

光学学报

基于多目标优化的高效视觉检测规划方法

崔海华^{1*}, 田龙飞^{1**}, 王嘉瑞¹, 曲峻学¹, 杨锋², 郭俊刚²

¹南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210016;

²中航西安飞机工业集团股份有限公司, 陕西 西安 710089

摘要 针对批量化零件的自动化高效视觉检测需求,传统的先视点再路径的单独规划方法容易导致检测效率陷入局部最优。为此,本文提出一种视点与路径多目标整体规划方法,将视点和路径规划问题建模为一个组合优化问题进行多目标优化,旨在全局寻求检测效率最优解。该方法基于表面曲率对视点进行自适应冗余采样,构造兼顾质量与多样性的采样视点集。针对视点覆盖率与检测时间成本两个优化目标,提出基于约束的非支配排序遗传算法(C-NSGA-II)进行优化,快速得到满足最小覆盖率的全局最优解,从而实现视点与路径的整体规划,最小化检测时间成本。仿真实验结果表明,该方法相比于简化为单目标优化问题的整体规划方法,运算效率提升90%左右;与传统的单独规划方法相比,视觉检测时间成本有效缩短10.52%以上。最后通过机器人视觉检测应用验证了本文方法的有效性与优越性。

关键词 视点规划; 覆盖路径规划; 自动化视觉检测; 多目标规划; 非支配排序遗传算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231620

1 引言

自动化视觉检测,其形式通常由移动平台搭载视觉传感器对待检表面进行自动化信息采集与分析。随着机器人、无人机等技术的快速发展与应用,自动化视觉检测在现代工业制造领域得到广泛应用^[1-3]。如今,大批量的自由曲面零件被生产制造,例如叶片、叶盘等,要求具备较高的尺寸精度和表面完整性,而传统的人工检测已无法满足其效率与精度要求^[4],逐渐被基于机器视觉的检测方法取代^[5],因此自动化视觉检测具有较大应用需求与研究意义。其中,检测规划是自动化视觉检测的前提,主要包括视点规划与路径规划两部分,均被证明为多项式复杂程度的非确定性问题^[6],规划的路径难以达到最优,从而影响检测的效率。

视点规划通常经视点采样转换为集合覆盖问题(SCP)进行求解^[7],采样视点集的质量影响着后续规划视点的覆盖率与规划路径的长度。在视点采样方面,主要分为空间采样、补丁采样、顶点采样等^[8]。Wei等在视觉传感器的景深可行空间^[9]和机器人可达空间^[10]进行随机采样以确保采样视点的有效性,但采样过程过于随机,规划结果易受采样视点数量的影响。Mosbach等^[11]根据待检表面几何复杂度自适应采样视点,为随机采样提供一些指引,但视点固定指向补丁

且平行于其法向,采样视点缺乏多样性。Gronle等^[12]在每个网格顶点生成采样视点,再基于距离与方向相似性过滤得到优化视点集,但采样过程需进行大量运算。以上几类方法比较具有代表性但各有优劣,良好的视点采样方法应兼顾质量与多样性。

在视点规划与路径规划方面,研究者主要尝试通过单独优化规划视点来降低检测时间成本。刘洪鹏等^[13]通过改进贪婪算法减少规划视点,有助于降低检测时间;Mohammadikaji等^[14]将贪婪算法与粒子群优化相结合对视点数量进行全局优化;Bircher等^[15]通过优化视点与其邻域视点的距离成本从而降低整体的距离成本;Almadhoun等^[16]提出集成多个传感器以增大视点的覆盖区域的方式提高检测效率。此外,Phung等^[17]允许视点集覆盖区域冗余,通过优化路径长度来降低检测时间成本。但是,视点规划与路径规划作为两个耦合的优化问题,单独优化难以兼顾视点覆盖率与检测时间成本。Jing等^[18]尝试将视点规划与路径规划进行组合并将组合问题简化为单目标问题进行优化,检测效率得到一定提升;陈丽等^[19]在此基础上加入无人机能耗作为优化目标,但该方法在优化过程中需不断补充视点来满足视点覆盖率,计算成本大,运算效率较低。

目前尚不存在完备最优的视点规划方法,且视点与路径整体规划的研究较少,依然存在规划视点不佳、

收稿日期: 2023-10-07; 修回日期: 2023-11-22; 录用日期: 2023-12-01; 网络首发日期: 2023-12-12

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFB3401704)、航空科学基金(2020Z050052002)

通信作者: *cuihh@nuaa.edu.cn; **tlf15255927853@163.com

自动化视觉检测效率低下等问题。为此,本文将视点规划与路径规划组合,提出视点与路径多目标整体规划方法。本文的主要贡献在于:1) 提出基于表面曲率的视点冗余采样方法,约束采样视点的数量并确保其具备较高质量与多样性;2) 将组合问题作为多目标优化问题进行整体规划,提出基于约束的非支配排序遗传算法(C-NSGA-II)实现检测时间成本的全局高效寻优;3) 在检测时间成本的寻优过程中,通过约束优化个体接近最小覆盖率而非强制满足,从而大幅提升运算效率。

2 问题描述

检测规划是对视觉传感器视点以及视点的访问顺序进行规划,主要目标一般为视点覆盖率与路径长度,为了更好地描述检测时间代价,本文结合检测过程中可能耗时的因素用检测时间成本代替路径成本。先视点再路径的单独规划方法是对两目标依次寻优,通过在构造的采样视点集中优选出满足视点覆盖率的最少视点,再对视点集基于旅行商问题求解出检测时间成本最优的视点访问顺序。但单独规划视点时未考虑视点间的距离成本,因此路径规划的最优解并非全局最优解。

针对上述问题,本文在采样视点集中进行视点规划的同时进行路径规划,对视点覆盖率与检测时间成本同时进行优化,检测规划示意图如图 1 所示。优化过程中,以检测时间成本作为主要优化目标,并约束优化个体接近最小覆盖率,从而寻求检测时间成本全局最优的视点集及其路径。

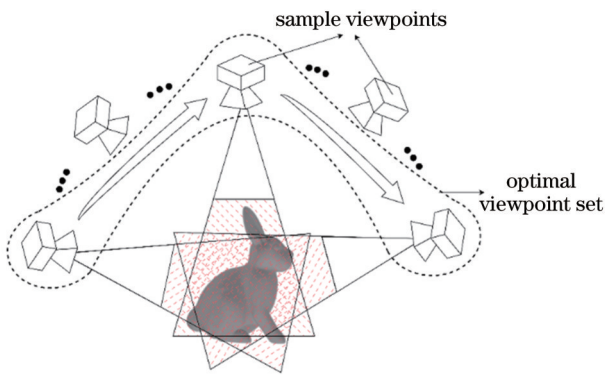


图 1 检测规划示意图

Fig. 1 Schematic of inspection planning

3 基于表面曲率的视点冗余采样

经网格均匀化和表面离散化处理,本文中的待检模型由处理后得到的点云集 U 表示。其中网格均匀化有助于开展基于表面曲率的视点冗余采样,并能够轻量化点云数据,从而提高视点采样速度。视点规划问题转换为 SCP 模型时,需采样 n 个冗余视点 $V =$

$\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 并生成每个采样视点覆盖点云集 U 的部分 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 。视点规划即简化为从采样视点集中优选一组最优视点集 V_{res} , 其中, $V_{res} \subseteq V$ 且 V_{res} 覆盖曲面部分 C_{res} 满足:

$$\frac{n_c}{n_U} > k_{min}, \quad (1)$$

式中: n_U 为点云集 U 的点云数量; n_c 为 C_{res} 的点云数量; k_{min} 为最小覆盖率要求。

3.1 冗余视点采样策略

规划视点由冗余的采样视点中优选得到,因此视点采样策略至关重要,需要考虑曲面复杂遮挡等情况,并确保满足视点覆盖率要求。此外,还应避免采样视点过多导致运算量过大的问题,同时能为后续规划提供多样性的视点选择,以增加规划出最优视点集的可能性。因此视点采样时需要满足以下准则:1) 采样视点集须完全且冗余覆盖待检表面;2) 采样视点集须保证多样性;3) 采样视点须覆盖尽量大的曲面;4) 采样视点的数量须尽量少。

结合采样视点集的多样性要求与避免采样视点过多的考量,本文根据视觉传感器景深中间平面面积 S_v 与待检表面表面积 S_c 自适应采样视点的数量,待检表面每区域需由 μ 个采样视点覆盖,其中 $\mu = 5$, 假设视点视场存在 50% 的覆盖损失,采样视点数量 n 的计算方式为

$$n = \mu S_c / (0.5 S_v). \quad (2)$$

针对复杂曲面遮挡难覆盖的性质,利用曲率表征曲面的复杂程度以指引视点的采样。对于较复杂的曲面区域,采样视点难以覆盖,因此采样更多视点以保证覆盖率,并为后续的检测规划提供多样性选择;而对于容易被采样视点覆盖的较平坦区域,采样足够的视点即可保证多样性。其中,点云的曲面复杂度可参考点与其邻域点的法向量夹角^[20],其向量内积可表示各点的曲率大小。点云任意一点 p_i 的法向量内积均值定义为

$$c_i = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T |n_i \cdot n_{ij}|, \quad (3)$$

式中: T 为 p_i 点的邻域点数; n_i 为 p_i 点的法向量; n_{ij} 为 p_i 点邻域点的法向量; 内积均值 c_i 的取值范围为 $[0, 1]$ 。内积均值越小则曲面曲率越大,表示曲面越复杂,从而认为该区域应采样尽量多的视点。

3.2 采样视点位姿的确定

为了确保基于表面曲率分配的采样视点能够覆盖待检表面的相应区域,首先在表面点云中进行采样,再根据采样点确定其对应的采样视点。其中,采样点作为视觉传感器测量范围的中心。如图 2 所示,对于采样视点 v_i , 视觉传感器的工作距离范围为 $[h_{min}, h_{max}]$; Δh 为景深; O_i 为采样点,也是测量范围的中心点。为保证待检表面的全覆盖, $n/2$ 的中心点通过点云集 U

的均匀采样得到。而其余中心点根据曲率大小从点云集 U 中非均匀采样,首先点云集 U 以曲率从大到小排序得到有序点云集 U_s ,长度由 n_u 表示,再从中选择 $n/2$ 个中心点,其相邻序号间隔等差递增,在 U_s 中的序

号为

$$t_i = 1 + \left\lceil \frac{4i(i-1)(n_u-1)}{n(n-2)} \right\rceil, \quad (4)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n/2$ 。

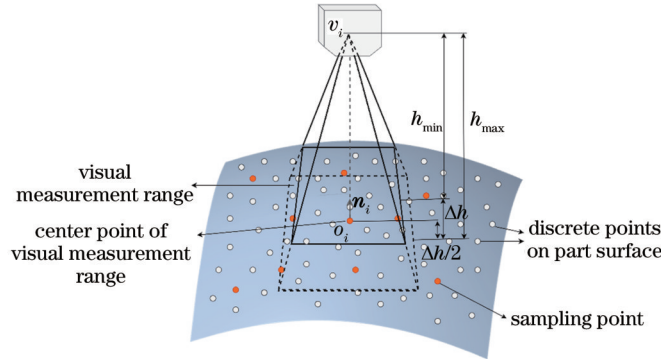


图 2 视觉传感器视场与视点采样示意图

Fig. 2 Illustration of visual sensor field of view and viewpoint sampling

如图 3 所示,采样视点 v_i 的空间位置确定在采样中心点的法线方向上,距离中心点 $h_{min} + \Delta h/2$ 处,光轴方向 Z_v 指向 O_i 。针对可能存在视线遮挡的情况,借助待检表面面片与射线 $O_i v_i$ 进行遮挡判断。对于存在遮挡的采样视点,通过在以 O_i 点为球心、 $h_{min} + \Delta h/2$ 为半径、 $O_i v_i$ 方向所指向的半球面上随机改变采样视点位置,寻找不发生遮挡的视点位置,从而确保采样视点集对待检表面的全覆盖。而空间姿态 X_v 轴的初始方向确定与点云集 U 所在零件坐标系 $O_M - X_M Y_M Z_M$ 的 $Z_M O_M X_M$ 的平面平行。为进一步提升采样视点的质量,使其能够覆盖到尽量大的表面区域,再对视点位姿每绕 Z_v 轴旋转 30° 采样一次,对采样得到的 6 个视点位姿通过后续的可视分析选择可视化程度最大的位姿作为 v_i 的位姿。

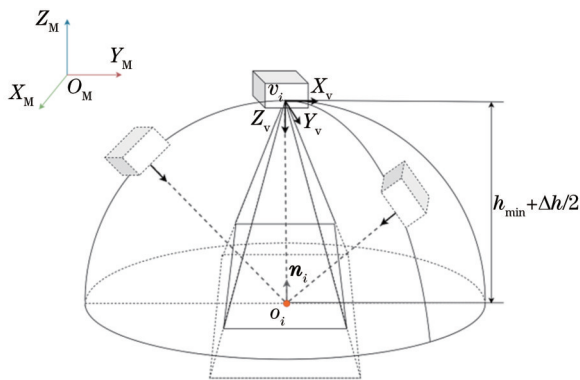


图 3 采样视点位姿确定

Fig. 3 Sampling viewpoint pose determination

3.3 采样视点的可视分析

在完成冗余视点的采样后,需通过可视分析统计每个采样视点覆盖点云集 U 的子集部分。对于单目相机,假设 A 是点云集 U 中任意一点,判断任意采样

视点 v_i 是否对 A 点可视,首先确定 A 点是否处于视觉传感器在 v_i 位姿下的测量范围内。其次,进行可视分析^[21](如图 4 所示),通过判断 $v_i A$ 方向向量 v 与 A 点的法向量 s 之间的夹角 θ 是否大于允许的最小可见夹角 θ_{min} ,从而初步判定星云是否存在遮挡。其中,考虑到夹角 θ 对视觉传感器成像质量的影响^[22],夹角 θ 较小时,成像质量随 θ 的增大逐渐降低,同时还需考虑待检表面的属性,因此 θ_{min} 需要大于 105° 以保证视觉传感器对待检表面的成像质量^[1],若 $v \cdot s < \cos \theta_{min}$ 则 A 点初步满足 v_i 的可视条件。最后八叉树搜索线段 $v_i A$ 的邻域点,判断线段 $v_i A$ 与其邻域点所参与构建的面片是否相交即是否存在遮挡,若 A 点不存在遮挡,则 v_i 对 A 点可视。

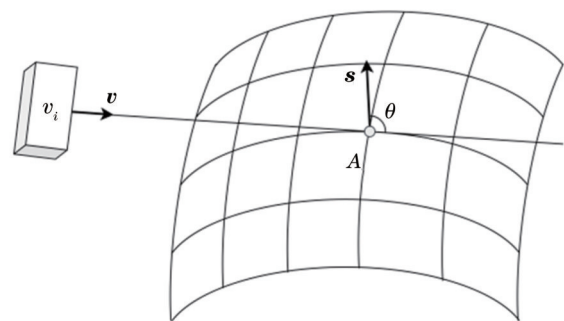


图 4 视点可视分析

Fig. 4 Viewpoint visibility analytics

4 基于 C-NSGA-II 的视点与路径整体规划

4.1 问题编码

为了将视点规划与路径规划进行组合优化,编码时需将两问题在一条染色体中进行基因型表示。视点规划问题即从采样视点集 V 中选出 V_{res} ,因此设计染

染色体长度为采样视点数 n , 引入位压缩的思想判断采样视点的选中状态, 对于被选择的采样视点基因表现为 1, 未被选择的采样视点基因表现为 0。路径规划问题即确定 V_{res} 中视点的访问顺序, 对于被选中的视点

在其表现基因 1 后赋予随机小数 $x \in [0, 1)$, 通过对被选中视点的表现基因进行排序, 从小到大即为视点的访问顺序。假设采样视点数 $n = 10$, 染色体编码方案如图 5 所示。

sampling viewpoint index:	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
viewpoint planning encoding:	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0
path planning encoding:	0	0.35	0	0.11	0.98	0	0	0	0.15	0
	↓									
chromosomal encoding:	0	1.35	0	1.11	1.98	0	0	0	1.15	0

图 5 染色体编码

Fig. 5 Chromosomal encoding

图 5 中染色体表示视点 2、4、5、9 被选中组成 V_{res} , 而根据路径规划编码“0.35-0.11-0.98-0.15”表示的视点访问顺序为视点 4、9、2、5。

4.2 种群初始化

为了大幅缩短寻优收敛时间, 提高最终解的质量, 本文兼顾时间成本, 采用时间复杂度较低的贪婪搜索算法^[13]生成规模为 m 的初始种群。为保证种群的多样性, 生成 V_{res} 之前随机删去部分采样视点, 在剩余的采样视点中进行贪婪选择, 再基于视点间距离利用贪婪思想确定视点的访问顺序。若无法满足最小覆盖率 k_{min} , 则从删去的采样视点中随机加入视点以满足 k_{min} , 重复以上操作生成 m 个个体, 即完成种群初始化。

4.3 适应度评估

本文的目标函数包括视点规划的视点对待检表面的覆盖率 k 与路径规划的检测时间成本 w 。其中, k 为 C_{res} 在点云集 U 中的占比。而直接计算两视点间的最优检测时间成本 w 需要大量运算。为了简化计算, w 用视点间的路径成本 d 与固定时间成本 w_0 进行估算, w_0 由移动平台加减速所需成本以及访问视点的时间 t_v 组成, d 由访问顺序相邻两视点的直线距离表示。另外, 若两视点连线之间与待检表面外接包围盒存在交叉, 还需在直线距离的基础上加上绕过包围盒的成本。为了使 w 中两部分成本的量纲统一, 将 w_0 基于移动平台的最大速度 v_{max} 以及最大加减速 a_{max} 转换为距离表示, 为了防止混淆, 检测时间成本 w 视为无量纲。若移动平台的速度变化为梯形速度曲线, 则 w_0 表示为

$$w_0 = v_{max} t_v + \frac{v_{max}^2}{a_{max}} \quad (5)$$

假设 V_{res} 中视点数量为 n_{res} , d_i 表示第 $i-1$ 个视点到第 i 个视点的路径成本, 则目标函数可表示为

$$\begin{cases} k = \frac{n_c}{n_U} \\ w = n_{res} w_0 + \sum_{i=2}^{n_{res}} d_i \end{cases} \quad (6)$$

对于本文的组合问题, 评估个体的好坏时无法通过单一指标进行比较, 需要使用视点覆盖率 k 与视点检测时间成本 w 共同评估。快速非支配排序^[23]将对个体进行排序, 从而确定最优解集即 Pareto 前沿以及各层级非支配关系。而针对同层级个体, 本文提出近目标度即个体视点覆盖率接近最小覆盖率 k_{min} 的距离作为评估个体好坏的标准, 越靠近 k_{min} 的个体越优秀, 从而约束个体的视点覆盖率在 k_{min} 附近, 有利于快速优化得到满足 k_{min} 的最优解。而 NSGA-II 中原有的拥挤度概念用于评判个体是否重复, 以去除种群中的重复个体。

4.4 种群更新

4.4.1 个体选择

对种群中随机选择的两个体, 采用经典的二元锦标赛的方法, 基于非支配关系层级与近目标度选择较优个体。对于非同一非支配层级个体选择较优解集的个体, 同一层级个体选择近目标度较小的个体。

4.4.2 交叉操作

交叉作为生成子代的主要方式, 优秀的父代有较大概率获得较优个体。通过个体选择的两个父代个体再次基于非支配关系层级与近目标度进行比较, 较优个体作为主个体, 较差个体作为次个体, 进行快速交叉^[24]。如图 6 所示, 为染色体每个基因抽取一个均匀分布的随机数 $\alpha \in [0, 1]$, 在交叉得到子代基因时, 若 $\alpha \geq 0.3$ 则选择主个体基因作为子代基因, 若 $\alpha < 0.3$ 则选择次个体基因作为子代基因, 从而生成子代基因。

4.4.3 变异操作

变异是保持种群多样性、防止陷入局部最优的主要途径。为了在种群变异中生成优秀个体, 变异个体的选择需要确保随机性, 同时能够针对视点的质量自适应变异概率^[25]。遍历染色体的基因时, 为每个基因抽取一个随机数 α , 若 $\alpha \geq 0.7$ 则该基因 g_i 可能发生变异。变异条件表示为

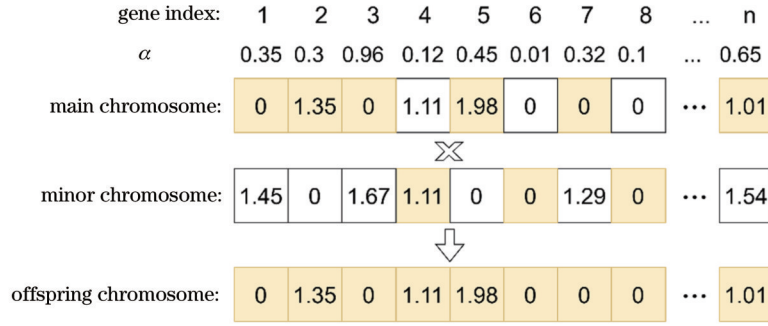


图 6 交叉操作

Fig. 6 Crossover operation

$$\begin{cases} \xi > \frac{(\mu - 1)[u(c_i) - u_{\min}]}{\mu(u_{\max} - u_{\min})}, g_i > 0 \\ \xi < \frac{u(c_i) - u_{\min}}{\mu(u_{\max} - u_{\min})}, g_i = 0 \end{cases}, \quad (7)$$

式中： ξ 为均匀分布的随机数，范围为 $[0, 1]$ ； $u(c_i)$ 为基因 g_i 对应的采样视点覆盖点云集 U 的点云个数； u_{\max}

与 u_{\min} 分别为采样视点覆盖点云集 U 最多与最少的点云个数。式(7)表示，若基因 $g_i > 0$ 即采样视点 v_i 已被选中，则 $u(c_i)$ 越小越容易发生变异；而若基因 $g_i = 0$ 即 v_i 未被选中，则 $u(c_i)$ 越大越容易发生变异。另外， μ 作为采样视点冗余程度，加到变异条件中用来限制最终被选中的采样视点个数。

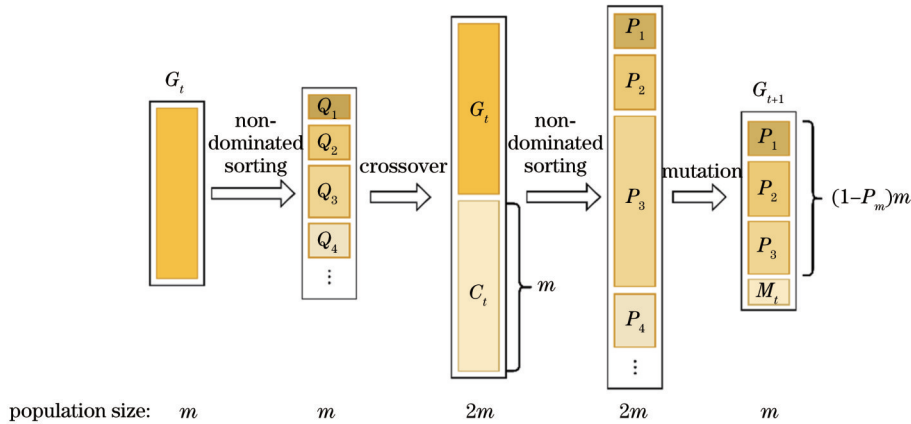


图 7 种群更新流程

Fig. 7 Population update process

如图 7 所示，新种群 G_{t+1} 由父代 G_t 与子代 C_t 中精英保留个体和变异群体 M_t 共同组成，具体流程如下：

Step 1: 使用贪婪算法生成初始化种群 G_t ，种群规模为 m ；

Step 2: 计算种群的适应度，通过快速非支配排序得到非支配层级集合 $Q = \{Q_1, Q_2, Q_3, \dots\}$ ，并在每个非支配层级中计算个体近目标度；

Step 3: 根据非支配层级 Q 与近目标度进行个体选择，交叉得到种群规模为 m 的交叉种群 C_t ；

Step 4: 对由 G_t 与 C_t 组成的种群计算适应度，快速非支配排序得到 $P = \{P_1, P_2, P_3, \dots\}$ 并计算近目标度；

Step 5: 精英保留 P 中优先级前 $(1 - P_m)m$ 的非重复精英个体，其中 P_m 为变异概率；

Step 6: 生成由变异种群 M_t 与精英保留种群共同组成的新种群 G_{t+1} ；

Step 7: 若 $t + 1 < t_{\max}$ (其中 t_{\max} 为最大种群更新次数)，则执行 $G_t = G_{t+1}$ 并返回 Step 2；否则，返回 Pareto 前沿中将近目标度最小的个体作为最优解。

5 实验与分析

5.1 仿真实验分析

为验证本文方法的可行性与优越性，设计了本文提出的 C-NSGA-II 与其他相关算法对相同待检对象的仿真对比实验，其中待检对象模型 1 [图 8(a)] 代表复杂曲面零件，包围盒尺寸为 $50 \text{ mm} \times 79 \text{ mm} \times 100 \text{ mm}$ ；模型 2 [图 8(b)] 代表存在内壁自遮挡的零件，包围盒尺寸为 $63 \text{ mm} \times 63 \text{ mm} \times 20 \text{ mm}$ 。仿真实验中本文所用算法均在 Visual Studio 2015 开发环境中采用 C++ 语言编程实现，操作系统为 Windows 11，处理器为 AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics，主频为 3.20 GHz，内存为 16.0 GB。

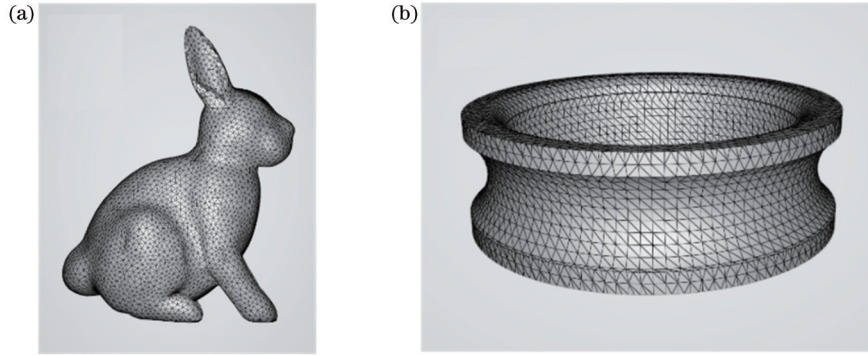


图 8 待检对象网络模型。(a)模型 1;(b)模型 2
Fig. 8 Mesh models of target objects. (a) Model 1; (b) model 2

实验中视觉传感器的工作距离范围为 87~112 mm, 视场为 27 mm × 45 mm (近场)~30 mm × 45 mm (远场)。算法参数设置如下:种群规模 $m = 400$, 最大种群更新次数 $t_{max} = 2000$, 变异概率 $P_m = 0.15$, 最小覆盖率 $k_{min} = 99.5\%$, 最小可见夹角 $\theta_{min} = 120^\circ$, 并假设固定成本 $w_0 = 10$ 。

5.1.1 视点与路径多目标整体规划结果

运用本文提出的 C-NSGA-II 对待检对象进行规划, Pareto 前沿解集如图 9 所示, 可看出优化结果被约束在 k_{min} 的附近, 选择覆盖率大于 k_{min} 中检测时间成本最小的个体作为最优个体即最终规划结果, 如表 1 所示。其中采样视点数是根据式 (2) 计算得到的, 视点覆盖率满足设定的最小覆盖率要求。

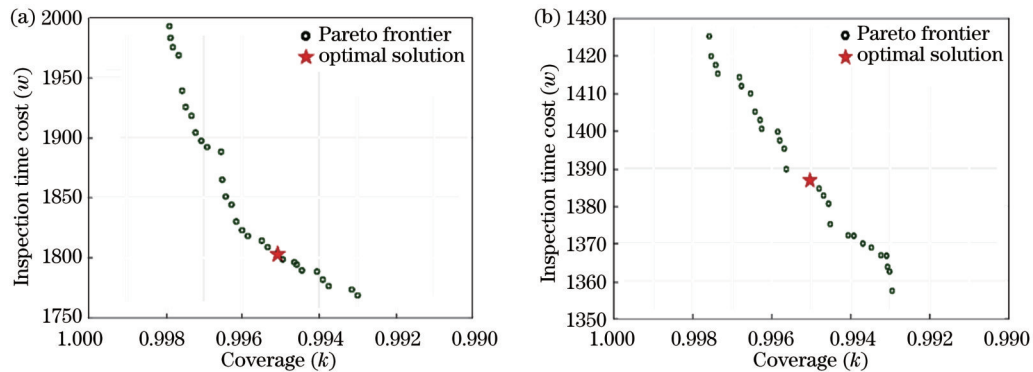


图 9 Pareto 前沿解集。(a)模型 1;(b)模型 2
Fig. 9 Pareto frontier solution set. (a) Model 1; (b) model 2

表 1 C-NSGA-II 规划结果
Table 1 Planning results of C-NSGA-II

Target object	Number of sampled viewpoints	Number of planned viewpoints	Viewpoint coverage $k / \%$	Inspection time cost w
Model 1	265	29	99.51	1803.6
Model 2	179	21	99.54	1386.7

图 10 是对待检对象的检测规划效果图。图 10(a) 与 10(c) 分别是模型 1 与模型 2 基于表面曲率的视点冗余采样效果, 可看出在存在遮挡的区域采样更多的视点, 可达到较理想的效果。通过 C-NSGA-II 规划得到一条贯穿规划视点的检测时间成本最优路径, 视点与路径多目标整体规划效果如图 10(b) 与 10(d) 所示。

5.1.2 视点采样方法对比

为了体现本文所提基于表面曲率的视点冗余采样方法的优越性, 开展相关实验进行验证。由于视点采

样方法多样且各有优劣, 因此设计本文视点采样方法与文献 [13, 18] 中常用的随机视点采样方法进行对比实验。以本文采样方法为基准, 由式 (2) 计算采样视点的数量, 通过比较两种视点采样方法在最终检测规划得到的检测时间成本, 来评估方法的优劣。考虑到随机采样方法具有随机性, 对模型 1 和模型 2 分别重复开展 10 组实验。表 2 中 10 组实验的平均结果表明, 通过本文视点采样方法, 检测时间成本分别降低了 13.91% 和 6.90%。另外, 实验中发现随机采样方法存在无法满足视点覆盖率要求的情况。因此, 本实验

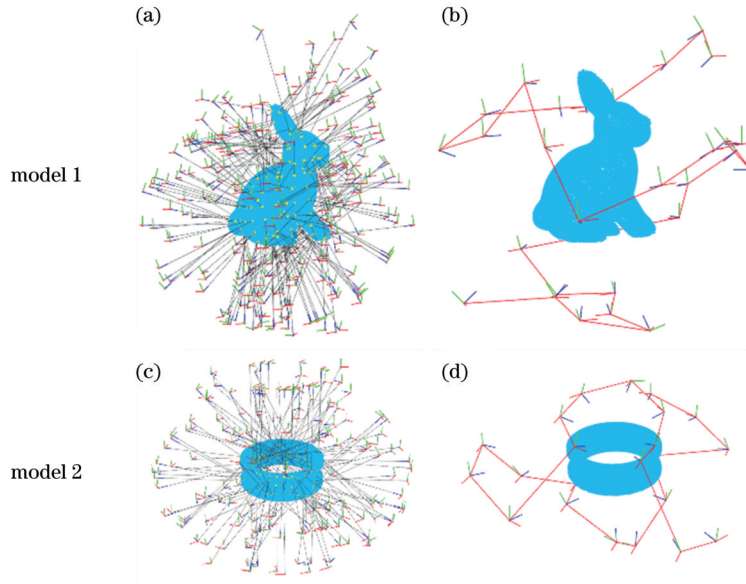


图 10 检测规划效果图。(a)、(c)视点采样效果图;(b)、(d)视点与路径整体规划效果图

Fig. 10 Inspection planning renderings. (a), (c) Viewpoint sampling renderings; (b), (d) holistic planning renderings of viewpoints and paths

充分证明了本文视点采样方法的优越性,特别是对于复杂对象。在采样相同视点数目时,该方法采样的视点集具备较高质量,能够为检测规划提供多样性的视点选择。

表 2 视点采样方法对比结果

Target object	Number of sampled viewpoints	Average inspection time cost w	
		Random sampling	Curvature-based sampling
Model 1	265	2097.2	1805.4
Model 2	179	1496.6	1393.3

5.1.3 检测规划算法对比

为了进一步验证本文所提 C-NSGA-II 的优越性,开展本文算法与贪婪算法单独规划 (Greedy-Greedy)、

贪婪算法与遗传算法分别规划视点与路径 (Greedy-GA)、遗传算法单独规划 (GA-GA) 以及遗传算法整体规划 (GA) 的对比实验。其中, Greedy-Greedy 与 Greedy-GA 采用刘洪鹏等^[13]的贪婪搜索算法单独规划视点; GA-GA 与 GA 采用 Wei 等^[18]简化为单目标优化问题的方法进行视点规划与整体规划。规划参数与本文算法一致,重复仿真实验 10 组。

图 11 是不同算法对待检对象规划的检测时间成本对比,可看出 C-NSGA-II 优于其他算法,而结果中 GA 与 GA-GA 相比存在结果表现欠佳的情况,分析其原因是相同条件下整体寻优在收敛速度方面逊色于单独寻优所致。图 12 是不同算法对待检对象规划的视点数目对比,结合图 11 可知,视点数目与检测时间成本并非正相关,因此证明优化检测时间成本时单独优化视点数目易陷入局部最优。

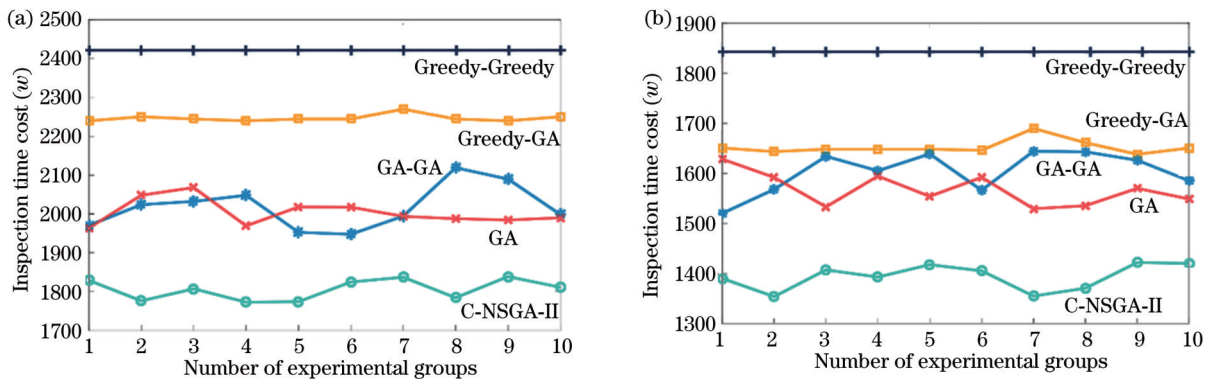


图 11 不同算法规划的检测时间成本最优解对比。(a)模型 1;(b)模型 2

Fig. 11 Comparison of optimal solutions for inspection time cost planned by different algorithms. (a) Model 1; (b) model 2

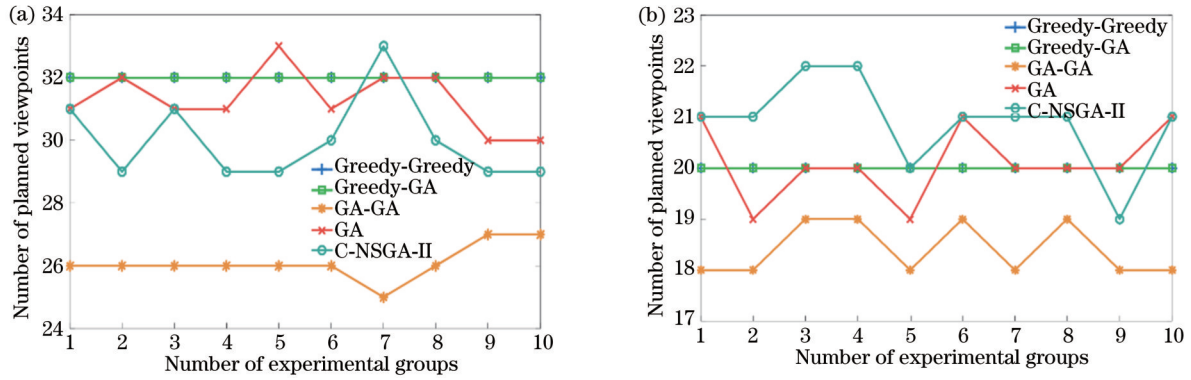


图 12 不同算法规划的视点数对比。(a)模型 1;(b)模型 2

Fig. 12 Comparison of number of viewpoints planned by different algorithms. (a) Model 1; (b) model 2

由表 3 中不同算法规划的检测时间成本最优解的平均值表现可知,本文 C-NSGA-II 与单独规划方法 Greedy-Greedy、Greedy-GA、GA-GA 相比,模型 1 的检测时间成本平均降低了 25.45%、19.65%、10.52%,模型 2 的检测时间成本平均降低了 24.38%、15.67%、13.06%,充分证明了 C-NSGA-II 相对于单独规划的全局寻优能力。同时,与整体规划方法 GA 相比,C-NSGA-II 在规划结果上表现较好。

表 3 规划检测时间成本最优解结果

Table 3 Optimal solution results of planned inspection time costs

Planning algorithm	Average inspection time cost w	
	Model 1	Model 2
Greedy-Greedy	2421.6	1842.5
Greedy-GA	2246.9	1652.1
GA-GA	2017.7	1602.9
GA	2004.1	1567.5
C-NSGA-II	1805.4	1393.3

此外,GA 在优化过程中需要不断添加视点以满足个体的最小覆盖率,导致规划时间大幅增加。如图 13 所示,对于以上两模型,本文算法相比于 GA 每次优化花费的时间分别降低了 93.3% 和 87.5%,运算效率大幅提高。

5.2 验证实验分析

为验证本文算法在实际生产检测中的可行性,搭建如图 14(a)所示的实验场景,通过 UR5 机器人作为移动平台搭载 Gocator 3506 快照传感器,传感器视场参数和仿真实验一致,利用其扫描重建功能对如图 15(a)和 15(c)的待检对象进行扫描检测。另外,在机器人操作系统(ROS)中搭建相同的实验场景,如图 14(b)所示,将采样视点的位姿通过机器人逆运动学求解与环境进行碰撞判断,保证规划视点在机器人空间可达以及机器人在环境中的安全运行。

实验中最小覆盖率设定为 99.5%,对于待检对象 1 和对象 2,本文检测规划的视点覆盖率分别为

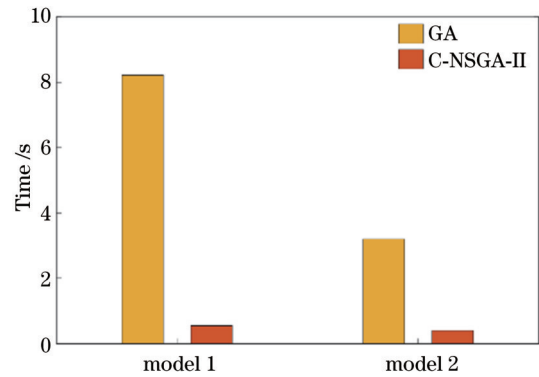


图 13 不同算法运算时间对比

Fig. 13 Comparison of computing time of different algorithms

99.64% 和 99.53%。其中,由于底座对待检对象产生遮挡,视点覆盖率基于冗余采样视点对待检对象的视点覆盖率进行计算。扫描点云效果如图 15(b)和 15(d)所示,将点云进行点云拼接^[26]与三角化处理,与冗余视点覆盖的三维数模表面比对,待检对象 1 和对象 2 的实际扫描覆盖率分别为 98.52% 和 98.96%,与规划结果有轻微偏差,主要集中在底部以及边角处。分析其原因,一方面是由于实验中用到的双目结构光模型建立不准确,导致评判可见性时存在误差;另一方面是由于手眼关系以及待检对象与机器人基坐标系之间位姿关系标定的误差。针对上述问题,本文在检测规划时有意将视觉传感器的测量范围缩小 10%,以减少以上误差对实际检测的影响,并保证不同视点下扫描的点云存在重叠部分,有利于点云之间的精配准。

进行对比实验,规划参数与仿真实验中规划参数一致,实际访问视点时间设置为 0.5 s,机器人线性最大速度为 50 mm/s,线性最大加速度为 500 mm/s²。实验结果如表 4 所示,C-NSGA-II 规划的检测时间优于其他算法,且各种算法的规划结果与实际检测时间的表现相同,一方面验证了本文设置的目标函数的有效性,另一方面证明了本文算法的优越性。但在实际规划过程中固定成本 w_0 与移动平台的运动方式、速度、加速度以及访问视点时间等有关, w_0 应该由场景而定

以保证规划结果最优。

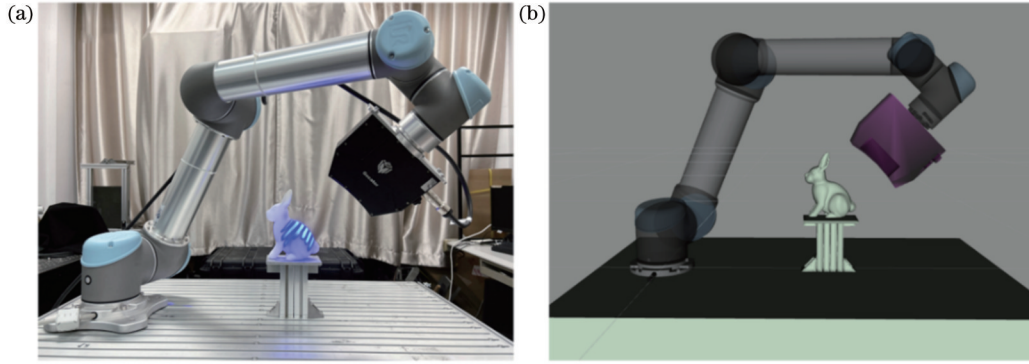


图 14 实验场景。(a)实物场景;(b)机器人可视化工具(Rviz)仿真场景
Fig. 14 Experimental scene. (a) Physical scene; (b) Rviz simulation scene

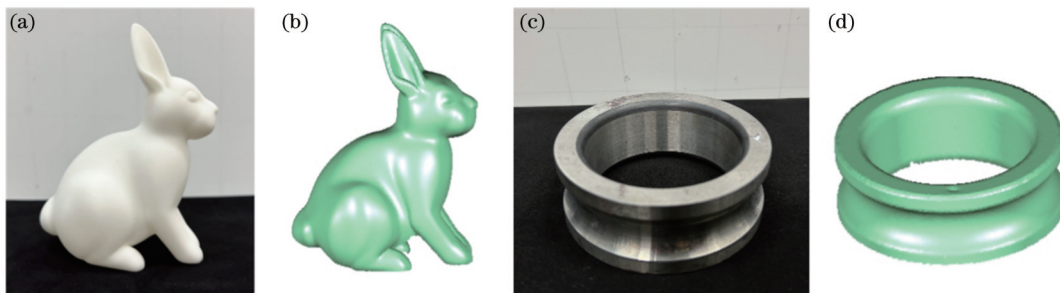


图 15 待检对象实物与三维重建点云。(a)、(b)待检对象 1;(c)、(d)待检对象 2
Fig. 15 Photo and 3D reconstruction point cloud of target object. (a), (b) Object 1; (c), (d) object 2

表 4 规划检测时间成本与实际检测时间结果

Table 4 Planned inspection time cost versus actual inspection time results

Planning algorithm	Object 1		Object 2	
	Planned inspection time	Actual inspection time	Planned inspection time	Actual inspection time
	cost w	w_a / s	cost w	w_a / s
Greedy-Greedy	2641.72	73.50	1906.08	50.01
Greedy-GA	2496.56	69.56	1774.77	46.47
GA-GA	2197.06	61.36	1697.13	44.86
GA	2188.11	61.02	1673.36	44.01
C-NSGA-II	2023.60	55.93	1491.53	39.89

6 结 论

为了降低自动化视觉检测的时间成本,本文提出一种视点与路径多目标整体规划方法,不以降低规划视点数为唯一目标,直接将视点覆盖率与检查时间成本作为优化目标,在全局中进行多目标优化,最终规划得到检测时间成本最优的视点集及其路径。实验证明,相较于单独规划方法与其他整体规划方法,本文算法能够快速地求解出全局较优解,有助于提高自动化视觉检测效率,为实际生产中的高效检测规划提供了方法。后续的工作一方面可以考虑在评判视点时添加精度评价指标,另一方面可以考虑现场环境影响,对视点成像质量进行反馈并做出相应调整。

参 考 文 献

- [1] Koutecký T, Paloušek D, Brandejs J. Sensor planning system for fringe projection scanning of sheet metal parts[J]. Measurement, 2016, 94: 60-70.
- [2] Peng W X, Wang Y N, Miao Z Q, et al. Viewpoints planning for active 3-D reconstruction of profiled blades using estimated occupancy probabilities (EOP) [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(5): 4109-4119.
- [3] Raffaelli R, Mengoni M, Germani M, et al. Off-line view planning for the inspection of mechanical parts[J]. International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM), 2013, 7(1): 1-12.
- [4] 郑刚, 闫立方, 张开伟, 等. 整体叶盘叶片型面高精度六轴检测与误差补偿方法研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(8): 908-915, 922.
Zheng G, Yan L F, Zhang K W, et al. Research on high-precision six-axis detection and error compensation method for

- blisk blade profiles[J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(8): 908-915, 922.
- [5] 杨乐森, 周富强. 基于机器视觉的划痕检测技术综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(14): 1415009.
Yang L M, Zhou F Q. Survey of scratch detection technology based on machine vision[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(14): 1415009.
- [6] Karp R M. Reducibility among combinatorial problems[M]// Miller R E, Thatcher J W, Bohlinger J D. *Complexity of computer computations*. Boston: Springer, 1972: 85-103.
- [7] Peuzin-Jubert M, Polette A, Nozais D, et al. Survey on the view planning problem for reverse engineering and automated control applications[J]. *Computer-Aided Design*, 2021, 141: 103094.
- [8] Gospodnetić P, Mosbach D, Rauhut M, et al. Viewpoint placement for inspection planning[J]. *Machine Vision and Applications*, 2022, 33(1): 1-21.
- [9] Jing W, Polden J, Lin W, et al. Sampling-based view planning for 3D visual coverage task with Unmanned Aerial Vehicle[C]// 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 9-14, 2016, Daejeon, Republic of Korea. New York: IEEE Press, 2016: 1808-1815.
- [10] Jing W, Goh C F, Rajaraman M, et al. A computational framework for automatic online path generation of robotic inspection tasks via coverage planning and reinforcement learning [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 54854-54864.
- [11] Mosbach D, Gospodnetić P, Rauhut M, et al. Feature-driven viewpoint placement for model-based surface inspection[J]. *Machine Vision and Applications*, 2021, 32(1): 1-21.
- [12] Gronle M, Osten W. View and sensor planning for multi-sensor surface inspection[J]. *Surface Topography: Metrology and Properties*, 2016, 4(2): 024009.
- [13] 刘洪鹏, 赵文政, 刘银华, 等. 测量不确定度约束下的结构光检测视点规划方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(4): 1079-1086.
Liu H P, Zhao W Z, Liu Y H, et al. View planning of structured light for free-form surfaces with control of measurement uncertainty[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(4): 1079-1086.
- [14] Mohammadikaji M, Bergmann S, Irgenfried S, et al. Inspection planning for optimized coverage of geometrically complex surfaces[C]// 2018 Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT, April 16-18, 2018, Brescia, Italy. New York: IEEE Press, 2018: 52-67.
- [15] Bircher A, Alexis K, Burri M, et al. Structural inspection path planning via iterative viewpoint resampling with application to aerial robotics[C]// 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 6423-6430.
- [16] Almadhoun R, Taha T, Dias J, et al. Coverage path planning for complex structures inspection using unmanned aerial vehicle (UAV)[M]// Yu H B, Liu J G, Ju Z J, et al. *Intelligent robotics and applications. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2019, 11744: 243-266.
- [17] Phung M D, Quach C H, Dinh T H, et al. Enhanced discrete particle swarm optimization path planning for UAV vision-based surface inspection[J]. *Automation in Construction*, 2017, 81: 25-33.
- [18] Jing W, Polden J, Tao P Y, et al. Model-based coverage motion planning for industrial 3D shape inspection applications [C]// 2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE), August 20-23, 2017, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2018: 1293-1300.
- [19] 陈丽, 陈洋, 杨艳华. 面向三维结构视觉检测的无人机覆盖路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(2): 1-10.
Chen L, Chen Y, Yang Y H. UAV coverage path planning for 3D structure visual inspection[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(2): 1-10.
- [20] 李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准[J]. *光子学报*, 2020, 49(4): 0415001.
Li X C, Yan Z Y, Lin S, et al. Point cloud registration based on neighborhood characteristic point extraction and matching[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(4): 0415001.
- [21] 乔玉晶, 谭世征, 姜金刚. 一种多视觉测量组网规划策略[J]. *光学学报*, 2018, 38(5): 0515005.
Qiao Y J, Tan S Z, Jiang J G. Planning strategy for multi-visual measurement networking[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(5): 0515005.
- [22] Hodgson J R, Kinnell P, Justham L, et al. Characterizing the influence of surface roughness and inclination on 3D vision sensor performance[J]. *Proceedings of SPIE*, 2015, 9875: 98751L.
- [23] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [24] Gonçalves J F, Resende M G C. Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization[J]. *Journal of Heuristics*, 2011, 17(5): 487-525.
- [25] 贺锋涛, 余婕, 张建磊, 等. 采用改进遗传算法的可见光通信光源布局优化[J]. *中国激光*, 2023, 50(13): 1306001.
He F T, Yu J, Zhang J L, et al. Optimization of light source layout in visible light communication using a modified genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(13): 1306001.
- [26] 何成刚, 郑衡, 丁克, 等. 基于机械臂辅助的多视角三维点云拼接算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(20): 2015001.
He C G, Zheng H, Ding K, et al. Multi-view 3D point cloud stitching algorithm based on robotic arm assistance[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(20): 2015001.

Multi-Objective Optimization-Based Planning Algorithm for Efficient Visual Inspection

Cui Haihua^{1*}, Tian Longfei^{1**}, Wang Jiarui¹, Qu Junxue¹, Yang Feng², Guo Jungang²

¹*College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China;*

²*Avic Xi'an Aircraft Industry Group Company Ltd., Xi'an 710089, Shaanxi, China*

Abstract

Objective With the increasing demand for inspecting part surfaces, automated and efficient visual inspection is becoming a trend in industrial production. Due to the complexity of inspection planning problems where both viewpoint planning and path planning belong to the non-determinism of polynomial complexity problem, most of the current research studies the above two problems separately and seeks the minimum viewpoints to satisfy the viewpoint coverage by viewpoint planning, then obtaining efficient inspection paths via path planning for the set of viewpoints. However, viewpoint planning and path planning are coupled problems, and the distribution of viewpoints and paths can easily make the inspection efficiency fall into the local optimum. Therefore, some researchers propose to combine the viewpoint and path planning problems and simplify them into a single objective problem for global optimization, which improves inspection efficiency to a certain extent. However, during the optimization, viewpoints should be continuously added to the viewpoint set to meet the viewpoint coverage, which causes low planning efficiency. To this end, we propose a multi-objective holistic planning method of viewpoints and paths to quickly seek the viewpoint set and its path that satisfy viewpoint coverage and optimal inspection time cost.

Methods In response to the need for efficient inspection of batch parts, we study the inspection planning method of automated visual inspection to reduce the inspection time cost of single parts. Inspection planning includes two subproblems of viewpoint planning and path planning. To seek the optimal solution of inspection time cost in inspection planning, we propose a multi-objective holistic planning method for viewpoints and paths, which models the viewpoint planning problem and path planning problem as a combinatorial optimization problem for multi-objective optimization. The proposed method performs adaptive redundant sampling of viewpoints based on surface curvature to cope with difficult coverage of complex curved surfaces and constructs a set of sampled viewpoints with both quality and diversity for subsequent inspection planning considered. A constraint-based non-dominated sorting genetic algorithm II (C-NSGA-II) is put forward for simultaneous optimization of the two objectives of viewpoint coverage and inspection time cost. During the optimization, the viewpoint coverage is constrained to be around the minimum coverage, and the globally optimal solution for the inspection time cost is quickly sought to achieve the holistic planning of viewpoints and paths and minimize the inspection time cost.

Results and Discussions We propose a multi-objective holistic planning method for viewpoints and paths. Firstly, a redundant viewpoint sampling method based on surface curvature is proposed in the viewpoint sampling stage. Meanwhile, it is experimentally verified that compared with the commonly adopted random viewpoint sampling method, the viewpoint set sampled by the proposed method has better performance in subsequent inspection planning, which proves that the proposed viewpoint sampling method can construct a higher-quality and diversified sampled viewpoint set (Table 2). Then, C-NSGA-II is put forward to carry out holistic planning for the problem of two successive coupling of viewpoint planning and path planning. Compared with the holistic planning method that is simplified into a single-objective optimization problem, the computational efficiency of C-NSGA-II is improved by about 90% (Fig. 13). Compared with the traditional individual planning method of viewpoint first and then path, the inspection time cost planned by the proposed method is reduced by more than 10.52% (Table 3). Finally, the effectiveness and superiority of the proposed inspection planning method are verified in robot automated vision inspection applications (Table 4).

Conclusions To reduce the inspection time cost of automated visual inspection, we propose a multi-objective holistic planning method for viewpoints and paths. The proposed method does not take reducing the number of planned viewpoints as the only goal, but directly takes the viewpoint coverage and inspection time cost as the optimization goals. The above two objectives are globally optimized by C-NSGA-II, and the viewpoint set and its path with the optimal inspection time cost are finally planned. Compared with the holistic planning method that is simplified into a single-objective optimization problem, the proposed method does not need to be forced to meet the viewpoint coverage requirements during the

optimization, which greatly improves computing efficiency. The experiments prove that the proposed method can quickly solve the global optimal solution compared with individual planning methods and other holistic planning methods, which helps improve the efficiency of automated visual inspection and provides a method for efficient inspection planning in real production. In the subsequent research, on the one hand, the accuracy evaluation index can be added to judge the viewpoints, and on the other hand, the influence of the field environment can be considered to provide feedback on the imaging quality of the viewpoints and make adjustments accordingly.

Key words viewpoint planning; coverage path planning; automated visual inspection; multi-objective planning; NSGA-II algorithm