

基于改进遗传模拟退火算法的 WSN 路径优化

王培东, 梁丽丽, 丛轶姝

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 针对无线传感器网络路径优化问题, 提出了一种改进的最优保存的遗传模拟退火算法。利用 LEACH 算法构建初始路由表, 使用 GASA 的高效率搜索, 将路由计算和遗传演化计算同时进行, 并直至寻找到近似最优路径为止。将最优保存遗传算法和模拟退火算法相结合, 引入自适应的概率变化, 有效地解决了这两种算法的早熟现象和时间问题。仿真实验表明, 该算法有效地解决了无线传感器路径优化问题, 具有定位准确、节能和搜索能力较强等优点。

关键词: 无线传感器网络; 定位; 最佳路径; 遗传模拟退火算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)07-0069-04

WSN path optimization based on the improved genetic simulated annealing algorithm

Wang Peidong, Liang Lili, Cong Yishu

(College of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: To resolve the path optimization problem, an improved GASA that adopts adaptive optimal preservation is proposed. It uses LEACH algorithm to construct an initial routing table, uses an efficient search algorithm GASA, therefore the routing calculation and genetic evolutionary computation will be executed at the same time, and the path optimization process won't stop until the approximate optimal path is found. This algorithm combines the maintaining optima saved genetic algorithm and simulated annealing algorithm, and the adaptive probability changes to the mutation, which effectively solves the problem of premature and time. The simulation experiments show that the algorithm effectively solves the routing problem in WSN and has a positioning accuracy, energy and strong ability of searching.

Key words: WSN; location; best path; GASA

随着计算机网络的飞速发展, 无线传感器网络 WSN (Wireless Sensor Networks) 由于其良好的特性而成为研究的热点。WSN 由许多功能相同或不同的廉价微型传感器节点以自组网络的方式构成, 是计算机技术、通信技术和传感技术交叉融合的产物^[1-2]。这些节点通常被撒播于无人监控或难以到达的区域, 通过传感、数据采集、传送和融合来实现特定的应用, 因此其在军事、工业、家居、环境、生态等诸多领域都有着广阔的应用前景。WSN 的路径优化目标是寻找并建立节能高效的、从传感器节点到接收器节点 (Sink) 的数据传输的可靠路径, 使 WSN 的寿命最大化。考虑到 WSN 节点能量有限且不能补充, WSN 的路径优化不仅与路径长度有关, 还与节省能量和整个网络能量的均衡消耗有关。

WSN 路径优化问题的关键技术是多目标优化求解, 即采用何种方法来确定最优路径方案, 以及如何评估所选路径方案的优劣程度, 因此这个问题是一个 NP-hard 问题。

对于此类问题, 比较常用的优化算法有遗传算法和模拟退火算法。遗传算法很容易陷入局部最优解, 而不能搜索到全局最优解。模拟退火算法虽然能够跳出局部最优解, 但它是一种个体寻优算法, 且搜索空间很大, 这导致搜索效率很低。因此还需要在现有的优化方法基础上进一步研究寻找更优化的方法。

1 WSN 模型及拓扑描述

在 WSN 中, 获得监测数据的传感器节点为源节点, 其数据经过多跳聚集到汇聚节点 (Sink Node) 或基站

(Base Station), 再通过互联网或卫星到达管理节点或用户。本文采用的基于被动分簇算法的能源有效 WSN 模型是目前无线传感器网络中最适用于数据交换的一种^[3], 即仅当网络中有数据通信要求时才在网络中建立分簇网络拓扑, 而且网络拓扑的建立与维护都在本地完成, 不需要单独的控制命令, 以节省能量开销。分簇策略中最重要的是簇首选举机制和网关节点的选择机制, 簇首选举采用“先声明者胜”的选举机制, 网关节点的选择则是根据在网络健壮性和能源有效性之间平衡的原则来确定选择机制。在网络模型建立过程中设定了一些与网络拓扑的建立相关的处理机制, 主要包括包的处理机制、簇首声明机制、簇成员形成机制以及网关节点声明机制, 这些机制能有效地保证网络拓扑的建立。

假设网络中含有 M 个锚节点, N 个未知节点。使用向量 $\theta=[z_1, z_2, \dots, z_{M+N}]$ 代表传感器节点的初始位置, 其中 $z_i=[x_i, y_i]$ 。 M 个锚节点位于 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)$ 。定位问题就是给定 M 个锚节点的位置, 求解未知节点的位置 $\theta=[\theta_x, \theta_y]$, 其中 $\theta_x=[x_{M+1}, x_{M+2}, \dots, x_N], \theta_y=[y_{M+1}, y_{M+2}, \dots, y_N]$ 。由于存在测距误差, 定位问题的实质定义如下:

$$f_i(\hat{x}, \hat{y})=d_i-\sqrt{(x_i-\hat{x})^2+(y_i-\hat{y})^2} \quad (1)$$

其中, (\hat{x}, \hat{y}) 是未知节点的估计位置, $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, M)$ 是第 i 个锚节点的实际位置, d_i 是第 i 个锚节点与未知节点的测量距离 (本文中该测量值由 DV-Hop 的测距阶段得到), $\sqrt{(x_i-\hat{x})^2+(y_i-\hat{y})^2}$ 是第 i 个锚节点与该未知节点的估计距离。

2 遗传模拟退火算法

遗传退火算法是一种混合的优化算法, 它将模拟退火算法融入到遗传算法当中^[4]。与基于遗传算法的总体运行过程类似, 遗传模拟退火算法也是一组随机产生的初始种群中全局最优解的搜寻过程。它首先通过选择、交叉、变异等遗传操作产生一组新的个体, 然后再独立地对所产生的个体进行模拟退火过程, 并将结果作为下一代种群中的个体^[4]。反复迭代地进行这个过程, 直到满足某个终止条件为止。利用模拟退火算法的收敛性以避免出现“早熟”的收敛现象, 可以提高算法的优化性能。同时, 本文对变异算子引入了自适应变异的思想, 使变异概率能够自适应地变化。

当温度较高时, 拥有较高的变异率, 随着降温过程的继续, 变异率不断地缩小以避免破坏优秀的基因。当退火进行到种群里的各个基因的适应度差距很小时, 重置退火温度 T , 使种群的变异率加大, 以丰富种群的多样性, 加速能够使算法脱离局部最优解, 提高了算法的搜索性能。根据问题求解的实际接近程度, 对每一个染色体指定一个适应度的值。本文的遗传退火算法采用保留部分最佳染色体的方法, 以保护当前最优染色体, 提高算法的收敛性能。同时, 为了解决由于采取保留最优

解而使算法收敛于局部最优解的问题, 在问题的解适应度的值相差较小时, 用提高变异概率的方法来增强种群的多样性, 使得问题跳出局部最优解。通过多次的上述操作, 问题将最终收敛于全局最优解。

2.1 适应度函数的选取

在本文的适应度函数中, 为了避免“早熟”现象, 即降低适应度较高的个体与其他个体适应度之间的差异, 保持了群体具有多样性。遗传模拟退火算法的适应度函数^[5]采用启发式方法, 将其定义为:

$$fitness(\hat{x}, \hat{y})=\sum_{i=1}^M a_i f_i^2(\hat{x}, \hat{y}) \quad (2)$$

其中, a_i 是反映未知节点与第 i 个锚节点之间距离测量值精度的权值, 未知节点的估计位置是通过将式 (2) 中给出的适应度函数最小化取得的。

根据 Schaffer 函数 F6 的具体形式判断其局部最优解为 $f_6(0, 0)=0$:

$$\min f_6(x_1, x_2)=0.5+\frac{\sin^2\sqrt{x_1^2+x_2^2}-0.5}{[1+0.001\times(x_1^2+x_2^2)]^2} \quad (3)$$

其中 $x_i \in [-100, 100] (i=1, 2)$ 。

适应度值还与路径长度、能量消耗和网络能量均衡等因素有关。 n 个节点的一条可行路径的适应度函数定义为^[4]:

$$f(p)=w_d d(p)+w_e e(p)+w_l l(p) \quad (4)$$

其中, w_d, w_e 和 w_l 分别为距离、能量消耗和网络能量均衡消耗在适应度函数中的权重; $d(p)$ 为路径总长度; $e(p)$ 为路径的能量消耗, 与节点的发射功率、能量消耗和路径的平方成正比; $l(p)$ 为网络能量均衡消耗。其中, 路径总长度为:

$$d(p)=\sum_{i=1}^{n-1} d^2(m_i, m_{i+1}) \quad (5)$$

其中, $d(m_i, m_{i+1})$ 是节点 m_i 和 m_{i+1} 间的距离。

2.2 编码

本文的改进算法采用实数编码, 这便于与模拟退火算法的结合, 直接使用实数作为染色体参与遗传操作。在用 GASA 求解之前, 必须先通过某种形式编码将设计变量表示成遗传空间上的基因型串结构数据——染色体 (Chromosome), 编码的长度取决于设计要求的精度。选择编码的方案不同, 有时将对算法性能、效率产生很大影响。实数编码的长度与设计变量的维数相同。

设计变量 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$

染色体 $V_k=[v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kn}] k=1, 2, \dots, m$

其中, $x_l^u \leq v_{kl} \leq x_l^l$, x_l^u 和 x_l^l 分别为设计变量 x_i 的下限和上限; m 为染色体的总数, 称为种群规模。初始种群用随机方法产生, 无需特定的编码与解码过程, 因此降低了算法实现的复杂度, 提高了算法执行效率, 同时也使算法具有较好的搜索能力。

2.3 选择

设计选择算子时采用排序选择,选择策略为转盘式选择,同时使用最佳个体保留策略,即从当前种群中选择 $D\%$ 的最佳染色体直接复制到下一代种群中。

$$\min[1, \exp(f_i - f_{\text{worst}}) / T_i] > r \quad (6)$$

其中, r 是介于 $0 \sim 1$ 之间的随机数, f_{worst} 是父代个体中适应度值最差的个体, f_i 是子代个体的适应度值, T_i 是控制温度。如果染色体 i 被接受,则最坏和最好染色体将会被更新。

模拟退火操作采用 Metropolis 准则来判断是否接受新解,即:设 x 为当前解, x' 为新解,则 x' 以概率 p 接受:

$$p = \begin{cases} \exp\left(\frac{f(x') - f(x)}{T}\right) & f(x') > f(x) \\ 1 & f(x') \leq f(x) \end{cases} \quad (7)$$

其中, T 为温度控制参数。

2.4 交叉和变异

交叉采用算术交叉,它是指两个相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因,从而形成两个新的个体。通过对父代染色体间区域进行多次交叉操作,然后利用包含在新个体集合中的信息进行信息最大化的选择,对每一代个体进行基于适应度的选择。

变异采用离散单点变异。本文采用替换路径中的节点和删除路径中多余节点两种方法。替换方法为:(1)寻找路径仍未达到目的节点时,把路径的最后一个节点替换为可以与其前一个节点构成链路的节点。(2)在适应度值满足并已达到目标节点的路径中,引入自适应的概率变化进行替换,替换准则为寻找既能与其前一节点又能与其后一节点构成链路的节点替换当前节点。删除多余节点的方法为:对任选的一条路径,随机选择一个变异节点,寻找路径中所选择变异节点之后的节点中是否有能与其构成链路的节点,如果有,则与之相连,将中间的节点舍弃。

2.5 终止条件

本文的遗传模拟退火算法(GASA)终止条件采用复合准则:迭代次数达到预设要求和种群成熟度满足一定条件,且种群的平均适应值提高不足 1% ;或进化代数已达到预先设定的最大值,停止迭代。

3 改进的遗传模拟退火算法 IGASA

根据上述改进算法的基本思想,建立一种适用于 WSN 路径寻优的遗传退火算法。

(1)种群的初始化。设定种群大小、初始温度、染色体长度、交叉概率、变异概率。重置 T 的次数、各个个体差异度。随机初始化种群,为了改善初始化搜索性能,为每一个染色体指定一个适应度的值。

(2)适应度函数的判断。筛选当前最好的个体进入下一代种群。

(3)进行遗传操作。选择策略采用轮盘赌算子和最优保存策略相结合,交叉采用实数编码的算术交叉,变异采用离散单点变异。

(4)模拟退火操作。新解接受条件采用 Metropolis 准则。

(5)更新、迭代过程。根据已筛选的当前最好个体和遗传退火操作新生成的染色体,加速种群的进化,生成下一代新种群。计算种群中各个个体的适应度值,当小于给定值时,重置 T ,以增大变异的概率,更新父代个体中最优个体和最差个体,避免陷入局部最优解。

(6)判断重置 T 的次数是否等于设定值,如果等于,转到(7),否则,转到(2)。

(7)如果保留下来的个体中包含全局最优值,或者计算的代数大于限定值,算法结束;否则,转到(2)。

(8)输出最佳目标函数值。

本文提出的 IGASA 算法伪代码如下:

初始化种群 $P(t)$ 和温度 T_i

$noONodes, noOAnchors, R, T, L$

for all unknown nodes $noONodes$ do

$(x_m, y_m) = \text{random}(\cdot)$

end for

for all anchors $noOAnchors$ do

$(x_m, y_m) = \text{un_bound}(\cdot)$

end for

%初始化,将锚节点均匀置于边界处

交叉和变异,产生新个体

$K=1, 2, \dots, L$

重复产生新个体 s'

计算增量 $\Delta t' = c(s') - c(s)$ %其中 $c(s)$ 为评价函数

if $(\Delta t' < 0)$ then 接受 s' 替换父代个体

%筛选当前最好个体进入下一代种群

else $T \rightarrow T - 1$, 直到 $T \rightarrow 0$, 然后转到步骤 $K=1, 2, \dots, L$

end if

end for

$$f_i(\hat{x}, \hat{y}) = d_i - \sqrt{(x_i - \hat{x})^2 + (y_i - \hat{y})^2}$$

$$\text{fitness}(\hat{x}, \hat{y}) = \sum_{i=1}^M a_i^2 f_i^2(\hat{x}, \hat{y}) \quad \% \text{适应度值函数}$$

$$[\hat{x}, \hat{y}] = \arg \min(\text{fitness}_i(\hat{x}, \hat{y})) \quad \% \text{GASA algorithm}$$

until 所有被选择的个体完成繁殖

输出最佳函数值

end for

end for

上述代码中, $P(t)$ 是 GA 的种群大小, T_i 是初始温度, $noONodes$ 是未知节点的个数, $noOAnchors$ 是锚节点的个数, R 是节点的无线射程距离, L 是每个 T 值的迭代次数。

4 仿真结果

为了评价 IGASA 算法在 WSN 路径选择上的性能, 本文将此算法与相关的算法应用 Matlab 仿真进行了比较。仿真中, 设实验的 WSN 有 500 个节点, 将未知节点随机部署到一个 100×100 的规则正方形区域内, 无线射程 R 设为 10。根据参考文献[5]-[6]对两种算法的种群适应度值和网络生命周期进行比较, 再通过运行时间的变化, 均能证明应用本方法可以实现对 WSN 路径的优化。

(1) 应用 IGASA 算法对 WSN 进行路径优化仿真, 种群适应度均值及最优个体的进化如图 1 所示。从多次仿真结果可以看出, IGASA 算法在种群均值变化的同时, 最优个体的适应度值均能在较小的范围浮动, 全部成功地找到了优秀可行路径, 接近最优结果。

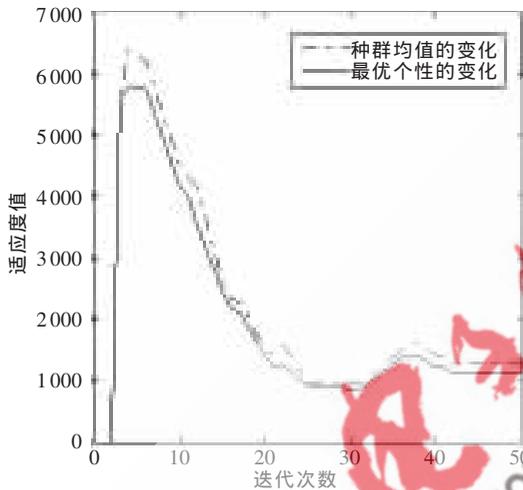


图 1 IGASA 种群适应度均值及最优个体的进化图

(2) 应用 IGASA 算法和 GA 算法的路由路径在网络中运行, 通过对如图 2 所示的网络生命周期的比较可以看出, 随着源节点个数的增加, 基于 IGASA 的网络生命周期一直大于基于 GA 的网络生命周期, 从而有效均衡了网络能耗。

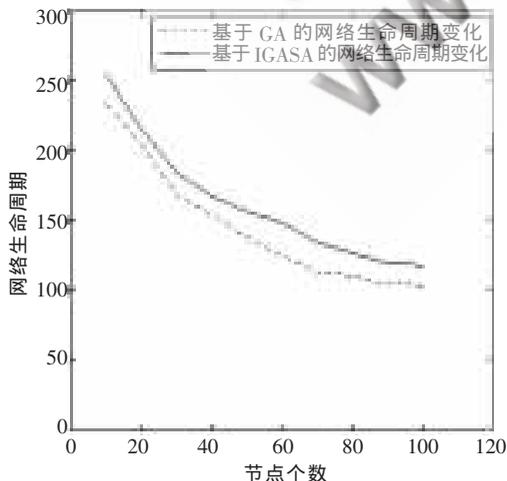


图 2 基于 IGASA 与 GA 算法的网络生命周期的比较

将 IGASA 与基于 GA 的 WSN 路径优化进行比较, 运行结果如表 1 所示, 目标为通过降低搜索时间以使能耗减小。各参数如下: 交叉率为 0.38, 变异率为 0.2, 种群大小为 20, 保存最优解占 4%, 对每种情况均运行 20 次。

表 1 优化路径仿真实验结果统计表

路径上的节点数	GA 优化的运行时间/s	IGASA 优化的运行时间/s	基于 GA 路径适应度值	基于 IGASA 路径适应度值
23	3.436	2.863	581.590	610.449
23	3.446	2.916	611.420	598.068
24	3.620	2.998	597.440	621.645
24	3.430	2.978	577.310	639.879
25	3.407	3.104	614.988	618.387
25	3.387	3.129	589.610	632.342
26	3.579	3.362	649.775	659.448
26	3.516	3.349	606.573	664.247

本文引入 IGASA 解决 WSN 的路径优化问题, 采用循环策略改进了 WSN 的遗传路径优化算法, 并将改进后的 IGASA 算法应用于 WSN 路径优化上。IGASA 在确保遗传算法有效性的前提下, 增强了收敛效率, 防止了“早熟”现象的发生。相对于标准模拟退火算法以及最优保存遗传算法, 该算法提高了算法的收敛效率又不失算法的收敛速度, 具有相对的优越性。仿真结果表明, 该方法取得了良好的定位效果, 实现了最佳路径寻优的目的, 可以满足实际运行需要。下一步将继续对模拟退火和选择部分进行改进, 以获得更好的效果。

参考文献

- [1] 周洪伟, 原锦辉, 张来顺. 遗传算法“早熟”现象的改进策略[J]. 计算机工程, 2007, 33(19): 201-203.
- [2] 刘泉, 梁小宇. 一种基于被动分簇算法的能源有效 WSN 模型[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(16): 142-145.
- [3] 李陶深, 李朔, 陈松乔, 等. 基于遗传算法的网络选播路由算法的研究[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(1): 50-55.
- [4] 曹恒智, 余先川. 单亲遗传模拟退火及在组合优化问题中的应用[J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(3): 38-41.
- [5] 雷霆, 李伟峰, 王厚军. 基于遗传算法的无线传感器网络路径优化[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(2): 227-230.
- [6] TAM V, CHENG K Y, LUI K S. Using micro-genetic algorithms to improve localization in wireless sensor networks[J]. Journal of Communications, Academy, 2006(7): 47-52.

(收稿日期: 2010-09-03)

作者简介:

王培东, 男, 1953 年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 计算机控制, 计算机网络, 嵌入式应用技术。

梁丽丽, 女, 1983 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 无线传感器网络。

丛轶姝, 女, 1983 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 嵌入式应用研究, 无线传感器网络。