

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.60062

# 基于 IPSO-BPNN-PID 控制的食物 并联机器人抓取技术

Research on food parallel robot grasping technology  
based on IPSO-BPNN-PID control

黄崇富<sup>1</sup> 常宇<sup>2</sup> 刘力超<sup>3</sup>

HUANG Chong-fu<sup>1</sup> CHANG Yu<sup>2</sup> LIU Li-chao<sup>3</sup>

(1. 重庆工程职业技术学院, 重庆 402260; 2. 中煤科工集团重庆研究院有限公司, 重庆 400037;

3. 四川大学锦城学院, 四川 成都 611731)

(1. Chongqing Engineering Vocational and Technical College, Chongqing 402260, China; 2. China Coal Science and Industry Group Chongqing Research Institute Co., Ltd., Chongqing 400037, China; 3. Jincheng College of Sichuan University, Chengdu, Sichuan 611731, China)

**摘要:**目的:解决并联机器人在食物分拣中存在的效率低、精度差等问题。方法:在食物分拣系统结构的基础上,提出了一种改进 BP 神经网络与 PID 控制相结合的 Delta 机器人运动目标抓取策略。通过改进的粒子群优化算法优化 BP 神经网络初始权值,并利用优化的 BP 神经网络对 PID 控制参数进行实时调整。通过试验分析该方法的性能验证其优越性。结果:相比于传统控制方法,所提方法能够较为准确、高效地实现动态目标捕获,动态抓取成功率达到 98% 以上,能够满足食物分拣的需要。结论:通过对运动目标抓取策略的优化可以有效地提高 Delta 机器人的抓取效率和精度。

**关键词:**Delta 机器人;运动目标抓取;食物分拣;PID 控制;BP 神经网络;粒子群优化算法

**Abstract:** Objective: In order to solve the problems of low efficiency and poor precision of parallel robot in food sorting. Methods: Based on the structure of the food sorting system, a moving target grasping strategy of delta robot based on Improved BP neural network and PID control is proposed. The improved particle swarm optimization algorithm is used to optimize the initial weight of BP neural network, and the optimized BP neural network is used to adjust the PID control parameters in real time. The performance of this method is analyzed by experiments, and its superiority is verified. Results: Compared with traditional con-

trol methods, the proposed method can achieve dynamic target capture more accurately and efficiently, and the success rate of dynamic capture is more than 98%, which can meet the needs of food sorting. Conclusion: The grasping efficiency and accuracy of delta robot can be effectively improved by optimizing the grasping strategy of moving target.

**Keywords:** Delta robot; moving target capture; food sorting; PID control; BP neural network; particle swarm optimization algorithm

在中国制造 2025 和工业 4.0 的推动下,机器人技术发展迅速<sup>[1]</sup>。在食品行业,产品往往具有数量多、批量大的特点,因此需要在食品的包装、分拣和装箱等方面投入大量的工作<sup>[2]</sup>。Delta 机器人具有位置控制精度高、末端惯性小、速度快等优点,被广泛应用于食品行业<sup>[3]</sup>。

目前,中国许多学者都在开展 Delta 机器人抓取控制策略的研究,并取得了一些突出的成果。贾超广等<sup>[4]</sup>提出了一种基于机器视觉的并联机器人高速自动分拣方法,该系统能够快速完成包装食品的分拣,分拣速度可达 120 袋/min,极大地提高了生产效率,降低了工人的劳动强度。严培培<sup>[5]</sup>提出了一种基于并联机器人和视觉技术的分拣系统,通过可靠性测试,该系统能够准确分拣,满足非典型食品分拣的设计要求。柳振宇等<sup>[6]</sup>提出了一种新的并联机器人分拣控制方法,结合闭环控制和力矩前馈控制,该方法比传统方法的跟踪误差下降了 70% 左右,最大轨迹误差下降了 50% 左右。吴旭清等<sup>[7]</sup>提出了一种基于并联机器人和视觉技术的分拣系统,并对影响分拣成功率的因素进行分析,找出了影响最大的因素为机器

**基金项目:**国家自然科学基金项目(编号:cstc2020cyj-msxmX0074)

**作者简介:**黄崇富(1972—),男,重庆工程职业技术学院副教授,学士。E-mail:huangcfho@126.com

**收稿日期:**2022-01-26 **改回日期:**2022-05-17

人加速度、机器人速度和传送带速度。倪鹤鹏等<sup>[9]</sup>提出了一种基于机器视觉的 Delta 机器人分拣方法,该方法的最快分选速度为 110 次/min,误抓率小于 2%,漏抓率为 0。虽然上述方法能够满足 Delta 机器人在食品生产中的一般要求,但并联机器人在实际应用中存在抓取成功率低、运行不稳定、效率低等问题,其适应性有待进一步提高。

研究拟将改进 BP 神经网络和 PID 控制相结合用于 Delta 机器人运动目标抓取。采用改进的粒子群优化算法(Improved Particle Swarm Optimization, IPSO)对 BP 神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)初始权值进行优化,并利用优化的 BPNN 对 PID 控制参数实时调整,以期 Delta 机器人分拣技术的发展提供参考。

### 1 分拣系统结构

食品分拣系统主要由三部分组成:上位机、视觉系统和动作执行器,其系统结构如图 1 所示<sup>[8]</sup>。视觉系统中相机安装在传送带上方,选择位置反馈视觉解决方案。散乱放置的目标物体通过传送带运行至相机下方进行图像采集,由图像采集卡对图像进行相关分析和处理,然后将相关信息发送到上位机<sup>[9]</sup>。上位机根据图像信息计算抓取位置。动作执行器为 Delta 机器人本体,在食品分拣系统实际应用中,传送带上的目标食品是随机分布的,因此需制定相应抓取策略以保证生产效率<sup>[10]</sup>。

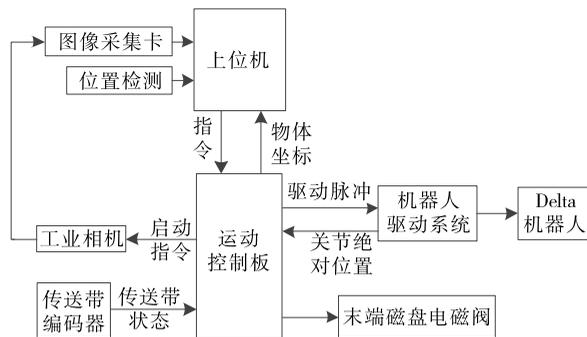


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

## 2 Delta 机器人抓取策略

### 2.1 运动目标抓取分析

在不漏抓和不错抓的前提下,尽可能提高抓取的效率。抓取时带速要与机器人配合,以便机器人能够抓取传送带上的所有目标,同时,最大化机器人的抓取效率<sup>[11]</sup>。

根据传送带上的目标密度调整带速,采用无级调速策略。假设当前带速为  $V_t$ ,最大带速为  $V_{max}$ ,目标物体的当前位置  $X_t$ ,抓取目标的上、下限位为  $X_{max}$  和  $X_{min}$ ,速度如式(1)所示<sup>[12]</sup>。

$$V_t = \begin{cases} V_{max}, X_t \leq X_{min} \\ V_{max} \frac{(X_{max} - X_t)}{(X_{max} - X_{min})}, X_{min} \leq X_t \leq X_{max} \end{cases} \quad (1)$$

如果对带速进行调整,应规划加速度,以减少速度变化对整个系统的影响,起始和结束速度已知。假设起始带速为  $v_0$ ,结束带速为  $v_1$ 。加速度采用正弦运动规律,如式(2)所示<sup>[13]</sup>。

$$a = a_{max} \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right), 0 \leq t \leq T, \quad (2)$$

式中:

$a$ —— $t$ 时刻传送带的加速度,mm/s<sup>2</sup>;

$a_{max}$ ——传送带的最大加速度,m/s<sup>2</sup>;

$T$ ——一次抓放操作的运行时间,s。

速度  $V$  的计算可以通过对式(2)两侧同时积分,如式(3)所示。

$$V = \int a_{max} \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right) dt = a_{max} \frac{T}{2\pi} [1 - \cos\left(\frac{2\pi}{T}t\right)] + V_t \quad (3)$$

对式(3)积分可得位移变化量  $\Delta L$ ,如式(4)所示。

$$\Delta L = \int V dt = a_{max} \frac{T}{2\pi} \left[ t - \frac{T}{2\pi} \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right) \right] + v_1 t \quad (4)$$

综上,机器人坐标系中目标位置  $x$  如式(5)所示<sup>[14]</sup>。

$$x = \Delta L + x_0, \quad (5)$$

式中:

$x_0$ ——跟踪开始时目标位置。

### 2.2 改进粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种全局优化算法,优势为粒子的适应度。速度和位置更新如式(6)和式(7)所示<sup>[15]</sup>。

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_{best_i} - x_i^k) + c_2 r_2 (g_{best} - x_i^k), \quad (6)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (7)$$

式中:

$c_1, c_2$ ——学习因子;

$x_{id}^k$ ——第  $k$  次迭代的位置;

$v_{id}^k$ ——第  $k$  次迭代的速度,mm/s;

$p_{best}$ ——个体最优解;

$g_{best}$ ——全局最优解;

$\omega$ ——权值因子。

考虑到算法早期容易收敛、后期搜索精度低、迭代效率低等问题,从两个方面对算法进行优化<sup>[16]</sup>。

(1) 优化惯性权值:惯性权值越大,全局搜索就越容易。惯性权值越小,局部搜索越容易。随着迭代次数的增加,问题的细节也会增加,而固定值在解决方案解析中存在许多缺陷。因此,引入可变惯性权值,如式(8)所示。

$$\omega = \lambda \cdot \frac{|p_{best_i}(t) - g_{best}|}{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N [p_{best_i}(t) - g_{best}]}, \quad (8)$$

式中:

$\lambda$ ——加权系数,多次试验后取值 0.01;

$N$ ——粒子数;

$t$ ——当前迭代次数;

$p_{best}(t)、g_{best}$ ——当前的个体和全局最优值。

(2) 优化学习因子:通过改进线性增减策略,可以在初始搜索阶段增强全局搜索功能,不易陷入局部最优。在后期,可以加强局部搜索,提高全局最优解的精度。如式(9)和式(10)所示。

$$c_1(t+1) = c_{1max} - (c_{1max} - c_{1min}) \frac{t}{t_m}, \quad (9)$$

$$c_2(t+1) = c_{2max} - (c_{2max} - c_{2min}) \frac{t}{t_m}, \quad (10)$$

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;

$t$ ——粒子的当前迭代次数。

### 2.3 基于 IPSO 优化的 BP 神经网络整定 PID 控制

通过 IPSO 算法优化 BP 神经网络,解决网络收敛慢和易局部极值的缺点,将权值定义为粒子群位置向量,通过 IPSO 寻优,适应度函数如式(11)所示<sup>[17]</sup>。

$$J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (u_n^d - u_n)^2, \quad (11)$$

式中:

$u_n^d、u_n$ ——第  $n$  个样本控制率的理论输出值和实际输出值;

$N$ ——训练样本数。

优化流程如图 2 所示。

将 BP 神经网络的权值作为粒子位置向量各元素的值,即粒子维度是从输入层到隐藏层的连接权值数和隐藏层到输出层的连接权值数之和。网络结构为 4-5-3,粒子长度 35,随机生成 20 组数据,IPSO 算法找到最优初始

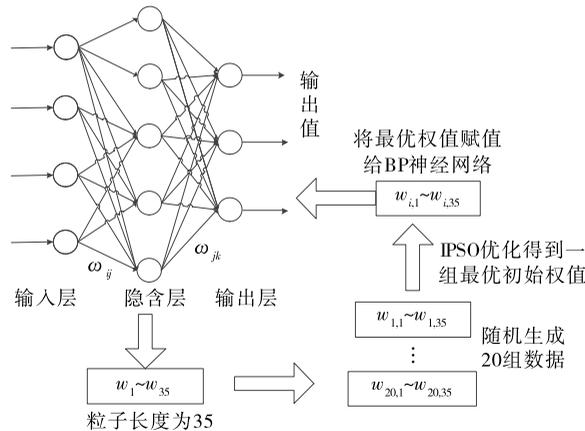


图 2 IPSO-BP 神经网络流程

Figure 2 IPSO-BP neural network process

权值<sup>[18]</sup>。步骤如下:

(1) 采用 ISPO 算法离线训练初始权值。

步骤 1:随机初始化种群。每个粒子在种群中的位置表示网络的初始权重。

步骤 2:计算适应度值  $J$ ,越小性能越好。

步骤 3:不断更新找到最优初始权值。

(2) 通过优化 BP 神经网络实时调整 PID 控制器。

步骤 1:确定网络结构,初始学习率和惯性因子,并将 IPSO 算法优化权值作为网络初值。

步骤 2:计算目标值与当前实际输出之间的偏差。

步骤 3:输出 PID 可调参数  $k_p、k_i、k_d$ <sup>[19]</sup>。

步骤 4:计算控制器输出,即控制率  $u(k)$ 。

步骤 5:更新权值实现 PID 参数自适应调整,并返回步骤 2。

图 3 为 Delta 机器人抓取控制策略结构。

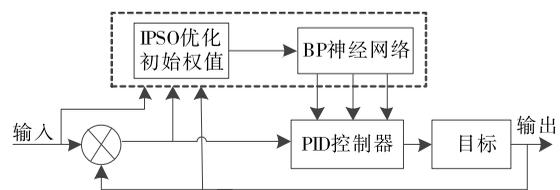


图 3 Delta 机器人抓取控制策略结构

Figure 3 Delta robot grasping control strategy structure

### 2.4 运动目标抓取策略

视觉系统获得拍照时目标在机器人坐标系中的位置 ${}^R P(x_1, y_1, z_1)$ 。机器人末端在任意时刻的位置为 ${}^R P_0(x_{r0}, y_{r0}, z_{r0})$ 。目标在任意时间的位置为 ${}^R P(x_1, y_1, z_1) + v_c(t) - v_c(0)$ 。目标位置和机器人末端之间的位置差 $\epsilon(t)$ 如式(10)所示<sup>[20]</sup>。

$$\epsilon(t) = {}^R P + v_c(t) - v_c(0) - P_{r0}, \quad (12)$$

式中:

$v_c(t)、v_c(0)$ —— $t$ 时刻和拍摄时的编码器读数。

因目标不涉及姿态的变化,可以将式(12)进一步分解,如式(13)所示。

$$\begin{cases} \epsilon_x(t) = x_{r0} - x_1 + [v_c(t) - v_c(0)] \sin\theta \cos\gamma \\ \epsilon_y(t) = y_{r0} - y_1 + [v_c(t) - v_c(0)] \sin\theta \sin\gamma \\ \epsilon_z(t) = z_{r0} - z_1 + [v_c(t) - v_c(0)] \cos\theta \end{cases}, \quad (13)$$

式中:

$\epsilon_x(t)、\epsilon_y(t)、\epsilon_z(t)$ —— $\epsilon$  在 3 个坐标轴的分量;

$\theta$ ——传送带与 X 轴夹角,rad;

$\gamma$ ——传送带和基坐标系平面夹角,rad。

而传送带的行进方向与机器人的 X 轴几乎一致,因此可忽略  $\theta$  和  $\gamma$  的影响。

在下次采样时,机器人末端的目标位置  $P_m$  如式(14)所示。

$$P_m = P_{r0} + m(t), \quad (14)$$

式中:

$m(t)$ ——末端在  $t$  时刻的调整量。

采用 PID 控制策略对机器人进行跟踪抓取。

在上述策略中,如目标的分布密度达到一定值时,单个机器人抓取率会降低,严重影响生产效率。同时,如果传送带上物体的类型和形状不同,机器人必须具有分拣和筛选的能力。在这种情况下,单个机器人很难满足生产需求,需要多机协同完成工作,多机协作抓取流程如图 4 所示。

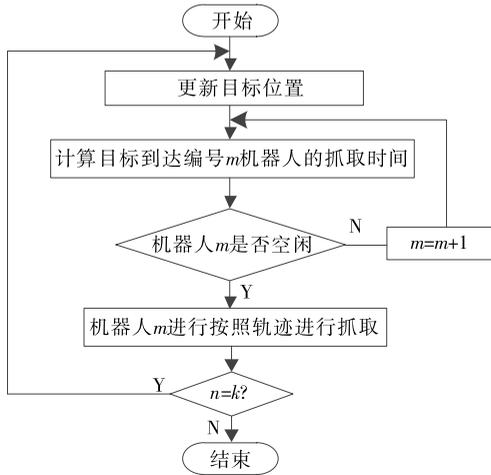


图 4 多机协同分拣流程

Figure 4 Multi machine collaborative sorting process

### 3 结果与分析

#### 3.1 试验参数

为了验证所提出控制方法的有效性,对不同的轨迹抓取效果和不同分拣控制策略进行了对比试验。测试设备为华为 PC,操作系统为 windows 10 64 位旗舰,Intel i5 2450m CPU,2.5 GHz 主频,8 GB 内存。Delta 机器人是深圳华盛科技有限公司生产的 wsc-300d 型并联机器人,相机采用德国生产开发的英美德 USB3.1 型工业相机,并配有索尼感光组件。伺服电机采用松下 MHMD 型伺服电机。编码器为欧姆龙 E2B2-C 型编码器。试验参数和算法参数见表 1 和表 2。

#### 3.2 试验分析

3.2.1 不同优化轨迹抓取 选取某食品厂生产的饼干进行分拣试验,比较了不同的优化轨迹(正弦优化和抛物线优化)的分拣效果。试验过程中,在传输线上随机放置 2 000 块饼干。Delta 机器人在视觉系统的引导下完成分拣工作。表 3 为不同优化轨迹的分拣结果。

从表 3 可以看出,当传送带速度为 200,300 mm/s 时,正弦优化轨迹的分拣成功率最高。将传送带速度从 200 mm/s 增加到 300 mm/s 时,会在一定程度上降低不

表 1 试验参数

Table 1 Test parameters

设备	具体参数	设备	具体参数
试验目标	饼干	相机帧速	120 fps
机器人	三轴 Delta 机器人	相机分辨率	640×480
分拣速率	150 次/min	传送带	速度可调
末端工作空间	600 mm×330 mm		

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

BP 神经网络		IPSO	
参数	值	参数	值
网络结构	4-5-3	种群规模	20
学习速率	0.25	迭代次数	100
惯性系数	0.02	权值因子	[0.4,0.9]
		学习因子	[0,2]

表 3 不同优化轨迹分拣试验结果

Table 3 Sorting test results of different optimized tracks

优化轨迹	输送速度/ (mm·s <sup>-1</sup> )	输送食品 数/个	抓取食品 个数/个	抓取成 功率/%
正弦优化 轨迹	200	2 000	1 994	99.70
	300	2 000	1 972	98.60
抛物线优 化轨迹	200	2 000	1 930	96.50
	300	2 000	1 896	94.80

同优化轨迹的分拣成功率。抛物线优化轨迹的抓取成功率从 96.50%下降到 94.80%,正弦优化轨迹的成功率从 99.70%下降到 98.60%。对不同优化轨迹的对比分析表明,在机器人末端轨迹优化中,正弦优化轨迹优于抛物线优化轨迹。

3.2.2 不同分拣控制策略对比 选择某食品厂生产的饼干进行分拣试验,并将研究提出的控制方法与 BP 神经网络优化的 PID 控制方法(BPNN-PID)<sup>[21]</sup>和 IP SO 优化的 BP 神经网络方法(IPSO-BPNN)<sup>[22]</sup>进行比较。在传输线上随机放置 2 000 块饼干。Delta 机器人在视觉系统的引导下,将进入目标分拣区域的饼干按照要求分拣到相应的位置,完成分拣操作。优化轨迹统一为正弦优化轨。表 4 为不同分拣控制策略的分拣试验结果。

从表 4 可以看出,在不同的传送带速度下,研究提出的控制方法的分拣成功率最高。随着传送带速度从 200 mm/s 增加到 300 mm/s,3 种分拣控制策略的分拣成功率都有一定程度的下降。BPNN-PID 控制方式从 91.00%降至 89.00%,IPSO-BPNN 控制方法从 95.80%降

表 4 不同分拣控制策略的分拣试验结果

Table 4 Sorting test results of different sorting control strategies

分拣控制策略	输送速度/ (mm · s <sup>-1</sup> )	输送食品 数/个	抓取食品 个数/个	抓取成 功率/%
BPNN-PID 控 制方法	200	2 000	1 820	91.00
IPSO-BPNN 控制方法	300	2 000	1 780	89.00
研究提出的控 制方法	200	2 000	1 994	99.70
	300	2 000	1 972	98.60

至 94.00%，研究提出的控制方法从 99.70% 降至 98.60%。这是因为在 PID 控制策略中引入 IPSO-BP 神经网络来实时调整 PID 控制参数，具有较强的抗干扰能力和适应性，提高了 Delta 机器人分拣成功率。

## 4 结论

研究提出了一种基于 IPSO-BP 神经网络和 PID 控制的 Delta 机器人运动目标抓取策略。结合带速控制和目标位置预测，利用 IPSO 对 BP 神经网络的初始权值进行优化，优化后 BP 神经网络对 PID 控制参数进行实时调整。与传统方法相比，研究提出的控制方法的分拣成功率最高，传送带速度为 200 mm/s 时最优值达到 99.70%，具有较强的抗干扰能力和适应性，满足食品分拣的需要，但试验进行研究和分拣的对象仅为饼干，后续应进一步增加食品的种类不断完善整个系统。

## 参考文献

- [1] 吴高华, 杨依领, 李国平, 等. 具有高位移增幅特性的柔顺并联式微动平台[J]. 机器人, 2020, 42(1): 1-9.  
WUG H, YANG Y L, LI G P, et al. Compliant parallel micro motion platform with high displacement and amplitude increase characteristics[J]. Robot, 2020, 42(1): 1-9.
- [2] 刘海龙, 张蕾, 吴海波. 基于双视觉引导的工业机器人立体定位技术的研究[J]. 电气自动化, 2021, 43(1): 116-118.  
LIU H L, ZHANG L, WU H B. Research on stereo positioning technology of industrial robot based on dual vision guidance[J]. Electrical Automation, 2021, 43(1): 116-118.
- [3] 曾劲松, 薛文凯, 徐博凡, 等. 双目视觉引导机器人定位抓取技术的研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019, 12(1): 131-137.  
ZENG J S, XUE W K, XU B F, et al. Research on positioning and grasping technology of binocular vision guided robot[J]. Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2019, 12(1): 131-137.
- [4] 贾超广, 肖海霞. 机器视觉的食品包装快速分拣系统[J]. 食品工业, 2021, 42(5): 276-279.  
JIA C G, XIAO H X. Rapid sorting system for food packaging

- based on machine vision[J]. The Food Industry, 2021, 42(5): 276-279.
- [5] 严培培. 面向非典型食品生产的高速机器人分拣系统设计[J]. 食品与机械, 2016, 32(2): 94-97.  
YAN P P. Design of high-speed robot sorting system for atypical food production[J]. Food & Machinery, 2016, 32(2): 94-97.
- [6] 柳振宇, 薛毓强, 谢祖强. 基于闭环和前馈控制的高速食品分拣机器人控制技术[J]. 食品与机械, 2021, 37(7): 87-93.  
LIU Z Y, XUE S Q, XIE Z Q. Control technology of high-speed food sorting robot based on closed-loop and feedforward control[J]. Food & Machinery, 2021, 37(7): 87-93.
- [7] 吴旭清, 黄家才, 周磊, 等. 并联机器人智能分拣系统设计[J]. 机电工程, 2019, 36(2): 224-228.  
WU X Q, HUANG J C, ZHOU L, et al. Design of intelligent sorting system for parallel robot[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2019, 36(2): 224-228.
- [8] 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 H P, LIU Y N, ZHANG C R, et al. Algorithm of delta robot sorting system based on machine vision[J]. Robot, 2016, 38(1): 49-55.
- [9] 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 L, ZHANG K P. Design of food sorting control system based on parallel robot[J]. The Food Industry, 2020, 41(4): 209-212.
- [10] 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 D X, SHU Z B, SUN X. Design of delta robot sorting and tracking system based on machine vision[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(17): 36-42.
- [11] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 229-237.  
LIU F, LIU Y K, LIN S, et al. Rapid identification method of tomato fruit in complex environment based on improved Yolo[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229-237.
- [12] 赵利平, 吴德刚. 融合 GA 的三点定位夜间苹果目标的识别算法研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(5): 134-138.  
ZHAO L P, WU D G. Research on recognition algorithm of three-point positioning night apple target based on GA[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(5): 134-138.
- [13] 朱建宝, 许志龙, 孙玉玮, 等. 基于 OpenPose 人体姿态识别的变电站危险行为检测[J]. 自动化与仪表, 2020, 35(2): 47-51.  
ZHU J W, XU Z L, SUN Y W, et al. Detection of dangerous behaviors in substations based on OpenPose human posture recognition[J]. Automation & Instrumentation, 2020, 35(2): 47-51.
- [14] 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 W Y, YANG K L. Design of cascade fuzzy adaptive PID control system for four rotor UAV[J]. Mechanical Design & Manufacturing, 2019, 12(1): 227-231.

(下转第 126 页)

多的传统品牌寻求新的市场增长点,面对网络时代追求个性化、高颜值,并且希望用消费表达自己价值观的新需求,包装设计是消费产品成长路径中速度较快、综合效能较好的向度。包装是产品距离消费者的最后一里路,竞争强度更强。真正好的包装设计在货架上,不好的很快被淘汰,而且一个糟糕的设计将要付出的代价是难以估量的。在以审美升级为核心的消费升级背景下,基于快消食品包装的发展现状与趋势,在功能、体验、话题、环保、文化、数字等多重维度上分析和总结快消品包装的设计内容与设计方法,是快消食品包装设计升级的必经之路。

### 参考文献

- [1] 李成肖. 基于自媒体环境下的快消品包装设计研究[J]. 中国包装, 2021, 41(12): 65-67.  
LI C X. Research on packaging design of FMCG based on We-media environment[J]. China Packing, 2021, 41(12): 65-67.
- [2] 许超. 现代包装设计尺度论[D]. 北京: 中国艺术研究院, 2008: 27.  
XU C. On measures of modern packaging design[D]. Beijing: China National Academy of Arts, 2008: 27.
- [3] 张培枫. 消费社会中快速消费品包装设计的转向[J]. 厦门理工学院学报, 2014, 22(4): 106-110.  
ZHANG P F. Transformation in package design for mass consumer goods in the consumer society[J]. Journal of Xiamen University of Technology, 2014, 22(4): 106-110.
- [4] 杨玥灵. 社会化媒体背景下快消品包装对消费者购买意愿的影响研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2020: 3, 62.  
YANG Y L. Research on the influence of FMCG packaging on consumers' purchase intention under the background of social media[D]. Guangzhou, Guangzhou: South China University of Technology, 2020: 3, 62.
- [5] 李子晨. 快消品竞争新利器: 即时零售+下沉市场[N]. 国际商报, 2021-11-24(2).  
LI Z C. FMCG's new competitive weapon: instant retail + sinking market[N]. The International Business, 2021-11-24(2).
- [6] 陈广学. 包装数字化与可视化技术及其应用[J]. 今日印刷, 2018(4): 19-21.  
CHEN G X. Packaging digitization and visualization technology and its application[J]. Print Today, 2018(4): 19-21.
- [7] 邹羽涵, 潘虎. 设计的目标永远是生活[J]. 艺术与设计, 2021, 1(Z1): 140-143.  
ZOU Y H, PAN H. The eternal goal of design is life[J]. Art and Design, 2021, 1(Z1): 140-143.
- [8] 潘虎. 代际更迭引发的食品包装设计观念嬗变[J]. 食品与机械, 2021, 37(7): 102-106.  
PAN H. Changes of perceptions on food packaging design caused by generational variation [J]. Food & Machinery, 2021, 37(7): 102-106.
- [9] 徐晓慧. 人类学视阈下乡村振兴的审美逻辑与艺术实践[J]. 广西民族研究, 2021(6): 110-119.  
XU X H. Aesthetic logic and artistic practice of rural revitalization from the perspective of anthropology[J]. Guangxi Ethnic Studies, 2021(6): 110-119.
- [10] 陶浩, 李笑, 陈敏. 基于改进 ORB 特征的遥操作工程机器人双目视觉定位[J]. 测控技术, 2019, 38(7): 19-23.  
TAO H, LI X, CHEN M. binocular vision of teleoperation engineering robot based on improved orb feature[J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(7): 19-23.
- [11] 宋海涛, 何文浩, 原魁. 一种基于 SIFT 特征的机器人环境感知双目立体视觉系统[J]. 控制与决策, 2019, 34(7): 1 545-1 552.  
SONG H T, HE W H, YUAN K. A robot environment perception binocular stereo vision system based on SIFT feature[J]. Control and Decision, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
- [12] 马伟苹, 李文新, 孙晋川, 等. 基于粗-精立体匹配的双目视觉目标定位方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(1): 227-232.  
MA W P, LI W X, SUN J C, et al. Binocular vision target location method based on coarse fine stereo matching[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(1): 227-232.
- [13] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 240-247.  
LUO J F, QIU G, ZHANG Y, et al. Research on surf binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 240-247.
- [14] 程禹, 王晓华, 王文杰, 等. 基于改进 AKAZE 算法的图像特征匹配方法[J]. 西安工程大学学报, 2020, 34(8): 51-56.  
CHENG Y, WANG X H, WANG W J, et al. Image feature matching method based on improved AKAZE algorithm[J]. Journal of Xi'an Engineering University, 2020, 34(8): 51-56.
- [15] 苏婷婷, 张好剑, 王云宽, 等. 基于费拉里法的 Delta 机器人动态目标抓取算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(6): 128-132.  
SU T T, ZHANG H J, WANG Y K, et al. Delta robot dynamic target grasping algorithm based on Ferrari method[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(6): 128-132.
- [16] 王扬威, 吕佩伦, 郑舒方, 等. SMA 驱动柔性机械臂 BP 神经网络 PID 控制方法研究[J]. 现代电子技术, 2022, 45(10): 176-181.  
WANG Y W, LU P L, ZHENG S F, et al. Research on BP neural network PID control method of SMA driven flexible manipulator[J]. Modern Electronic Technology, 2022, 45(10): 176-181.
- [17] 张淑芳, 宋香明, 朱彬华. 结合改进 PSO-BP 神经网络的无刷直流电机控制[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2021, 54(4): 62-67.  
ZHANG S F, SONG X M, ZHU B H. Brushless DC motor control combined with improved PSO-BP neural network[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis, 2021, 54(4): 62-67.

(上接第 98 页)