

基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪

杨静宜¹ 白向伟²

(1. 河北工程技术学院人工智能与大数据学院 石家庄 050091; 2. 河北工程技术学院教学科研部 石家庄 050091)

摘要:针对分拣机器人视觉反馈跟踪精度差、耗时较长的问题,研究基于粒子群算法-反向传播(particle swarm optimization-back propagation, PSO-BP)神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪方法,以提升视觉反馈跟踪效果。依据分拣机器人的视觉反馈信息,建立分拣机器人运动学模型,并求解分拣机器人机械臂输出位置和输入位置的误差函数;利用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值与偏置;在权值与偏置优化后的 BP 神经网络内,输入误差函数,预测分拣机器人视觉反馈跟踪控制量;利用预测视觉反馈跟踪控制量,在线调整增量式比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)的参数,输出高精度的分拣机器人视觉反馈跟踪控制量,实现分拣机器人视觉反馈跟踪。实验结果表明,该方法可有效视觉反馈跟踪分拣机器人机械臂的关节角;存在干扰情况下,在运行时间为 10 s 左右时,阶跃响应趋于稳定;有干扰情况下,视觉反馈跟踪的平均误差为 0.09 cm,耗时平均值为 0.10 ms;无干扰情况下,平均误差为 0.03 cm,耗时平均值为 0.04 ms。

关键词: PSO-BP 神经网络;分拣机器人;视觉反馈跟踪;运动学模型;误差函数;增量式 PID

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Visual feedback tracking of sorting robot based on PSO-BP neural network

Yang Jingyi¹ Bai Xiangwei²

(1. College of Artificial Intelligence and Big Data, Hebei Polytechnic Institute, Shijiazhuang 050091, China;

2. Teaching and Research Department, Hebei Polytechnic Institute, Shijiazhuang 050091, China)

Abstract: To address the issues of poor visual feedback tracking accuracy and long time consumption in sorting robots, a visual feedback tracking method based on PSO-BP neural network for sorting robots is studied to improve the visual feedback tracking effect. Based on the visual feedback information of the sorting robot, the kinematics model of the sorting robot was established, and the error function of the output position and input position of the sorting robot arm was solved. PSO is used to optimize the weight and bias of BP neural network. In the BP neural network optimized by weight and bias, the error function is input to predict the visual feedback tracking control quantity of sorting robot. The predictive visual feedback tracking control quantity is used to adjust the parameters of incremental PID online, and the high-precision visual feedback tracking control quantity of sorting robot is output to realize the visual feedback tracking of sorting robot. Experimental results show that this method can effectively visually track and feedback the joint angles of the sorting robot's mechanical arm. In the presence of interference, the step response stabilizes around 10 seconds of operation time. When there is interference, the average error of visual feedback tracking using this method is 0.09 cm, with an average time consumption of 0.10 ms. Without interference, the average error is 0.03 cm, and the average time consumption is 0.04 ms.

Keywords: PSO-BP neural network; sorting robot; visual feedback tracking; kinematic model; error function; incremental PID

0 引言

分拣机器人在各种类型的生产线内均占据较高的地位,应用分拣机器人可加快生产效率,提升生产质量。在分拣机器人内部安装视觉传感器属于其发展的必然趋势^[1-3],利用视觉传感器模拟人眼,提升分拣机器人的工作效果。为此,研究分拣机器人的视觉反馈跟踪方法具有重要意义,可提升分拣机器人的分拣精度,进一步提升其工作效果^[4-5]。

Chang 等^[6]为解决分拣机器人力臂随时间变化引起的重心偏移和振动问题,提高分拣机器人的视觉反馈跟踪精度,研究分拣机器人视觉反馈跟踪方法。通过集成 Lyapunov 函数,在机器人的随机动态模型上构造速度观测器,依据速度观测结果,建立动态输出反馈控制器,实现视觉反馈跟踪,设计一种自适应律添加至反馈控制器内,消除力臂时变引起的振动。该方法能够消除时变力臂引起的振动问题,有效反馈分拣机器人的跟踪轨迹,但抗干扰性较差。Jmel 等^[7]针对参数未知(非线性参数化)的分拣机器人,提出了一种基于自适应观测器的输出反馈跟踪方法。首先,提出了一种带状态反馈的高增益控制方法;然后,设计了一个自适应观测器来估计机器人的未知状态和未知身体质量对质心高度的影响;最后,将自适应观测器与高增益控制方法相结合,实现机器人反馈跟踪。该方法的视觉反馈跟踪准确性较好,但视觉反馈跟踪的稳定性较差。Chen 等^[8]针对具有速度约束和非完整约束的不确定分拣机器人,提出了一种自适应神经网络的反馈跟踪方法。采用自适应神经网络逼近未知机器人动力学,利用 Lyapunov 函数保证速度约束,实现机器人反馈跟踪。该方法的反馈时效性较好,但视觉反馈跟踪的准确性较差。Dong 等^[9]针对时变通信环境下具有干扰的机器人反馈跟踪的协调控制问题,设计了一种自适应滑模反馈跟踪控制方法,用于在扰动和连续时变拓扑的影响下完成反馈跟踪任务。该方法能有效降低干扰的影响,提高反馈跟踪性能。但该方法易受机器人运动模型影响,在视觉参数未知情况下,该方法便无法精准实现视觉反馈跟踪。闫慧君等^[10]提出基于蚁群算法的机器人避障路径视觉反馈控制方法。基于蚂蚁群聚类算法建立了运动过程中的动态数学模型,得到了运动过程中的控制策略;根据所提出的控制策略,设计了一种基于视觉反馈的移动拾球机避障路线的视觉反馈控制器。该方法的视觉反馈控制误差小,抗干扰性好,但跟踪反馈耗时较长。范勇等^[11]提出基于改进粒子群算法-反向传播(particle swarm optimization_back propagation,PSO-BP)神经网络的预测方法。采用改进 PSO 算法对 BP 神经网络的初始权重及门限进行了优化。基于爆破施工现场观测数据为输入参量,采用余弦振幅方法,对各参量与各参量之间的相关性进行分析,预测爆破速度。该方法通过爆破施工现场观测数据进行神经网络训练,然而未考虑观测数据的误差,导致训练结果准确性

较差。

为此,本文研究基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪方法,提升分拣机器人工作效果。传统的比例-积分-微分(proportional-integral-derivative,PID)控制方法通常只依赖于机器人内部的传感器信息进行控制,而本文方法利用了分拣机器人的视觉反馈信息,通过建立运动学模型来求解机械臂的输出位置和输入位置误差函数,从而更好地了解和控制机器人的运动,为后续的控制算法提供重要的输入参数。采用 PSO 算法对 BP 神经网络的权值和偏置进行优化,相对于传统 PID 控制方法,这种组合能够更好地处理复杂的非线性系统,更快地找到最优解,以提高 BP 神经网络的学习和逼近能力,预测分拣机器人的视觉反馈跟踪控制量。利用预测的视觉反馈跟踪控制量,实现在线调整增量式 PID 的参数。根据实际的视觉反馈情况,动态地调整 PID 控制器的参数,以获得更高精度的跟踪控制效果。

1 分拣机器人视觉反馈跟踪

1.1 分拣机器人运动学模型

依据分拣机器人内部视觉传感器的反馈信息,建立分拣机器人运动学模型^[12]。令分拣机器人第 j 个关节的连杆夹角是 θ_j ;机械臂移动速度是 d_j ;角速度是 α_j ,则分拣机器人在图像坐标系下的运动学模型为:

$$\begin{bmatrix} x_j \\ y_j \\ \theta_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_j \gamma_1 \cos(\theta_j - \theta_0) \\ d_j \gamma_2 \sin(\theta_j - \theta_0) \\ \alpha_j \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: x_j, y_j 是图像空间中分拣机器人机械臂的横纵坐标; θ_0 是图像空间中,机械臂的初始连杆夹角; γ_1, γ_2 是常数。

1.2 分拣机器人视觉反馈跟踪控制

求解分拣机器人视觉反馈跟踪控制量,通过利用视觉反馈信息,可以直接从机器人外部获取目标物体的位置和姿态信息,这比仅依靠机器人内部的传感器信息更准确。内部传感器可能受到机械误差、温度变化、噪声等因素的影响,而视觉反馈则能更好地反映实际情况。同时,视觉反馈可以提供丰富的环境信息,使得机器人能够适应各种不同的工作环境。机器人可以在不同的光照条件下,或者在物体表面有纹理或颜色变化的情况下,准确地识别和跟踪目标。因此,为实现分拣机器人视觉反馈跟踪控制,将分拣机器人机械臂位置误差信息输入到 PID 控制器中,并调整机器人的运动参数,以减小误差,实现分拣机器人视觉反馈跟踪控制。

利用增量式 PID 控制算法,对 1.1 节建立的分拣机器人运动学模型,进行视觉反馈跟踪控制^[13-15]。令 $t-1$ 时刻的分拣机器人视觉反馈跟踪控制量 $h(t-1)$ 为:

$$h(t-1) = K_p \left\{ e(t-1) + \frac{T}{T_i} \sum_{i=0}^{t-1} e(i) + \frac{T_d}{T} [e(t-1) -$$

$$e(t-2)]\} \quad (2)$$

式中： $e(t-1)$ 、 $e(t-2)$ 、 $e(i)$ 是 $t-1$ 、 $t-2$ 、 i 时刻分拣机器人机械臂位置误差； T 是采样周期； K_P 是比例系数； T_I 、 T_D 是积分、微分时间常数。

令 $K_I = K_P \frac{T}{T_I}$ ， $K_D = K_P \frac{T_D}{T}$ ，则增量式 PID 的视觉反馈跟踪控制方程为：

$$\Delta h(t) = K_P\{e(t) - e(t-1)\} + K_I e(t) + K_D\{e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)\} \quad (3)$$

式中： $\Delta h(t)$ 是增量式 PID 的分拣机器人视觉反馈跟踪控制量； $e(t)$ 是 t 时刻分拣机器人机械臂位置误差； K_I 、 K_D 是积分、微分系数。

1.3 基于 PSO-BP 神经网络的视觉反馈跟踪参数调整

利用 PSO-BP 神经网络在线调整增量式 PID 的 K_P 、 K_I 、 K_D ，提升分拣机器人视觉反馈跟踪控制量的输出精度^[16]。按照分拣机器人运动学模型，求解分拣机器人机械臂输出位置 $q_{out}(t)$ 和输入位置 $q_{in}(t)$ 的误差函数 $e(t)$ ，作为 BP 神经网络的输入信号 $x(t) = [q_{in}(t), q_{out}(t), e(t)]$ ，输出分拣机器人视觉反馈跟踪控制量的预测值 $\hat{h}(t)$ ，通过对比分析 $\hat{h}(t)$ 与 $\Delta h(t)$ ，在线调整增量式 PID 的 K_P 、 K_I 、 K_D 。

步骤 1) 参数初始化。

步骤 2) 求解隐层 O_2 的输出：

$$H_l = f\left(\sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^M \omega_{il} x_i - b_l\right) \quad (4)$$

式中： $f(\cdot)$ 是激活函数； b_l 是隐层的偏置； N 、 M 是输入层 O_1 、 O_2 节点数量； x_i 是第 i 个节点的输入样本； ω_{il} 是 O_1 与 O_2 间的权值； b_l 是第 l 个节点的偏置。

步骤 3) 输出层 O_3 的输出结果为：

$$\hat{h}_\beta = \sum_{\beta=1}^A \sum_{l=1}^M H_l \omega_{l\beta} - b_\beta \quad (5)$$

式中： A 是 O_3 的节点数量； b_β 是第 β 个节点的偏置； $\omega_{l\beta}$ 是 O_2 与 O_3 间的权值。

利用 PSO 优化 BP 神经网络的权值与偏置，步骤如下。

步骤 1) 参数初始化，令 PSO 内各粒子均代表一组 BP 神经网络权值与偏置的可行解，用于提升分拣机器人视觉反馈跟踪控制量的输出精度^[17-19]。

步骤 2) 求解适应度值，以分拣机器人视觉反馈跟踪控制量预测误差 $E(t)$ 为适应度值，更新种群的局部极值 $P_{i'}$ 与全局极值 G ；其中， i' 是粒子编号。

步骤 3) 更新粒子速度与位置，公式如下：

$$v_{i'}(\tau+1) = \omega v_{i'}(\tau) + c_1 r_1 (P_{i'} - z_{i'}(\tau)) + c_2 r_2 (G - z_{i'}(\tau)) \quad (6)$$

$$z_{i'}(\tau+1) = v_{i'}(\tau+1) + z_{i'}(\tau) \quad (7)$$

式中： $v_{i'}(\tau+1)$ 和 $z_{i'}(\tau+1)$ 是粒子速度和位置； τ 是迭代

次数； c_1 、 c_2 是学习因子； r_1 、 r_2 是随机数； ω 是权重。

步骤 4) 再次求解适应度值^[20]，并更新 $P_{i'}$ 与 G 。

步骤 5) 当 τ 达到最大值时，则结束算法，输出 BP 神经网络权值与偏置的最佳解；反之，返回步骤 3)。

步骤 6) 利用权值与偏置优化后的 BP 神经网络，输出最佳的分拣机器人视觉反馈跟踪控制量预测值 $\hat{h}^*(t)$ 。

步骤 7) 对比分析 $\hat{h}^*(t)$ 与 $\Delta h(t)$ 间的差值，在线修正 K_P 、 K_I 、 K_D ；利用 K_P 、 K_I 、 K_D 修正后的增量式 PID 输出精度更高的分拣机器人视觉反馈跟踪控制量。

1.4 分拣机器人视觉反馈跟踪的实现

因为分拣机器人具备非完整的约束关系，所以其视觉反馈跟踪过程较为繁琐，为降低视觉反馈跟踪的复杂度，按照视觉反馈跟踪目标的位姿 $[x_\delta(t), y_\delta(t), \theta_\delta(t)]$ 和实际位姿 $[x_q(t), y_q(t), \theta_q(t)]$ 间的关系，利用 PSO-BP 神经网络增量式 PID，获取分拣机器人每步的视觉反馈跟踪控制量 $[\Delta h_x(t), \Delta h_y(t), \Delta h_\theta(t)]$ ，其中，分拣机器人末端机械臂的横纵坐标下的位置控制量是 $\Delta u_x(t)$ 、 $\Delta u_y(t)$ ；关节角控制量是 $\Delta u_\theta(t)$ 。

分拣机器人各位姿的被控对象模型为：

$$\begin{cases} x_q(t+1) = \Delta h_x(t) + x_q(t) \\ y_q(t+1) = \Delta h_y(t) + y_q(t) \\ \theta_q(t+1) = \Delta h_\theta(t) + \theta_q(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中： $x_q(t+1)$ 、 $y_q(t+1)$ 、 $\theta_q(t+1)$ 是 $t+1$ 时刻分拣机器人末端机械臂的实际位姿。

通过 PSO-BP 神经网络增量式 PID，获取分拣机器人每步视觉反馈跟踪控制量 $\Delta h_x(t)$ 、 $\Delta h_y(t)$ 、 $\Delta h_\theta(t)$ ，将 $\Delta h_x(t)$ 、 $\Delta h_y(t)$ 、 $\Delta h_\theta(t)$ 代入含有未知视觉参数的分拣机器人运动学模型内，以递推方式，可反解出对应的机械臂移动速度以及角速度控制量 $d_q(t)$ 、 $\alpha_q(t)$ 。因为分拣机器人的各个位姿均需要视觉反馈跟踪，所以利用 3 个 PSO-BP 神经网络增量式 PID，分别视觉反馈跟踪控制 x 、 y 、 θ ，避免各位姿间彼此影响。

结合式(1)和(8)可得：

$$\begin{cases} h_x(t) = d_q(t) \gamma_1 T \cos(\theta_q(t) - \theta_0) \\ h_y(t) = d_q(t) \gamma_2 T \sin(\theta_q(t) - \theta_0) \\ h_\theta(t) = \alpha_q(t) T \end{cases} \quad (9)$$

令 θ_0 为未知的，同时 $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma$ ，则式(9)可变更成：

$$\begin{cases} d_q(t) \gamma = h_x(t) \cos\left(\arctan \frac{h_y(t)}{h_x(t)}\right) + h_y(t) \sin\left(\arctan \frac{h_y(t)}{h_x(t)}\right) \\ \alpha_q(t) = \frac{h_\theta(t)}{T} \end{cases} \quad (10)$$

令 $\arctan \frac{h_y(t)}{h_x(t)} = \psi(t)$ ，那么：

$$d_q(t) \gamma = h_x(t) \cos(\psi(t)) + h_y(t) \sin(\psi(t)) \quad (11)$$

$$d_q(t+1) \gamma = h_x(t+1) \cos(\psi(t+1)) + h_y(t+1) \sin(\psi(t+1)) \quad (12)$$

利用式(12)除以式(11)可得:

$$\frac{d_q(t+1)}{d_q(t)} = \frac{h_x(t+1)\cos(\psi(t+1)) + h_y(t+1)\sin(\psi(t+1))}{h_x(t)\cos(\psi(t)) + h_y(t)\sin(\psi(t))} \quad (13)$$

式(13)为已知量,则:

$$\frac{d_q(t+1)}{d_q(1)} = \frac{h_x(t+1)\cos(\psi(t+1)) + h_y(t+1)\sin(\psi(t+1))}{h_x(1)\cos(\psi(1)) + h_y(1)\sin(\psi(1))} \quad (14)$$

令分拣机器人第1时刻机械臂移动速度 $d_q(1)$ 的值是已知的,那么可得:

$$d_q(t+1) = \frac{h_x(t+1)\cos(\psi(t+1)) + h_y(t+1)\sin(\psi(t+1))}{h_x(1)\cos(\psi(1)) + h_y(1)\sin(\psi(1))} d_q(1) \quad (15)$$

此时便可计算获取每步分拣机器人进行分拣工作过程中,机械臂移动速度与角速度,公式如下:

$$d_q(t) = \frac{h_x(t)\cos(\psi(t)) + h_y(t)\sin(\psi(t))}{h_x(1)\cos(\psi(1)) + h_y(1)\sin(\psi(1))} d_q(1) \quad (16)$$

$$\alpha_q(t) = \frac{h_\theta(t)}{T} \quad (17)$$

获取 $d_q(t)$ 与 $\alpha_q(t)$ 后,便在视觉参数未知情况下,实现了控制分拣机器人视觉反馈跟踪目标。

2 实验分析

为了验证基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪方法的有效性,设计对比实验。选用 V-REP 仿真软件搭建仿真平台,仿真工厂环境中的机器人分拣机器人对零件进行分拣的实验。为了满足仿真需求,需要搭建相应的硬件配置,构建视觉系统参数为相机分辨率 200 万像素、视场角 120° 、畸变系数小于 1%。

选择 SNRB2、SNRB4 和 SNRB6 不同型号的机器人,分别针对工业自动化、协作机器人、精密机械加工应用场景进行设计和开发,可以提供多样性,覆盖更广泛的应用场景,以便在实验中进行比较和评估。SNRB2、SNRB4 和 SNRB6 分别为 2 关节、4 关节、6 关节分拣机器人,采用这 3 种型号的机器人可以全面验证不同关节数量机器人的视觉跟踪反馈效果,更加全面地验证所提方法的有效性。SNRB2、SNRB4、SNRB6 3 种型号的分拣机器人共产生 3 个数据集,分别记作 SNRB2 数据集、SNRB4 数据集、SNRB6 数据集,3 种型号的分拣机器人的具体参数如表 1 所示。

利用本文方法对这 3 种型号的分拣机器人进行视觉反馈跟踪,分析本文方法视觉反馈跟踪的可行性。

以 SNRB2 型号的分拣机器人为例,设置该分拣机器人关节 1 的连杆夹角为 60° ,关节 2 的连杆夹角为 30° ,利

表 1 分拣机器人的具体参数

机器人型号	关节	初始连杆夹角/ $^\circ$	连杆长度/mm	连杆间距/mm
SNRB2	1	0	0	350
	2	90	250	0
SNRB4	1	0	0	450
	2	90	250	0
	3	0	503	0
	4	180	150	505
SNRB6	1	0	0	500
	2	90	300	0
	3	0	600	0
	4	180	200	600
	5	0	0	0
	6	0	0	124

用本文方法预测该分拣机器人各关节的视觉反馈跟踪控制量,预测结果如图 1 所示,以各关节的连杆夹角视觉反馈跟踪控制量为例。

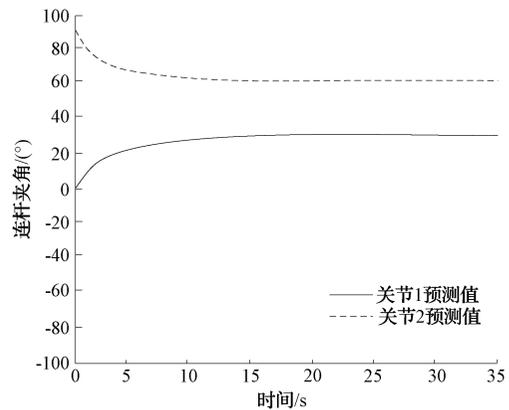


图 1 各关节的视觉反馈跟踪控制量预测结果

由图 1 可知,本文方法可有效预测分拣机器人各关节的连杆夹角,关节 1 最终的连杆夹角稳定在 60° 左右,关节 2 最终的连杆夹角稳定在 30° 左右,与实际设置情况基本相同,说明本文方法可精准预测分拣机器人视觉反馈跟踪控制量。实验表明,本文方法预测分拣机器人反馈跟踪控制量预测精度较高。

分析本文方法改进前后,分拣机器人视觉反馈跟踪的阶跃响应,阶跃响应波动幅度越小,视觉反馈跟踪效果越好,分析结果如图 2 所示。

由图 2 可知,本文方法改进前进行分拣机器人视觉反馈跟踪时的阶跃响应波动幅度较大,在运行时间为 15 s 左右时,阶跃响应趋于稳定;本文方法改进后,视觉反馈跟踪的阶跃响应并无波动情况,在运行时间为 10 s 左右时,阶跃响应趋于稳定。实验表明,本文方法改进后,视觉反馈

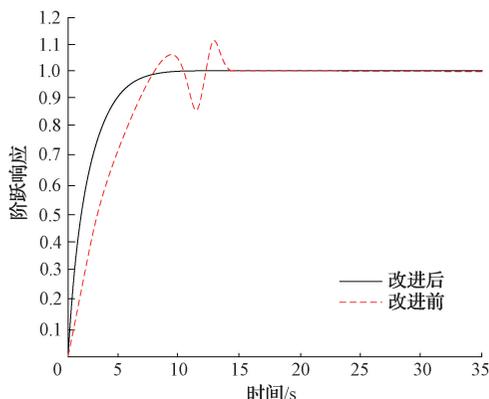


图2 视觉反馈跟踪的阶跃响应

跟踪的阶跃响应并无波动情况,说明本文方法改进后,可有效抑制外界干扰,提升视觉反馈跟踪的稳定性,即视觉反馈跟踪效果较优。

以 SNRB2 型号的分拣机器人为例,分析本文方法对该分拣机器人进行视觉反馈跟踪,分拣机器人末端机械臂位置的视觉反馈跟踪结果如图3所示。

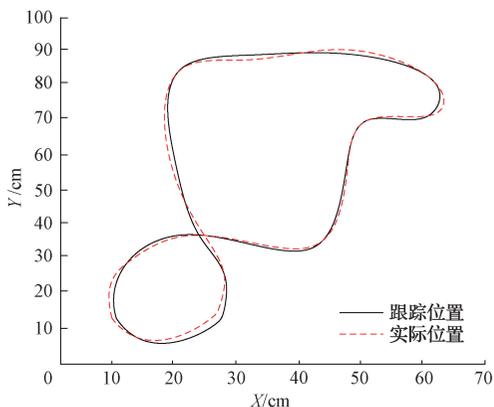


图3 分拣机器人末端机械臂位置的视觉反馈跟踪结果

由图3可知,本文方法可有效实现分拣机器人视觉反馈跟踪,且本文方法的视觉反馈跟踪结果,与实际位置非

常接近,说明本文方法视觉反馈跟踪的精度较高。实验表明,本文方法可精准视觉反馈跟踪分拣机器人的末端机械臂位置。

在 SNRB2 型号的分拣机器人内,添加正弦波干扰,分析存在干扰情况下,本文方法的视觉反馈跟踪效果,并设计较为复杂的机械臂移动轨迹,末端机械臂位置视觉反馈跟踪结果如图4所示。

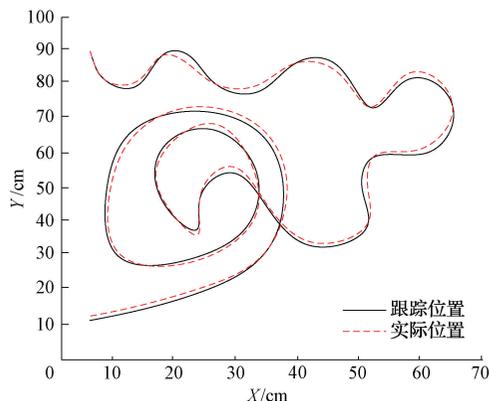


图4 干扰时末端机械臂视觉反馈跟踪结果

由图4可知,在存在干扰以及繁琐移动轨迹情况下,本文方法也能够有效完成分拣机器人末端机械臂视觉反馈跟踪,且视觉反馈跟踪结果与实际位置基本吻合,说明本文方法可精准跟踪末端机械臂移动轨迹。实验表明,存在干扰时,本文方法依旧可精准完成视觉反馈跟踪,说明本文方法可有效降低外界干扰,对分拣机器人视觉反馈跟踪的影响,提升视觉反馈跟踪精度。

以动态输出反馈跟踪方法^[6],基于观测器的反馈跟踪方法^[7]、带速度约束的自适应神经网络反馈跟踪方法^[8]、自适应反馈跟踪方法^[9]和基于蚁群算法的机器人避障路径视觉反馈控制方法^[10]为本文方法的对比方法,分析这6种方法的分拣机器人视觉反馈跟踪误差,分别对 SNRB2、SNRB4、SNRB6 型号分拣机器人各进行 1 000 次视觉反馈跟踪实验,结果如表2所示。

表2 分拣机器人视觉反馈跟踪误差分析结果

(cm)

机器人型号		文献[6]	文献[7]	文献[8]	文献[9]	文献[10]	本文
SNRB2	有干扰	0.38	0.36	0.41	0.39	0.35	0.11
	无干扰	0.22	0.21	0.25	0.23	0.19	0.04
SNRB4	有干扰	0.41	0.39	0.44	0.42	0.38	0.09
	无干扰	0.29	0.27	0.32	0.31	0.26	0.02
SNRB6	有干扰	0.35	0.33	0.38	0.36	0.32	0.08
	无干扰	0.18	0.16	0.21	0.19	0.15	0.03

由表2可知,对于不同型号的分拣机器人,在有干扰情况下,6种方法的误差均明显高于无干扰情况下的误差,且不同情况下,本文方法的误差均明显低于其余5种

方法;有干扰情况下,本文方法的平均误差为0.09 cm,其余5种方法的平均误差分别为0.38、0.36、0.41、0.39、0.35 cm;本文方法的标准差为0.022,其余5种

方法的标准差均为 0.042;无干扰情况下,本文方法的平均误差为 0.03 cm,其余 5 种方法的平均误差分别为 0.23、0.21、0.26、0.24、0.20 cm;本文方法的标准差为 0.014,其余 5 种方法的标准差分别为 0.079、0.078、0.079、0.087、0.079。实验表明,对于不同型

号的分拣机器人,有无干扰情况下,本文方法的视觉反馈跟踪误差均较低。

在此基础上,分别验证有干扰及无干扰情况下,6 种方法的分拣机器人视觉反馈跟踪耗时,对比结果如表 3 所示。

表 3 分拣机器人视觉反馈跟踪耗时分析结果

(ms)

机器人型号	文献[6]	文献[7]	文献[8]	文献[9]	文献[10]	本文	
SNRB2	有干扰	0.21	0.27	0.19	0.36	0.32	0.12
	无干扰	0.15	0.19	0.10	0.20	0.17	0.05
SNRB4	有干扰	0.22	0.25	0.17	0.34	0.30	0.10
	无干扰	0.14	0.15	0.09	0.17	0.15	0.04
SNRB6	有干扰	0.23	0.30	0.16	0.31	0.29	0.09
	无干扰	0.16	0.17	0.09	0.13	0.13	0.03

由表 3 可知,对于不同型号的分拣机器人,在有干扰情况下,6 种方法的反馈跟踪耗时平均值均高于无干扰情况下的耗时,有干扰情况下,本文方法的耗时平均值为 0.10 ms,标准差为 0.028,无干扰情况下,本文方法的耗时平均值为 0.04 ms,标准差为 0.014。实验表明,本文方法的视觉反馈跟踪耗时较短。

3 结 论

生产领域中分拣工作非常重要,利用分拣机器人可加快生产领域分拣工作效率,为此,研究基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪方法,精准控制分拣机器人机械臂抓取目标物,提升分拣精度。实验结果表明,在存在干扰的情况下,在分拣机器人机械臂运行 10 s 左右时,阶跃响应逐渐稳定,且视觉反馈跟踪控制的振动幅度较小。在存在干扰的情况下,本文方法的视觉反馈跟踪平均误差为 0.09 cm,耗时平均值为 0.10 ms。在没有干扰的情况下,本文方法的平均误差为 0.03 cm,耗时平均值为 0.04 ms。表明该方法在视觉反馈跟踪分拣机器人机械臂关节角度方面具有较高的准确性和效率。同时,该方法具有较强的抗干扰能力,能够在干扰环境下稳定运行,从而提升了分拣工作的效率和精度。应用该方法可以更快、准确地完成分拣工作,从而提高整体生产效率。

虽然 PSO-BP 神经网络具有较好的泛化能力,但对于复杂多变的生产环境,其适应性还有待进一步提高。同时,由于神经网络具有强大的拟合能力,如果训练不当,可能会出现过拟合现象,导致模型在新的数据上表现不佳。因此,在未来研究中需要考虑这些局限性,进一步推动该方法在实际生产中的应用。

参 考 文 献

[1] XIN J, CHENG H, RAN B. Visual servoing of robot manipulator with weak field-of-view constraints[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems,

2021,18(1): 802-829.
 [2] ZHAO X, XIE Z, YANG H, et al. Minimum base disturbance control of free-floating space robot during visual servoing pre-capturing process[J]. Robotica, 2020,38(4):652-668.
 [3] 王学军,张帆. 含柔性吸附材料的攀爬机器人振动特性与稳定性分析研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8):271-279.
 [4] 张仪,冯伟,王卫军,等. 融合 LSTM 和 PPO 算法的移动机器人视觉导航[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8):132-140.
 [5] PENG H, LI F, LIU J, et al. A symplectic instantaneous optimal control for robot trajectory tracking with differential-algebraic equation models[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020,67(5): 3819-3829.
 [6] CHANG H, WANG S, SUN P. Dynamic output feedback control for a walking assistance training robot to handle shifts in the center of gravity and time-varying arm of force in omniwheel [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020,17(1):42-51.
 [7] JMEL I, DIMASSI H, SAID S H, et al. Adaptive observer-based output feedback control for two-wheeled self-balancing robot [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020(4):1-16.
 [8] CHEN Z, LIU Y, HE W, et al. Adaptive-neural-network-based trajectory tracking control for a nonholonomic wheeled mobile robot with velocity constraints [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021,68(6):5057-5067.
 [9] DONG L, HAN C, DU S. Adaptive sliding mode control for disturbed multirobot systems performing

- target tracking under continuously time-varying topologies [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020,17(3):1-18.
- [10] 闫慧君,韩玉彬. 移动式捡球机器人避障路径视觉反馈控制方法[J]. *机械设计与制造*, 2023(1): 278-281,286.
- [11] 范勇,裴勇,杨广栋,等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的爆破振动速度峰值预测[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(16):194-203,302.
- [12] TANG L W, YAN H Q. Fuzzy PID control for position tracking of series manipulator based on the PSO algorithm [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2020,48(12):72-76.
- [13] 杨金鹏. 基于 MEA-BP 神经网络的 6DOF 工业机器人逆运动学研究[J]. *机床与液压*, 2021,49(11): 57-60,74.
- [14] 罗阳阳,彭晓燕. 基于改进 PSO 的四轮移动机器人全局路径规划[J]. *计算机仿真*, 2020,37(7):373-379.
- [15] 余晓兰,万云,陈靖照. 基于改进 BP 神经网络的食物分拣机器人视觉伺服控制方法[J]. *食品与机械*, 2021,37(8):126-131,135.
- [16] AZZABI A, NOURI K. Design of a robust tracking controller for a nonholonomic mobile robot based on sliding mode with adaptive gain [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2021,18(1): 1020-1029.
- [17] 徐伟锋,胡俊武,叶佳佳,等. 基于视觉检测的口罩枕包并联机器人动态抓取[J]. *国外电子测量技术*, 2022,41(3):152-157.
- [18] SHI J, XU J, SUN J, et al. Iterative learning control for time-varying systems subject to variable pass lengths: Application to robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020,67(10): 8629-8637.
- [19] 张宇廷,王宗彦,范浩东,等. 基于深度学习的并联机器人定位检测技术研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(11):147-153.
- [20] SU Y. Comments on “a new adaptive sliding-mode control scheme for application to robot manipulators”[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020,67(8):7116-7120.

作者简介

杨静宜,硕士,副教授,主要研究方向为人工智能。

E-mail: yangjingyi2022@yeah.net

白向伟,本科,副教授,主要研究方向为计算机应用。