

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0084-08

多尺寸工件喷涂轨迹优化方法与仿真验证

李 锁^{1,2}, 郭宇成¹, 赵新奇¹

(1. 沈阳理工大学 机械工程学院, 沈阳 110159; 2. 广州民航职业技术学院 民航电子信息工程学院, 广州 510403)

摘要:为解决多尺寸工件自动化喷涂中,传统轨迹规划因工件尺寸多变需反复调试、效率低,且喷涂易出现涂层重叠漏喷、均匀性差的问题,提出融合模拟退火(simulated annealing, SA)的改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法,对机器人喷涂轨迹实施时间最优控制,轨迹生成采用B样条曲线,轨迹控制采用3-5-3插值,该插值能适配多尺寸工件曲面形态,保障轨迹平滑,避免机器人急停急启引发的喷涂断料堆料;改进PSO引入SA概率接受机制,规避传统PSO局部最优,实现时间与精度协同优化。为验证方案有效性,基于MATLAB构建“点云建模-路径规划-控制效果优化”闭环仿真环境;先通过高精度点云扫描获取工件三维数据并建模,再用改进算法生成适配轨迹,最后仿真模拟并调参验证。试验表明,改进算法使喷涂时间降低65%,涂层均匀性误差<5%,厚度标准差由传统方法18.6%降至3.5%。研究为多尺寸工件自动化喷涂提供高精度、高鲁棒性的虚拟验证框架,也为自适应轨迹生成与仿真领域技术突破、喷涂生产线智能化升级提供参考与支撑。

关键词:改进PSO-SA算法;B样条插值;喷涂路径规划;最优轨迹规划;机器人;点云建模

中图分类号: TP242;TP18;TH16;TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0084-08

Research on spraying trajectory optimization and simulation for multi-sized workpieces

Li Suo^{1,2}, Guo Yucheng¹, Zhao Xinqi¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;

2. College of Electronic and Information Engineering of Civil Aviation, Guangzhou Civil Aviation College, Guangzhou 510403, China)

Abstract: To address the challenges in automated spraying of multi-size workpieces, where traditional trajectory planning requires repeated adjustments due to varying workpiece dimensions—leading to low efficiency, coating overlap, missed sprays, and poor uniformity—this paper proposes an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm integrated with simulated annealing (SA) for time-optimal control of robotic spraying trajectories. The trajectory generation employs B-spline curves, while trajectory control adopts a 3-5-3 interpolation scheme. This interpolation method adapts to the surface contours of multi-size workpieces, ensuring smooth trajectories and avoiding issues such as spraying interruptions or material accumulation caused by abrupt stops and starts of the robot. The improved PSO incorporates SA's probability-based acceptance mechanism to escape local optima, achieving a balance between time efficiency and precision. To validate the effectiveness of the proposed approach, a closed-loop simulation environment encompassing "point cloud modeling-path planning-control effect optimization" is constructed based on MATLAB. The process begins with high-precision 3D data acquisition and modeling of workpieces via point cloud scanning. Subsequently, the improved algorithm generates adaptive trajectories, followed by simulation and parameter tuning for verification. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm reduces spraying time by 65%, maintains coating uniformity error below 5%, and decreases the standard deviation of coating thickness from 18.6% with conventional methods to 3.5%. This study provides a high-precision and highly robust virtual validation framework for the automated spraying of multi-size workpieces. It also offers valuable insights and support for technological advancements in adaptive trajectory generation and simulation, thereby contributing to the intelligent upgrade of spraying production lines.

Keywords: improved PSO-SA algorithm; B-spline interpolation; spraying path planning; time-optimal trajectory planning; robot; point cloud modeling

随着智能制造与绿色制造的深度融合,喷涂工艺作为金属零部件表面处理的核心环节,在汽车、航空航天等高端装备制造领域的地位日益凸显^[1]。传统的人工示教编

程适用于一些简单的喷涂场合,虽然操作方便,简单直观,但存在编程效率低、轨迹精度差等缺点^[2]。曾海峰^[3]基于3D视觉技术,通过获取点云数据完成曲面重构,针对喷涂

收稿日期:2025-09-15;录用日期:2025-10-31

基金项目:辽宁省属本科高校基本科研业务费专项资金资助(LJ212410144022)

作者简介:李 锁(1979—),博士,副教授,研究方向为机器人控制。

通信作者:郭宇成(2000—),硕士研究生,研究方向为先进数控技术及应用。

引用本文:李锁,郭宇成,赵新奇.多尺寸工件喷涂轨迹优化方法与仿真验证[J].自动化技术与应用,2026,45(10):84-91.(Li Suo,Guo Yucheng,Zhao Xinqi.

Research on spraying trajectory optimization and simulation for multi-sized workpieces[J].Techniques of Automation and Applications,2026,45(10):84-91.)

机器人自动路径规划问题,深入研究轨迹规划策略,有效提升了复杂曲面工件喷涂轨迹规划的适应性与精准度; Nieto 等^[4]采用点云切片结合球面网格映射的方法实现喷涂轨迹自动生成,该方法通过将三维扫描点云映射至结构化参数域,从而简化轨迹拼接与姿态规划过程,实验验证了其在无 CAD 模型条件下的适用性。Liu 等^[5]提出动态自适应 PSO+3-5-3 混合多项式插值框架,以时间-速度联合优化实现喷涂任务时间缩短 15%,验证了群体智能算法在多目标轨迹优化中的优势。上述方法对于喷涂机器人控制有着重要的参考意义,但是对于多尺寸工件的轨迹规划有待提升,大多方法仅针对提高轨迹规划的精度或喷涂精度,没有平衡两者找到一个既能提高喷涂效率又能保证喷涂精度的方法,在实际生产中需要一种既能保证减少机器人喷涂时间的最佳轨迹,又能控制机器人喷涂的稳定性从而达到更好的喷涂均匀性。

本文改进传统粒子群优化算法,通过采用非线性动态改变学习因子与收缩因子来动态调整惯性权重和加速常数,通过引入退火算法对结果进行扰动,多次寻优,有效避免了陷入局部最优的问题,实现机器人机械臂的时间最优轨迹规划;建立喷涂模型,点云建模,轨迹规划,将改进后的算法进行应用,对 10 组工件进行喷涂实验,该方法涂层均匀性误差<5%,涂层厚度标准差由传统方法的 18.6% 降至 3.5%。为智能制造提供了兼具理论创新性与工程实用性的参考价值。

1 喷涂沉积厚度模型

喷涂沉积厚度模型是用于预测喷涂过程中涂层在工件表面累积厚度的数学模型^[6],其核心作用在于优化喷涂工艺参数、控制涂层均匀性及减少材料浪费。该模型通过分析喷枪运动轨迹、涂料流量、雾化特性及表面几何等因素^[7],量化涂层生长规律,帮助工程师精准调节喷涂速度、间距等参数,确保涂层质量达标,同时提升生产效率和资源利用率。

1.1 单点静态平面喷涂模型

为了更好地研究静态平面喷涂,现将喷枪在平面工作原理简化为如图 1 所示模型。

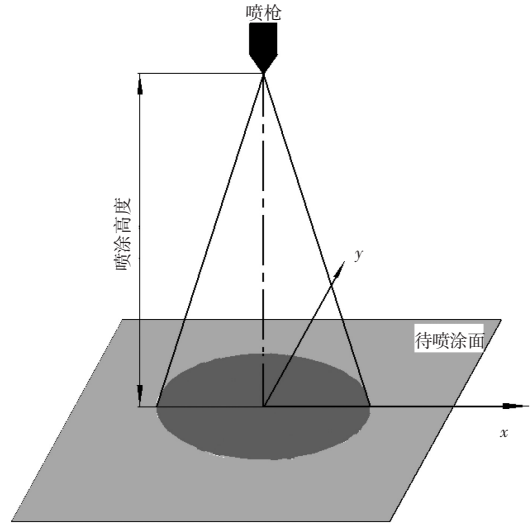


图 1 静态平面喷涂模型

Fig. 1 Static planar spray painting model

在喷涂工艺中,涂层厚度分布常呈现“中心厚、边缘薄”的双模态特性,因此可采用椭圆双 β 分布模型^[8]描述平面静态喷涂的厚度分布,涂层累积速率在椭圆区域内任意点 $P(x, y)$ 的表达式为

$$v_p = v_{\max} \left(1 - \frac{x^2}{a^2}\right)^{\beta_1-1} \left[1 - \frac{y^2 a^2}{b^2 a^2 - b^2 x^2}\right]^{\beta_2-1} \quad (1)$$

其中, a 为椭圆长半轴(x 方向), b 为椭圆短半轴(y 方向), $v_{\max}$ 为中心点 $O(0, 0)$ 的最大累积速率, β_1 为 x 方向分布形状参数, β_2 为 y 方向分布形状参数,定义域为

$$\begin{cases} -a \leq x \leq a \\ -b\sqrt{1 - \frac{x^2}{a^2}} \leq y \leq b\sqrt{1 - \frac{x^2}{a^2}} \end{cases} \quad (2)$$

通过式(1)可以绘出如图 2 所示模型。

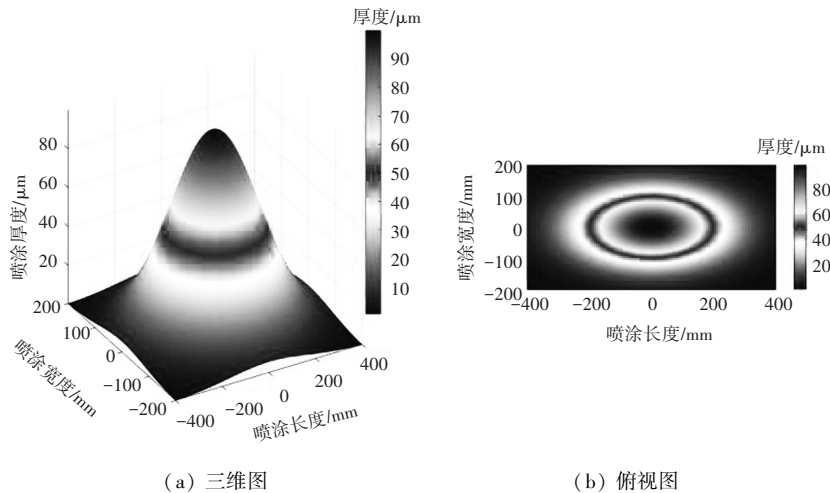
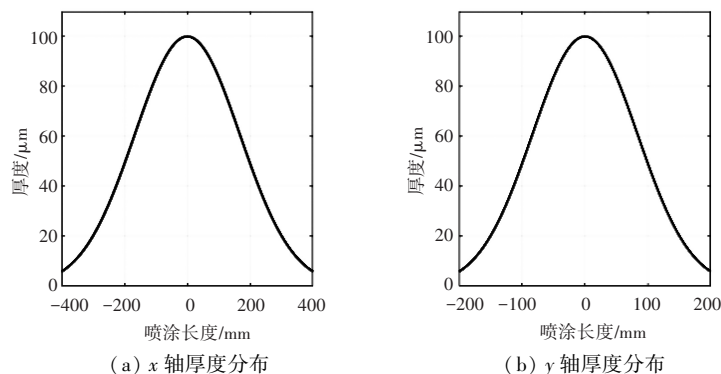


图 2 椭圆双 β 沉积厚度分布

Fig. 2 Coating thickness profile described by the elliptical double-beta model

图3 x, y 轴平面厚度分布Fig. 3 Coating thickness distribution on the x - y plane

1.2 连续动态曲面喷涂模型

单点喷涂与连续喷涂作为表面处理的核心工艺^[9],其差异源于喷枪运动模式与沉积机理的不同。单点喷涂采用静态沉积方式,喷枪固定于目标位置完成局部涂覆,适用于微型元件修复或精密梯度涂层制备,但因离散作业模式易在重叠区域产生厚度突变,导致表面粗糙度较高且层间结合强度受限。连续喷涂通过对单点喷涂沉积模型进行运动转换^[10],喷枪沿轨迹匀速运动实现动态沉积,喷涂过程中两条相邻轨迹产生叠加效应如图4使涂层厚度分布连续均匀,计算出两条轨迹的理想喷涂间距如图5可使喷涂表面光滑度显著提升。

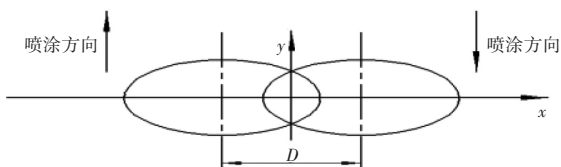


图4 喷涂重叠示意图

Fig. 4 Schematic diagram of spray path overlap

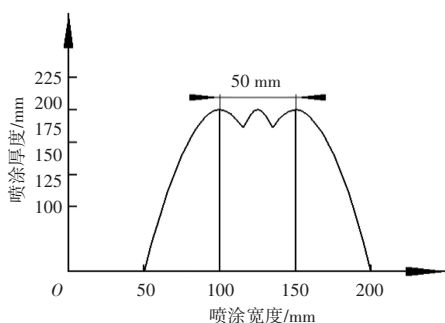


图5 理想喷涂重叠厚度

Fig. 5 Coating thickness in an ideal spray overlap model

传统静态喷涂模型假设涂料沉积仅与空间位置相关^[11],忽略喷枪运动速度对涂料扩散的时空耦合效应,本文基于质量守恒与动量传递原理,构建了动态喷涂积分方程,涂料雾化粒子在空气中的运动遵循扩散-对流方程,使喷涂模拟结果更加真实可靠,喷涂沉积厚度分布图如图6,图7所示,喷枪移动速度 $v(\tau)$ 在短时间间隔内视为恒定;涂料沉积速率与喷枪瞬时流量 $Q(\tau)$ 成正比,考虑喷

枪沿路径 $s(\tau)$ 运动,空间点 (x, y) 在时刻 t 的沉积厚度 $T(x, y, t)$ 可表示为历史沉积的叠加。

$$T(x, y, t) = \int_0^t Q(\tau) f[x - s_x(\tau), y - s_y(\tau)] g[t - \tau; v(\tau)] d\tau \quad (3)$$

式中, $f(x, y)$ 为静态沉积分布,采用双 β 模型, $g(t, v)$ 为动态核函数,表示速度引起的时空扩散效应。

基于边界层理论,推导其表达式为

$$g(t, v) = \frac{1}{\sqrt{4\pi D(v)t}} \exp\left(-\frac{(x - vt)^2 + y^2}{4D(v)t}\right) \quad (4)$$

式中,扩散系数 $D(v)$ 通过实验标定发现与速度呈幂律关系。

$$D(v) = D_0 \left(\frac{v}{v_0}\right)^\gamma \quad (5)$$

其中, γ 为速度敏感性指数。

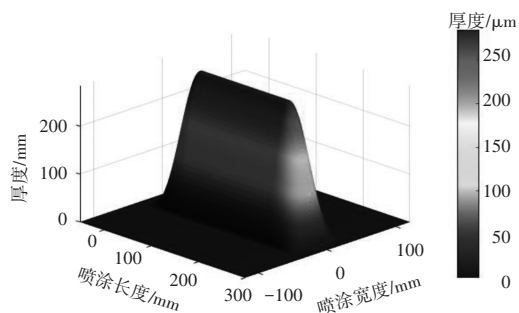


图6 喷涂沉积厚度 3D 图

Fig. 6 3D plot of spray deposition thickness

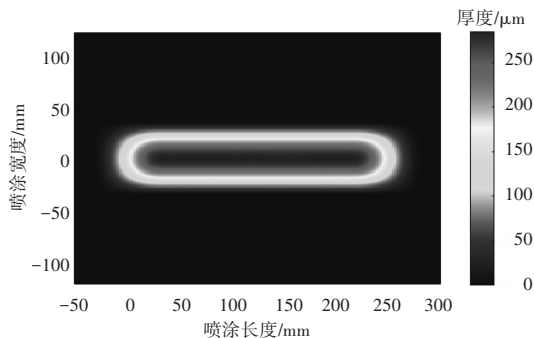


图7 喷涂沉积厚度俯视图

Fig. 7 Top view of the spray deposition thickness

2 喷涂轨迹规划

通过深度相机扫描工件点云将扫描完成的点云文件进行预处理,去除噪声以及离群点^[12],并对其沿 z 轴进行等距水平层切片,切片完成后根据切面片与点云交点确定控制点分布,再通过 3-5-3 插值法进行 B 样条曲线拟合,生成光滑均匀的喷涂轨迹。

2.1 喷涂工件的点云建模

通过深度相机对工件进行采样,得到初始点云集^[13],对点云模型进行切片处理,将工件点云模型沿 z 轴进行等距切片,由于点云是无序排列,切片完成后在一个切面片中对 x, y 坐标进行排列确定点云位序^[14]。

切片完成后,遍历每个切片层点云,点云数据通常包含如传感器误差、环境干扰等噪声和离群点,需通过滤波方法剔除异常点以提高切片质量,先通过统计滤波法半径滤波法^[15],对明显离群孤立点云与噪声进行过滤,统计滤波法通过遍历单个点云周围一定数量的点云进行过滤,半径滤波法通过中心点半径 r 外的点云进行过滤^[16]。

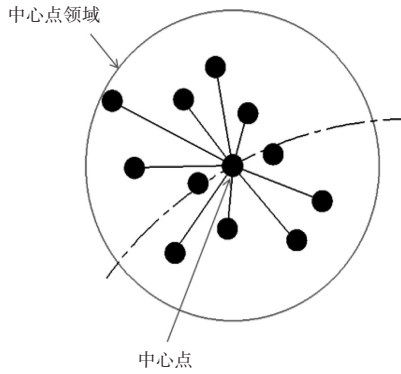


图 8 统计滤波法示意图

Fig. 8 Statistical filtering method

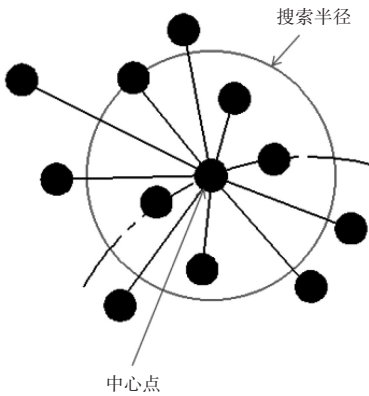


图 9 半径滤波法示意图

Fig. 9 Radius filtering method

为了节省过滤时间,先通过统计滤波法对大范围外明显孤立点进行过滤,首先进行邻域分析,对每个点 p_i , 计算其固定邻域内点的平均距离 μ_j 和标准差 σ_j , 然后对全局阈值进行设定,设定全局标准差倍数阈值 $\mu_j + \alpha\sigma_j$, 通常系数 $\alpha = 1.0 \sim 3.0$, 本研究选择 $\alpha = 1.5$, 超过该值的

点视为离群点,过滤邻域内大于 $\mu_j + \alpha\sigma_j$ 的离群点,再通过半径滤波法对小范围进行过滤。

2.2 基于 B 样条曲线的路径生成

B 样条曲线因局部支撑性、连续性与形状可调性,成为复杂曲面路径规划的优选工具^[17]。对于工件表面点云数据集 $\{P_j(x_j, y_j, z_j)\}$, 其数学表达式为

$$C(u) = \sum_{j=0}^n N_{j,k(u)} P_j \quad (6)$$

其中, $N_{j,k(u)} P_j$ 为 k 阶 B 样条基函数,通过递归公式定义。

$$N_{j,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_j \leq u < u_{j+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$N_{j,k}(u) = \frac{u - u_j}{u_{j+k} - u_j} N_{j,k-1}(u) + \frac{u_{j+k+1} - u}{u_{j+k+1} - u_{j+1}} N_{j+1,k-1}(u) \quad (8)$$

2.3 3-5-3 分段式多项式插值

3 次多项式插值在运用时可以生成光滑的曲线,但是在机器人控制上却无法约束条件,5 次多项式插值运算量过大,故采用 3-5-3 分段插值,在运动轨迹的不同区间采用不同插值方法,如曲率过大处,采用 5 次插值法,直线或曲率较小处采用 3 次插值法,表达式为

$$\theta_1(t) = a_{10} + a_{11}t + a_{12}t^2 + a_{13}t^3 \quad (9)$$

$$\theta_2(t) = a_{20} + a_{21}t + a_{22}t^2 + a_{23}t^3 + a_{24}t^4 + a_{25}t^5 \quad (10)$$

$$\theta_3(t) = a_{30} + a_{31}t + a_{32}t^2 + a_{33}t^3 \quad (11)$$

式中, $\theta_1(t)$ 、 $\theta_2(t)$ 、 $\theta_3(t)$ 在组合多项式路径规划中,分别代表路径的不同时间段的规划函数。

为了实现平滑的轨迹规划,除了空间位置约束外,还需对角度、角速度及角加速度进行约束。这些约束条件被用来构建一个线性方程组,表达式分别为式(12)~(14)所示。

$$\begin{cases} \theta_1(0) = \theta_0 \\ \theta_2(0) = \theta_1(1) \\ \theta_3(0) = \theta_2(1) \\ \theta_3(1) = \theta_f \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \dot{\theta}_1(0) = \dot{\theta}_0 \\ \dot{\theta}_2(0) = \dot{\theta}_1(1) \\ \dot{\theta}_3(0) = \dot{\theta}_2(1) \\ \dot{\theta}_3(1) = \dot{\theta}_f \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} \ddot{\theta}_1(0) = \ddot{\theta}_0 \\ \ddot{\theta}_2(0) = \ddot{\theta}_1(1) \\ \ddot{\theta}_3(0) = \ddot{\theta}_2(1) \\ \ddot{\theta}_3(1) = \ddot{\theta}_f \end{cases} \quad (14)$$

由上述条件可列出矩阵 A 如式(15)所示,其中的时间系数为每段插值时间。矩阵 b 如式(16)所示,其中 x_n 表示第 n 段插值位移。3-5-3 组合分段多项式的系数可由式(17)求解^[18]。

$$A = \begin{bmatrix} t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 & t_2^2 & t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 & 2t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 & 2 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & t_3^3 & t_3^2 & t_3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 6t_3 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$b = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ x_3 \ 0 \ 0 \ x_0 \ 0 \ 0 \ x_2 \ x_1]^T \quad (16)$$

$$a = A^{-1}b \quad (17)$$

3 改进的 PSO 算法

3.1 传统的 PSO 算法

PSO 算法中的个体称为粒子,其中每个群由在 d 维搜索空间中随机初始化的 N 个粒子组成^[19]。在搜索过程中,粒子 i 由两个向量进行定义, $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ 。

其中, V_i 为粒子速度, X_i 为粒子位置,每个粒子 i 的位置始终都有搜寻到的最佳位置代替当前位置,为方便编写,用 Pb_i 表示当前位置 $Pbest_i$,用 Pg 表示最佳位置 $Pgbest$ 。 X_i 和 V_i 的更新公式分别如式(18)、(19)所示^[20]。

$$V_{id}^{t+1} = wV_{id}^t + c_1r_1[Pb_{id}^t - X_{id}^t] + c_2r_2[Pd_d^t - X_{id}^t] \quad (18)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1} \quad (19)$$

X_{id}^t 和 V_{id}^t 表示第 i 个粒子在 d 维上第 t 次迭代的速度和位置。 Pb_{id}^t 是第 i 个粒子在 d 维上第 t 次迭代所搜寻到的最佳位置, Pg_d^t 是整个群在第 t 次迭代所搜寻到的最佳位置^[21]。 t 和 $t+1$ 分别表示当前和下一次迭代。 w 是惯性权重, c_1 和 c_2 分别代表粒子的 Pb_{id}^t 和 Pg_d^t 权重的加速度系数。 r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 内的随机数。每个粒子的个人历史最佳位置和全局最佳位置在每次迭代中分别使用公式(20)、(21)进行更新^[22-23]。

$$Pb_{id}^{t+1} = \begin{cases} X_{id}^{t+1}, & f(X_{id}^{t+1}) \leq f(Pb_{id}^t) \\ Pb_{id}^t, & f(X_{id}^{t+1}) > f(Pb_{id}^t) \end{cases} \quad (20)$$

$$Pg_d^{t+1} = \begin{cases} Pg_d^t, & f(Pg_d^t) \leq \min[f(Pg_d^t)] \\ Pb_{id}^{t+1}, & f(X_{id}^{t+1}) > \min\{f(Pg_d^t)\} \end{cases} \quad (21)$$

式中, f 是优化问题的目标函数,以求取最小值为例对 Pb_{id} 和 Pg_d 进行更新。这样,粒子速度由 3 部分组成。第 1 部分是粒子保持先前速度时的惯性,第 2 部分是对粒子本身的认识,第 3 部分是粒子之间的信息交流与合

作^[24-25]。尽管标准的 PSO 算法可以用于机械臂路径规划,但是它同样存在着许多的不足之处,比如恒定的惯性权重值不利于平衡本地搜索和全局搜索,且随着迭代的进行,粒子逐渐向局部最优解聚集,使得种群多样性降低,从而导致算法陷入局部最优^[26-28]。

3.2 SA 算法基本原理

SA 算法是一种基于概率的局部优化算法,其灵感来源于物理学中的退火过程。在搜索过程中,SA 算法通过随机扰动当前解,并通过一定的概率接受不如当前解的解,从而避免陷入局部最优。计算新解的适应度差 ΔE 。

$$\Delta E = T(x') - T(\text{gbest}) \quad (22)$$

如果 $\Delta E < 0$, 则接受新解;如果 $\Delta E > 0$, 则以一定的概率接受新解。

退火过程的接受准则为

$$P_{\text{accept}} = \exp\left(-\frac{\Delta E}{T(t)}\right) \quad (23)$$

其中, ΔE 为新解与当前解的能量差, $T(t)$ 为当前温度,随着迭代逐渐降低更新全局最优解,如果经过模拟退火优化后的解更优,则更新 gbest 。

3.3 改进 PSO 算法

六轴喷涂机器人的优化问题涉及路径规划和喷涂参数的调整。标准的 PSO 算法能够在曲率变化较小的环境中实现机械臂的路径规划。然而在更复杂的环境下,标准的 PSO 算法的性能往往不尽如人意,具体表现为收敛速度慢、搜索路径过程中的收敛精度低、陷入局部收敛的问题,因此需要对标准的 PSO 算法进行改进。

基于 PSO 算法模仿鸟类觅食行为,采用速度-位置搜索模型迭代获取最优解的一种智能算法其表达式为

$$V_{id}^{t+1} = wV_{id}^t + c_1r_1(p_b^t - X_{id}^t) + c_2r_2(g_b^t - X_{id}^t) \quad (24)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (25)$$

学习因子的关乎 PSO 算法中的粒子个体经验与群体

经验对轨迹的影响,常设置两者相同,但会陷入局部收敛,在基本 PSO 算法中学习因子一般取 0~4 之间的定值,此处改进 PSO 算法中的学习因子采用非线性动态学习因子,可以提高局部收敛的能力^[29-32]。将两个学习因子设计为动态值,随着算法不断的迭代 c_1 逐渐减小, c_2 逐渐增大。因此算法在初期强化了粒子的个体学习能力在后期强化了粒子的全局认知能力。 c_1 、 c_2 的表达分别为

$$c_1 = 4\sin\left[\frac{\pi}{4}\left(1 - \frac{n}{N}\right)\right]^2 \quad (26)$$

$$c_2 = 4\sin\left(\frac{n\pi}{4N}\right)^2 \quad (27)$$

式中, n 为当前粒子迭代次数; N 为粒子最大迭代次数。
 为了提高喷涂时间和稳定性,可以结合 PSO 算法和 SA 算法,以实现喷涂时间最优化和喷涂稳定性最优化,每次 PSO 算法更新后,本文使用 SA 算法对全局最优解进行局部优化。模拟退火通过扰动当前解,并根据温度下降的概率接受新解。

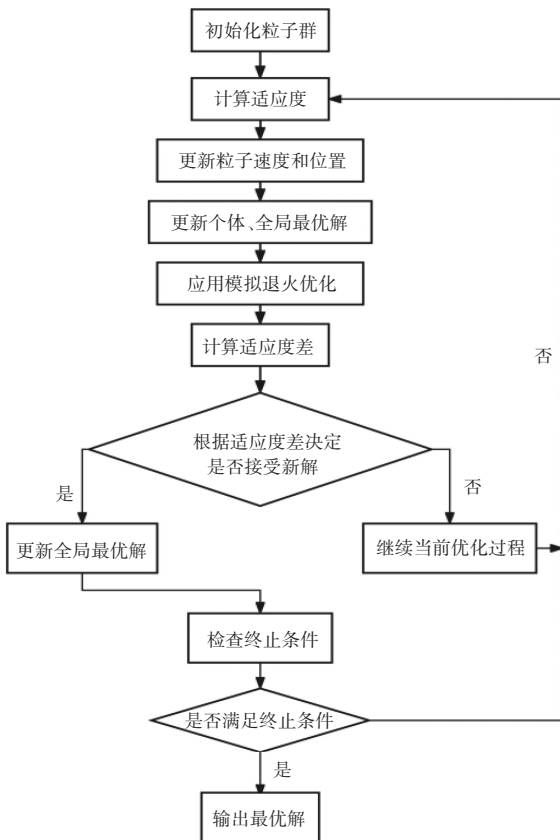


图 10 PSO-SA 算法流程图

Fig. 10 Flowchart of the PSO-SA algorithm

4 轨迹规划与试验验证

4.1 点云生成与处理

使用深度相机采集模型表面数据后,确定车门为喷涂区域后,相机进行扫描,扫描完成后以点云信息进行保存,如图 11,原始点云数据量大且分布杂乱,直接进行点云切片处理不够高效,因此需要对这些数据进行去噪、滤波,以简化点云数据量并提升处理效率,处理后的点云数据如图

12 所示,其记录了车门表面的几何形状和关键特征点,为后续的点云切片做准备。

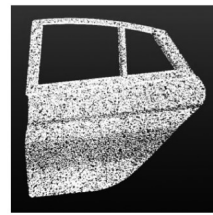


图 11 原始点云模型

Fig. 11 Original point cloud model

4.2 轨迹生成

对该点云模型进行切片处理,在切片面上的点作为控制点,然后,通过 3-5-3 多项式插值法进行轨迹拟合,生成的轨迹如图 14 所示,通过改进后的 PSO 算法进行机器人时间最优优化,优化结果如图所示,最后,通过对控制点进行机器人位姿逆向计算,得到机器人的位姿信息,输入到机器人程序中,则机器人按照喷涂轨迹规划实现了车门的自动喷涂。

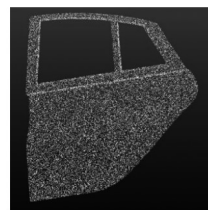


图 12 处理后点云模型

Fig. 12 Processed point cloud model

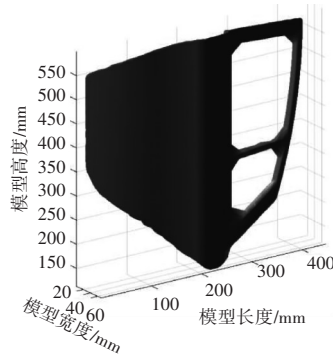


图 13 重建后模型

Fig. 13 Reconstructed model

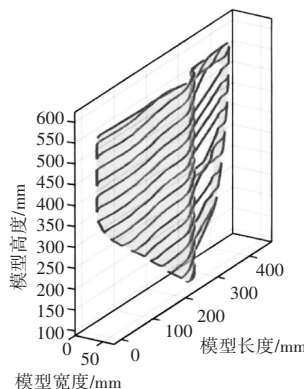


图 14 车门喷涂轨迹

Fig. 14 Spray trajectory for the car door

4.3 时间最优结果分析

通过对比标准 PSO 算法和改进 PSO 算法,验证时间优化的效果,经过验证,改进后的 PSO 算法将原本的 10 s

运行时间缩短到 3.5 s,时间缩短约 65%,如图 15、16 所示,各关节运行平滑无突变,收敛更快且收敛性更好,如图 17 所示。

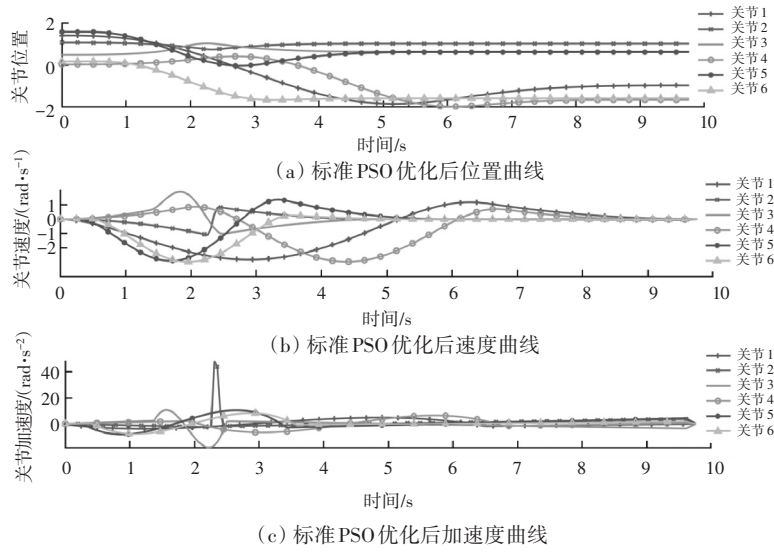


图 15 标准 PSO 算法优化结果

Fig. 15 Optimization results of the standard PSO algorithm

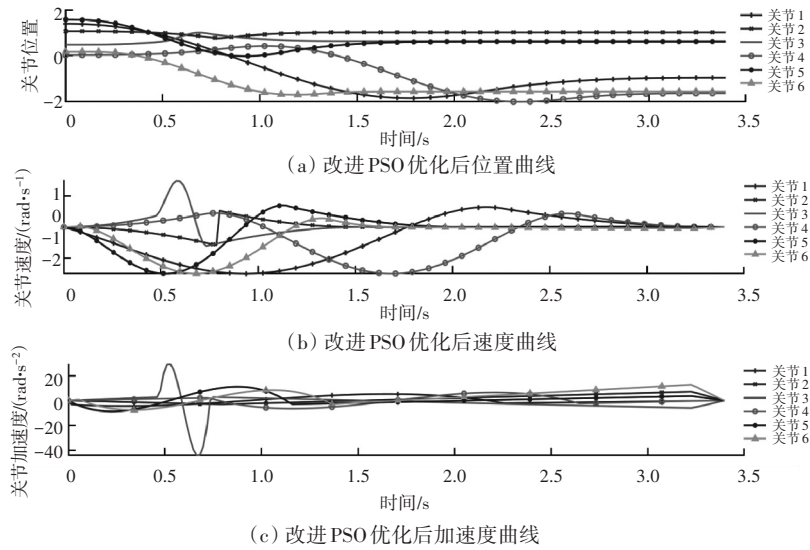


图 16 改进 PSO 算法优化结果

Fig. 16 Optimization results of the improved PSO algorithm

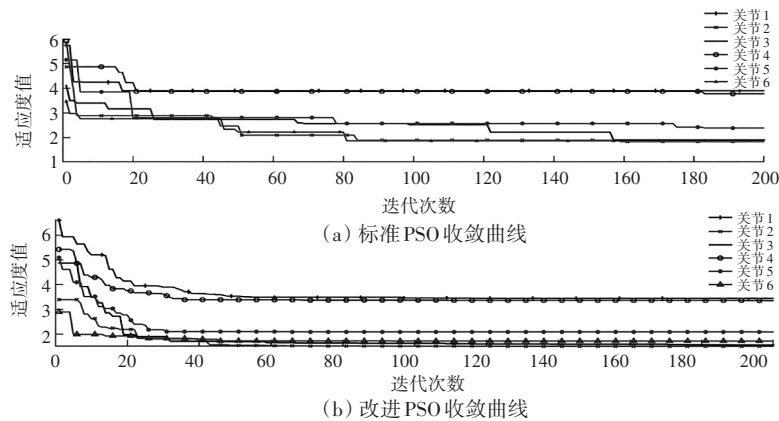


图 17 各关节收敛情况对比

Fig. 17 Comparison of joint convergence performance

4.4 喷涂结果分析

对10组工件进行喷涂实验,涂层厚度标准差由传统方法的18.6%降至3.5%。进一步分析表明,均匀性提升主要得益于路径曲率的平滑性与速度曲线的连续性。

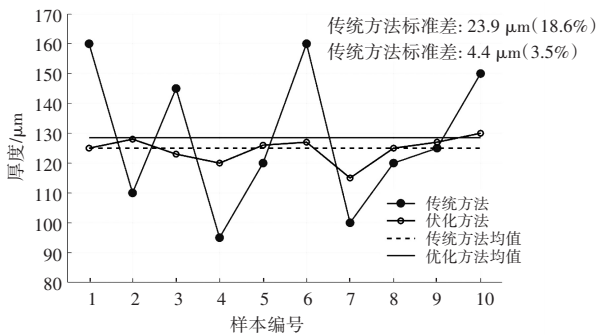


图18 传统方法与优化方法喷涂厚度对比

Fig. 18 Comparison of coating thickness between traditional and optimized methods

5 结论

本文通过 MATLAB 实现了多尺寸工件喷涂轨迹的高保真仿真,通过3-5-3多项式插值法对喷涂点进行插值拟合,生成平滑路径,采用改进后的 PSO 算法对机器人运动时间进行优化,将两个学习因子设计为动态值,并通过引入退火算法对结果进行扰动寻优,防止陷入局部最优解,试验结果表明,改进后的 PSO 算法将原本的10 s 运行时间缩短到3.5 s,时间缩短约65%,涂层厚度标准差由传统方法的18.6%降至3.5%。通过对比,改进后的 PSO 算法在路径平滑性、作业效率与成膜厚度上均优于传统方法。

参考文献

- [1] 李雷,甘正升,高文化.关于喷涂机器人起喷距离标准化设定的研究[J].现代涂料与涂装,2025,28(6):57-59,63.
- [2] 曾斌,潘敬峰,李元,等.智能喷涂机器人编程方法与遥操作技术研究综述[J].控制与决策,2025,40(4):1057-1078.
- [3] 曾海峰.基于3D视觉的曲面重构和喷涂机器人喷涂轨迹研究与实现[D].广州:华南理工大学,2022.
- [4] Nieto Bastida S, Lin C Y. Autonomous trajectory planning for spray painting on complex surfaces based on a point cloud model[J]. Sensors, 2023, 23(24):9634.
- [5] Liu J, Liu S, Song M, et al. Time-optimal robotic arm trajectory planning for coating machinery based on a dynamic adaptive PSO algorithm[J]. Coatings, 2024, 15(1):2.
- [6] Li P, Jiang D, Xu C, et al. The influence of process parameters on flow-field characteristics and coating properties in nanocomposite spray deposition[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2025, 141: 1716-1728.
- [7] Zhang P, Gao W, Zhao C, et al. A parametric distribution model of electrostatic spray rotating bell and application for automobile painting[J]. Journal of Coatings Technology and Research, 2023, 20(5):1727-1745.

- [8] 陈诗明,陈雁,陈文卓,等.V形面喷涂成膜数值模拟[J].表面技术, 2023, 52(6):285-295.
- [9] 郭勤政.面向船舶舱室的喷涂区域目标检测与轨迹规划方法研究[D].镇江:江苏科技大学,2024.
- [10] 李文亚,邢词皓.冷喷涂固态增材制造沉积体形貌控制数值模拟的研究进展与展望[J].焊接学报,2023,44(10):1-11,133.
- [11] 齐淑林,郑权,黄兆品,等.机器人喷涂涂层厚度模型分析与试验研究[J].机械科学与技术,2023,42(9):1423-1429.
- [12] 张磊,潘琳,姚曹星.大型集装箱船精细化涂装方法优化研究[J].珠江水运,2024,(24):135-137.
- [13] 朱光兴,杨莎莎,张浩,等.基于PCL的三维点云去噪方法研究[J].世界有色金属,2017,(17):31-32.
- [14] 周贤德.基于视觉引导的船体表面喷涂机器人轨迹规划研究[D].合肥:合肥工业大学,2023.
- [15] 伍培霖,刘溯奇,许桂强,等.汽车表面喷涂轨迹自动生成算法研究[J].机电工程技术,2025,54(3):69-73.
- [16] 张杰.基于视觉引导的汽车涂装机器人路径规划研究[J].汽车知识,2025,25(9):137-139.
- [17] 代建龙,柴颖豪,陈凌,等.基于改进A*算法的井下移动机器人全局路径规划[J].有色金属(矿山部分),2025,77(5):25-36.
- [18] 贾英娟.无人机航迹智能规划算法研究[D].南宁:广西民族大学,2023.
- [19] Jia Z, Chen S, Zhang Z, et al. Tri-criteria optimization motion planning at acceleration-level of dualredundant manipulators[J]. Robotica, 2020, 38(6):983-999.
- [20] 徐建龙,孙伟,马超.基于改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J].电光与控制,2023,30(6):15-21,106.
- [21] 谢嘉,吴家桢,李永国,等.改进粒子群优化算法在机械臂轨迹规划中的应用[J].机械科学与技术,2024,43(10):1681-1686.
- [22] 陈雨思.无人机路径规划仿真研究[D].西安:西安工业大学,2023.
- [23] 王浩然,石永康,赵玉花,等.基于改进人工鱼群算法的植保无人机路径规划[J].农机化研究,2025,47(8):40-45.
- [24] 樊轶伦,陈蕾,张本科,等.基于多传感器的无人机配电网架空线路自主巡检和姿态控制[J].电测与仪表,2024,61(8):186-194.
- [25] Roshanzamir M, Balafar M A, Razavi S N. A new hierarchical multi group particle swarm optimization with different task allocations inspired by holonic multi agent systems[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149(7):113292-113328.
- [26] 王海群,邓金铭,张怡,等.基于改进混合灰狼优化算法的无人机三维路径规划[J].无线电工程,2024,54(4):918-927.
- [27] 刘晖,朱德康,许凌杰,等.基于改进灰狼算法优化支持向量机的边坡位移预测[J].自动化技术与应用,2024,43(9):30-33,171.
- [28] 高言龙,詹长书.基于灰狼算法的自动化立体仓库货位分配优化方法[J].自动化技术与应用,2026,45(3):9-14,51.
- [29] 姚磊,迟兴江,张雷,等.基于小型移动机器人的高压架空输电线路融冰技术[J].电测与仪表,2024,61(12):34-41.
- [30] 王怀江,刘晓平,王刚,等.基于改进遗传算法的移动机械臂拣选路径优化[J].北京邮电大学学报,2020,43(5):34-40.
- [31] 李炳形,李海虹.采摘机械臂路径规划的GA-RRT算法研究[J].农机化研究,2025,47(8):25-32.
- [32] 马保建,陈棒棒,刘向东,等.枣树剪枝机械臂路径规划研究——基于改进RRT*算法[J].农机化研究,2025,47(8):46-51.