

文章编号:1000-582X(2009)11-1311-05

一种求解 TSP 初始化种群问题的邻域法

罗辞勇^a, 卢斌^a, 刘飞^b

(重庆大学 a. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室;

b. 机械工程学院, 重庆 400030)

摘要:针对遗传算法求解 TSP 问题时存在初始化种群敏感的问题, 提出一种初始化种群的邻域法, 在该方法中, 从某个城市出发其下一站不是其最近城市, 而在比最近城市稍远的邻域范围进行随机选取。邻域法既能提取局部优化路径特征信息, 又具有多样性。用 4 个通用的 TSPLIB 标准实例进行实验验证。邻域法初始化种群相比随机法, 4 个实例的最优解平均改进值达到了 46.3%, 最优解的质量有较大改善。仿真实验结果验证了邻域法初始化种群的有效性。

关键词:遗传算法; 旅行商问题; 初始种群; 最近邻法; 邻域法

中图分类号: TP301

文献标识码: A

Neighbour field method for population initialization of TSP

LUO Ci-yong^a, LU Bin^a, LIU Fei^b

(a. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology;

b. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: It is sensitive to the initial population while the genetic algorithm (GA) is used to solve the traveling salesman problem (TSP). To overcome this problem, the neighbour field method is presented to create initial population. In this method the next city is not the nearest as-yet-unvisited location but randomly selected from the unvisited cities in neighbour field. Neighbour field method can extract the local optimal information of adjacent cities, and the constructed population has the diversity character. Comparing to the random initial method, the mean value obtained by the neighbour field method in four standard test instances of TSPLIB improved by 46.3%. The simulation results show the effectiveness of the neighbour field method for creating the initial population.

Key words: genetic algorithm; traveling salesman problem; initial population; nearest neighbour; neighbour field

在激光加工等数控领域, 刀具的行走路径优化的问题, 通常可转化为 TSP (traveling salesman problem) 问题来求解^[1]。Wah, Pang 等采用 TSP 研究轮廓边界线切割优化^[2-3]。张礼兵等把激光打孔路径优化问题转化为 TSP 问题, 并采用遗传算法进行求解^[4]。余国兴等在解决平面多轮廓加工路径

优化问题时, 采用 TSP 最近邻法来确定加工的顺序^[5]。阮亮中将求解 TSP 问题的环路构造算法应用在激光雕刻机路径控制中^[6]。TSP 问题的求解主要有两类算法: 一类是保证得到最优解的完全算法, 典型的例子如枚举法, 但这种算法必须考虑 $(n-1)!$ 个不同的路径, 规模稍大的实例在时间上是不可行

收稿日期: 2009-06-28

基金项目: 国家 111 引智工程(B08036); 国家高技术发展计划(863 计划)资助项目(2006AA02Z4B7); 重庆市自然科学基金资助项目(CSTC 2008BB6163)

作者简介: 罗辞勇(1973-), 重庆大学博士, 主要从事智能控制理论及应用等方向的研究, (E-mail)luociyong@cqu.edu.cn。

的;另一类是近似算法,如最近邻法^[7]及智能算法,如蚁群算法、遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索算法、Hopfield 神经网络、粒子群优化算法、免疫算法等^[8-14]。最近邻法的优点是算法简单,直观可行,实现方便,但缺点是容易陷入局部最优解而得不到全局最优解^[7,15]。智能算法虽然不能保证在有限的时间内获得最优解,但选择充分多个解验证后,错误概率可以降低到能接受的程度。

遗传算法(genetic algorithm,GA)是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法。Goldberg 等首次应用 GA 求解 TSP 问题^[16]。文献[8]指出将 GA 应用求解 TSP 问题时的主要缺点是:对于结构复杂的组合优化问题,搜索空间大,搜索时间比较长,往往会出现早熟收敛的情况;对初始种群很敏感,初始种群的选择常常直接影响解的质量和算法效率。

在解决 TSP 问题时,初始种群大都随机生成,尽管这可保证种群的多样性,但对属于 NP(Non-deterministic polynomial)复杂度的 TSP 问题来说,采用随机种子无异于大海捞针。对于 TSP 问题来说,最优路径中必然在很大程度上包含相邻城市间最短的边;如果使初始种群本身就能够集中到最优邻近区域,会加快搜索速度^[17]。为解决初始化的问题,一些学者将最近邻法和智能算法结合起来,用最近邻法进行初始化,用智能算法完成优化搜索。魏英姿等采用贪婪初始化法形成初始解(实质是最近邻法),取得了比较好的效果^[18]。严建峰等^[19]在研究蚁群算法时采用文献[18]的贪婪初始化算法形成初始次优解,并在初始次优解的基础上形成城市序列片断,压缩城市数量,把原问题从 n 城市 TSP 问题转化为 $(n-u)$ 城市的新问题,提高算法收敛速度。莫海芳等提出混合遗传算法,在初始化种群中 20% 的个体是随机生成的,另外 80% 基于最近邻域生成部分个体;该方法既保证了群体的多样性,又充分利用城市路径的特征信息^[17]。

采用最近邻法初始化能够简便快捷地提取局部优化路径特征信息。但最近邻算法只能保证局部最优,随着算法的进行,会导致离返回点越走越远的后果。采用给定的城市序列,该算法从某一城市出发,其后路径是唯一确定的,初始解多样性较差。笔者在最近邻法基础上进行改进,形成了邻域法,将邻近城市的范围进行动态扩大。邻域法从某一城市出发,其后路径随机变化但又利用了邻域城市的信息,提高了接近最优解的可能性。笔者采用遗传算法,针对随机法和邻域法初始化对搜索性能的影响进行

分析,并进行了实验结果验证。

1 邻域法

针对 TSP 问题的最自然启发寻优方式应该是最近邻法。在此方法中,从某个城市出发,其下一站是从未去过的最近城市。最近邻法可以采用如下方法描述:设推销员从城市 i 出发,则集合 $V = \{1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, n\}$ 表示未到过的城市,在该集合中寻找城市 k , 满足 $d_{i,k} = \min\{d_{i,j} : j \in V\}$ 。若集合 V 中还有元素,令 $i=k$,从集合 V 中去除城市 k ,则重复上述步骤,直到集合 V 为空,从而求得一个哈密尔顿(Hamilton)回路^[7]。

最近邻算法简单明了,但由于该算法着眼于局部最优,从而影响了算法的有效性。图 1 显示从城市 C_8 出发,采用最近邻法形成的路径。其中包含了城市 $C_3-C_2-C_6-C_5$ 的局部最短路径信息,但是从 C_8 出发后到达 C_7 或者 C_4 ,其路径要更合理。 C_7 、 C_3 和 C_4 均是 C_8 的邻居,但最近邻法不能在其中作选择。为克服这个问题,笔者提出了邻域法。

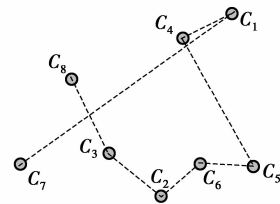


图 1 从 C_8 出发的最近邻法路径

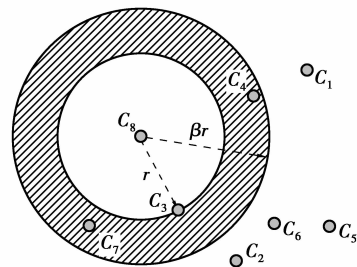


图 2 邻域法原理图

在图 2 中假定选择从城市 C_8 开始出发为例来说明邻域法。与 C_8 最近的城市是 C_3 。此时把 C_8 设为圆心,以半径 r (C_8 到 C_3 的距离)形成内圆,以半径 βr 形成外圆 ($\beta \geq 1$),构成一环形区域(图 2 阴影区),这个区域称为 C_8 的邻域。在图 2 邻域中有 C_3 、 C_4 和 C_7 3 个城市,为了克服最近邻法的缺陷, C_8 后一个城市将在这 3 个城市中随机选择。其后依次类推,直到所有的城市都去过,搜索结束。这种搜索

方法称为邻域法(neighbour field, NF)。

邻域法可以采用如下方法描述:

- 1) 随机选择推销员从城市 i 出发;
- 2) 形成未到过的城市集合 $V = \{1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, n\}$;
- 3) 在集合 V 中寻找城市 k , 满足 $d_{i,k} = \min \{d_{i,j} : j \in V\}$;
- 4) 在集合 V 中寻找子集合 M , 其元素满足: $d_{i,k} \leq d_{i,m} \leq d_{i,k} : m \in M$;
- 5) 在集合 M 中随机抽取选择城市 t , 作为下一个城市, 将 M 清空, 从 V 中移除城市 t ;
- 6) 如果 V 集合不空, 令 $i=t$, 跳到 3); 否则搜索结束。

针对图 1 的城市图, 假定从 C_8 出发, 采用邻域法将会在 C_7 、 C_3 和 C_4 作出选择, 若选择 C_7 , 其后会选择 C_3 , 以此类推, 就存在很大概率得到图 3 所示的优化路径。

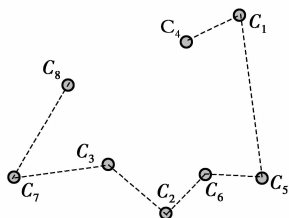


图 3 从 C_8 出发的邻域法优化路径

2 求解 TSP 的遗传算法

笔者关注不同初始化种群方法对求解 TSP 问题的影响, 为便于区分, 采用随机初始化的遗传算法标记为 GA-RAND, 采用邻域法初始化的遗传算法标记为 GA-NF。求解 TSP 的遗传算法步骤如下:

Step1: 初始化。设置进化代数计数器 $t=0$; 设置最大进化代数 MaxGeneration; 设置遗传算法的几个重要参数(交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 和群体规模 N); 产生 N 个个体作为初始群。

Step2: 个体评价。计算群体中每个个体的适应度。

Step3: 选择运算。将选择算子作用于群体, 即根据各个个体的适应度, 按照一定的规则或方法, 从当前群体中选择出一些优良的个体遗传到下一代群体中。笔者采用轮盘赌的方式进行选择。

Step4: 交叉运算。将当前群体的各个个体随机搭配成对, 对每一对个体, 以交叉概率 P_c 交换它们的部分染色体。常用的交叉算子有部分匹配交叉算

子、顺序交叉算子、循环交叉算子 CX 等^[8], 笔者采用文献[20]中的贪婪交叉算子。

Step5: 变异操作。将当前群体每一个个体, 以变异概率 P_m 改变某一个或某一些基因座上的基因值。变异算子有倒位变异、交换变异、插入变异等, 笔者采用文献[20]中的启发式倒位变异算子。

群体经过选择、交叉、变异操作后得到下一代的群体。

Step6: 终止条件判断。若 $t < \text{MaxGeneration}$, 则 $t=t+1$, 转 Step2; 否则, 将当前群体中具有最大适应度的个体作为最优解输出, 终止计算。

3 实例分析

测试实例采用国际通用的 TSPLIB 中典型例子。遗传算法中的参数, 交叉概率 P_c 为 0.6, 变异概率 P_m 为 0.1, 群体个数与城市个数之比为 5, 迭代次数为 2 000。

采用邻域法初始化种群, 参数 β 的影响很大。当 β 选择为 1, 邻域法就退化为最近邻法; 当 β 选择为无穷大时, 就演变为随机初始化法。为测试 β 的影响, 采用 TSPLIB 中的 lin105 实例, 选取不同的 β 值观察对初始化种群的影响。每个参数测试 20 组, 统计结果见表 1。

表 1 在 lin105 实例上参数 β 对初始解的影响

β	最劣初解	平均初解	最优初解
1.00	16 939	16 912	16 766
1.25	16 469	15 870	15 249
1.50	17 529	16 707	15 931
2.00	21 087	18 998	17 968
3.00	24 807	23 330	21 921
5.00	32 842	30 690	26 972
10.00	46 155	43 792	41 085
20.00	59 741	57 551	53 257
30.00	68 000	65 247	61 125

当 $\beta = 1$ 时, 就是最近邻法, 对应的平均初解和最优初解都较大。统计结果表明当 $\beta = 1.25$ 时有较佳的平均初解和最优初解。当 β 逐渐增大其构成种群初解的线路长度(l)也增大, 其种群质量在下降。为此 β 值经验地选择为 1.25。在其他实例中也采用该值。

选择 4 个 TSPLIB 中的标准实例, 分别测试随

机初始化(GA-RAND)和邻域法初始化(GA-NF)对遗传算法求解 TSP 问题的影响。每组运行 20 次。

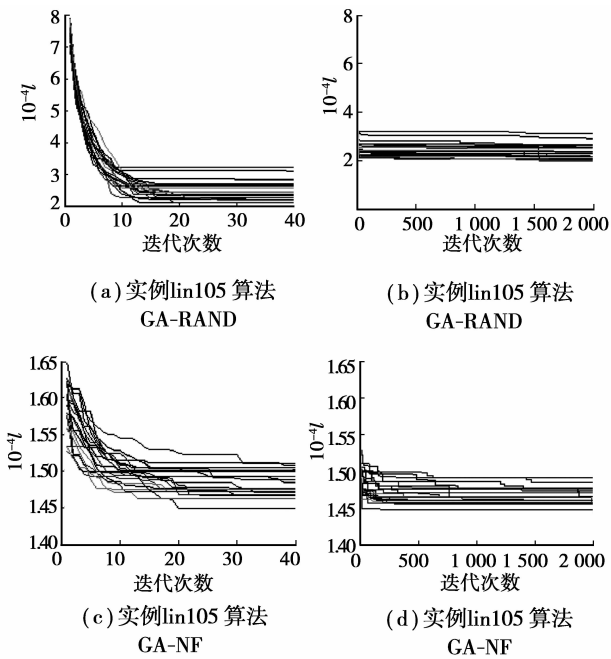


图 4 实例 lin105 最优路径变化曲线(20 次)

图 4 显示 lin105 迭代过程中最优路径变化曲线。采用两种初始化方法,迭代开始后遗传算法的作用是相似的,均快速收敛并陷于局部最优解。但两者在初始解和最终解上差异很大。20 次重复实验表明,GA-NF 的初始解均小于 GA-RAND 的初始解,其最终解也均小于 GA-RAND 的最终解。

表 2 给出了 4 个 TSP 实例的数值统计结果对比。GA-NF 的最劣初解均小于 GA-RAND 的最优初解。值得注意的是 GA-NF 的最劣初解在 4 种实例下均小于 GA-RAND 的最优解。采用相同的算法,不同的初始化方法在最终寻优结果性能上体现出极大差异。采用邻域法初始化得到最优解相对于随机初始化最优解的平均改进值达到了 46.3%。

表 3 给出了 GA-NF 与其他启发式算法在最优解计算偏差上的比较。表 3 中 ACO 和 ACO&SS 的数据来自于文献[21],KniesG, KniesL, SA, Budinich 和 Esom 算法的数据均来自于文献[22]。实验表明,在 bier127 实例上 GA-NF 获得了最小的偏差,在其他 3 个实例中偏差值也相对较小。GA-NF 体现出搜索最优解的良好性能。

表 2 采用随机法和邻域法初始化寻优结果对比($\beta=1.25$)

实例	GA-RAND						GA-NF						最优解改进值 /%
	最劣初解	平均初解	最优初解	最劣解	平均解	最优解	最劣初解	平均初解	最优初解	最劣解	平均解	最优解	
lin105	78 697	73 503	68 207	31 397	23 493	19 758	16 469	15 870	15 249	14 900	14 635	14 452	36.7
pr107	336 089	319 772	292 266	81 863	75 356	69 073	49 172	48 281	47 264	45 025	44 778	44 568	55.0
pr124	450 717	429 512	403 424	139 503	104 992	92 910	63 885	62 768	61 088	60 315	59 678	59 200	57.0
bier127	482 317	459 079	439 820	245 730	199 265	163 457	136 869	132 687	130 185	123 338	121 277	119 608	36.6

表 3 TSP 问题的启发式算法域最优解的偏差 ($\beta=1.25$)

实例	城市数	目前最优解	最优解计算偏差 /%								
			KniesG	KniesL	SA	Budinich	ESom	ACO	ACO&SS	GA-NF	
lin105	105	14 383	1.29	1.98	1.87	1.71	0.25	2.59	1.09	0.48	
pr107	107	44 303	0.42	0.73	1.54	1.32	1.48	2.45	1.14	0.60	
pr124	124	59 030	0.49	0.08	1.26	1.62	0.67	1.62	0.04	0.29	
bier127	127	118 282	3.08	2.76	3.52	3.61	1.70	3.17	1.32	1.12	

4 结 语

在求解 TSP 问题时,遗传算法对初始化种群敏感。采用邻域法初始化种群,能够简便快捷地提取局部优化路径特征信息,并且具有多样性,遗传算法

在这些特征信息基础上进行搜索,提高了算法的效率。采用随机初始化时,如果遗传算法没有对早熟、陷入局部最优等问题进行特别处理,经过有限代数的最优解尚不及邻域法的最劣初解。邻域法和随机初始法相比,4 个 TSPLIB 实例的最优解平均改进

值达到 46.3%,最优解的质量有显著改善。仿真实验结果验证了采用邻域法初始化种群的有效性。

参考文献:

- [1] 刘会霞,王霄,蔡兰. 分层实体制造激光头切割路径的建模与优化[J]. 中国激光, 2004, 31(9):1137-1142.
LIU HUI-XIA, WANG XIAO, CAI LAN. Modeling and optimizing laser torch path in laminated object manufacturing technology [J]. Chinese Journal of Laser, 2004, 31(9):1137-1142.
- [2] WAH, P K, MURTY K G, JONEJA A, et al. Tool path optimization in layered manufacturing [J]. IIE Transaction, 2002, 34(4): 335-347.
- [3] PANG A, JONEJA A, LAM D C C. et al. A CAD/CAM system for process planning and optimization in LOM (laminated object manufacturing) [J]. IIE Transaction, 2001, 33(4): 345-355.
- [4] 张礼兵,吴婷,袁根福,等. 基于遗传算法的激光打孔路径优化[J]. 机电工程, 2007, 24(6): 77-79.
ZHANG LI-BIN, WU TING, YUAN GEN-FU, et al. Path optimization on laser drilling based on genetic algorithm[J]. Mechanical and Electrical Engineering Magazine, 2007, 24(6): 77-79.
- [5] 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.
YU GUO-XING, DING YU-CHENG, LI DI-CHEN. Tool-path optimization model and approximate algorithm for multi-contour machining [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(1): 39-42.
- [6] 阮亮中,张利,吴超. 一种新的 TSP 问题环路构造算法及其在激光雕刻机路径控制中的应用[J]. 中国图像图形学报, 2007, 12(6): 1114-1118.
RUAN LIANG-ZHONG, ZHANG LI, WU CHAO. A new tour construction algorithm and its application in laser carving path control [J]. Journal of Image and Graphic, 2007, 12(6): 1114-1118.
- [7] JOHNSON D S, MCGEOCH L A. Local search in combinatorial optimization [M]. Local Search in Combinatorial Optimization, London: John Wiley and Sons, 1997.
- [8] 高海昌,冯博琴,朱利. 智能优化算法求解 TSP 问题[J]. 控制与决策, 2006, 21(3):241-247.
GAO HAI-CHANG, FENG BO-QIN, ZHU LI. Reviews of the meta-heuristic algorithms for TSP [J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 241-247.
- [9] LIU Y H. A hybrid scatter search for the probabilistic traveling salesman problem [J]. Computers & Operations Research, 2007, 34(10): 2946-2963.
- [10] HO S C, GENDREAU M. Path relinking for the vehicle routing problem [J]. Journal of Heuristics, 2006, 12(1/2): 55-72.
- [11] DEPUY G W, MORAGA R J, WHITEHOUSE G E. Meta-RaPS: a simple and effective approach for solving the traveling salesman problem [J]. Transportation Research Part E, 2005, 41(2): 115-130.
- [12] LIU G, HE Y, FANG Y, et al. A novel adaptive search strategy of intensification and diversification in tabu search[C]// Proceedings of Neural Networks and Signal Processing, December 14-17, 2003, Nanjing, China. [S. l.]: IEEE, 2003: 428-431.
- [13] 郑松,侯迪波,周泽魁. 动态调整选择策略的改进蚁群算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(2):225-228.
ZHENG SONG, HOU DI-BO, ZHOU ZE-KUI. Ant colony algorithm with dynamic transition probability[J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 225-228.
- [14] 高海兵,周驰,高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005,28(12):1980-1987.
GAO HAI-BING, ZHOU CHI, GAO LIANG. General particle swarm optimization model [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(12):1980-1987.
- [15] MCNAMES J. A fast nearest-neighbour algorithm based on a principal axis search tree [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(9): 964-976.
- [16] GOLDBERG D E, LINGLE J R. Alleles, loci and the traveling salesman problem[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms and their Applications, July 24-26, 1985, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, PA, USA. Carnegie-Mellon University: [s. n.], 1985: 154-159.
- [17] 莫海芳,康立山. 求解 TSP 的混合遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(18): 40-41.
MO HAI-FANG, KANG LI-SHAN. Hybrid genetic algorithm for traveling salesman problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(18): 40-41.
- [18] 魏英姿,赵明杨,黄雪梅. 求解 TSP 问题的贪心遗传算法[J]. 计算机工程, 2004, 30(19): 19-20.
WEI YING-ZI, ZHAO MING-YANG, HUANG XUE-MEI. A novel greedy genetic algorithm for traveling salesman problem [J]. Computer Engineering, 2004, 30(19): 19-20.
- [19] 严建峰,李伟华,杜北. 基于规模压缩的混合蚁群算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(9): 161-163.
YAN JIAN-FENG, LI WEI-HUA, DU BEI. Hybrid ant colony algorithm based on scale compression [J]. Control and Decision, 2007, 22(9): 161-163.
- [20] 谢胜利,唐敏,董金祥,等. 求解 TSP 问题的一种改进的遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2002(8): 58-60.
XIE SHENG-LI, TANG MIN, DONG JIN-XIANG, et al. An improved genetic algorithm for TSP problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2002(8): 58-60.
- [21] 张晓霞,唐立新. 一种求解 TSP 问题的 ACO&SS 算法设计[J]. 控制与决策, 2008, 23(7): 762-766.
ZHANG XIAO-XIA, TANG LI-XIN. An ACO&SS algorithm for traveling salesman problem [J]. Control and Decision, 2008, 23(7): 762-766.
- [22] SIQUEIRA P H, STEINER M T A, SCHEER S. A new approach to solve the traveling salesman problem [J]. Neurocomputing, 2007, 70 (4/6): 1013-1021.

(编辑 王维朗)