



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 101170503 B

(45) 授权公告日 2010.08.18

(21) 申请号 200710178027.X

审查员 张博

(22) 申请日 2007.11.23

(73) 专利权人 中兴通讯股份有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦法务部

(72) 发明人 罗旭耀

(51) Int. Cl.

H04L 12/56 (2006.01)

H04L 12/24 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 1731761 A, 2006.02.08, 全文.

CN 101043444 A, 2007.09.26, 全文.

KR 20050001685 A, 全文.

尹莹莹, 孙亮. 蚁群算法在 QoS 组播路由问题中的应用. 控制工程 13 增刊. 2006, 13(增刊), 全文.

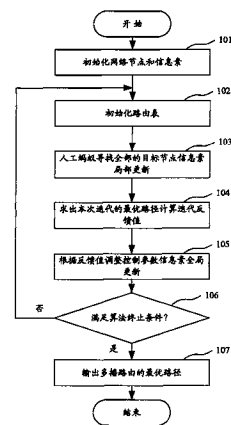
权利要求书 2 页 说明书 6 页 附图 1 页

(54) 发明名称

一种组播路由蚁群算法的优化方法

(57) 摘要

本发明公开了一种组播路由蚁群算法的优化方法, 通过利用该蚁群优化算法求解网络组播路由, 并在算法运行的过程中引入迭代反馈值的概念, 根据每轮迭代中算法求解的状态和信息素的分布计算反馈值, 动态地调整控制参数的取值, 从而使本发明的蚁群优化算法能够自适应地多次迭代求解组播路径最终找到最小费用组播树, 解决了目前蚁群算法性能太过依赖参数初始值的缺陷, 有效避免蚁群算法陷入局部最优的境地, 而且提高了求解网络组播路由的目的。



1. 一种组播路由蚁群算法的优化方法,其特征在于,该方法包括:

a、初始化每个网络节点,为网络节点间的所有链路设置约束条件,并为每条链路的信息素赋初始值;

b、初始化路由表,之后寻找到目标节点对应链路的信息素,并对信息素进行局部更新;

c、迭代计算每条路径的评估函数值及本次的迭代反馈值,并选出本次迭代的最优路径;迭代计算迭代反馈值具体为,根据评估函数

$$F(k) = \sum_{(i,j) \in route_k} c(i,j) * \sum_{(i,j) \in route_k} d(i,j),$$

计算出评估函数的标准差 $\sigma[t]$;将标准差 $\sigma[t]$ 、第 t 次迭代中当前迭代最优路径的持续的代数 $N[t]$ 代入迭代反馈值计算公式 $M[t] = A \cdot \frac{N[t]}{\sigma[t]}$ 中,得到第 t 次迭代反馈值 $M[t]$;其中,

$c(i,j)$ 为链路费用、 $d(i,j)$ 为链路时延 $d(i,j)$, i,j 代表无向图中的网络节点, i 与 j 之间的线路称为链路; A 为修正值;

d、调整迭代反馈值更新蚁群优化算法的控制参数及更新全局信息素,然后进入下一轮迭代计算;

e、判断是否满足终止条件,若满足终止条件,则执行步骤 f;否则,返回步骤 b;

f、选出当前迭代最优组播路由路径并输出。

2. 根据权利要求 1 所述的优化方法,其特征在于,步骤 a 所述约束条件具体为:

计算出从源节点到目标节点间的所有链路时延之和的最大值,作为链路时延约束条件;以及计算出所有链路费用之和的最小值,作为组播路由树的最小费用约束值。

3. 根据权利要求 1 所述的优化方法,其特征在于,步骤 a 所述为每条链路的信息素赋初始值具体为: $\tau_0 = m/C^m$;其中, m 为人工蚂蚁的数量, C^m 为由最近相邻启发式方法构造的路径的长度。

4. 根据权利要求 1 所述的优化方法,其特征在于,步骤 b 所述目标节点满足条件:

$$j = \arg \max_{i \in N_i^k} \{p_{ij}^k\}, p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i \in N_i^k} [\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta};$$

其中, $j \in N_i^k$; α, β 为两个控制参数信息素和启发因子在路径选择中的所占的权重,且设定 $\alpha = 1$; η_{ij} 为链路 (i,j) 上的启发因子,取 $\eta_{ij} = 1/c_{ij} * d_{ij}$; c_{ij}, d_{ij} 分别为边 (i,j) 的时延和费用值。

5. 根据权利要求 1 所述的优化方法,其特征在于,步骤 b 所述对信息素进行局部更新具体为: $\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho) \tau_{ij}$,其中, ρ 为控制参数之一的信息素挥发系数,且其取值范围为 $[0.05, 0.15]$ 。

6. 根据权利要求 1 所述的优化方法,其特征在于,步骤 d 所述调整迭代反馈值更新蚁群优化算法的控制参数及更新全局信息素,包括:

d1、修改启发因子的权重 β 的值,若本次迭代反馈值 $M[t]$ 大于前次的迭代反馈值 $M(t-1)$,则用 $\beta(t+1) = \beta(t)/0.95$ 计算权重 β 的值;否则,用 $\beta(t+1) = 0.95 * \beta(t)$ 计算权重 β 的值,其中, β 的取值范围为 $[0, 5]$;

d2、计算并修改信息素挥发系数 ρ 的值;若本次迭代反馈值 $M[t]$ 大于前次的迭代反馈

值 $M(t-1)$, 则用 $\rho(t+1) = \rho(t)/0.95$ 计算; 否则, 用 $\rho(t+1) = 0.95 * \rho(t)$ 进行计算, 其中, ρ 的取值范围为 $[0.5, 1.5]$;

d3、控制参数的值调整完毕后, 更新全局信息素, 全局信息素的更新规则为: $\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau_{ij}^{bs}$, 其中, $\forall(i, j) \in T^{bs}$; $\Delta\tau_{ij}^{bs} = B/F(\text{best})$, $F(\text{best})$ 为当前迭代最优路径的评估函数值; B 为常量, T^{bs} 为覆盖所有目的节点的最小费用组播树 T 。

7. 根据权利要求 1 所述的优化方法, 其特征在于, 步骤 e 中所述的终止条件为: 所设置的最大迭代次数和 / 或求解组播路由的最优解的精度。

一种组播路由蚁群算法的优化方法

技术领域

[0001] 本发明涉及网络通信的组播 (Multicast) 路由技术, 尤其涉及一种组播路由蚁群算法的优化方法。

背景技术

[0002] 随着计算机互联网络应用的日益广泛和宽带网络服务需求的不断提高, 各种基于互联网的业务越来越多地需要服务质量 (QoS, Quality of Service) 的保证, 而当前提高现有网络的承载能力就成了提高 QoS 的一个重要途径。由于大量地更换或改造硬件的成本较高, 而更换少量部件对提高现有网络承载能力的影响不大, 所以人们越来越关注能够改善网络资源利用率和网络 QoS 的路由策略, 其中, 利用组播技术是目前解决上述问题的一种非常有效的手段。

[0003] 当前的网络传输模式有三种, 即单播、广播、组播, 其中, 组播方式最具有发展前景。在组播方式中, 一份报文在网络中传递, 通过路由器的控制能够保证多个目标节点接收到来自源节点的报文。相对于网络资源占用大的单播方式和非目标节点开销多的广播方式来说, 组播方式具有资源占有小、无效开销少的特点。

[0004] 组播路由问题被证明是一个非确定多项式 (NP, Nondeterministic Polynomial) 困难问题, 现有方法求解组播树时大多使用启发式算法, 如遗传算法、KMB 算法、蚁群算法等。其中, 蚁群算法是受自然界中蚂蚁觅食行为的启发而产生的, 该算法模拟了实际蚁群寻找食物的过程。在自然界中, 蚂蚁群总是能够找到从巢穴到食物源之间的一条最短路径。这是因为蚂蚁在运动过程中能够在其所经过的路径上留下一一种称为外激素 (Pheromone) 的物质。该物质能够被后来的蚂蚁感知到, 并且会随时间逐渐挥发, 每个蚂蚁根据路径上外激素的浓度来指导自己的运动方向, 并且倾向于朝该物质浓度高的方向移动。因此, 如果在某一路径上走过的蚂蚁越多, 则积累的外激素就越多、浓度就越大, 该路径在下一时间内被其它蚂蚁选中的概率就越大。由于在一定时间内, 越短的路径会被越多的蚂蚁访问, 所以随着上述过程的进行, 整个蚁群最终会找到从蚁穴到食物之间的最短路径。外激素在蚁群算法中通常被称为路径信息素。蚁群算法正是利用了自然界中蚁群的这一特性来对最短路径问题进行求解。蚁群算法本身隐含了并行分布计算能力和基于概率的解构建方法, 使得它能够更容易地规避网络拥塞、更有效地求解组播路由问题。

[0005] 然而, 蚁群算法和许多其他的启发式算法一样, 它的性能往往取决于控制参数的取值, 由于现有蚁群算法在计算过程中很少对控制参数的取值进行调整, 因此, 存在如果初始值设置不当, 蚁群算法的性能并不理想的缺陷。

发明内容

[0006] 有鉴于此, 本发明的主要目的在于提供一种组播路由蚁群算法的优化方法, 能有效避免求解组播路由时可能陷入局部最优解的问题, 并能提高求解网络组播路由的速度。

[0007] 为达到上述目的, 本发明的技术方案是这样实现的:

[0008] 一种组播路由蚁群算法的优化方法,该方法包括:

[0009] a、初始化每个网络节点,为网络节点间的所有链路设置约束条件,并为每条链路的信息素赋初始值;

[0010] b、初始化路由表,之后寻找到目标节点对应链路的信息素,并对信息素进行局部更新;

[0011] c、迭代计算每条可能路径的评估函数值及本次的迭代反馈值,并选出本次迭代的最优路径;

[0012] d、调整迭代反馈值更新蚁群优化算法的控制参数及更新全局信息素,然后进入下一轮迭代计算;

[0013] e、判断是否满足终止条件,若满足终止条件,则执行步骤 f;否则,返回步骤 b;

[0014] f、选出当前迭代最优组播路由路径并输出。

[0015] 步骤 a 所述约束条件具体为:

[0016] 计算出从源节点到目标节点间的所有链路时延之和的最大值,作为链路时延约束条件;以及计算出所有链路费用之和的最小值,作为组播路由树的最小费用约束值。

[0017] 步骤 a 所述为每条链路的信息素赋初始值具体为: $\tau_0 = m/C^m$;其中, m 为人工蚂蚁的数量, C^m 为由构造的路径的长度。

[0018] 步骤 b 所述寻找的目标节点满足条件: $j = \arg \max_{j \in N_i^k} \{p_{ij}^k\}$,

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta};$$

[0019] 其中, $j \in N_i^k$; α, β 为两个控制参数信息素和启发因子在路径选择中的所占的权重,且设定 $\alpha = 1$; η_{ij} 为链路 (i, j) 上的启发因子,取 $\eta_{ij} = 1/c_{ij} * d_{ij}$ 。

[0020] 步骤 b 所述对信息素进行局部更新具体为: $\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij}$,其中, ρ 为控制参数之一的信息素挥发系数,且其取值范围为 [0.05, 0.15]。

[0021] 步骤 c 所述迭代计算每条路径的评估函数 $F(k)$ 的值及本次的迭代反馈值 $M[t]$ 具体为:

[0022] c1、根据评估函数 $F(k) = \sum_{(i,j) \in route_k} c(i,j) * \sum_{(i,j) \in route_k} d(i,j)$,计算出评估函数的标准差 $\sigma[t]$;

[0023] c2、将标准差 $\sigma[t]$ 、第 t 次迭代中当前迭代最优路径的持续的代数 $N[t]$ 代入迭代反馈值计算公式 $M[t] = A \cdot \frac{M[t]}{\sigma[t]}$ 中,得到第 t 次迭代反馈值 $M[t]$ 。

[0024] 步骤 d 所述调整迭代反馈值更新蚁群优化算法的控制参数及更新全局信息素,包括:

[0025] d1、修改启发因子的权重 β 的值,若本次迭代反馈值 $M[t]$ 大于前次的迭代反馈值 $M(t-1)$,则用 $\beta(t+1) = \beta(t)/0.95$ 计算权重 β 的值;否则,用 $\beta(t+1) = 0.95 * \beta(t)$ 计算权重 β 的值,其中, β 的取值范围为 [0, 5];

[0026] d2、计算并修改信息素挥发系数 ρ 的值;若本次迭代反馈值 $M[t]$ 大于前次的迭代反馈值 $M(t-1)$,则用 $\rho(t+1) = \rho(t)/0.95$ 计算;否则,用 $\rho(t+1) = 0.95 * \rho(t)$ 进行计

算,其中, ρ 的取值范围为 $[0.5, 1.5]$;

[0027] d3、控制参数的值调整完毕后,更新全局信息素,全局信息素的更新规则为:
 $\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau_{ij}^{bs}$,其中, $\forall (i, j) \in T^{bs}$; $\Delta\tau_{ij}^{bs} = B/F(\text{best})$, $F(\text{best})$ 为当前迭代最优路径的评估函数值。

[0028] 步骤 e 中所述的终止条件为:所设置的最大迭代次数和 / 或求解组播路由的最优解的精度。

[0029] 本发明所提供的组播路由蚁群算法的优化方法,具有以下优点:

[0030] 1) 本发明通过在蚁群算法中引入迭代反馈值的概念,并且通过在每轮迭代中根据组播路由求解状态和信息素的分布再计算反馈值,从而动态地调整控制参数的取值,有效解决了蚁群算法过于依赖参数初始值所导致的得到的组播路由路径常常陷入局部最优的缺陷。

[0031] 2) 本发明组播路由蚁群算法的优化方法,在算法运行过程中根据求解状态及信息素的分布动态修改控制参数,提高了蚁群求解组播路由问题的速度,更能满足网络动态变化的要求。

附图说明

[0032] 图 1 为本发明组播路由蚁群优化算法的处理过程流程图。

具体实施方式

[0033] 下面结合附图及本发明实施例对本发明的方法作进一步详细的说明。

[0034] 本实施例中,计算机通信网用无向图 $G(V, E)$ 表示,其中, $V(v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$ 为网络节点的集合; E 为链路的集合,每条链路 $e(i, j) \in E$,有两个参数:链路费用 $c(i, j)$ 、链路时延 $d(i, j)$ 。在该无向图中, i, j 代表网络节点, i 与 j 之间的线路称为链路,在无向图中称之为边。

[0035] 另外,以 s 表示源节点, $D(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 表示目的节点的集合,规定所有目的节点的时延约束为 Δ 。

[0036] 本发明求解组播路由的问题属于时延受限的组播路由算法问题,具体为:构造一棵根为源节点 s ,且覆盖所有目的节点的最小费用组播树 T ,同时要求树中各个目的节点的时延要满足时延约束 Δ 。

[0037] 其中,目的节点的时延 $d(i, j)$ 是指源节点到目的节点的路径 $p(s, di)$ 上每条边时延的总和,组播树的时延 $D(T)$ 是指目的节点时延的最大值:

$$[0038] \quad D(T) = \max \sum_{(i,j) \in p(s, di)} d(i, j) < \Delta \quad (1)$$

[0039] 其中, T 为组播树; i, j 为网络节点; $d(i, j)$ 为链路时延; Δ 是一个设定的时延约束阈值。

[0040] 而组播路由树的最小代价约束 $C(T)$ 的值为:

$$[0041] \quad C(T) = \min \sum_{(i,j) \in T} c(i, j) \quad (2)$$

[0042] 其中, T 为组播树; i, j 为网络节点; $c(i, j)$ 为链路费用。

[0043] 图 1 为本发明组播路由蚁群优化算法的处理流程图,如图 1 所示,该方法的处理过程包括:

[0044] 步骤 101:初始化网络节点,给出网络节点间所有链路的约束条件和各条链路上的信息素初始值。

[0045] 这里,所述约束条件为时延和费用值,所述时延为 $D(T)$,由公式 (1) 计算得出;所述费用值为 $C(T)$,由公式 (2) 计算得出。决定网络节点间链路的时延和费用值的因素主要有:节点间链路的距离长短、节点间的链路连接方式以及节点间数据传输速率的高低等。

[0046] 所述初始化网络节点还要为网络中全部的相邻节点之间的链路设置信息素初始值 $\tau_0 = m/C^m$,其中 m 代表蚂蚁的数量, C^m 是由最近相邻 (nearest-neighbor) 启发式方法构造的路径的长度。

[0047] 步骤 102:初始化路由表。

[0048] 所述路由表是指存在于节点设备如路由器的存储器中的一张网络地址表。假定路由表为 $route$,初始化路由表时,设置有 m 只人工蚂蚁从源节点出发,并令距离源节点的距离为 0,即 $s = 0$ 。

[0049] 所述人工蚂蚁是指一小段具有特定寻址功能的程序,根据实际需要,通常设置多个这样的程序同时进行并行的寻址运算。

[0050] 步骤 103:使人工蚂蚁寻找全部目标节点的信息素,并对查找到的信息素进行局部更新。

[0051] 所述人工蚂蚁寻找目标节点时,若人工蚂蚁 k 寻找到第 s 个节点则表示为 $route_k(s)$ 。位于节点 i 的人工蚂蚁 k 向下一个节点 j 转移时,节点 j 应满足:

$$[0052] \quad j = \arg \max_{l \in N_i^k} \{p_{ij}^k\}, p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}, \text{假设 } j \in N_i^k;$$

[0053] 其中, $\arg \max_{l \in N_i^k} \{p_{ij}^k\}$ 表示在节点集合 N_i^k 中,节点 j 的 p_{ij}^k 值最大; $N_i^k = S - route_k$, S 是所有存在的节点的集合, $route_k$ 表示第 k 只人工蚂蚁所经过节点的路由集合; τ_{ij} 为边 (i, j) 上的信息素值; η_{ij} 为边 (i, j) 上的启发因子,取 $\eta_{ij} = 1/c_{ij} * d_{ij}$, c_{ij} 、 d_{ij} 分别为边 (i, j) 的时延和费用值;要将它们与时延约束 Δ 和费用约束 $C(T)$ 做比较,如果满足约束条件就进行转移;否则,就选择其他的节点,当所有可能的路径都不满足约束条件时,人工蚂蚁就退出该寻找过程。

[0054] α , β 为两个控制参数,分别表示信息素和启发因子在路径选择中的所占的权重。假定 $\alpha = 1$,而 β 在 $[0, 5]$ 的范围内变化,当每条边被选中时,都调用信息素局部更新规则来更新所选中边的信息素值。

[0055] 所述局部信息素更新规则为:

$$[0056] \quad \tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij}$$

[0057] 其中, ρ 是控制参数,被称为信息素挥发系数, ρ 在 $[0.05, 0.15]$ 的范围内变化。人工蚂蚁寻找目标节点的过程中,节点转移的行为一直持续下去,直到所有人工蚂蚁都找到全部的目标节点为止。

[0058] 这里,判断人工蚂蚁是否找到全部的目标节点的做法是:在组播路由问题中,一份报文在网络中传递,在报文开始传递前会生成一个有组播请求的目标节点的集合 $D(d1,$

d_2, \dots, d_n)。报文传递时,在人工蚂蚁携带的信息中加入目标节点信息,如果转移到的节点在该集合中,就把该节点作为目标节点将报文传给它;如果转移到的节点不属于这个集合,则人工蚂蚁继续找下一个节点,直到最终找到全部的目标节点。

[0059] 步骤 104:迭代计算每条路径的评估函数值及本次的迭代反馈值,并选择出本次迭代的最优路径。

[0060] 所述评估函数为 $F(k) = \sum_{(i,j) \in route_k} c(i,j) * \sum_{(i,j) \in route_k} d(i,j)$,所述选择出本次迭代的最优路径,是指找出使所述评估函数值最小的组播路径。

[0061] 这里,需计算出本次的迭代反馈值,为下一步调整控制参数做准备。所述迭代反馈值的计算公式为:

$$[0062] \quad M[t] = A \cdot \frac{N[t]}{\sigma[t]}$$

[0063] 其中, $M[t]$ 是第 t 次迭代的迭代反馈值; $N[t]$ 为第 t 次迭代中当前迭代最优路径的持续的代数; $\sigma[t]$ 为第 t 次迭代中所有路径评估函数值的标准差; A 为修正值。 $M[t]$ 越大,调整控制参数促使算法探索远离当前迭代最优解的解空间,反之,则增加算法在迭代最优解附近构建新的解的概率。

[0064] 步骤 105:调整迭代反馈值更新蚁群优化算法的控制参数,并更新全局信息素。

[0065] 所述蚁群优化算法涉及到的控制参数有三个,分别是:状态转移控制参数 α , β 和信息素挥发系数 ρ 。

[0066] 一般,先通过修改 β 的值来调整信息素与启发因子在路径选择中的权重之比。 β 的动态调整公式为:

$$[0067] \quad \beta(t+1) = \begin{cases} \beta(t)/0.95 & \text{if } M(t) > M(t-1) \\ 0.95 * \beta(t) & \text{else} \end{cases}$$

[0068] 其中, $M[t]$ 是第 t 次迭代的迭代反馈值, $M(t-1)$ 是 $t-1$ 次迭代的迭代反馈值;若本次迭代反馈值大于前次的,则 $\beta(t+1) = \beta(t)/0.95$;否则, $\beta(t+1) = 0.95 * \beta(t)$ 。当 $M[t]$ 增大时,信息素分布变得较为集中,此时增大 β 的值,可使启发因子的权重增加。 β 的取值范围是 $[0, 5]$,在 β 的取值范围内自动调整取值,可使求得的路径的质量更稳定。若 β 值取某个固定的数值,虽然会在某次求解中可以求得较好的解,但是不能保证十次、百次都能都能求出质量满意的解。但是采用动态调整 β 取值的方式,可使求解都能求出质量较好的解。

[0069] 另外,也可同时使用信息素的局部更新规则和/或信息素的全局更新规则,这两种规则使用相同的信息素挥发系数 ρ ,其公式如下:

$$[0070] \quad \rho(t+1) = \begin{cases} \rho(t)/0.95 & \text{if } M(t) > M(t-1) \\ 0.95 * \rho(t) & \text{else} \end{cases}$$

[0071] 其中, $M[t]$ 是第 t 次迭代的迭代反馈值, $M(t-1)$ 是 $t-1$ 次迭代的迭代反馈值;若本次迭代反馈值大于前次的,则 $\rho(t+1) = \rho(t)/0.95$;否则, $\rho(t+1) = 0.95 * \rho(t)$ 。当 $M[t]$ 增大时,增大信息素的挥发系数,使得构建新的路由路径的可能性增大;当 $M[t]$ 减小时,减小 ρ 的值,使得蚂蚁有较大概率在已知迭代最优路径附近搜索较优秀的路径。如果

ρ 的取值为某一固定值,在迭代过程假如取值太高,则算法很快就会收敛,陷入局部最优的情况,而 ρ 取值过低,就有可能使得优质路径上信息素无法聚集。根据实验得出在这里 ρ 取值范围为 $[0.5, 1.5]$ 内效果较好。

[0072] 最后,控制参数的值调整完毕以后,再进行全局信息素的更新。可按照如下公式对全局信息素进行更新:

$$[0073] \quad \tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau_{ij}^{bs}, \quad \forall (i, j) \in T^{bs} \quad \forall (i, j) \in T^{bs}$$

[0074] 其中: $\Delta\tau_{ij}^{bs} = B/F(\text{best})$; B 为常量; $F(\text{best})$ 是当前迭代最优路径的评估函数值。

[0075] 步骤 106:判断蚁群优化算法是否满足终止条件,若满足,则执行步骤 107;否则,返回步骤 102。

[0076] 所述终止条件根据具体需求设定,可设置为最大迭代次数,也可以设置为最优解的精度。

[0077] 步骤 107:选出当前迭代最优组播路由路径并输出。

[0078] 比较所有路径的评估函数值 $F(k)$,选出使 $F(k)$ 取得最小值的路径作为本次迭代求出的最优路径。

[0079] 以上所述,仅为本发明的较佳实施例而已,并非用于限定本发明的保护范围。

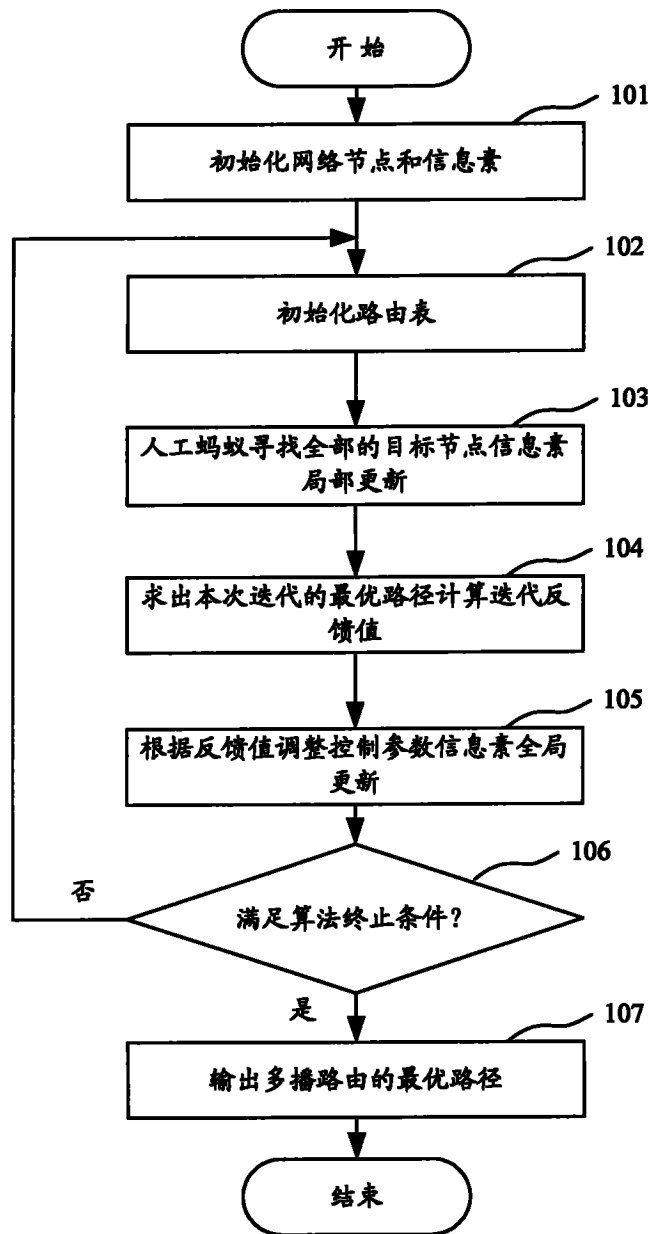


图 1