

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.90005

基于改进粒子群的食品分拣机器人 动态目标抓取控制方法

Dynamic target grasping control method of food sorting robot based on improved particle swarm optimization

王 敏¹ 蒋金伟² 曹彦陶³WANG Min¹ JIANG Jin-wei² CAO Yan-tao³

(1. 安徽科技贸易学校, 安徽 蚌埠 233080; 2. 常州工业职业技术学院, 江苏 常州 213164;

3. 江苏大学, 江苏 镇江 212013)

(1. Anhui Science and Technology Trade School, Bengbu, Anhui 233080, China;

2. Changzhou Vocational and Technical College of Industry, Changzhou, Jiangsu 213164, China;

3. Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)

摘要:目的:解决目前食品生产线分拣机器人抓取操作不稳定、分拣效率低的问题。方法:基于高速并联食品分拣机器人的体系结构,提出了一种基于改进粒子群算法的多目标运动优化策略用于食品分拣机器人的动态目标抓取控制方法。协调抓取顺序和分拣轨迹建立最短路径模型,以末端加速度建立机构稳定性优化模型,并通过改进粒子群优化算法对目标进行优化。结果:通过试验进行了验证,在输送速度 100 mm/s 时,抓取成功率由 96.8% 提高到 100%,分选速率由 1.62 个/s 提高到 1.98 个/s。结论:该控制方法能有效提高食品分拣机器人的操作稳定性和分拣效率。

关键词:食品生产线;分拣机器人;抓取控制;粒子群;动态目标

Abstract: Objective: To solve the problems of unstable grasping operation and low sorting efficiency of sorting robot in food production line. **Methods:** Based on the architecture of high-speed parallel food sorting robot, a multi-objective motion optimization strategy based on improved particle swarm optimization algorithm was proposed for the dynamic target grasping control method of food sorting robot. By coordinating the grasping sequence and sorting trajectory, the shortest path model was established. Establish the mechanism stability optimization model with

基金项目:江苏省高校“青蓝工程”项目(编号:苏教师函[2019]31号)

作者简介:王敏,男,安徽科技贸易学校高级讲师。

通信作者:曹彦陶(1979—),男,江苏大学讲师,博士。

E-mail: wytaw0@21cn.com

收稿日期:2021-11-05

the end acceleration, and optimized the target by improving the particle swarm optimization algorithm. **Results:** Through experimental verification, when the conveying speed was 100 mm/s, the grasping success rate was increased from 96.8% to 100%, and the sorting rate was increased from 1.62 to 1.98 s⁻¹. **Conclusion:** This control method can effectively improve the operation stability and sorting efficiency of the food sorting robot.

Keywords: food production line; sorting robot; grab operation; particle swarm optimization; dynamic target

随着工业 4.0 的兴起和互联网浪潮席卷全球,各国都将制造业的转型升级作为重点,提高制造业和自动化水平是大势所趋^[1]。机器人是自动化时代的象征,是智能时代的基石。以工业机器人技术为代表的智能生产线越来越受到重视^[2]。Delta 机器人具有刚度高、运动速度快、负重比高等优点,在食品、医药等轻工业中被广泛应用。但在实际应用中,Delta 机器人在食品分拣中存在运动不稳定、分拣效率低等问题。

目前,国内外许多学者对食品分拣机器人控制方法进行了研究,尝试将智能控制算法用于抓取控制,提高系统鲁棒性,主要包括粒子群算法、蚁群算法、遗传算法等控制方法。倪鹤鹏等^[3]提出了一种将牛顿迭代法用于机器人抓取控制。建立跟踪模型,通过牛顿迭代法进行求解。结果表明,该方法的最快分选速度为 1.5 次/s,误抓取率为 0.2%,漏抓率为 0,具有较高的精度和稳定性。郝琳等^[4]提出了一种将模糊神经网络与改进粒子群优化算法相结合的控制方法。结果表明,该系统具有较低的误抓取率和漏抓率,控制在 0.1% 以内,抓取精度高,能够满

足食品包装的要求。郝大孝等^[5]提出了一种用于 Delta 机器人的动态抓取算法,完美融合机械视觉和抓取方法。结果表明,在目标排序和跟踪过程中,Delta 机器人的漏检率控制在 2% 以内,误检率为 0。郭俊等^[6]针对三自由度并联机器人在食物取放作业中运动不稳的问题,提出了以最优运动时间为目标的回转与圆弧相结合的方法,并利用蚁群算法得到运动轨迹参数。结果表明,该方法能够提高分拣机器人的稳定性和分拣效率,减小了末端执行器的抖动。上述方法可以满足高速食品分拣机器人的一般要求,但在分拣操作中存在运行不稳定、分拣效率低等问题,有一定的局限性,适应性有待进一步提高。

针对食品分拣机器人抓取运动不稳定、分拣效率低等问题,提出了一种基于改进粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的多目标运动优化策略用于食品分拣机器人的动态目标抓取控制。目前粒子群算法的改进方法众多,但是大部分都较为复杂,而目标抓取需要快速性,因此,通过两个方面对其进行改进,改进惯性权重利于跳出局部极值,改进学习因子提高全局最优解的精度。协调抓取顺序和分拣轨迹建立最短路径模型,以末端加速度建立机构稳定性优化模型,并通过改进粒子群优化算法对目标进行优化,以期为分拣机器人控制技术的发展提供依据。

1 分拣机器人结构

图 1 为高速并行食品分拣机器人的系统结构。高速并联食品分拣机器人系统主要由上位机系统和下位机系统组成。其中,下位机控制系统是 Delta 机器人的核心指令部分^[7]。其主要功能是驱动机器人主体以稳定、协调、快速的方式完成既定的运动规划和抓取任务,满足工作要求。上位机系统其主要功能是可视化、模型分析、数据

集成处理以及与下位机的信息交互。

食品分拣机器人模型人主要由 7 个部分组成:静(动)平台、主(从)动臂、伺服电阻、减速器、末端执行器^[8]。伺服电机安装在静平台,末端执行器安装在动平台。静、动平台之间通过运动链连接。从动臂由 4 个球铰组成闭环平行四边形。闭环与驱动臂刚性连接,驱动臂通过旋转副与静平台连接。机器人通过平行四边形对动平台的运动方向进行约束,使静、动平台保持平行。

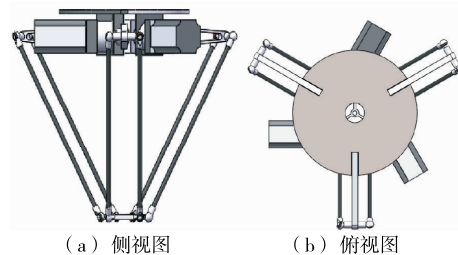


图 2 食品分拣机器人模型

Figure 2 Food sorting robot model

2 动态目标抓取控制方法

现有的研究大多集中在单路径优化上,不能从整体上提高分拣效率^[9]。文中提出了一种基于改进粒子群的多目标动态优化算法用于抓取控制。

2.1 改进粒子群算法

粒子群的机制是一种基于蜜蜂、蚂蚁和鸟类习惯的搜索算法^[10]。个体遵循不碰撞的规则,个体速度匹配,个体朝着共同的目标前进。相比于遗传算法、模拟退火算法、蚁群算法,粒子群算法规则更为简单,收敛速度快、计算时间短等。它适用于动态多目标优化,在机器人控制、交通运输等领域应用较为广泛。简言之,在粒子群优化算法中,粒子通过目标函数确定适应值,由速度来确定其飞行方向和距离,剩余粒子根据当前最优粒子搜索解空间^[11]。粒子通过多次迭代得到最优解。在迭代过程中,粒子跟踪极值并更新粒子本身。一种是个体极值,粒子本身检测到的最优解。一种是全局极值,即剩余粒子群检测到的最优解。

迭代之后,在所有粒子的最优解之后,对速度和位置进行更新,如式(1)和式(2)所示^[12]。

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{best} - x_{id}) + c_2 r_2 (g_{best} - x_{id}), \tag{1}$$

$$x_{id} = x_{id} + m v_{id}, \tag{2}$$

式中:

c_1, c_2 —— 自学习和社会学习的因子;

x_{id} —— d 维数第 i 个粒子的位置;

v_{id} —— d 维数第 i 个粒子的速度, mm/s;

ω —— 惯性的权重;

r_1, r_2 —— 随机数;

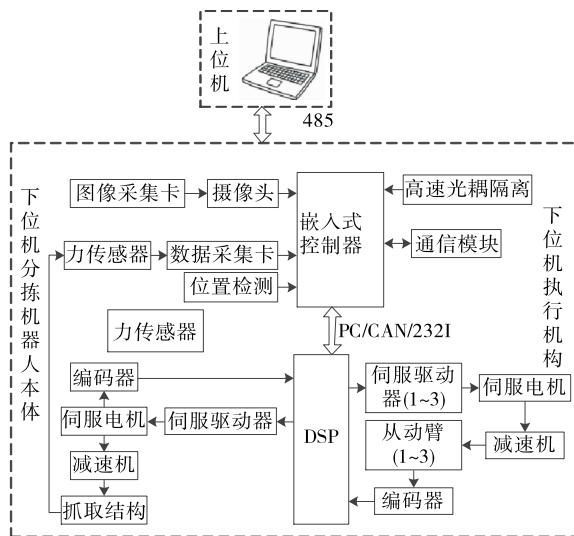


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

m ——约束因子,通常为 1。

但粒子群算法也存在早熟收敛、局部寻优能力差、易陷入局部极值等缺点,因此,文中通过两个方面对其进行改进,改进惯性权重利于跳出局部极值,改进学习因子提高全局最优解的精度。

2.1.1 惯性权重的改进 惯性权重越小局部搜索越有利,越大全局搜索越有利。随着迭代次数的增加,问题的求解细节也随之增加,固定值求解存在着许多缺陷。因此,引入可变惯性权重,通过式(3)进行动态惯性权重调整^[13]。

$$\omega = \lambda \cdot \frac{|p_{best,i}(t) - g_{best}|}{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [p_{best,i}(t) - g_{best}]} \quad (3)$$

式中:

λ ——经过迭代测试后可以得到的权重因子(值为 0.01 优化效果最好);

N ——粒子数;

t ——当前粒子迭代次数;

$p_{best,i}(t)$ ——当前个体最优值;

g_{best} ——当前全局最优。

2.1.2 学习因子的改进 采用对学习因子进行线性递减和线性递加的策略。可以在搜索前期增强全局搜索,使之不易陷入局部最优,而在搜索后期增强局部搜索能力,提高全局最优解的精度,具体方程如式(4)和式(5)所示^[14]。

$$c_1(t+1) = c_{1max} - (c_{1max} - c_{1min}) \frac{t}{t_m} \quad (4)$$

$$c_2(t+1) = c_{2max} - (c_{2max} - c_{2min}) \frac{t}{t_m} \quad (5)$$

式中:

t_m ——最大迭代次数;

c_{1max} 、 c_{2max} ——最大学习因子;

c_{1min} 、 c_{2min} ——最小学习因子;

t ——粒子当前的迭代次数。

算法步骤:

步骤 1:初始化。对粒子数、迭代次数等进行初始化^[15]。

步骤 2:计算每个粒子的目标函数,求解全局最优解和个体最优解。

步骤 3:对粒子位置和速度进行更新。

步骤 4:确定是否达到停止条件。达到输出最优解,未达到转到步骤 2。改进算法的流程图如图 3 所示。

2.2 最短抓取路径模型

在食品生产中,需要对机器人抓取策略进行优化,以提高机构分拣效率。通过调整抓取食品的顺序和分拣路径,可以提高工作效率^[16]。最短路径模型的建立过程是:将食品放置在传送带上的同一水平线上, z 方向上的坐

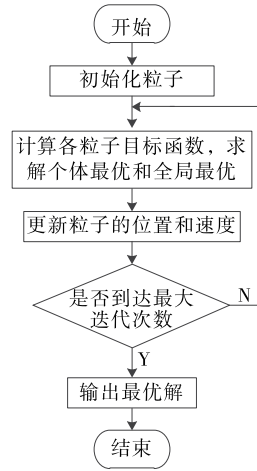


图 3 改进粒子群算法的优化流程

Figure 3 Optimization process of improved particle swarm algorithm

标相同。为了方便计算,将其设置为 0。将食物放置在 $(x_0, y_0, 0)$ 。传送带上第 i 个食物的位置是 $(x_i, y_i, 0)$ 。传送带沿 x 轴的速度设置为 v ,从第 i 个食品到第 j 个食品的抓取时间为 t_{ij} ,最短抓取路径模型如式(6)所示^[17]。

$$\min S = \min \sum_{i=1}^n S_{ij} X_{ij} \quad (6)$$

式中:

S_{ij} ——末端从 i 到 j 的抓取路径,其计算如式(7)所示。

$$S_{ij} = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} + \sqrt{(x_j + vt_i - x_0)^2 + (y_j - y_0)^2} + 2H_1 + 2H_2 + 2(R_1 + R_2) \left(\frac{\pi}{4} - 1\right) \quad (7)$$

X_{ij} 为决策变量,决定从食品 i 到食品 j 的路径是否执行,如式(8)所示^[18]。

$$X_{ij} = \begin{cases} 1(i, j = 0, 1, \dots, n) \\ 0(i, j \neq 0, 1, \dots, n) \end{cases} \quad (8)$$

如果 $X_{ij} = 1$,执行 i 到 j 路径抓取目标。如果 $X_{ij} = 0$,则不执行该命令。其中, $\sum_{i=1}^n X_{ij} \leq n$,保证抓取的食品数量小于或等于传送带上的原有食品数量。

2.3 平稳性模型

机器人抓取中的稳定性较低,容易产生振动或冲击,以末端加速度建立机构稳定性优化模型,如式(9)所示^[19]。

$$\min a = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} X_{ij} \quad (9)$$

式中:

a_{ij} ——末端从 i 到 j 的加速度, mm/s^2 。

其次,需要对末端的速度和加速度进行限值。即

$a_{ij1}, a_{ij2} \leq a_{max}, v_{ij1}, v_{ij2} \leq v_{max}$, 为防止机器人反复抓取食品, 需要 $i \neq j$ 。

2.4 多目标优化算法

综合 2.2 和 2.3 的模型建立目标函数, 如式 (10) 所示^[20]。

$$\min f(x) = \{f_1(x), f_2(x)\}, \quad (10)$$

式中:

$$\min f_1(x) = S;$$

$$\min f_2(x) = a。$$

通过改进的粒子群算法对多目标问题进行优化, 将两个目标作为权重 $w:1$ (两个目标占比) 的优化目标, 文中 $w=1$, 如式 (11) 所示^[21]。

$$\min f(x) = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\frac{(S_{ij} - \min S_{ij})w}{\max S_{ij} - \min S_{ij}} + \frac{(a_{ij} - \min a_{ij})}{\max a_{ij} - \min a_{ij}} \right] X_{ij}。 \quad (11)$$

多目标优化算法的步骤:

步骤 1: 初始化。对粒子数、迭代次数等进行初始化。

步骤 2: 获取机器人相关参数和目标食品的位置等。

步骤 3: 对模型进行计算, 更新粒子速度和位置。

步骤 4: 对是否为最优解进行判断。如果满足该标准, 则输出最优解。如果不符合标准, 则转到步骤 3。图 4 为多目标优化算法的流程。

3 结果与分析

3.1 仿真分析

为了验证多目标优化方法的性能, 仿真设备为联想 PC, 操作系统为 windows10 64 位旗舰版, intel i5 2450M CPU, 频率 2.5 GHz, matlab r2018a 为仿真平台。采用平均分布方式, 每次识别的食品数设置为 10 个。文中优化权重 $w=1$, 分布范围为 $[-400, +400]$ mm, 传输速度为

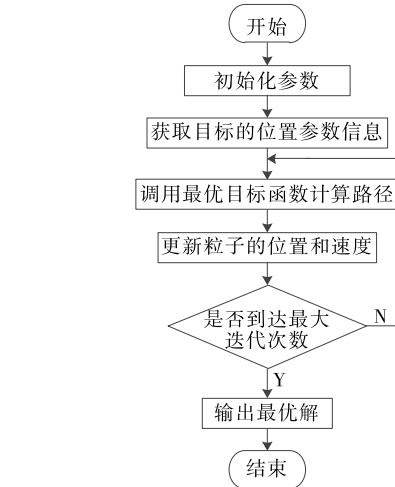
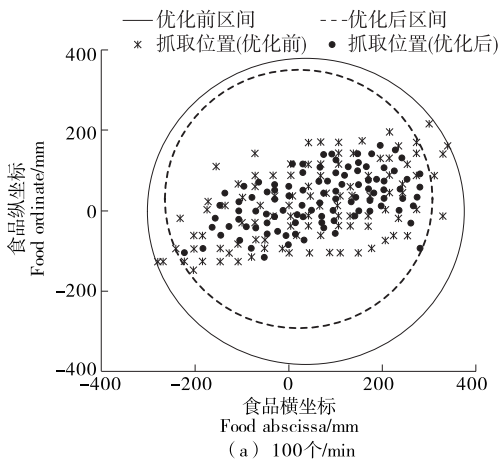


图 4 多目标优化算法流程

Figure 4 Algorithm flow of Multi-objective optimization

100 mm/s。粒子数为 100, 最大迭代次数为 100, 为了保证模拟结果的准确性, 文中选取了两种分布密度 (100, 150 个/min) 进行验证。

分拣机器人在优化前抓取都是按照坐标顺序进行, 优化后是多目标优化, 不同分布密度 (100, 150 个/min) 下的抓取分布图如图 5 所示。

由图 5 可知, 在不同分布密度 (100, 150 个/min) 下, 优化后抓取分布图更加集中, 工作区间也明显缩短。验证了文中多目标优化算法的有效性, 该算法可以在一定程度上提高系统的抓取稳定性和分拣效率。

3.2 试验分析

通过分拣平台对文中方法在抓取稳定性和分拣效率方面的性能进行实验验证, 为了尽可能地接近真实工况, 将相机拍摄频率设置为 100 帧。传送速度分别设置为 100, 200 mm/s。末端的最大速度和最大加速度分别为

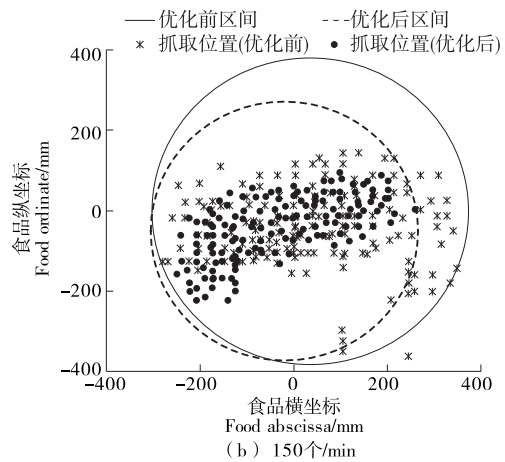


图 5 不同分布密度的多目标优化前后抓取分布图

Figure 5 Grab distribution map before and after multi-objective optimization with different distribution density

$V_m = 4 \text{ m/s}$, $a_m = 300 \text{ m/s}^2$, 进行以下分析。

3.2.1 抓取成功率 通过实际抓取试验对改进前后抓取的成功率进行对比分析, 目标食品 500 个, 确保每次试验传送带上的食品种类数、分布密度、抓取速度等相同。利用 3 种分拣操作方法(不采用 PSO 优化、PSO 优化、改进 PSO 优化), 进行多次试验取平均值, 结果见表 1。

表 1 3 种抓取策略的结果对比

Table 1 Comparison of capture results of different capture strategies

算法	输送速度/ ($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	输送 食品数	抓取 食品数	抓取成 功率/%
不采用 PSO 优化	100	500	484	96.8
	200	500	471	94.2
PSO 优化	100	500	493	98.6
	200	500	491	98.2
改进 PSO 优化	100	500	500	100.0
	200	500	499	99.8

由表 1 可以看出, 在相同的食品输送速度下, 改进 PSO 优化控制抓取成功率最高, 随着输送速度的增加, 3 种控制的抓取成功率都有一定程度的下降。不采用 PSO 优化控制从 96.8% 降低到 94.2%, 采用 PSO 优化控制从 98.6% 降低到 98.2%, 改进 PSO 优化控制从 100.0% 降低到 99.8%。说明文中提出的方法在准确性、稳定性和分拣效率方面都有所提高。

3.2.2 分拣效率 在输送速度 100 mm/s 时, 使物体分布密度相同。记录抓取 500 个食品的总时间, 重复 30 次。根据试验数据, 计算不采用粒子群优化控制、采用粒子群优化控制、采用改进粒子群优化控制策略抓取速率的平均值, 结果如表 2 所示。

由表 2 可知, 在相同带速下, 文中提出的优化策略平均抓取效率最高, 在一定程度上提高了分拣作业的工作效率。

3.2.3 算法对比 在输送速度 100 mm/s 时, 使物体分布密度相同。采用改进粒子群优化控制策略和文献[3]中基于牛顿-拉夫森迭代的动态抓取策略进行抓取试验, 记录抓取 500 个食品的总时间和抓取成功率, 重复 30 次取平均值, 结果如表 3 所示。

表 2 不同抓取策略抓取速率对比

Table 2 Comparison of grab rates with different grab strategies

算法	抓取速率/($\text{个} \cdot \text{s}^{-1}$)
不采用 PSO	1.62
PSO 优化	1.91
改进 PSO 优化	1.98

表 3 改进粒子群优化和牛顿-拉夫森迭代动态抓取策略的对比

Table 3 Comparison between improved particle swarm optimization and Newton Raphson iterative dynamic grasping strategy

算法	抓取速率/($\text{个} \cdot \text{s}^{-1}$)	抓取成功率/%
改进 PSO 优化	1.98	100.0
牛顿-拉夫森迭代	1.81	99.8

由表 3 可知, 在相同带速下, 文中改进 PSO 优化控制方法在抓取速率和抓取成功率方面都优于文献[3]牛顿-拉夫森迭代。通过对比试验数据分析, 文中提出的方法不仅提高了抓取成功率, 而且降低了抓取时间, 实现了提高分拣效率的目的。

4 结论

文中提出了一种基于改进粒子群算法的多目标运动优化策略用于食品分拣机器人的动态目标抓取控制方法。以协调抓取顺序和分拣轨迹建立最短路径模型, 采用末端加速度建立机构稳定性优化模型, 并通过改进粒子群优化算法对目标进行优化。结果表明, 改进后的算法能有效地提高系统的效率, 在输送速度 100 mm/s 时, 抓取成功率由 96.8% 提高到 100%, 抓取效率由 1.62 个/s 提高到 1.98 个/s, 具有一定的实用价值。在现有的试验条件下, 高速并联食品分拣机器人抓取控制策略的研究还处于试验阶段, 后续将不断完善整个高速并联食品分拣机器人的功能。

参考文献

- [1] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.
ZHAO Li-ping, WU De-gang. Apple grading algorithm based on Wavelet and fuzzy fusion[J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.
- [2] 项辉宇, 薛真, 冷崇杰, 等. 基于 Halcon 的苹果品质视觉检测试验研究[J]. 食品与机械, 2016, 32(10): 123-126.
XIANG Hui-yu, XUE Zhen, LENG Chong-jie, et al. Experimental study on visual inspection of apple quality based on Halcon[J]. Food & Machinery, 2016, 32(10): 123-126.
- [3] 倪鹤鹏, 刘亚男, 张承瑞, 等. 基于机器视觉的 Delta 机器人分拣系统算法[J]. 机器人, 2016, 38(1): 49-55.
NI He-peng, LIU Ya-nan, ZHANG Cheng-rui, et al. Algorithm of delta robot sorting system based on machine vision[J]. Robot, 2016, 38(1): 49-55.
- [4] 郝琳, 张坤平. 基于并联机器人的食品分拣控制系统设计[J]. 食品工业, 2020, 41(4): 209-212.
HAO Lin, ZHANG Kun-ping. Design of food sorting control system based on parallel robot[J]. Food Industry 2020, 41(4): 209-212.

- [5] 郝大孝, 舒志兵, 孙学. 基于机器视觉的 Delta 机器人分拣与跟踪系统设计[J]. 机床与液压, 2019, 47(17): 36-42.
HAO Da-xiao, SHU Zhi-bing, SUN Xue. Design of delta robot sorting and tracking system based on machine vision[J]. Machine Tools and Hydraulics, 2019, 47(17): 36-42.
- [6] 郭俊, 王新. 食品拾放的 3-PUU 并联机器人轨迹规划[J]. 食品工业, 2021, 42(2): 223-226.
GUO Jun, WANG Xin. Trajectory planning of 3-PUU parallel robot for food picking and placing [J]. Food Industry, 2021, 42(2): 223-226.
- [7] 董腾, 秦腾飞, 张如如, 等. 基于机器视觉的水果分拣系统[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2017, 30(1): 93-96.
DONG Teng, QIN Teng-fei, ZHANG Ru, et al. Fruit sorting system based on machine vision[J]. Journal of Liaocheng University (Natural Science Edition), 2017, 30(1): 93-96.
- [8] 周伟, 徐颖若. 基于 PLC 和图像处理的水果分类智能控制系统[J]. 农机化研究, 2021, 12(5): 235-239.
ZHOU Wei, XU Ying-ruo. Intelligent control system of fruit classification based on PLC and image processing[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(5): 235-239.
- [9] 赵小霞, 李志强. 基于 PLC 和机器视觉的水果自动分级系统研究[J]. 农机化研究, 2021, 12(8): 75-79.
ZHAO Xiao-xia, LI Zhi-qiang. Research on automatic fruit grading system based on PLC and machine vision[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(8): 75-79.
- [10] 李雅倩. 并联机器人夹持机构串类水果夹取控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020: 27-29.
LI Ya-qian. Research on the control of parallel robot clamping mechanism for serial fruit clamping[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020: 27-29.
- [11] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
YANG Shuang-yan, YANG Zi-gang, ZHANG Si-wei, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.
- [12] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
WANG Yang-yang, HUANG Xun, CHEN Hao, et al. Apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- [13] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
WANG Li-yang, ZHAN Yu, SHEN Qun, et al. Automatic Apple classification method based on improved lenet-5[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.
- [14] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.
YU Meng, LI Xiong, YANG Hai-chao, et al. Apple grading based on image recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2019, 34(7): 39-43.
- [15] 樊泽泽, 柳倩, 柴洁玮, 等. 基于颜色与果径特征的苹果树果实检测与分级[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(9): 1 599-1 607.
FAN Ze-ze, LIU Qian, CHAI Jie-wei, et al. Apple fruit detection and grading based on color and fruit diameter characteristics[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1 599-1 607.
- [16] 王冉冉, 刘鑫, 尹孟, 等. 面向苹果硬度检测仪的声振信号激励与采集系统设计[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2020, 46(1): 111-118.
WANG Ran-ran, LIU Xin, YIN Meng, et al. Design of acoustic vibration signal excitation and acquisition system for Apple hardness tester[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences Edition), 2020, 46(1): 111-118.
- [17] 于文妍, 杨坤林. 四旋翼无人机串级模糊自适应 PID 控制系统设计[J]. 机械设计与制造, 2019, 12(1): 227-231.
YU Wen-yan, YANG Kun-lin. Design of cascade fuzzy adaptive PID control system for quadrotor UAV[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2019, 12(1): 227-231.
- [18] 张树生, 马静雅, 岑强, 等. 煤矿综采工作面巡检机器人系统研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(10): 136-140.
ZHANG Shu-sheng, MA Jing-ya, CEN Qiang, et al. Research on inspection robot system of fully mechanized coal mining face[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(10): 136-140.
- [19] 王志中. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 12(1): 242-244.
WANG Zhi-zhong. Research on mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018, 12(1): 242-244.
- [20] GAUTAM J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in hadoop map reduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.
- [21] CAETANO C E F, LIMA A B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 46(5): 159-162.