

## 提高链式 Lin-Kernighan 算法性能的一种新策略

王东<sup>1\*</sup>, 李娅<sup>1</sup>, 吴臣<sup>1</sup>, 林冬梅<sup>2</sup>

(1. 佛山科学技术学院 电子与信息工程学院, 广东 佛山 528000; 2. 佛山科学技术学院 信息与教育技术中心, 广东 佛山 528000)

(\*通信作者电子邮箱 wdong@fosu.edu.cn)

**摘要:**在笔者前期工作(王东, 吴湘滨. 提高链式 Lin-Kernighan 算法性能的策略. 计算机应用, 2007, 27(11): 2826-2829)的基础上, 通过对经典旅行商问题(TSP)优化解边集之间交集的特性分析, 给出了一种新的 Lin-Kernighan 算法参照优化边集生成模型。该模型建立的边集中边的数量少于常规方法以及前期研究成果生成边集中边的数量, 同时以更高概率保留全局最优解中的边。将该模型应用于 Lin-Kernighan 算法, 在不损失单次调用该算法求解精度的前提下, 进一步缩短了算法的执行时间, 从而进一步提高了链式 Lin-Kernighan 算法的求解性能。结合前期研究成果, 能进一步提高使用 Lin-Kernighan 算法作为启发式算法的所有混合算法性能。

**关键词:**链式 Lin-Kernighan 算法; 旅行商问题; 边交集; 参照优化边集

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A

### New strategy for improving performance of chained Lin-Kernighan algorithm

WANG Dong<sup>1\*</sup>, LI Ya<sup>1</sup>, WU Chen<sup>1</sup>, LIN Dong-mei<sup>2</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Foshan University, Foshan Guangdong 528000, China;

2. Center of Information and Education Technology, Foshan University, Foshan Guangdong 528000, China)

**Abstract:** Through analyzing the characteristics of the edge sets of the optimal solutions from Traveling Salesmen Problem (TSP), a kind of new model was proposed to produce the referring optimization edge sets for Lin-Kernighan algorithm on the basis of authors' previous research (WANG DONG, WU XIANG-BIN. Strategy for improving the performance of chained Lin-Kernighan algorithm. Journal of Computer Applications, 2007, 27(11): 2826-2829). The number in the edge sets produced by the new model is less than those produced by normal algorithms or previous research. Meanwhile, the new edge sets include more edges that belong to the global optimal solution than them. Applying the new model to Lin-Kernighan algorithm, the execution time of the algorithm is further reduced without losing the algorithm accuracy for a single call. Furthermore, the solution performance of Lin-Kernighan algorithm is improved also. With previous research achievement, the performance of all hybrid algorithms using Lin-Kernighan algorithm as the local search algorithm could be improved too.

**Key words:** chained Lin-Kernighan algorithm; Traveling Salesmen Problem (TSP); intersect edge set; reference optimization edge set

## 0 引言

在组合优化计算领域, Lin-Kernighan 算法已经成为求解欧氏空间旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)众多局部搜索优化算法中最好的算法之一, 是基于路径交换策略的局部搜索优化算法的一种泛化<sup>[1]</sup>。Lin-Kernighan 算法从 1973 年提出到现在, 很多研究工作致力于进一步提高 Lin-Kernighan 算法的求解质量和效率。

多数研究工作从调整或控制路径交换策略入手实现上述目的, 具有代表性的工作主要包括: Martin 等<sup>[2]</sup>在 Lin-Kernighan 算法中引入了大跨度基于 Markov 链的 Mento Carlo 搜索过程, 使得局部交换过程在 Markov 链控制下具有更好的全局性, 克服了传统 Lin-Kernighan 算法容易陷入特有的“配置空间”问题, 使 Lin-Kernighan 算法性能有了 1.3% 的提升, 所建立的 Lin-Kernighan 算法即为 Iterated Lin-Kernighan 算法或 Chained Lin-Kernighan (CLK) 算法; Helsgaun<sup>[3]</sup>提出在 Lin-

Kernighan 算法引入节点代表集用于指导选取交换的路径, 从而避免了随机过程路径选取的无目的性, 同时增加了 5-Opt 交换策略, 使得所提出的 Lin-Kernighan-Helsgaun (LKH) 算法具有更优异的性能; Walshaw<sup>[4]</sup>在 CLK 和 LKH 算法基础上, 通过多次运行 LKH 获得的高质量判定属于全局最优解的边, 依此对问题初始状态下的边进行缩减, 而后通过不断迭代上述过程逼近问题的更优解。由于每次迭代时问题规模得到一定程度的缩减, 故而 CLK 或 LKH 运行时间也得到一定程度的缩短, 并能充分发挥上述两种算法高概率发现小规模问题全局最优解的特性, 根据上述过程建立了 Multilevel Lin-Kernighan 算法。邹鹏等<sup>[5]</sup>通过引入删除可归约子图方式对上述方法进行了改进, 并对 Lin-Kernighan 算法运行中参数选取对性能影响情况进行了分析<sup>[6]</sup>。

笔者在前期研究工作过程中, 针对 Lin-Kernighan 算法是基于边或路径交换的特征, 提出了通过缩减 Lin-Kernighan 算

收稿日期: 2011-06-15; 修回日期: 2011-09-05。

基金项目: 广东省科技计划工业攻关项目(2011B010200031); 广东省自然科学基金资助项目(10152800001000029)。

作者简介: 王东(1970-), 男, 黑龙江甘南人, 副教授, 博士, CCF 会员, 主要研究方向: 组合优化、智能计算、计算机视觉; 李娅(1978-), 女, 湖北黄石人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 智能优化算法; 吴臣(1974-), 男, 重庆人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 模式识别、智能计算; 林冬梅(1969-), 女, 黑龙江肇东人, 副教授, 硕士, CCF 会员, 主要研究方向: 组合优化、智能计算、虚拟现实、信息安全。

法优化过程中使用的问题边集提高 Lin-Kernighan 算法运行效率和质量的策略<sup>[7]</sup>。前期研究工作是利用问题高质量优化解边集之间并集特征实现了问题初始边集的缩减,在后续研究过程中发现, Walshaw 所提出的判断模型中存在低概率误判, Fischer 等<sup>[8]</sup>提出对判断模型误判情况更为普遍,因而林冬梅等<sup>[9]</sup>通过大量实验分析提出了一种更高概率确定全局最优解的判断模型,为进一步缩减 Lin-Kernighan 算法优化使用的问题初始边集提供了依据。本文通过分析高质量优化解边集之间交集特征,提出一种进一步缩减问题初始边集的策略,从而进一步提高 Lin-Kernighan 算法的性能。

## 1 TSP 高质量优化解边集的交集特征分析

本文仍以对称 TSP 为研究对象,对于由  $N$  个城市构成的 TSP 构成完全加权图  $G = (V, E, w)$ , 其中  $V$  为城市集合,  $E$  为边集,  $w$  为边代价函数。一个 TSP 环路为一条经过所有城市一次且仅一次的 Hamilton 环路,称为问题的可行解,记作  $p$ , 其所有边的集合记作  $ES(p)$ , 环路代价记作  $W(p)$ , 记  $P$  为  $G$  中所有可行解的集合,即问题的解空间, TSP 的目标是求解环路代价最小的环路。各种算法求得的 TSP 解称为优化解,如果不存在比该解更好的优化解,称该优化解为问题的全局最优解(Global Optimal Solution, GOS), 否则称该优化解为局部最优解(Local Optimal Solution, LOS)。

设  $f: CLK(p) \rightarrow p'$  为在 CLK 优化任一个给定环路  $p$  得到优化解  $p'$  的映射, 问题任一 GOS 为  $p_{GOS}$ , 同时根据 Lin-Kernighan 算法对任一给定可行解优化后得到的优化解边集中包含约 80% 的 GOS 中边这一实验统计结论<sup>[7,10]</sup>, 则  $\forall e \in ES(p')$ ,  $e$  包含在  $ES(p_{GOS})$  中的概率  $P\{e \in ES(p_{GOS})\} = K \approx 0.8$ , 记作

$$P\{[\forall e \in ES(p)] \wedge [e \in ES(p_{GOS})]\} \quad (1)$$

此时,称所得优化解为高质量优化解。

**定理 1** 若两个高质量优化解边集中的边均以概率  $K$  属于全局最优解,则它们边集交集的边以更高概率属于全局最优解。

**证明** 若  $p_1$  和  $p_2$  分别为  $P$  中任意两个可行解,且  $p_1' = f(p_1)$ ,  $p_2' = f(p_2)$ , 由于  $p_1$  和  $p_2$  是在解空间  $P$  中任取两个可行解,  $p_1'$  和  $p_2'$  是在  $f$  作用下得到的两个优化解,所以,上述两个优化解随机分布在解空间  $P$  中,因此,对于  $\forall e_1 \in ES(p_1')$  和  $\forall e_2 \in ES(p_2')$ , 事件  $e_1 \in ES(p_{GOS})$  和  $e_2 \in ES(p_{GOS})$  是两个彼此独立的事件,则对于  $e' \in ES(p_1' \cap p_2')$ ,  $e'$  包含在  $ES(p_{GOS})$  中的概率  $K' = P\{e' \in ES(p_{GOS})\}$ , 根据式(1)有

$$\begin{aligned} K' &= P\{e' \in ES(p_{GOS})\} = \\ &P\{[\{e' \in ES(p_1')\} \wedge \{e' \in ES(p_{GOS})\}] + \\ &[\{e' \in ES(p_2')\} \wedge \{e' \in ES(p_{GOS})\}]\} = \\ &P\{[\forall e' \in ES(p_1')] \wedge [e' \in ES(p_{GOS})]\} + \\ &P\{[\forall e' \in ES(p_2')] \wedge [e' \in ES(p_{GOS})]\} - \\ &P\{[\forall e' \in ES(p_1')] \wedge [e' \in ES(p_{GOS})]\} \times \\ &P\{[\forall e' \in ES(p_2')] \wedge [e' \in ES(p_{GOS})]\} = \\ &K + K - K \times K = 2K - K^2 \end{aligned} \quad (2)$$

由式(2)可知,当  $0 \leq K < 1$  时,  $K' - K = 2K - K^2 \geq 0$ , 定理得证。

由定理 1 可得如下推论:

**推论** 任意两个高质量优化解边交集的边以较原优化

解边集中边更高概率属于全局最优解。

文献[7]提出的缩减策略如下:随机生成若干个环路,利用 Lin-Kernighan 算法优化后得到相应的若干个优化解,将这些优化解的边并集作为 Lin-Kernighan 算法再次运行的缩减边集。根据上述论证,在前期研究<sup>[7]</sup>的基础上,取随机生成的环路分别为  $p_1, p_2, \dots, p_m$ , 在 Lin-Kernighan 算法作用下得到  $m$  个高质量优化解  $p_1', p_2', \dots, p_m'$ , 所建立的缩减边集为  $E_{prior} = ES(p_1') \cup ES(p_2') \cup \dots \cup ES(p_m')$ 。为简化本文讨论,取上述优化解两两组合交集,再取所有交集的并集,有

$$\begin{aligned} E_{new} &= [ES(p_1') \cap ES(p_2')] \cup [ES(p_1') \cap \\ &ES(p_3')] \cup \dots \cup [ES(p_1') \cap ES(p_m')] \cup \\ &[ES(p_2') \cap ES(p_3')] \cup [ES(p_2') \cap \\ &ES(p_4')] \cup \dots \cup [ES(p_2') \cap ES(p_m')] \cup \\ &\dots \cup [ES(p_{m-2}') \cap ES(p_{m-1}')] \cup \\ &[ES(p_{m-2}') \cap ES(p_m')] \cup \\ &[ES(p_{m-1}') \cap ES(p_m')] \end{aligned} \quad (3)$$

由于

$$\begin{aligned} &[ES(p_1') \cap ES(p_2')] \cup [ES(p_1') \cap ES(p_3')] \cup \dots \cup \\ &[ES(p_1') \cap ES(p_m')] \subseteq ES(p_1'), \text{ 且} \\ &[ES(p_2') \cap ES(p_3')] \cup [ES(p_2') \cap ES(p_4')] \cup \dots \cup \\ &[ES(p_2') \cap ES(p_m')] \subseteq ES(p_2'), \text{ 且} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &[ES(p_{m-2}') \cap ES(p_{m-1}')] \cup [ES(p_{m-2}') \cap ES(p_m')] \\ &\subseteq ES(p_{m-2}'), \text{ 且} \\ &[ES(p_{m-1}') \cap ES(p_m')] \subseteq ES(p_{m-1}') \end{aligned}$$

将上述已知条件代入到式(3),可得  $E_{new} \subseteq E_{prior}$ , 进而得知  $|E_{new}| \leq |E_{prior}|$ 。

综上分析可得结论如下:若  $P\{[\forall e \in ES(E_{prior})]([e \in ES(p_{GOS})])\} = K$ , 则有  $P\{[\forall e \in ES(E_{new})]([e \in ES(p_{GOS})])\} = K' = 2K - K^2 \leq K$  成立。与此同时,由于有  $|E_{new}| \leq |E_{prior}|$  成立,所以  $E_{new}$  将包含不多于  $E_{prior}$  的边。

$E_{new}$  中所包含的边以更高概率属于全局最优解,对 Lin-Kernighan 算法具有更好的启发作用。此外,由于  $E_{new}$  中的边数不多于  $E_{prior}$ , Lin-Kernighan 算法在更小的边集上运行,其效率能得到有效的提高。

## 2 基于边交集的初始边集缩减算法

根据上述分析,结合笔者在文献[7]中的工作,本文提出的基于边交集缩减 Lin-Kernighan 算法初始边集算法如下。

**算法** 基于边交集缩减 Lin-Kernighan 算法初始边集算法。

输入: TSPLIB 实例;

输出: 问题的缩减初始边集  $ES$ 。

1) 初始化:

① 建立一个空边集  $ES = \emptyset$ ;

② 建立一个空环路集合  $CS = \emptyset$ ;

③ 建立问题的 Quadrant 最近 3 近邻边集  $QES$ ;

// 实验选取的原始初始边集

2) 循环  $k = 50$  次, 做

//  $k$  的取值源于前期研究成果

① 随机初始化一条环路  $p$ ;

②  $p' \leftarrow CLK(p, QES)$ ;

③  $CS = CS \cup \{p'\}$ ;

3) 循环  $i$  从 1 到 49, 做

循环  $j$  从  $i$  到 50, 做

$$ES = ES \cup [ES(p_i) \cap ES(p_j)];$$

4) 返回  $ES$ ;

需说明的是,本文所建立的缩减边集不是对问题初始边集的化简,也就是说不一定包含问题全部全局最优解中的边。

### 3 实验仿真及分析

为使实验具有可对比性,本文仍采用文献[7]中提出的实验方法。由于 CLK 算法运行中需要设定算法的路径交换次数、参照优化边集、步长类型等,本次实验中为对比缩减参照优化边集对算法性能的改善,在保持除参照优化边集以外所有参数一致前提下,参照优化边集分别采用 Quadrand 最近 3 近邻算法生成边集、文献[7]的算法生成的边集和本文算法实现的边集进行对比实验。实验过程如下:对每个 TSPLIB95<sup>[11]</sup> 中实验的数据集,随机生成 2500 条环路,分别采用上述三个边集作为参数调用 CLK 算法<sup>[12]</sup> 得到优化解,并分别记录调用 CLK 的执行时间;最后分别统计每种边集所得优化解的平均环路长度和平均单条环路优化计算时间。

实验数据集仍选取文献[7]中选取的 TSPLIB95 中 d、pr、rl 和 u 等四个系列的数据集完成。

从表 1 的统计结果可得以下结论:

1) 本文算法较前两种算法生成的边数少,Quadrand 最近

3 近邻算法生成的边数约为问题规模的 6 倍左右,文献[7]的算法生成的边数约为问题规模的 2 倍左右,本文算法生成的边数约为问题规模的 1.5 倍左右,生成的边数得到进一步缩减。

2) 由于 CLK 参照优化边集数量变化对算法的性能有较大的影响,因而所生成的参照优化边集应尽可能包含有效的启发信息,否则将导致优化质量大幅度降低,即优化后的环路长度会大幅度增加。表 1 中优化后平均环路长度对比,三者之间的差值变化幅度不大,由于本文算法大幅度缩减了参照优化边集中边的数量,部分数据集优化后的平均环路长度略有增加,但不超过环路总长度的 0.1%,尚在可接受范围之内。

图 1 给出了 pr1002 数据集在三种算法下的 FDC (Fitness-Distance Correlation) 分析结果。图中一个点代表一个优化解,横坐标代表该解与已知全局最优解之间的 Hamming 距离,即不同边的数量,纵坐标表示该解的环路长度。图 1 中三种算法优化得到的 2500 个优化解与全局最优解之间的环路长度以及不同边的数量差异很小,而从表 1 中可知本文方法调用 CLK 算法平均花费的时间更短。

3) 本文算法的平均计算时间明显优于前面两种算法,约为文献[7]算法所花费平均时间的 1/2,为 Quadrand 最近 3 近邻算法所花费平均时间的 1/3 或更低。

表 1 边集生成情况及随机生成路径优化计算效果统计对比表

数据集	Quadrand 最近 3 近邻算法			文献[7]的算法			本文算法		
	生成边数	优化后平均环路长度	平均计算时间/s	生成边数	优化后平均环路长度	平均计算时间/s	生成边数	优化后平均环路长度	平均计算时间/s
d498	3 215	35 066	2.071	1 710	35 059	0.830	913	35 050	0.495
u574	3 944	36 968	1.135	1 288	36 992	0.371	958	37 001	0.169
rat783	5 298	8 821	0.903	784	8 823	0.704	1 319	8 822	0.293
pr1002	6 433	259 977	2.359	2 326	260 624	0.972	1 873	260 624	0.521
d1291	5 414	50 998	3.481	2 553	50 938	0.724	1 859	50 965	0.296
rl1304	6 390	253 565	4.393	2 562	253 380	0.829	1 727	253 845	0.254
u1817	7 702	57 520	3.749	4 166	57 594	1.556	3 254	57 634	1.014

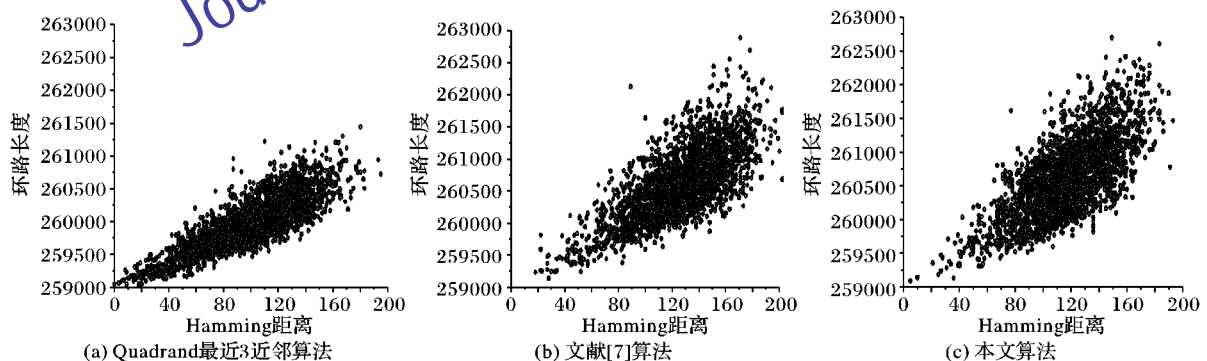


图 1 pr1002 数据集的三种算法优化效果 FDC 分析对比

综上所述,实验结果表明:在较小程度损失优化质量的情况下,本文算法大幅度缩短了 CLK 算法的单条环路计算时间。

### 4 结语

CLK 算法作为 TSP 研究中求解效率和质量最受推荐的算法,常常作为局部搜索优化算法与其他算法或策略结合,则这些算法或策略运行过程中需要反复调用 CLK 算法对某条环路或某一局部优化解进行优化计算,若采用本文算法,在对算法求解质量有很小幅度波动情况下,总体算法计算时间方

面将会得到大幅度缩减。

本文在文献[7]研究的基础上,通过分析及论证提出了一种基于边交集概率判定方式的 TSP 原始边集缩减策略,并将该边集作为 CLK 的参照优化边集,在确保求解质量前提下大幅度缩短 CLK 算法单次调用的执行时间,使得调用 CLK 的混合算法执行效率得到较大提高。后续研究工作可考虑建立更高概率的属于全局最优解边的判断模型,以进一步缩减生成边集中边的数量,进一步提高 CLK 算法的求解性能和质量。

(下转第 431 页)



为了说明 PS\_LT 算法在求解高维表现出的稳定性能,与文献[9]中 SAPSO-SFLA 算法及文献[10]中 SFLA-PSO 算法进行比较,在相同参数下,测试了以上三种算法求解 Griewank、Rastrigrin 函数在 80 维、100 维的平均适应值(20 次独立实验)方差。如表 4 所示。

从表 4 中可以看出,在 80 维和 100 维 PS\_LT 算法优化结果比较稳定,数据之间的波动性比较小,PS\_LT 在高维还是表现出一定的稳定性能。

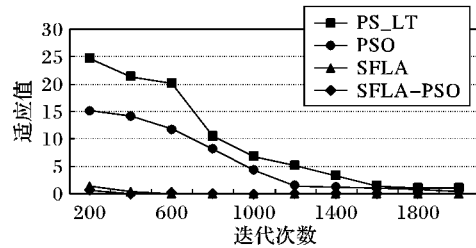


图1 Griewank 函数下各算法的迭代进程

表4 三种算法所求方差值

函数	PS_LT		SAPSO-SFLA		SFLA-PSO	
	80 维方差	100 维方差	80 维方差	100 维方差	80 维方差	100 维方差
Griewank	3.584 629 E -03	8.886 839 E -03	2.008 819 E -02	6.621 557 E -02	3.067 454 E -01	3.124 476 E +00
Rastrigrin	4.024 731 E +00	2.221 701 E +00	6.124 944 E +00	5.221 764 E +00	9.241 887 E +00	6.154 548 E +00

## 4 结语

针对微粒群算法和混合蛙跳算法特点,本文提出一种基于微粒群与混合蛙跳算法融合的群体智能算法。算法通过充分替换和共享两个独立群体的微粒信息,做到相互融合,共同提升去追寻最优解。仿真实验表明,新算法具有良好的全局搜索最优解性能,有效克服了微粒群和蛙群算法由于早熟收敛而导致的易陷入局部最优的缺陷;同时,算法收敛速度得到有效提高,在求解高维时表现出较高的稳定性。

### 参考文献:

- [1] BERGH F, ENGELBRECHT A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 1 - 15.
- [2] 王丽芳, 曾建潮. 基于微粒群算法和模拟退火算法的协同进化方法[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 630 - 635.
- [3] 陶新民, 徐晶, 杨立标, 等. 改进的多种群协同进化微粒群优化算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1406 - 1411.
- [4] HAO ZHI-FENG, GUO GUANG-HAN, HUANG HAN. A particle swarm optimization algorithm with differential evolution [C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2007: 1030 - 1035.
- [5] 王联国, 施秋红, 洪毅. PSO 和 AFSA 混合优化算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 176 - 178.
- [6] 王俊年, 申群太, 沈洪远, 等. 基于多种群协同进化微粒群算法的径向神经网络设计[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(2): 251 - 255.
- [7] EUSUFF, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210 - 225.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 1995: 1942 - 1948.
- [9] NIKNAET T, FARSANI E A. A hybrid evolutionary algorithm for distribution feeder reconfiguration [J]. Science China: Technological Sciences, 2010, 53(4): 950 - 959.
- [10] 张久赛, 高孟琦. 基于混沌蛙跳和粒子群优化算法的块自增纹理合成[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 366 - 368.
- [11] 潘玉霞, 谢光, 潘全科. 批量无等待调度问题的微粒群蛙跳混合优化算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(2): 461 - 465.
- [12] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]// Proceedings of IEEE Congress Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 1998: 69 - 73.

(上接第 427 页)

### 参考文献:

- [1] APPLEGATE D L, BIXBY R E, CHVÁTAL V, et al. The traveling salesman problem: A computational study (Princeton in applied mathematics) [M]. Princeton: Princeton University Press, 2007.
- [2] MARTIN O C, OTTO S W, FELTEN E W. Large-step Markov chains for the traveling salesman problem [J]. Complex Systems, 1991, 5(3): 299 - 326.
- [3] HELSGAUN K. An effective implementation of the Lin-Kernighan traveling salesman heuristic [J]. European Journal Operation Research, 2000, 126(1): 106 - 130.
- [4] WALSHAW C. A multilevel Lin-Kernighan-Helsgaun algorithm for the travelling salesman problem, mathematics research report: 01/IM/80 [R]. London: University of Greenwich, Computing and Mathematical Sciences, 2001.
- [5] 邹鹏, 周智, 陈国良, 等. 求解 TSP 问题的多级归约算法[J]. 软件学报, 2003, 14(1): 35 - 42.
- [6] 邹鹏, 周智, 江贺, 等. 求解旅行商问题的循环局部搜索算法的运行时间和性能分布分析[J]. 计算机学报, 2006, 29(1): 92 - 99.
- [7] 王东, 吴湘滨. 提高链式 Lin-Kernighan 算法性能的策略[J]. 计算机应用, 2007, 27(11): 2826 - 2829.
- [8] FISCHER T, MERZ P. Reducing the size of traveling salesman problem instances by fixing edges [C]// EvoCOP 07: Seventh European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimisation, LNCS 4446. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 72 - 83.
- [9] 林冬梅, 王东, 钟勇. 确定 TSP 全局最优解部分边的蒙特卡罗模型[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(4): 747 - 751.
- [10] BOESE D K. Cost versus distance in the traveling salesman problem, TR-950018 [R]. Los Angeles: University of California, Computer Science Department, 1995.
- [11] University of Heidelberg. Traveling salesman problems library [EB/OL]. [2011 - 04 - 22]. <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>.
- [12] DAVID A, ROBERT B, VASEK C. Concorde network optimization package [CP/OL]. [2011 - 04 - 15]. <http://www.tsp.gatech.edu/concorde/downloads/codes/src/co031219.tgz>.