quad (10)$$

3) 使用余弦相似度算法计算 T 和 R 之间角度特征的相似度 S_C :

$$S_C = \frac{A_t \cdot A_r}{\|A_t\| \|A_r\|} = \frac{\sum_{i=1}^{105} a_{ti} \times a_{ri}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{105} a_{ti}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{105} a_{ri}^2}} \quad (11)$$

4) 计算工业机器人姿态 T 和 R 之间的相似度 S :

$$S = S_D \times S_C \quad (12)$$

按上述姿态相似度计算方法将测试姿态与标准姿态模板库中所有姿态进行相似度计算,设定相似度阈值 $S = 0.5$, 选取大于阈值且相似度值最大的标准姿态标签作为测试姿态匹配的结果,否则视为姿态匹配失败。

1.5 工业机器人异常姿态检测方法

为实现工业机器人异常姿态检测,使用本文提出的工业机器人关节轴检测方法对机器人正常作业视频中每一帧的关节轴进行检测,结合姿态特征提取方法按顺序构造标准姿态模板库。异常检测时使用工业机器人姿态匹配算法对测试视频中的机器人姿态与标准姿态模板库按顺序进行匹配,匹配成功表示无异常,匹配失败表示存在异常姿态。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

本文实验硬件平台为: Kinect for Xbox360 深度相机

一台,彩色图像分辨率为 640×480 ,深度图像的分辨率为 640×480 ,实验所用计算机配置为:

操作系统:Windows11 64 位;

处理器型号:AMD Ryzen7 5800H with Radeon Graphics CPU;

内存:16 GB;

显卡型号:NVIDIA GeForce GTX3060 6 G。

实验过程采用 Python 3.6.0,Pytorch 1.10.2,并应用 NVIDIA CUDA 11.4 加速工具箱。

2.2 实验数据集

对使用 Kinect 相机拍摄的工业机器人彩色作业视频和对应深度视频按帧进行截图,获取到 1 000 张工业机器人彩色图像和 1 000 张对应深度图像,图像大小均为 640×480 。根据工业机器人关节轴检测的需要,使用 labelme 标注工具将彩色图像中工业机器人的 6 个关节轴用矩形框进行标注,标签分别为 Z1、Z2、Z3、Z4、Z5 和 Z6。通过镜像翻转对数据集进行数据增强^[15]后,将样本数量扩增 4 倍,形成工业机器人关节轴数据集。同时,为方便模型训练与

测试,将工业机器人关节轴数据集按照 7 : 3 的比例随机划分为训练集和测试集。

2.3 基于 YOLOF 的工业机器人关节轴检测模型训练

采用随机梯度下降法对工业机器人关节轴检测 YOLOF 模型进行训练,参数设置如下:初始学习率为 0.03,主干网络学习率为 0.01,批大小为 2,动量为 0.9,权重衰减系数为 0.000 1,输入图像大小为 640×480 像素。模型训练过程采用 3x 策略^[16],训练最大轮数为 36 轮,每轮迭代 240 次,共迭代 8640 次,并在第 24 轮和第 33 轮时分别对学习率进行衰减,衰减倍数为 10。

在深度学习目标检测模型中,均值平均精确度(mAP)的值代表着模型的好坏,mAP 越大模型的检测效果越好。图 5 所示为 YOLOF 目标检测模型随着训练迭代次数增加 mAP 和损失函数的变化情况。从 mAP 曲线可看出 YOLOF 目标检测模型的 mAP 值随着迭代次数增加而增加,最终趋近于 1。损失曲线展示了训练过程中模型的损失值随着迭代次数的增加而减小,最终收敛于 0.06 左右。

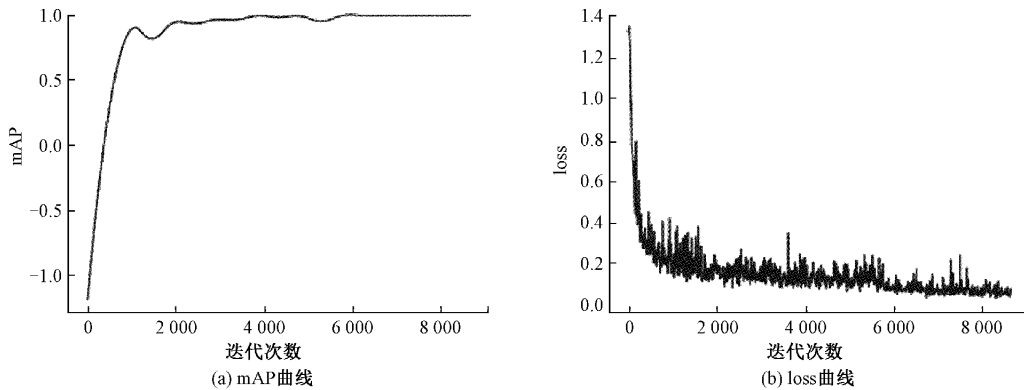


图 5 YOLOF 目标检测模型训练过程 mAP 曲线和 loss 曲线

使用训练后的模型对测试集上标注的 6 个关节轴类别进行测试,测试结果如表 1 所示。从表中可看出,本文基于单尺度特征的 YOLOF 目标检测模型对工业机器人各关节轴的平均检测精度(average precision, AP)都达到 96%以上。mAP 为 98.05%。

表 1 各关节轴平均检测精度

关节轴类别	平均检测精度(AP)/%
Z1(轴 1)	99.67
Z2(轴 2)	98.34
Z3(轴 3)	96.77
Z4(轴 4)	96.86
Z5(轴 5)	98.21
Z6(轴 6)	98.45

对不同姿态工业机器人的关节轴检测结果如图 6 所示。

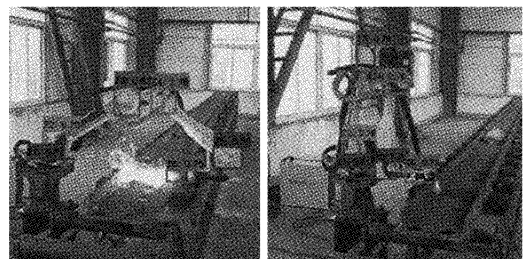


图 6 工业机器人关节轴检测结果

2.4 工业机器人姿态匹配实验

1) 实验方法及数据集

本次实验对本文工业机器人姿态匹配方法的匹配效果进行验证。实验基于机器人关节向量和角度特征相结合的工业机器人姿态表示方法定义了 6 种工业机器人标准姿态模板,如图 7 所示。

实验过程中,使用 Kinect 相机对每种工业机器人姿态采集了 150 组彩色图像及对应深度图像,共计 900 组实验

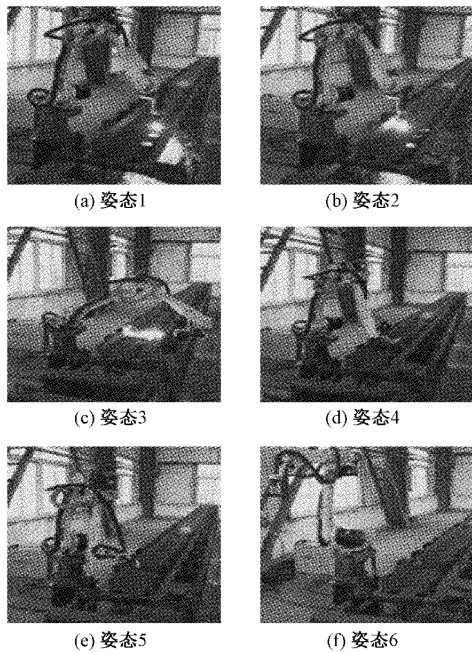


图 7 用于姿态匹配实验的 6 种工业机器人姿态

样本。其中,每种工业机器人姿态采用 50 组样本进行姿态特征提取,取平均值构建工业机器人标准姿态模板库。基于本文提出的姿态匹配方法,对剩余 600 组样本提取姿态特征后与标准姿态模板库中所有姿态模板进行匹配实验。

2) 实验结果分析

姿态匹配实验结果如表 2 所示。从表中可看出,工业机器人姿态 a 和 e 准确率相对较低。用混淆矩阵表示工业机器人姿态匹配结果,如表 3 所示。通过分析混淆矩阵可知原因如下:1)与其他工业机器人姿态具有相似性,存在匹配误差;2)工业机器人关节轴检测出现错检或漏检导致匹配失败。实验结果表明,本文的工业机器人姿态匹配方法对上述 6 种工业机器人姿态的匹配准确率都达到 93% 以上,平均匹配准确率为 96.2%,准确率较高。

表 2 工业机器人姿态匹配结果

工业机器人姿态	测试样本	匹配错误	准确率/%
a	100	7	93
b	100	4	96
c	100	0	100
d	100	3	97
e	100	6	94
f	100	3	97

2.5 工业机器人异常姿态检测实验

1) 实验方法

本次实验对本文工业机器人异常姿态检测方法的检

表 3 工业机器人姿态匹配混淆矩阵 %

实验姿态 \ 结果	结果						匹配失败
	a	b	c	d	e	f	
a	93	7	0	0	0	0	0
b	4	96	0	0	0	0	0
c	0	0	100	0	0	0	0
d	0	0	0	97	2	0	1
e	0	0	0	1	94	0	5
f	0	0	0	0	0	97	3

测效果进行验证。实验对六轴工业机器人正常工作周期中的不同姿态进行提取,按顺序排列建立正常工作周期标准模板库。同时,按 1:1 比例选择 30 个正常工作视频作为正样本,选择 30 个异常工作视频作为负样本,总计 60 个测试样本,使用本文的工业机器人异常姿态检测方法进行异常姿态检测。

2) 实验结果分析

工业机器人异常姿态检测结果如表 4 所示。从表中可看出,60 个测试样本中出现了 2 个误检的情况,分析检测结果可知,出现误检的原因主要是工业机器人特征提取出现错误,导致检测结果为异常。本文工业机器人异常姿态检测方法对正常样本的检测率为 93.3%,对异常样本的检测率为 100%,平均检测率达到 96.6%,总误判率仅为 3.4%,准确率较高。同时,对本文工业机器人异常姿态检测方法的平均检测时间进行测试,结果为 43 ms,满足工业机器人异常姿态检测实时性要求。

表 4 工业机器人异常姿态检测结果

类别	测试样本	误检	检测率/%
正样本	30	2	93.3
负样本	30	0	100
平均检测率	60	2	96.6

2.6 模型对比实验

为验证本文方法的可靠性,将训练好的 YOLOF 模型与 YOLOv4 进行对比,并结合传统的欧式距离姿态匹配方法和本文的欧式距离与余弦相似度相结合的姿态匹配方法,综合评估本文方法的性能。表 5 分别展示了不同组合的检测率和以单帧图像为单位的检测速度。

表 5 模型对比实验

类别	检测率/检测速度/	
	%	(ms/f)
YOLOv4+欧式距离	93.2	46
YOLOF+欧式距离	93.5	42
YOLOv4+欧式距离+余弦相似度	96.1	47
YOLOF+欧式距离+余弦相似度	96.6	43

由表 5 可以看出,本文基于 YOLOF 模型的异常姿态检测方法的检测速度明显优于 YOLOv4,检测速度较 YOLOv4 提升了 8.6%。同时,本文欧式距离与余弦相似度相结合的姿态匹配方法检测率明显高于传统的欧式距离姿态匹配方法,其中,在姿态估计模型不变的情况下,本方姿态匹配方法的检测率较欧式距离姿态匹配方法提高了 3.3%。

3 结 论

工业机器人异常姿态检测是保障工业机器人安全作业的重要手段。针对已有方法存在检测准确率低和时效性不足的问题,本文提出了一种基于 Kinect 相机的六轴工业机器人异常姿态检测方法。采用基于单尺度特征的 YOLOF 目标检测模型检测工业机器人关节轴,在保证检测效果的基础上,大幅提高检测效率。同时,结合 Kinect 相机采集的深度信息得到工业机器人关节轴三维坐标,构造机器人关节向量,提取角度特征,多特征表示工业机器人姿态,提高姿态信息准确度。最后,采用欧式距离算法和余弦相似度算法相结合的姿态相似度计算方法,进一步提高工业机器人姿态匹配准确率。使用本文方法和基于 YOLOv4 的欧式距离姿态匹配方法进行异常姿态检测对比实验。实验结果表明,本文方法准确性更高、检测速度更快,满足工业机器人异常姿态检测的准确性、实时性和鲁棒性要求,可应用于工业机器人安全防护。

参考文献

- [1] 张红霞. 国内外工业机器人发展现状与趋势研究[J]. 电子世界,2013,12:5-7.
- [2] 廖常浩,吴洪清,万今明. 工业机器人风险评估研究及应用[J]. 机电工程技术,2019,48(1):13-15.
- [3] 柏文健. 工业机器人安全控制器设计与实现[J]. 电工技术,2021(12):5-7.
- [4] 杨琨,夏信凯,马环洲,等. 工业机器人主动安全控制技术研究现状与展望[J]. 机器人技术与应用,2021(3):9-19.
- [5] 谭民,王硕. 机器人技术研究进展[J]. 自动化学报,2013,39(7):963-972.
- [6] 蔡博. 基于数据分析的控制系统传感器故障诊断方法研究[D]. 保定:华北电力大学,2018.
- [7] GULDE T, LUDL D, CURIO C. RoPose: CNN-based 2D Pose Estimation of Industrial Robots[C]. 2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), IEEE, 2018.
- [8] YANG Y C, WEI W, CHEN D, et al. Pose estimation of six-axis industrial robots based on deep learning [C]. 5th International Conference on Electronic Information Technology and Computer Engineering, EITCE, 2021:836-839.
- [9] WANG C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), IEEE, 2020.
- [10] CHEN Q, WANG Y, YANG T, et al. You only look one-level feature [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Virtually: IEEE Press,2021:13039-13048.
- [11] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), IEEE Computer Society,2017.
- [12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37(9):1904-16.
- [13] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas: IEEE Press,2016:770-778.
- [14] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [C]. 4th International Conference on Learning Representations, ICLR, 2016.
- [15] 薄景文,张春堂. 基于 YOLOv3 的轻量化口罩佩戴检测算法[J]. 电子测量技术,2021,44(23):105-110.
- [16] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[J]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2018.

作者简介

彭虎,硕士研究生,主要研究方向为深度学习、目标检测与识别。

E-mail: 1094225725@qq.com

陈灯(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为工业机器人智能化、软件安全、多媒体数据处理等。

E-mail: dchen@wit.edu.cn