

求解 QoS 组播路由问题的改进型量子进化算法

张宗飞

ZHANG Zong-fei

台州职业技术学院 计算机工程系,浙江 台州 318000

Department of Computer Engineering, Taizhou Vocational & Technical College, Taizhou, Zhejiang 318000, China

E-mail: zzf925@126.com

ZHANG Zong-fei. Improved quantum evolutionary algorithm for solving QoS multicast routing problem. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(36): 119-121.

Abstract: QoS multicast routing problem is a nonlinear combinatorial optimization problem, which has been proved that the problem is NP-complete problems. This paper gives an algorithm for using the quantum evolutionary algorithm based on the principles of quantum computation to solve such problems, and improves the basic quantum evolutionary algorithm, uses evolutionary equation to adjust quantum gates and uses quantum variation to stop immature convergence in this algorithm, and makes it more suitable for QoS multicast routing solution. The simulation results show the algorithm can quickly search and convergence to the global (approximate) optimal solution, and can maintain a good characteristic as the network scale enlarges, and is superior to other evolutionary algorithm and the basic quantum evolutionary algorithm both in the optimization of speed and in the quality of solution.

Key words: QoS multicast routing; evolutionary algorithm; quantum; network scale

摘 要: QoS 组播路由问题是一个非线性的组合优化问题, 已证明了该问题是 NP 完全问题。提出一种将基于量子计算原理的量子进化算法用于此类问题求解的算法, 该算法对基本的量子进化算法进行改进, 采用进化方程对量子门进行调整, 采用量子变异阻止未成熟收敛, 使之更适合于 QoS 组播路由的求解。仿真结果显示, 该算法能快速搜索并收敛到全局(近似)最优解, 且随着网络规模的增大算法保持了良好的特性, 在寻优速度与解的质量上优于其他进化算法与基本的量子进化算法。

关键词: QoS 组播路由; 进化算法; 量子; 网络规模

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.36.033 文章编号: 1002-8331(2008)36-0119-03 文献标识码: A 中图分类号: TP393

1 引言

近年来, 网络上的多媒体通信和分布式环境中的协同工作等应用越来越广泛, 这些应用对网络提出了不同的服务质量(Quality of Service, QoS)以及组播要求。因此, 如何保证应用中服务质量的要求以及实现多媒体组播通信成为目前研究的热点方向。QoS 中最敏感的指标是时延、带宽以及代价, 网络上时延受限且满足带宽要求的最小组播树问题是一个典型的 NP 难度问题^[1], 难以用传统优化方法求解。目前常采用启发式方法求解 QoS 组播路由问题: 文[2-4]采用相应的遗传算法来求解, 但算法易过早收敛, 收敛速度不很理想。文[5-6]采用相应的蚁群算法进行求解, 算法要求每只蚂蚁在一次循环中遍历所有目标点, 而且对刚走过链路的信息素衰减更新, 使算法有深度搜索的趋势, 会造成大量的无效搜索, 随着网络规模增大将会极大地降低算法效率。文[7]针对多 QoS 约束组播问题提出一种混合蚁群算法, 将遗传算法与蚁群算法相结合, 但由于未采取有效措施抑制遗传算法的早熟现象, 使得算法易陷入局部收敛。文[8]针对该问题提出一种粒子群算法, 但该算法也存在收敛慢, 容易陷入局部收敛等缺陷。如何找到能够克服上述算法

缺陷的新型启发式智能优化算法是目前有效求解 QoS 组播路由问题的关键。

量子计算^[9]利用量子世界的叠加态、相干性和纠缠性等特点, 使得量子信息系统能突破经典信息系统的极限, 目前采用量子计算解决经典计算中的 NP 完全问题已成为研究热点。量子进化算法^[10](Quantum Evolutionary Algorithm, QEA)是新发展起来的一种基于量子计算原理的概率优化方法, 它以量子计算的一些概念和理论为基础, 用量子位编码来表示染色体, 用量子门作用和量子门更新来完成进化搜索, 具有种群规模小而不影响算法性能、同时兼有“勘探”和“开采”的能力、收敛速度快和全局寻优能力强的特点。文[10]提出了量子进化算法的概念, 文[11]将 QEA 用于求解典型的组合优化问题(背包问题)。

本文运用量子进化算法来求解 QoS 组播路由问题, 通过对基本的量子进化算法进行改进, 提出了一种改进算法, 并通过实验验证了该算法。

2 QoS 组播路由问题

QoS 路由的目的是向用户提供端到端的服务质量保证, 它

的质量指标包括延迟(Delay)、延迟抖动(Delay_jitter)、带宽(Bandwidth)、丢包率(Packet_loss)和费用(Cost)等,这些因素构成了QoS路由问题的约束条件。QoS组播路由的目的就是在网络中寻找最优路径,要求从源节点出发,历经所有的目的节点,并且满足所有的约束条件,达到花费最小或达到特定的服务水平。为了方便,在分析路由问题时可将网络看成无向带权的连通图。

网络模型表示为赋权图 $G=(V,E)$,其中 V 是图中所有网络节点(交换机、路由器和主机等)组成的集合, E 是网络双向链路的集合,每一条边表示两节点间的直达通信路径,假设网络是对称的, $e \in V$ 为源点, $M \in \{V-\{s\}\}$ 为终点。对于任一链路 $e \in V$,定义四种属性,延迟函数 $delay(e)$,费用函数 $cost(e)$,带宽函数 $bandwidth(e)$,延迟抖动函数 $delay_jitter(e)$ 。对于任一网络节点 $n \in V$,也定义四种属性,分别为延迟函数 $delay(n)$,费用函数 $cost(n)$,延迟抖动函数 $delay_jitter(n)$,包丢失率函数 $packet_loss(n)$ 。则对于给定的源点 $n \in V$,终点集合 M ,节点 $t \in M$, s 和 M 组成的组播树 $T(s,M)$ 存在下列关系:

$$delay(P(s,t)) = \sum_{e \in P(s,t)} delay(e) + \sum_{n \in P(s,t)} delay(n) \quad (1)$$

$$cost(T(s,M)) = \sum_{e \in P(s,t)} cost(e) + \sum_{n \in P(s,t)} cost(n) \quad (2)$$

$$bandwidth(P(s,t)) = \min\{bandwidth(e), e \in P(s,t)\} \quad (3)$$

$$delay_jitter(P(s,t)) =$$

$$\sum_{e \in P(s,t)} delay_jitter(e) + \sum_{n \in P(s,t)} delay_jitter(n) \quad (4)$$

$$packet_loss(P(s,t)) = 1 - \prod_{n \in P(s,t)} (1 - packet_loss(n)) \quad (5)$$

其中, $P(s,t)$ 为组播树 $T(s,M)$ 上源点 s 到终点 t 的路由路径。

以下给出QoS组播路由问题中约束条件的定义,进行QoS路由的目的是寻找一棵组播树 $T(s,M)$ 满足:

- (1)延迟约束: $delay(P(s,t)) \leq D$;
- (2)带宽约束: $bandwidth(P(s,t)) \geq B$;
- (3)延迟抖动约束: $delay_jitter(P(s,t)) \leq DJ$;
- (4)包丢失率约束: $packet_loss(P(s,t)) \leq PL$;
- (5)费用约束:在满足上述4个约束条件下, $cost(T(s,M))$

最小。

其中, D 、 B 、 DJ 、 PL 分别代表业务对延迟、网络带宽、延迟抖动、包丢失率的约束限制。在本模型中假设所有组播终点的带宽约束相同,而延迟、延迟抖动和包丢失率约束可以互不相同。

3 量子进化算法简介

量子进化算法是量子计算与进化算法相结合的产物,它建立在量子的态矢量表述基础上,用量子比特编码来表示染色体,用量子旋转门和量子非门来实现染色体的更新,从而实现目标问题的优化求解。

3.1 量子位表示法

在QEA中,染色体不是用确定性的值(如二进制数、浮点数或符号等)表示,而是用量子位表示,一个量子位不仅仅表示0或1两种状态,而且同时表示这两种状态之间的任意中间态。一般地,用 n 个量子位就可以同时表示 2^n 个状态,因而对于相同的优化问题,QEA的种群大小可比传统GA小很多。在

QEA中,一个量子位可能处于 $|1\rangle$ 或 $|0\rangle$,或者处于 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 之间的中间态,即 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 的不同叠加态。因此一个量子位的状态可表示为:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (6)$$

其中 α 和 β 可以是复数,表示相应状态的概率幅,且满足下列归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (7)$$

在式(7)中, $|\alpha|^2$ 表示 $|0\rangle$ 的概率, $|\beta|^2$ 表示 $|1\rangle$ 的概率。

在QEA中,一个量子比特代表一个最小的信息单元,用量子比特编码的染色体称作量子染色体,第 t 代的量子种群表示为 $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_n^t\}$,其中 n 为种群规模, q_j^t 为第 t 代种群中第 j 个量子染色体。具体形式可以描述为:

$$q_j^t = \begin{bmatrix} \alpha_{j1}^t & \alpha_{j2}^t & \dots & \alpha_{jm}^t \\ \beta_{j1}^t & \beta_{j2}^t & \dots & \beta_{jm}^t \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中 m 表示量子比特的个数, $j=1,2,\dots,n$ 。QEA正是用量子染色体对问题进行描述的。

采用量子比特的编码方式,一条染色体能够同时表达多个态的叠加,而传统的编码方式只能表示一个具体的状态,所以QEA比其他传统进化算法更容易保持种群的多样性,而且随着 $|\alpha|^2$ 或 $|\beta|^2$ 逐渐靠近1或0,量子染色体逐渐收敛到单一的状态,种群的多样性也随之减小,算法收敛。

3.2 量子旋转门

在QEA中,染色体的状态处于叠加或纠缠状态,因而采用将量子门分别作用于各叠加态或纠缠态的方式,子代个体的产生不是由父代群体决定,而是由父代的最优个体及其状态的概率幅决定。进化操作主要是将构造的量子门作用于量子叠加态或纠缠态的基态,使其相互干涉,相位发生改变,从而改变各基态的概率幅。因此,量子门的构造既是量子进化操作要解决的主要问题,也是QEA的关键问题,因为它直接关系到QEA的性能好坏。在QEA中,主要采用量子旋转门,即:

$$U = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \quad (9)$$

θ 为旋转角。

3.3 算法步骤

量子进化算法的一般步骤如下所示:

- (1)初始化种群 $Q(t)$, $t=0$;
- (2)测量初始种群 $Q(t)$ 中各个体,得到一组状态 $P(t)$;
- (3)对 $P(t)$ 进行适应度评估;
- (4)记录下最佳个体状态及其适应度值;
- (5)While 非结束状态 do

Begin

① $t=t+1$;

②测量种群 $Q(t-1)$,得到状态 $P(t)$;

③对 $P(t)$ 进行适应度评估;

④利用量子门更新 $Q(t)$,得到子代种群 $Q(t+1)$;

⑤记录下最佳个体状态及其适应度值;

End

End

4 求解QoS组播路由问题的改进量子进化算法

4.1 量子比特编码

编码是应用进化算法时要解决的首要问题,因此也是应用

量子进化算法时的首要问题。编码的好坏直接决定了如何进行群体的进化和进化运算的效率。设网络中有 m 个 ($m=[M]$) 节点有组播要求, 每个目的节点 i 的路径集合设为 $\tau_d = \{P_d^1, P_d^2, P_d^3, \dots, P_d^k\}$, 则从每个 τ_d 中选中的路径组合可表示一棵组播树。文中已经提到, 量子进化算法的最大特点是量子比特编码可以同时处在两个量子态的叠加态中。本文采用了两态用一个量子比特进行编码的方式, 根据问题特点, 设计的编码方式为: 染色体 Q 由一个三维数组 $chrom[][][]$ 表示, 其中第一维表示种群大小即多少个染色体, 第二维表示两行即 α 和 β , 第三维表示染色体中的基因个数。这样一个编码包括了所有目的节点, 表达了多个态的叠加, 并且是可行解, 同时也满足时延限制条件, 使量子进化算法比传统进化算法拥有更好的多样性特征。采用量子比特编码可以获得较好的收敛性, 随着 $|\alpha|^2$ 、 $|\beta|^2$ 趋于 0 或 1, 量子比特编码的染色体将收敛到一个单一态。文中采用此编码方式生成初始种群。

4.2 测量初始种群

量子进化算法的编码是多维的, 而进化算法的操作都是对 0、1 字符串进行操作, 因此如何把量子进化的编码映射到二进制编码是一个重要问题。测量过程为: 随机产生一个 $[0, 1]$ 数, 若大于概率幅的平方, 则测量结果取值为 1, 否则取值为 0。然后对这一组解进行适应度评估, 记录下最佳适应度个体作为下一步演化的目标值。

4.3 适应度函数确定

适应度函数是进化算法用来判断个体好坏的衡量尺度。算法中组播树代价和越小, 其适应度越高, 所以适应度函数确定为: 在计算代价和的时候, 如果遇到经过相同链路时, 为避免重复计算则该链路代价只计算一次即可。

4.4 量子旋转门调整

量子门的旋转角的大小和方向不再用查表的方式获得, 而是用进化方程自动地进行调整。进化方程用数学表达式可以表示为:

$$\theta = k_1(p_r - x_i) + k_2(p - x_i) + k_3(p_j - x_i) \quad (10)$$

其中 p_i 为个体所在种群极值, p 为全局极值, p_j 为邻域种群极值, k_1, k_2, k_3 为影响因子。利用式(10)自动调整量子门旋转角度的大小和方向, 有两个主要的优点: 一方面简化了量子遗传算法的结构, 减少了参数的个数; 另一方面, 进化方程具有记忆的特性, 不仅利用了群体最优状态的信息, 也利用了个体自身的局部最优信息, 还可以利用邻域种群的最优信息, 从而更加合理地调整角度 θ , 比基本量子遗传算法具有更好跳出局部极值的能力。

4.5 变异

变异的作用主要在于阻止未成熟收敛和提供算法局部搜

索能力, 本文通过量子非门设计了一种量子变异操作。具体方法如下:

- (1) 以一定的概率 p_i 从种群中随机选取若干个个体;
- (2) 对选中的个体按确定的概率随机确定一个或多个变异位;
- (3) 对选中位量子比特的概率幅执行量子非门操作, 即完成该量子比特的变异操作。

量子变异操作实际上是更改了该量子比特态叠加的状态, 使得原来倾向于坍缩到状态“1”的变为倾向于坍缩到状态“0”, 或者相反。显然, 该变异操作对染色体的所有叠加态均同时有效。

5 实验结果分析

本文采用 Matlab 与 VB 语言混合编程实现了上述求解 QoS 组播路由问题的量子进化算法。通过实验对本文改进的量子进化算法、基本量子进化算法(QEA)以及遗传算法(GA)的性能进行比较。实验在配置为 P4 2.4 GHz 和 512 MB RAM 的微机上运行, 在网络节点数为某值的情况下利用文[12]中的方法随机产生多个网络拓扑, 并分别运行上述算法 50 次, 仿真结果取统计平均值。实验主要对三种算法的收敛速度和寻优能力两个方面的性能进行分析。

表 1、表 2 分别描述了在不同网络规模下, 本文算法与 GA 算法、QEA 算法在收敛迭代次数以及收敛时间上的对比。从表 1、表 2 所显示的实验结果可以得出: 在网络规模较小的时候, 本文算法体现出了较快的收敛速度, 但未能体现出明显优势, 随着网络规模的增大, 本文算法在较短时间内实现了收敛, 体现出了明显优势, 且收敛速度不随网络规模的增大而急剧变化, 保持了良好的性能。

表 1 算法收敛迭代次数对比

网络规模	GA	QEA	本文算法
20	9	14	18
40	25	28	35
80	39	40	56
100	68	89	96
200	95	104	118

表 2 算法收敛时间对比

网络规模	GA	QEA	本文算法
20	0.12	0.075	0.065
40	0.22	0.184	0.112
80	0.52	0.332	0.256
100	1.56	0.678	0.523
200	1.95	1.012	0.958

图 1、图 2、图 3 分别描述了上述三种算法的成功率与迭代次数的关系, 成功率表示路由请求成功的平均数与总共路由请求的平均数的比值。从图 1、图 2、图 3 所显示的实验结果可以看出, 随着迭代次数的增加, 本文算法的成功率呈线性提高, 并迅速接近 1.0, 说明本文算法在寻优速度与解的质量上优于其他两种算法。

6 结束语

在研究 QoS 组播问题的基础上, 提出了一种改进量子进化算法并对该问题进行求解。该算法通过将组播问题的解与量子

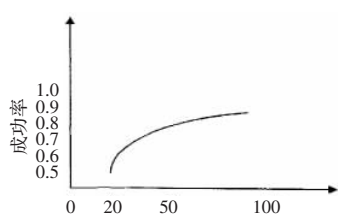


图 1 本文算法的成功率与迭代次数的关系

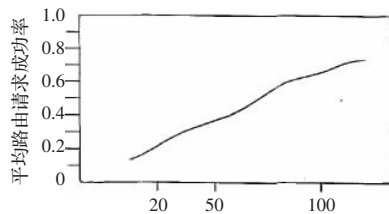


图 2 GA 的成功率与迭代次数的关系

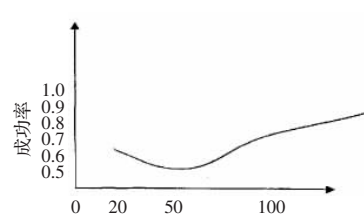


图 3 QEA 的成功率与迭代次数的关系