

基于多模型和改进 WOA 算法的 Delta 机器人 柔性夹持器抓取方法研究

Research on the grasping method of delta robot flexible gripper based on multiple models and improved WOA algorithm

张 敏¹ 刘翌南² 陈爱群³ 袁晓红⁴

ZHANG Min¹ LIU Yinan² CHEN Aiqun³ YUAN Xiaohong⁴

(1. 湖南工业职业技术学院, 湖南 长沙 410208; 2. 长沙理工大学, 湖南 长沙 410114; 3. 长沙经济技术开发区城建开发有限公司, 湖南 长沙 410100; 4. 中南林业科技大学, 湖南 长沙 410004)

(1. Hunan Vocational and Technical College of Industry, Changsha, Hunan 410208, China; 2. Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410114, China; 3. Changsha Economic Development Zone Urban Construction Development Co., Ltd., Changsha, Hunan 410100, China; 4. Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China)

摘要: [目的] 解决 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法存在的控制精度和适应性较差等问题。[方法] 以 Delta 机器人柔性夹持器为研究对象, 提出一种多模型和改进鲸鱼算法相结合的 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法。建立稳定抓取优化模型, 在抓取对象表面寻求最佳接触位置。建立无损抓取优化模型, 在确保稳定抓起物体的前提下使接触力尽可能地小。结合粒子群算法和鲸鱼算法求解模型。通过试验验证了所提抓取方法的优越性。[结果] 所提方法不仅具有良好的控制精度, 还能够适应不同形状和大小的物体, 具有较高的灵活性和适应性, 抓取成功率 > 96%, 抓取损伤率为 0。[结论] 所提方法有效提高了 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法的性能, 适用于果蔬和易碎物品的分拣工作。

关键词: Delta 机器人; 柔性夹持器; 稳定抓取; 无损抓取; 鲸鱼算法; 粒子群算法

Abstract: [Objective] Solve the problems of poor control accuracy and adaptability in the Delta robot flexible gripper grasping method. [Methods] This article took the Delta robot flexible gripper as the research object and proposed a Delta robot flexible gripper grasping method that combined multiple models and improved whale algorithm. Established a stable grasping

optimization model to seek the optimal contact position on the surface of the grasping object. Established a non-destructive grasping optimization model to minimize contact force while ensuring stable grasping of objects. Combine particle swarm optimization algorithm and whale algorithm to solve the model. The superiority of the proposed grasping method had been verified through experiments. [Results] The proposed method not only had good control accuracy, but also could adapt to objects of different shapes and sizes, with high flexibility and adaptability, success rate of grasping was greater than 96%, grasping damage rate was 0. [Conclusion] The proposed method effectively improves the performance of the Delta robot flexible gripper gripping method and is suitable for sorting fruits, vegetables, and fragile items.

Keywords: Delta robots; flexible gripper; stable grasping; non destructive grasping; whale optimization algorithm; particle swarm optimization

随着科技的不断进步, 机器人技术在各个领域的应用越来越广泛。Delta 机器人作为一种高效的自动化设备, 在食品生产领域发挥着重要作用^[1]。在食品包装、分拣和质量检验等环节, 使用柔性夹持器的 Delta 机器人可以极大地提高生产效率, 同时保证食品的安全和完整^[2]。通过对抓取方法的不断研究和优化, 可以进一步发挥其潜力^[3]。因此, 对 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法进行研究具有重要的实际意义。

国内外关于机器人夹持器在食品抓取方法的研究取

基金项目: 湖南省自然科学基金项目(编号: 2017JJ5017); 湖南省社会科学成果评审委员会一般自筹课题(编号: XSP2023GLC072)

作者简介: 张敏(1972—), 女, 湖南工业职业技术学院副教授, 硕士。E-mail: hngy_2024@163.com

收稿日期: 2024-03-26 **改回日期:** 2024-06-28

得了显著进展,主要集中在提高抓取精度、效率和确保食品安全性等方面,包括传送带偏移量、双目视觉和柔性夹持器等方法^[4-5]。程鹏飞等^[6]为解决 Delta 机器人在食品动态目标抓取中准确性较低的问题,提出一种结合模糊自整定 PID 和鲁棒自适应补偿器的食品动态目标抓取方法。结果表明,所提方法在 Delta 机器人动态目标抓取中具有较高的动态抓取准确率,准确率 $>95\%$ 。黄崇富等^[7]为解决 Delta 机器人在食品动态目标抓取中准确性差和效率低等问题,提出一种结合 PID 和改进 BP 神经网络的食品动态目标抓取方法。结果表明,所提方法能够较为准确、高效地实现动态目标捕获,准确率 $>98\%$ 。陈宵燕等^[8]针对机器人在食品执行抓取任务时遇到的抓取力控性能差和控制系统复杂等问题,提出了一种具有前瞻性的智能力控方法。结果表明,与常规方法相比,所提出的智能力控方法能显著降低抓取力,抓取成功率高达 98.00% 。张包海默等^[9]致力于提高食品生产的自动化程度,提出了一种具有 5 个腔室的新型柔性抓取装置模型。结果表明,与 4 腔室模型相比,5 腔室模型的最低气压下降了 0.2% ,最高气压下降了 2.2% 。这一改进为柔性抓取装置的设计提供了重要的依据。虽然上述方法可以实现食品的无损抓取,但抓取方法的控制精度和适应性还有待进一步提高。

在上述研究基础上,研究拟提出一种融合多模型策略和改进的鲸鱼优化算法的 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法,以期实现高效且无损的抓取动作。

1 系统概述

图 1 为并联机器人分拣系统的结构示意图,该系统是一个高度集成化的自动化设备,旨在实现高效和精确的物品分拣。系统的核心组件包括分拣目标、图像采集系统、主控计算机、Delta 机器人、柔性夹持器以及传送装置。图像采集系统是由一台或多台高分辨率相机组成,安装于传送带上方,以捕获通过传送带输送的物品信息,并将这些信息传递给主控计算机^[10]。主控计算机是整个分拣系统的大脑,它负责处理和分析由图像采集系统提供的数据。通过先进的图像处理算法,计算机能够识别物品的类型、尺寸、形状和位置等信息。基于这些信息,

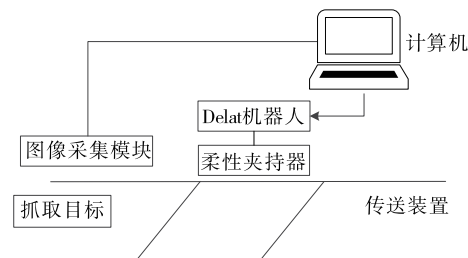


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

计算机计算出最优的分拣路径和目标位置,从而确保 Delta 机器人能够准确无误地执行分拣任务。当 Delta 机器人接收到来自主控计算机的指令后,它会迅速移动到指定位置,并通过其柔性夹持器抓取目标物品。之后,机器人将物品运送到预定的分拣目标位置,如不同的传送带、箱子或储存区域^[11-12]。

图 2 为并联机器人的基本结构,这是一种高效且精确的机械装置,用于执行各种复杂的操作任务。该机器人由多个关键组件组成,包括静平台、动平台、主动臂、从动臂、转动关节、球关节以及柔性夹持器^[13]。静平台和动平台是并联机器人的两个主要平台,其中静平台作为固定基础,而动平台则能够进行平移和旋转运动。这两个平台之间通过运动链相连接,以实现动平台的多自由度运动。主动臂是通过转动关节与静平台相连的,它负责传递动力和控制动平台的运动。从动臂则通过球关节与主动臂相连,它的主要作用是对动平台的运动方向进行约束。柔性夹持器安装在动平台上,是并联机器人执行抓取动作的关键部件。它由 3 根手指组成,这些手指通过气压作用来实现同步弯曲,从而能够适应不同形状和大小的物体,实现稳定而可靠的抓取。

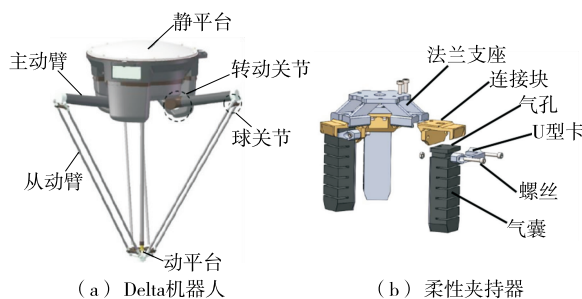


图 2 并联机器人结构

Figure 2 Parallel robot structure

2 柔性夹持器抓取方法

研究提出一种多模型和改进鲸鱼算法相结合的 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法。建立稳定抓取和无损抓取优化模型,通过粒子群算法优化的鲸鱼算法求解模型。

2.1 稳定抓取优化模型

为了实现稳定抓取,机械手需要在抓取过程中考虑多种因素,包括抓持对象的形状、质量分布、表面特性以及外力作用等。这些因素都会影响抓取的稳定性,因此在规划抓取策略时需要综合考虑^[14-16]。抓取矩阵 G 是一个数学工具,用于精确描述抓持对象表面上接触点的位置信息。这个矩阵包含了接触点的坐标信息,以及与抓取稳定性相关的其他重要参数。通过分析抓取矩阵 G ,可以确定出最佳的抓取位置,如式(1)和式(2)所示。

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{I} \\ R_1 & \cdots & R_m \end{pmatrix}, \quad (1)$$

$$R_m = \begin{pmatrix} 0 & -z_m & y_m \\ z_m & 0 & -x_m \\ y_m & x_m & 0 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

式中:

$\mathbf{G}$ ——抓取矩阵;

$\mathbf{I}$ ——单位矩阵;

m ——机械手与抓取物体接触点;

(x_m, y_m, z_m) ——第 m 个接触点在参考坐标系下的坐标。

为了评估抓取的稳定性,引入了抓取稳定性系数 ϵ 这一概念。该系数 ϵ 是一个数值指标,用于量化抓取的稳定性。它的计算仅依赖于抓取矩阵 $\mathbf{G}$,提供了一个衡量抓取性能的客观标准。稳定性系数 ϵ 计算如式(3)所示。

$$\epsilon = \sqrt{\det(\mathbf{G}\mathbf{G}^T)}. \quad (3)$$

稳定抓取模型约束如下:

手指作用到物体的接触力法向分量 f_{cmz} 必须为正,如式(4)所示。

$$f_{cmz} \geq 0. \quad (4)$$

接触力与合外力螺旋 F_a 满足静力平衡方程,如式(5)所示。

$$F_a = \mathbf{G}_{cm}^0 T f_{cm}, \quad (5)$$

式中:

F_a ——合外力, N;

$\mathbf{G}_{cm}^0 \mathbf{T}$ ——第 m 个接触坐标系在基坐标系的方向矩阵;

f_{cm} ——第 m 个接触点产生的接触力, N。

接触点满足摩擦约束条件,如式(6)所示。

$$\sqrt{f_{cmx}^2 + f_{cmz}^2} \leq \mu f_{cmz}, \quad (6)$$

式中:

μ ——静摩擦系数;

f_{cmx} 、 f_{cmz} ——接触力在 x 方向和 y 方向的切向分量, N。

2.2 无损抓取优化模型

在前面的讨论中,并未考虑接触力在抓持过程中的作用。实际上,接触力的大小是决定抓持过程成功与否的一个关键因素^[17-18]。过大的接触力可能会导致抓取目标损坏,而过小的接触力又可能无法保证抓取稳定性。因此,为了实现无损抓取,需要精心控制和优化抓取接触力。将手指接触力系数 v 作为优化目标,如式(7)所示。

$$v = f_c^T \mathbf{u} f_c, \quad (7)$$

式中:

v ——手指接触力系数;

f_c ——手指接触力, N;

$\mathbf{u}$ ——权重矩阵。

无损抓取模型约束与稳定抓取相同。

2.3 模型求解

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)具有参数少、布局简单、局部优化机制科学以及全局搜索能力强等特点,在模型求解中得到了广泛的应用^[19-20]。采用 WOA 算法来求解模型,WOA 算法主要由 3 个阶段组成:

(1) 包围猎物阶段:在捕食过程中,鲸鱼首先包围猎物。这一行为在 WOA 算法中通过更新鲸鱼的位置来模拟,如式(8)和式(9)所示。

$$D = |\mathbf{C} \cdot x_p(t) - x_i(t)|, \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_{best}(t) - \mathbf{A} \cdot D, \quad (9)$$

式中:

$x_i(t+1)$ ——鲸鱼 i 在迭代 $t+1$ 次后的位置;

t ——当前迭代次数;

$\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ ——系数向量;

$\mathbf{A} \cdot D$ ——包围距离;

$\cdot$ ——逐个元素相乘;

$x_i(t)$ 、 $x_{best}(t)$ ——第 i 头鲸鱼位置和当前最优位置。

$\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 由式(10)和式(11)计算。

$$\mathbf{A} = 2a \cdot r - a, \quad (10)$$

$$\mathbf{C} = 2 \cdot r, \quad (11)$$

式中:

a ——收敛因子;

r ——随机数, $[0, 1]$ 。

(2) 攻击猎物阶段:鲸鱼采用螺旋方式不断靠近猎物,位置更新如式(12)所示。

$$x_i(t+1) = D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_{best}(t), \quad (12)$$

式中:

D^* —— t 次迭代后个体最优距离;

b ——常数;

l ——随机数, $[-1, 1]$ 。

在捕食过程中,鲸鱼会使用螺旋式的包围策略来围困猎物,同时不断缩小包围圈以集中和限制猎物的活动空间,引入变量 p 来进行判断,如式(13)所示。

$$x_i(t+1) = \begin{cases} x_{best}(t) - \mathbf{A} \cdot D, & p < 0.5 \\ D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_{best}(t), & p \geq 0.5 \end{cases}, \quad (13)$$

式中:

p ——随机数, $[0, 1]$ 。

(3) 搜索猎物阶段:每个鲸鱼个体在搜索空间内随机游走,根据 $|\mathbf{A}|$ 值的大小判断接下来是包围还是搜索,如式(14)和式(15)所示。

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X|, \quad (14)$$

$$x_i(t+1) = x_{\text{rand}}(t) - A \cdot D, \quad (15)$$

式中:

X_{rand} ——随机选取鲸群中的任意个体位置。

WOA 算法通过模拟自然界中鲸鱼的捕食行为来实现优化搜索,但 WOA 算法在包围和攻击阶段受到当前位置与最优位置之间的距离制约,可以将 PSO 算法应用于 WOA 包围和攻击阶段,提高寻优能力。

引入非线性权重因子对两种算法进行优化,扩大 PSO 算法搜索空间,同时也可以加快 WOA 算法的收敛速度,提升算法的寻优能力,引入的非线性权重 ω ,如式(16)所示。

$$\omega = \left[1 - \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{t_{\max}}\right) \right]^k, \quad (16)$$

式中:

ω ——非线性权重;

k ——调节系数;

t ——当前迭代次数;

$t_{\max}$ ——最大迭代次数。

引入非线性权重 ω 后,PSO 算法的速度和位置更新如式(17)和式(18)所示。

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id}(t) + c_1 r_1 [x_{\text{best}}(t) - x_{id}(t)], \quad (17)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + V_{id}(t), \quad (18)$$

式中:

$V_{id}(t)$ ——粒子 i 在 d 维空间迭代 t 次的速度;

$x_{id}(t)$ ——粒子 i 在 d 维空间迭代 t 次的位置;

c_1 ——学习因子;

r_1 ——随机数。

引入非线性权重 ω 后,WOA 算法的位置更新如式(19)~式(20)所示。

$$x_i(t+1) = \omega x_{\text{best}}(t) - A \cdot D, \quad (19)$$

$$x_i(t+1) = D^* \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \omega x_{\text{best}}(t), \quad (20)$$

$$x_i(t+1) = \omega x_{\text{rand}}(t) - A \cdot D. \quad (21)$$

机械手与物体之间有 3 个接触点,通过坐标进行表示 (α, β) ,编码方式选择十进制编码。根据最优位置,求解最小的抓取接触力。

步骤 1:种群及算法参数初始化,随机生成一组初始解(位置),每个解代表一个可能的抓取位置。参数设置:设定算法所需的参数,如种群大小、迭代次数、学习因子等。

步骤 2:计算种群中每个个体适应度值,找出当前个体位置。

步骤 3:更新参数新 WOA 算法中的参数 A 和 C ,以及 PSO 算法中的 c_1 和 r_1 等,随机生成用于位置更新的随机数。

步骤 4:位置更新,根据 p 和 $|A|$ 值进行位置更新。

步骤 5:更新粒子群位置和速度。

步骤 6:迭代终止条件,如果达到最大迭代次数,进入下一步。否则,返回步骤 3 继续迭代。

步骤 7:输出结果,输出最优位置或最小接触力。

改进 PSO-WOA 算法求解流程如图 3 所示。

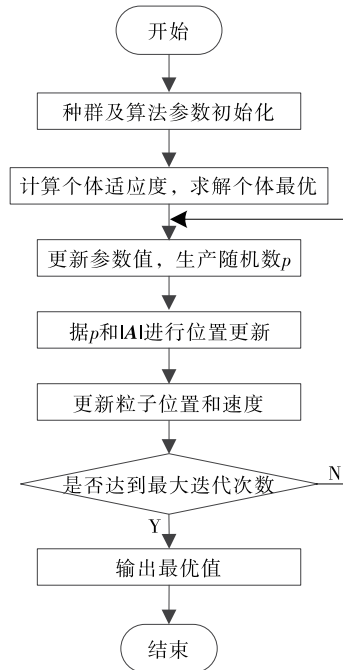


图 3 改进 PSO-WOA 求解流程

Figure 3 Improving the PSO-WOA solving process

3 抓取试验分析

3.1 试验参数

为了对所提抓取方法的性能进行分析,构建了一个试验平台,该平台将柔性夹持器搭载在一台小型四自由度 Delta 并联机器人上。试验平台参数:自由度为 4,定位精度为 ± 1 mm,额定负载为 3 kg,驱动为步进电机,运行区域直径为 600 mm、高为 300 mm,计算机配置 i7-13700 CPU、64 GB 存储器、win11 操作系统、Matlab R2020b 软件。柔性夹持器参数如表 1 所示,算法参数如表 2 所示。

3.2 试验分析

为了验证所提改进 WOA 方法的优越性,采用 3D 打

表 1 柔性夹持器参数

Table 1 Robot kinematic parameters

参数	单位	数值
夹持器质量	g	300
最大抓取质量	kg	1.5
单手指气囊	个	7
驱动功率	W	5.4
抓取直径	mm	120
夹持器耐压	MPa	0.3

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

参数	数值
WOA 种群数	50
最大迭代次数	100
调节系数	2.2
PSO 种群数	50
最大迭代次数	100
接触点取值范围	$0 \leq \alpha \leq \pi, 0 \leq \beta \leq 2\pi$

印技术来制造一个椭球体作为抓取对象,其长轴 60 mm、中轴 40 mm、短轴 20 mm、质量 300 g。初始位置设置:柔性夹持器坐标原点(位于抓取对象上方 50 mm 处)。试验过程:使用所提改进 WOA 方法求解模型,得到最优接触点,如表 3 所示。

表 3 最优抓取点

Table 3 Optimal gripping point

接触点	最优抓取位置	
	1	2
手指 1- α	89.95	89.95
手指 1- β	358.57	53.05
手指 2- α	89.95	89.95
手指 2- β	122.05	178.64
手指 3- α	89.95	89.95
手指 3- β	230.98	303.15

由于椭圆体为 x 轴和 y 轴的对称球体,存在两组最优抓取位置。这种对称性使得两组位置在几何和力学上是等效的,因此它们产生相同的最优抓取效果,最优抓取位置对应的最小抓取力如表 4 所示,这些数据对于确保抓取操作的有效性和安全性至关重要。

表 4 最小抓取力

Table 4 Minimum gripping force

手指	f_{cmx}/N	f_{cmy}/N	f_{cmz}/N	v
1	1	0	1.665	11.31
2	1	0	1.665	11.31
3	1	0	1.665	11.31

由表 4 可以看出。接触力系数为 11.31。该系数表示接触力的转换效率,即夹持器施加力与实际传递到物体上的力之间的比例。一个较高的接触力系数通常意味着更高效的力传递。接触点正压力为 1.665 N。该值确保了足够的接触力以维持稳定地抓取,同时避免对抓取对象造成过度的压力或损伤。

为了验证柔性夹持器在不同充气压力下的抓取能

力,进行了一系列试验,测试了手指充气压力从 0.01 MPa 到 0.10 MPa 时的最大抓取力。试验设置:采用向上抓取方式,抓取对象为 3D 打印的椭圆形球体。柔性夹持器在不同充气压力下的抓取力如图 4 所示。

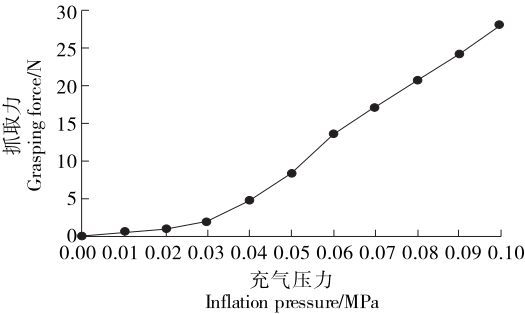


图 4 柔性夹持器在不同充气压力下的抓取力

Figure 4 The gripping force of flexible grippers under different inflation pressures

由图 4 可以看出,当柔性夹持器充气压力从 0.01 MPa 提高到 0.10 MPa 时,抓取能力不断增加,从 0.50 N 提高到 27.8 N。为了测试柔性夹持器的抓持能力,对苹果、番茄、生鸡蛋、面饼、奶茶、眼镜等进行抓持试验,物品参数如表 5 所示。

表 5 夹持目标参数

Table 5 Clamp target parameters

物体	质量/g	尺寸/mm	材质
苹果	230.10	77×75×74	生物材料
番茄	175.23	72×77×57	生物材料
生鸡蛋	73.20	42×42×57	生物材料
面饼	71.05	85×85×55	面粉
奶茶	105.20	92×92×120	塑料
眼镜	20.02	43×27×132	树脂和玻璃

柔性夹持器可以实现对不同形状、不同质量物体的有效抓取,具有较好的控制精度、适应性和灵活性。说明研究所提方法能够很好地适应抓取物体的表面形状,实现更有效的抓取操作。

为了进一步分析柔性夹持器的抓持效果,对苹果、番茄、生鸡蛋、面饼、奶茶、眼镜等物品分别进行了 100 次抓取试验,结果如表 6 所示。

由表 6 可以看出,柔性夹持器可实现苹果、番茄、生鸡蛋、面饼、奶茶和眼镜等物品的稳定无损抓取,抓取平均成功率为 98.00%,损伤率为 0。抓取成功率最低的物品为眼镜,也达到 96.00%,说明研究所提方法对不规则形状物品有较好的抓取效果。研究所提方法与柔性夹持器结合,可实现对抓取物表面更好的保护作用,特别是对果蔬类或易碎物体具有更好的适应性和灵活性。

表 6 不同物品多次抓取试验结果

Table 6 Results of multiple grabbing tests on different items

物体	抓取次数	抓取成功次数	损伤数
苹果	100	99	0
番茄	100	99	0
生鸡蛋	100	98	0
面饼	100	98	0
奶茶	100	98	0
眼镜	100	96	0

4 结论

以 Delta 机器人柔性夹持器为研究对象,提出了一种多模型与改进鲸鱼算法相结合的 Delta 机器人柔性夹持器抓取方法。结果表明,所提方法能够实现对不同形状、不同质量物品的有效抓取,能很好地适应被抓物体的表面形状,在不同物品的抓取中,抓取成功率>96.00%,抓取损伤率为 0,对果蔬类和易碎物体具有更好的适应性和灵活性。但该研究仅对抓取方法进行研究,未对轨迹规划和控制方法等进行探讨,后续将不断完善整个分拣系统。

参考文献

[1] 明鑫, 卢丹萍, 陈中. 一种视觉机器人抓取控制策略算法研究[J]. 机床与液压, 2023, 51(11): 65-71.
MING X, LU D P, CHEN Z. Research on a visual robot grasping control strategy algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulic, 2023, 51(11): 65-71.

[2] 程鼎豪, 刘新华, 金康. 基于脑—机接口技术的柔性体夹持机械手末端执行器系统设计[J]. 机电工程技术, 2020, 49(8): 119-120.
CHENG D H, LIU X H, JIN K. Design of end effector system for flexible body gripping robotic arm based on brain computer interface technology [J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology, 2020, 49(8): 119-120.

[3] 王熙杰. 柔性机械手抓取动作运动仿真分析[J]. 装备机械, 2023, 4(4): 5-7.
WANG X J. Simulation analysis of the grasping motion of a flexible robotic arm[J]. Equipment Machinery, 2023, 4(4): 5-7.

[4] 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 J, WANG X. Trajectory planning of a 3-PUU parallel robot for food picking and placement[J]. The Food Industry, 2021, 42(2): 223-226.

[5] LI W, XIONG R. A hybrid visual servo control method for simultaneously controlling a nonholonomic mobile and a manipulator[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(2): 141-154.

[6] 程鹏飞, 刘明堂, 孙晨. 食品协作机器人动态目标抓取控制方

法研究[J]. 食品与机械, 2024, 40(1): 95-100.

CHENG P F, LIU M T, SUN C. Research on dynamic target grasping control method for food collaborative robots[J]. Food & Machinery, 2024, 40(1): 95-100.

[7] 黄崇富, 常宇, 刘力超. 基于 IPSO-BPNN-PID 控制的食物并联机器人抓取技术[J]. 食品与机械, 2022, 38(8): 94-98, 126.
HUANG C F, CHANG Y, LIU L C. Grasping technology of food parallel robot based on IPSO-BPNN-PID control [J]. Food & Machinery, 2022, 38(8): 94-98, 126.

[8] 陈宵燕, 孙沂琳, 赵一, 等. 面向薄皮果类抓取的柔性手前视力控方法[J]. 包装与食品机械, 2023, 42(1): 53-59.
CHEN X Y, SUN Y L, ZHAO Y, et al. A forward force control method for flexible hands for grasping thin skin fruits[J]. Packaging and Food Machinery, 2023, 42(1): 53-59.

[9] 张包海默, 郭仲壮, 范文, 等. 基于仿生学的柔性抓取装置设计[J]. 机械设计, 2023, 40(1): 119-126.
ZHANG B H M, GUO Z Z, FAN W, et al. Design of flexible grasping device based on bionics[J]. Mechanical Design, 2023, 40(1): 119-126.

[10] 朱向楠, 韦源源. 基于位置姿势控制的并联机械手运动误差仿真分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021, 12(3): 49-56.
ZHU X N, WEI Y Y. Simulation analysis of motion error of parallel manipulator based on position and posture control[J]. Combination Machine Tool & Automation Processing Technology, 2021, 12(3): 49-56.

[11] 程子华. 基于机器视觉的残缺饼干分拣系统开发[J]. 现代食品科技, 2022, 38(2): 313-318, 325.
CHENG Z H. Development of a machine vision based incomplete biscuit sorting system[J]. Modern Food and Technology, 2022, 38(2): 313-318, 325.

[12] LINDENROTH L, STOYANOV D, RHODE K, et al. Toward intrinsic force sensing and control in parallel soft robots[J]. IEEE-Asme Transactions on Mechatronics, 2023, 28(1): 80-91.

[13] 梅栋, 赵鑫, 唐刚强, 等. 软体机器人建模与控制技术研究进展[J]. 机器人, 2024, 46(2): 234-256.
MEI D, ZHAO X, TANG G Q, et al. Research progress in modeling and control technology for soft robots[J]. Robots, 2024, 46(2): 234-256.

[14] 解则晓, 李斌, 任凭. 基于能量指标的 Delta 并联机器人拾放轨迹参数优化及验证[J]. 计算机集成计算系统, 2018, 24(12): 3 073-3 081.
JIE Z X, LI B, REN P. Optimization and verification of delta parallel robot pickup and placement trajectory parameters based on energy indicators [J]. Computer Integrated Computing System, 2018, 24(12): 3 073-3 081.

[15] 章鸿. Delta 快速分拣机器人轨迹优化算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021, 12(6): 288-295.
ZHANG H. Research on Delta rapid sorting robot trajectory optimization algorithm[J]. Mechanical Design & Manufacturing, 2021, 12(6): 288-295.

(下转第 116 页)

- [9] 曲福恒, 李金状, 杨勇, 等. 基于改进 DeepLabv3+ 的轻量化作物杂草识别方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2024, 42(1): 117-125.
- QU F H, LI J Q, YANG Y, et al. Lightweight crop and weed recognition method based on improved DeepLabv3+ [J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2024, 42(1): 117-125.
- [10] WU D H, LU S C, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105742.
- [11] XIONG J T, LIU Z, CHEN S M, et al. Visual detection of green mangoes by an unmanned aerial vehicle in orchards based on a deep learning method [J]. Biosystems Engineering, 2020, 194: 261-272.
- [12] 杨森, 冯全, 张建华, 等. 基于轻量卷积网络的马铃薯外部缺陷无损分级[J]. 食品科学, 2021, 42(10): 284-289.
- YANG S, FENG Q, ZHANG J H, et al. Non-destructive classification of potato external defects based on lightweight convolutional network[J]. Food Science, 2021, 42(10): 284-289.
- [13] 汪成龙, 黄余凤, 庄学敏, 等. 基于深度学习的马铃薯畸形检测方法研究[J]. 惠州学院学报, 2018, 38(3): 61-66.
- WANG C L, HUANG Y F, ZHUANG X M, et al. Research on method method potato on deep potato [J]. Journal of Huizhou University, 2018, 38(3): 61-66.
- [14] 张兆国, 张振东, 李加念, 等. 采用改进 YoloV4 模型检测复杂环境下马铃薯[J]. 农业工程学报, 2021, 37(22): 170-178.
- ZHANG Z G, ZHANG Z D, LI J N, et al. Potato detection in complex environment based on improved YoloV4 model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(22): 170-178.
- [15] 史方青, 王虎林, 黄华. 基于卷积神经网络的马铃薯芽眼检测识别研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(6): 159-165.
- SHI F Q, WANG H L, HUANG H. Research on potato buds detection and recognition based on convolutional neural network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(6): 159-165.
- [16] 贾伟宽, 孟虎, 马晓慧, 等. 基于优化 Transformer 网络的绿色目标果实高效检测模型[J]. 农业工程学报, 2021, 37(14): 163-170.
- JIA W K, MENG H, MA X H, et al. Efficient detection model of green target fruit based on optimized Transformer network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(14): 163-170.
- [17] 徐艳蕾, 孔琳琳, 陈清源, 等. 基于 Transformer 的强泛化苹果叶片病害识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 198-206.
- XU Y L, KONG S L, CHEN Q Y, et al. Model for identifying strong generalization apple leaf disease using Transformer [J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(16): 198-206.
- [18] 周丽娟, 毛嘉宁. 视觉 Transformer 识别任务研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(10): 2 969-3 003.
- ZHOU L J, MAO J N. Vision Transformer-based recognition tasks: a critical review[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(10): 2 969-3 003.
- [19] BAZI Y, BASHMAL L, RAHHAL M M A, et al. Vision transformers for remote sensing image classification [J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 516.
- [20] CAI G, ZHU Y, WU Y, et al. A multimodal transformer to fuse images and metadata for skin disease classification[J]. The Visual Computer, 2023, 39(7): 2 781-2 793.
- [21] AFONSO M, FONTEIJN H, POLDER G, et al. Tomato fruit detection and counting in greenhouses using deep learning [J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 571299.
- [22] REEDHA R, DERICQUEBOURG E, CANALS R, et al. Transformer neural network for weed and crop classification of high resolution UAV images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 592.

(上接第 73 页)

- [16] 雷蕾, 石晨. 基于启发式搜索算法的自动采摘机器人路径规划研究[J]. 农机化研究, 2021, 43(7): 240-244.
- LEI L, SHI C. Path planning of automatic picking robot based on heuristic search algorithm[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 43(7): 240-244.
- [17] 徐岩. 基于改进引力搜索算法的高速并联机器人轨迹优化[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 82-86.
- XU Y. Trajectory optimization of high-speed parallel robots based on improved gravity search algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(5): 82-86.
- [18] 张皓宇, 刘晓伟, 任川, 等. 并联机器人正运动学与 NURBS 轨迹规划[J]. 机械设计与制造, 2021, 12(4): 282-292.
- ZHANG H Y, LIU X W, REN C, et al. Parallel robot forward kinematics and NURBS trajectory planning[J]. Mechanical Design & Manufacturing, 2021, 12(4): 282-292.
- [19] 张灵枝, 黄艳, 于英杰, 等. 基于近红外光谱技术的六大茶类快速识别[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(1): 48-59.
- ZHANG L Z, HUANG Y, YU Y J, et al. Rapid identification of six major tea categories based on near-infrared spectroscopy technology [J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2024, 43(1): 48-59.
- [20] 陈兴彬, 肖舜仁, 闵新和, 等. 基于 Workbench 和 nCode 工具的齿轮疲劳建模与寿命分析[J]. 机床与液压, 2022, 50(13): 149-154.
- CHEN X B, XIAO S R, MIN X H, et al. Gear fatigue modeling and life analysis based on Workbench and nCode tools[J]. Machine Tool and Hydraulic, 2022, 50(13): 149-154.