

## Steiner 树遗传蚁群算法在路径选择中的应用

侯 燕

(吉林警察学院, 吉林 长春 130117)

**摘 要:** 基于遗传算法和蚁群算法的原理, 通过整合这两种算法各自的优点提出一种基于 Steiner 树遗传蚁群的改进算法. 新算法利用遗传特征淘汰不必要的搜索节点, 再通过蚁群算法加速解的收敛, 有效地找出问题的最优解. 新算法在 GPS 系统中得到良好应用, 和传统算法相比, 可以减少路径搜索的时间和空间的复杂度.

**关键词:** 遗传算法; 蚁群算法; Steiner 树

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2013)11-0088-06

## The Application of Steiner Tree-based Genetic and Ant Colony Algorithm Path Selection

HOU Yan

(Jilin Police College, Changchun 130117, China)

**Abstract:** This paper proposed a new algorithm basing on genetic algorithm and ant colony algorithm theory, which integrated the advantages of these two algorithms. New algorithm use genetic characteristics to eliminate unnecessary nodes, and then through the ant colony algorithm to accelerate the convergence of result effectively. The new algorithm can use in path selection effectively, it can reduce the path search time and space complexity.

**Key words:** genetic algorithm; ant colony algorithm; Steiner tree

### 1 引言

智能算法是人们受自然界的启迪, 根据其原理模仿求解问题的算法, 如蚁群算法、遗传算法、模拟退火算法、免疫算法等. 智能算法作为一种新兴的演化计算技术, 每种算法都拥有独特的计算策略和传统算法不可匹及的优点, 成为近年备受关注的焦点, 逐渐应用于网格计算、路由选择、安全检测、软件测试等计算机科学领域. 本文介绍蚁群算法和遗传算法的实现思想, 结合两种算法各自的特点, 扬长补短, 提出一种基于 Steiner 树的遗传蚁群算法并将其应用于路径搜索算法之中, 取得了良好的效果.

### 2 传统 GPS 系统路径算法

目前, 在 GPS 路径搜索算法中, 单源单目的节

点路径算法采取经典的最短路径算法——Dijkstra 算法, 只是不同 GPS 导航系统对 Dijkstra 的实现形式不同. 至今为止, 提出的基于 Dijkstra 最短路径的算法大约有 17 种, 其中效果比较好的有 3 种, 分别是 TQQ、DKA 以及 DKD 算法<sup>[1]</sup>. 总体来说, 这些算法采用的数据结构及其实现方法是以牺牲时间效率来换取空间的节省, 存在计算时间较长, 性能低下的问题.

单源多目的的路径问题是 GPS 导航系统中经常用到的问题. 单源多目的的路径是寻找一个包括源节点和多个目的节点之间的最优子图, 在数学上可以归结为 Steiner 树组合优化问题, 最小生成树算法和最短通路算法本质上都是 Steiner 树的一个特例. Steiner 树算法分为两类, 一类是精确算法, 一类是启发算法, 目前在 GPS 导航系统中, 单源多目的

的路径算法大多采取基于 Steiner 树的启发算法。因为在网络规模较大时,精确算法寻找一棵 Steiner 树需要很长时间,不能应用于实际,而启发算法能在较短时间内找出费用最接近最优的准 Steiner 树。基于 Steiner 树启发算法解有很多,在 GPS 导航系统中典型算法有四种,分别是 DHN 算法(Distance Network Heuristic)、MPH 算法(Minimum cost path Heuristic)、ADH 算法(Average Distance Heuristic)和贪心算法<sup>[2]</sup>。

传统 Steiner 树启发算法不能保证找出的解是最优解,只是在时间复杂度和性能方面尽可能接近最优解,并且算法缺乏全局性,很容易陷入局部最优解。如何结合智能算法,克服传统 Steiner 树算法在 GPS 系统路径寻找中的不足是目前研究的热点。

### 3 蚁群算法基本原理

蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)是受仿生学蚁群寻路而提出的一种新型模拟进化算法,其思想源于蚂蚁采集食物过程中路径的发现行为。个体蚂蚁没有太多的智力,也无法掌握附近的地理信息,但整个蚁群却可以找到一条从巢穴到食物源之间的最优路线。个体蚂蚁在觅食时会在其所走过的路径释放出信息素(pheromone)进行寻找路径<sup>[3]</sup>,当它们遇到一个还没走过的路口时,则随机选择一条路径同时释放出信息素;后继蚂蚁再遇到同一路口时,倾向于信息素浓的方向移动。信息素随着时间的推移逐渐蒸发直至消失,路径长度越短,挥发的信息素越少,信息素浓度越浓,后继蚂蚁选择的几率也越大;路径越长,信息素随着时间慢慢挥发殆尽,这样的路径最终被淘汰。大量蚂蚁的自发行为构成一个路径信息的正反馈机制,最终整个蚁群找到最短路径。

蚁群算法具有分布式、正反馈、全局收敛和动态适应等优点,并且容易被其他智能算法结合<sup>[3]</sup>,广泛应用于 TSP 商旅问题、车辆调度问题、网络路由问题、集成电路设计等领域。但是由于算法初期信息素的缺乏,特别是生成的蚁群规模较大时,很难在较短时间内从乱杂无章的路径中选择一条较好的路径,并且存在无效搜索和搜索停滞的问题<sup>[4]</sup>,算法性能不高。如何利用蚁群算法的发现能力,提升算法搜索效率,或者与其他智能算法整合扬长避短,拓展应用领域,是蚁群优化算法的研究重点之一。MMAS(Max-Min Ant System)算法是一种改进的蚁群优化算法<sup>[4]</sup>,该算法是由 Thomas Strutzle 等人于

2000 年在蚁群算法基础上提出来的。与基本蚁群算法相比,该算法界定信息素的最大最小值,能有效避免原算法中搜索过早停滞的现象。搜索停滞现象是由于个体蚂蚁只对最佳路径增加信息素,使得某条路径上的信息量远大于其他路径,以致所有蚂蚁都集中到同一条路径上造成局部收敛。为避免这个问题,MMAS 蚁群算法将各条路径上信息素浓度限制于 $[r_{\min}, r_{\max}]$ ,超出范围的值被强制设为  $r_{\min}$  或者  $r_{\max}$ ,从而解决蚁群搜索停滞的问题。至目前为止,MMAS 算法是解决路由寻址问题最好的蚁群算法。

### 4 遗传算法的实现思想

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)源于达尔文的进化论和孟德尔、摩根的遗传学理论,由美国 John Holland 教授于 1960 年代末提出,通过模拟生物遗传机制“适者生存、优胜劣汰”的自然法则进行搜索计算和问题求解。对传统算法难以解决的多目标组合优化问题,GA 提供了一个很好的解决之道。

遗传算法操作对象是一群二进制串,称为染色体或种群,每个染色体都对应于问题的一个解。从初始种群出发,采用基于适应度比例的选择策略在当前种群中选择个体,使用交叉(Crossover)和变异(Mutation)操作来产生下一代种群;新一代种群循环同样操作,一代一代繁衍进化,最后收敛到一群最适应环境的个体上,满足终止条件求出问题的最优解。遗传算法无需建模和进行复杂的运算,只要利用遗传算法的选择、交叉和变异三种算子寻找出最优解,应用于求解多目标自学习、自适应的优化组合问题中<sup>[5]</sup>。遗传算法的关键技术有以下四个:

#### (1) 串的编码方式

把问题的各种参数编码成二进制,构成子串;然后把子串拼接构成“染色体”串。

#### (2) 适应度函数的设计

遗传算法在进化搜索过程中对目标函数的定义域、连续性、可微性等没有限制<sup>[6-11]</sup>。在具体应用中可根据问题性质采取合适的转化策略,将优化问题的目标函数映射成适应度函数,或者形象称为问题的“环境”。

#### (3) 遗传算子的设计

选择算子的作用是将群体中优良个体(接遗传到下一代,通过交叉和变异操作遗传到下一代。

交叉算子:交叉算子按一定概率随机从亲代群体中选择两个个体,随机将两个亲代个体的部分结构相互交换,生成两个新的子代个体。交叉算子产生

的两个子代个体都包含两个亲代个体的遗传物质,但与亲代个体不同.因此,交叉算子能提高遗传算法的搜索能力,在适当选择策略下,通过交叉算子可实现向最优解的收敛.

变异算子:变异算子以一个很小的随机概率改变个体字符串上的某些位.对于二进制编码就是将某一位从 0 变为 1 或由 1 变为 0.变异算子具有增加和恢复群体多样性的功能,使遗传算法能进行非线性局部搜索.

#### (4) 遗传算法自身参数设定

遗传算法自身有 3 个参数,群体大小  $pop$ 、交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$ . 群体大小  $pop$  太小时难以找出最优解,太大则增加收敛时间.交叉概率  $p_c$  太小时难以向前搜索,太大则容易破坏高适应值的结构.变异概率  $p_m$  太小难以产生新的基因结构,太大使遗传算法成了单纯的随机搜索.

表 1 蚁群算法和遗传算法各自特点

|      | 蚁群算法                                                                               | 遗传算法                                                                         |
|------|------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------|
| 自然法则 | 蚂蚁采集食物过程中路径的发现行为                                                                   | 达尔文的进化论和孟德尔、摩根的遗传学理论                                                         |
| 优点   | ①具有正反馈机制,通过信息素更新找到最优解;<br>②算法初期全局性分布式搜索;<br>③算法后期通过正反馈加速收敛速度,求解效率高;<br>④易于与其他算法结合; | ①通过优胜劣汰法则层层筛选,总能找出最优解;<br>②使用概率机制进行迭代,具有随机性,避免陷入局部最优现象;<br>③易于与其他算法结合改进算法性能; |
| 不足   | ①算法初期缺乏信息素,搜索效率低;<br>②算法后期由于信息素的两级分化,易于陷入局部搜索停滞;                                   | ①搜索没有反馈机制,搜索具有盲目性;<br>②由于做大量冗余迭代,最优收敛速度慢,求解效率低下;                             |

## 5.2 算法实现

### (1) 初始化种群,形成 Steiner 树

依据最小生成树定算法,初始化路径节点种群,形成最小 Steiner 树.接下来,若初始化 Steiner 树节点有  $m$  个,则从中选取最可能途经的  $n$  个节点与用户选择的  $t$  个目的节点进行组合,若采用穷举法需要计算  $(c_m^1 + c_m^2 + c_m^3 + \dots + c_m^n)$  种可能路径.假设  $m = 20, n = 7$  时,共需计算 1 861 830 次,假设每次迭代需要 1/60 s,则总共需要 8 h,这在 GPS 路径算法中并不现实.因此对于大规模组合优化算法必须通过遗传算法对初始节点进行层层筛选,尽可能缩小  $n$  值,然后在  $n$  个值中最后通过蚁群算法加速收敛,从  $n$  中找出最优解.

### (2) 遗传算法的求解

#### ① 编码

对于一个有  $n$  个路径节点的网络,将所有可能的

## 5 一种基于 Steiner 树遗传蚁群算法 (S-GAO)

### 5.1 基本思想

蚁群算法和遗传算法各自特点(表 1). 通过对两者算法的分析,结合各自优点,本文利用 Steiner 树既可以求解单源单目的节点最优路径,也可以求解多目的节点的最优路径的特点,提出一种基于 Steiner 树的遗传蚁群算法:算法前期基于遗传算法,进行遗传算子操作,充分发挥遗传算法的随机性和全局收敛性为蚁群算法积累信息素,避免蚁群算法初期信息素的缺乏导致的盲目搜索;算法后期采用改进蚁群 MMAS 算法,在具有一定初始信息素分布的情况下充分利用信息素的正反馈性加速收敛,最终得到路径的最优解.

Steiner 节点采用自然数  $1 \sim m$  编号,用矩阵  $pop$  表示所有的染色体,  $popsize$  表示矩阵  $pop$  的行数,  $n$  表示矩阵  $pop$  的列数,矩阵每一行代表一个染色体,则  $(i = 1, 2, 3 \dots +, n - 2); x(i)$  为  $1 \sim m$  之间的自然数,如果  $p(i) = 0$  则表示不把路径节点加入 Steiner 数节点;  $p(n - 1)$  表示  $[p(1), p(2), p(3), \dots, p(n - 2)]$  所确定的最小生成树的路径长度.

### ② 适应度函数设计

对上述矩阵,所对应的适应度函数为

$$F(x) =$$

$$\begin{cases} 0, kru(x) \geq kru(v_0) \\ kru(v_0) - kru(x), kru(x) < kru(v_0) \end{cases}$$

式中,  $x = [x(1), x(2), x(3) \dots, x(n - 2)]$ ;  $xru(x)$  表示由  $[x(1), x(2), x(3) \dots, x(n - 2)]$  所确定的一组 Steiner 点与用户所制定的  $t$  个路径节点;  $kru(v_0)$  为  $v_0$  的最小生成树路径长度;在遗传进

化过程中必须对每一个路径节点所代表的子图进行搜索,若能满足适应度条件,则说明该路径节点是 Steiner 树的一个节点.若该路径节点的适应度值  $p(n)$  为零,表明其在进化过程中的环境适应能力最低,逐渐被群体淘汰.

### ③ 遗传算子设计

交叉操作:

定义交叉算子  $T_c$ ,  $k$  为可生成  $y$  的基因位置个数,则单点交叉概率  $P_c$  为

$$P_c = p\{t_c[x(1), x(2)]\} = \frac{k}{l}$$

单点交叉概率  $P_c$  说明种群中有期望值为  $(pc * popsize)$  个染色体来进行交叉操作,因此  $P_c$  值越大,新个体产生的速度就越快.然而  $P_c$  值过大时遗传模式被破坏的可能性也越大,使得具有高适应度的个体结构被破坏;但是  $P_c$  值过小,会使搜索过程缓慢,甚至停滞不前.

变异操作:

定义变异算子  $T_m$ , 则

$$P\{T_m(x) = y\} = P_m^{d(x,y)} (1 - P_m)^{l-d(x,y)}$$

$d(x, y) = \sum_{i=1}^l |a_i - b_i|$  表示  $x$  与  $y$  之间的海明距离,  $p_m$  表示变异概率.

### ④ 算法终止条件

遗传算法是一种反复迭代的搜索方法,通过多代进化逐渐接近最优解.算法事先必须给定进化过程的终止条件.本算法采用最大遗传代数作为进化终止条件,在程序开始运行时预先指定最大遗传代数  $G_{max}$ ,防止陷入无穷循环.

遗传算法通过代代筛选,找出从原节点到目的节点最可能通过的节点集和,在减少蚁群搜索路径节点的同时提供初始信息素.

### (3) 改进蚁群 MMAS 算法与遗传算法的衔接

#### ① 衔接遗传算法越大

经过上述遗传算法的迭代,从新群体路径节点  $m$  中选择适应能力强的个体节点  $n$ ,加入到  $S$  集合中作为优化解集合,即这  $n$  个节点是可能途径的中间路径集合;

② 对与  $S$  中每个优化解集  $S$ ,赋予初始信息素浓度  $r$ ,  $r$  初始值为该个体的适应度  $F$ . 节点适应度  $F$  值越大,则说明节点适应能力越强,信息素浓度越大;

### (4) 改进蚁群 MMAS 算法

① 根据生成树节点  $m$  的大小生成蚂蚁数量  $M$ ,

$A$  为蚂蚁索引号.  $N_{max}$  为最大循环次数,  $N$  为循环次数,初始值  $N = 1$ ,路口数为可能途径的节点数量  $n$ .

② 蚂蚁个体在源节点根据下一路口节点的信息素算子  $T_g$  选择最优路径,则路径选择概率  $P_g$  为

$$P_g\{T_g(x) = X(i)\} = \frac{fx(i)}{\sum_{k=1}^n fx(i)}$$

③ 将蚂蚁移至下一路口,把刚所走路口号添加到禁忌表中;

④ 若蚂蚁没有到达终点或者到达终点但没有途经用户所指定的节点,则跳到步骤 ②;

⑤ 若蚂蚁能从源节点抵达目的节点,  $A = A + 1$ ,跳到步骤 ②,选择下一蚂蚁;

⑥ 蚂蚁走完一次循环,根据所走路径长度更新每条路径上的信息素浓度  $r$ ; 各条路径

上信息素浓度限制于  $[r_{min}, r_{max}]$ ,超出范围的值被强制设为  $r_{min}$  或者  $r_{max}$ ,避免所有蚂蚁都选择到同一路径;

⑦ 根据信息素浓度找到一条从源节点到目的节点的最短路径,但不一定通过中间节点;

⑧ 依次选择信息浓度  $r$  最浓的节点,直到所指定的中间节点都找出为止,并输出完整路径;为防止无限循环,当循环次数  $N > N_{max}$ ,结束搜索.

基于 Steiner 树遗传蚁群算法的流程见图 1.

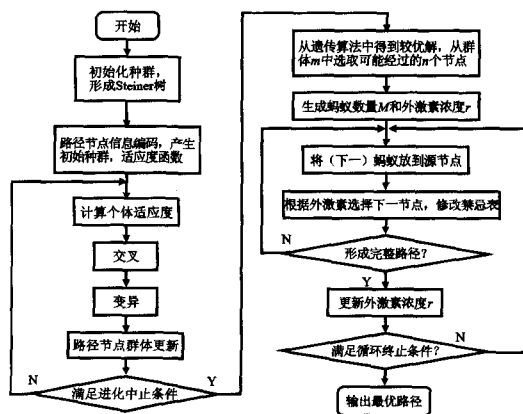


图1 新算法流程图

## 6 新算法在 GPS 系统中的应用

新算法实验数据采用北京超图公司 SuperMap GPS 系统提供的长春市电子地图数据,通过替换底层搜索函数,将算法过程嵌入具体的路径搜索过程中.实验中选择 29 个路口节点,以节点 1(硅谷广场)为原节点,求经过节点 10, 13 和 24,到达目的节点 21(人民广场)的最短路径(参见图 2),部分节点

之间路径距离参见表 2.

表 2 节点间路径距离

| 路径名称    | 路径号   | 长度/m    | 路径名称    | 路径号   | 长度/m    | 路径名称    | 路径号   | 长度/m    |
|---------|-------|---------|---------|-------|---------|---------|-------|---------|
| 硅谷大街    | 1→2   | 936.2   | 人民大街(1) | 8→14  | 620.6   | 自由大路(3) | 14→13 | 692.6   |
| 卫星西路    | 2→3   | 1 346.9 | 人民大街(2) | 14→20 | 789.8   | 同志街(1)  | 25→29 | 756.8   |
| 卫星东路(1) | 3→4   | 1 878.6 | 人民大街(3) | 20→21 | 501.4   | 同志街(2)  | 29→20 | 708.3   |
| 卫星东路(2) | 4→5   | 375.8   | 工农大路(1) | 8→13  | 838.2   | 景阳大路    | 24→25 | 846.7   |
| 汇展大街(1) | 5→10  | 1 058.8 | 工农大路(2) | 13→25 | 1 135.7 | 正阳街     | 24→23 | 1 010.7 |
| 汇展大街(2) | 10→16 | 627.7   | 新民大街    | 13→29 | 669.8   | 西安大路    | 23→21 | 2 475.8 |
| 南湖路东(1) | 8→9   | 1 819.5 | 南湖大路    | 7→8   | 1 416.8 | 长春大街    | 21→19 | 2 076.5 |
| 南湖路东(2) | 9→10  | 402.3   | 自由大路(1) | 16→15 | 457.2   | 临河街     | 19→18 | 712.6   |
| 靖宇路     | 2→7   | 1 071.4 | 自由大路(2) | 15→14 | 1 823.7 |         |       |         |

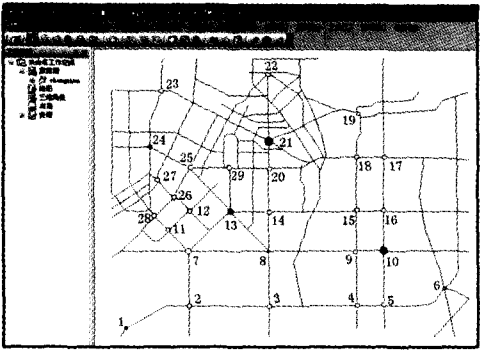


图 2 长春市电子地图

(1)新算法结果

算法中初始化参数:在遗传算法中,初始群体大小  $pop$  为 50,最大遗传代数  $G_{max}=200$ ,交叉概率  $p_c=0.8$ ,变异概率  $p_m=0.01$ ;在 MMAS 蚁群算法中,初始蚂蚁数量  $M=10$ . 为避免生成蚂蚁数量过大,最大循环次数  $N_{max}=100$ . 为加速蚂蚁搜索收敛所导致的搜索停滞现象,限制信息素浓度大小  $r_{min}=0.000\ 01$ ,  $r_{max}=5$ ;新算法循环到第 26 次时找到途径节点 10,13 和 24 节点到达目的节点 21 的最短路径:1→2→3→4→5→10→9→8→13→25→24→25→29→20→21,总长度为13 451.9 m. 每次循环次数与所搜索的路径长度值参见图 3 所示:从图中可以看出,当循环到 15 次时,新算法找到一条从源节点 1 到目的节点 21 的最短通路,具体路径是 1→2→3→8→14→20→21,但并不途径指定的中间节点;随着循环次数的增加,算法根据信息素大小依次将中间节点 13 和 10 找出,所经路径长度也随之增大,但增幅不明显;直到第 26 次循环,新算法才将 24 节点找出. 由于节点 24 信息素较少,意味其与目的节点 21 相距较远,因此全路径长度增幅明显,总值为 13 451.9 m.

(2)新算法与传统 Dijkstra 最短通路算法比较

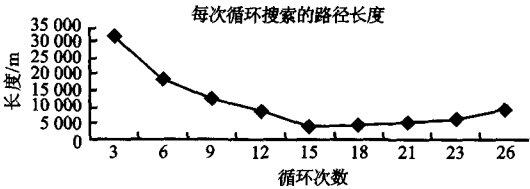


图 3 循环次数与搜索路径长度值

GPS 系统中传统的路径算法采取基于 Steiner 树启发算法,在求解单源多目的的路径问题时,找出的解不一定是全局最优解. 表 3 中,详细列出新算法与传统算法的区别,可以看出,新算法能有效利用遗传算法和 MMAS 蚁群算法各自优点,找出的解是全局的最优解,DHN 算法和 MPH 算法选择的路径不能重复 24→25 节点路线,导致总线路长度的增加,由此可见具有蚁群特征的算法比传统 Steiner 树启发算法更能找出最短路径;MMAS 算法结果与新算法结果很接近,但是由于缺少遗传算法对节点的淘汰,在众多节点的选择中容易陷入局部最优现象(8→9 节点优与 3→4 节点),并且收敛性不好,找到的也只是接近最优的解.

(3) 新算法收敛性分析

新算法收敛性图见图 4 所示. 从图中数据可以看出,新算法的收敛速度是比较快的,而且当解的个数不一样时,最优值和世代数有很大区别. 当解取的个数等于 3 时,曲线起始点最低,在 70 代以后曲线无明显变化,表明新算法中淘汰了大部分适应度较差的节点,算法收敛. 随着解的个数越多,曲线起始点越高,当解的个数等于 5 时,曲线起始点达到最高,到 140 代后才把无关节点淘汰完毕,算法收敛. 由此可以推断,解的个数越少,在遗传算法中淘汰的节点数越多,虽然增加了部分系统消耗,但随之蚁群搜索的空间复杂度会大为减少,反而加速了算法的收敛性.

表 3 四种算法找到的实际路径

| 算法名称    | 实际路径                                  | 总长度/m    |
|---------|---------------------------------------|----------|
| 新算法     | 1→2→3→4→5→10→9→8→13→25→24→25→29→20→21 | 13 451.9 |
| DHN 算法  | 1→2→3→4→5→10→9→8→13→25→24→23→21       | 14 125.2 |
| MPH 算法  | 1→2→3→4→5→10→16→15→14→13→25→24→23→21  | 14 666.4 |
| MMAS 算法 | 1→2→7→8→9→10→9→8→13→25→24→25→29→20→21 | 13 501.8 |

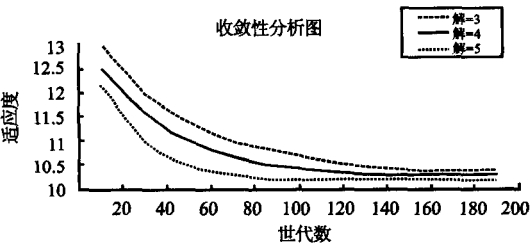


图 4 新算法收敛性分析图

7 结束语

本文提出一种基于 Steiner 树的遗传蚁群算法并将其应用于实际 GPS 路径搜索之中. 新算法通过遗传算法淘汰适应度较差的路径节点, 缩小搜索空间, 再通过 MMAS 蚁群算法加速全局解的收敛, 该算法找出的解是全局的最优解. 新算法存在的问题是: 随着目的节点数的增多, 迭代次数也会相应增多, 系统延迟不可忽略. 进一步工作将着眼于提高单源多目的节点的搜索效率, 在蚁群算法中通过信息素激励机制减少不必要的迭代次数.

参考文献:

[1] Psiaki Mark L. Block Acquisition of weak GPS signals in a software receiver[C]//The Institute of Navigation. Salt Lake City:IEEE, 2001:2838-2850.

[2] Tsui J B. Fundamentals of global positioning system receivers;a software approach[M]. New York: Wiley, 2000.

[3] Gunes M, Sorges U, Bouazizi I. ARA-the-ant-colony based routing algorithm for MANETs[C]//International Conference on Parallel Pro-cessing Workshop (sICPPW02). Vancouver B C, Canada:IEEE, 2002:79-85.

[4] Perkins C E, Belding-Royer E M, Das S R. Ad hoc on-demand distance vector(AODV) routing. IETF Internet Draft, draft-ietf-manet-aodv-13 txt[R]. US: pub-

lisher RFC Editor, 2003.

[5] Nicholas Ali Kamran Behdinan, Zouheir Fawaz. Ap-plicability and viability of a GA based finite element a-nalysis architecture for structural design optimization [J]. Computers and Structures, 2003, 81 (22-23) : 2259-2271.

[6] Baraglia R, Hidalgo J I, Perego R. A hybrid heuristic for the traveling salesman problem[M]. IEEE Transac-tions on Evolutionary Computation. 2001, 5(6):613-622.

[7] Kwon Y, Kwon S, Jin S, et al. Convergence enhanced genetic algorithm with successive zooming method for solving continuous optimization problems[J]. Comput-ers and Structures, 2003, 81 (17) :1715-1725.

[8] Hussein O, Saadawi T. Ant routing algorithm for mo-bile ad-hoc networks(ARAMA)[C]//Proc of the 2003 IEEE International Confer-ence on Performance, Com-puting, and Communications Confer-ence. Phoenix, Ar-izona:IEEE, 2003:281-290.

[9] Ondrej hrstka, Anna kucerova. Improvements of real coded genetic algorithms based on differential operator-preventing premature convergence[J]. Advances in Engineering Software, 2004(35):237-246.

[10] Kabrede H, Hentschke R. Improved genetic algorithm for global optimization and its application to sodium chloride clusters[J]. Journal of Physical Chemistry B, 2002, 106 (39) :10089-10095.

[11] Heissenb Uttel M, Braun T. Ants based routing in large scale mo-bile ad-hoc networks[C]//Proceedings of the13th ITG/GI-Fachta-gung Kommunikation In-verteiltlen System (KiVS2003). Leipzig, Ger-many: IEEE, 2003:181-190.

作者简介:

侯 燕 女, (1978-), 硕士, 讲师. 研究方向为计算机应用技术、通讯网络技术、人工智能等.