

粒子群与遗传算法的混合算法

阳琼芳¹, 孙如祥^{1,2}

(1. 广西职业技术学院 计算机与电子信息工程系, 广西 南宁 530226;

2. 广西大学 计算机与电子信息学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 针对粒子群算法直接用于求解离散旅行商优化问题会存在诸多困难,通过分析粒子群算法、遗传算法各自优缺点,将粒子群算法、遗传算法有效结合组成混合算法用于求解离散旅行商问题.混合的目的在于保持两种算法各自的优点,并有效地避免各算法原有的不足.对 3 个不同规模的巡回旅行商问题进行实验,结果表明:混合算法提升了算法的局部搜索能力.

关键词: 离散旅行商问题;遗传算法;粒子群算法;自适应;启发策略

中图分类号: TP 302

文献标志码: A

遗传算法(genetic algorithm,GA)起源于 Holland 教授与其学生对自然界生物进化系统的计算机模拟研究,其本质是一种随机全局搜索的进化算法.它能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的特征知识,并自适应的控制搜索过程,最终求得最优可行解.遗传算法的操作以“物竞天择,适者生存”为原则,在可行的解决方案种群中产生一个逐渐逼近最优可行解的方案.1995 年,Kennedy,Eberhart 两位博士首先提出粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)^[1-2],算法源于鸟类寻找食物时的飞行规律.粒子群算法简单明了、收敛迅速而且精度也高,是非线性连续问题的有效求解方法^[3].针对遗传算法求解离散旅行商问题(travelling salesman problem,TSP)存在的不足^[4-5],一些学者提出了定位-配给问题(location-allocation problems,LAP)模型^[6-8].为了加快粒子群的搜索速度,一些学者采取了自适应的加速因子策略^[9-10].为了更好地解决 TSP 离散问题,需要对粒子群算法的两个位置更新公式进行修改.二元交叉在操作上类似于遗传算法的交叉算子,同时又有粒子群算法学习因子的操作特征.为了进一步加快混合算法的收敛速度,提高算法的收敛精度,采用城市距离远近关系的启发策略.本文通过引入二元交叉操作解决 TSP 离散问题.

1 混合算法的设计

1.1 遗传交叉算子的设计

用路径表示的旅行商问题,若采用基本遗传法中简单的一点或者多点交叉策略,必然产生不能完全遍历所有城市的非法旅行路线.文中采用顺序表示的基因码,配合交叉择优保留策略.即如果交叉之后,个体更加优良,则用子个体替换父代中的较差个体;否则,还原.

1.2 遗传变异算子设计

求解旅行商问题的遗传算法常用的变异算子有常规变异、逆转变异、对换变异、插入变异等.选用对换变异算子,配合变异择优保留策略,对随机的两个码位进行对换,对换后的个体如果得到改进,则保留该次变异,否则,还原.对换变异对采用路径表示的染色体基因的绝对位置影响比较小,也就是说其对码串模式的影响比较小.随着进化的进行,个体的优良基因不断增加,这种变异策略能够在不破坏优良基

收稿日期: 2015-10-08

通信作者: 阳琼芳(1973-),女,副教授,主要从事农业信息化、计算机应用技术的研究. E-mail:459776040@qq.com.

基金项目: 广西高校科学技术研究项目(2013YB295)

因的前提下对个体进行改进,而且所需计算也较为简单.

1.3 离散粒子运动方程

近年来,人们提出了多种离散粒子群算法模型,如 Wang 等^[11]提出的基于交换子、交换序两种策略的离散粒子群改进算法. 粒子群算法最初是为了解决连续优化的计算问题而提出的,其粒子更新公式是针对连续的对象而设计,因此,需要改造其粒子运动方程才能用于解决离散旅行商问题. 离散粒子运动方程^[12]改进简化为

$$v(t+1) = x(t) \otimes ((C_1 \cdot R_1) \cdot S(t)) \otimes ((C_2 \cdot R_2) \cdot G(t)), \tag{1}$$

$$X(t+1) = \text{reverse}(V(t+1), f, l). \tag{2}$$

式(1),(2)中: \otimes 表示二元交叉运算,类似遗传算法中的交叉思想; $x(t)$ 表示 t 时刻群体中的某个粒子对应的一种旅行路线方案; $S(t)$ 表示到 t 时刻为止,粒子曾经寻找到的最好的旅行路线方案; $G(t)$ 表示到 t 时刻为止,群体中的所有粒子曾经寻找到的最好旅行路线方案; C_1 和 C_2 对应连续优化计算问题中的两个学习因子; R_1 和 R_2 为 0 到 1 之间符合均匀分布的随机数; $C_1 \cdot R_1$ 和 $C_2 \cdot R_2$ 分别控制当前粒子与个体发现的最佳路线方案和群体发现的最佳路线方案的最大交换长度,离散运动方程通过类似遗传算法的交叉操作实现了对个体最佳可行解和全局最佳可行解的跟踪; $\text{reverse}(V(t+1), f, l)$ 表示 $V(t+1)$ 的排列从 f 的位置开始到 l 位置结束的子序列进行逆转,其中, f, l 为随机整数,并且满足 $1 \leq f \leq l < N$, N 为城市数目.

粒子的当前路线方案编码与个体历史最优路线方案编码、全局历史最优路线方案编码的交叉策略通常可以采用遗传算法中的部分匹配交叉或者顺序交叉策略,这两种策略都能保证下一代新个体能够从两个最优个体继承到优良的基因片段,在这些片段中,城市的相对访问次序已经是最佳次序.

1.4 启发因子策略

如果没有一些针对 TSP 问题而设计的特定辅助策略,而只是针对一般的离散优化问题进行一些泛型优化设计,那么,对于规模较大的 TSP,在算法演进前期,尽管在寻优速度上可能会有所改进,但在算法的后期搜索阶段,搜索到最优可行解的速度可能会非常缓慢,甚至可能根本搜索不到最优可行解. 通过对多个旅行商问题的最终解决方案的研究,发现最佳路径中某个城市的下一个或者前一个访问城市很大程度上都是与该城市距离最近或者相对较近的城市,这个是旅行商问题的最优解的一种特征属性.

启发因子策略在算法开始前需要计算粒子间的相互距离,然后,把结果收集以用于后续的算法搜索^[12]. 当问题规模巨大时,这种计算耗时较长,不适合求解要求快速响应的问题. 改进启发因子策略,当粒子进化到一定程度时,而群体中的最优粒子又没有变化时,开始使用启发因子策略. 因为在编码位置上,某个城市的最近距离的城市往往就在附近,因此,只需要在某个城市及相邻的几个城市间做小范围调整,即可得到局部最优旅行路线. 其具体做法是随机选中一个码位,将它与相邻的或者较近的码位对换,配合择优保留策略,如果得到改良,则保留该次交换;否则,还原.

1.5 混合策略

算法的混合需要遵守一些结合原则^[13],才能有效利用原有进化算法各自的优点,加快收敛速度,保证混合算法求解到的最优可行解的质量高于原有算法,从而达到改进算法的目的. 结合粒子群、遗传混合算法的思想,将粒子群算法中每个粒子搜索到的历史最优可行解与遗传算法共享,遗传算子根据指定的进化原则,在这些可行解上进行搜索进化,更新这些历史最优可行解. 混合策略既能够保持粒子群算法良好的局部搜索性能,又能够利用遗传算法良好的全局搜索能力. 因此,混合策略在粒子群、遗传算法的性能基础上提升了算法性能.

2 实验步骤

混合算法有如下 8 个主要步骤.

步骤 1 设置算法的进化参数:群体规模、终止迭代次数、合理的学习因子 C_1, C_2 .

步骤 2 初始化粒子群体,并存储记忆当前的最优粒子.

步骤 3 开始进化. 由于设计的遗传算法保留策略的特殊性,无论是交叉还是变异算子都只会进化到更优的个体. 因此,遗传算法的操作对象是粒子群算法中每个粒子曾发现的最优旅行路线染色体编

码,粒子群算法操作的是另一个染色体编码,当这个染色体编码代表的旅行方案更优时,才更新覆盖遗传算法操作的染色体编码.

- 步骤 4 执行遗传算法的交叉操作、变异操作,并同时更新存储记忆的历史最优粒子.
- 步骤 5 执行粒子群算法的二元交叉与逆转更新,并同时更新存储记忆的历史最优粒子.
- 步骤 6 判断是否达到使用启发因子策略的条件. 如果达到,后续的搜索将一直使用启发策略,执行启发搜索并更新记忆中的最优粒子;否则,继续下一步.
- 步骤 7 如果达到搜索停止条件,则停止搜索;否则,返回步骤 4,继续重复执行.
- 步骤 8 算法迭代完成后,种群中的存储记忆的最优结果就是全局最佳旅行路线方案.

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

软件编程环境是 Microsoft Visual Studio 2010,编程语言是 C++,硬件环境是 i5-2450 M 的处理器、4 GB 的内存. 选用 3 个不同的例子进行实验测试,并与文中未结合粒子群算法、未采用启发因子策略但已部分改进的遗传算法(IMGA)的求解结果进行对比,以检验混合算法(IPSOGHA)的有效性. 其中,算例 1,2 来源于文献[14],其城市规模分别是 10 个和 50 个,算例 3 来源于 TSPLIB^[15],其城市规模是 131 个. 3 个算例的进化截止代数均为 200.

3.2 实验结果对比

算例 1 的理论最优路径长度为 309.642 558,算例 2 的理论最优路径长度为 571.253 118,算例 3 的理论最优路径长度是 567.203 000. IPSOGHA,IMGA 算法均能在指定迭代次数内找到算例 1 的理论最优路径. 对于算例 2,IPSOGHA 算法能在指定迭代次数内找到最优路径,而 IMGA 算法仅能找到长度为 576.168 375 的路径. 对于算例 3,在指定迭代次数内,IMGA 算法只能找到长度为 587.501 025 的旅行路径,而 IPSOGHA 算法可以找到最优旅行路径.

3.3 XQF131 城市进化情况

XQF131 的 131 个城市坐标分布图^[15],如图 1 所示. 初始化生成的路径最优个体,如图 2 所示. 图 2 中:路程长度(l)为 4 103.789 851. 经过 1 次进化,第一代最优个体的路径图,如图 3 所示. 图 3 中:路程的长度为 1 516.901 870. 第 10 代最优个体路径图,如图 4 所示. 图 4 中:路程的长度为 700.517 251. 第 40 代最优个体路径图,如图 5 所示. 图 5 中:路程的长度为 663.286 373. 第 60 代最优个体路径图,如图 6 所示. 图 6 中:路程的长度为 616.076 940. 第 80 代最优个体路径图,如图 7 所示. 图 7 中:路的程长度为 587.501 025. 第 200 代最优个体路径图,如图 8 所示. 图 8 中:路程的长度为 567.203 000.

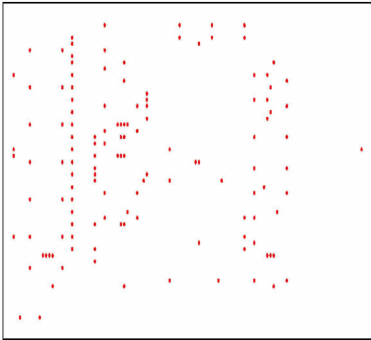


图 1 XQF131 的 131 城市坐标分布图
Fig.1 City coordinates distribution
map of 131 cities of XQF131

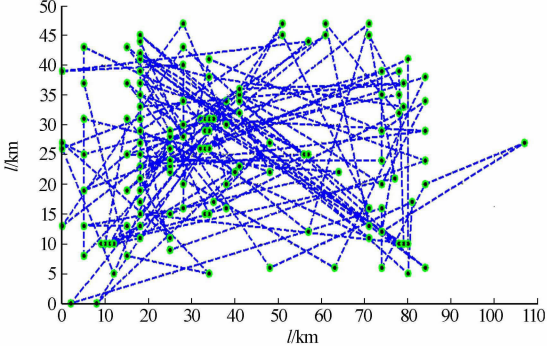


图 2 初始种群最优旅行路线方案
Fig.2 Optimal route scheme of
initial population

对于 10 城市旅行商问题,两种算法均能在截止进化代数范围内找到最佳旅行路线,IPSOGHA 算法要比 IMGA 更加优异一些,所需平均进化代数略少于 IMGA 算法. 对于 50 城市以及 131 城市旅行商问题,IMGA 算法无法在 200 代之内找到最佳旅行路线,即使将最大截止进化代数增加至 300,IMGA 算法依旧无法寻找到最佳旅行路线,说明其局部搜索能力不足,无法应对城市数量稍多的旅行商问题.

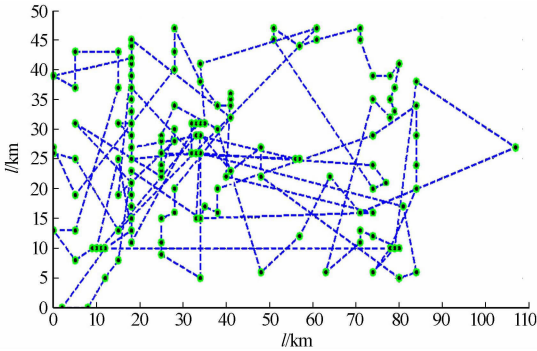


图 3 第 1 代最优旅行路线方案

Fig. 3 Optimal route scheme of 1th generation

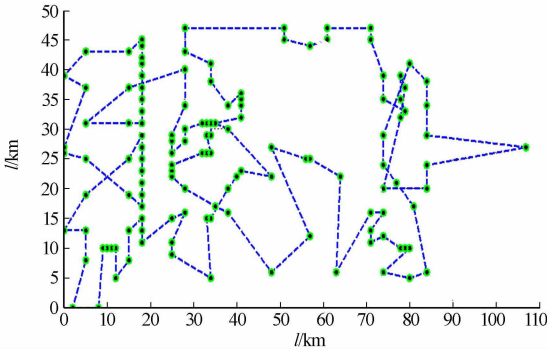


图 4 第 10 代最优旅行路线方案

Fig. 4 Optimal route scheme of 10th generation

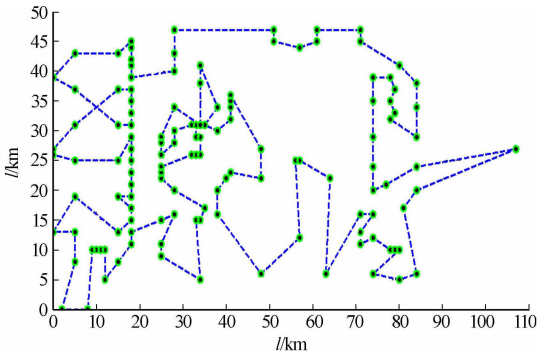


图 5 第 40 代最优旅行路线方案

Fig. 5 Optimal route scheme of 40th generation

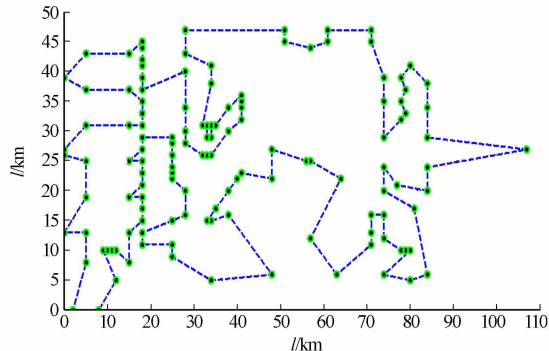


图 6 第 60 代最优旅行路线方案

Fig. 6 Optimal route scheme of 60th generation

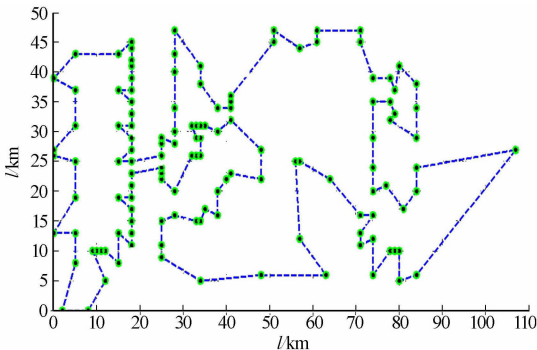


图 7 第 80 代最优旅行路线方案

Fig. 7 Optimal route scheme of 80th generation

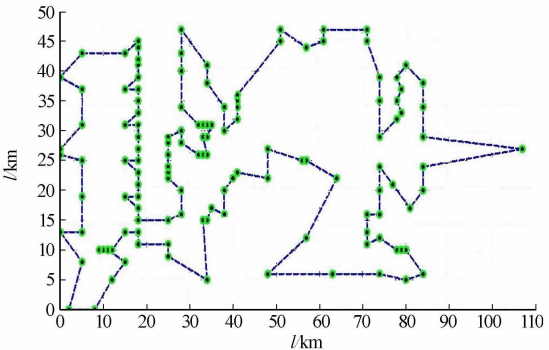


图 8 第 200 代最优旅行路线方案

Fig. 8 Optimal route scheme of 200th generation

由图 2~8 可知:IPSOGHA 在算法的执行初期就具有很好的进化能力,初始化生成的最优个体的路程是 4 103.789 851,经过仅仅一代的进化便迅速缩短为 1 516.901 870;随着进化的不断进行,个体不断接近最优个体。

在后期,算法每 10 代的进化改进幅度要小于初期的每 10 代进化幅度,进化速度没有前期那么快。IMGA also 具有很好的进化能力,但由于篇幅的限制,没有给出其具体进化路径图。IPSOGHA 算法在进化后期虽然速度放缓,但进化仍旧是稳步向前的,IMGA 算法则基本停止不前,尽管增加其进化截止次数,但情况依旧很少有改观,其原因在于其局部搜索能力没有 IPSOGHA 算法好。

3 结束语

对于城市数目少的旅行商问题,未加入粒子群算法及启发因子策略的改进遗传算法同样能在规定的进化次数内快速地找到最优可行方案。但对于城市数目稍微大的旅行商问题,该算法虽然也能寻找到很接近最优的可行方案,但始终不能进化到问题的最优可行路线。对于 IPSOGHA 算法,尽管在算法进化的后期表现出来的性能没有前期那么优秀,但还是能在较少的进化次数内找到问题的最优解,这样的

表现整体上还是不错的,即粒子群算法及启发因子的加入达到了算法结合的目的,提升了算法的局部搜索能力.

参考文献:

[1] 龚纯,王正林.精通 Matlab 最优化计算[M].北京:电子工业出版社,2009:270-272.

[2] 崔长彩,李兵,张认成.粒子群优化算法[J].华侨大学学报(自然科学版),2006,27(4):343-346.

[3] 付荣,居鹤华.基于粒子群优化的时间最优机械臂轨迹规划算法[J].信息与控制,2011,40(6):802-808.

[4] 潘文军,王健.基于改进遗传算法的食品召回中心选址研究[J].物流工程与管理,2014,12(36):53-55.

[5] 胡大伟,陈诚.遗传算法和禁忌搜索算法在配送中心选址和路线问题中的应用[J].系统工程理论与实践,2007(9):172-179.

[6] 付宝英,王启志.自适应粒子群优化 BP 神经网络的变压器故障诊断[J].华侨大学学报(自然科学版),2013,34(3):262-267.

[7] 蒋腾旭.改进的遗传蚁群混合算法在 TSP 中的应用[J].计算机与现代化,2013,12(220):31-33.

[8] 王晓霞,王涛.基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断[J].高电压技术,2008,24(11):2362-2367.

[9] 詹仕华,王长缨,钟一文.求解 TSP 问题的伪贪婪离散粒子群优化算法[J].小型微型计算机系统,2011,32(1):181-184.

[10] 赵远东,方正华.带有权重函数学习因子的粒子群算法[J].计算机应用,2013,33(8):2265-2268.

[11] WANG Kangping,HUANG Lan,ZHOU Chunguang. Particle swarm optimization for traveling salesman problem [C]//Proc of the 2nd International Conference on Machine Learning and Cybernetics Piscataway. Nanjing:IEEE Press,2003:1583-1585.

[12] 钟一文,杨建刚,宁正元.求解 TSP 问题的离散粒子群优化算法[J].系统工程理论与实践,2006,6(6):89-94.

[13] 江中央,蔡自兴,王勇.求解全局优化问题的混合自适应正交遗传算法[J].软件学报,2010,21(6):1296-1307.

[14] 王秋芬,袁东锋,梁道雷.一种求解 TSP 的贪心遗传算法[J].制造自动化,2013,35(1):71-74.

[15] Andre Rohe. Forschungsinstitut für Diskrete athematik[DB/OL]. [2015-10-05]. <http://www.math.uwaterloo.ca/tsp/vlsi/index.html#XQF131>.

Mixed Research on Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm

YANG Qiongfang¹, SUN Ruxiang^{1,2}

(1. Department of Computer and Electronic Information Engineering,
Guangxi Vocational and Technical College, Nanning 530226, China;
2. College of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: There are many difficulties when particle swarm optimization is used directly to solve discrete travelling salesman problem (TSP) optimization problems. Therefore, we analyze the advantages and disadvantages of particle swarm optimization algorithm and genetic algorithm, and then mix them to be an effective algorithm to solve discrete TSP. The purpose of combination is to keep the original advantages of the two kinds of algorithms and to avoid the existing deficiencies. We conduct some experiments on the 3 TSP problems different scales. The result shows that the hybrid algorithm can highly improve the local search ability of algorithm.

Keywords: genetic algorithm; particle swarm optimization algorithm; self-adaptive; heuristic strategy

(责任编辑: 陈志贤

英文审校: 吴逢铁)