

改进的紧致遗传算法求解族状旅行商问题

叶 苗,程小辉

(桂林理工大学 信息科学与工程学院,广西 桂林 541004)

摘 要: 相比经典的标准遗传算法求解旅行商问题,紧致遗传算法对存储的要求较少,但可行解的产生需要花费大量的时间. 针对城市节点成族状分布的旅行商问题,在紧致遗传算法中设计“轮盘赌”的个体编码产生方式以避免时间耗费的缺点,并在基于节点聚类分析的基础上设计出符合问题特点的概率矩阵初始化方法和更新方法,以提高算法搜索最优解的准确性和搜索速度. 最后通过对公开数据集 TSPLib 的测试证实设计的改进紧致遗传算法确实能提高问题求解的效率.

关键词: 紧致遗传算法;概率模型;聚类分析;族状旅行商问题

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)08-0007-06

An Improvement of the Compact Genetic Algorithm for Solving Clustering Traveling Salesman Problem

YE Miao, CHENG Xiao-hui

(College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Compared with classical genetic algorithm for solving traveling salesman problem(TSP), compact genetic algorithm (CGA) exploited without significantly increasing memory requirements, but the computational cost of generation of feasible Tours increased. Facing the characteristic of city nodes distributing as cluster in clustering TSP, the roulette wheel is applied in generating individuals chromosomes of CGA to overcome the drawbacks of expensive computation. Based on the cluster analysis of city nodes in clustering TSP, the initialization operator and update protocol of the probability matrix corresponding to the characteristic of clustering TSP is proposed to improve the speed of convergence efficiently and capacity of global optimization. The results of experiments conducted on TSP instances in open datasets TSPLib shows the efficacy of the improved compact genetic algorithm.

Key words: compact genetic algorithm; probability model; cluster analysis; clustering traveling salesman problem

1 引言

作为经典的组合优化问题,旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)可以简单描述为:给定一个代表 l 个城市节点的节点集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_l\}$ 以及城市节点之间的距离 $d(c_i, c_j), i \neq j$, 找到一条经过各个城市节点一次且仅一次的哈密顿回路,要求在所有这样的回路中路径长度最短. 问题描述

虽然简单,但 TSP 在很多领域都有着重要的应用. 目前已经提出了诸如基于图论的分支剪切等以求得精确解的求解算法^[1],但作为一个 NP 难问题,当城市节点数较多时求解计算量变得非常大. 因此出现了基于具体领域知识的局部搜索方法(如:2-Opt, 3-Opt, 以及 Lin-Kernighan 算法)和一些启发策略的搜索算法^[2](如模拟退火和遗传算法). 启发策略方法可以发掘搜索空间,担任全局搜索的任务,而局

收稿日期: 2012-11-10; 修回日期: 2012-12-22

基金项目: 国家自然科学基金(61063001/F020207, 61262075/F020702); 广西自然科学基金项目(桂科自 0832264); 广西高等学校重大科研项目(201201ZD012)

部搜索方法可以完成局部解的搜索. 遗传算法就是可以担任全局搜索任务的一种智能搜索算法, 在 TSP 问题的求解中得到广泛的应用^[3]. 紧致遗传算法(compact genetic algorithm, CGA)是一种概率模型的遗传算法, 相对于经典的标准遗传算法(SGA), 紧致遗传算法对存储空间的要求较低, 步骤更为简单^[4], 易于实现.

本文针对紧致遗传算法解决 TSP 问题, 特别是族状 TSP 问题做了探讨和改进.

2 紧致遗传算法 CGA

紧致遗传算法(compact genetic algorithm, CGA)是一种概率模型的遗传算法, 它不像传统 GA 那样对群体中的多个个体直接进行操作, 而是通过模拟群体的存在来处理个体的变化. 这样的处理方法来自随机游走模型和群体增量学习机制^[5]. 对比二进制编码的遗传算法, CGA 通过一个概率矢量($p_1, p_2, \dots, p_l$)来表示群体, 其中 $p_i \in [0, 1], i=1, \dots, l$, 表示个体相应位为 0 值或 1 值在模拟群体中的比例(l 表示个体的长度), 这样就可以把 p_i 值作为概率值来看待. 新个体由概率矢量($p_1, p_2, \dots, p_l$)进行概率选择的方式产生(比如对每位随机产生一个概率值 $p_{i,c}$, 如果 $p_{i,c} \leq p_i$, 则第 i 位编码值取 0, 否则第 i 位编码值取 1, 其中 $i=1, \dots, l$, 由此方式确定出个体中所有编码比特位), 再根据新产生个体的适应度值更新概率矢量, 以此在下次产生更好的个体. 更新概率矢量的方法如下: 对由第 k 步的概率矢量($p_1^k, p_2^k, \dots, p_l^k$)产生的两个个体, 比较两个个体适应度值, 用 W 表示适应度较好的个体, L 表示适应度值较差的个体, 则 $k+1$ 步的概率矢量的各个分量值为

$$p_i^{k+1} = \begin{cases} p_i^k + 1/n, & \text{当 } w_i=1 \text{ 且 } l_i=0 \\ p_i^k - 1/n, & \text{当 } w_i=0 \text{ 且 } l_i=1 \\ p_i^k, & \text{当 } w_i=l_i \end{cases} \quad (1)$$

式中, n 表示模拟的群体大小, w_i, l_i 分别表示个体 W, L 的第 i 位编码值. 令 $k=k+1$, 继续进化. 最终算法在所有概率矢量分量都等于 0 或者 1 的时候停止, 这时的概率矢量 p 本身就代表了最终解. 紧致遗传算法 CGA 和统一交叉的标准遗传算法 sGA 是等效的, 文献^[4]对 CGA 做了如下修改来解决 sGA 选择压力的问题: (1) 每次从概率矢量产生 s 个个体; (2) 从 s 个个体中选择最好的一个作为 W 个体;

(3) 将其余的 $s-1$ 个体和 W 个体比较并依次来更新概率矢量. 以此措施可以提高高阶建筑模块的生存概率, 有利于收敛到更好的解.

相比标准遗传算法 sGA, 紧致遗传算法 CGA 在存储空间上具有优势. 给定群体大小 n , CGA 用 $1/n$ 间隔大小更新概率矢量, 因此对每一位概率值 p_i , 只需要 $\log_2 n$ 位表示, 总共需要 $l \cdot \log_2 n$ 位存储空间. 而一个经典遗传算法 sGA 需要 $n \cdot l$ 位的存储空间存储群体. 因此, CGA 算法不用增加非常多的存储空间就能求解大规模问题.

3 紧致遗传算法 CGA 求解旅行商问题

以上紧致遗传算法 CGA 是针对二维编码提出的, 每一位编码值只能取 0 或者 1. 在总共有 l 个城市节点的旅行商问题中, 染色体个体采用城市序号编码, 则个体的每一位编码值有 l 种可能取值, 这实质上是多维编码的紧致遗传算法 CGA 问题, 已经有解决这方面问题的文献^[6]出现. 但对 TSP 问题, 直接采用这些文献^[6]中的多维编码紧致遗传算法也是有困难的, 原因在于城市个数 l 很大时编码维数过多. 为了适合求解 TSP 问题, 本文采用文献^[4]中对 CGA 算法的处理方法. 考虑对称 TSP 问题, 用一个 $l \times l$ 的概率三角矩阵 P 表示“概率模型”, 其中 $p_{i,j} (i > j)$ 表示回路解(个体)包含边 (c_i, c_j) 的概率, 产生的个体采用城市序号编码方式. 比如表示 4 个城市节点的对称 TSP 问题, 概率矩阵 $P =$

$$\begin{pmatrix} 0 & & & \\ 1 & 0 & & \\ 1 & 0 & 0 & \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \text{ 表示边 } (c_1, c_2), (c_1, c_3), (c_2, c_4), (c_3,$$

$c_4)$ 都以 1 的概率包括在回路 1-2-4-3-1 中. 由于是对称 TSP 问题, 因此只需考虑 $i < j$ 时的情况, 其余情况为 0.

对此设计的概率矩阵初始化、个体产生、概率矩阵更新具体方式如下:

概率矩阵初始化: 可以给每条边相同的概率初始值 0.5, 表示可以随机地产生一个可行回路解. 比如 4 个城市节点的对称 TSP 问题的初始化概率矩阵

$$\text{为 } P = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ 0.5 & 0 & & \\ 0.5 & 0.5 & 0 & \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 \end{pmatrix}. \text{ 也可以将概率初始取}$$

值与边的长度相关,将边的长度小的矩阵元素对应的概率值分配得大些:

$$p_{i,j}^0 = \begin{cases} 0, & (i \geq j) \\ \frac{L_i - d(c_i, c_j)}{L_i - l_i}, & (i < j) \end{cases} \quad (2)$$

式中, L_i 表示联结 i 节点的所有边中长度的最大值, l_i 表示联结 i 节点的所有边中长度的最小值. 这样的初始化方法要合理些.

可行回路解的产生: 由于对个体采用路径编码方式, 编码长度为城市节点个数 l , 每一位编码取值有 l 种可能, 不是一般性, 随机选取一个城市 C_a 作为新路径起点城市. 另一个未被选择过的城市 C_b 以概率 $p_{a,b}$ 被选择作为 C_a 的后继城市节点. 如果 C_b 不被选择, 对 C_b 以外的城市节点重复概率选择过程. 文献[4]中指出这样产生个体解的缺点是计算量花费很大, 概率值越低时, 计算成本越高, 在满足概率选择标准找到一条边进入解路径前常常抛弃了好几条边, 当只有几个概率值起作用的时候, 这种情况更加普遍. 为此, 本文设计了“轮盘赌”的个体编码产生方式, 选取当前城市 C_a 的后继城市 C_a 是依据 C_a 与其余未被选过的城市 C_j 之间的概率值 $p_{a,j}$ 进行轮盘赌选择的方式来确定. 在经典的 GA 中, 轮盘赌本来是用来选择下一代群体的个体, 表示适应度越好的个体被选择进入下一代群体的可能性越大. 这里用轮盘赌来选择城市 C_a 的后继城市 C_a , 产生下一位编码值, 表示城市节点连接关系的概率值越大城市节点编号选作 C_a 的可能性也越大, 可以保证后继节点 C_a 的产生不会像文献[4]那样多次尝试才成功, 避免了文献[4]中产生后继节点时使用进行概率选择耗费大量计算成本的缺陷.

概率矩阵的更新: 概率矩阵 P 的更新方式和二维紧致遗传算法相同, 两个个体 W, L , 假设 W 的适应度比 L 好, 第 k 步的概率矩阵为 P^k , 则 $k+1$ 步的概率矩阵更新方式如下:

$$p_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} p_{i,j}^k + 1/n, & \text{当 } (c_i, c_j) \in W \text{ 且 } (c_i, c_j) \notin L \\ p_{i,j}^k - 1/n, & \text{当 } (c_i, c_j) \notin W \text{ 且 } (c_i, c_j) \in L \\ p_{i,j}^k, & \text{其余情况} \end{cases} \quad (3)$$

式中, n 是群体的大小, $p_{i,j}^k$ 表示第 k 步概率矩阵 P 中的元素.

终止条件: 每次从概率矩阵 P 产生 s 个个体, 从 s 个个体中选择最好的一个作为 W 个体, 将其余的 $s-1$ 个体和 W 个体比较并依次更新概率矩阵 P . 保

存历史最好个体 s_{best} , 将 s_{best} 与当前的 s 个个体比较后对概率矩阵 P 进行再次更新, 可以避免“坏边”关联的概率会增加 $s-1$ 次, 而仅仅减少 1 次的机会 (所谓的“坏边”是指当前在好个体 W 个体中但不在最优路径中的边). 算法的终止条件是历史最好个体经过一定进化代数后仍然没有改进.

4 紧致遗传算法 CGA 求解旅行商问题

利用前面介绍的改进紧致遗传算法 CGA 已经可以求解 TSP 问题, 但没有考虑城市节点位置分布的具体特点. 有一类 TSP 问题比较特别也比较普遍, 城市节点的位置分布经常成族状分布. 比如陆地地图的每个国家, 一般是每个省份有少数的几个 (甚至只有一个) 中心城市, 省和省之间由中心城市之间的几条主干道路线连接起来, 在中心城市附近分布有很多的小城镇. 本文称具有这样分布特点的 TSP 问题为族状 TSP 问题. 结合族状 TSP 问题的特点, 对概率矩阵的更新方式式 (3) 可以设计出更加高效的概率矩阵更新策略.

为此得先明确地图上的城市节点哪些可以划成一个族 (也称为聚类). 已经有很多通过聚类得到族的算法^[7]. 为了便于和紧致遗传算法中概率矩阵的更新方式相结合, 本文这里采用模糊集合中基于等价关系的聚类方式^[8]. 模糊等价关系 $\tilde{R}$ 是论域 X 与自己笛卡尔积 $X \times X$ 上的一个模糊集合, 而这个模糊集合的任何 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 截集 $\tilde{R}_\alpha$ 都是 $X \times X$ 上的普通集合, 即为 X 上的普通等价关系. 也就是 X 中对象的一种划分. $\alpha=1$ 时得到每个城市节点单独称为一个族, l 个城市节点得到 l 个族; 当 α 从 1 下降到 0 时, 所得的族由细变粗, 具有逐渐归并的特点; $\alpha=0$ 时 l 个城市节点成为 1 个族. 由此可见如果能实现对 X 构造出模糊等价关系, 找出合适的 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 值构造出截集 $\tilde{R}_\alpha$, 就对应了一种族或者聚类的划分. 为此先建立 l 个城市节点之间的模糊等价关系. 根据模糊数学中理论, 可以先建立各个城市节点对象的模糊相似关系 $\tilde{R}_s = [r_{ij}]_{n \times n}, 0 \leq r_{ij} \leq 1, i, j = 0, 1, \dots, l, r_{ij}$ 表示各个城市之间分布的相似程度. 目前有很多相似性计量的方法, 比如夹角余弦、数量积、相关系数、最大最小、算术平均最小、几何平均、绝对值指数^[8]等等. 结合族状 TSP 问题的特点, 本文采用最大最小法:

$$r_{ij} = \frac{\min(x_i, x_j) + \min(y_i, y_j)}{\max(x_i, x_j) + \max(y_i, y_j)} \quad (4)$$

式中, x_i, y_i, x_j, y_j 分别表示第 i, j 个城市节点的坐标. 这是个 $[0, 1]$ 之间闭区间数. 这只是一个满足自反、对称性的一个相似关系, 记为 $\tilde{R}_s = [r_{ij}]_{n \times n}, 0 \leq r_{ij} \leq 1, i, j = 0, 1, \dots, l, r_{ij}$. 根据模糊数学中理论, 依次求 $\tilde{R}_s^2 = \tilde{R}_s \cdot \tilde{R}_s, \tilde{R}_s^4 = \tilde{R}_s^2 \cdot \tilde{R}_s^2, \dots$, 必然存在一个自然数 m , 使得

$$\tilde{R}_s^{2m} = \tilde{R}_s^m \cdot \tilde{R}_s^m \quad (5)$$

成立, 这个 $\tilde{R}_s^m$ 就是要求的模糊等价关系. 找到这个模糊关系后, 取适当的 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 截集 $\tilde{R}_\alpha$, 就可以得到 X 上的普通等价关系. 从等价关系就可以得到各个族 $C = C_1, C_2, \dots, C_m$.

有了确定族的划分后, 城市之间连接的边可以分为族内城市节点连接的边和不同族之间的城市节点连接的边, 如图 1 所示, 图 1 中的节点聚类成 3 个族, 回路解中有三条边是不同族之间节点连接的边, 其余边均在相同的族内. 针对这两种不同类型的边, 在紧致遗传算法中应采取不同的概率矩阵的初始化和概率矩阵的更新策略, 以在不降低解质量的同时加快 CGA 算法的收敛的速度. 具体设计如下所示.

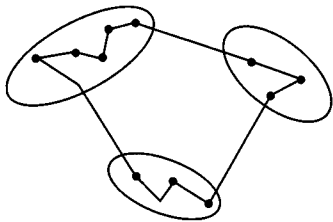


图 1 城市节点成族状分布的示意图

概率矩阵的初始化: 对式(2)中的概率值初始化就要考虑同一族中节点之间的概率值和不同族节点之间的概率值的概率值初始化. 若节点 c_i, c_j 属于同一个族, 考虑将同一族内的边的长度小的矩阵元素对应的概率值分配得大些, 则初始化概率值为

$$p_{i,j}^0 = \frac{L_i - d(c_i, c_j)}{L_i - l_i} \quad (6)$$

只需要考虑 $(i < j)$ 的情况, 其余的情况为 0. 其中, L_i 表示在该族内联结 i 节点的所有边的最大长度, l_i 表示在用一族内连接 i 节点的所有边的最小值, $d(C_i, C_j)$ 表示城市节点 c_i, c_j 之间的距离. 若城市节点 c_i, c_j 分别属于不同的族 C_i, C_j , 考虑将族间的“距离”小的矩阵元素对应的概率值分配得大些, 则初始化概率值为

$$p_{i,j}^0 = \frac{\tilde{D}_i - \tilde{d}(C_i, C_j)}{\tilde{D}_i - \tilde{d}_i}, c_i \in C_i, c_j \in C_j \quad (7)$$

式中, $\tilde{D}_i$ 表示连接族 C_i 的所有族之间的最大长度, $\tilde{d}_i$ 表示连接族 C_i 的所有族之间的最小长度, $\tilde{d}(C_i, C_j)$ 表示族 C_i, C_j 之间的距离. 式(7)相当于对给定两个族 C_i, C_j 之间的连接边赋予相同的概率初始值. 族之间的距离 $\tilde{d}(C_i, C_j)$ 不是节点之间的距离而是节点集(一个族就是一个节点集)之间的距离. 这种距离要在一些文献[8]中已有现成的一些定义方式, 如最短距离法、最长距离法、中间距离法、重心法和类平均距离法等. 考虑到距离特性, 本文采用最短距离法, 定义如下: $D_{C_i, C_j} = \min\{d_{a,b} \mid a \in C_i, b \in C_j\}$. 当一个族就是一个节点, l 个城市节点得到 l 个族时, 这时式(6)和式(7)又可以回归到式(2)的形式.

再考虑概率矩阵的更新. 在同一个族 C_k 中的两个节点 c_i, c_j , 族的大小 $|C_k|$ 越大, 需要的群体就越多, 因此设计式(8)所示的更新方式:

$$p_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} p_{i,j}^k + \frac{1}{n} \cdot \frac{1}{\frac{|C_k| - |C|_{\min}}{|C|_{\max} - |C|_{\min}} + 1}, & \text{当 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \in W \\ & \text{且 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \notin L \\ p_{i,j}^k - \frac{1}{n} \cdot \frac{1}{\frac{|C_k| - |C|_{\min}}{|C|_{\max} - |C|_{\min}} + 1}, & \text{当 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \notin W \\ & \text{且 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \in L \\ p_{i,j}^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $|C|_{\min}, |C|_{\max}$ 分别表示所有族的大小中的最小值和最大值.

再考虑分别属于不同族 C_i, C_j 的节点 c_i, c_j 之间的边的关联概率的更新方式, 显然两个族 C_i, C_j 越大, 分布越均衡, 可以连接的边数目越多, 由此设计式(9)所示的更新方式, 当每个节点单独成一个族时, 任何一个族 C_i 的大小 $|C_i|$ 都为 1, 因此式(8)、(9)可以回到式(3)的形式.

$$p_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} p_{i,j}^k + \frac{1}{n} \cdot \frac{2}{\frac{1}{|C_i|} + \frac{1}{|C_j|}}, & \text{当 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \in W \\ & \text{且 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \notin L \\ p_{i,j}^k - \frac{1}{n} \cdot \frac{2}{\frac{1}{|C_i|} + \frac{1}{|C_j|}}, & \text{当 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \notin W \\ & \text{且 } (c_i, c_j) \vee (c_j, c_i) \in L \\ p_{i,j}^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

由以上分析, 基于等价关系划分族的改进紧致遗传算法 CGA 求解族状 TSP 问题的算法如下:

第一步: 通过基于式(4)的相似关系, 采用式(5)的方法, 确定节点的等价关系, 选取适当的 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 得到 $\tilde{R}_\alpha$ 截集, 将 l 个城市节点划分成 m 个族

$C_1, C_2, \dots, C_m$;

第二步:通过式(6)和(7)的方式对概率矩阵的各个元素 $P_{i,j}$ 进行初始化;

第三步:采用 3.1 节中设计的轮盘赌的可行回路解的编码产生方式产生可行解,计算路径长度,对可行解中的每条边判断是否在同一族内,并按照式(8)和(9)相应地更新概率矩阵中的元素 $P_{i,j}$;

第四步:判断是否达到终止条件,达到终止条件则通过最终的概率矩阵输出回路解,否则转入第三步继续进化;

对族状分布的 TSP 问题,由于考虑了城市节点的物理位置的特点,结合这个特点,对同一族内和不同族间的边的进化采用不同的策略,可以提高概率矩阵收敛的速率。

5 实验

为了检验出的改进算法的性能,采用 C 语言分别实现了求解 TSP 问题的 CGA 算法和改进的 CGA 算法,对 TSP 标准库(TSPLib)^[9]中的 ulysses22 问题用编译后的 C 程序在一台配置为 Dual-Core CPU E5500 2.80 GB,2 GB 内存的 PC 机上进行测试。之所以选择 ulysses22 是因为该问题在 TSP 标准库(TSPLib)中较其他问题成族状分布要明显些。ulysses22 中有 22 个城市节点,文献[9]中公布最优解为 1-14-13-12-7-6-15-5-11-9-10-19-20-21-16-3-2-17-22-4-18-8,长度为 75.66 *,可以从文献[9]中获得该数据集。图 2 是取不同 $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ 截集得到的不同聚类分族结果(图 2a, b, c)和 $\alpha = 0.961$ 时运用改进的 CGA 得到的最优解路径(图 2d)。从图 2(b)可以看出,在 $\alpha = 0.961$ 时得到的 α 截集,可以得到 8 个族(或者叫 8 个等价类或 8 个聚类),从图 2(d)可以看出最优解路径的边确实可以分为同一族内的边和不同族之间的边。右图表示的求得的最优解为 1-14-13-12-7-6-15-5-11-9-10-19-20-21-16-3-2-17-4-18-22-8,长度为 75.309,比文献[9]中公布的路径长度为 75.66 的最优解 1-14-13-12-7-6-15-5-11-9-10-19-20-21-16-3-2-17-22-4-18-8 还要好。

表 1 中统计了采用三种不同 α 值时得到的聚类的族的个数,找到的最优解路径长度和所花时间,选择压力参数 $s=2$,模拟群体大小为 $n=100, 200, 500$,对每种情况,找到的最好路径减去最优路径长

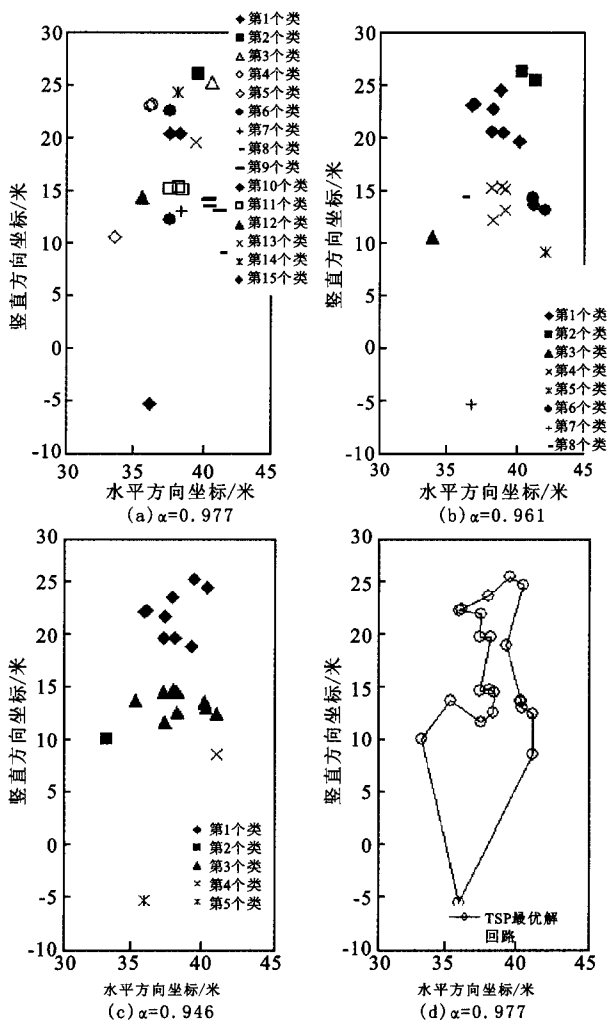


图 2 ulysses22 问题的城市节点聚类族状分布图及求解回路路径

度(取值为 75.309)后再除以最优路径得到百分比(称之为优化比)。需要说明的是,表 1 中统计的时间没有包括算法中第一步用于族的划分的时间。从效果来看,当 n 足够大时,不同 α 值情况下都可以找到最优解。相同 n 取值情况下, α 越大,找到最优解越难,花的时间基本上也越长。说明改进算法在合适的 α 取值时可以提高算法搜索求解的准确性。

当 α 取值为 1 时,得到的 α 截集就是 22 个城市节点聚类成 22 个族,也就是单独 1 个节点成 1 个族。这时改进的紧致遗传算法中第二步的(6)和(7)、第三步的(8)和(9)又回到了第 2 节中紧致遗传算法中的式(2)、(3),种群大小 n 分别取 100、200、500 时,运行算法程序、搜索时间分别为 0.411 584、0.439 512、0.396 217 s,比表 1 中用改进的紧致遗传算法在相应的情况下求解的时间长。说明改进的紧致遗传算法可以提高算法搜索求解的速度。

表 1 改进紧致遗传算法在不同参数取值时
求解 ulysses22 问题的结果

群体 个数 n	α 值	族的 个数	搜到最好解 路径长度	所花时间/ s	优化比/%
100	0.977	15	78.209 23	0.395 213	3.850 1
	0.961	8	77.767 384	0.355 691	3.263 4
	0.946	5	75.309	0.316 17	0
200	0.977	15	76.616 636	0.421 56	1.735 4
	0.961	8	76.616636	0.408 386	1.735 4
	0.946	5	75.309	0.392 249	0
500	0.977	15	75.309	0.368 865	0
	0.961	8	75.309	0.374 135	0
	0.946	5	75.309	0.342 52	0

6 结束语

本文通过对城市节点进行聚类分析,在划分成族状分布后对紧致遗传算法进行了改进,设计了符合问题特点的概率矩阵初始化方法和更新方法,实验表明改进的紧致遗传算法可以提高算法搜索求解的速度.结合局部搜索的方法(如:2-Opt,3-Opt,以及 Lin-Kernighan 算法)与文中改进的紧致遗传算法 CGA 相结合,用 CGA 进行全局搜索,CGA 产生的“好”的初始解,然后用 2-Opt 等局部搜索算法进行局部搜索,一方面用 CGA 算法可以在不同的搜索区域内搜索;另一方面,对概率矩阵产生的个体用 2-Opt 等局部搜索算法进行修正,修正好的解又可以更好地更新 CGA 的概率矩阵,改进 CGA 中模拟的群体解的质量,达到更快的收敛效果.这正是本文下一步的工作.

参考文献:

- [1] Padberg M, Rinaldi G. Optimization of a 532-city

symmetric genetic traveling salesman problem by branch and cut[J]. Oper. Res. Lett., 1987, 6(1):1-7.

- [2] Lin S, Kernighan B W. An effective heuristic algorithm for the traveling salesman problem[J]. Oper. Res., 1973, 21(2):498-516.
- [3] 王建忠,唐红. TSP 问题的一种快速求解算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(1):7-10.
- [4] Baraglia R, Hidalgo J I, Perego R. A hybrid heuristic for the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(6):613-622.
- [5] Harik G, Goldberg D, Miller B. The gamblers ruin problem, genetic algorithms, and the sizing of populations K[C]// Proceedings of the Fourth International Conference on Evolutionary Computation, 1997. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1997:7-12.
- [6] 王剑,赵永翔,熊盛武. 多线程并行紧致遗传算法的种群多样性研究[J]. 武汉理工大学学报, 2009, 31(2):204-207.
- [7] Thilagamani S, Shanthi N. A survey on image segmentation through clustering[J]. International Journal of Research and Reviews in Information Sciences, 2011, 1(1):14-17.
- [8] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2004:39-46.
- [9] Reinelt G. TSPLIB—A traveling salesman problem library[J]. ORSA J. Comput., 1991, 3(4):376-384.

作者简介:

叶苗男, (1977—), 博士研究生, 副教授. 研究方向为网络技术、进化计算.

程小辉男, (1961—), 博士, 教授. 研究方向为计算机网络技术、嵌入式系统、数据库技术.

(上接第 6 页)

- [9] 赖明澈,王志英,郭建军,等. 具有拥塞缓解策略的动态虚拟通道研究及其 VLSI 实现[J]. 计算机学报, 2008, 31(11):2026-2037.
- [10] Su W T, Shen J S, Hsiung P A. Network-on-chip router design with buffer-stealing[C]// Proceedings of 16th Asia and South Pacific Design Automation Conference. Yokohama, Japan, 2011:160-164.
- [11] Matos D, Concatto C, Kreutz M, et al. Reconfigurable routers for low power and high performance[J].

IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems, 2011, 19(11):2045-2057.

作者简介:

胡哲琨男, (1986—), 博士研究生. 研究方向为片上网络体系结构及 VLSI 设计.

陈杰男, (1963—), 研究员, 博士生导师. 研究方向为 GPS 导航定位、多核处理器、通信与多媒体信号处理 SoC 研究.