

基于改进的量子粒子群算法在 QoS 组播路由中的研究

万振凯 曾 蕾

(天津工业大学 天津 300387)

摘 要 针对 QoS 组播路由问题,提出了一种改进的量子粒子群优化算法。为了更好地求解该问题,算法采用预处理机制。首先将图网络拓扑转换为树形网络拓扑,在此基础上进行粒子的编解码,从而杜绝了坏粒子及环路的生产,减少了重复粒子;并利用量子粒子群算法进行粒子群遍历寻优,同时在每次粒子位置移动后,均进行粒子群体的交叉和选择操作,以提高粒子群个体的多样性,增强算法的全局寻优能力,加快算法的收敛速度。最后,将该算法与传统的粒子群优化算法进行编程对比。实验仿真结果表明:改进后的量子粒子群优化算法能获得比传统粒子群优化算法更优的解,同时具有更快的收敛速度及全局寻优能力。

关键词 服务质量,组播路由,预处理机制,量子行为,粒子群优化算法

中图法分类号 TP393.04 **文献标识码** A

Solving QoS Multicast Routing Problem Based on Improved Quantum-behaved Particle Swarm Optimization Algorithm

WAN Zhen-kai ZENG Lei

(Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

Abstract For QoS multicast routing problem, an improved quantum particle swarm optimization algorithm was proposed. In order to solve the problem better, the algorithm uses the preprocessing mechanism. Firstly, the graphical network topology is converted to the tree network topology. On this basis, the codec of particles can easily be established. It is conducive to eliminating the bad particles and loops, also reduces duplication of the particle. Then the quantum-behaved particle swarm optimization was used to update the position of particles. After updating the position of particles, crossover and selection operator enhancing the diversity of particle populations and accelerating the convergence speed were made for particle populations. Finally, for comparison, the algorithm and the traditional particle swarm optimization algorithm were programmed. Simulation results show that the improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm can not only get better solutions than traditional particle swarm optimization algorithm, but also has faster convergence and global optimization capability.

Keywords Quality of server (QoS), Multicast routing, Preprocessing mechanism, Quantum behavior, Particle swarm optimization (PSO) algorithm

1 引言

近年来,随着 IPTV、互联网电视和视频会议等多媒体应用的迅速发展,传统的尽力而为的 Internet 服务模型已经不能满足需要。在此背景下,对资源进行统筹划分,高效利用的服务质量(QoS)服务模型受到越来越多的人的关注和研究。文献[1]已经证明:基于多个不相关可加度量的 QoS 组播路由问题是 NP-完全问题。因此,通常采用启发式算法求解该类问题。

由于计算简单、易于实现、控制参数少等,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法自提出以来,引起了国内外相关领域众多学者的关注和研究,在算法理论分析、性能改进以及应用研究等方面取得了丰硕的成果。尤其是江南大学孙等在 PSO 算法的基本原理的基础上提出从量子力学角度出发,利用量子测不准原理来描述粒子的运动状态,建立

了一种新的 PSO 算法模型,即量子行为粒子群优化(Quantum-behaved PSO, QPSO)算法^[2]。该算法大大提高了 PSO 算法全局收敛性及收敛效率,得到了 PSO 算法发明人之——Kennedy 博士的关注,其将该算法看作是一种新的、能对 PSO 算法未来发展方向产生影响的概率算法之一。

本文将 QPSO 算法应用到求解 QoS 组播路由问题中,并在此基础上引入了交叉算子和选择算子,增强了父代优质基因的传承,大大提高了算法的全局收敛速度和收敛效率。仿真实验表明:该算法具有比传统 PSO 算法更强的全局收敛能力、更快的全局收敛速度,能获得比传统 PSO 算法更优的解。

2 QoS 组播路由的问题描述

QoS 网络可以被描述为一个无向赋权图 $G=(V, E)$, V 是网络节点集, E 为网络中各节点间链路的集合。相应地, $|V|$ 表示顶点的个数, $|E|$ 表示边的个数。

本文用 $s \in V$ 表示多播树的源节点, $M \subseteq \{V - \{s\}\}$ 表示多播树的目的节点集, R^+ 表示正实数集。对于任意一条边 $e \in E$, 可以定义一些 QoS 度量: 延时函数 $delay(e), E \rightarrow R^+$; 花费函数 $cost(e), E \rightarrow R^+$; 带宽函数 $bandwidth(e), E \rightarrow R^+$; 时延抖动函数 $delay_jitter(e), E \rightarrow R^+$ 。同时, 对于每一个顶点 $n \in V$: 延时函数 $delay(n), V \rightarrow R^+$; 花费函数 $cost(n), V \rightarrow R^+$; 时延抖动函数 $delay_jitter(n), V \rightarrow R^+$ 以及丢包率函数 $packet_loss(n), V \rightarrow R^+$ 。本文用 $T(s, M)$ 表示多播树, 它满足如下关系:

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

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

$$B(p(s, t)) = \min(bandwidth(e)), e \in p(s, t) \quad (3)$$

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

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

其中, $p(s, t)$ 表示多播树 $T(s, M)$ 中从源节点 s 到目的节点 $t \in M$ 的一条路径。 $D(\cdot) \in R^+$ 表示时延函数, $C(\cdot) \in R^+$ 表示花费函数, $B(\cdot) \in R^+$ 表示带宽函数, $DJ(\cdot) \in R^+$ 表示时延抖动函数, $PL(\cdot) \in R^+$ 表示丢包率函数。为了满足 QoS 需求, 多播树 $T(s, M)$ 必须满足如下条件:

- a) 时延约束: $D(p(s, T)) \leq QD$;
- b) 带宽约束: $B(p(s, T)) \geq QB$;
- c) 时延抖动约束: $DJ(p(s, T)) \leq QDJ$;
- d) 丢包率约束: $PL(p(s, T)) \leq QPL$ 。

其中, QD 是时延约束值, QB 是带宽约束值, QDJ 是时延抖动约束值, QPL 是丢包率约束值。

不失一般性, 本文规定网络中每对节点之间最多只有一条链路, 并对网络模型进行合理简化: 假设存在一种分配策略, 能将网络节点的 QoS 度量合理地分配到与其相邻的链路 QoS 度量上, 不再单独考虑节点的度量信息。

因此, QoS 多播路由能表述为一个寻找多播树 $T(s, M)$ 的最小化问题, 数学描述如下:

$$\text{Minimize } C(T(s, M)) \quad (6)$$

$$\text{s. t. } D(p(s, T)) \leq QD \quad (6a)$$

$$B(p(s, T)) \geq QB \quad (6b)$$

$$DJ(p(s, T)) \leq QDJ \quad (6c)$$

$$PL(p(s, T)) \leq QPL \quad (6d)$$

3 算法描述

3.1 量子粒子群算法基本思想

在具有 m 个粒子的 PSO 算法中, 每个粒子被看作是一个 D 维空间内的无体积的点。它拥有位置向量, 速度向量, 如: 粒子 i 在第 k 次迭代中的位置向量 $X_{i,k} = (X_{i,k}^1, X_{i,k}^2, \dots, X_{i,k}^D)$ 和速度向量 $V_{i,k} = (V_{i,k}^1, V_{i,k}^2, \dots, V_{i,k}^D)$ 。每个粒子按如下公式进行移动:

$$V_{i,k+1}^j = \omega V_{i,k}^j + c_1 r_{i,k}^j (X_{i,k}^j - P_{i,k}^j) + c_2 R_{i,k}^j (X_{i,k}^j - G_k^j) \quad (7)$$

$$X_{i,k+1}^j = X_{i,k}^j + V_{i,k+1}^j \quad (8)$$

其中, $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, D, c_1$ 和 c_2 为加速因子。它们与权重 ω 可以平衡粒子群算法的全局搜索能力和局部开发能力。向量 $P_{i,k} = (P_{i,k}^1, P_{i,k}^2, \dots, P_{i,k}^D)$ 是粒子 i 在前 k 次迭代中的最佳位置, 向量 $G_k = (G_k^1, G_k^2, \dots, G_k^D)$ 是粒子群体在前 k 次迭代中的全局最优位置。不失一般性, 我们考虑如下最小

化问题:

$$\text{Minimize } f(x), \text{ s. t. } X \in S \subseteq R^D \quad (9)$$

这里 $f(x)$ 是适应值函数, S 为可行解空间。 $P_{i,k}$ 按以下公式进行更新:

$$P_{i,k} = \begin{cases} X_{i,k}, & \text{if } f(X_{i,k}) < f(P_{i,k-1}) \\ P_{i,k-1}, & \text{if } f(X_{i,k}) \geq f(P_{i,k-1}) \end{cases} \quad (10)$$

$$G_k = P_{g,k} \quad (g = \arg \min [f(P_{i,k})], i=1, 2, \dots, m) \quad (11)$$

参数 $r_{i,k}^j$ 和 $R_{i,k}^j$ 是 $(0, 1)$ 上不同的随即均匀分布序列, 可表示为 $r_{i,k}^j, R_{i,k}^j \sim U(0, 1)$ 。通常, 速度分量 $V_{i,k}^j$ 被限定在范围 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 内。

趋势分析^[3]表明: 当每个粒子均收敛于它的局部吸引子 $p_{i,k} = (p_{i,k}^1, p_{i,k}^2, \dots, p_{i,k}^D)$ 时, 粒子群算法全局收敛。其中 $p_{i,k} = (p_{i,k}^1, p_{i,k}^2, \dots, p_{i,k}^D)$ 定义如下:

$$p_{i,k}^j = \varphi_{i,k}^j P_{i,k}^j + (1 - \varphi_{i,k}^j) G_k^j \quad (12)$$

这里 $\varphi_{i,k}^j = c_1 r_{i,k}^j / (c_1 r_{i,k}^j + c_2 R_{i,k}^j)$ 对应于式(7)中的 $r_{i,k}^j$ 和 $R_{i,k}^j$ 。在 PSO 中, 加速因子 c_1 和 c_2 通常设置为相等。因此, $\varphi_{i,k}^j$ 是 $(0, 1)$ 上的随即均匀分布序列, 记为 $\varphi_{i,k}^j \sim U(0, 1)$ 。

在 QPSO^[2] 中, 粒子的速度和位置在量子空间中不能同时确定。因此, 粒子的状态必须用所谓的波函数 ψ 来描述。这里, $|\psi|^2$ 是粒子在空间某一点出现的概率密度。受 PSO 中粒子收敛性分析的启发, 我们假设在第 k 次迭代中, D 维量子空间运动的粒子 i 存在 δ 势阱, 该势阱以 $p_{i,k}^j (1 \leq j \leq D)$ 为中心。令 $Y_{i,k+1}^j = |X_{i,k+1}^j - p_{i,k}^j|$, 则可以得到粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代中的归一化波函数:

$$\psi(Y_{i,k+1}^j) = \frac{1}{\sqrt{L_{i,k}^j}} \exp\left(-\frac{Y_{i,k+1}^j}{L_{i,k}^j}\right) \quad (13)$$

上式满足束缚态条件: 当 $Y_{i,k+1}^j \rightarrow \infty$ 时, $\psi(Y_{i,k+1}^j) \rightarrow 0$ 。 $L_{i,k}^j$ 是波函数特征长度。根据波函数的定义, 概率密度函数如下:

$$Q(Y_{i,k+1}^j) = |\psi(Y_{i,k+1}^j)|^2 = \frac{1}{L_{i,k}^j} \exp(-2Y_{i,k+1}^j / L_{i,k}^j) \quad (14)$$

进而概率分布函数如下:

$$F(Y_{i,k+1}^j) = 1 - \exp(-2Y_{i,k+1}^j / L_{i,k}^j) \quad (15)$$

通过蒙特卡罗随机模拟, 第 $k+1$ 次迭代中, 粒子 i 第 j 维位置可以由以下公式确定:

$$X_{i,k+1}^j = p_{i,k}^j \pm \frac{L_{i,k}^j}{2} \ln(1/u_{i,k+1}^j) u_{i,k+1}^j \sim U(0, 1) \quad (16)$$

这里 $u_{i,k+1}^j$ 为 $(0, 1)$ 上的随机均匀分布序列, 值 $L_{i,k}^j$ 可由以下公式确定:

$$L_{i,k}^j = 2\alpha |X_{i,k}^j - C_k^j| \quad (17)$$

其中, $C_k = (C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^D)$ 被称为平均最优位置, 其通过以下公式确定^[2]:

$$C_k^j = (1/m) \sum_{i=1}^m P_{i,k}^j, 1 \leq j \leq D \quad (18)$$

因此, 粒子根据如下公式进行更新:

$$X_{i,k+1}^j = p_{i,k}^j \pm \alpha |X_{i,k}^j - C_k^j| \ln(1/u_{i,k+1}^j) \quad (19)$$

式(17)和(19)中的 α 称为扩张-收缩因子。通过对它的调整, 可以平衡算法在执行过程中的局部开发和全局搜索能力。以式(19)替代 PSO 中粒子位置更新公式进行粒子位置更新的算法称为量子粒子群优化算法^[2]。

3.2 交叉算子

令粒子群两两随机配对作为父代粒子, 进行交叉操作。交叉采用单点交叉, 交叉点随机选择。例如, 粒子 $X_i = 27431$

2. 采用深度优先遍历算法,对目的节点索引编号;
3. 随机初始化粒子群;
4. for $k=1$ to MAXITER
5. 对种群中每个粒子执行步骤 6-9;
6. 计算每个粒子的适应值;
7. 更新粒子个体最优位置 $P_{i,k}$ 和全局最优位置 G_k ;
8. 通过式(18)计算平均最优位置 C ,并通过式(28)计算参数 α 的值;
9. 通过式(12)和式(19)更新粒子个体位置信息,并对超过目的节点序号范围的位置分量 x_i 在规定范围内随机取值;
10. 交叉操作;
11. 选择操作;
12. endfor;
13. 输出最佳组播树、最佳适应值、最小花费等信息。

5 仿真实验及结果分析

下面用仿真实验说明改进的 QPSO 算法在 QoS 组播问题上的性能。实验用 C++ 编程实现了本文算法与 PSO 算法,网络拓扑如图 4 所示。为便于计算,本文不考虑丢包率这一网络参数,因此式(22)中的适应值函数不再包含最后一项。网络拓扑中的边特性被描述为一个四元组 (D, DJ, B, C) ,即:时延、时延抖动、带宽、花费。在实验中,不再考虑节点特性,并且期望构造一棵以节点 0 为源节点, $M = \{4, 9, 14, 19, 22\}$ 为目的节点的最优组播树。实验参数配置如下:两种算法的种群规模为 50,最大迭代次数为 200,同时设置参数 $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 0.5$;改进的 QPSO 算法在执行过程中,参数 α 的值从 1.0 线性递减至 0.5;PSO 算法在运行过程中权重 w 从 0.9 线性递减至 0.4,加速因子 $c_1 = c_2 = 2.0$ 。

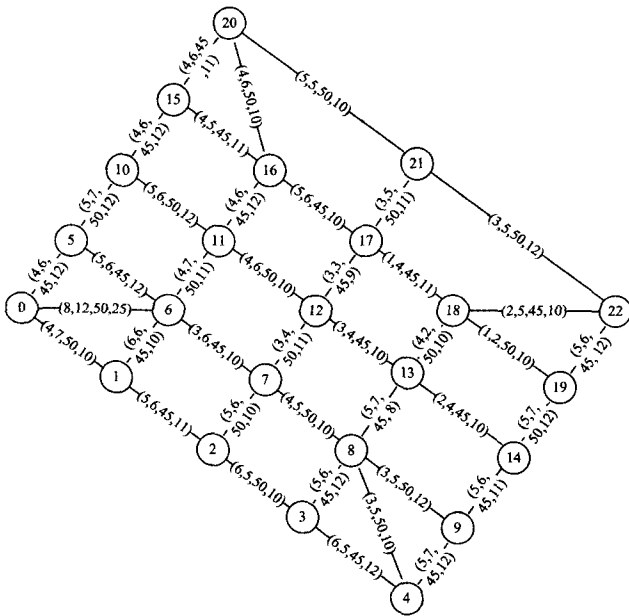
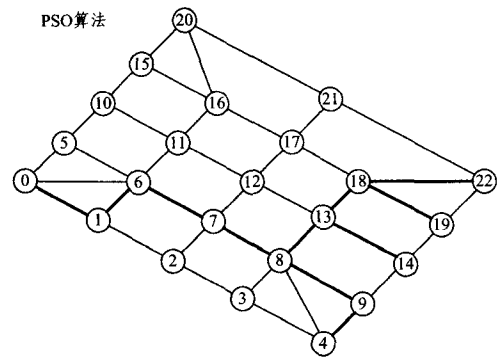


图 4 用于测试的 QoS 网络拓扑

为了更好地对比算法的性能,本文采用两组约束条件:(1) $QD=20, QDJ=30, QB=40$; (2) $QD=25, QDJ=35, QB=40$ 。在约束(1)条件下执行改进的 QPSO 算法和 PSO 算法得到的最佳组播树如图 5 所示。图 6 给出了约束(2)条件下执行两种算法得到的最佳组播树。



改进的QPSO算法

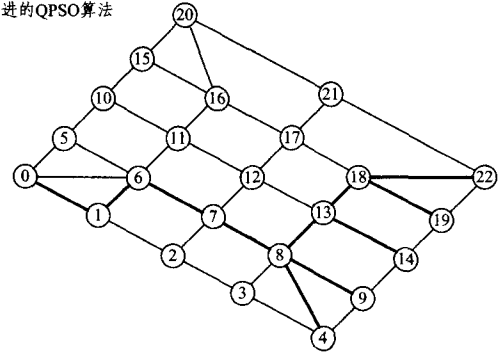
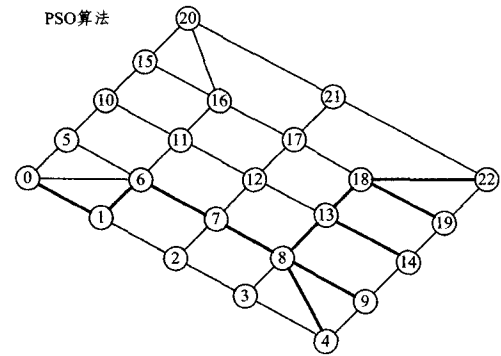


图 5 $QD=20, QDJ=30, QB=40$ 时,运行改进的 QPSO 与 PSO 得到的最佳组播树



改进的QPSO算法

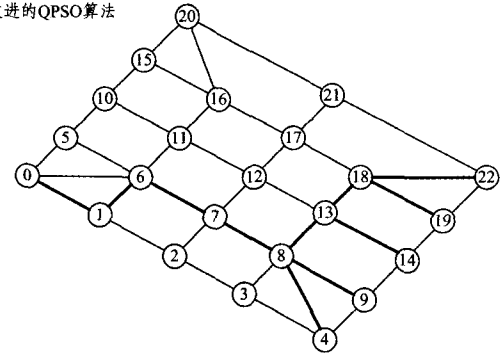


图 6 $QD=25, QDJ=35, QB=40$ 时,运行改进的 QPSO 与 PSO 得到的最佳组播树

图 7、图 8 给出了两种算法在两种约束条件下适应值对比曲线图。图 7 表明,当 QoS 参数变得苛刻时,PSO 算法会陷入局部最优解,而改进的 QPSO 算法则能跳出局部最优,进而达到全局最优;图 8 则说明了改进的 QPSO 算法在全局收敛速度和收敛效率上要优于 PSO 算法。

(下转第 54 页)

C段落集C文章集。进一步引入了字母空图、单词有向图、句子有向图、段落有向图和文章有向图以及相应的字母空图语言、单词有向图语言、句子有向图语言、段落有向图语言和文章有向图语言。由此可知,自然语言是正则语言。作为特例,英语由英语字母集、英语单词集、英语句子集、英语段落集和英语文章集5部分组成,还引入了英语字母空图以及相应的英语字母空图语言等概念。由此可知,英语是正则语言。汉语由汉字集、汉语词汇集、汉语句子集、汉语段落集和汉语文章集5部分组成,还引入了汉字空图以及相应的汉字空图语言等概念。由此可知,汉语是正则语言。这些概念的引入为用计算机处理自然语言打开了一扇新的大门,进而形成自然语言处理的新领域。

参考文献

[1] Bloomfield L. 语言学[M]. 袁家骅,赵世开,甘世福,译.北京:商

务印书馆,2008

[2] 冯志伟,胡凤国. 数理语言学 [M]. 北京:商务印书馆,2012
 [3] 蒋宗礼,姜守旭. 形式语言与自动机理论(第2版)[M]. 北京:清华大学出版社,2007
 [4] Jurafsky D, Martin J H. 自然语言处理综论 [M]. 冯志伟,孙乐,译. 北京:电子工业出版社,2005
 [5] Bondy J A, Murty U S R. Graph Theory with Applications [M]. The Macmillan Press Ltd,1976
 [6] Howie J M. An Introduction to Semigroup Theory [M]. Academic Press, London,1976
 [7] 师海忠,师越. (V, R)-语言[J]. 计算机科学,2014,41(6A):33-36
 [8] 师海忠. 无向图语言[J]. 计算机科学,2011,38(6):259-261,274
 [9] 师海忠. 有向图语言[J]. 计算机工程与应用,2011,47(22):53-56

(上接第42页)

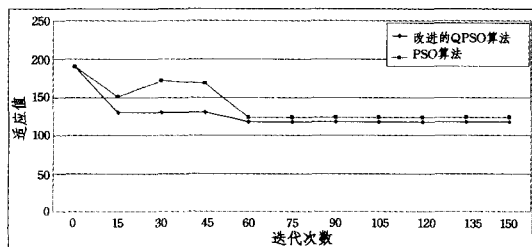


图7 $QD=20, QDJ=30, QB=40$ 时,两种算法适应值对比曲线图

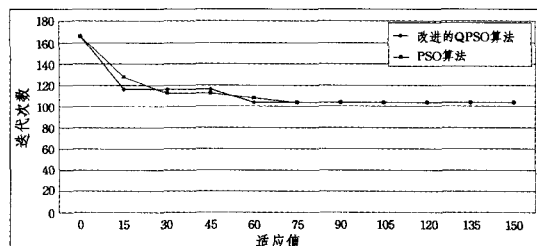


图8 $QD=25, QDJ=35, QB=40$ 时,两种算法适应值对比曲线图

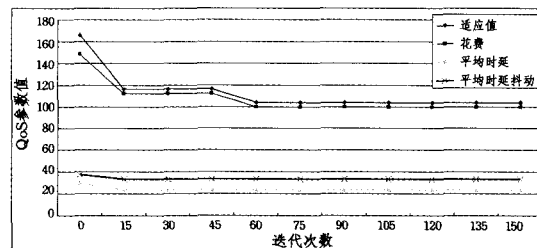


图9 $QD=25, QDJ=35, QB=40$ 时,改进的 QPSO 算法各 QoS 参数曲线图

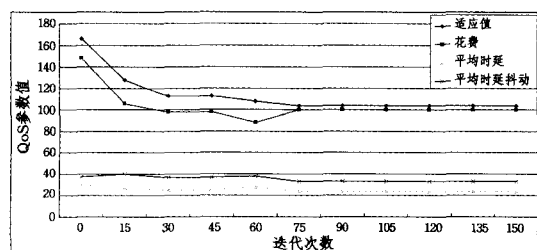


图10 $QD=25, QDJ=35, QB=40$ 时,PSO 算法各 QoS 参数曲线图

图9和图10给出了两种算法在约束2条件下各QoS参数动态曲线图。其中平均时延和平均时延抖动表示组播树中从源节点到目的节点各单播路径的时延和时延抖动的平均值。经过对比可以发现,改进的QPSO算法比PSO算法更加稳定,且具有更快的全局收敛速度和更高的收敛效率,尤其在时延和时延抖动等QoS参数上表现得更加明显。

结束语 本文用量子粒子群算法解决QoS组播路由问题,同时引入了遗传算法中的交叉算子与选择算子,大大提高了算法的执行效率。采用预处理机制进行网络拓扑的转换,极大地简化了算法编解码操作。同时在算法运行过程中,通过动态地调整参数 α 的值来更好地平衡算法的局部开发能力和全局搜索能力。仿真实验表明:该算法高效快速,具有比粒子群算法更好的全局寻优能力。

参考文献

[1] WANG Zheng, CORWCROFT J. Quality-of-service routing for supporting multimedia applications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1996, 14(7): 1228-1234
 [2] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡:江南大学,2009
 [3] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: explosion, stability and convergence in a multi-dimensional complex space [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2002, 6(2), 58-73
 [4] Gen M, Cheng R W. Genetic algorithms and engineering design [M]. New York: John Wiley & Sons, 1996
 [5] Leela R, Thanulekshmi N, Selvakumar S. Multi-constraint QoS unicast routing using genetic algorithm (MURUGA) [J]. Applied Soft Computing, 2011(11): 1753-1761
 [6] Wang Hua, Xu Hong, Yi Shan-wen, et al. A tree-growth based ant colony algorithm for QoS multicast routing problem [J]. Expert Systems with Applications, 2011(38): 11787-11795
 [7] 刘萍, 高飞, 杨云. 基于遗传算法和蚁群算法融合的 QoS 路由算法 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(9): 224-227
 [8] 王征应, 石冰心. 基于启发式遗传算法的 QoS 组播路由问题求解 [J]. 计算机学报, 2001, 24(1): 55-61