

优化皮革裁剪加工空行程路径的混合算法

杨卫波^{1,2} 王万良¹ 介婧¹ 赵燕伟¹

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)¹ (温州大学物理与电子信息工程学院 温州 325035)²

摘要 将皮革裁剪多轮廓加工空行程路径优化问题归结为广义旅行商问题,提出了一种求解问题的混合智能优化算法。用改进了的遗传模拟退火算法优化多轮廓排列序列,结合机床特征将问题转化为多段图最短路径问题,采用动态规划算法求解。对传统的 Boltzmann 更新准则进行改进,增加搜索记忆功能并设置双阈值,以在尽量保持最优性的前提下减少计算量;根据多段图最优子结构性设计个体适应度评价函数。实际应用效果和对标准问题的测试表明,新算法求解质量和收敛速度均有很大的提高。

关键词 皮革裁剪,多轮廓加工,路径优化,遗传模拟退火算法,动态规划算法

中图分类号 TP391.72 **文献标识码** A

Hybrid Algorithm for Tool-path Airtime Optimization during Multi-contour Processing in Leather Cutting

YANG Wei-bo^{1,2} WANG Wan-liang¹ JIE Jing¹ ZHAO Yan-wei¹

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(College of Physics & Electronic Information Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)²

Abstract Tool-path airtime optimization during multi-contour processing in leather cutting is regarded as generalized traveling salesman problem. A hybrid intelligence algorithm was proposed. The improved genetic simulated annealing algorithm was applied to optimize multi-contour sequence, and then combining machining characteristics, the problem was changed into multi-segment map problem which is solved with dynamic programming algorithm. Traditional Boltzmann upgrade mechanism increases memory function and sets up dual-threshold to reduce the calculation amount while maintaining the premise of optimality. Individual fitness function based on multi-segment map optimal sub-structure was designed. The practical application and the standards tests show that the algorithm has satisfactory solution quality and convergence.

Keywords Leather cutting, Multi-contour processing, Path optimization, Genetic simulated annealing algorithm, Dynamic programming algorithm

1 引言

皮革裁剪机是一种进行平面多轮廓裁割的数控系统,需要在被加工皮革上一次切割出若干具有不同轮廓的样片。刀具运动轨迹复杂,对加工路径进行优化,可以有效减少机床辅助运动路径长度,缩短加工时间,在批量加工时能大大提高生产效率^[1]。

平面多轮廓空行程优化问题的求解方法大致可以分为精确求解算法、构造启发算法和智能优化算法3种类型^[2,3]。由于问题目标解的搜索涉及到解空间的组合爆炸,因此分支定界、动态规划等精确求解算法只适用于小规模问题。在实际应用中,近似算法、最近邻算法等方法虽然能快速求解,但是解的质量往往不高。因此能在合理时间内求得满意解的智能优化算法目前成为求解问题的主要方法。文献[4]提出了

采用蚁群算法和最邻近算法来求解问题的优化算法。文献[5]采用了一种具有主、从两条染色体混合编码的遗传算法,取得了良好的效果。文献[6,7]将问题转化为标准旅行商问题,采用求解标准旅行商问题的算法求解,但求解效果都不是很理想,有待改进。文献[8]提出的广义染色体遗传算法(GCGA)是近年来求解 GTSP 问题最好的方法之一,在测试多个标准 GTSP 问题中表现出较好的效果,但这种方法在编码设计上存在不足,全局搜索能力有待提高。文献[9]则分析了 GCGA 算法存在的缺点,并提出相应的改进方案。另外,也有很多研究将多种进化算法混合起来使用,这往往能取得更好的求解质量和求解效率。

本文将皮革裁剪多轮廓加工空行程路径优化问题归结为 GTSP,利用 GTSP 具有两级优化的特征,提出了将改进后的遗传模拟退火算法(Improved Genetic Simulated Annealing

到稿日期:2010-04-05 返修日期:2010-06-23 本文受国家自然科学基金资助项目(60970021),浙江省重大科技专项项目(2009C11039)资助。

杨卫波(1977—),男,博士生,主要研究方向为智能计算、计算机辅助设计,E-mail: yangweibo_hubei@163.com;王万良 男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机控制与智能自动化、计算机网络控制与管理等;介婧 女,博士后,副教授,主要研究方向为计算机控制与智能自动化、计算机集成制造系统(CIMS)等;赵燕伟 女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为现代物流系统智能配送与优化调度、开放式数控技术开发与装备智能化。

Algorithm, IGSA) 和动态规划方法 (Dynamic Programming, DP) 相结合的求解算法。给出了应用优化实例, 验证算法可有效构建走刀空行程路径。通过对标准问题的测试比较和与其他求解算法的收敛性对比分析, 进一步表明了新算法的有效性。

2 问题描述

皮革裁剪加工时, 刀具从众多排好版的样片中选取一个样片开始加工, 切出整条轮廓后移至下一条样片加工。加工时刀具走刀总行程由样片轮廓加工的有效行程和在不同样片轮廓之间的走刀空行程构成。对确定的样片数目而言, 总的裁剪有效行程是一定的, 而裁剪空行程则随着裁刀遍历样片轮廓顺序、样片轮廓上裁剪起点位置的不同而变化, 因此有必要研究如何缩短裁剪空行程, 以提高裁剪机的生产效率。

标准旅行商问题 (TSP) 是根据给定的城市有限集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, 以及两两城市对之间的距离 $d = (c_i, c_j), i \neq j$, 寻找一条通过所有城市并且只经过一次的最短 Hamilton 圈。如城市集 V 被分成 m 个子集 $V_1, \dots, V_m, V_1 \cup \dots \cup V_m = V$, 且 $i \neq j$ 时 $V_i \cap V_j = \emptyset$, 寻找只经过每一城市子集中唯一一个城市的最短 Hamilton 圈是一类广义旅行商问题 (GTSP)。图 1 是一个简单的 GTSP 及其最短 Hamilton 圈的例子, 图中将 19 个城市划分成 5 个城市子集, 中间的封闭圈为寻找到的最短 Hamilton 圈。

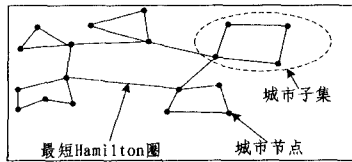


图 1 GTSP 问题示意图

可将皮革裁剪空行程路径优化归结为 GTSP: 单个样片轮廓看作图 1 中的一个城市子集; 样片轮廓中的各个可进、退刀点看作城市子集中的各个城市节点; 空行程路径优化问题就是如何搜寻到 GTSP 的最短 Hamilton 圈。

需要特别注意的是, 数控多轮廓加工走刀空行程需要考虑加工原点。开始加工时, 刀具是从加工原点而不是从某个起始样片轮廓的可加工点出发, 加工完成后需要回退到加工原点。后面的算法设计中需要对此问题进行考虑。

3 求解皮革裁剪加工空行程路径的优化算法

3.1 个体编码设计

给定有向连通赋权图 $G = (V, E, W)$, 如果把顶点集 V 划分成 k 个不相交的子集 $V_i, 1 \leq i \leq k, k \geq 2$, 使得 E 中的任何一条边 (u, v) , 必有 $u \in V_i, v \in V_{i+m}, m \geq 1$, 则称这样的图为多段图^[10]。令 $|V_1| = |V_k| = 1$, 称 $s \in V_1$ 为源点, $t \in V_k$ 为收点。多段图的最短路径问题是求从源点 s 到收点 t 的最小花费通路。

个体采用整数编码, n 个待加工封闭轮廓分别用整数 $1, 2, \dots, n$ 进行编号, 机床进刀、退刀点分别用 0 和 $n+1$ 这两个编号表示, 则个体染色体编码表示为:

$$(0, x_1, x_2, \dots, x_n, n+1), 1 \leq x_i \leq n, x_i \neq x_j \quad (1)$$

式中, x_i 为第 i 个待加工封闭轮廓的编号。

种群初始化时, 个体染色体中间部分 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 用序

列 $(1, 2, \dots, n)$ 的一个随机置换表示, 编号 0 和 $n+1$ 保持不变。另外 GA 交叉、变异算子和 SA 生成邻域解的算法中, 这两个编号也不能参与运算, 应保持固定不变。

经过个体编码后, 优化问题可转化为求解多段图最短路径问题。图 2 给出了一个染色体编码为 $(0, x_1, x_2, x_3, 4)$ 的个体示例, 其具有 3 个待加工样片, $x_1 = [x_{10}, x_{11}, x_{12}]$, $x_2 = [x_{20}, x_{21}, x_{22}]$, $x_3 = [x_{30}, x_{31}]$ 蕴含了各个样片的可加工点。编号 0 表示刀具开始加工点 (源点 s), 4 表示刀具退刀点 (收点 t), 多段图的最短路径问题是求从 s 到 t 的最小花费通路, 所求得的最短通路由图中各段有且仅有一点组成, 如图 2 中的粗实线所示。

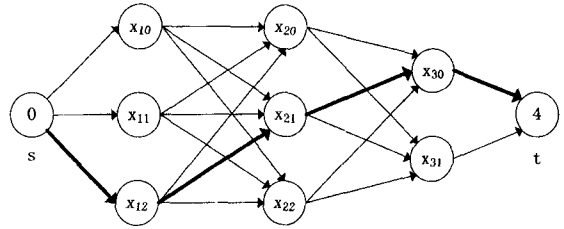


图 2 GTSP 转化为多段图示例图

3.2 基于动态规划法的个体评价方法

多段图具有最优子结构和子问题重叠的性质, 可以采用动态规划思想求解: 最优决策在最后阶段形成, 然后向前倒推, 直到初始阶段; 决策的具体结果及所产生的状态转移, 由初始阶段开始计算, 然后向后递归, 直到最终结果。

因此, 求解图 2 源点 s 到收点 t 的最小花费通路, 第一阶段是确定图中第 $k-1$ 段所有顶点到达收点 t 的最小花费通路; 第二阶段是确定图中第 $k-2$ 段的所有顶点到达收点 t 的最小花费通路, 此阶段需要利用第一阶段所形成的信息; 如此反复进行, 直到最后确定源点 s 到收点 t 的花费最小通路。

在每一次决策过程中, 用结构体 PointInfo 记录多段图中每个可加工节点的信息, 数据结构定义如下:

```
struct PointInfo
{
    double x, y;           // x, y 坐标值
    double m_cost;         // 到收点的最小花费
    int m_index;           // 到收点的最小花费通路上的前方节点编号
};
vector<PointInfo> m_vp; // 保存多段图所有节点的一维向量
```

在每次迭代中所有节点信息均会发生改变, 因此在每次迭代开始前将 PointInfo 的分量 m_cost, m_index 分别初始化为最大值和 0 。

于是, 可以列出如下的动态规划函数:

$$m_vp[i].m_cost = \min_{i < j \leq n} \{c_{ij} + m_vp[j].m_cost\} \quad (2)$$

$$m_vp[i].m_index = j, i < j \leq n \quad (3)$$

且使得 $c_{ij} + m_vp[j].m_cost$ 最小

式中, i, j 为待加工样片的节点编号, c_{ij} 表示节点 i, j 之间所需要的花费 (长度)。

从图 2 可以看出, 不同的种群个体代表不同的待加工轮廓的排列顺序, 而排列顺序的好坏是由源点 s 到收点 t 的最小花费决定的, 由此可定义个体适应度评价函数为:

$$f(x) = 1 / (m_vp[0].m_cost + 1) \quad (4)$$

式中, $m_vp[0]$ 为被评价个体的源点。

3.3 改进的 Boltzmann 更新准则

传统 SA 算法包括三函数两准则,即状态产生函数、状态接受函数、温度更新函数、内循环终止准则和外循环终止准则^[11,12],这些环节的设计决定了 SA 算法的优化性能。算法在局部极小解处有机会跳出并最终趋于全局最优的根本原因是算法通过概率判断来接受新状态。只有当初温充分高、降温足够慢、每一温度下抽样足够长、最终温度趋于零时,算法才最终以概率 1 收敛到全局最优解。但全局收敛条件难以实现,并且概率接受使得当前状态可能比搜索轨迹中的某些中间状态要差。实际算法往往最终得到的是近似最优解,解质量可能比中间经历的最好解差,且搜索效率较低。

因此,为克服传统 SA 搜索存在的问题,本文主要作了以下 3 点改进:①设置双阈值,使得在尽量保持最优性的前提下减少计算量。在各温度下当前状态连续 DIM 次保持不变,则认为 Metropolis 抽样稳定。若连续 AIM 次退温过程中所得的最优解均不变,则认为算法收敛。②在每个温度值对个体进行多次 Boltzmann 更新,精细搜索,提高局部搜索能力。③算法搜索过程中记住中间最优解,并即时更新,避免由于执行概率接受环节而遗失当前遇到的最优解。具体步骤如下:

步骤 1 给定初始温度 T_{gen} 和初始解 x (来自 GA), 定义记忆器 $\text{best}=x$, 最大无更优解产生次数 DIM、提前终止条件 AIM, Markov 链长 L , $\text{aim}=0$, $\text{dim}=0$, $i=0$ 。

步骤 2 $i=i+1$, if ($i \geq L$), then 转步骤 9。

步骤 3 个体 x 执行个体邻域搜索, 生成新解 x' , 按式 (4) 计算能量增量 $\Delta E=f(x')-f(x)$, if ($\Delta E < 0$) then $x=x'$, $\text{num}=0$, $\text{aim}=0$, 转步骤 6。

步骤 4 if 新解 x' 以概率 $\exp(-\Delta E/T_{\text{gen}})$ 被接受, then $x=x'$, $\text{num}=\text{num}+1$, 转步骤 6。

步骤 5 $\text{num}=\text{num}+1$, 转步骤 6。

步骤 6 if ($\text{aim}==\text{AIM}$), then 搜索提前结束, 转步骤 9。

步骤 7 if ($\text{num} > \text{DIM}$), then $\text{aim}=\text{aim}+1$, $\text{num}=0$ 。

步骤 8 if ($f(\text{best}) \leq f(x)$), then $\text{best}=x$, 转步骤 2, f 为个体适应度计算函数。

步骤 9 以 best 为最终解输出。

3.4 混合算法工作流程

将具有较强全局搜索性能的遗传算法与改进了的具有较强精细搜索性能的模拟退火结合, 辅以动态规划法设计的评价方法, 得到了求解优化机床刀具走刀路径排列序列问题的混合算法。算法运行的流程总结如图 3 所示。

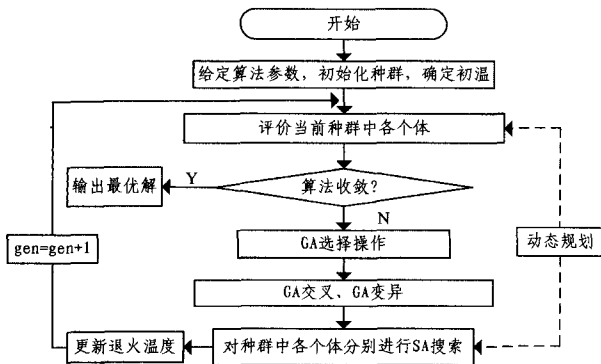


图3 算法运行流程示例图

选择算子: 为避免丢失上一代产生的最佳个体, 同时使用精英选择策略和赌轮选择法, 从群体中选择适应度最优的 1/10

个个体直接复制到下一代中, 其余的个体按照 $P_i = f_i / \sum_{j=1}^m f_j$ 为选取概率被复制到下一代。

采用部分映射杂交 (PMX): 先随机地在父代中选取两个杂交点, 并交换相应的子串, 再根据该子串内的值确定分映射。

采用插入变异: 随机取出一个基因并随机插回染色体中, 对于个体 $(0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_j, \dots, x_n, n+1)$, $1 \leq i, j \leq n$, $i \neq j$ 变异后的个体为 $(0, x_1, \dots, x_j, \dots, x_i, \dots, x_n, n+1)$ 。

退温操作 $T_{\text{gen}} = \lambda \cdot T_{\text{gen}-1}$, $\lambda \in [0.2, 0.95]$ 为常数。若 $T \leq T_p$, 则令 $T = T_p$, T_p 为设定的阈值温度。

4 算法应用与分析

4.1 应用实例

采用普通 PC 机, 计算机微处理器为 Pentium4 (1.6G), 内存 1.00GB, 在操作系统 Windows XP 下, 用 VC++2008 实现了本文算法。图 4 为皮革裁剪空行程路径优化操作界面。

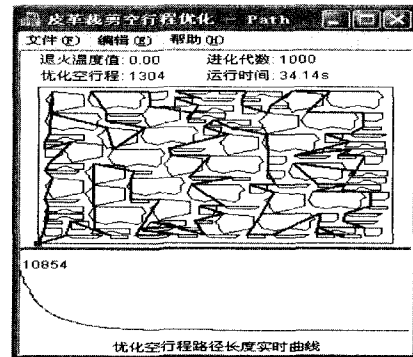


图4 皮革裁剪空行程路径优化操作界面

图 4 所示实例中, 矩形边界尺寸为 $265\text{cm} \times 175\text{cm}$, 细实线为轮廓节点匹配后待加工样片在矩形表面的分布情况。需要上面一次性加工出 103 块样片零件轮廓, 每个轮廓上有 4~10 个不等的可用于刀具开始加工的节点。算法参数设定如下: 种群规模 40, $P_m = 0.2$, $P_c = 0.7$, 精英选择数 4, 退火初始温度 $T_0 = 800$, 退火衰减因子 $\lambda = 0.9$, Markov 链长 $L = 1000$, 进化 1000 代或者连续 50 次迭代内都不能找到更优解作为算法收敛准则。

图 4 中粗实线是算法花费时间 34s 后得到的优化空行程路径, 长度为 1304cm。操作界面下部是动态绘制的空行程路径长度变化实时曲线, 可用于考察算法性能。初始时随机选择的空行程路径长度为 10854 cm, 优化后的长度为 1304 cm, 优化效率达到 88%, 因此算法是有效的。

4.2 算法比较与分析

为测试本文算法的有效性, 将 IGSA 与另外 5 种求解 GTSP 问题的算法^[13] 做实验进行比较。测试数据来源于标准 GTSP 问题库^[14], 从中选择 8 组测试问题, 每个问题运行 20 次。表 1 给出了实验的结果, 可以看出在问题规模较小时, 各种算法的性能差别不大, 但在问题规模增大时, 本文算法性能总体优于其它几种算法, 具有更优的全局化性能。

为进一步分析算法性能和参数对算法性能的影响, 除本文提出的 IGSA 外, 采用 C++ 语言另外编写了单独采用 GA、传统 GSA 结合 DP 对同等规模问题进行求解的程序。

(下转第 282 页)

- [2] Ashburner J, Csernansky JC, Davatzikos C, et al. Computer-assisted imaging to assess brain structure in healthy and diseased brains[J]. Lancet Neurol, 2003, 2(2):79-88
- [3] 郭雷, 李刚, 刘天明, 等. 三维大脑磁共振图像的大脑皮层表面上脑沟区域分割方法[P]. 中华人民共和国专利, 专利号: CN200910021785. X, 2009. <http://www.sipo.gov.cn/>
- [4] Rettmann M E, Han X, Xu C, et al. Automated sulcal segmentation using watersheds on the cortical surface[J]. Neuroimage, 2002, 15(2):329-344
- [5] Yang F, Kruggel K. Automatic segmentation of human brain sulci[J]. Med. Image. Anal., 2008, 12(4):442-451
- [6] Warfield S K, Zou KH, Wells W M. Simultaneous truth and performance level estimation(STAPLE): an algorithm for the vali-

- ation of image segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2004, 23(7):903-921
- [7] Jomier J, LeDigaercher V, Aylward S R. Comparison of vessel segmentations using staple[C]//MICCAI 2005. 2005:523-530
- [8] Liu T, Li H, Wong K, et al. Brain tissue segmentation based on DTI data[J]. Neuroimage, 2007, 38(1):114-123
- [9] Dale A, Fischl B, Sereno M. Cortical surface-based analysis I: segmentation and surface reconstruction[J]. NeuroImage, 1999, 9(2):179-194
- [10] 税午阳, 周明全, 耿国华. 基于医学体数据场的大脑皮层重构[J]. 计算机工程, 2009, 35(7):247-249
- [11] Rusinkiewicz S. Estimating curvatures and their derivatives on triangle meshes[C]//Proc. International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission. 2004:486-493

(上接第 256 页)

每种算法进行 20 次试验, 记录它们最短、最长和平均空行程长度, 结果如表 2 所列。

表 1 本文算法与其它算法求得最优结果比较

GTSP 问题	IGSA	NNG-opt	CIG-opt	MOG-opt	CI2	HCGA
30KROA150	11018	11018	11018	11018	11018	11018
40KROA200	13442	14110	14059	13887	13406	13408
53GH262	1008	1077	1036	1021	1064	1011
53PR264	29532	31241	31056	30779	29655	29546
60PR299	22612	24163	23119	23129	23119	22631
64LIN318	21117	22233	21858	22403	21719	20788
84FL417	9662	9754	9662	9697	9932	9663
89PCB442	21760	23364	23307	22697	22936	21768

表 2 3 种算法性能比较

算法	最短长度(cm)	最长长度(cm)	平均长度(cm)
GA+DP	1481	1888	1651
GSA+DP	1354	1503	1480
IGSA+DP	1298	1467	1333

由表 2 可以看出, IGSA 得出的平均加工空行程长度比 GA 提高了 20%, 比 GSA 提高了 11%。IGSA 在最坏情况(最长长度)下比 GA 最好情况(最短长度)都要好。另外在实验过程中发现, IGSA 得到较好解的几率比 GSA 明显要大, 优化时间也有很大改善。

为考察算法的收敛性, 以进化代数为横坐标, 适应度值(即优化得到的空行程长度)为纵坐标, 得出收敛曲线对比图(见图 5、图 6)。从图中可以看出, GSA 进化到 600 代左右基本达到收敛态, GA 在 1000 代时仍然没有到达收敛态; 而 IGSA 在求解速度和精度上比 GSA 又有相当大的提高。

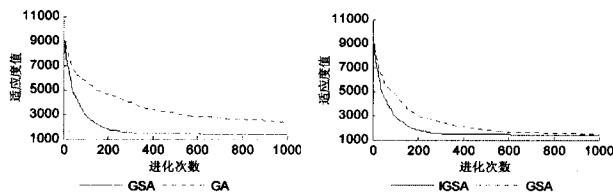


图 5 GSA 和 GA 收敛曲线对比

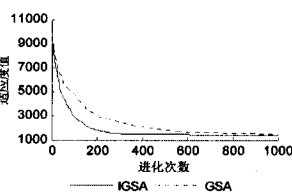


图 6 改进 Boltzmann 更新准则前后 GSA 收敛曲线对比

结束语 本文将人工智能中两种择优机制具有较大差异的 GA 和 SA 相结合, 优化任选走刀路径后将原问题转化为多段图问题, 利用动态规划算法进行求解。提出一种新颖的求解多轮廓走刀空行程路径优化的算法, 对传统 SA 增加搜索记忆功能并设置双阈值, 使得在尽量保持最优性的前提下

减少计算量。算法参数的选择会影响算法的使用效果。精心选择算法参数, 能获得良好的算法性能。实际应用效果和对标准问题的测试表明, 新算法求解质量和收敛速度均有了很大的提高。

参考文献

- [1] 余国兴, 丁玉成, 李涤尘. 平面多轮廓加工路径优化模型及其近似算法[J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(1):39-42
- [2] Tsai C F, Tsai C W, Tseng C. A new hybrid heuristic approach for solving large traveling problem [J]. Information Sciences 2004, 166(1-4):67-81
- [3] Kenneth R, D'Souza P K W. Tool Path Optimization for Minimizing Airtime During Machining [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2002, 22(3):173-180
- [4] 季国顺, 王文, 陈子辰. 数控多轮廓加工走刀空行程路径优化[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7):154-158
- [5] 陈金成. 多轴联动高性能数控加工的运动优化与复杂轨迹实时控制策略研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2001:33-42
- [6] Vladimir D, Zoran S. An efficient transformation of the generalized traveling salesman problem into the traveling salesman problem on digraphs [J]. Informatics and Computer Science, 1997, 102:105-110
- [7] Snyder L V, Daskin M S. A random key genetic algorithm for the generalized traveling salesman problem [J]. European Journal of Operational Research, 2006, 174(1):38-53
- [8] Wu C G, Liang Y C, Lee H P, et al. Generalized chromosome genetic algorithm for generalized traveling salesman problems and its applications for machining [J]. Physical Review, 2004, 70(1):1-13
- [9] Huang H. Hybrid chromosome genetic algorithm for generalized traveling salesman problems [J]. LECT Notes Comput SC, 2005, 3612:137-140
- [10] 郑宗汉, 郑晓明. 算法设计与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006
- [11] 王凌, 郑大钟. 一种 GASA 混合优化策略[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(4):552-554
- [12] 马光志, 卢炎生, 宋恩民, 等. 引入基因簇求解 TSP 的遗传算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(6):248-250
- [13] Renaud J, Boctor F F. An efficient composite heuristic for the symmetric generalized traveling salesman problem [J]. European Journal of Operation Research, 1998, 108:571-584
- [14] Reinelt G. TSPLIB: A traveling salesman problem library [J]. ORSA Journal on Computing, 1991, 3(4):376-384