

基于遗传算法的 WMSNs 多路径多目标优化路由算法*

李成博¹, 王小明¹, 柳强²

(1. 陕西师范大学 计算机科学学院, 西安 710062; 2. 西安人福电子科技有限公司, 西安 710065)

摘要: 针对 WMSNs 路由算法设计的需求, 依据遗传算法的基本原理和 Pareto 多目标优化方法, 提出 WMSNs 多路径多目标优化路由算法 MMOR-GA。该算法充分利用基站的存储空间充裕、能量充足和计算能力强的优势, 在全局范围内搜索 WMSNs 多路径多目标优化路由。同时构建了基于前向邻居概念的网络模型和多目标优化函数, 设计特定的编码方案及选择、交叉、变异算子。将 MMOR-GA 和 TPGF 进行模拟仿真实验, 结果表明 MMOR-GA 算法能均衡有效地提高 WMSNs 路由的多 QoS 参数。

关键词: 无线多媒体传感器网络; 遗传算法; 多目标优化; 多路径

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2277-06

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.074

Multi-path and multi-object optimization routing algorithm for WMSNs based on genetic algorithm

LI Cheng-bo¹, WANG Xiao-ming¹, LIU Qiang²

(1. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China; 2. Xi'an Renfu Electronic Technology Limited Company, Xi'an 710065, China)

Abstract: Aiming to the requirements of WMSNs routing algorithm designing, this paper proposed a multi-path and multi-object optimization routing algorithm for WMSNs based on genetic algorithm (MMOR-GA) according to the basic principle of genetic algorithm and the Pareto multi-objective optimizing method. The MMOR-GA algorithm took full advantage of the large volume storage space, abundant energy and powerful computing ability of the base station in order to search multi-path and multi-object optimization routing paths for WMSNs in the global scope. Simultaneously, this algorithm created a WMSNs model and multi-objective optimizing function based on the concept of forward neighbors. In addition, it designed the specific coding scheme, selection operator, crossover operator and mutation operator. MMOR-GA and TPGF algorithm were simulated. The results show that MMOR-GA is able to evenly and effectively improve the performance of several QoS parameters of WMSNs routing.

Key words: wireless multimedia sensor networks (WMSNs); genetic algorithm (GA); multi-object optimization; multi-path routing

引入了音频、图像、视频等多媒体信息感知元件的无线多媒体传感器网络(wireless multimedia sensor networks, WMSNs)可以满足更细粒度、更精确的监测要求,极大地扩展了无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)的应用领域,成为物联网的关键支持技术之一^[1,2]。相对 WSNs 而言, WMSNs 数据传输量更大、能量消耗更快,且具有对网络时延、时延抖动、传输速率、能量均衡、可靠性等多 QoS 参数敏感的特点,因此传统的 WSNs 路由协议不能很好地满足多媒体数据流的传输要求^[3-5]。目前针对 WMSNs 的路由算法多采用贪心算法求得局部最优路由,或者只考虑了距离、速率、时延、能耗等 QoS 参数中的某单一优化目标,或者用线性加权的方法求解多目标最优路由,而很少均衡、平等地考虑多个优化目标,因而设计出的路由算法难以满足 WMSNs 更高的要求。为了实现对 WMSNs

网络时延、时延抖动、传输速率、能量均衡、可靠性等多 QoS 参数的优化,本文提出了基于遗传算法和 Pareto 前沿技术的 WMSNs 多路径多目标优化路由算法 MMOR-GA。

1 相关研究

针对 WMSNs 对网络时延、时延抖动、传输速率、能量均衡、可靠性等多 QoS 要求敏感的特点,研究者提出了多路径多目标优化路由概念。采用多路径路由来优化路由性能,可取得比单路径路由更好的网络吞吐率和可伸缩性。多路径路由协议通过将数据流分散到一系列不同的路径上传送以实现负载和能量的均衡性,并且可以通过冗余路径增加网络的可靠性。采用多目标优化算法求解 WMSNs 路由,可以获得同时满足网络时延、时延抖动、传输速率、能量均衡、可靠

收稿日期: 2011-10-14; **修回日期:** 2011-11-14 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60773224, 60970054, 61173094); 国家教育部留学回国人员科研基金资助项目; 陕西师范大学研究生培养创新基金资助项目(2011CX025)

作者简介: 李成博(1986-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无线多媒体传感器网络(lichengbo518@163.com); 王小明(1964-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为无线多媒体传感器网络; 柳强(1975-), 男, 博士, 主要研究方向为网络信息安全。

性等多个较高 QoS 性能的路径。多路径多目标优化路由算法能够满足 WMSNs 对 QoS 敏感的要求,是当前国内外的研究热点。

文献[6]提出基于遗传算法的 WSNs 多路径路由优化算法,利用基站的信息资源和强大功能,通过全局考虑网络能耗,全局优化 WSNs 多路径路由,设计相应的编码方案、适应值计算函数以及选择、交叉、变异算子,延长了网络生命周期。该路由算法主要考虑了能耗这单一优化目标,仅适合于传统的 WSNs,但对设计 WMSNs 路由算法有重要的借鉴意义。

文献[7]针对 WMSNs 中多种类型数据并存、服务质量需求各异的特点,提出基于角度区分服务的 ADSR 算法。该算法考虑了对多媒体数据流传输的延迟、抖动、丢包率以及能耗等 QoS 参数的优化。文献[8]提出基于多优先级多路径选择(multi-priority multi-path selection)的 WMSNs 路由算法 MPMPs,其核心思想是将网络数据流按其不同的属性赋予不同的优先级,并通过采用多路径机制来提高带宽。MPMPs 路由算法在一定程度上提供了 QoS 时延保障,但是没有考虑能量均衡和数据流同步、时延抖动等 QoS 参数。

文献[9]提出的 REAR(real-time and energy aware routing)是一个能量感知的实时 WMSNs 路由协议。为了解决多媒体流数据量大,不利于进行实时路由选择的问题,REAR 使用元数据替代多媒体数据包进行多路径路由搜索,以减小能耗、降低时延;同时构造代价函数 $cost_{ij}$ 表示链路代价,按贪心算法搜索最优路径:

$$cost_{ij} = C_1 f(\text{dist}_{ij}) + C_2 f(\text{energy}_j) + C_3 f(\text{queue}_j) \quad (1)$$

其中: $f(\text{dist}_{ij})$ 、 $f(\text{energy}_j)$ 、 $f(\text{queue}_j)$ 分别表示 i 节点到邻居节点 j 的距离(能耗)、剩余能量、队列长度(时延), C_1 、 C_2 、 C_3 分别代表其权值大小。该算法的优点是元数据的引入和代价函数的设计,通过代价函数的设计综合考虑能量、带宽、时延等 QoS 参数,搜索到较优路径;缺点是用传统的线性加权方法来解决 WMSNs 的多目标路由优化问题。

文献[10]提出基于地理位置信息的 TPGF(two-phase geographic greedy forwarding) WMSNs 路由算法。TPGF 主要使用局部贪婪向前搜索法和回退标记法,能够搜索到最短且不相交的多路径路由。该路由算法具有简单、绕洞能力强、传输距离最短、同时多条路径传输等优点。但 TPGF 主要考虑了对网络时延的优化,缺乏对 WMSNs 敏感的抖动、可靠性、能耗等其他 QoS 参数的均衡优化考虑。

上述路由算法主要有两个共同特点:a)考虑的优化目标单一或者较少,并非真正意义上的多目标优化,WMSNs 对多个 QoS 参数同时敏感,考虑数量较少的优化目标不能满足 WMSNs 的现实需求;b)采用线性加权的多目标优化处理方法,其实质上仍是单目标的优化,使优化结果易受设计人员设计经验的影响而难以操作。

求解同时满足多 QoS 参数要求的 WMSNs 路由是一个多目标最优问题,而多目标最优问题已被证明是 NPC^[11,12]。传统的经典算法难以较好地解决多目标优化问题,而智能算法在解决多目标优化问题方面有较好的性能表现。智能算法中的遗传算法采用概率化的寻优方法,具有内在的隐并行性

和更好的全局寻优能力,解最优化问题的适用范围广。而将 Pareto 前沿技术与遗传算法相结合能够充分发挥遗传算法的优点^[13-15],可以同时搜索到多目标优化问题的 Pareto 最优解集,这是解决 WMSNs 多路径多目标优化路由的有效方法。

2 WMSNs 路由多目标优化模型

2.1 WMSNs 网络模型

假设 WMSNs 由 m 个静态无线多媒体传感器和普通矢量传感器组成,称每个传感器为节点。所有节点随机均匀布设在长为 X 、宽为 Y 的空旷平坦区域,每个节点的信号覆盖范围以 r 为半径的圆形区域;每个节点有唯一的编号(ID)且每个节点可以通过 GPS 等现代定位技术获取自身地理位置坐标,也可以通过信息交换获取邻居节点和 sink 节点(目的节点)的地理位置信息;每个节点有不同的有限电池能量以执行感知、计算和通信等任务。用数学形式化语言将 WMSNs 描述为 $G(V, A, W)$ 。将编号为 i 的节点记为 v_i ,那么集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_m\}$ 是节点的有限集合, $m = |V|$;集合 A 是节点间的链路集合,即 $A = \{(v_i, v_j) \mid v_i \in V, v_j \in V, \text{且 } v_i \text{ 和 } v_j \text{ 在彼此的传输范围内}\}$,其中 $A \in V \times V$,节点 v_m 代表 sink 节点;集合 $W = \{\sigma^{td}, \sigma^{dj}, \sigma^{lp}, \sigma^{er}, \sigma^{tr}\}$ 是链路的属性集合,每条链路 $(v_i, v_j) \in A$ 有一组属性值。将 v_i 与 v_j 间的链路记为 l_{ij} ,链路 l_{ij} 上的属性记为 σ_{ij}^a , $a \in \{td, dj, lp, er, tr\}$,依次表示传输时延、时延抖动、可靠性、能量均衡、传输速率。链路属性值作为多目标优化函数的参数,将在 2.2 节详细介绍。

假设节点 v_i 和节点 v_j 的地理坐标分别为 (x_i, y_i) 、 (x_j, y_j) ,将 v_i 和 v_j 之间的距离记为 d_{ij} ,则 d_{ij} 可由式(2)计算:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

在 $G(V, A, W)$ 中,节点 v_i 的邻居节点集定义为

$$C_i = \{v_j \mid v_j \in V, d_{ij} \leq r\} \quad (3)$$

为了防止数据包在向 sink 节点传输时出现循环路径,定义节点 v_i 的前向邻居节点集 F_i ,则 F_i 可表示为

$$F_i = \{v_j \mid v_j \in C_i, d_{js} \leq d_{is}\} \quad (4)$$

其中: d_{js} 和 d_{is} 分别代表 v_j 和 v_i 距 sink 节点的距离。如果 v_j 是 v_i 的前向邻居节点,则将 v_i 和 v_j 之间的链路记为 l'_{ij} 。链路 l'_{ij} 表示允许从 v_i 向 v_j 搜索路径,但是不允许从 v_j 向 v_i 搜索路径。定义 $G(V, A, W)$ 的子图 $N(V', A', W')$ 为: $V' = V, W' = W, A' = \{l'_{ij} \mid l'_{ij} \in A, v_j \in F_i\}$ 。 $N(V', A', W')$ 即为本文的 WMSNs 的网络模型。

2.2 多目标优化函数

WMSNs 对传输时延、时延抖动、可靠性、传输速率、能量均衡等多 QoS 参数敏感,为了求解 WMSNs 多 QoS 参数同时较优的路由,构造 WMSNs 路由多目标优化函数是关键。

1) 传输时延 多媒体数据流具有时间连续性和实时性的特点。WMSNs 的音频、图像和视频等监测数据流传输对时延性要求较高,因此较优的路由路径应具有较小的时延特性,以保证多媒体数据流的实时性。因此在 $N(V', A', W')$ 中 source 节点至 sink 节点的端到端时延的优化目标函数可以用式(5)来描述:

$$\min f_1(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{td} x_{ij} \quad (5)$$

其中: σ_{ij}^{td} 表示链路 l'_{ij} 上的时延, $x_{ij} \in \{0,1\}$ 是决策变量。事实上此优化问题是有向网的最短路径问题。设 P_{km} 是从 source 节点 v_k 至 sink 节点 v_m 的某一条路径,设 R 是从 source 节点 v_k 至 sink 节点 v_m 的所有可达路径的集合,即 $P_{km} \in R$ 。构建最短路径须满足以下的约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{j \in F_i} x_{ij} - \sum_{j \in B_i} x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = k \\ 0 & i \neq k, m \\ -1 & i = m \end{cases} \\ x_{ij} \in \{0,1\}, x_{ji} \in \{0,1\} \\ l'_{ij} \in A', l'_{ji} \in A' \\ 1 \leq i, j \leq m \end{cases} \quad (6)$$

其中, $F_i = \{v_j | v_j \in V', l'_{ij} \in A'\}$ 为 v_i 的前向邻居节点集, $B_i = \{v_j | v_j \in V', l'_{ji} \in A'\}$ 为 v_i 的后向邻居节点集。除了 v_k 和 v_m 外,在路径 P_{km} 上 v_i 的入度和出度值相等。假设 $P_{km} = \{x_{kl}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{zm}\}$ 是式(5)的解,则 P_{km} 可记为 $P_{km} = \{l'_{ij} | l'_{ij} \in A', x_{ij} = 1\}$,即如果 $l'_{ij} \in P_{km}$,则 $x_{ij} = 1$,否则 $x_{ij} = 0$ 。

2)时延抖动 在网络流媒体中,时延抖动一般是指数据流中两个连续的数据包端到端的时延的差值。抖动主要反映了协议传输数据的稳定性,通常数据流业务对时延抖动不敏感,但音频、视频业务对时延抖动敏感,因此时延抖动是影响 WMSNs 路由性能的重要 QoS 参数之一。根据 RFC1889 中定义,计算抖动参数需要以下步骤:设 d_p 和 d_q 分别连续两个数据包 p 和数据包 q 端到端的时延,则第 p 个数据包与第 q 个数据包之间的时延抖动 J_{pq} 由式(7)来计算。

$$J_{pq} = d_q - d_p \quad (7)$$

设 d_{ij}^p, d_{ij}^q 分别表示第 p, q 相邻两个数据包在链路 l'_{ij} 上的时延,则 σ_{ij}^{dj} 定义为

$$\sigma_{ij}^{dj} = d_{ij}^q - d_{ij}^p \quad (8)$$

那么,第 p 个数据包与第 q 个数据包在路径 P_{km} 上的时延抖动为

$$jit_R = \sum_{l'_{ij} \in P_{km}, P_{km} \in R} \sigma_{ij}^{dj} \quad (9)$$

因此时延抖动的优化目标函数可以用式(10)来描述,其约束条件同式(6)。

$$\min f_2(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{dj} x_{ij} \quad (10)$$

3)可靠性 对于 WMSNs 中有较高可靠性要求的应用,可靠性也是一个重要的 QoS 参数。对于任何链路 $l'_{ij} \in P_{km}$,数据包的成功传输概率记为 $\sigma_{ij}^{lp}, 0 < \sigma_{ij}^{lp} < 1$,则路径 P_{km} 端到端的可靠性记为 p ,定义如下:

$$p = \prod_{l'_{ij} \in P_{km}} \sigma_{ij}^{lp} \quad (11)$$

将 R 中具有最大可靠性值的路径称为最可靠路径。因此,求从 source 节点 v_k 到 sink 节点 v_m 的端到端的最大可靠性值可用以下优化目标函数来描述:

$$\max p = \prod_{l'_{ij} \in P_{km}, P_{km} \in R} \sigma_{ij}^{lp} \quad (12)$$

综上所述,最优可靠路径目标函数可用式(13)来描述,其约束条件同式(6)。

$$\max f_3(x) = \prod_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{lp} x_{ij} \quad (13)$$

4)传输速率 v_i 可以向它的前向邻居 v_j 以小于香农定理

给出的最大传输速率传输数据包,而信噪比 SNR 是决定最大传输速率的主要参数。将从 v_i 至 v_j 的链路 l'_{ij} 的 SNR 值记为 SNR_{ij} ,可由式(14)计算得出。

$$SNR_{ij} = \omega_{ij} d_{ij}^{-\xi} \chi_i / \pi \quad (14)$$

其中: ω_{ij} 是和 v_i, v_j 相关的一个常数, d_{ij} 是 v_i, v_j 之间的距离长度, ξ 是天线增益, χ_i 是 v_i 的发射信号功率, π 是网络中噪声信号功率。链路 l'_{ij} 的信道最大传输速率记为 σ_{ij}^r ,由式(15)计算可得:

$$\sigma_{ij}^r = \varphi_{ij}^r \log_2(1 + SNR_{ij}) \quad (15)$$

其中, φ_{ij}^r 为链路 l'_{ij} 的带宽。从整个路径来看,路径 P_{km} 的最大传输速率是由子链路 l'_{ij} 的最小传输速率决定的。因此,可得链路容量的最优化目标函数为

$$\max C = \min_{l'_{ij} \in P_{km}, P_{km} \in R} \sigma_{ij}^r \quad (16)$$

那么,路径传输速率的最优化目标函数可用式(17)来描述,其约束条件同式(6)。

$$\max f_4(x) = \min_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^r x_{ij} \quad (17)$$

5)能量均衡 节点能量消耗通常由发射端电路损耗和接收端电路损耗两部分组成。很多研究表明,均衡节点能量消耗可以有效地延长网络生命周期。为了避免某些节点能量消耗过快而导致的能量空洞,在数据包从源节点到 sink 节点传输的过程中,需要尽量减少和平衡节点的能耗。当某一节点 i 向邻居节点 j 传输长度为 η bit 数据包, v_i 消耗的能量记为 E_i^t, E_i^r 可由式(18)计算得出。

$$E_i^t = \eta \varepsilon + \eta \rho d_{ij}^\mu \quad (18)$$

其中: ε 为 v_i 发送 1 bit 的数据包所消耗的能量; d_{ij} 为 v_i 和 v_j 之间的距离,由式(2)计算; η 表示传输数据包的长度,单位为 bit; μ 代表信号衰减因子,通常 μ 的取值范围为 $2 \leq \mu \leq 5$ 。当通信环境较好时, μ 的值会比较小一点,比如 $\mu = 2$;否则 μ 的值较大一点,比如 $3 \leq \mu \leq 5$ 。接收节点和发送节点不同,接收节点不需要放大信号,因此能耗较小。当 v_i 从邻居节点收到一个长度为 η 的数据包, v_i 消耗的能量记为 E_i^r ,则 E_i^r 可由式(19)计算:

$$E_i^r = \eta \varepsilon \quad (19)$$

由式(18)和(19)可得发送节点的能耗与发送节点和接收节点间的距离成正比关系。定义变量 σ_{ij}^{er} 用来描述 v_i 和其前向邻居 v_j 的距离关系,如式(20)所示:

$$\sigma_{ij}^{er} = \frac{d_{ij}^\mu}{\sum_{v_n \in F_i} d_{in}^\mu} \quad (20)$$

σ_{ij}^{er} 越大表明 v_j 距 v_i 越远, σ_{ij}^{er} 越小表明 v_j 距 v_i 越近。为了评估 v_i 的每一个前向邻居节点 v_j 的剩余能量大小,构造式(21):

$$\varphi_{ij} = \frac{e_j}{\sum_{v_n \in F_i} e_n} \quad (21)$$

φ_{ij} 越大表明 v_j 的剩余能量越多。从减小节点能耗和平衡节点能耗方面来考虑,适当距离范围内且具有较高剩余能量的节点应该优先被选为下一跳转发节点,因此能耗均衡的最优化目标函数可以用式(22)表示,其约束条件同式(6)。

$$\min f_5(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} (\sigma_{ij}^{er})^{\varphi_{ij}} x_{ij} \quad (22)$$

综上所述,可得多目标路由优化函数,如式(23)所示:

$$\begin{cases}
 \min f_1(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{td} x_{ij} \\
 \min f_2(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{dj} x_{ij} \\
 \max f_3(x) = \prod_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{lp} x_{ij} \\
 \max f_4(x) = \min_{l'_{ij} \in A'} \sigma_{ij}^{lr} x_{ij} \\
 \min f_5(x) = \sum_{l'_{ij} \in A'} (\sigma_{ij}^{er})^{\sigma_{ij}} x_{ij} \\
 \text{s. t.} \\
 \sum_{j \in F_i} x_{ij} - \sum_{j \in B_i} x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = k \\ 0 & i \neq k, m \\ -1 & i = m \end{cases} \\
 x_{ij} \in \{0, 1\}, x_{ji} \in \{0, 1\} \\
 l'_{ij} \in A', l'_{ji} \in A' \\
 1 \leq i, j \leq m
 \end{cases} \quad (23)$$

显然,上述问题是一个0-1整数规划问题。通常上述各个优化目标互相冲突,因此判断一个解是否最优解是比较困难的。本文采用 Pareto 前沿求解 WMSNs 多目标优化路由问题。

2.3 使用 Pareto 前沿求解多目标最优

针对一般的极小值问题 $\min(g_i(X))$, Pareto 最优解的定义为:若 $x' \in X$, 且不存在另一可行点 $x \in X$, 使 $f_i(x) \geq f_i(x')$, $i = 1, \dots, p$ 成立, 且其中至少有一个严格不等式成立, 则称 x' 是多目标优化(MOP)的一个 Pareto 最优解^[11-15]。所有 Pareto 最优解构成的集合叫 Pareto 最优解集。

Pareto 最优解又称为非劣解、可接受解或有效解。非劣解之间没有明显的关系, 仅作为最优解集中的成员存在。Pareto 最优解是由它们的表现型表达式(适应度值)来分类的。如果在准则空间以图形表达它们的话, 则此图形被称为 Pareto 前沿(Paretofront)。

WMSNs 多目标优化路由的求解关键是在 $N(V', A', W')$ 中寻求一个 P_{km} 的 Pareto 最优解集。对于最优解集中的每一个 Pareto 解来说, 一个 QoS 目标参数的提高是以另一个 QoS 目标参数的降低为代价的, 故选择网络时延、时延抖动、可靠性、传输速率、能量均衡等多个目标 QoS 参数同时达到最优值的路径是不可能的, 而只能是在这些目标参数中进行协调权衡, 选择各个目标函数尽可能地都达到近似最优的路径作为 WMSNs 的路由。

3 GA 的遗传算子设计

遗传算法主要包括染色体编码、选择、交叉、变异等几个关键操作。使用遗传算法求解 WMSNs 多路径多目标优化的路由问题, 需要设计合适的编码方案和选择、交叉、变异算子。

3.1 染色体和编码

染色体的编码方案有变长编码和定长编码之分。本文采用变长编码, 用节点号表示染色体中的基因, 则一个染色体是由 source 节点到 sink 节点的路径上的节点号序列组成。每条染色体的第一个基因为 source 节点号, 最后一个基因为 sink 节点号。由于 source 节点到 sink 节点需要中转的节点个数不固定, 因此染色体的长度变长。

假设网络的节点个数为 n , source 节点号为 $k = 1$, sink 节点号 $m = n$, 则对应的染色体可表示为一个有序序列: $\langle 1 \dots i \dots j \dots n \rangle$, $1 < i, j < n$ 且 $i \neq j$ 。

在初始化种群时仅考虑节点 v_i 距 sink 节点的距离 d_{in} , 可以得到 WMSNs 最短路径。但是在求解 WMSNs 多目标优化路由时, 仅考虑 d_{in} 是一种单目标贪婪最优算法, 这与求解多目标

优化路由的目标背道而驰, 因此本文以 d_{in} 为参数设计随机概率选择函数, 以随机函数作为选取下一跳节点的依据, 对图 $N(V', A', W')$ 按照深度优先方式搜索路径, 由节点号组成的一条路径即为一条染色体。深度优先搜索构建路径算法为 Algorithm-1, 如下所示。

Algorithm-1: ConstructPath

Input: A, d_{is} ; Output: path。

a) 设 source 节点为 v_1 , 置 $\text{path} = \langle 1 \rangle$, 置当前搜索节点 $v_i = v_1$ 。
b) 判断当前搜索节点 v_i 是否为 sink 节点, 若是则执行 e), 否则执行 c)。

c) 依据邻接矩阵 A 判断当前搜索节点 v_i 的前向邻居节点集合 F_i 是否为空集, 若是则执行回退算法, 否则执行 d)。

d) 将 F_i 的成员按照其距 sink 节点的距离 d_{jn} (其中令 $d_{nn} = 1$) 降序排列得 $d_{jn}^k, k = (1, 2, \dots, |F_i|)$ 为 F_i 按照 d_{jn} 降序排列的顺序号。对 d 做如下变换: $d_{jn}^k = d_{jn}^k + w \times \max(d_{jn})/k^2$, 其中 w 为常数, $v_j \in F_i$ 。计算 F_i 的成员成为下一跳转发节点的选择概率: $f_i^k(j) = d_{jn}^k / \sum(D_i)$, 其中 $D_i = \{d_{jn} | v_j \in F_i\}$, 若 v_j 被选为下一跳节点, 则将 v_j 加入 path 中: $\text{path} = \langle 1 \dots j \rangle$ 。将 v_j 作为当前搜索节点 v_i , 执行 b)。

e) 输出 path。

遗传算法以初始种群为初始点开始迭代, 随机产生 N 个个体作为初始种群, 其初始化合算法设计为 Algorithm-2, 如下所示。其中, hop_c 为路径跳数限制, 其值大小根据网络规模具体确定。

Algorithm-2: InitPopulation

Input: $A, d_{is}, N, \text{hop_c}$; Output: Population。

a) 置 $i = j = 1$ 。

b) 若 $i \leq N$ 且 $j \leq \text{Constant}$ (常数), 则执行 c), 否则执行 e)。

c) 调用 Algorithm-1: ConstructPath, 得 path_i ; 若 $3 \leq |\text{path}_i| \leq \text{hop_c}$, 则将 path_i 添加至 Population 且 $i = i + 1, j = j + 1$, 执行 b)。

d) 将 $j = j + 1$, 执行 b)。

e) 输出 Population。

3.2 适应度函数设计

遗传算法在进化搜索中, 以适应度函数为依据计算个体适应值, 判断个体的优劣, 因此适应度函数本身的优劣直接影响到遗传算法的可行性和收敛速度。衡量路由算法的性能主要以网络时延、时延抖动、可靠性、传输速率、能量均衡等 QoS 参数来判断。根据第二部分构建的 WMSNs 多路径多目标优化函数(如式(23)所示)构造适应度函数为

$$\text{fit}_i = \frac{1 + d_{\max} - \text{del}_i}{1 + d_{\max} - d_{\min}} + \frac{1 + \text{rel}_i - r_{\max}}{1 + r_{\max} - r_{\min}} + \frac{1 + e_{\max} - e_i}{1 + e_{\max} - e_{\min}} + \frac{1 + \text{snr}_i - s_{\min}}{1 + s_{\max} - s_{\min}} + \frac{1 + j_{\max} - \text{jit}_i}{1 + j_{\max} - j_{\min}} \quad (24)$$

其中, $\text{del}_i, \text{rel}_i, e_i, \text{snr}_i, \text{jit}_i$ 分别表示种群中第 i 个个体的网络时延、可靠性、剩余能量、传输速率、时延抖动大小, $d_{\max}, d_{\min}, r_{\max}, r_{\min}, e_{\max}, e_{\min}, s_{\max}, s_{\min}, j_{\max}, j_{\min}$ 分别表示其最大值和最小值。

根据个体是否满足时延约束和可靠性约束的情况, 对其适应度值给予适当的奖惩, 时延和可靠性的奖惩函数分别构造为

$$qd_i = \frac{(-1)^k (\text{del}_i - dc)}{(-1)^k + \text{del}_i - dc}, \begin{cases} \text{del}_i - dc \leq 0, k = 1 \\ \text{del}_i - dc > 0, k = 2 \end{cases} \quad (25)$$

$$qr_i = \frac{(-1)^k (\text{rel}_i - rc)}{(-1)^k + \text{rel}_i - rc}, \begin{cases} \text{rel}_i - rc < 0, k = 1 \\ \text{rel}_i - rc > 0, k = 2 \end{cases} \quad (26)$$

其中: dc, rc 分别为时延和可靠性的约束值, 如果满足约束则 qd_i 和 qr_i 值为正, 个体的适应值得到奖励, 否则 qd_i 和 qr_i 值为负, 个体的适应值得到惩罚。综上所述可得个体适应度计算函

数 $\text{Fit}(i)$:

$$\text{Fit}(i) = \text{fit}_i + qd_i + qr_i \quad (27)$$

从该函数可知,当时延较小、可靠性较大、剩余能量较大,传输速率较大、时延抖动较小时,个体的适应度值较大,网络优化的最终目标是网络的时延、可靠性、能量均衡、传输速率和时延抖动等均衡最优,而非某一单一目标最优。

3.3 选择算子

本文采用按个体适应度轮盘赌方法和 Paretofront 两种选择方法相结合的选择策略。首先对每一代父种群和子种群采用 Paretofront 选择多目标最优解集,将其保存在最优解集中,并选择其为下一代种群的部分个体。通过使用 Paretofront 在父代、子代种群(规模为 $2N$)选择出来的最优解数小于初始化种群的规模 N ,通过设计选择概率函数和使用轮盘赌方法选择个体并补充到下一代中,以保障种群规模不变。

通常遗传算法采用的选择概率如式(28)所示。这种选择概率计算方法会使某些个体持续地遗传到下一代的概率较大,影响下一代个体的多样性。

$$p(i) = \text{Fit}(i) / \sum_{i=1}^n \text{Fit}(i) \quad (28)$$

为了弱化这种情况的出现,本文对此选择概率算法进行改进。首先将种群中的个体按照个体的适应值升序排序,记录每个个体的排序号。然后将个体的排序号作为其适应值,即 $\text{Fit}(i) = i$ (i 为个体排序号),按照式(29)将选择概率转换为轮盘赌随机选择区域。个体的适应度越大,其轮盘赌随机选择区域越大,被选中的可能性就越大,遗传到下一代的概率就越大。

$$p(i) = \frac{i}{\sum_{k=1}^n p(k)} / \sum_{k=1}^n p(k) \quad (29)$$

3.4 交叉算子

交叉操作包括粗粒度交叉和细粒度交叉两种。粗粒度的交叉是在两个个体间进行染色体的交换,而细粒度的交叉则是对染色体进行基因片段的互换。本文采用的是变长编码方案,为了增加种群的多样性,采用粗粒度的单点交叉方案。在解决 WMSNs 路由问题时,交叉是为了实现两条路径的局部链路互换,得到新的种群个体。例如在种群中随机选中的两个个体为 $c_1 = \langle 1, 3, 7, 5, 6, n \rangle$, $c_2 = \langle 1, 2, 5, 8, 9, 4, n \rangle$, 则 c_1 和 c_2 除首尾基因位之外相同的基因为 5, 交换后的新一代个体为 $c_1 = \langle 1, 3, 7, 5, 8, 9, 4, n \rangle$, $c_2 = \langle 1, 2, 5, 6, n \rangle$ 。如果被选中的两个个体中相同的基因位不止一个,则在其中随机产生选中一个进行交叉操作。

遗传算法的收敛性主要取决于交叉算子的收敛性,因此设计合适的交叉概率 P_c 可以提高遗传算法的收敛性。本文中根据个体和种群的适应度设计交叉概率,如式(30)所示:

$$P_c = \begin{cases} p_{c1} & (\text{fit}_i + \text{fit}_j) \times 0.5 \leq \text{fit}_{\text{aver}} \\ p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})((\text{fit}_i + \text{fit}_j) \times 0.5 - \text{fit}_{\text{aver}})}{\text{fit}_{\text{max}} - \text{fit}_{\text{aver}}} & \text{others} \end{cases} \quad (30)$$

其中, p_{c1} 和 p_{c2} 为常数且 $0 < p_{c2} < p_{c1} < 1$, fit_i 和 fit_j 分别为随机选中的进行交叉的两个个体的适应度值, fit_{aver} 为当前种群的平均适应度值, fit_{max} 为当前种群的最大个体适应度值。

3.5 变异算子

基因的变异表现为基因本身的变化和基因间顺序的变化。选择粒度相对较小的基因变异作为个体变异的基本形式。本文考虑基因的本身变异,通过采用随机选取新的基因位替换原

先的基因位来模拟基因的变异。本文中,变异操作是为了获取新的链路,具体过程如下:

随机产生一个变异基因位 i 作为变异点,除了 i 位之外,其他的基因位保持不变($i \neq 1$ 且 $i \neq n$);第 i 位基因变异为 v_{i-1} 的前向邻居节点和 v_{i+1} 的后向邻居节点的交集的某一节点,即第 i 位基因变异的范围为 $C = F_{i-1} \cap B_{i+1}$ 。如果 $C = \emptyset$,则第 i 位基因不发生变异,否则按照变异概率 P_m 在集合 C 中随机选择某一元素进行替换。变异概率 P_m 如式(31)所示:

$$P_m = \begin{cases} p_{m1} & \text{fit}_i \leq \text{fit}_{\text{aver}} \\ p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(\text{fit}_i - \text{fit}_{\text{aver}})}{\text{fit}_{\text{max}} - \text{fit}_{\text{aver}}} & \text{others} \end{cases} \quad (31)$$

其中, p_{m1} 和 p_{m2} 为常数且 $0 < p_{m2} < p_{m1} < 1$, fit_i 、 fit_{aver} 、 fit_{max} 表示的意义同式(30)。

4 算法实现和仿真

通过在 sink 节点收集全网的节点和链路信息,利用 sink 节点的强大信息处理能力,使用遗传算法求解多路径多目标优化路由,以满足 WMSNs 对多 QoS 敏感的要求。

为了求得 WMSNs 的多条不相交路径,本文引入虚拟 source 节点的概念和标记法。将 source 节点的每一个前向邻居节点称为虚拟 source 节点。以每一个虚拟节点为起点,分别使用遗传算法求解多目标最优路径。同时使用标记法求解 WMSNs 多条不相交路径,即标记已被选中为其他路径上的节点不可用,以免下次搜索路径时再次选中该节点。

为了提高最优解的快速搜索,本文引入去约束算法,即对随机搜索到的路径的 QoS 参数进行判断,满足跳数约束、时延约束和可靠性约束条件的 Pareto 最优解个体遗传至下一代并且保存在最优解集中。

4.1 算法流程

遗传算法包括初始化种群、选择、交叉、变异等几个关键操作。基于遗传算法求解 WMSNs 多目标多路径最优算法 MMOR-GA 流程如下所示:

Algorithm-3: MMOR-GA

Input: $A, De, Re, E, SNR, Jit, N, C, \text{hop}_c, \text{node}_x, \text{node}_y$; Output: MM_Path。

a) 随机生成网络拓扑,初始化实验仿真参数;基站收集网络初始信息,得到网络的各个节点的前向邻居矩阵 A 、可靠性矩阵 Re 、时延矩阵 De 、能量矩阵 E 、时延抖动矩阵 Jit 、带宽矩阵 SNR 。

b) 根据 A 查找 source 虚拟节点集 $NB(i)$ 和数目 length_{NB} , 初始化最优路径解集 $\text{MM_Path} = \emptyset$; 初始化 $i = 1$ 。

c) 如果 $i \leq \text{length}_{NB}$, 则执行 d), 否则执行 m)。

d) 置 $\text{StartN} = NB(i)$, 调用 Algorithm-2 (InitPopulation) 生成父代种群 father 和子代种群 child ; 置 $\text{Counter} = 1$, 初始化 $\text{bestPath} = \emptyset$ 。

e) 如果 $\text{Counter} \leq C$ (迭代次数), 则执行 f), 否则执行 k)。

f) 将种群 father 和 child 合群为 farm , 对 farm 的每个个体计算其优化指标值, 根据式(23)求 Pareto 最优解集, 对最优解集去约束、去相交路径, 得到本次迭代最优解集并保存在 bestPath 中。

g) 对本代最优解集之外的个体解码, 计算其适应度值, 按照个体的适应度升序排列, 根据排序号计算选择概率, 按式(29)计算轮盘赌选择区域, 按轮盘赌选择方法选择个体。

h) 将最优解集和根据轮盘赌选择出种群初始规模大小的个体作为新一代种群 f , 保存副本为父代 father 。

i) 种群 f 根据交叉概率和变异概率分别进行单点交叉和变异生成新一代种群, 保存副本记为 child。

j) Counter = Counter + 1, 执行 e)。

k) 从 bestPath 中随机选择一条路径作为以当前虚拟节点为起点的最优路径, 并将其保存在 MM_Path 中, 同时将该路径上的所有节点标记为不可用。

l) $i = i + 1$, 执行 c)。

m) 输出 MM_Path。

4.2 实验仿真参数设置

为了验证 MMOR-GA 的性能, 本文使用 MATLAB 7.0 作为仿真工具, 设计网络拓扑结构。传感器节点均匀随机布设在 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的区域中, 节点数目为 800。种群数目 $N = 20$, 迭代次数 $C = 200$ 。WMSNs 中 source 节点和 sink 节点各一个, 它们分别布设在监测区域的左下方和右上方, 网络拓扑如图 4(a) 所示。实验分别在传输半径 $r = (10, 13, 16, 19, 22, 25, 28)$ 的环境下同时运行 MMOR-GA 和 TPGF 路由算法。同时为了比较 MMOR-GA 和 TPGF 算法在优化能耗均衡方面的性能, 在搜索到多条路径后各模拟发送数据包 10 000 个。

4.3 实验仿真结果分析

在仿真过程中, 以 SNR 值评估路径传输速率, 以节点剩余能量方差评估网络能耗均衡性。采取多次实验求平均值的方法得到实验结果如图 1 所示。图 1 表明, MMOR-GA 搜索出的多条路径在网络时延、可靠性、能耗均衡和时延抖动等 QoS 参数均比 TPGF 较优。而在传输速率方面两者相差不大, 这是因为在较小跳数约束的限制下, MMOR-GA 与 TPGF 两者搜索到的路径跳数相差不大, 单跳间的距离亦相差不大, 因而 SNR 值非常接近。TPGF 搜索路径时采用的是局部距离贪婪算法, 没有考虑可靠性、能耗均衡、传输速率和时延抖动等 QoS 参数。而 MMOR-GA 算法从全局考虑采用的是进化搜索算法, 同时使用 Pareto 求多目标最优解, 均衡地考虑了多 QoS 参数的优化。TPGF 采用距离贪婪算法求解最优路径具有局限性, 而 MMOR-GA 自由随机搜索路径, 因此 TPGF 搜索的有效路径是 MMOR-GA 搜索的有效路径的一个子集, MMOR-GA 可以找到比 TPGF 更优的路径。

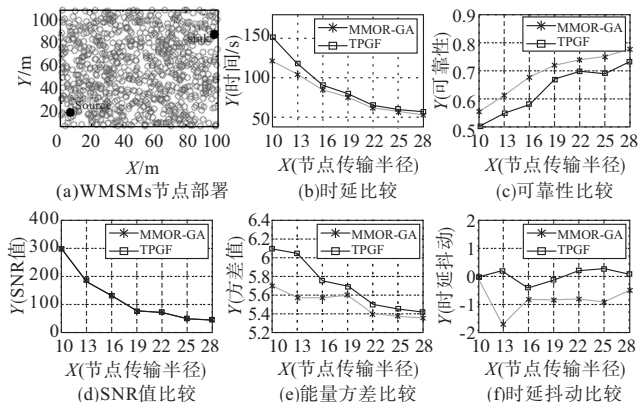


图1 MMOR-GA和TPGF多QoS参数比较

5 结束语

针对现有 WMSNs 路由协议局部优化的不足, 充分利用能量充足、计算和存储功能强大的基站优势, 把遗传算法应用到 WMSNs 的多目标多路径优化中, 能够搜索到多条多目标较优路径。仿真结果表明, 相比 TPGF 算法, 这种将遗传算法和 Pareto 方法相结合的优化机制能够有效地均衡 WMSNs 的多 QoS 参数, 并能够提高网络性能。

参考文献:

- [1] 顾晶晶, 陈松灿, 庄毅. 基于无线传感器网络拓扑结构的物联网定位模型[J]. 计算机学报, 2010, 33(9): 1548-1556.
- [2] 宁焕生, 徐群玉. 全球物联网发展及中国物联网建设若干思考[J]. 电子学报, 2010, 38(11): 2590-2599.
- [3] 马华东, 陶丹. 多媒体传感器网络及其研究进展[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 2013-2028.
- [4] AKYILDIZ I F, MELODIA T, CHOWDHURY K R. A survey on wireless multimedia sensor networks [J]. Computer Networks, 2007, 51(4): 921-960.
- [5] ALMALKAWI I T, ZAPATA M G, AL-KARAKI J N, et al. Wireless multi-media sensor networks: current trends and future directions [J]. Sensors, 2010, 10(7): 6662-6717.
- [6] 雷霖, 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.
- [7] 李方敏, 方艺霖, 李恒, 等. 无线多媒体传感器网络 QoS 区分服务路由机制[J]. 电子学报, 2010, 38(10): 2322-2328.
- [8] ZHANG Liu, HAUSWIRTH M, SHU Lei, et al. Multi-priority multi-path selection for videostreaming in wireless multimedia sensor networks [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 5061. 2008: 439-452.
- [9] YAO Lan, WEN Wen-jing, GAO Fu-xiang, et al. A real-time and energy aware QoS routing protocol for multimedia wireless sensor networks [C]//Proc of IEEE WCICA. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 3321-3326.
- [10] SHU Lei, ZHANG Yan, YANG L T, et al. TPGF: geographic routing in wireless multimedia sensor networks [J]. Telecommunication System, 2010, 44(1-2): 79-95.
- [11] 陶媛, 吴耿锋, 胡珉. 基于 Pareto 的多目标进化免疫算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(5): 1687-1690.
- [12] 杨开兵, 刘晓冰. 求解多目标组合优化的改进 Pareto 适应度遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(8): 44-46.
- [13] 陆星家, 丁永生, 李龙飞. 多目标进化策略在无线传感器网络中的优化设计[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(11): 30-33.
- [14] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289.
- [15] KNOWLES J D, CORNE D W. Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149-172.