

本文引用格式：黄启华,冯子俊,杜玉晓,等.基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法研究[J].自动化与信息工程,2025,46(2):9-17.

HUANG Qihua, FENG Zijun, DU Yuxiao, et al. Research on an improved greedy path optimization algorithm based on K-means and 2-Opt[J]. Automation & Information Engineering, 2025,46(2):9-17.

## 基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法研究\*

黄启华<sup>1</sup> 冯子俊<sup>2</sup> 杜玉晓<sup>1</sup> 王烁哲<sup>1</sup>

(1.广东工业大学, 广东 广州 510006

2.九江天赐高新材料有限公司, 江西 九江 332500)

**摘要:** 针对当前衣物裁剪路径优化算法无法同时满足高精度和低时间消耗的问题, 提出基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法。首先, 利用 K-means 聚类算法进行大规模旅行商问题的局部分组; 然后, 采用 2-Opt 改进的贪心算法优化路径; 最后, 通过最近邻连接方法对子问题的解进行类间连接。实验结果验证了该算法具有较好的路径和效率优化能力。

**关键词:** 衣物裁剪路径优化; K-means 聚类算法; 2-Opt 算法; 贪心算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2025)02-0002-09

DOI: 10.12475/aie.20250202

开放获取

### Research on an Improved Greedy Path Optimization Algorithm Based on K-means and 2-Opt

HUANG Qihua<sup>1</sup> FENG Zijun<sup>2</sup> DU Yuxiao<sup>1</sup> WANG Shuozhe<sup>1</sup>

(1.Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

2.Jiu Jiang Tinci Materials Technology Co., Ltd., Jiujiang 332500, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that current garment cutting path optimization algorithms cannot simultaneously satisfy high precision and low time consumption, this paper proposes an improved greedy path optimization algorithm based on K-means and 2-Opt. First, the K-means clustering algorithm is used for local grouping of large-scale traveling salesman problems. Then, a 2-Opt improved greedy algorithm is adopted to optimize the path. Finally, the nearest neighbor connection method is employed to connect solutions of sub-problems between clusters. Experimental results verify that the proposed algorithm demonstrates superior path and efficiency optimization capabilities.

**Keywords:** garment cutting path optimization; K-means clustering algorithm; 2-Opt algorithm; greedy algorithm

#### 0 引言

传统的手工裁剪衣物方法费时费力, 且容易出现误差。随着计算机视觉与自动化技术的迅猛发展, 衣物裁剪行业逐渐向数字化转型, 借助算法自动提取衣物轮廓并规划剪裁路径, 提高了裁剪效率和准确性。在衣物裁剪过程中, 待裁剪的排样图由多个独立的衣物裁片组成, 剪裁路径的优化问题可转化为多个“衣

物裁片图”的最短路径问题, 并进一步简化为旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP) [1]。TSP 的求解方法通常分为精确算法和启发式算法两类。其中, 精确算法在理论上可得到问题的最优解, 但随着节点增加, 求解时间也大幅增加, 难以解决大规模问题; 启发式算法, 如蚁群优化 (ant colony optimization, ACO) 算法、贪心算法和遗传算法等可以解决复杂的

TSP。

文献[2]于 1992 年利用蚁群系统求解 TSP，通过模拟蚂蚁寻找食物过程中信息素的沉积和挥发机制进行路径寻优；但存在停滞和运行时间长等问题。文献[3]对 ACO 算法的路径构建和路径更新阶段进行改进；实验结果表明，改进的 ACO 算法具有更好的性能，有助于避免停滞行为，但在优化耗时方面稍显不足。文献[4]针对 ACO 算法进行改进，提出 AddACO 算法，即在传统蚁群算法的基础上引入了一个可修改的概率定律，使蚂蚁在选择路径时能够更灵活地平衡局部信息与全局信息；实验结果表明，AddACO 算法的性能得到了较大提升，但其仍存在对参数（如信息素权重、挥发率等）敏感的问题，不同的问题实例可能需要特定的参数配置，这增加了算法的应用难度。

文献[5]利用贪心算法来解决板材多孔加工的 TSP，虽具有良好的优化耗时，但优化路径精度较低。文献[6]提出一种改进的麻雀搜索算法，引入贪心算法初始化种群；利用遗传算子更新种群，平衡全局搜索和局部开发能力；在生成器更新过程中引入自适应权重，并采用正余弦搜索策略更新搜索器，提高了算法的适应性和求解质量；实验结果表明，该算法提高了优化速度和鲁棒性，但参数设置较为繁琐。文献[7]提出一种基于最远顶点算法和贪心算法的超启发式算法——参数混合算法来求解 TSP；实验结果表明，该算法在路径长度优化方面取得了最佳效果，但算法结构较为复杂。文献[8]采用改进的混合狮子群优化算法求解 TSP，引入了贪心策略，并在搜索后期加入种群竞争搜索算法，通过模拟种群间的竞争机制，进一步优化解的质量；实验结果表明，该算法可得到最优解，具有更好的收敛性和稳定性，但实时性稍显欠缺。

文献[9]基于模拟退火和遗传算法提出一种混合优化方法，结合 Pythagorean 模糊不确定变量来求解不确定条件下的 TSP，得到更高质量的解。虽然该混合优化方法在一定程度上提高了全局搜索能力，但在某些情况下可能无法充分挖掘问题的最优解。为解决遗传算法在迭代过程中运行速度较慢的问题，文献

[10]对遗传算法进行了改进，首先，对节点进行聚类，将其分解为一组更小的开环 TSP；然后，采用遗传算法对这些开环 TSP 进行快速求解；最后，将开环 TSP 的解聚合到闭环路径中，作为原 TSP 的近似解；该算法虽然提高了计算速度，但实时性仍无法满足实际需求。综上所述，虽然学者们为求解 TSP 提出了多种启发式算法及其改进算法，也取得了一定的成果，但在衣物裁剪路径规划问题上，现有算法无法同时满足高精度和高效率的要求。

本文在前人研究的基础上，提出基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法，以更好地适应衣物裁剪任务。

## 1 衣物裁剪路径优化模型

裁刀从裁剪机原点 ( $r$ ) 出发，选择一个衣物裁片上的入刀点（小黑圆点）开始裁剪；每完成一个衣物裁片的裁剪后，裁刀返回该衣物裁片的入刀点，标志着该衣物裁片的裁剪任务结束；原来的入刀点成为新的出刀点，裁刀移动到下一个衣物裁片继续裁剪，直至全部衣物裁片裁剪完成；裁刀回到裁剪机原点，整个裁剪任务完成。衣物裁剪路径示意图如图 1 所示。其中，虚线为空行程路径。

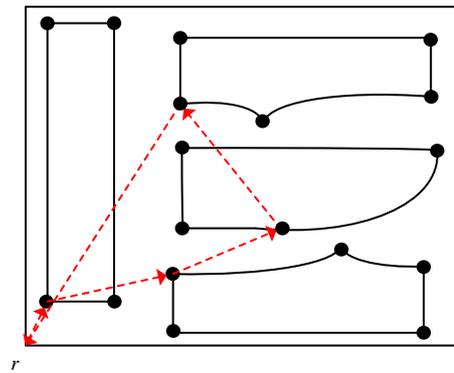


图 1 衣物裁剪路径示意图

由图 1 可以看出，空行程路径由裁剪顺序和入刀点的位置决定<sup>[11]</sup>。

衣物裁剪路径优化问题的数学模型如下：假设  $r$  为裁剪机原点， $n$  个待裁剪衣物裁片的裁剪顺序表示为

$$V = \{r, V_1, V_2, \dots, V_n\} \quad (1)$$

对应的入刀点集为

$$R = \{r, r_1, r_2, \dots, r_n\} \quad (2)$$

式中： $r_i$  为第  $i$  个衣物裁片的入刀点。

空行程路径长度为

$$L(V) = d(r, r_1) + \sum_{i=1}^{n-1} d(r_i, r_{i+1}) + d(r_n, r) \quad (3)$$

式中： $d(r, r_1)$ 、 $d(r_n, r)$  分别为裁剪机原点到第一个衣物裁片和到最后一个衣物裁片入刀点位置的距离； $\sum_{i=1}^{n-1} d(r_i, r_{i+1})$  为第一个衣物裁片入刀点位置到第  $n-1$  个衣物裁片入刀点位置的总距离。

在衣物裁剪任务中，空行程总路径和优化时间越短，裁剪效率越高，即公式(3)在尽可能短的时间内找到最小的空行程路径  $L_{\min}$ ：

$$L_{\min} = \min(L(V)) \quad (4)$$

在计算机领域，可将衣物裁剪路径优化问题归结为广义旅行商问题 (generalized traveling salesman problem, GTSP) [12]。目前，GTSP 尚缺乏精确求解的高效算法，因此本文考虑将衣物裁剪路径优化问题简化为 TSP。

假设衣物裁片角点集合  $v$  的坐标中心点为  $C(x, y)$ ，第  $i$  个衣物裁片的第  $j$  个角点  $v_{i,j}$  ( $1 < i < n, 1 < j < v(i)$ ) 的  $x$  轴和  $y$  轴坐标值分别为  $x_{i,j}$  和  $y_{i,j}$ ，对应的表达式为

$$x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{v(i)} x_{i,j}}{\sum_{i=1}^n v(i)}, y = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{v(i)} y_{i,j}}{\sum_{i=1}^n v(i)} \quad (5)$$

定义  $d_{ijc}$  为第  $i$  个衣物裁片的第  $j$  个角点与坐标中心点  $C$  之间的距离：

$$d_{ijc} = \sqrt{(x - x_{ij})^2 + (y - y_{ij})^2} \quad (6)$$

利用公式(6)计算全部衣物裁片角点到坐标中心点  $C$  的距离  $d_{ijc}$ ，在每个衣物裁片的角点中选择距离  $C$  点最近的角点  $v_{i,j}$ ，将其作为该衣物裁片的裁剪起始点。

依此类推，直到获得所有衣物裁片的裁剪起始点集合，从而将 GTSP 转化为 TSP。

## 2 路径优化算法研究

本文基于 ACO 算法和贪心算法对衣物裁剪路径优化算法展开深入探讨。

### 2.1 ACO 算法

ACO 算法通过模拟蚂蚁在解空间中的移动和信息交流来搜索最优解[13]，其流程如图 2 所示。

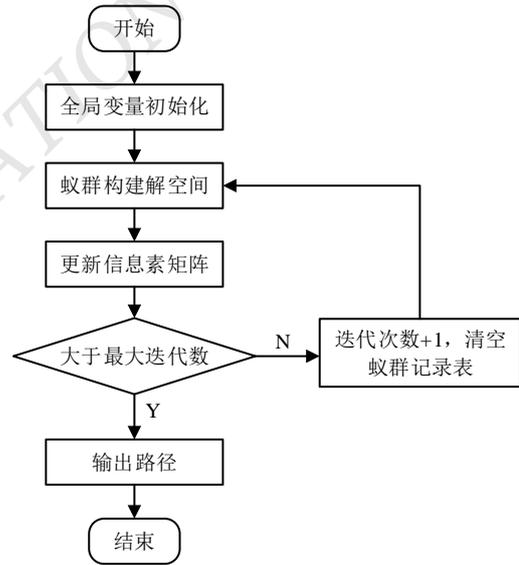


图 2 ACO 算法流程图

### 2.2 贪心算法

贪心算法通过每一步的局部最优解来试图找到全局最优解[14]。贪心算法求解 TSP 包括最短链接和最近邻点两种策略[15]。其中，最短链接策略由于需要在每次迭代中计算当前最短路径并选择最短边，导致其计算复杂度增加；最近邻点策略每次选择与当前节点最近的未访问节点作为下一个访问节点，避免了复杂的迭代过程，从而缩短了计算时间。本文贪心算法采用最近邻点策略求解 TSP，其流程如图 3 所示。

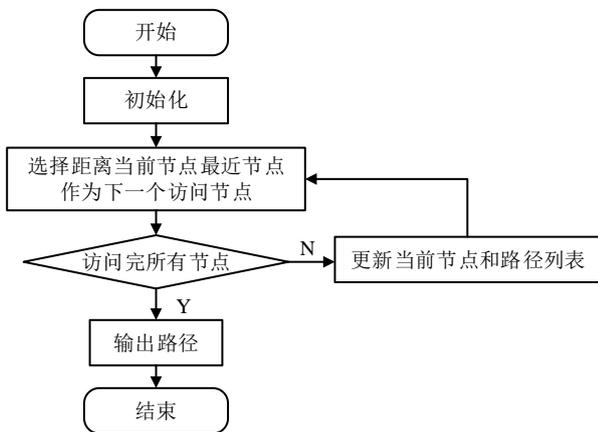
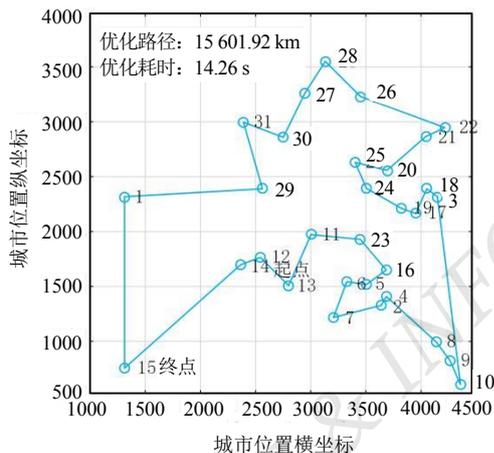


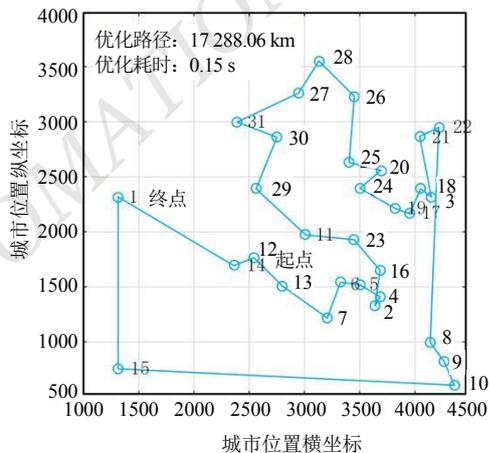
图3 贪心算法流程图

### 2.3 ACO 算法和贪心算法路径优化效果比较

选取中国 31 个城市作为测试数据集（已知最短路径为 15377 km），分别采用 ACO 算法和贪心算法进行路径优化，效果如图 4 所示。



(a) 中国 31 个城市 ACO 算法路径优化效果图



(b) 中国 31 个城市贪心算法路径优化效果图

图4 ACO 算法和贪心算法路径优化效果图

由图 4 可知：中国 31 个城市 ACO 算法路径优化的距离较短，但耗时较长；贪心算法路径优化的距离较长，但耗时较短，且贪心算法侧重于当前最优选择，无法保证得到全局最优解；此外，在局部距离较近的情况下，两种算法的路径优化具有一定的相似性，如图 4 中的 15-1、2-4、5-6-7、8-9-10、12-13、11-23-16、21-22、24-19-17-18-3、26-28-27 和 30-31 等局部顺序。通过深入分析发现，当 TSP 具有局部聚集而全局分散的特征时，贪心算法在局部范围内可得到与 ACO 算法相同的效果，且贪心算法能够降低寻找最优解所需的时间，提升了求解 TSP 的效率。

为了满足衣物裁剪高效率的要求，本文采用贪心算法进行衣物裁剪路径优化。首先，对 TSP 进行局部分组，分为多个子问题；然后，利用贪心算法分别对每个子问题进行优化；最后，通过连接子问题的优化结果，得到原 TSP 的最优解。

### 2.4 基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法

#### 2.4.1 局部分组

局部分组是指根据一定的标准对数据集进行分类和划分。当前主流的局部分组策略包括基于距离、决策树和规则归纳等。本文重点关注基于距离的分组策略，即近距离的节点更可能被划分到同一组。

##### 2.4.1.1 社区发现算法

社区发现算法<sup>[6]</sup>是一种在复杂网络中找到联系紧密的节点，并将它们归类到同一社区的算法，以达到社区内数据集聚集和社区间数据集分散的效果，其原理图如图 5 所示。

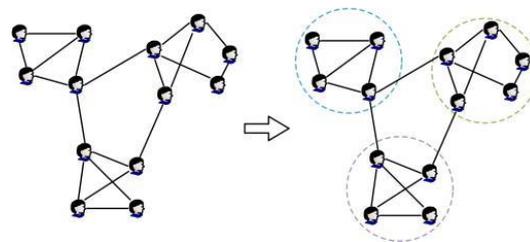


图5 社区发现算法原理图

在中国 31 个城市数据集中，将每个节点与其最近的 4 个相邻节点建立联系，建立如图 6 所示的社区网络。

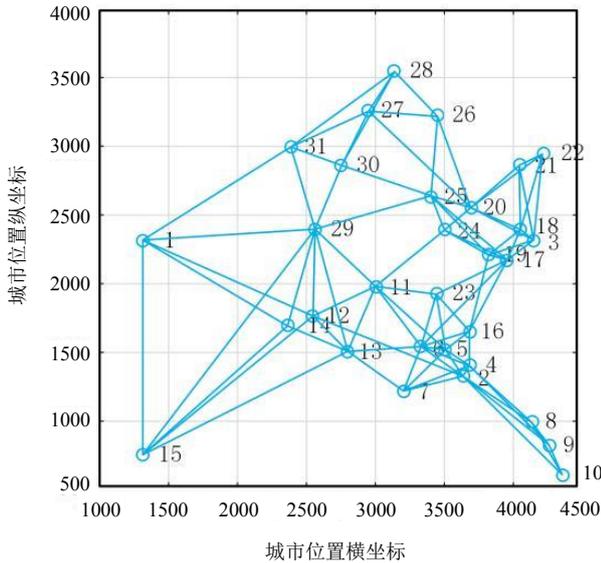


图 6 中国 31 个城市的相邻社区联系建立效果图

### 2.4.1.2 K-means 聚类算法

K-means 聚类算法以欧氏距离为测量标准<sup>[17]</sup>，将数据节点与各个聚类中心的距离进行比较，以此来确定每个数据节点最适合的聚类类别，其流程如图 7 所示。

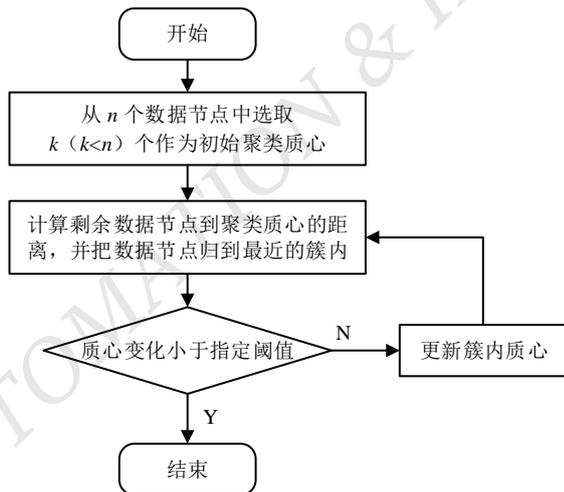


图 7 K-means 聚类算法流程图

采用 K-means 聚类算法对中国 31 个城市数据集进行局部分组，效果如图 8 所示。

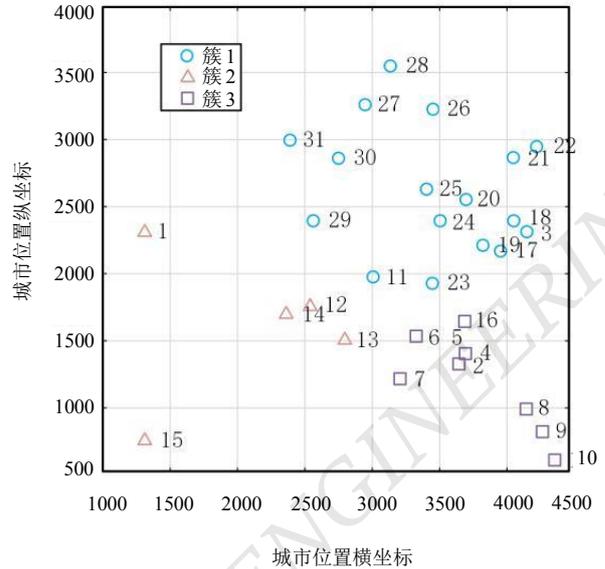


图 8 中国 31 个城市的 K-means 聚类算法局部分组效果图

由图 8 可知，中国 31 个城市的 K-means 聚类算法局部分组效果与 ACO 算法的优化路径具有一定的相似性。这是因为社区发现算法在初始阶段需构建网络连接，并进行复杂的最短路径计算，导致效率降低，特别是在大数据量的情况下，路径优化效率较低。相比之下，K-means 聚类算法具有快速的收敛速度。因此，结合本文对衣物裁剪高效率的要求，选择 K-means 聚类算法作为局部分组策略。

### 2.4.2 2-Opt 改进的贪心算法

贪心算法在每一步都选择当前最优解，但在某些情况下，可能会陷入局部最优解而无法找到全局最优解。为此，本文通过在贪心算法中引入 2-Opt 算法<sup>[18]</sup>，进一步优化衣物裁剪路径，以尝试接近全局最优解。

2-Opt 算法求解 TSP 的主要原理为：对于某一条给定的回路，每次通过交换 2 条边来改进路线。如城市的优化路径为  $V_0-V_1-V_2-V_3-V_4-V_5-V_6-V_7-V_0$ ，其中  $V_0$  表示原点， $V_1 \sim V_7$  表示城市节点，随机选取该路径的两点  $V_5$  和  $V_7$ ，先将这两点的位置交换，再将这两点之间的路径反向，此时城市的优化路径为  $V_0-V_1-V_2-V_3-V_4-V_7-V_6-V_5-V_0$ ，如图 9 所示，其中， $d_1$  和  $d_2$  表示优化前的两条边， $d'_1$  和  $d'_2$  表示优化后的两条边。

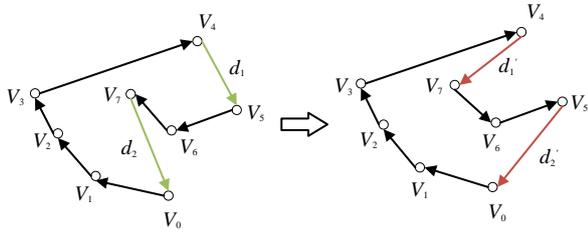


图9 2-Opt 算法原理图

2-Opt 算法只需判断  $d_1 + d_2 > d_1' + d_2'$  是否成立, 若成立, 保存优化后的路径; 否则, 维持原路径不变。利用 2-Opt 算法对贪心算法进行改进, 可得到更短的路径, 并在一定程度上改善了贪心算法易陷入局部最优解的问题, 提高了全局最优解的搜寻效率。2-Opt 改进的贪心算法流程如图 10 所示。

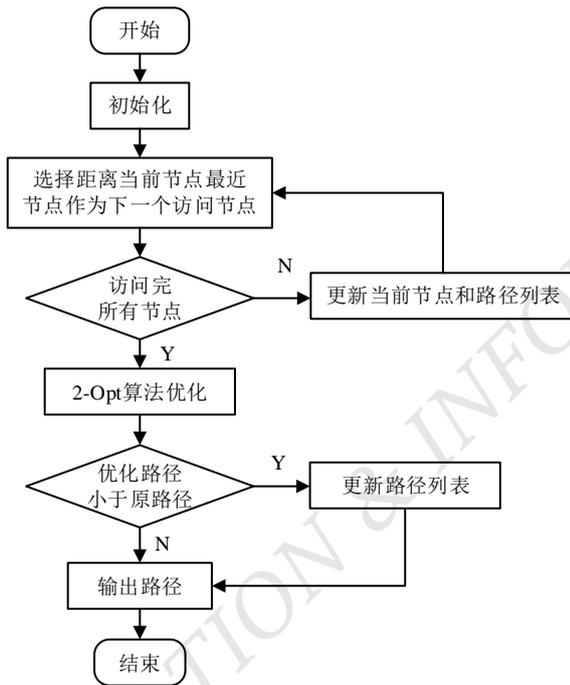


图 10 2-Opt 改进的贪心算法流程图

### 2.4.3 子问题的类间连接

利用 2-Opt 改进的贪心算法获取子问题的局部最优解后, 需将子问题进行类间连接 (确定链路的的中断或连接), 以获得全局最优解。本文采用最近邻连接方法进行类间连接, 得到的最优类间连接路径的函数表达式为

$$\min Z = \sum Z_k - \sum S_i + \sum S_j \quad (7)$$

式中:  $Z_k$  为优化路径长度,  $S_i$  为断开链的长度,  $S_j$  为连接链的长度。

首先, 规划子问题的连接顺序; 然后, 识别相邻子问题距离较近的点, 作为可能的连接点集合; 接着, 在连接点中选定相应的出入点, 以此确立连接和断开的链路; 最后, 依据公式(7)计算路径长度, 从而得到问题的解。

### 2.4.4 优化算法

基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法流程如图 11 所示。

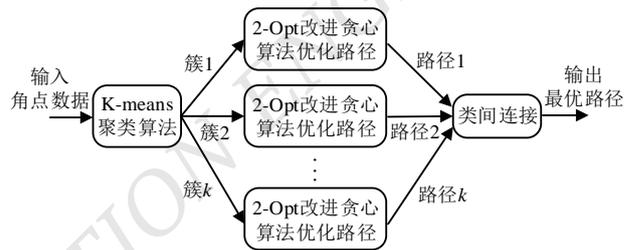
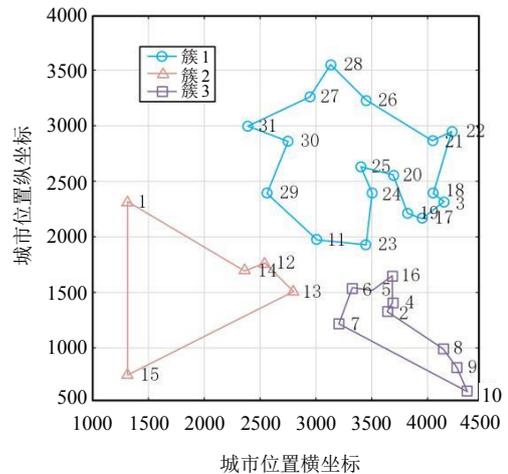


图 11 基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法流程图

首先, 利用 K-means 聚类算法对角点数据进行局部分组; 然后, 采用 2-Opt 改进的贪心算法对子问题进行路径优化; 最后, 将子问题的解进行类间连接, 输出最优路径。

采用本文提出的基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法对中国 31 个城市的路径进行优化, 效果如图 12 所示。



(a) 子问题求解

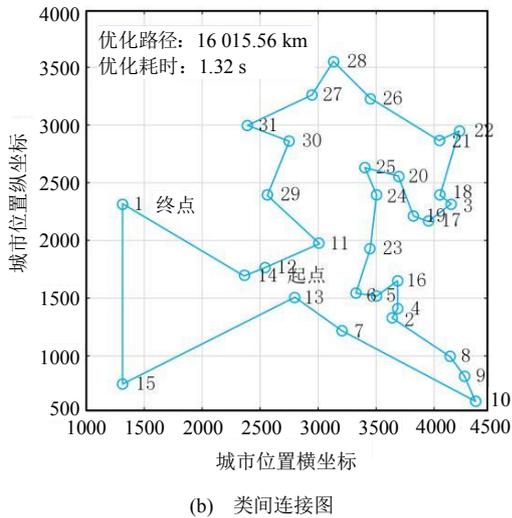


图 12 本文算法对中国 31 个城市的路径优化效果图

由图 12 可知，本文提出的基于 K-means 与 2-Opt

改进的贪心路径优化算法对中国 31 个城市的优化路径为 16 015.56 km，优化耗时为 1.32 s。

对比图 4 的优化效果发现，本文算法与 ACO 算法的大部分路径是相同的，但优化耗时显著减少，说明本文算法在满足高效率需求的同时，改善了路径优化长度。

### 3 实验与分析

为了进一步验证本文提出的基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法对衣物裁剪路径优化的有效性，本文选取 32、56、80、101 和 130 片的衣物裁片的排样图，分别采用贪心算法、ACO 算法和本文算法进行对比实验。其中，衣物裁片数量为 56 片和 80 片排样图的路径优化效果分别如图 13 和 14 所示。

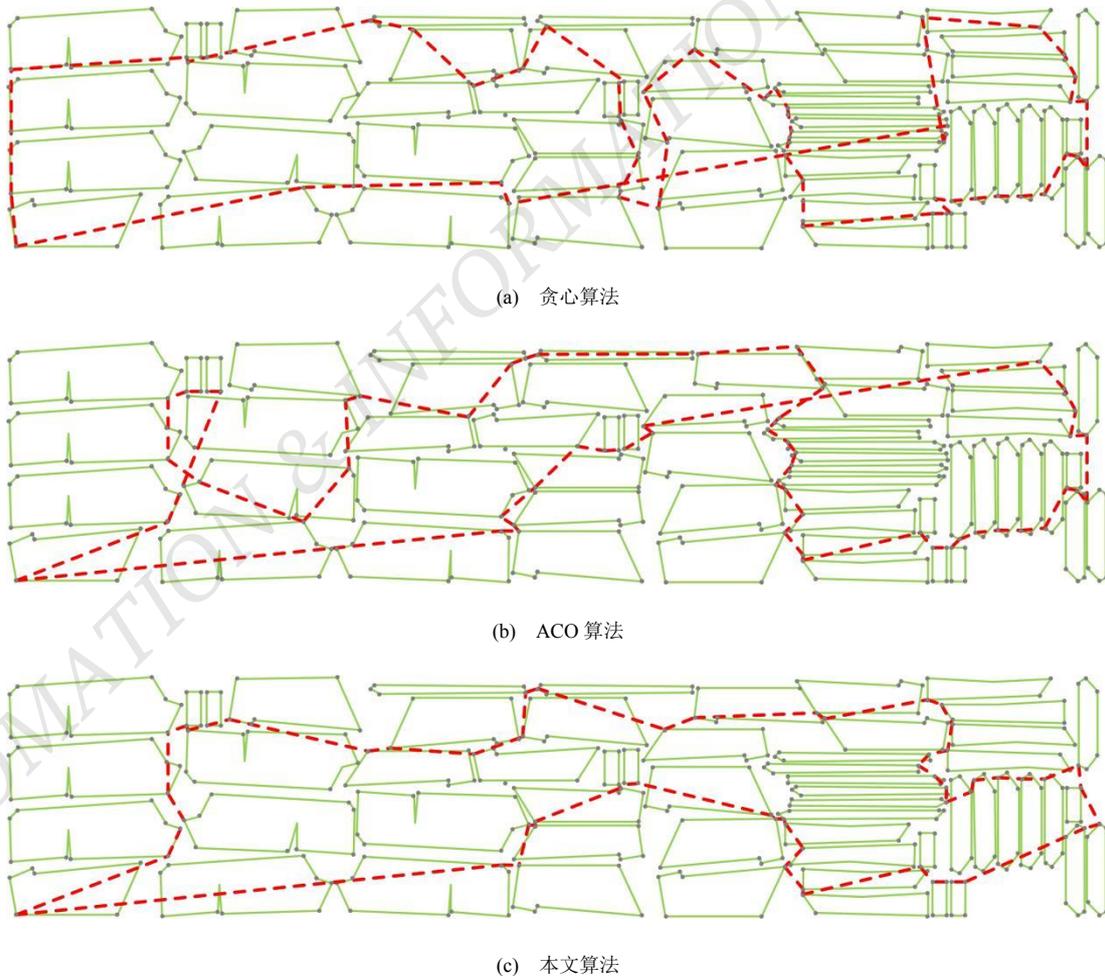


图 13 衣物裁片排样图（数量 56 片）路径优化效果图

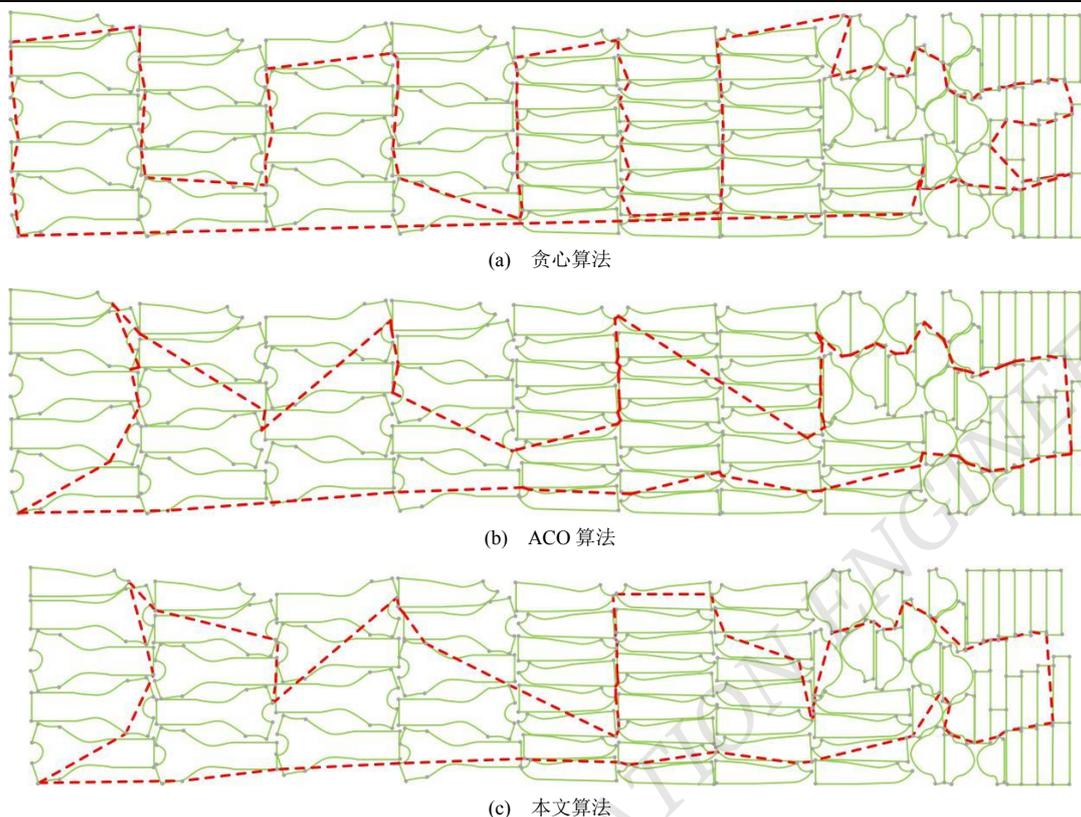


图 14 衣物裁片排样图（数量 80 片）路径优化效果图

根据实验结果，分别绘制路径优化长度柱状图、优化耗时曲线图，如图 15 和 16 所示。

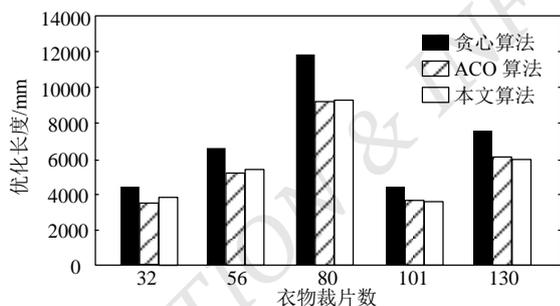


图 15 路径优化长度柱状图

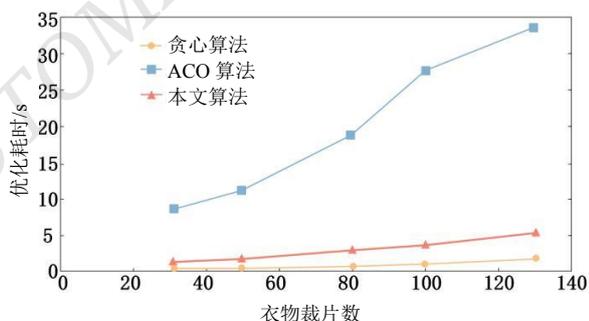


图 16 优化耗时曲线图

由图 15 可知：本文算法相较于贪心算法，在路径优化长度上表现更好；在处理小规模优化问题时，本文算法的路径优化效果接近 ACO 算法，随着优化问题规模增大，本文算法的路径优化效果高于 ACO 算法。

由图 16 可知：随着衣物裁片数量增加，贪心算法和本文算法的优化耗时增长缓慢，而 ACO 算法的优化耗时却急剧上升；相较于 ACO 算法，本文算法的优化耗时显著减少，尤其在处理大规模的优化问题时，表现更为突出。

综上所述，本文算法在解决大规模优化问题时，不仅在路径长度优化方面表现优异，还在优化耗时上具有显著优势。

## 4 结论

本文针对当前衣物裁剪路径优化算法无法同时满足高精度和高效率的问题，首先，构建衣物裁剪路径优化模型；然后，比较 ACO 算法和贪心算法对衣

物裁剪路径的优化效果;最后,提出基于 K-means 与 2-Opt 改进的贪心路径优化算法。实验结果表明,本文算法在优化路径长度和耗时方面具有较好的性能。

本文算法结合了 K-means 聚类算法与 2-Opt 改进的贪心算法,有效缓解了贪心算法容易陷入局部最优解的问题,但仍然存在无法实现全局优化的可能性,后续研究可以通过引入全局优化的方法来改进算法性能。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

## 参考文献

- [1] GONG J, LEE S. Hierarchical area-based and path-based heuristic approaches for multirobot coverage path planning with performance analysis in surveillance systems[J]. *Sensors*, 2023, 23(20):8533.
- [2] DORIGO M. Optimization, learning and natural algorithms[J]. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, 1992.
- [3] KIRAN M S, BESKIRLI M. A new approach based on collective intelligence to solve traveling salesman problems[J]. *Biomimetics*, 2024, 9(2): 118.
- [4] SCIANNA M. The AddACO: A bio-inspired modified version of the ant colony optimization algorithm to solve travel salesman problems[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2024,218:357-382.
- [5] 吴焱明,曹宁,李飞亚,等.基于贪心算法的板材多孔加工路径优化算法研究[J].*合肥工业大学学报(自然科学版)*,2022,45(6):742-745;759.
- [6] WU C, FU X, PEI J, et al. A novel sparrow search algorithm for the traveling salesman problem[J]. *IEEE Access*, 2021,9: 153456-153471.
- [7] KIZILATES G, NURIYEVA F. A parametric hybrid method for the traveling salesman problem[J]. *Mathematical and Computational Applications*, 2013,18(3):459-466.
- [8] YAN Yang, LIU Shengjian, LUO Lin. Hybrid lion swarm optimization algorithm for solving traveling salesman problem [C]//*Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2020,1550(3):032027.
- [9] AKRAM M, HABIB A. Hybridizing simulated annealing and genetic algorithms with Pythagorean fuzzy uncertainty for traveling salesman problem optimization[J]. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, 2023,69(6):4451-4497.
- [10] ROMANUKE V V. Deep clustering of the traveling salesman problem to parallelize its solution[J]. *Computers & Operations Research*, 2024,165:106548.
- [11] 任艳,李向超.数学算法优化控制下的皮革裁剪加工空行程路径研究[J].*西部皮革*,2023,45(6):122-124.
- [12] JEANETTE S, STEFANI I. New neighborhoods and an iterated local search algorithm for the generalized traveling salesman problem[J]. *EURO Journal on Computational Optimization*, 2022,10:100029.
- [13] WANG L, LUO Y, YAN H. Optimization analysis of node energy consumption in wireless sensor networks based on improved ant colony algorithm[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2024,64:103680.
- [14] Jian Chen Z. Comparison of various algorithms based on TSP solving[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 2083(3):032007.
- [15] 来学伟.两种不同贪心算法在求解 TSP 问题中的应用和比较[J].*河北北方学院学报(自然科学版)*,2018,34(7):34-37.
- [16] NEWMAN M E J, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks[J]. *Physical Review E*, 2004, 69(2):026113.
- [17] ZHOU J, ZHI R, SHANG Y, et al. Active alarm method for switchgear status based on K-means clustering and multi-dimensional feature quantities[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024,2683(1):012009.
- [18] CROES G A. A method for solving traveling-salesman problems[J]. *Operations Research*, 1958,6(6):791-812.

## 作者简介:

黄启华,男,1998年生,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉。

冯子俊,男,1991年生,硕士研究生,主要研究方向:化工自动化、机器视觉。

杜玉晓(通信作者),男,1973年生,博士研究生,副教授,主要研究方向:自动化装备与集成、数字图像处理、医疗器械设备及脑机接口(BCI)技术。E-mail: yuxiaodu@gdut.edu.cn

王烁哲,男,1999年生,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉。