

基于视觉的锂电池防爆片摆盘机器人轨迹规划

曹汪华

江苏大学机械工程学院, 江苏 镇江

收稿日期: 2023年10月16日; 录用日期: 2023年11月21日; 发布日期: 2023年11月28日

摘要

针对人工检测锂电池防爆片的正反面并组装效率低、成本高等问题, 研发了一套基于机器视觉的锂电池防爆片自动摆盘系统。由定位相机采集目标的位置信息, 通过Blob分析实现目标定位; 由检测相机采集目标的特征信息, 通过图像配准对目标位置进行修正, 根据ROI视图选取区域的灰度均值来判断防爆片的正反。采用7次B样条曲线构造机械臂关节的运动轨迹, 在满足机械臂约束的条件下, 通过NSGA-II和MOPSO混合算法(NSGAI-MOPSO)以时间消耗少、能耗低和冲击小为优化目标对运动轨迹进行优化。实验结果表明该系统正反检测的准确率在98%以上, 验证了检测算法的有效性; 仿真结果显示, 相较于NSGA-II和MOPSO算法, 该优化方法的非支配解集分布性更好且更加接近真实Pareto前沿, 最终获得的轨迹不仅满足生产线对机械臂运行时间的要求, 还降低了机械臂的能耗和冲击, 提高了防爆片抓取搬运的质量。

关键词

防爆片, 视觉检测, 机械臂, 多目标轨迹优化, Blob分析

Trajectory Planning of Lithium Battery Explosion-Proof Pieces Handling Robot Based on Vision

Wanghua Cao

College of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu

Received: Oct. 16th, 2023; accepted: Nov. 21st, 2023; published: Nov. 28th, 2023

Abstract

Aiming at the problems of low efficiency and high cost of manual inspection on front and back of lithium battery explosion-proof pieces and then assembly, a set of visual location and detection system of explosion-proof pieces of lithium battery handling robot is developed. The location in-

formation of the target is collected by the positioning camera, and the target location is solved by Blob analysis. The detection camera collects the characteristic information of the target, corrects the target position through image registration, and judges the front and back of explosion-proof pieces according to the gray mean of the selected area in ROI. The motion trajectory of the joint of the manipulator is constructed by seventh-degree B-spline curve. Under the condition of satisfying the constraints of the manipulator, the motion trajectory is optimized by NSGA-II and MOPSO hybrid algorithm (NSGA II-MOPSO) with less time consumption, low energy consumption and small impact as the optimization objectives. Experimental results show that front and back detection accuracy of the system is more than 98%, which verifies the effectiveness of the detection algorithm. The simulation results show that, compared with NSGA-II and MOPSO algorithms, the non-dominated set of this optimization method has better distribution and is closer to the real Pareto frontier. And the final trajectory not only meets the requirement of the running time of the manipulator in the production line, but also reduces the energy consumption and impact of the manipulator, and improves the quality of explosion-proof pieces grasping and handling.

Keywords

Explosion-Proof Pieces, Visual Detection, Manipulator, Multi-Objective Trajectory Optimization, Blob Analysis

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着锂电池体积增大、能量储存变高、使用环境变恶劣，电池因损坏而造成爆炸的隐患也在增加[1]。防爆片是电池的核心部件，具有安全阀门的作用，对其不规范的组装将直接影响到电池的使用寿命以及给使用者的安全带来隐患。目前生产线上一般采用人工检测防爆片的正反面并组装，不仅效率低、成本高、工作量大且长时间工作会给人眼带来一定的损伤。近年来迅速发展的机器视觉技术越来越广泛地用于产品检测[2] [3]；在机械臂原本集成技术的基础上，应用视觉定位技术，改变了传统机械臂单一、重复性的工作方式[4] [5]。

潘广耀等人[6]提出一种模板匹配与卡尺边缘拟合相结合的方法，实现目标工件精确定位与检测，但该方法需要提前制作工件的标准模板，如果模板不合格，即便获取的目标图像很清晰，该算法也无法准确识别目标信息。赵鹏宇等人[7]基于机器视觉技术提取目标图像的边缘特征从而达到识别工件的目的，通过定位工件的质心实现目标的定位，但忽略了提取不标准工件质心的难度。唐宇等人[8]提出基于区域划分识别平面工件的方法，该方法只适用于表面无遮挡的工件。

上述研究中只考虑解决目标定位不精确的问题，没有考虑对机械臂运行轨迹进行优化。因此，文中以防爆片为研究对象，通过视觉系统实现对工件定位与检测；采用7次B样条曲线完成机械臂轨迹规划，保证轨迹的高阶连续性和平滑性，同时采用NSGAI-MOPSO混合算法对机械臂运行时间、能耗和轨迹冲击这三个目标同时优化，完成快速、稳定且无冲击的防爆片抓取搬运过程。

2. 防爆片自动摆盘系统设计

2.1. 系统结构

防爆片摆盘检测系统结构如图1所示，包括SCARA型机械臂、翻转装置、检测相机、定位相机、

振动盘等。其中机械臂的夹爪采用如图 2 所示的双吸嘴吸盘，大大提升了系统的工作效率。

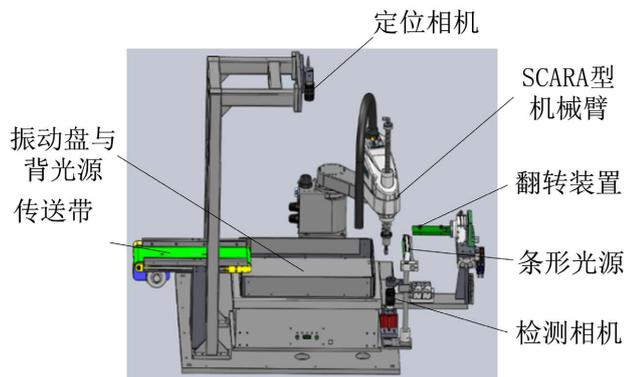


Figure 1. Structure of explosion-proof pieces automatic swing system
图 1. 防爆片自动摆盘系统结构

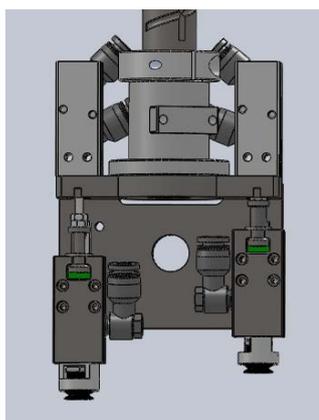


Figure 2. Double nozzle sucker
图 2. 双吸嘴吸盘

2.2. 系统运行流程

首先传送带将防爆片运输到振动盘上，定位相机将振动盘上的防爆片信息反馈给上位机，上位机对防爆片图像进行识别定位，如果识别的目标都堆叠在一起，会给振动盘发送信号将堆叠的防爆片振散。之后机械臂将防爆片吸并取得经过检测相机上方，检测目标的正反，如果检测结果为正，则将目标直接运送到下一工位的传送带上；检测结果为反则运输到翻转装置上，最后翻转装置旋转 180°将目标放入下一工位的传送带上。

3. 防爆片识别定位与正反检测

3.1. 防爆片识别定位

针对机械臂自身运动范围的限制以及防止机械臂与振动盘周围碰撞，对目标图像进行如图 3 所示的 ROI 目标区域选择。

由于采集的目标图像存在模糊、噪声等干扰，为了后续提高防爆片定位的准确性，需对图像进行预处理。图像预处理目的是为了去除噪声干扰、凸显目标区域以及增强相关信息的可检测性[9]，其主要步骤包括中值滤波、图像增强、形态学处理，图像预处理的效果如图 4 所示。

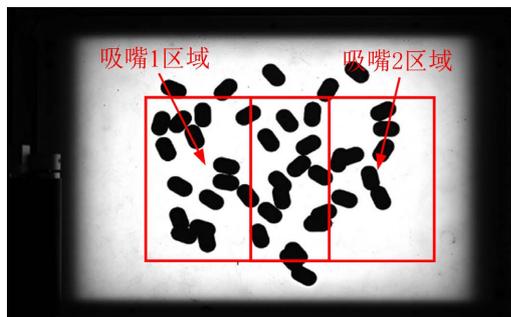


Figure 3. Suction range of each nozzle
图 3. 各吸嘴吸取范围

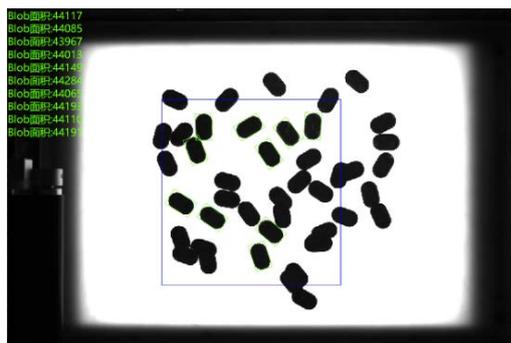


Figure 4. Blob analysis in the first nozzle region
图 4. 吸嘴 1 区域 Blob 分析

本文采用 Blob 分析对防爆片进行定位, Blob 分析是通过遍历行像素, 将图像中具有相同像素的连通域划分, 能够将目标从背景中分离出来, 从而可以获得目标的数量、形状和位置信息, 能够有效提高机器视觉算法的效率。Blob 分析算法包括图像分割、形态学处理、连通性分析和特征提取等技术[10], 图 4 是对图 3 中的吸嘴一区域进行 Blob 分析, 并通过设定连通域面积的阈值筛选出单个未堆叠的防爆片。最后获取图 5 所示的特征参数, 图中防爆片的质心坐标是在像素坐标系中获取的, 需要通过手眼标定将该坐标转换为机械臂基坐标系中的坐标, 机械臂的末端吸盘旋转角度与图中防爆片的角度相关, 通过这些参数就确定了防爆片的位置信息。

序号	面积	周长	质心X	质心Y	角度	长轴	短轴	圆形度	矩形度
0	44117.000	816.892	1857.440	2093.923	32.005	287.093	178.762	0.686	0.860
1	44085.000	820.566	2013.771	1523.470	69.076	287.891	178.442	0.682	0.858
2	43967.000	805.571	2101.928	1271.886	87.955	286.818	177.887	0.682	0.862
3	44013.000	814.791	2192.731	2246.534	33.996	288.071	177.978	0.678	0.858
4	44149.000	818.063	2585.302	1274.427	148.878	288.089	178.609	0.681	0.858
5	44284.000	822.080	2705.953	2664.301	71.565	288.451	178.404	0.680	0.861
6	44065.000	818.548	2800.467	1561.537	56.821	288.370	178.116	0.679	0.858
7	44193.000	810.833	2816.222	2397.364	40.236	288.444	178.752	0.681	0.857
8	44110.000	816.205	2999.237	1338.611	54.224	288.024	178.402	0.682	0.858
9	44191.000	810.884	3268.556	1264.831	94.316	287.600	178.514	0.683	0.861

Figure 5. Characteristic parameters of explosion-proof pieces in the first nozzle region
图 5. 吸嘴 1 区域防爆片特征参数

3.2. 单位防爆片正反检测

图 6 为检测相机拍摄的图像，其中左侧的防爆片为正面，可以看出上方 ROI 目标区域亮下方 ROI 目标区域暗；而防爆片的反面则相反。因此可以通过求取两个 ROI 目标区域的灰度均值的差值来判断防爆片的正反。灰度均值的计算公式如下：

$$Mean = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(x_i, y_i) / (M \times N) \quad (1)$$

其中 $Mean$ 为灰度均值； $M \times N$ 为像素点总数； $f(x_i, y_i)$ 为相应坐标处的灰度值。



Figure 6. Front and back detection of explosion-proof pieces
图 6. 防爆片正反检测

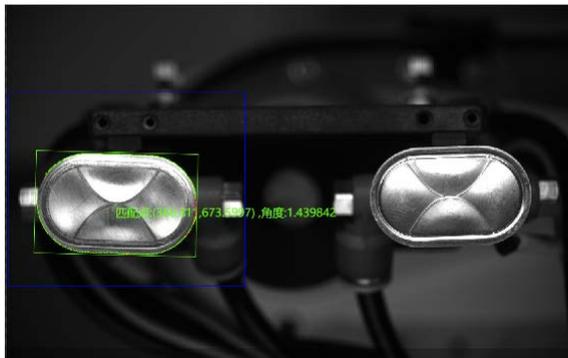


Figure 7. Template matching of left explosion-proof piece
图 7. 左侧防爆片模板匹配

由于系统存在误差，机械臂每次运行到检测区域的位置都会存在差别，这会造成选取的 ROI 目标区域的偏移，因此需要通过图像配准对图像中偏移的防爆片位置进行修正。当检测左侧防爆片的正反时，首先建立基准点，通过基于形状特征的模板匹配获取图 7 所示防爆片的匹配点像素坐标和角度，然后根据模板匹配结果中的匹配点与基准点的相对位置，通过式(2)进行仿射变换，实现防爆片位置的修正。右侧防爆片位置的修正也是如此。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 (x, y) 为原始坐标， (u, v) 为变换后的坐标； t_x 表示图像在 x 方向上的平移量， t_y 表示图像在 y 方向上的平移量； θ 则表示图像的旋转角度。

4. 基于时间、能耗和冲击的轨迹规划

4.1. 优化目标描述

防爆片识别定位完成后，机械臂则可以完成抓取任务，在满足机械臂自身约束的条件下，规划出一条理想的运行轨迹，该轨迹必须准确通过关键的目标点，且时间、能耗和冲击三个目标达到最优。根据多目标优化数学模型[11]，定义如下优化目标：

$$S_1 = T = \sum_{i=0}^{n-1} \Delta t_i = \sum_{i=0}^{n-1} (t_{i+1} - t_i) \quad (3)$$

$$S_2 = \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T a_i^2 dt} \quad (4)$$

$$S_3 = \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T j_i^2 dt} \quad (5)$$

式中： T 为机械臂运行轨迹一次的总时间； Δt_i , t_i , t_{i+1} 分别为运行第*i*段轨迹的时长、起始时间和结束时间； a_i , j_i 分别为第*i*个关节的加速度和加加速度； S_1 为运行时间，衡量机械臂的运行效率； S_2 为关节平均加速度，衡量机械臂关节的能耗； S_3 为关节平均加加速度，衡量机械臂关节的冲击与轨迹的平滑度。

构造机械臂关节轨迹时，需要考虑机械臂的位移、速度、加速度和加加速度等约束，即：关节位移 $|q(t)| \leq q_{\max}$ ；关节速度 $|v(t)| \leq v_{\max}$ ；关节加速度 $|a(t)| \leq a_{\max}$ ；关节加加速度 $|j(t)| \leq j_{\max}$ 。

4.2. 关节轨迹曲线的构造

在机械臂轨迹规划中，传统的高阶多项式插值[12]不具有局部可控性，不利于机械臂的运动控制。由于B样条曲线具有凸包性、局部支撑性等特性，故本文采用7次非均匀B样条曲线来完成机械臂关节轨迹的构造。B样条曲线[13]表现形式如下：

$$p(u) = \sum_{j=0}^n d_j N_{j,k}(u) = \sum_{j=i-k}^i d_j N_{j,k}(u) \quad (6)$$

式中 d_j 为控制顶点； $N_{j,k}(u)$ 为*k*次B样条的基函数； $u \in [u_i, u_{i+1}] \subseteq [u_k, u_{n+1}] \subset [u_0, u_{n+k+1}]$ 为归一化时间向量； $p(u)$ 为时间*u*处的关节位置。

为了使机械臂轨迹经过目标点 ${}^m P_i$ ，需通过目标点反求出B样条轨迹曲线的控制顶点。 $n+k$ 个控制顶点 d_i 与节点矢量 U 可求解该B样条轨迹曲线，其中： $u_0 = u_1 = \dots = u_k = 0$ ， $u_{n+k} = u_{n+k+1} = \dots = u_{n+2k} = 1$ ，对轨迹的时间节点 t_i 归一化并使用累计弦长参数化方法得到内节点值：

$$u_i = u_{i-1} + \frac{|\Delta t_{i-k-1}|}{\sum_{j=0}^{n-1} |\Delta t_j|} \quad (7)$$

其中 $i = k+1, \dots, n+k-1$ ， $\Delta t_k = t_{k+1} - t_k$ ($k = 0, 1, \dots, n-1$)为弦长。由关节-时间变量列出 $n+1$ 个方程：

$$p(u_{i+k}) = \sum_{j=i}^{i+k} d_j N_{j,k}(u_{i+k}) = P_i \quad (8)$$

式中 $u_{i+k} \in [u_k, u_{n+k}]$, $i = 0, 1, \dots, n$ 。因此7次B样条需要增加*k*-1即6个附加方程才能求解方程组，令机械臂始末速度、加速度和冲击为0得到6个方程，联立式(8)反求出控制顶点，再由控制顶点和时间节点矢量完成轨迹的构造。

4.3. 基于 NSGAI-MOPSO 的轨迹优化

NSGA-II与 MOPSO 算法都是仿生进化算法、全局优化算法、随机搜索算法、并行性算法。其中 NSGA-II算法拥有搜索能力强、鲁棒性好等优点；而 MOPSO 拥有搜索效率高、收敛速度快等优点。

针对上述两种算法的异同点本文提出 NSGAI-MOPSO 混合算法，父代种群在同一次迭代中经过 NSGA-II和 MOPSO 算法分别生成种群大小为 N 的两个子代种群，然后合并子代种群与父代种群得到种群规模为 $3N$ 的新种群，经过非支配排序，从新种群中选择 N 个合适的个体作为下一代父代种群，经过迭代后得到 Pareto 最优解集，该算法求解多目标轨迹优化问题的流程如图 8 所示。该混合算法扩大了搜索空间，加强了搜索深度，相较其中任意算法拥有更好的收敛性。

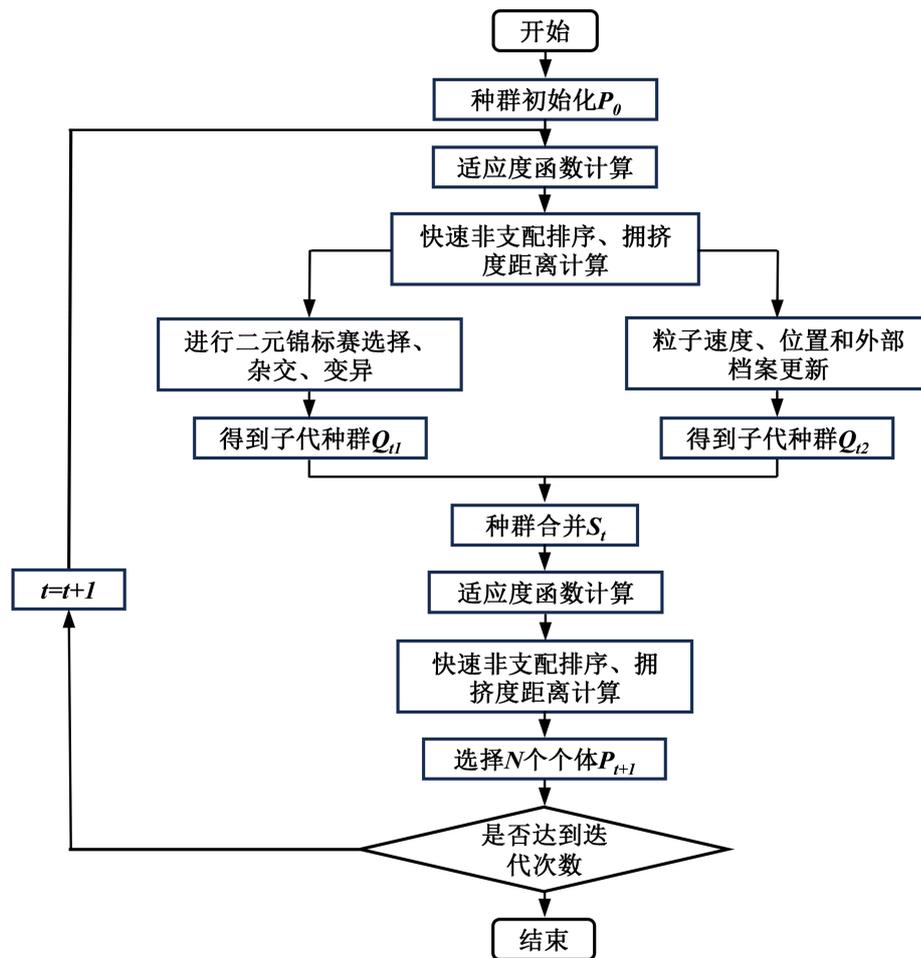


Figure 8. Process of solving optimal trajectory using NSGAI-MOPSO
图 8. NSGAI-MOPSO 混合算法求解最优轨迹流程

5. 实验结果及分析

5.1. 防爆片正反检测试验

为了检测该系统的准确性，在真实场景下对防爆片的正反进行检测实验，检测结果如表 1 所示。可以看出，该系统丝毫不受时间和工作量的影响，检测的准确率比较稳定，长时间工作下其准确率在 98% 以上，可以很好的代替人眼进行工作。

Table 1. Detection test of explosion-proof pieces
表 1. 防爆片检测实验

总检测个数	系统检测正确个数	系统检测误差(%)
100	99	1
200	197	0.5
400	397	0.75
800	793	0.88
1200	1188	0.84
1600	1586	0.94

5.2. 机械臂轨迹规划仿真

选取笛卡尔空间中的目标点作为 SCARA 型机械臂运动轨迹中经过的关键位置节点, 通过逆运动学计算出关节空间各关节位置序列, 表 2 为机械臂经过的关节位置序列。在如表 3 所示的运动学约束条件下, 通过 NSGAI-MOPSO 算法对机械臂的时间、能量消耗和机械臂冲击进行优化, 得到各关节位置序列的最优点集。该算法的参数选择为种群规模 200, 交叉概率 0.8, 变异概率 0.05, 交配池规模 100, 迭代次数 100, 惯性常量 0.5, 局部学习因子 1, 全局学习因子 2, 杂交分布指数 20, 变异分布指数 20。采用 7 次 B 样条构造关节轨迹, 指定机械臂初始时刻的速度、加速度以及加加速度为 0。

Table 2. Joint position series
表 2. 位置序列

节点	关节 1 (°)	关节 2 (°)	关节 3 (mm)	关节 4 (°)
p_0	17.54	-111.64	100.00	-94.10
p_1	-11.25	-119.31	226.00	-60.00
p_2	-11.25	-119.31	221.00	-60.00
p_3	-35.59	-111.64	226.00	-45.00
p_4	-2.67	-91.52	126.00	-94.19
p_5	-19.52	91.57	246.00	-17.95
p_6	-14.77	88.06	236.00	-16.70
p_7	17.54	-111.64	100.00	-94.10

Table 3. Kinematic constraints
表 3. 运动学约束

关节	v_{\max}	a_{\max}	j_{\max}
1	260°/s	1300°/s ²	7800°/s ³
2	300°/s	1500°/s ²	9000°/s ³
3	650 mm/s	3250 mm/s ²	19500 mm/s ³
4	280°/s	1400°/s ²	8400°/s ³

以 S_1 时间、 S_2 能耗和 S_3 冲击作为优化函数, 从图 9 可以看出 NSGAI-MOPSO 算法的 Pareto 前沿的分布性较好且更加靠近原点, 图中越靠近 A 点机械臂按轨迹运行一次时间越短, 但机械臂的能耗和冲击

越大；越靠近 B 点机械臂能量消耗和冲击越小，机械臂按轨迹运行一次时间越长。机械臂能耗与冲击大小是同向的，它们与运行时间大小反向。从图 10 看出基于 NSGAI-MOPSO 得到的最优值优于其中任意一个单一算法，且混合算法有助于跳出局部最优。

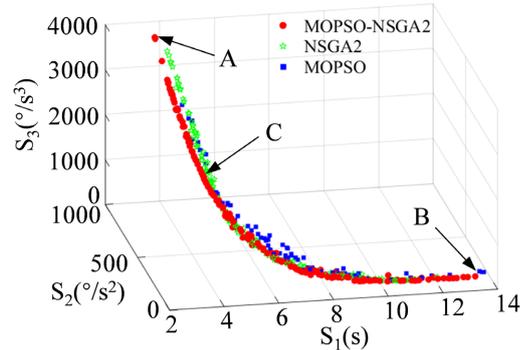


Figure 9. Pareto front surface of trajectory optimization based on different algorithms
图 9. 基于不同算法的轨迹优化 Pareto 前沿面

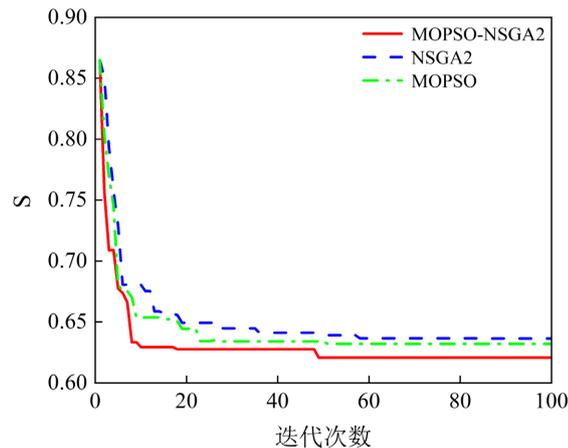


Figure 10. Pareto front surface of trajectory optimization based on different algorithms
图 10. 基于不同算法的轨迹优化 Pareto 前沿面

表 4 给出了 Pareto 前沿上三个点的数据值。由于本文任务要求，对机械臂运行时间要求较高，采用加权目标函数方法得到图 9 上 C 点这个解，其中运行时间的权重为 0.8、机械臂能耗和冲击的权重都是 0.1。将 C 点作为机械臂轨迹优化的最终解，机械臂运行时间 $S_1 = 4.1917s$ ，关节平均加速度 $S_2 = 304.6928^\circ/s^2$ ，平均加加速度 $S_3 = 1501.1156^\circ/s^3$ ，优化出的时间节点向量 $\Delta t = [0.7786, 0.2361, 0.3753, 0.3447, 1.1546, 0.0411, 1.2584]$ ，优化前机械臂运行时间为 6 s，优化后的运行时间比优化前的运行时间减少 30%，得到图各关节的位移变化曲线如图 11，其中图上的“·”是机械臂通过的目标点。

Table 4. Trajectory optimal partial data of manipulator

表 4. 机械臂轨迹优化部分数据点值

序号	时间	能耗	冲击
A	3.8083	996.1737	3649.9050
B	16.4581	18.0055	23.9047
C	4.1917	304.6928	1501.1156

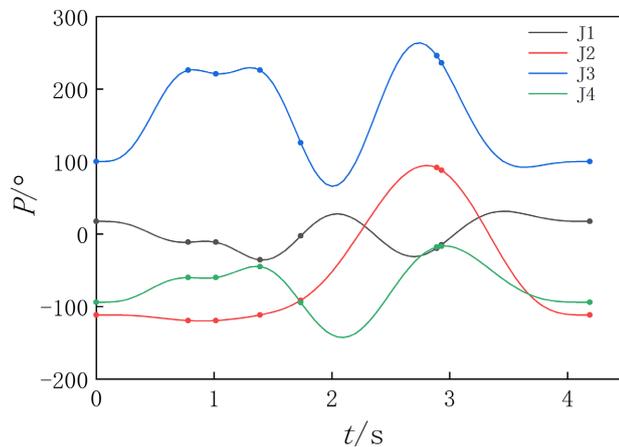


Figure 11. The trajectory curve of each joint of the manipulator
图 11. 机械臂各关节轨迹曲线

图 12 给出了优化后机械臂各关节速度、加速度和加加速度曲线。从图中可以看出，采用 7 次 B 样条曲线，可得速度、加速度和加加速度稳定连续的轨迹且初始时刻速度、加速度和加加速度都为 0。文献[14]采用 5 次 B 样条曲线构造关节运动轨迹并简单的将时间作为优化目标。而本文采用 7 次 B 样条作为运动轨迹，避免了 5 次 NURBS 曲线构造关节运动轨迹带来机械臂起停时加加速度不能自行指定的问题，这可能会引起机械臂起始时产生冲击造成机械臂振动的现象。NSGA-II 算法能实现机械臂多目标综合优化，在满足生产线对机械臂运行时间要求的同时，尽可能的降低机械臂的能耗和冲击。

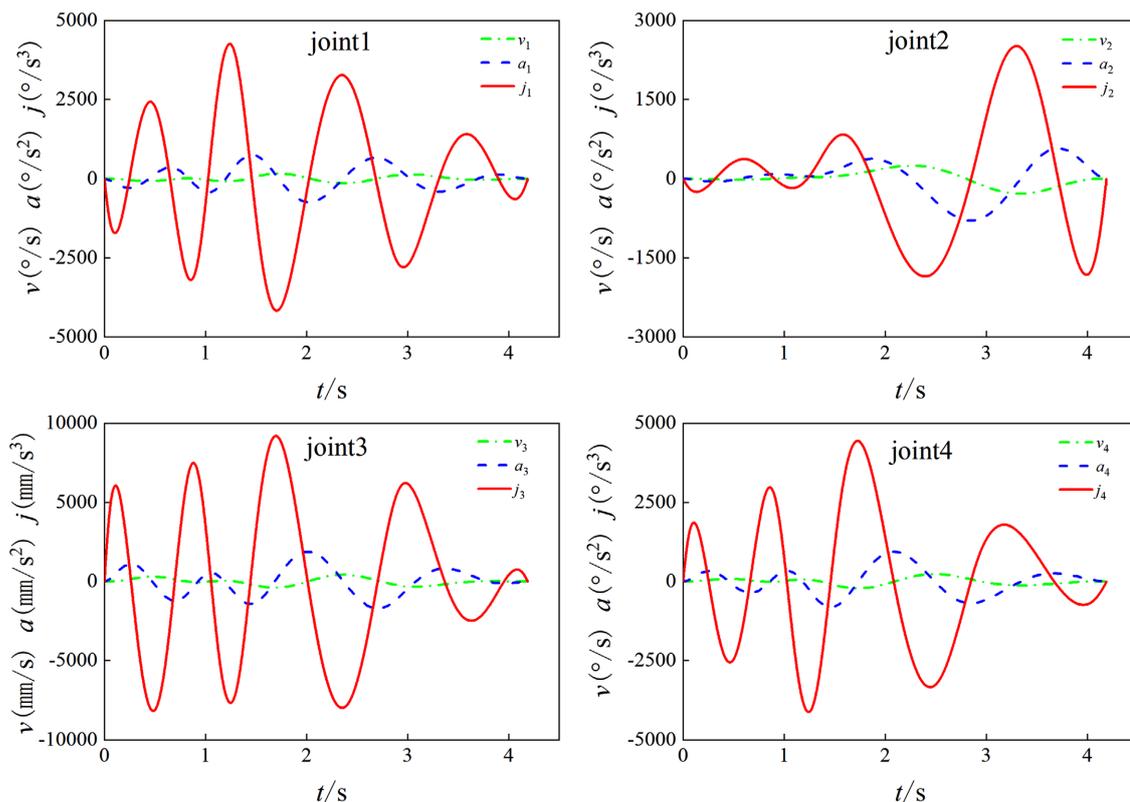


Figure 12. Velocity, acceleration and acceleration curve of each joint of manipulator
图 12. 机械臂各关节速度、加速度和加加速度变化曲线

6. 结论

随着视觉的发展和应用, 人工抓取工件逐渐被机器人替代。本文设计了防爆片自动摆盘系统, 系统检测的准确率比较稳定, 长时间工作下其准确率在 98% 以上。该系统采用 7 次 B 样条曲线作为机械臂关节的插值曲线, 在运动约束的条件下, 以运动时间、能耗、冲击作为优化目标, 提出了 NSGAI-MOPSO 算法并对机械臂的运行轨迹进行优化, 该算法能够有效跳出局部最优, 解决了 NSGA-II 容易陷入早熟的问题, 而且基于该算法得到的 Pareto 前沿面分布更加均匀, 很好的提高了收敛速度。结果表明, 提出的 NSGAI-MOPSO 算法具有较高的实用价值, 可以为机械臂高效、可靠、持久地作业提供指导。

参考文献

- [1] 蒋南希. 新能源汽车锂电池防爆盖结构设计[J]. 电源技术, 2018, 42(8): 1129-1133.
- [2] Luo, J.X., Yang, Z.Y., Li, S.P., et al. (2021) FPCB Surface Defect Detection: A Decoupled Two-Stage Object Detection Framework. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **70**, 5012311. <https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3092510>
- [3] Li, W.H., Zhang, H.O., Wang, G.L., et al. (2023) Deep Learning Based Online Metallic Surface Defect Detection Method for Wire and Arc Additive Manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, **80**, 102470. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102470>
- [4] 刘正琼, 万鹏, 凌琳, 等. 基于机器视觉的超视场工件识别抓取系统[J]. 机器人, 2018, 40(3): 294-300+308.
- [5] 孙先涛, 程伟, 陈文杰, 等. 基于深度学习的视觉检测及抓取方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(10): 2635-2644.
- [6] 潘广耀. 基于机器视觉的工业机器人目标定位及检测系统研究[D]: [硕士学位论文]. 青岛: 青岛科技大学, 2022.
- [7] 赵鹏宇, 王宗彦, 丁培燎, 等. 基于机器视觉的并联机器人工件识别定位[J]. 制造技术与机床, 2021(12): 15-20.
- [8] 唐宇, 吴清潇, 朱枫. 平面工件的识别与定位方法研究[J]. 机械设计与制造, 2015(10): 172-175.
- [9] 胡鹰, 侯政通, 安宇, 等. 全域优化孪生向量机的钢板表面缺陷图像分类[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(10): 140-150.
- [10] 陈逢军, 吕继阳, 胡天, 等. 基于 U-Net 网络的柱面透镜视觉定位策略[J]. 中国机械工程, 2023, 34(5): 505-514.
- [11] Mahapatra, G.S. and Roy, T.K. (2006) Fuzzy Multi-Objective Mathematical Programming on Reliability Optimization Model. *Applied Mathematics and Computation*, **174**, 643-659. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2005.04.105>
- [12] 孙玥, 魏欣. 基于五次多项式的码垛机器人轨迹规划[J]. 包装工程, 2017, 38(21): 159-163.
- [13] 黄鸿辉. 光学自由曲面超精密车铣加工运动学分析及仿真研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [14] 钟飞, 黄振. 基于遗传算法的电容装盘机器人轨迹规划[J]. 包装工程, 2019, 40(9): 185-191.