

Novel Algorithm for Deploying Gateways in Wireless Mesh Network Based on PSO*

LIU An-feng, CHEN Zhi-gang*, ZENG Feng

(School of Information Science and Engineer, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The goal of Wireless Mesh gateway deployment for a given wireless Mesh Networks is to optimize gateway deployment which meet user communication delay, communication bandwidth constraints, as well as gateways related attributes (such as Gateway, cluster degree) under the premise of making the least number of gateways, load balance between the gateway and least communications cost at the same time. Particle swarm algorithm have advantage in multi-objective optimization areas. An Optimization Gateway deployment algorithm is proposed based on particle swarm optimization (PSO). this paper redefines particle's velocity, the operation rules of velocity, and the moving equation of particle, and then made a heuristic-based Gateway initial deployment and optimization of the two-stage PSO algorithm. Theoretical analysis and simulation results show the number of gateways based on PSO algorithm is not inferior to the results of other, but in other performance areas: communication costs, the number of gateway nodes, load balancing obvious advantages, compared with Recursive_DS algorithm increased by 38.15%, 7.85% and 7.3%.

Key words: wireless mesh network; gateway placement; multi-objective optimization; particle swarm optimization; two-stage optimization

EEACC:6150P

基于 PSO 的无线 Mesh 网关优化部署算法*

刘安丰, 陈志刚*, 曾 锋

(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 4100832)

摘 要: 无线 Mesh 网关的优化部署目标是对一给定的无线 Mesh 网络, 合理地确定网关部署的方案, 在满足用户通信时延、通信带宽以及网关相关属性约束(如网关的度、簇度数)的前提下, 使得网关数量最少、网关间负载均衡以及总体通信代价最小。利用粒子群算法在多目标寻优方面的优势, 提出了基于粒子群的无线 Mesh 网关优化部署算法。对粒子的速度、速度的相关运算规则和粒子的运动方程进行了重新定义与设计, 然后提出了基于网关启发式初步部署与优化的二阶段粒子群优化算法。理论分析与仿真实验表明, 基于 PSO 的优化算法得到的网关数量不劣于其它算法得到的结果, 而且在其它性能指标方面: 通信代价、网关节点数量、负载均衡方面优势明显, 与 Recursive_DS 算法的相比分别提高了 38.15%、7.85% 和 7.3%。

关键词: 无线 Mesh 网; 网关部署; 多目标优化; 粒子群算法; 二阶段优化

中图分类号: TN919.2

文献标识码: A 文章编号: 1004-1699(2008)07-1251-08

无线 Mesh 网的显著特点是网络中大部分流量汇聚于网关, 网关常常成为网络性能的瓶颈^[1,2]。图 1 所示为 13 个节点组成的 WMN 骨干网, GW_1 和 GW_2 部署为与 Internet 直接相连的网关, 并划分网络为两个簇。图的左边部分是以 GW_1 为首的簇, 簇内

节点 MR_1 、 MR_2 和 MR_3 汇聚的终端流量必须通过网关 GW_1 到达 Internet; 图的右边部分是以 GW_2 为首的簇, 簇内节点 MR_4 、 MR_5 、 MR_6 、 MR_7 、 MR_8 、 MR_9 、 MR_{10} 、 MR_{11} 汇聚的终端流量必须通过网关 GW_2 到达 Internet。由于本文关注的是 WMN 骨干网的设计,

基金项目: 国家自然科学基金资助(60573127); 中国博士后科学基金资助(20060400886); 湖南省科技厅计划资助

收稿日期: 2007-11-07 修改日期: 2008-02-15

所以图中没有画出 Mesh 终端。

根据 WMN 分簇的思想^[3],每个簇有一指定的网关(簇头)负责接入 Internet,簇内节点仅仅负责把流量传输至网关。所以,图 1 中 MR₃ 的流量只能通过 GW₁ 进入 Internet,MR₄ 的流量只能通过 GW₂ 进入 Internet。当然,在路由协议及 MAC 协议中可以实现指定网关的切换,但该问题不属于本文的讨论范围。从图 1 可见,GW₁ 负责三个节点的汇聚流量,而 GW₂ 承担了其它八个节点的流量,GW₁ 和 GW₂ 之间可能会存在负载不均衡的现象,GW₂ 由于承担了过多的流量会造成拥塞,但是 GW₁ 负载较轻,使其资源得不到充分利用。

可见,网关部署的合理与否是网络性能好坏的重要因素。在 WMN 中,网关节点越多其性能越好,但是成本也越高。网关部署问题就是在给定的节点中,选择最少数量的节点作为网关,并以这些网关节点为簇头进行分簇,使得这些簇互不相交,而且覆盖 WMN 中的所有节点,同时簇内的网络性能满足服务质量(QoS)要求。

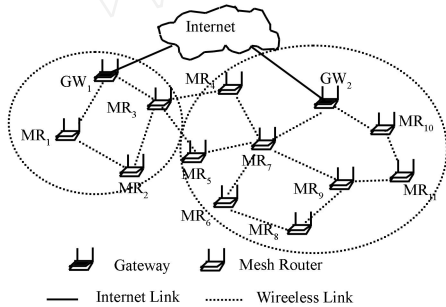


图 1 WMN 骨干网

学者们把网关部署问题模型化为线性规划优化问题,并针对不同的约束条件提出网关部署算法。文献[4]提出了最小化通信时延和最小化通信代价的两个独立的网关部署问题,并对这两个问题分别提出基于统计方法的启发式算法,算法的主要思想是每一步去掉不适合部署网关的点,最后达到问题的优化。文献[5]在保证各个节点带宽要求的前提下,试图最小化网关的数量,并提出贪婪算法来实现它的目标,但是由于该算法每一次迭代都是让网关节点服务尽可能多的节点,可能会导致网关节点负载的不均衡。文献[3]采用分簇的思想,把网关部署问题转化为两个问题,并提出不同链路模型下的贪婪算法,其一是求最小数量的不相交簇覆盖所有节点;其二是每个簇以簇头(网关)为根,建立满足多个 QoS 条件的生成树作为数据传输树。文献[6]在文献[3]的基础上,提出 QoS 约束的网关部署贪婪算法,该算法每一次迭代构造满足 QoS 约束的权值最

小支配集,最后得到满足 QoS 约束的网关数量最少的部署方案。

本文在分析上述算法的基础上,利用粒子群算法在多目标优化上的优点,根据无线 Mesh 网关部署离散运算的特点,对粒子的速度、速度的相关运算规则和粒子的运动方程进行了重新定义与设计,然后提出了基于网关启发式初步部署与优化部署的二阶段粒子群优化算法,理论与实验分析证明了算法的优越性。

1 网络模型及问题描述

1.1 网络模型

为研究 WMN 中的网关部署问题,本文用无向图 $G(V, E)$ 来表示 WMN 骨干网。图中的节点 v 表示 WMN 中的路由器节点和网关节点。 V 中的每一个节点都有一个传输范围,在该传输范围内的邻近节点都可与其直接通信,用 $N(v)$ 表示节点 v 的邻接节点集合;对任给的节点 $u \in N(v)$,存在边 $e_{uv} \in E$,边 e_{uv} 为 WMN 中的节点 v_u 和 v_v 之间的双向传输链路,表示节点 v_u 和 v_v 彼此可以直接通信。

集合 V 中存在一些通过有线电视与 Internet 直接相连的网关节点,WMN 中的流量通过网关节点到达 Internet,用 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_k\}$ 表示这些网关节点的集合。剩下的节点 $\bar{G} = V - G$ 为普通的路由器的节点,主要的作用是汇集 Mesh 终端的流量,并把这些流量转发至各自的网关节点。为研究方便,用权值 $W(v)$ 来表示 Mesh 路由器 v 所汇集的终端流量。对任意网关节点 $g_i \in G$,定义其负载为 $L(g_i) = \sum_{v_i \in \bar{G}} W(v_i)$ (且 v_i 的指定网关为 g_i)。如图 2 所示,各路由器节点旁标明的是它的权值,表示流量或者用户数,网关 GW₁ 的负载为 32(簇内所有节点权值之和),网关 GW₂ 的负载为 59。

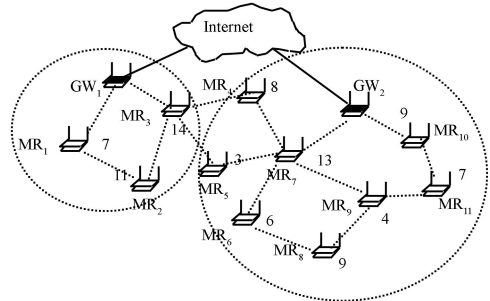


图 2 网关的负载

1.2 问题描述

本文研究 WMN 骨干网的设计,通过合理部署网关,使 WMN 与有线网络有效地整合起来,同时考虑 QoS 因素。网关部署问题就是把 WMN 逻辑

上划分成互不相交的簇, 这些簇覆盖 WMN 中的所有节点, 每个簇选择合理的节点为网关, 同时使得网关数量最少、负载均衡, 整个网络通信代价最小, 并保证网络性能满足 QoS 约束。

节点与网关的距离(跳数)越大, 那么时延就越大, 因此, 为保证端到端的时延, 节点与网关的最短距离不能大于上界 R ; 利用链路干扰模型^[8] 分析网络性能, 可以发现, 瓶颈干扰域决定端到端的带宽, 而节点的度数越大, 其受到干扰的可能性就越大, 其干扰域的权值就会越大, 因此, 为保证端到端带宽, 节点在簇中的度数不能大于上界 D ; 同时, 给簇内节点数量一个上界 S , 尽可能地保证网络的各项性能。定义 $x_i \in \{0, 1\}$, 对节点 $v_i \in V$, 如果 $v_i \in G$ (G 为网关的集合), 那么 $x_i = 1$; 否则 $x_i = 0$ 。定义 $y_{ij} \in \{0, 1\}$, 如果节点 v_j 的指定网关为 g_i , 那么 $y_{ij} = 1$; 否则 $y_{ij} = 0$ 。定义 $d(v)$ 为节点 v 在簇内的度数。定义 d_{ij} 为节点 v_i 与 v_j 之间的最短距离, 以跳数为单位。那么, 本文所研究的网关部署问题就是尽可能地保持网关数量最少, 网关负载的均衡和总体通信代价最小。同时, 各簇的大小、节点的度以及节点与网关的距离满足上界 S 、 D 和 R 。该问题可以描述为整数线性规划优化问题:

$$\begin{cases} \min_K & K = |G| \\ \min_{\text{Var}} & = \sqrt{\frac{1}{G-1} \sum_{g_i \in G} (L(g_i) - \bar{L})^2} \quad S.t. \\ \min_{\text{cost}} & \text{cost} = \sum_{v_i \in V} w_i \times Dis_i \\ |G| & = \sum_{v_i \in G} x_i \\ y_{i,j} & = 1 \quad \forall v_j \in V \\ (d_{i,j} \times y_{i,j}) & \leq R \quad \forall v_j \in V \\ (v_j) i & \leq D \quad \forall v_j \in V \\ y_{i,j} & \leq S \quad \forall g_i \in G \\ L(g_i) & = \sum_{v_i \in V} (y_{ij} \times W(v_j)) \quad \forall g_i \in G \end{cases} \quad (1)$$

这样, 优化部署问题化为三个总体目标: 即最小化网关数量 K , 网关负载均衡, 总体通信代价最小。其中 Var 为网关负载的样本标准差, $\bar{L} = \frac{1}{|G|} \sum_{g_i \in G} L(g_i)$ 为网关负载的平均值, Dis_i 为 v_i 到所在网关的距离, w_i 为其负载量。网络通信代价 cost 为各节点到网关节点的加权和, 即各网络内所有节点的通信与其到达网关节点距离的加权和。同时, 条件 1 到条件 4 表示了网关部署必须满足的基本服

务质量要求。条件 5 表示 V 中的所有节点都有可能成为网关; 条件 6 表示任何一个节点有且仅有一个指定网关; 条件 7 表示任一节点与其指定网关的最短距离不超过 R 跳; 条件 8 表示任一节点在簇内的度数不超过上限 D ; 条件 9 表示指定网关相同(同一簇)的节点数不大于上限 S ; 条件 10 表示网关的负载为簇内所有节点的权值之和。

如上所述, 本文研究的网关优化部署问题转化成了线性规划优化问题, 该问题是 NP 难的问题^[6]。因此, 本文提出用粒子群算法来得到问题的近似解, 首先提出根据给定网关进行 WMN 分簇的启发式算法 Heuristic - Partition, 然后在此基础上设计粒子群算法来得到问题的优化解。

2 PSO 及启发式初始种群算法

2.1 基本的 PSO 算法

基本 PSO 公式如式(2)所示^[8]。假设搜索空间是 D 维的, 粒子群中第 i 个粒子的位置用 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 表示, 第 i 个粒子的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。第 i 个粒子迄今为止搜索的最好位置记为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个粒子迄今为止搜索到的最好位置记为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。对于每一个粒子, 其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据如下式变化:

$$\begin{cases} V_{id} = w \times V_{id} + c_1 \cdot r_1 \times (P_{id} - X_{id}) + \\ \quad c_2 \cdot r_2 \times (p_{gd} - X_{id}) \\ V_{id} = V_{\max} \quad \text{if } V_{id} > V_{\max} \\ V_{id} = -V_{\max} \quad \text{if } V_{id} < -V_{\max} \\ X_{id} = X_{id} + V_{id} \end{cases} \quad (2)$$

其中: r_1, r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; C_1, C_2 是加速度系数; w 是惯量因子, W 为指定的权重系数, 用于控制粒子的历史值影响当前值的程度^[9]。 V_{\max} 是常数, 限制了速度的最大值, 由用户设定。

2.2 启发式初始种群算法

图 3 展示了一种好的网关部署策略能够优化系统性能。与图 2 相比, 在图 3 中 GW_1 负载为 43, GW_2 负载为 48, 网关之间负载比较均衡, 虽然二种方案的总体通信性能代价均为 139, 而图 3 的网关部署方案更加合理。实际上, 如果进一步选择图 3 中的 MR_2 代替 GW_1 , 并设 GW_1 的负载为 11, 这时不但负载均衡, 而且系统总的通信代价下降了 18。由此可见, 不同的网关部署方案具有不同的网络性能。

对于无线 Mesh 网关部署来说, 一个具有 n 个

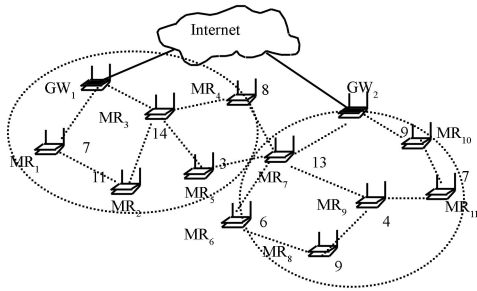


图3 启发式网关部署方案

MR的网络,其组合有 2^n (每个MR的取值有2种,1成为网关,0非网关),但并不是每种组合都是系统的有效解,因此需要产生一组有效解作为粒子算法的初始种群。

相关研究已经证明^[9],优化的初始粒子种群能够加快 PSO 算法求解的速度,减少盲目搜索,提高获得最优化解的概率。因此,在本文中提取了一种二阶段结合的 PSO 算法,算法的第一阶段主要是根据无线 Mesh 网关部署的特点,提出一种启发式网关部署算法,利用算法得到的解作为 PSO 算法优化的初始种群,然后在第二阶段利用 PSO 算法进行优化搜索得到优化的解。启发式算法的算法复杂度很低,而采用优化的初始种群为基础的 PSO 网关部署算法收敛速度较快,从而算法获得较好的总体性能。

本文提出根据已知的网关节点进行分簇的启发式算法 Heuristic-Partition,算法如下:

Algorithm 1: Heuristic-Partition(MR[...])

输入:初始的网关节点序列;

输出:完整的网关节点序列和分簇方案;

步骤:

对任一 $g_i \in G, L(g_i) = 0, C_i = \{g_i\}; r = 1;$

以任一 $g_i \in G$ 为根, QoS 约束广度遍历距离为 r 的节点;

如果 v_i 被 g_i 唯一遍历,则 $C_i = C_i + \{v_i\}, L(g_i) = L(g_i) + W(v_i)$; 如果 v_i 被多个网关遍历,则该节点归属于负载较轻的一方,如 v_i 被网关 g_i, g_j, g_k 同时遍历,且有 $L(g_i) > L(g_j) > L(g_k)$, 则 $C_k = C_k + \{v_i\}, L(g_k) = L(g_k) + W(v_i)$;

$r = r + 1$, 如果 $r < R$, 则转 ;

若所有节点都被簇覆盖,则算法结束; 否则转 ;

在未覆盖的节点中随机(按概率)选择一节点,假设为 v_u ;

$G = G + \{v_u\}$, 并以 v_u 为根 QoS 约束广度遍历建簇;

转。

3 基于 PSO 的网关优化部署算法

基于粒子群算法的无线 Mesh 网络网关部署算法的需要完成的任务主要有: 合理对部署方案进

行编码表示; 产生一定规模的初始种群; 合理地表示粒子“飞行”的速度,运算规则; 对每一次运算得到的新粒子用适应度函数来进行评价。其中最重要的就是如何定义粒子的速度,与粒子的运算规则使其向着全局最优的目标“飞行”。本文对 PSO 算法运算规则进行了重新定义,其主要思想是将速度定义为粒子改进的方向,根据速度对原有部署方案进行改进。而粒子与速度的“加”就是根据速度的指示来替换粒子中相应的位,而“减”运算就是找出当前粒子与个体极优和全局极优值的差异。“乘”运算就是利用“减”运算得到的结果来确定替代位置,即形成速度的值。下面分别给出了算法的各个部分。

3.1 粒子的编码表示

本文使用长度为 $d(d = |V|)$ 的二进制串表示一个粒子, V 是指所有能够部署为网关的 Mesh 路由器,代表着一个网关部署方案,在粒子中,如果第 i 位为“1”,则表示图中的节点 i 为网关节点,否则为普通 Mesh 路由器。

这样一个粒子可以表示为 $X_i = (x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_d})$, 对应一种网关部署方案。 x_{ij} 的取值为 0 或者 1。

例如,对于图 1 中的无线 Mesh 网对应的粒子编码如下所示: $X_i(0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0)$ 表示将第 3 和第 6 个 Mesh 路由节点设置为网关的部署方案。

3.2 初始种群的产生

显然,不是任意的二进制串都是一个可行的部署方案。然而,采用第 3 节提出的启发式算法 Heuristic-Partition 算法可以得到一个完整部署方案。因此本文采用 Heuristic-Partition 算法来获得初始种群。产生初始种群的思想是随机选择 Mesh 网中的一个 MR,令其为网关,然后运行一次 Heuristic-Partition 算法得到一种部署方案,即一个粒子,然后随机选择以前未被选中的一个 MR,令其为网关,同样采用 Heuristic-Partition 算法又得到另一种部署方案。这样,如果需要初始粒子为 n 个的话,则运行 Heuristic-Partition 算法 n 次。但其中有可能得到的粒子相同,则随机指定多个网关然后运行 Heuristic-Partition 算法。这样产生初始种群的算法如下。

Algorithm 2. generate-particle-swarm PS.

输入:粒子群规模 K .

输出:PS.

Begin

PS = ?

while ($|PS| < N$)

```

PS PS Heuristic-Partition(MR[...])
Goto (2)
Output PS
End

```

3.3 粒子的速度表示

速度 V 的作用是改变粒子的位置, 与粒子的位置 X 的定义类似, 速度 V 是一个 d 维向量, 表示为:

$$V = (v_1, \dots, v_i, \dots, v_d), v_i \in \{0, 1\} \quad (3)$$

粒子速度 V 表示路径的改进方向, 即根据速度提示的位置对原来有部署方案进行替换, 速度 V 的每一维上的数据取值有二种: 0 或者 1。但它的含义与粒子 X_i 的意义完全不同, 它表示的是一种替代操作: 如果 v_i 等于 0, 表示空操作, 即用该速度作用某一个位置, 它将不影响该位置上相应维的数据, 而如果它等于 1, 表示把此位置的相应维上的数据修改为它的相反的数 (即原来是 0 则修改为 1, 1 则改为 0)。

3.4 粒子的运算规则

3.4.1 加法 (\oplus) 运算

“加法” (\oplus) 是指粒子与速度相加得到一个新位置, 即: $X_{new} = X + V$ 。

根据前面的论述, 可以得到如下的 \oplus 的公式:

$$\begin{cases} X_{new i} = X_i & \text{if } V_i = 0 \\ X_{new i} = \bar{X}_i & \text{if } V_i = 1 \end{cases} \quad (4)$$

“加法”实际上是把原部署方案的一部分替换成新的方案, 而替换的方向是由局部较优信息和全局较优信息指导的。

例如 $X(0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0)$ 和 $V(0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0)$, 有 $X \oplus V = X_{new}(0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1)$ 。即得到一种新的网关部署方案。

3.4.2 减法 (\ominus) 运算

“减法”实际上是实现“寻向”的操作, 通过当前部署方案与局部较优方案的比较, 以及当前方案与全局较优方案的比较, 寻找差值, 找到位置替换的方向。即两个位置和相减的结果是一个速度 V , 表示为: $V = X_i - X_j$

操作可表示如下:

$$\begin{cases} V_k = 0 & \text{if } X_{ik} = X_{jk} \\ V_k = 1 & \text{if } X_{ik} \neq X_{jk} \end{cases} \quad (5)$$

经过上面的定义, 设全局极优位置为 $P_{global} (P_g)$, 个体最优位置为 $P_{local} (P_l)$, 它与粒子 X_i 的运算分别为 $P_g \ominus X_i, P_l \ominus X_i$ 。得到的结果都为速度, 表示当前结果与 P_g, P_l 差异, 也就是指导粒子“飞行”的方向。

3.4.3 速度的数乘 (\odot)

对于 \odot 操作。我们有如下定义:

$$\begin{cases} V_g = n \odot (P_g - X) \odot r_2, / n, r_2, r_3 & (1..d) \\ V_l = r_2 \odot (P_l - X) \odot r_3 \end{cases} \quad (6)$$

n, r_2, r_3 为一正整数, 可指定或者采用随机产生的方法。 $(P_g - X)$ 表示得到粒子与全局极优值的差异 (是一个速度), 它两边分别乘 r_1 和 r_2 , 表示新的速度 V_g 的第 r_1 维到 r_2 维取 $(P_g - X)$ 相对应维的值, 其它维的值为 0。 V_l 表示的意义同理。

它的实际意义是: 粒子为了更新当前位置, 先运用 \odot 操作分别与当前的全局极优 P_g 以及个体极优 P_l 进行运算后, 得到它应该朝 P_g 和 P_l “飞行”的速度 V_g 和 V_l 。这二个速度与粒子当前位置的 \oplus 操作就是使粒子向优化目标逼近, 应该使全局极优与局部极优都能够在 \oplus 操作中得到体现, 故采用了从 V_g 中选取 r_1 维到 r_2 维的速度, 和从 V_l 中选取 r_2 维到 r_3 维的速度。在粒子位置更新时, 同时与这二个速度相就得到一个新的位置, 这个新位置包含了全局最优的信息, 同时也包含了粒子本身的局部极优的信息, 这样粒子在每次迭代中都同时朝这二个优化目标逼近, 这样满足了 PSO 算法的本质特征。

3.5 适应度函数

适应度函数是用来衡量种群中个体优劣的标准, 它直接反映个体的性能, 性能好的个体适应度函数值大, 性能差的适应度函数值小。根据适应度函数值的大小, 决定粒子的飞行方向。对于这样一个多目标优化问题, 显然无法对其进行直接评价与比较。一般采用归一化方法来对求解结果的优劣进行评价, 也即适应度函数的设计。本文的粒子适应度函数采用加权归一化处理, 即将各指标归一化后加权, 其权重用户可根据实际应用的需要而设置。这样, 本文定义个体 X_k 的适应度函数为:

$$f(X_k) = \frac{1}{n} \frac{n - c(X_k)}{n} + \frac{2}{Q} \frac{Q - \text{Var}(X_k)}{Q} + \frac{3}{C} \frac{C - \text{Cost}(X_k)}{C} \quad (7)$$

其中, $1, 2, 3$ 为加权系数; $c(X_k) = \sum_{i=1}^n b_i^{(k)}$, 为网关数量, n 为网络总节点数; $\text{Var}(X_k)$ 为个体 X_k 所代表的网关部署方案中网关负载的样本标准差, $Q = \text{Max}\{\text{Var}(X_i) / 1 \leq i \leq n\}$ 。 $\text{Cost}(X_k)$ 为个体 X_k 所代表的网关部署方案中通信代价的样本标准差, $C = \text{Max}\{\text{Cost}(X_i) / 1 \leq i \leq n\}$ 。

3.6 基于 PSO 的网关优化部署算法

根据前面的论述, 下面给出基于 PSO 的网关优化部署算法如算法 3 所示。



Algorithm 3: Deploy Gateways with PSO

```

Initialize particle swarm PS using Algorithm 2
//用算法2初始化粒子群
DO
for  $i = 1$  to particle swarm Size //  $i$ 代表第  $i$ 个粒子
calculate the fitness value  $f(x_i)$  of the  $i$ th particle
if  $f(x_i) > f(p_i)$  then  $p_i = x_i$ 
//  $p_i$ 代表第  $i$ 个粒子自身目前为止找到的最优值
 $p_g = \max(p_i)$  //  $p_g$ 表示第  $g$ 个粒子为全局最优值
 $x_i = x_i \oplus (r_1 \odot (P_i - X_i) \odot r_2)$ 
// 粒子向自身所寻极优搜索
 $x_i = x_i \oplus (r_2 \odot (P_g - X_i) \odot r_3)$ 
// 粒子向全局极优搜索
If ( $x_i$  is not a solution)
 $r_1 = r_1 - 1$ ; if  $r_1 > 1$ ;
 $r_3 = r_3 + 1$ ; if  $r_3 < D$ ;
 $r_2 = \text{Random}(r_1, r_3)$ ; // 为  $r_1$ 和  $r_3$ 间的一个随机数;
if ( $r_1 == 1$  and  $r_3 == d$ ) goto ⑩
else goto ;
else goto ⑪
⑩  $x_i = x_i + V_{\text{random}}()$ ;
goto ;
⑪ Next  $i$ 
⑫ While termination criterion is met.

```

在算法3中, r_1, r_2, r_3 初始值为1到 d 中的一随机数。在经过第 和 第 向两个优化极值逼近后,得到的解如果不是一种优化的部署方案,则调整 r_1, r_2, r_3 的值,重做第 和第 步,直到 $r_1 == 1$ and $r_3 == d$ 都能得到一个解,则表明此粒子 x_i 没有进化能力,它与两个优化极值运算的结果就是这两个优化极值。因此加入一个随机速度 $V_{\text{random}}()$,相当于使粒子变异到一个新的位置,提高全局搜索能力。

4 算法分析与评价

为验证本文算法的正确性和有效性,我们进行了仿真实验。实验使用 Microsoft Visual C++ 6.0 在个人计算机上编程实现,主机配置:CPU 为 Pentium4 —1.7 GHz,主存 512M,操作系统为 Windows 2003。

实验首先随机生成一定数量的网络图,图中节点权值在 $[1, 20]$ 随机取值,然后分别应用 Recursive-DS 算法^[6](图中略为 DS)、本文提出的 Heuristic-Partition 算法(图中略为 Heuristic)和 PSO-Placement 混合算法(图中略为 PSO)对随机图构造满足跳数上限 R 、节点度数上限 D 和簇大小上限 S 的网关部署方案,并对实验结果平均值从以下三方面进行分析: 网关数量比较; 网关负载均衡的

比较; 网关的通信代价; 不同的参数对混合算法的影响。

4.1 网关数量比较

实验在 15×15 的区域放置 150 个节点,随机生成 500 个网络拓扑,并对跳数上限 R 、节点度数上限 D 和簇的大小上限 S 取不同值,求取各种情况下三算法得到的网关数量平均值,结果如图 4、5、6 所示。实验中,PSO-Placement 参数取值为, $r_1 = 0.35$ 、 $r_2 = 0.35$ 、 $r_3 = 0.3$,种群大小 $N = 20$,进化迭代次数为 350。从图中可见,本文提出的 PSO-Placement 算法得到网关数量与另两算法得到的数据非常接近,甚至更优。

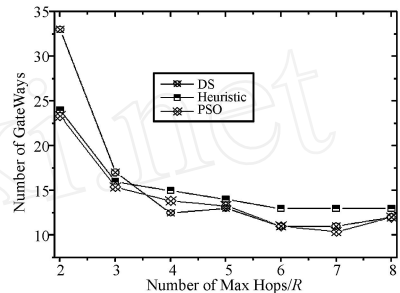


图 4 R 取值对网关数量的影响 ($D = 6, S = 20$)

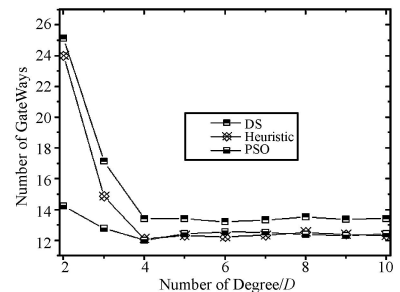


图 5 D 取值对网关数量的影响 ($R = 4, S = 20$)

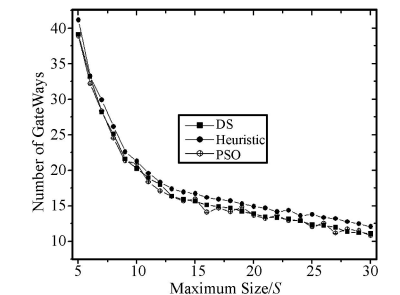


图 6 S 取值对网关数量的影响 ($D = 6, R = 4$)

4.2 网关负载均衡比较

采用前面相同的实验环境与数据,我们可以得到各种情况下,三算法构造的网关部署方案的网关负载均衡情况,如图 7、8、9 所示。

图中明显可见,PSO-Placement 算法取得的 Var 值远远低于另两算法取得的值,与 DS 算法相比约减少 38.15%。因此,混合算法实现了网关部署的网关负载均衡。

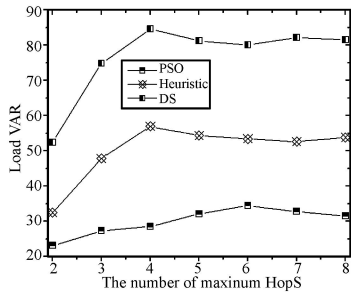


图 7 R 取值对网关负载均衡的影响 (D = 6、S = 20)

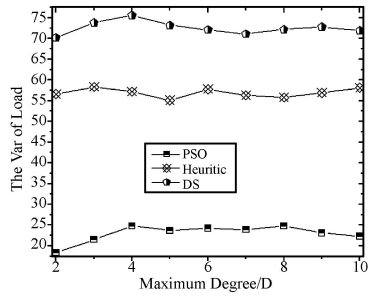


图 8 D 取值对网关负载均衡的影响 (R = 4、S = 20)

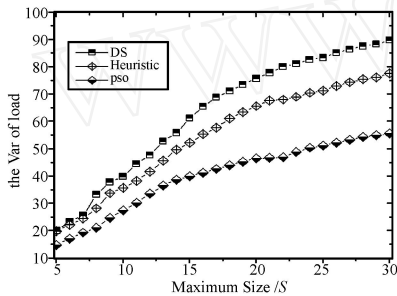


图 9 S 取值对网关负载均衡的影响 (D = 6、R = 4)

4.3 通信代价比较

图 10 表示的是在不同 R 取值情况下的网络通信代价, 图中表示随着 R 取值增加, 网络通信代价的跳数增多, 故通信代价增大。但总体来说, PSO-placement 算法取得的通信代价约是 DS 算法的 92.7%, 相当于降低了总的通信代价约为 7.3%。算法有较明显的效果。与上面的实验类似, 本文还对不同 D, S 取值情况下的通信代价做了比较, 得到了与前面类似的结果, 由于篇幅的关系没有列出。

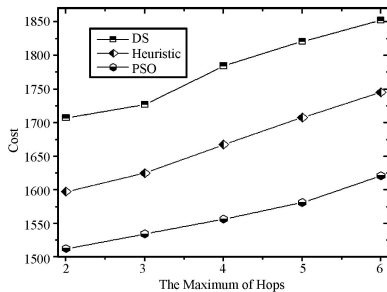


图 10 R 取值对网络通信代价的影响 (D = 6、S = 20)

4.4 算法参数对性能的影响分析

实验中, 当 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 、迭代次数参数取不同值时, PSO-placement 算法取得的结果如图 12、11、12、

13 所示。在本次实验中, 我们并没有令 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 的和为 1, 而是将不变化的参数固定为 0.35, 而每次实验变化其中的一个。

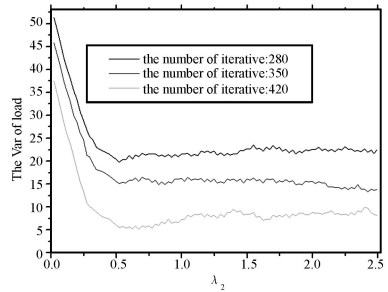


图 11 λ_2 取值对网关负载均衡的影响 (当 $\lambda_1 = 0.35$, $\lambda_3 = 0.35$)

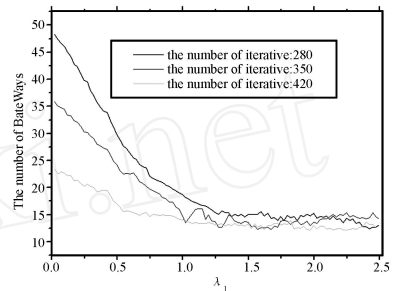


图 12 λ_1 取值对网关数量的影响 (当 $\lambda_2 = 0.35$, $\lambda_3 = 0.35$)

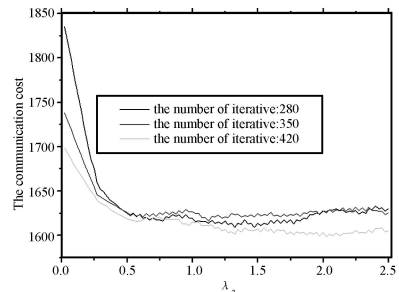


图 13 λ_3 取值对网络通信代价的影响 (当 $\lambda_1 = 0.35$, $\lambda_2 = 0.35$)

从图中可以看出。当增加某一指标的权重系数时, 此项指标能够较快地优化到接近最优值。如图所示, λ_2 增大, 算法得到的网关数量增大, 网关负载标准差 Var 减小; λ_1 增大, 算法得到的网关数量减小, Var 值增大; 算法进化代数增大, 得到的网关数量有所变化, 但 Var 值减小, 达到更好的网关负载均衡。同样, 从图中也可以看 λ_3 参数对通信代价的影响。由此可见, 应该根据应用需求, 恰当地选取参数 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和迭代次, 能够部署较少的网关, 实现网关负载均衡的同时使系统通信性能最优。

5 结论

无线 Mesh 网中网关部署问题是影响网络性能的关键因素。本文在分析已有算法的基础上, 以最小化网关数量、网络的总体通信代价和网关之间的负载均衡为目标, 研究满足 QoS 约束的网关部署问题。本文提出启发式算法与粒子群算法相结合的混

合算法,该算法利用粒子群算法在多目标寻优方面的优势,在较少迭代次数下可以得到较优的解。仿真实验表明,本文算法得到的网关数量与其它算法得到的结果非常接近,甚至更优;在网络通信代价、网关负载均衡方面,该算法优势明显,实现了多目标优化。

参考文献:

- [1] Ian F. Akyildiz, Xudong WANG. A Survey on Wireless Mesh Networks[J]. Communications Magazine, IEEE, 2005, 43(9): 23-30.
- [2] Raffaele Bruno, Marco Conti, Enrico Gregori. Mesh Networks: Commodity Multihop Ad Hoc Networks[J]. Communications Magazine, IEEE, 2005, 43(3): 123-131.
- [3] Yigal Bejerano. Efficient Integration of Multihop Wireless and Wired Networks with QoS Constraints [J]. Networking, IEEE/ ACM Transactions, 2004, 12(6): 1064-1078.
- [4] Jennifer L. Wong, Roozbeh Jafari, Miodrag Potkonjak. Gateway Placement for Latency and Energy Efficient Data Aggregation[C]// Local Computer Networks, 29th Annual IEEE International Conference; 2004:490-497.
- [5] Ranveer Chandra, Lili Qiu, Kamal Jain, Mohammad Mahdian. Optimizing the Placement of Integration Points in Multihop Wireless Networks [C]// Proceedings of IEEE ICNP; 2004; Berlin; 2004.
- [6] Bassam Aoun, Raouf Boutaba, Youssef Iraqi, Gary Kenward. Gateway Placement Optimization in Wireless Mesh Networks With QoS Constraints[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(11): 2127-2136.
- [7] Nagesh S. Nandiraju, Deepti S. Nandiraju, Dharma P. Agrawal. Multipath Routing in Wireless Mesh Networks [C]// IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems (MASS); 2006:741-746.
- [8] Kennedy J, Eberhart RC. Particle Swarm Optimization[C]// Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks, IV. Perth: IEEE Press, 1995. 1942-1948.
- [9] Kazemi BAL, Mohan CK. Multi-Phase Generalization of the Particle Swarm Optimization Algorithm [C]// Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE Inc, 2002. 489-494.



刘安丰(1971-),男,中南大学控制科学与工程博士后,中南大学副教授。主要感兴趣的研究方向为网格计算,传感器网络,anfengliu@sina.com



陈志刚(1964-),男,博士,教授,研究方向为网络计算与分布式处理。