

基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别方法*

李 鹏

(桂林电子科技大学海洋工程学院 北海 53600)

摘 要: 机器人作业环境复杂,物料分布具有随机性,导致机器人目标位姿的辨识和定位精度低,实时性差,为此提出一种基于改进粒子群算法-BP神经网络(PSO-BP)的机器人目标位姿识别方法。采用改进的中值滤波算法对目标图像预处理,构建多尺度灰度差异算子以及局部图像熵算子,将两者点积运算获取加权局部熵,抑制目标图像中的噪声。通过多视图几何中间帧的关联特征信息,提取机器人目标位姿特征。在BP神经网络训练阶段通过改进的PSO算法优化处理,采用优化后的BP神经网络算法对提取的特征展开训练和识别,最终实现机器人目标位姿识别。实验结果表明,当机器人目标测试样本数量为55个时,所提方法的亮度方差为0.305,当像素识别误差为1.5%时,所提方法获取的机器人目标位姿识别误差为0.11,所提方法能够在像素识别误差下准确识别机器人目标,获取高精度的机器人目标位姿识别结果。

关键词: 改进 PSO-BP 算法;机器人;目标位姿识别;中值滤波算法

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Robot target pose recognition method based on improved PSO-BP algorithm

Li Peng

(Ocean Engineering College, Guilin University of Electronic Technology, Beihai 536000, China)

Abstract: The complex operating environment of the robot and the randomness of material distribution lead to low accuracy of robot target pose identification and positioning, and poor real-time performance. Therefore, a method for robot target pose recognition based on improved PSO-BP algorithm is proposed. The target image is preprocessed by an improved median filter algorithm, a multi-scale gray difference operator and a local image entropy operator are constructed, and the weighted local entropy is obtained by dot product operation to suppress the noise in the target image. The robot target pose features are extracted through the associated feature information of the multi-view geometric intermediate frames. In the BP neural network training stage, the improved PSO algorithm is optimized, and the optimized BP neural network algorithm is used to train and recognize the extracted features, and finally realize the robot target pose recognition. The experimental test results show that the luminance variance of the proposed method is 0.305 when the number of robot target test samples is 55, and the positional recognition error of the robot target obtained by the proposed method is 0.11 when the pixel recognition error is 1.5%. The proposed method can accurately recognize the robot target under the pixel recognition error and obtain the high-precision robot target positional recognition results.

Keywords: Improved PSO-BP algorithm; robot; target pose recognition; median filter algorithm

0 引 言

在工业控制领域,工业机器人作为定位设备在引导下进入预定位置,其定位精度的好坏将直接关系到机器人的工作精度。传统意义上的机器人工作方式是事先获取目

标位置,通过得到的目标位置坐标点设计机器人运动路径^[1-2]。自动导航是工业机器人领域中的一个重要技术,可有效地减少人工劳动强度。由于视觉导航信息丰富、探测范围广、成本可控等优势,已逐步成为当前主要的导航技术,而实现机器人自主导航的关键是目标位姿估计。一

收稿日期:2022-07-29

* 基金项目:国家自然科学基金(61763006)项目资助

般情况下,在工业机器人的应用过程中,机器人会根据所获取的目标图像,确定机器人末端位姿,并利用导航系统,计算出机器人的当前位姿与计划位姿之间的关系,从而达到高精度的定位。在此过程中,机器人的相对位姿一致性,以及机器人多次运动相对位姿的离散程度,即位姿距离准确度与重复性,决定了机器人目标位姿识别精度的高低。因此,机器人目标位姿识别方法已经成为当前相关领域的重点研究内容。

国内相关专家针对机器人目标位姿识别方面的内容展开了大量研究。文献[3]在时间序列一致性的基础上,提出一种自监督的机器人位姿转换估计模型。该模型采用了软遮罩技术,对由于视频帧之间静止而产生的位姿预测值的收缩现象进行了处理,并利用规格化掩蔽技术来解决非刚性场景和物体遮挡问题。利用星形扩展卷积算法构造了一种自编编码器,实现机器人目标位姿识别。该方法的效率较好,但对目标位姿的辨识准确率较差。文献[4]提出基于三坐标测量机的机器人姿态距离精度控制方法。该方法利用3颗标准球置于同一平面,完成三坐标测量机的姿态精度,并根据机器人结构建立了一种以三轴为基础的三坐标测量机,实现机器人的姿态距离精度测量。该方法的机器人目标位姿定位精度较好,但机器人目标位姿识别效率较差。文献[5]提出基于滚动时间域的运动机器人姿态估计方法。通过比例-微分(proportional-differential, PD)控制将运动机器人的运动模型与预先设定的参考姿态相结合,建立了一个基于PD的闭环误差系统模型,基于滚动时间域实现运动机器人运动姿态估计。该方法能够准确获取机器人目标位姿图像,但图像噪声的消除效果较差。文献[6]提出基于粒子群算法-BP神经网络(particle swarm optimization-back propagation, PSO-BP)算法的机器人位姿标定方法。利用空间精度控制栅格校正机器人的位置误差,基于指数积方法建立机器人运动模型,利用粒子群优化算法优化BP神经网络,并应用PSO-BP算法标定了位姿误差。该方法的目标位姿识别精度较好,但神经网络训练耗时较长,方法的效率较差。

在以上几种方法基础上,提出一种基于改进PSO-BP算法的机器人目标位姿识别方法。利用改进的中值滤波方法构造目标图像多尺度灰度差分算子和局部嫡算子,实现目标图像降噪。在BP神经网络的学习过程中,利用PSO算法进行了优化,通过改进的PSO算法优化BP神经网络训练的收敛性,将随机分布的物料作为神经网络的

输入值,通过快速训练提取随机分布物料的特征,实现机器人目标位姿准确识别。

1 机器人目标位姿识别方法

1.1 目标图像预处理

通过机器人采集目标图像,通过改进的中值滤波算法对目标图像预处理^[6-7]。由于目标图像区域相关性比较强且变化趋势比较平缓,所以在目标图像中经常会出现高低频两种不同类型的信号。为了有效解决上述问题,需要滤除图像中的噪声,同时改善图像视觉效果。

现阶段主要通过信噪比(SNR)衡量目标图像预处理结果的好坏,当信噪比取值越大,说明预处理效果越理想;反之,则说明预处理效果并不理想。信噪比可以表示为:

$$S_{SNR} = \frac{(L_{max} - L_{mean})}{\beta} \quad (1)$$

式中: S_{SNR} 代表信噪比; L_{max} 代表最大灰度值; L_{mean} 代表平均灰度值; β 代表灰度均方差。

目标图像只有成像大小以及灰度相关信息特征,优先对目标图像预处理,经过改进后的中值滤波算法可以有效提升灰度信息的处理速度,同时滤波性能也得到比较明显的改善。然后,组建多尺度灰度差异图以及局部图像熵图,确保目标图像可以获取比较满意的预处理效果。最后,对二者展开点积计算,通过计算得到加权局部图像熵图,确保目标图像中的噪声得到有效滤除。在实际研究过程中,在不考虑参数选择条件下可以得到更加满意的目标图像预处理效果。

由于目标图像的分辨率比较低且质量较差,为了提升分辨率,分别采用中值滤波和均值滤波展开研究分析。现阶段常规的中值滤波算法操作过程比较繁琐,需要优先按照一定顺序对目标图像像素灰度值排序,然后再求解对应的中值^[8-9]。其中,如果窗口数量增加,对应的计算量也会持续增加。通过均值滤波选择像素点灰度值的平均值,但是得到的目标图像噪声滤除效果并不显著,但是计算效率相对比较高。

经过综合考虑以及分析,为了获取比较满意的目标图像去噪去除效果,需要将中值滤波以及均值滤波两者有效结合,获取一种全新的滤波方法。在实际操作过程中,主要通过 5×5 的滤波器展开平均中值滤波处理,其中滤波器对应的模板如表1所示。

表1 改进后中值滤波的模板

模板系数(5×5)				
$f(x-2,y+2)$	$f(x-1,y+2)$	$f(x,y+2)$	$f(x+1,y+2)$	$f(x+2,y+2)$
$f(x-2,y+1)$	$f(x-1,y+1)$	$f(x,y+1)$	$f(x+1,y+1)$	$f(x+2,y+1)$
$f(x-2,y)$	$f(x-1,y)$	$f(x,y)$	$f(x+1,y)$	$f(x+2,y)$
$f(x-2,y-1)$	$f(x-1,y-1)$	$f(x,y-1)$	$f(x+1,y-1)$	$f(x+2,y-1)$
$f(x-2,y-2)$	$f(x-1,y-2)$	$f(x,y-2)$	$f(x+1,y-2)$	$f(x+2,y-2)$

其中,滤波器平均中值滤波的详细计算式为:

$$\begin{cases} m_1(x,y) = \underset{(x,y) \in p(x,y)}{\text{med}} [f(x-2,y), f(x-1,y), \\ f(x,y), f(x+1,y), f(x+2,y)] \\ m_2(x,y) = \underset{(x,y) \in p(x,y)}{\text{med}} [f(x,y+2), f(x,y+1), \\ f(x,y), f(x,y-1), f(x,y-2)] \\ m_3(x,y) = \underset{(x,y) \in p(x,y)}{\text{med}} [f(x-2,y+2), \\ f(x-1,y+1), f(x,y), f(x+1,y-1), \\ f(x+2,y-2)] \\ m_4(x,y) = \underset{(x,y) \in p(x,y)}{\text{med}} [f(x-2,y+2), \\ f(x+1,y+1), f(x,y), f(x-1,y-1), \\ f(x-2,y-2)] \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f(x,y)$ 代表目标图像; $p(x,y)$ 代表中值滤波经过改进后获取的模板区域; med 代表集合的平均取值。

中值滤波算法在经过一系列改进操作之后,可以确保目标图像中的噪声得到有效滤除,同时还可以获取目标图像比较准确的边缘信息且平滑效果也更加理想。

目标图像中, $t(x_0, y_0)$ 代表目标图像内随机像素点的灰度值, $H_{\max} \times H_{\max}$ 代表最大领域空间 θ_{\max} 的规模,经过计算获取多尺度差异算子 $E(x_0, y_0)$:

$$E(x_0, y_0) = \max_{(x,y) \in p(x,y)} \{E | E = (n_1 - n_2)\} \quad (3)$$

式中: E 代表设定领域空间内像素点数量; n_1 和 n_2 代表不同领域空间内的像素点数量。

在相同条件下,将邻域空间设定为 $m \times n$,通过式(4)计算目标图像中不同像素点对应的局部熵算子。

$$H(x_0, y_0) = \frac{\{E | E = (n_1 - n_2)\}}{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n R(f(x,y))} \quad (4)$$

式中: $H(x_0, y_0)$ 代表局部熵算子; R 代表灰度值的取值范围。

将 $E(x_0, y_0)$ 作为权重,然后和 $H(x_0, y_0)$ 两者展开点积计算,得到加权局部熵,具体的计算式如下:

$$L(x_0, y_0) = \frac{E(x_0, y_0) \cdot f(x,y)}{H(x_0, y_0)} \quad (5)$$

式中: $L(x_0, y_0)$ 代表加权局部熵。

通过上述分析可以进一步求解自适应阈值,采用阈值对图像滤波处理^[10-11],进而获取去噪后的目标图像。

1.2 机器人目标位姿特征提取

对机器人在平面的运动状态和特性进行深入分析,进而获取机器人对应的系统模型,如图1所示。

相机坐标系 F 和 F' 在欧氏空间的相对关系在相机坐标系下可以采用式(6)得到相关参数 S 。

$$S = S_x S_y S_z \in O \quad (6)$$

式中: S_x 、 S_y 和 S_z 代表不同坐标轴下的三维旋转矩阵。

$$S_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{bmatrix} \quad (7)$$

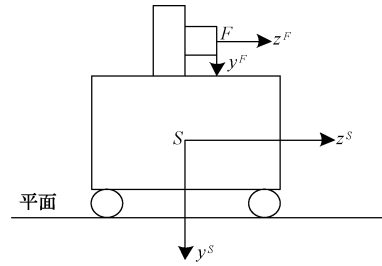


图1 机器人以及相机模型示意图

$$S_y = \begin{bmatrix} \cos\theta_y & 0 & \sin\theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta_y & 0 & \cos\theta_y \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$S_z = \begin{bmatrix} \cos\theta_z & -\sin\theta_z & 0 \\ \sin\theta_z & \cos\theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: θ_x 、 θ_y 以及 θ_z 代表不同坐标轴。

在机器人目标位姿提取过程中,将相机设定为标定部分,但是焦距是未知的,为了简化后续的计算过程,需要引入一个变换矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & u_0 \\ 0 & 1 & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: u_0 和 v_0 代表相机的焦距。

将目标图像坐标系变换到相机坐标系,全面恢复尺度因子。在此基础上,提取机器人目标位姿特征,详细操作流程如图2所示。

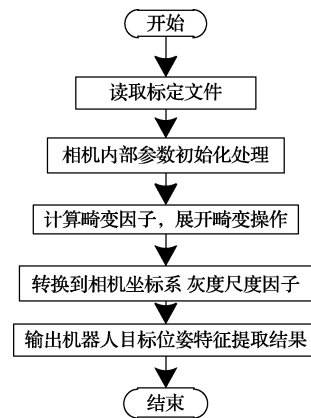


图2 机器人目标位姿特征提取流程

- 1) 读取相机标定文件。
- 2) 对相机内部参数初始化处理。
- 3) 计算畸变因子,同时对目标图像展开畸变操作处理。
- 4) 将目标图像转换到相机坐标系内,恢复尺度因子,同时输出机器人目标位姿特征提取结果^[12-13]。

1.3 基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别

BP 网络主要采用误差反向传播的方式获取对应的前

馈神经网络,同时包含多个不同的组成结构,但是各个层之间的神经元没有任何关联,以下主要采用比较常用的3层网络模式。

BP神经网络调整连接权值的过程实际就是训练和学习的过程,在此基础上加入梯度下降法可以得到连接权值的修正量:

$$\Delta G_{ij}^k = -\beta \frac{\partial R_k}{\partial G_{ij}} \quad (11)$$

式中: ΔG_{ij}^k 代表连接权值的修正量; β 代表学习因子; R_k 代表迭代误差; ∂ 代表网络连接层数量; G_{ij} 代表权值误差。

BP神经网络具有比较明显的寻优能力且随机性较强^[14-16],所以会产生一系列不良影响,重点包含如下两方面的问题。

1)由于每次训练的参数以及权值次数两者之间差异十分明显,且寻优能力也不具有唯一性,十分容易出现局部取值较小的情况。

2)如果结合实际需求随机设定初始权值,会造成算法的训练时间大幅度上升,同时整体的收敛速度也会明显下降。

针对以上问题,需要将BP算法以及PSO算法两种有效结合,在训练过程中引入PSO算法,确保BP算法的各方面性能得到大幅度提升,并且不容易陷入局部最优,全局的泛化能力也会得到明显改善。

在PSO算法中,粒子需要不断调整自己的位置进而搜索全局最优解。其中各个粒子的速度更新式 V_{id} 为:

$$V_{id} = \omega \times V_{id} + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{id}) \quad (12)$$

式中: ω 代表惯性权重; c_1 和 c_2 代表学习因子; r_1 和 r_2 代表随机数; p_{id} 和 p_{gd} 代表性对重要性参数; x_{id} 代表更新后的位置。

相关研究结果显示,惯性权重 ω 对PSO算法的性能会产生比较大的影响。当 ω 的取值较大时,则算法的全局搜索能力也会随之增加;反之,则更加适用于局部搜索。但是经典的PSO算法和迭代次数存在密切关联,局部寻优能力并不是十分理想。为了有效解决上述问题,将惯性因子引入到PSO算法中。其中,两个变量可以分别表示为式(13)和(14)。

粒子进化速度 f :

$$f = \frac{p_{gbest}(T)}{p_{gbest}(T-1)} \quad (13)$$

式中: $p_{gbest}(T)$ 和 $p_{gbest}(T-1)$ 分别代表在 T 和 $T-1$ 时间内迭代得到的全局最优值。

粒子聚合度 b :

$$b = \frac{p_{size} \times p_{gbest}(T)}{\sum_{p(x,y)=1} p_{gbest}(T)} \quad (14)$$

式中: p_{size} 代表惯性因子。

根据实际需求的需求展开相关分析,以此为依据设定PSO算法中相关参数的取值。同时,经过具体计算,获取网络内部结构参数以及粒子维数。在种群中,不同粒子的维数也存在比较明显的差异,同时还会受到BP神经网络中相关阈值或者权值等取值的影响。在训练过程中,如果对应的训练误差呈现下降趋势,则对应的粒子适应度取值也呈现上升趋势。当算法停止计算,将各个粒子的适应度取值按照从小到大的顺序排列,则取值最大的粒子即为全局最优解。以下主要通过改进PSO-BP算法完成机器人目标位姿识别^[17-19],详细操作流程如图3所示。

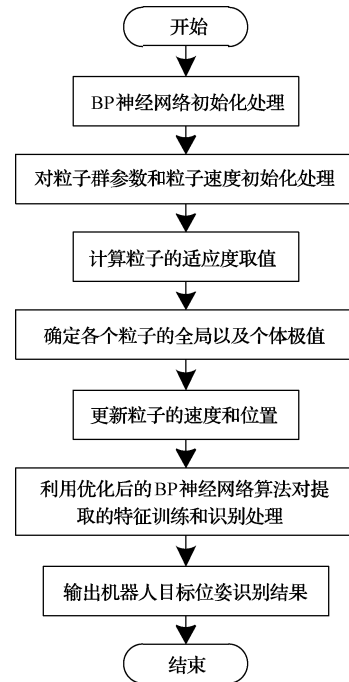


图3 基于改进PSO-BP算法的机器人目标位姿识别流程

- 1)对BP神经网络初始化处理。
- 2)粒子速度初始化处理。
- 3)通过计算得到粒子对应的适应度取值。
- 4)确定不同粒子的个体以及全局极值。
- 5)更新种群中各个粒子的速度和位置。

6)采用优化后的BP神经网络对机器人目标位姿特征提取结果展开训练和识别处理,同时输出最终的机器人目标位姿识别结果。

2 实验结果与分析

为了验证所提基于改进PSO-BP算法的机器人目标位姿识别方法的有效性,需要展开相关的实验测试。实验中,以移动搬运机器人为实验目标,使用RGB-D摄像机进行了搬运物料目标的识别和位姿定位实验。以文献[3-4]方法及改进前PSO-BP算法作为实验对比方法,对比验证移动机器人的位姿识别准确性,并通过改变物料状态和环境进行反复实验,验证所提方法的有效性。搬运机器人工

作过程示意图如图 4 所示。

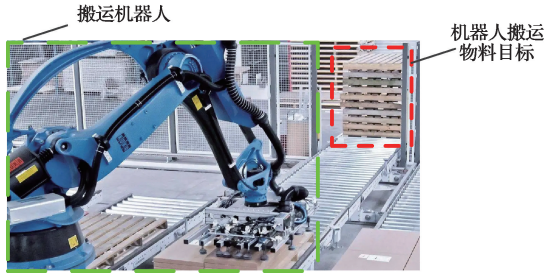


图 4 搬运机器人工作示意图

实验选择 4 种方法对不同类型的搬运目标展开位姿识别。

2.1 机器人物料目标识别

为验证机器人目标位姿识别的优越性,实验选取区域亮度方差作为测试对比指标,亮度方差取值越小,则说明目标图像更加清晰,详细实验测试结果如表 2 所示。

表 2 不同测试样本数量下各个方法的亮度方差测试结果对比

测试样本数量	改进 PSO-BP 算法	改进前 PSO-BP 算法	文献[3]方法	文献[4]方法
10	0.254	0.262	0.260	0.255
15	0.260	0.268	0.265	0.262
20	0.264	0.274	0.269	0.274
25	0.270	0.280	0.277	0.283
30	0.275	0.288	0.285	0.290
35	0.281	0.299	0.296	0.305
40	0.288	0.308	0.302	0.311
45	0.294	0.319	0.313	0.320
50	0.300	0.324	0.320	0.334
55	0.305	0.336	0.331	0.345

分析表 2 可知,4 种方法的亮度方差均会随着测试样本数量的增加而增加。当测试样本数量为 55 个时,改进 PSO-BP 算法的亮度方差为 0.305,分别较改进前 PSO-BP 算法及文献[3-4]方法降低了 0.031、0.026、0.04,证明所提方法可以获取比较清晰的目标图像。所提方法构建多尺度灰度差异算子以及局部图像熵算子,以此改进中值滤波算法,从而滤除了目标图像中的噪声,提升了目标识别效果。

进一步实验测试不同方法的目标机器人识别误差,优先设定像素识别误差,实验测试结果如图 5 所示。分析图 5 可知,随着像素识别误差的快速增加,不同方法的机器人目标位姿识别误差也在快速增加。当像素识别误差为 1.5% 时,在 4 种识别方法中,所提方法获取的机器人目标位姿识别误差为 0.11,分别较改进前 PSO-BP 算法及文献[3-4]方法降低了 0.03、0.025、0.02,位姿识别误差明显

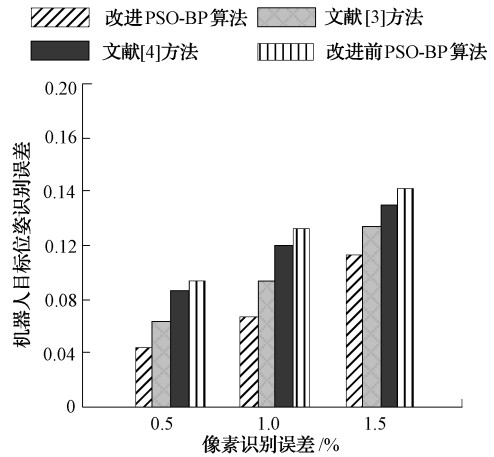
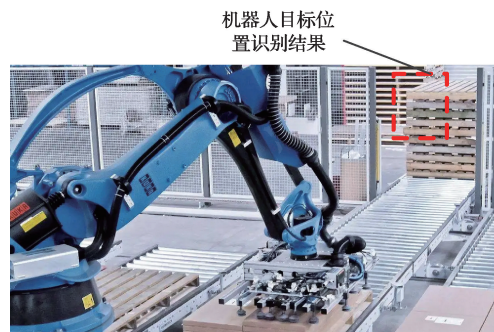


图 5 不同像素识别误差下各个识别方法的位姿识别误差测试结果

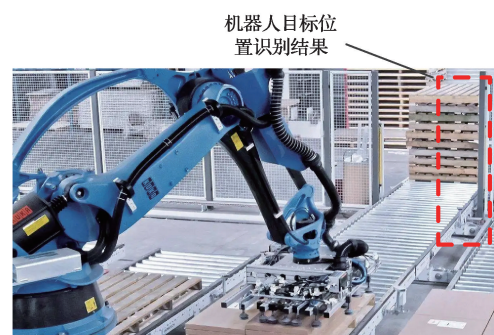
低于其他 3 种方法,说明所提方法可以获取比较满意的机器人目标位姿识别结果。

2.2 机器人物料目标位姿识别

机器人物料目标位姿识别准确性如图 6 所示。分析图 6 可知,文献[3]只能识别机器人物料目标的一部分,目标位姿识别精度较差;文献[4]识别到的目标位姿与实际位姿不相符,识别过程受外界干扰较为严重;采用改进前 PSO-BP 算法能识别机器人物料目标的一部分,另一部分识别位姿与实际位姿不相符;而采用改进 PSO-BP 算法能够准确识别机器人物料目标位姿,提升搬运机器人工作准确性。该方法通过关联特征信息提取机器人目标位姿特征,采用改进 PSO-BP 算法提升了神经网络的收敛性,对



(a) 文献[3]方法



(b) 文献[4]方法

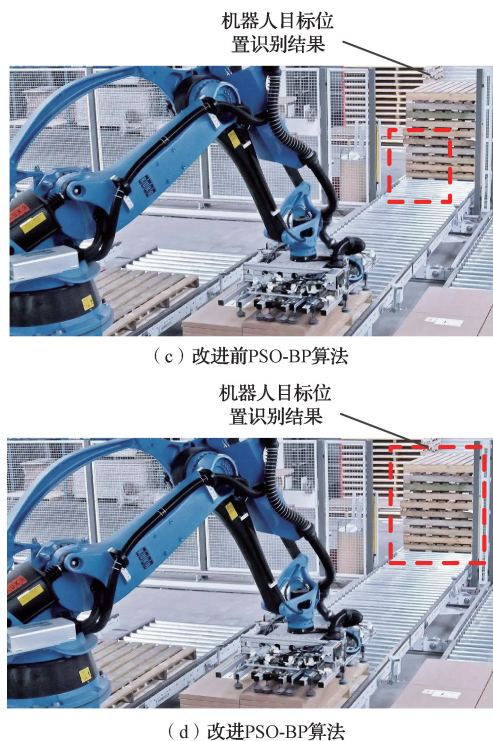


图6 机器人物料目标位姿识别准确性

提取的特征展开训练和识别,从而提升了机器人目标位姿识别的准确性。

3 结论

在搬运机器人工作过程中,常因物料分布具有随机性而导致机器人目标位姿的识别效果较差,为此提出一种基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别方法。利用改进的中值滤波方法对机器人目标位姿图像进行预处理,降低了目标图像的噪声。利用多个视图之间的相关特征,对机器人的姿态进行了分析。利用 PSO 算法优化 BP 神经网络,通过计算得到粒子对应的适应度取值,确定不同粒子的全局最优值,避免 BP 神经网络陷入局部最优,提升神经网络的全局泛化能力,并利用 BP 神经网络位姿图像进行训练与辨识,完成了机器人目标位姿识别。经过实验测试结果证明,所提方法可提升机器人目标识别效果,准确识别机器人目标位姿,具有较好的实际应用性。

参考文献

- [1] 裴香丽,张明路,田颖,等.自主式水下机器人控制方法研究[J].火力与指挥控制,2021,46(10):1-6,16.
- [2] 马宏伟,王鹏,王世斌,等.煤矿掘进机器人系统智能并行协同控制方法[J].煤炭学报,2021,46(7):2057-2067.
- [3] 周云成,许童羽,邓寒冰,等.基于自监督学习的温室移动机器人位姿跟踪[J].农业工程学报,2021,37(9):263-274.
- [4] 唐宇存,李锦忠,林安迪,等.基于三坐标测量机的机

器人位姿精度检测方法[J].计算机工程与应用,2020,56(5):257-262.

- [5] 何德峰,徐晨辉,朱威,等.基于滚动时域优化的移动舞台机器人位姿估计[J].浙江工业大学学报,2021,49(6):608-613,622.
- [6] 王一,宋志伟,王祎泽,等.基于 PSO 优化神经网络和空间网格的机器人位姿标定方法[J].中国测试,2016,42(8):98-102.
- [7] 黎扬进,高向东,张艳喜,等.色噪声下卡尔曼粒子滤波焊缝跟踪方法[J].制造技术与机床,2020(12):106-109.
- [8] 陈家益,战荫伟,曹会英,等.邻域均值检测的迭代加权中值滤波算法[J].计算机应用研究,2020,37(6):1906-1909,1915.
- [9] 王正家,吕召锐,刘文超,等.基于 FPGA 的时序优化中值滤波算法研究[J].电子器件,2020,43(6):1374-1378.
- [10] 刘志清,兰奇逊,徐林,等.基于带权重像素平移的图像滤波快速实现方法[J].扬州大学学报(自然科学版),2021,24(6):66-69.
- [11] 江畅.滨海滩涂全极化 SAR 影像相干斑滤波方法研究[J].测绘学报,2020,49(11):1510.
- [12] 郑淋文,周金治,黄静.深度稀疏自编码器在 ECG 特征提取中的应用[J].计算机工程与应用,2021,57(11):156-161.
- [13] 沈亮,王鑫,陈曙晖.面向移动应用识别的结构化特征提取方法[J].计算机应用,2020,40(4):1109-1114.
- [14] 南敬昌,臧净,高明明.改进蚁群算法的 BRBP 神经网络功放逆向建模方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(1):198-205.
- [15] 刘加奇,王泰华,董征.基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J].传感器与微系统,2022,41(5):140-143.
- [16] 焦传佳,江明.基于 AprilTag 图像识别的移动机器人定位研究[J].电子测量与仪器学报,2021,35(1):110-119.
- [17] 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,2021,41(9):28-51.
- [18] 王军,杨云霄,李莉.基于改进深度强化学习的移动机器人路径规划[J].电子测量技术,2021,44(22):19-24.
- [19] 刘沛,蒋超.蚁群算法优化 PID 的机器人位置伺服控制[J].国外电子测量技术,2021,40(6):59-63.

作者简介

李鹏,硕士,高级实验师,主要研究方向为先进制造与智能控制技术。

E-mail:lpjr@163.com