

基于遗传算法的改进智能优化蚁群算法

徐江乐¹, 肖志涛¹, 赵京华²

(1 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300160; 2 天津广播电视大学, 天津 300191)

摘 要: 针对蚁群算法加速收敛和早熟停滞现象的矛盾, 根据遗传算法的交叉算子、变异算子和粒子群算法的粒子极值, 采用一种优化蚁群算法, 以在加速收敛和防止早熟停滞现象之间取得更好的平衡. 在利用该算法解决 TSP 问题中, 当前解与个体极值和全局极值分别进行交叉操作, 产生的解为新的位置信息. 通过对 50 个城市问题进行实验, 结果表明, 该方法比一般蚁群算法具有更好的收敛速度和稳定性, 适合于求解大规模的问题.

关键词: 蚁群算法; 交叉算子; 变异算子; 粒子极值; TSP

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)08-0047-04

An Improved Intelligent Ant Colony Optimization Based on Genetic Algorithm

XU Jiang-le¹, XIAO Zhi-tao¹, ZHAO Jing-hua²

(1 School of Electronic and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China;

2 Tianjin Open University, Tianjin 300191, China)

Abstract: For the conflict of ant colony algorithm for accelerating convergence and premature stagnation phenomenon, according to genetic algorithm crossover operator, mutation operator and particle extreme value of particle swarm algorithm, we studied and improved the ant colony algorithm, to achieve good balance between accelerating convergence and preventing premature stagnation phenomenon. Based on this algorithm, for TSP problem, the current solution is made crossover operation with individual extreme and global extreme respectively. The solution is the new position information produced. The experiment results of 50 urban problems show that it is better than general ant colony algorithm in convergence speed and stability, and suitable for solving large-scale problems.

Key words: ant colony algorithm; crossover operator; mutation operator; particle extreme value; TSP

1 引言

蚁群算法是近年来出现的一种新型的模拟进化算法, 它是由意大利学者 Dorigo 等人首先提出来的^[1], 他们充分利用蚁群搜索食物的过程与旅行商问题之间的相似性, 解决了 TSP 问题, 取得了很好的结果. 随后, 蚁群算法被用来求解分配问题^[2]、数据聚类分析问题^[3]、指派问题^[4]、电信路由分配问题^[5]等, 显示出蚁群算法在求解复杂优化问题(特别在离散优化问题)方面的优越性. 实验观察表明, 蚂蚁在运动过程中会留下一种分泌物, 其后面的蚂蚁

可根据前边走过的蚂蚁所留下的分泌物选择其要走的路径一条路径上的分泌物越多, 蚂蚁选择这条路径的概率就越大.

因此, 蚂蚁群体的集体行为实际上构成一种学习信息的正反馈现象, 蚂蚁之间通过这种信息交流寻求通向食物的最短路径蚁群算法正是模拟了这样的优化机制, 即通过个体之间的信息交流与相互协作最终找到最优解.

针对基本蚁群算法收敛慢及早熟停滞的缺点, Dorigo 等人在基本的蚁群算法的基础上提出称为 Ant-Q system 的更通用的蚁群算法^[6], 每次让信息

收稿日期: 2011-05-13; 修回日期: 2011-06-18

基金项目: 天津市科技支撑计划重点项目“基于单目视觉的汽车安全预警技术研究”(10ZCKFGX00300)

量最大的路径以较大的概率被选中,以充分利用学习机制,强化最优信息的反馈.为了克服在 Ant-Q 中可能出现的停滞现象,Stutzle 等人提出了 MAX-MIN 蚁群系统^[7],允许各个路径上的信息量在一个限定的范围内变化. Gutjahr 等人提出一种以图为基础构建的蚁群系统框架来解决组合优化问题,在一定的条件下,每次迭代所得到的解都能近似地以概率 1 向最优解收敛^[8]. 陈峻等人提出一种基于分布均匀度的自适应蚁群算法^[9],动态地调整信息量更新策略和选择路径概率,实现了选择概率和信息素更新的自适应,提高了算法的速度和性能. 张火明等人针对蚁群算法易陷入局部最优的缺点,提出交叉变异的连续蚁群优化算法^[10],在最优蚂蚁周围进行了精细搜索,并加入了自适应的交叉变异算子,从而改进了蚁群算法的全局优化性能.

蚁群算法主要利用正反馈原理强化较优解,当进化到一定代数后就容易因为较优解的信息量不断强化使得蚂蚁大量聚集于较少的几条路径上,出现早熟停滞现象,使得到的最优解是局部最优的. 本文针对蚁群算法在解决 TSP 问题时出现的加速收敛和早熟停滞现象的矛盾,提出一种基于遗传算法的优化蚁群算法^[11]. 该算法让蚂蚁具有粒子性,对局部最优解和全局最优解进行交叉变异运算,达到动态的更新信息素.

2 基本蚁群算法原理

以 TSP 问题为例来说明基本蚁群算法的框架,设有 n 个城市, $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, r)$ 表示城市 i 和城市 j 间的距离, τ_{ij} 表示在时刻 t 城市 i 和 j 之间的信息量,用来模拟实际蚂蚁的分泌物. 设共有 m 只蚂蚁,一般情况下蚁群中蚂蚁的个数不超过 TSP 图中节点的个数,用 $p_{ij}^k(t)$ 表示在时刻 t 蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率,则首先将 m 只蚂蚁随机放置在 n 个城市,位于城市 i 的第 k 只蚂蚁选择下一个城市 j 的概率为

$$p^k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{s \notin \text{tabu}_k} [\tau(i, s)]^\alpha \cdot [\eta(i, s)]^\beta}, & \text{if } j \notin \text{tabu}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, tabu_k 表示蚂蚁下一步允许走过的城市的集合, α 表示路径上的信息量对蚂蚁选择路径所起的作用大小, η_{ij} 为由城市 i 转移到城市 j 的期望程度,一般取 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$. β 表示 η_{ij} 的作用. 当 $\alpha = 0$ 时,算

法就是传统的贪心算法;而当 $\beta = 0$ 时,就成了纯粹的正反馈的启发式算法. 经过 n 个时刻,蚂蚁可走完所有的城市,完成一次循环,每只蚂蚁所走过的路径就是一个解,此时要根据下面公式对各路径上的信息量作更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (2)$$

式中, $\rho \in (0, 1)$, 表示信息量 $\tau_{ij}(t)$ 随时间的推移而衰减的程度. 信息增量 $\Delta\tau_{ij}$ 可表示为

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (3)$$

式中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁在本次循环中在城市 i 和 j 之间留下的信息量, 它的计算公式根据计算模型而定, 例如在最常用的 ant-cycle algorithm 模型中,

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次循环中经过城市 } i \text{ 和 } j \text{ 之间} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

该算法的特点是行走的路径越短对应保存的信息素的值就越大, 其中 Q 为常数, L_k 为蚂蚁 k 在本次循环中所走路程的长度. 在经过若干次循环以后, 可以根据如下的停止条件来结束计算,

① 给定一个外循环的最大数目, 表明已经有足够的蚂蚁工作;

② 当前最优解连续 K 次相同而停止, 其中 K 是一个给定的整数, 表示算法已经收敛, 不再需要继续;

③ 目标值控制规则, 给定优化问题(目标最小化)的一个下界和一个误差值, 当算法得到的目标值同下界之差小于给定的误差值时, 算法终止.

3 交叉变异的优化改进

蚁群算法与其他优化算法一样, 易陷入局部最优. 所以增加交叉和变异算子, 使蚂蚁算法陷入局部最优停滞不前时, 增加种群的多样性, 避免算法的早熟. 在自然界生物进化过程中起核心作用的是生物遗传基因的重组(加上变异). 同样, 遗传算法中起核心作用的是遗传操作的交叉算子. 所谓交叉是指把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作. 通过交叉, 遗传算法的搜索能力得以飞跃提高. 交叉算子根据交叉率将种群中的两个个体随机地交换某些基因, 能够产生新的基因组合, 期望将有益基因组合在一起. 遗传算法引入变异的目的是有两个: 一是使遗传算法具有局部的随机搜索能力. 当遗传算法通过交叉算子已接近最优解邻域时, 利用

变异算子的这种局部随机搜索能力可以加速向最优解收敛.显然,此种情况下的变异概率应取较小值,否则接近最优解的积木块会因变异而遭到破坏.二是使遗传算法可维持群体多样性,以防止出现未成熟收敛现象.此时收敛概率应取较大值.

遗传算法中,交叉算子因其全局搜索能力而作为主要算子,变异算子因其局部搜索能力而作为辅助算子.遗传算法通过交叉和变异这对相互配合又相互竞争的操作而使其具备兼顾全局和局部的均衡搜索能力.所谓相互配合,是指当群体在进化中陷于搜索空间中某个超平面而仅靠交叉不能摆脱时,通过变异操作可有助于这种摆脱.所谓相互竞争,是指当通过交叉已形成所期望的积木块时,变异操作有可能破坏这些积木块.如何有效地配合使用交叉和变异操作,是目前遗传算法的一个重要研究内容.

算法从让每只蚂蚁都具有粒子性,借鉴了粒子群算法的思想:所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度决定他们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中搜索.粒子群优化算法初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解.在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,一个是个体极值 pbest,另一个极值是整个种群目前找到的最优解 gbest.对于 TSP 问题,其当前的位置是基本路径,按照遗传算法的交叉变异操作:

$$v_{k+1} = c_0 v_k + c_1 (pbest_k - x_k) + c_2 (gbest_k - x_k) \quad (5)$$

式中, $c_0 v_k$ 项可以看作遗传算法的变异操作, $c_1 (pbest_k - x_k) + c_2 (gbest_k - x_k)$ 项可以看作遗传算法的交叉操作,让每只蚂蚁都进行当前解与个体极值和全局极值交叉运算,产生的解为新的位置,最后根据新的位置信息计算出最短路径信息.

变异操作,由路径 c_0 变异到另一条路径 c_1 ,在 $1 \sim n$ 个访问的城市中随机地选取 j_1 次访问的城市,在路径 c_0 中交换第 j_1 次和第 $j_1 + 1$ 次访问的城市,其余不变,此时的路径为 c_1 .比如 $c_0 = 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9$, $j_1 = 3$,则 $c_1 = 1\ 2\ 4\ 3\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9$.交叉操作,在第二个串中随机选择一个交叉区域,将 old2 的交叉区域加到 old1 对应的位置,删除 old1 中已在 old2 的交叉区中出现过的城市.例如两个父串为:old1 = $1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9$, old2 = $9\ 8\ 7\ 6\ 5\ 4\ 3\ 2\ 1$,若交叉区域为: $7\ 6\ 5\ 4$,交叉后为: new1 = $1\ 2\ 7\ 6\ 5\ 4\ 3\ 8\ 9$.

求解 TSP 问题的算法主要流程如下:

步骤 1:初始化

随机产生 m 个初始解,设其中经过路径 (i, j) 的初始解有 S 个,它们的总长度分别为 $L^1, L^2, \dots, L^S$,则路径上的初始信息量为

$$\tau_{ij}(0) = \sum_{k=1}^S Q/L^k \quad (6)$$

步骤 2:迭代过程

while not 程序结束条件 do

for $j=1$ to n do (对 n 个城市循环)

for $k=1$ to m do (对 m 只蚂蚁循环)

根据当前位置计算各条路径的长度,设置当前适应值为个体极值 ptbest,当前位置为个体极值位置 pcbest,根据各个粒子的个体极值找到全局极值 ptbest 和全局极值位置 gcbest;将每只蚂蚁的初始出发点置于当前解集中,对每个蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$,按照 p_{ij}^k 移至下一城市 j ,将顶点置于当前解集;对每个蚂蚁进行如下操作,第 j 个蚂蚁路径 $C_0(j)$ 与 gcbest 交叉得到 $C'_1(j)$, $C'_1(j)$ 与 pcbest 交叉得到 $C''_1(j)$, $C''_1(j)$ 以一定概率变异得到 $C_1(j)$,根据当前位置计算路径长度,若新的目标函数变好,接受新值,否则就拒绝,第 j 个粒子路径 $C_1(j)$ 仍然为 $C_0(j)$,重新找出各个蚂蚁粒子的个体极值 ptbest 和极值位置 pcbest,找出全局极值 gtbest 和全局极值位置 gcbest;计各蚂蚁的路径总长度 $L_k(k=1, 2, \dots, m)$,记录当前的最好解;对路径长度 L_k 小于给定值的路径,按照式(2)更新信息素.

end for k (终止对 m 只蚂蚁循环)

m 只蚂蚁中若有当前已遍历的路径长度和已经超过上一次迭代得到的最优路径长度的,则终止该蚂蚁本次迭代的遍历

end for j (终止对 n 个城市循环)

对所有城市的各条路径整体更新其信息量;

end while (算法结束,得到最终解)

4 实验结果及分析

选取 50 个城市问题作为实验对象,分别采用基本蚁群算法和本文提出的算法进行运算.选取 $\alpha=1$, $\beta=5$,信息素增加强度系数 $Q=100$,信息素挥发系数 $\rho=0.95$,蚂蚁个数为 50,最大迭代次数为 200,我们在同一机器上、各项参数设置同等的情况下对 50 个城市问题进行计算.由此可以看出,使用本算法不但有较强的搜索能力,接近最优解的速度比传统算法要快,而且在达到最优解后可稳定在最优解的附近.说明本文算法对对称和不对称 TSP 问题都具有较好的收敛性,得到两种算法计算的最终

城市路径图,如图 1 和图 2 所示。

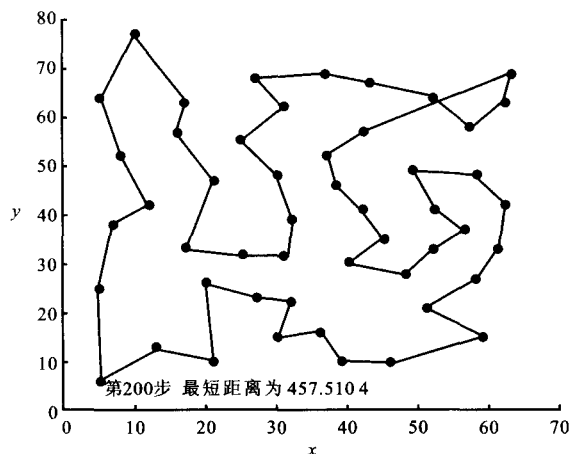


图 1 基本蚁群算法路径

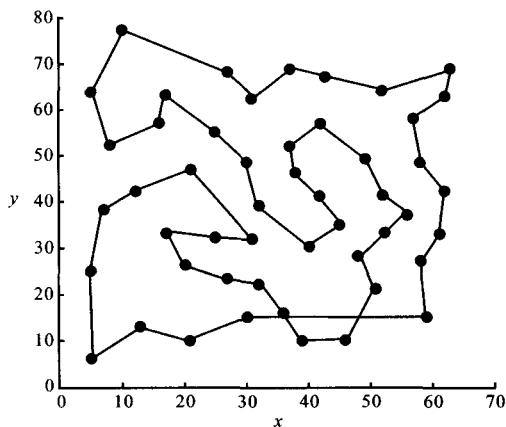


图 2 改进的优化蚁群算法路径

通过实验数据分析,基本蚁群算法计算得到的最短路径为 457.5104,本文的优化算法最终解为 475.3595,比基本蚁群算法的结果大,证明了该算法在避免早熟和局部收敛上的优势,特别是对大规模的 TSP 问题具有良好的效果。本文算法让蚂蚁根据上一次的迭代情况动态地决定信息量的更新,与传统算法的搜索机制相比,特别是与基本蚁群算法比较而言,不再因仅更新最优路径的信息量而过度强化最优信息,这样就使蚂蚁在搜索的过程中具有了“随机应变”的本领,可以使得大部分蚂蚁的搜索向适应度较好的方向进化。因此本文所提算法在收敛速度和防止早熟之间取得了动态的平衡,具有很强的发现最优解的能力、更快的进化速度。

5 结束语

本文采用了一种基于遗传的蚁群优化算法,该方法通过让蚂蚁具有粒子性,对局部最优解和全局最优解进行交叉变异运算,动态的更新信息素,有效地缓解了基本蚁群算法易早熟停滞和收敛速度慢的

矛盾,使得蚁群算法在具有更好的收敛性、稳定性和更高速度的同时,使解更具有多样性、全局性。本文以城市数目为 50 的 TSP 问题为例进行的实验结果表明,该方法尤其适用于规模比较大的优化问题。

参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B, 1996, 26(1):29—41.
- [2] Lee Z J, Lee C Y, Su S F. An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon target assignment problem[J]. Applied Soft Computing, 2002, 2(1): 39—47.
- [3] 贾瑞玉,王会颖. 基于改进蚁群算法的聚类分析[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(12): 97—100.
- [4] Talbi E G, Roux O, Fonlupt C, et al. Parallel ant colonies for the quadratic assignment problem[J]. Future Generation Computer Systems, 2001, 17(4): 441—449.
- [5] 郑滢雷,顾晚仪. 采用蚁群算法解决光网络中动态及分布式 RWA 问题的方法[J]. 北京理工大学学报, 2009(12): 1104—1109.
- [6] Dorigo M, Gambardella L M. A study of some properties of ant-Q[C]// Proceedings of the PPSN 44th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Berlin: Springer Verlag, 1996: 656—665.
- [7] Stutzle T, Hoos HH. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889—914.
- [8] Gutjahr W J. A graph-based ant system and its convergence[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 873—888.
- [9] 陈峻,沈洁. 基于分布均匀度的自适应蚁群算法[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1379—1387.
- [10] 张明火,高明正. 交叉变异的连续蚁群优化算法[J]. 中国计量学院学报, 2009, 20(3): 259—262.
- [11] 周涛. 基于改进遗传算法的 TSP 问题研究[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(10): 104—107.

作者简介:

徐江乐 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为图像处理、模式识别。

肖志涛 男, (1971—), 教授. 研究方向为图像处理、模式识别理论及应用。

赵京华 男, (1961—), 副教授. 研究方向为控制理论及应用。