

基于精英的量子粒子群优化的 Ad hoc 能耗研究

张 峰^{1,2} 贾智平¹ 蔡晓军¹ 张兰华²

(山东大学计算机科学与技术学院 济南 250101)¹ (泰山医学院信息工程学院 泰安 271016)²

摘 要 在 Ad hoc 网络中,随着多播应用领域的日益扩大,如何构造最小能耗多播树是一个重要问题。针对选择不同的中继节点对构造最小能耗多播树产生的影响,提出了一种优化最小能耗多播树构造的基于精英学习的量子粒子群算法(QPELSO)。为了避免粒子群算法早熟收敛,采用动态逼近学习策略对精英个体进行局部更新,使其跳出局部极值点,引导种群进行有效搜索;借鉴群体早熟判断机制对停滞状态下的精英个体空间进行变尺度混沌扰动,增大种群全局搜索空间,有效平衡了算法的局部和全局搜索能力。模拟实验结果表明,改进后的粒子群算法具有较强的优化能力,并且有效地优化了最小能耗多播树的构造。

关键词 Ad hoc 网络,精英学习,量子粒子群优化,多播路由,最小能耗

中图分类号 TP393 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.025

Energy Consumption in Ad hoc Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization Elitist Learning Algorithm

ZHANG Feng^{1,2} JIA Zhi-ping¹ CAI Xiao-jun¹ ZHANG Lan-hua²

(School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250101, China)¹

(School of Information Engineering, Taishan Medical University, Taian 271016, China)²

Abstract In Ad hoc networks, with the emerging of multicast applications, how to construct a multicast tree of the minimum energy consumption is an important problem. For the effect of the different choices of relay nodes on the construction of the minimum energy consumption multicast tree, quantum-behaved particle and elitist learning swarm optimization algorithm (QPELSO) to optimize the construction of the minimum energy consumption multicast tree was proposed. In order to avoid the premature convergence of the particle swarm optimization algorithm. This method exerts the dynamic-approximation search strategy on the elitist particles to avoid them running into local optima and provides a good guidance for the population. While the algorithm is found to be in a dead state according to the premature judgment mechanism, the mutative-scale chaotic perturbation is used to exhibit a wide range exploration and keep the balance of exploration and exploitation. The results of simulated experiments show that the modified discrete particle swarm optimization algorithm has strong optimization ability, and can effectively optimize the construction of the minimum energy consumption multicast tree.

Keywords Ad hoc networks, Elitist learning, Quantum-behaved particle swarm optimization, Multicast routing, Minimum energy consumption

无线自组网(Ad hoc Networks)是由一组带有无线通信收发装置的移动终端节点组成的一个多跳、临时、无中心网络。Ad hoc 网络在民用和军事应用中具有非常广泛的应用前景,已经成为计算机网络领域一个新的研究热点^[1]。在 Ad hoc 中,节点多采用电池进行供电,以适应其灵活移动的特点,故 Ad hoc 网络是一个能量受限系统。因此,能量消耗是一个需要考虑的关键问题之一。多播是一种一点到多点或多点到多点的通信方式,在典型的 Ad Hoc 网络应用中,经常组成协同工作组采用多播方式通信来有效地利用网络资源。针

对越来越多的多播应用,如何构造最小能耗多播树成为了一个重要的问题。

文献[2]引入共生机制处理约束,运用多相粒子群算法计算最小功率多播树的整数线性规划的最优解,该方法计算代价较高。文献[3]利用 BIP 算法结合模拟退火算法,提出了构造最小能耗广播树的算法。其规模只适用于中小网络。文献[4]将搜索最优中继节点和粒子群优化算法相结合,提出了求解带权无向图的 Steiner 树算法。由于 Ad hoc 的多播特点使其最小能耗多播树问题不同于 Steiner 树问题,文献[5]在构

到稿日期:2013-11-23 返修日期:2014-01-30 本文受山东省自然科学基金(ZR2013FL031),国家安全生产重大事故防治关键技术科技项目(2013084)资助。

张 峰(1978—),男,博士生,主要研究方向为嵌入式系统、可信计算、无线自组网等,E-mail: attzhangfeng@126.com;贾智平(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为嵌入式系统、可信计算、实时系统、无线自组网;蔡晓军(1974—),男,博士生,主要研究方向为嵌入式系统、可信计算、无线自组网;张兰华(1981—),男,博士生,主要研究方向为软件工程、并行计算。

造过程中使用 r-shrink 算法,运用蚁群算法构造最小能耗多播树,但时间代价较高。文献[6]对到达非多播组成员的传输建立惩罚函数,在多播树的构造过程中基于收缩重叠传输范围改变多播树的结构,以减少多播能耗,算法适用于最小能耗广播树而非最小能耗多播树。

针对节点选择过程的不同对构造最小能耗多播树的影响,本文提出了一种基于精英学习的量子粒子群算法,即引入精英学习策略更新吸引子位置,引导粒子在保持多样性的同时向全局最优值进行有效靠拢;提出了两种精英学习策略解决进化过程中不同种群状态,以求达到算法在局部搜索和全局空间搜索的平衡以及在使用全向天线和有向天线情况下优化最小能耗多播树的构造,并通过相关的模拟实验验证了改进后的精英量子粒子群算法的优化性及构造最小能耗多播树的有效性。

1 Ad hoc 网络节点模型

在 Ad hoc 网络中,节点可动态地调整各自发送的能量,本文模型仅考虑节点本身的能量发送,不考虑其对能量的处理。本文的节点路由模型包括天线模型和无线传播模型。

本文采用文献[7,8]的无线和无线传播模型。在全向天线的模式下,节点均匀地进行路由转播,则节点每次的转播信号能量按照 $r^{-\alpha}$ 衰减, r 为节点间的距离, α 为通信媒介参数,本文假设 $\alpha=2$ 。当节点 i 的传输能量 $p_i \geq r_{ij}^2$ 时,节点 j 可以成功接收到节点 i 发送的信号, r_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的距离, β_j 为节点 j 的接收能量门限。节点 i 传输信息的范围由其自身的能量决定,假设节点的能量均匀地分布在天线覆盖范围内,则节点的传输能量 $p_i \geq \frac{\theta_i \times r_{ij}^2}{360}$ 时,位于节点 i 的天线波束内的节点 j 可以成功接收到节点 i 发送的信号, θ_i 为节点 i 的波束宽度。节点 i 的数据传输范围同时受节点 i 的天线波束宽度的影响,则节点 i 的数据传输能量均匀传输时, $p_i = \frac{\max(\theta_i, \theta_{\min}) \times r_{ij}^2}{360}$, 其中 θ_{\min} 为天线的最小波束宽度。由于有向天线的波束宽度较窄,因此进行信息传输时能耗较低,且同等能耗下传输的距离也越远。

假设网络中节点的传输能量分布已知,则模型可以看作有向图模型 $G=(V, E)$, 其中 V 为网络中的节点集合, E 为节点的路径。在节点传输能量或者传输距离发生变化时,相关的网络链路路径被添加或删除,同时拓扑结构也相应发生变化。对于特定的网络系统 G , 假设信息的发送节点为 s , 接收节点集为 $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 网络系统中的其它节点都可以当作中间节点, 本文研究的问题就是在这个网络系统中如何建立最优多播数 $T(V_T, E_T)$, T 的根节点为 s , 叶子节点 $l \in D$, T 中除了源节点 s 和目标节点 D 之外, 其余节点为中继节点。在使用全向天线的情况下, T 中任一节点 i 的传输能量 p_i 取决于它的最大链路传输能量 $p_i = \max\{r_{ij}^2\}$; 在使用有向天线的情况下, T 中任一节点 i 的传输能量 p_i 取决于其最大链路传输能量和其波束宽度 $p_i = \frac{\max(\theta_i, \theta_{\min}) \times \max\{r_{ij}^2\}}{360}$ 。树 T 的总能耗 $p(T)$ 为各个节点的能耗之和, 即 $p(T) = \sum_{i \in V_T} p_i$ 。

假设网络 G 中的节点的位置和传输能量已知, 能量上限为 p_{\max} , 则最小能耗多播树可等价于: 对于给定的网络 G , 从源节点 s 到接收节点 D 中, 搜索以源节点 s 为起点到达目的

接收节点 D , 且满足 $p \leq p_{\max}$ 的最优能耗树 T 。

2 基于精英学习的量子行为粒子群算法

2.1 算法描述

粒子群优化(PSO)算法是一种全局优化进化算法^[9], 由于其具有收敛速度快、流程简单、可调参数少等优点, 目前已被广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法的应用领域。但标准 PSO 算法已被证明在求解复杂优化问题时并不能收敛于全局最优解^[10], 这极大地限制了 PSO 的应用范围。在量子力学的启发下, Sun 等^[11] 提出一种具有量子行为的粒子群优化算法(QPSO)。QPSO 算法利用种群中所有粒子的位置建立分布概率模型, 通过随机采样操作完成了对群体的更新, 使得粒子能够以某一概率出现在整个可行搜索空间的任意位置, 因而 QPSO 算法的全局收敛性能远远优于标准 PSO 算法。

在 QPSO 算法中, 目标的搜索空间为 D 维, 由 M 个粒子组成一个群体, 在第 t 时刻将第 i 个粒子的位置表示为一个 D 维向量 $X_i = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iD}(t))$ 。个体最好的位置为 $P_i(t) = (p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{iD}(t))$, 群体全局最好的位置为 $P_g(t) = (p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gD}(t))$, 其中 g 为全局最优位置下标。在 QPSO^[11] 算法中, 粒子的进化方程为:

$$x_{id} = \varphi_{id}(P_{id} - P_{gd}) + P_{gd} \pm \frac{L}{2} \cdot \ln(1/u) \quad (1)$$

$$L = 2\beta \cdot |m_{best} - x_{ij}(t)| \quad (2)$$

$$m_{best} = (\sum_{i=1}^M P_{i1}/M, \sum_{i=1}^M P_{i2}/M, \dots, \sum_{i=1}^M P_{iD}/M) \quad (3)$$

其中, φ_{id} 为描述粒子位置的波函数; L 为 Delta 势阱的特征长度; β 为收缩-扩张系数。

从式(1)可以得出, 若 P_{id} 和 P_{gd} 相近时, 则粒子将集中在全局最优解附近, 从而出现群体聚集现象。若此时 P_{gd} 在全局最优解的领域内, 则粒子向 P_{gd} 的收敛可提高对领域的局部搜索, 从而提高最优解的精度^[12]; 但如果 P_{gd} 位于局部最优解领域内, 并且距离其全局最优解较远时, 粒子将以较大的概率出现在局部最优解附近, 故容易导致算法早熟。由此可以推断, 吸引子 P_{gd} 的坐标直接决定了该粒子分布区域的中心位置^[13]。为了克服早熟收敛现象, 在吸引子的引导作用下, 针对不同种群状态, 引入两种精英学习策略来更新种群中吸引子位置, 本文形成基于精英学习的量子行为粒子群算法(Quantum-behaved Particle and Elitist Learning Swarm Optimization Algorithm, QPELSO)来求解最小能耗多播树。算法如图 1 所示, 精英选择策略选取个体进入精英个体空间, 将动态逼近学习策略作用于精英个体空间, 提高个体进化中心位置, 以改善算法局部搜索能力, 指引种群有效搜索; 当种群出现聚集现象时, 通过变尺度混沌扰动使得 P_{id} 和 P_{gd} 保持一定距离, 利于扩大种群的搜索范围, 降低算法早熟收敛概率, 寻求算法在全局和局部搜索的有效平衡。

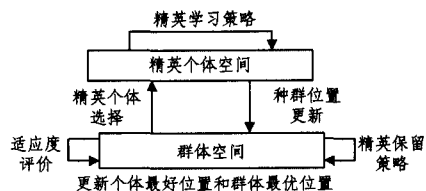


图 1 QPELSO 算法图

2.2 种群初始化

本文种群的初始化分布利用混沌序列算法,该算法具有规律性、随机性和遍历性特点^[14],同时满足初始化时具有的随机性本质和算法搜索的多样性。帐篷映射表达式为:

$$\begin{cases} Z_{i+1}=2Z_i, & 0 \leq Z_i \leq 0.5 \\ Z_{i+1}=2(1-Z_i), & 0.5 \leq Z_i \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

随机初始化 D 个参数序列 $r^k=[r_1^k, r_2^k, \dots, r_D^k]$, 将其代入式(4), 经过 M 次迭代运算产生 D 条运动轨迹, 每条运动轨迹有 M 个序列, 构成了 $M \times D$ 的初始种群。

2.3 动态学习策略

本文先将个体按适应度值进行有序排列, 进入个体空间进行动态逼近学习更新, 从而改善分布中心吸引子坐标。采用动态逼近搜索机制对进化过程中精英个体进行局部寻优, 将更新后的最优解向量作为量子粒子群算法的全局最优解, 种群在新的最优位置的引导下进行有效搜索。动态逼近学习策略表达式如下:

$$x_j^{k+1} = x_j^k \pm A \cdot U \cdot r x_j \quad (5)$$

$$U = c^{-m} \cdot \text{Gen} / G_{\max} \quad (6)$$

$$r x_j = (x_{j\max} - x_{j\min}) \cdot N(0, 1) \quad (7)$$

其中, A 为动态逼近系数, 用于控制精英个体在更新过程中的搜索步长, 初始值取 1; U 为自适应系数, 用于确定迭代过程中调用动态逼近学习策略时精英个体搜索的初始步长值; m 为进化系数; G_{\max} 为最大进化代数; $r x_j$ 为搜索步长; $x_{j\max}$ 和 $x_{j\min}$ 为变量搜索区间的最大值和最小值。

学习策略的实现流程如下:

Step 1 按式(6)、式(7)计算当前搜索的步长值。

Step 2 对精英个体中变量 x_j^k 按式(5)进行有效更新, 其余的 $D-1$ 个变量保持不变。

Step 3 评估 x^{k+1} 的适应度, 若其优于 x^k , 则替换为 x^{k+1} , 保持搜索步长, 转 Step 2, 直到最大逼近次数; 否则转 Step 4。

Step 4 $j=j+1$, 若 $j=D$, 结束本次搜索, 转 Step 5; 否则转 Step 2, 对下一变量继续搜索。

Step 5 $k=k+1$, 若 k 大于搜索次数, 则退出程序; 否则按 $A=aA$ (a 为动态逼近因子) 缩小搜索步长, 按照新的步长转 Step 1 循环执行。

2.4 变尺度混沌学习策略

本文采用平均适应度方差来判断进化是否停滞, 表达式如下:

$$\delta^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i - f_{avg}}{f} \right)^2 \quad (8)$$

$$f = \max[1, |f_i - f_{avg}|] \quad (9)$$

其中, n 为种群规模; f_i 为个体 i 的适应度值; f_{avg} 为平均适应度值; f 为归一化因子。

当粒子群陷入早熟收敛或者达到全局收敛时, 群体将聚集在搜索空间的一个或几个特定的位置, 当这几个极小点相差不大时, 种群的适应度方差将很小, 平均适应度方差是从函数值方面反映粒子分布情况。采用变尺度混沌策略对精英个体空间进行扰动变异操作, 流程如下:

Step 1 由于混沌对初值比较敏感, 取 D 个有微小变异的初值, 其中 $z_j^k \in [0, 1]$, 为个体中的变量维数, k 为第 k 次混

沌搜索次数, $j \in [1, 2, \dots, D]$ 。

Step 2 将 z_j^k 映射到 x_j 的取值区间 $[x_{j\min}^k, x_{j\max}^k]$, 得到混沌变量值:

$$x_j^k = x_{j\min}^k + z_j^k (x_{j\max}^k - x_{j\min}^k) \quad (10)$$

Step 3 比较 $x^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_D^k]$ 的适应度, 若其优于 x , 则用 x^k 替代 x , 否则继续。

Step 4 $k=k+1$, 若 k 大于最大混沌搜索迭代次数, 终止迭代; 否则, 按照式(4)更新混沌变量, 重复 Step2—Step4, 直到最优解保持不变为止。

Step 5 通过方程式(11)和(12)动态缩小各变量的搜索范围, 转 Step 2 继续执行。

$$x_{j\min}^{k+1} = x_j^* - \gamma \cdot (x_{j\max}^k - x_{j\min}^k) \quad (11)$$

$$x_{j\max}^{k+1} = x_j^* + \gamma \cdot (x_{j\max}^k - x_{j\min}^k) \quad (12)$$

其中, x_j^* 为 x_j 的当前最优位置; γ 为变尺度系数。

为使搜索范围不致越界, 需做以下处理:

当 $x_{j\min}^{k+1} > x_{j\min}^k$ 时, $x_{j\min}^{k+1} = x_{j\min}^k$ 。

当 $x_{j\max}^{k+1} > x_{j\max}^k$ 时, $x_{j\max}^{k+1} = x_{j\max}^k$ 。

以上变尺度扰动通过动态改变混沌扰动步长可以有效地扩大个体进化空间范围, 使得 p_{id} 和 p_{gd} 保持一定距离, 减小因多样性下降而出现早熟收敛的可能性。

2.5 算法实验分析

实验引入 Sphere 函数、Tablet 函数、Rastrigrin 函数以及 Rosenbrock 函数。

1) Sphere 函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (13)$$

2) Tablet 函数

$$f(x) = 10^6 x_1^2 + \sum_{i=2}^n (x_i^2)^2 \quad (14)$$

3) Rastrigrin 函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (15)$$

4) Rosenbrock 函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [(1 - x_i)^2 + 100(x_{i+1} - x_i^2)^2] \quad (16)$$

(1) 收敛度分析

以 Sphere 函数、Rastrigrin 函数以及 Rosenbrock 函数作为优化的目标函数, 分别使用 QPSO-RS^[12]、IQPSO^[15]、CMQPSO^[16] 同 QPELSO 算法对比。参照文献[12]的实验设置, 分别测试 10, 20, 30 维的情况, 对应算法的最大迭代次数为 1000, 1500, 2000, 粒子个数为 20, 40, 80。每个算法运行 30 次求解的平均最优值如表 1—表 3 所列。

表 1 Sphere 函数测试结果

m	Dim	G _{max}	CMQPSO	QPSO-RS	IQPSO	QPELSO
20	10	1000	5.54e-28	4.94e-44	4.68e-30	1.66e-28
	20	1500	2.25e-24	1.81e-24	1.57e-12	2.32e-28
	30	2000	3.45e-15	4.17e-15	1.53e-10	1.03e-22
40	10	1000	7.48e-19	9.90e-76	3.48e-3	9.67e-191
	20	1500	1.97e-18	3.06e-44	6.37e-2	1.47e-213
	30	2000	3.45e-15	4.17e-15	1.65e-20	1.22e-238
80	10	1000	4.56e-17	2.38e-98	7.33e-41	2.59e-177
	20	1500	3.76e-16	1.55e-68	3.17e-24	4.94e-202
	30	2000	4.90e-12	4.15e-50	2.16e-21	3.35e-227

表2 Rastrigrin 函数测试结果

m	Dim	G _{max}	CMQPSO	QPSO-RS	IQPSO	QPELSO
20	10	1000	4.995	3.736	3.55	0
	20	1500	11.521	14.963	9.27	0
	30	2000	23.994	23.762	12.47	6.93e-19
40	10	1000	3.017	2.015	1.38	0
	20	1500	15.68	11.92	6.08	0
	30	2000	21.02	15.44	3.47	0
80	10	1000	1.39	1.46	0.67	0
	20	1500	8.09	7.74	4.77	0
	30	2000	14.27	14.67	8.79	0

表3 Rosenbrock 函数测试结果

m	Dim	G _{max}	CMQPSO	QPSO-RS	IQPSO	QPELSO
20	10	1000	9.552	6.912	15.04	7.399
	20	1500	30.98	35.50	38.95	1.499
	30	2000	113.36	72.91	25.97	2.34
40	10	1000	8.03	5.19	4.17	0.039
	20	1500	19.55	19.48	3.79	9.48e-3
	30	2000	31.98	36.73	11.07	1.02e-4
80	10	1000	5.67	5.09	0.76	5.41e-3
	20	1500	17.03	17.09	2.89	7.27e-5
	30	2000	25.77	27.17	10.46	4.02e-6

从测试结果可以看出,在实例中,QPELSO 算法优于其它算法。Sphere 函数形式比较简单,函数最优值所在的区域比较平坦,大多数算法能获得较好的收敛效果,但随着测试函数维数的增加,部分算法出现寻优精度不高的问题。对于 Rosenbrock 函数,QPELSO 算法的测试结果表现出了较好的全局寻优性能。对于 Rastrigrin 函数,QPELSO 算法表现出较好的收敛精度,体现了求解复杂多峰问题的优越性。

(2)时间复杂度分析

根据对 QPELSO 算法的描述可以看出,在其它参数控制不变时,精英个体数量对运行时间有较大的影响。实验结果如表 4 所列。

表4 精英个体数量的影响

个体数量	函数	运行时间
1	Tablet	1.93
	Rosenbrock	3.79
	Rastrigrin	2.80
0.05x	Tablet	2.822
	Rosenbrock	5.7
	Rastrigrin	4.376
0.1x	Tablet	4.08
	Rosenbrock	9.82
	Rastrigrin	8.12

从表 4 可以看出,随着精英个体数量的增加,时间复杂度也相应大幅度增加。同时对于多峰问题的求解,通过增加精英个体数来增强个体的全局寻优能力,提高算法收敛精度。

3 最小能耗多播树构造算法

在基本粒子群算法中,解的形式为位置;而 Ad hoc 网络多播路由问题属于离散的 NP 完全问题,解的基本形式为多播树。所以,要将粒子群算法的思想应用于 Ad hoc 网络多播路由问题中,需要在粒子群算法的基础上,对其解的形式进行改造。

算法中的每一个解,即粒子,为一棵多播树。每个组成员从自己的备选路径集合中选出一条路径,共同构成多播树。将 D 中的目的节点按顺序编号,于是,可以将多播树 T(与其对应的粒子的当前位置 x)表示为 $x = (p_1, p_2, \dots, p_D), p_i = a$

表示从源节点 S 到目的节点 i 选择第 a 条路径。

因此每一维向量的取值都在一定范围的连续正整数内,这样就可以将离散的组合优化问题变成准连续问题来处理。这种编码方式用数字取代序列,大大简化了算法的中间处理过程,而初始种群是一组向量,行数即为种群规模,维数即为目的节点个数,其中任意一行的第一维的数字就代表了从源节点到第一个目的节点的一条路径编号,通过这个编号可以找到对应的路径;同样,第二维的数字就代表了从源节点到第二个目的节点的一条路径编号,依此类推。

求解最小能耗多播树的算法为:

Step 1 随机初始化粒子位置 X_1, X_2, \dots, X_n ; 初始化动态逼近系数 $A=1$; 初始化自适应系数 U ; 初始化进化系数 m 。

Step 2 按照式(5)一式(7)和动态学习策略对个体进行局部寻优,更新后的最优解向量作为全局最优解 P_g , 在新的最优位置的引导下进行迭代搜索。

Step 3 判断平均适应度方差 δ^2 , 若满足进化停滞条件, 则采用变尺度混沌策略对个体空间进行扰动变异操作。

Step 4 如果达到迭代次数, 转 Step 5。否则转 Step 2。

Step 5 输出全局最优解 P_g 。

4 仿真实验和结果分析

为了对该算法的寻优能力进行比较验证,采用文献[17]中的多样性测度方法对粒子群多样性进行度量,则

$$div = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n h_{ij}}{\frac{1}{2}mn(n-1)} \quad (17)$$

其中, n 为粒子数; m 为粒子的维数; h_{ij} 为粒子 i 到粒子 j 的海明距离。

本文算法的初始参数设置如下:收缩-扩张因子 β 为 0.8, 动态逼近因子 a 为 0.2, 变尺度系数 γ 为 0.1, 变尺度混沌扰动 100 次。以 MIP^[18] 算法的适应度将本文算法与 MDP-SO^[17] 算法和 IPSO^[20] 算法的粒子多样性进行对比。为了克服 PSO 算法易于早熟收敛、全局搜索能力较差的问题,MDP-SO 算法中引入一种逐渐递增的惯性权重,以有效地平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力,提高算法获取全局最优解的能力。IPSO 通过对粒子群算法基于粒距聚类度和粒子信息熵计算的改进,提升其最优能耗多播树生成的搜索能力。实验随机地生成具有 50 个节点的网络,分布区域为 1000m², 目的接收节点为 16, 源节点和目的节点集随机生成,粒子规模为 30, 迭代次数为 100, 节点的最大能量不设定,两种算法均运行 20 次,取其均值作为多样性度量,则算法粒子多样性变化如图 2 所示。

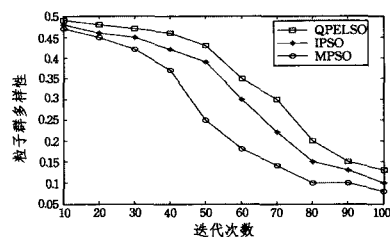


图2 粒子群多样性变化情况比较

从图 2 可以看出,QPELSO 算法优于 MDP-SO 算法和 IPSO 算法。QPELSO 算法通过动态逼近学习策略对精英个体进行局部更新,协助其跳出自身局部极值点,引导种群进行有

效搜索;对停滞状态下的精英个体空间进行变尺度混沌扰动,增大种群全局搜索空间。

为了验证算法的节点能耗优化能力,在全向天线模式下用 MIP 算法对粒子适应度值进行计算,在有向天线模式下用 DMIP^[21]算法计算粒子适应度值,每种算法运行 20 次,取其平均值作为度量值。实验结果如表 5 所列。

表 5 QPELSO 和 MDPSO 优化能力比较

节点数	算法	全向天线	有向天线
20	MDPSO	291999.18	74938.95
	IPSO	291999.16	74936.86
	QPELSO	291899.18	74928.95
40	MDPSO	217837.1	67393.49
	IPSO	216923.3	67129.82
	QPELSO	216583.8	67089.41
60	MDPSO	391425.39	112762.8
	IPSO	387924.21	111924.9
	QPELSO	385227.42	111698.37
80	MDPSO	323976.18	86024.2
	IPSO	321991.83	85928.83
	QPELSO	321725.93	85836.69
100	MDPSO	290188.45	78678.13
	IPSO	289923.21	78392.87
	QPELSO	289887.58	78289.37

从表 5 可以看出,QPELSO 算法求得的平均解普遍优于 MDPSO 算法和 IPSO^[20]算法,表明 QPELSO 算法的优化能力较好。

选取不同的能耗门限在全向天线模式和有向天线模式下进行仿真实验,以对算法构造最优能耗多播树的有效性进行验证,对 30 个不同的网络系统各进行 30 次实验,取其平均值进行度量。网络节点数为 50,分布区域为 1000m²,迭代次数为 30,粒子数在每 10 次仿真中递减,分别取 30、25、20。实验数据如表 6、表 7 所列。

表 6 全向天线模式比较

节点最大传输能量	MDPSO 算法		IPSO 算法		QPELSO 算法	
	平均能耗	平均时耗	平均能耗	平均能耗	平均时耗	平均时耗
250 ²	357327.15	0.21	324875.03	0.20	320736.15	0.20
300 ²	363011.04	0.22	339823.71	0.19	325031.05	0.19
350 ²	359141.86	0.22	328172.83	0.19	321141.86	0.19
400 ²	361928.58	0.22	338232.87	0.19	328259.58	0.19
450 ²	364780.41	0.22	339723.25	0.19	327984.31	0.19
500 ²	372291.98	0.22	349233.27	0.19	331225.68	0.19
600 ²	370427.15	0.22	329874.34	0.19	301473.36	0.19
700 ²	367317.7	0.22	338764.83	0.19	318358.17	0.19
800 ²	360518.94	0.22	338794.23	0.19	319718.74	0.19
1000 ²	363336.21	0.22	339973.82	0.19	321376.49	0.19

表 7 有向天线模式比较

节点最大传输能量	MDPSO 算法		IPSO 算法		QPELSO 算法	
	平均能耗	平均时耗	平均能耗	平均能耗	平均时耗	平均时耗
200 ²	100558.42	1.61	99776.82	1.21	99076.51	1.15
250 ²	101876.1	1.61	99983.74	1.22	98589.43	1.16
300 ²	99793.47	1.61	98293.22	1.22	96796.61	1.15
350 ²	101256.81	1.61	99929.29	1.22	97846.79	1.15
400 ²	102123.55	1.61	99873.98	1.22	98035.74	1.15
450 ²	100520.05	1.61	99923.87	1.21	97993.27	1.16
550 ²	100883.66	1.61	99843.45	1.22	97892.29	1.15
650 ²	99902.39	1.61	98329.32	1.22	96802.72	1.15
750 ²	99034.84	1.61	98231.28	1.21	96226.84	1.16
950 ²	102360.27	1.61	100217.62	1.22	99286.62	1.15

表 6 为全向天线模式下 3 种算法在不同能耗门限时的算法执行效率;表 7 为在有向天线模式下,最小波束宽度为 90 度时 3 种算法在不同能耗门限下的算法执行效率。实验证明,在不同能耗门限下,本文算法具有较好的最优能耗多播树构造效率。

结束语 在无线 Ad hoc 网络中如何构造最小能耗多播路由树是一个重要问题。本文首先分别分析了该问题的数学模型,针对不同的节点选择对构造最小能耗多播树的影响,采用基于精英学习的量子粒子群算法,优化和提高最小能耗多播树的构造,最后通过模拟实验验证了精英学习的量子粒子群算法有效地提高了最小能耗多播树的构造,提升了算法的鲁棒性,降低了算法的执行时间和能耗。进一步的研究工作为将算法与一些局部优化算法相结合,以获取更优的近似最小能耗多播树。

参考文献

- [1] 李腊元,李春林. 计算机网络技术(第 2 版)[M]. 北京:国防工业出版社,2004
- [2] Yuan P, Ji C L, Zhang Y, et al. Optimal multicast routing in wireless ad hoc sensor networks[C]//Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. 2004:367-371
- [3] Montemanni R, Gambardella L M, Das A K. The minimum power broadcast problem in wireless networks; a simulated annealing approach[C]//Proceedings of the 2005 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. New Orleans, LA, USA, 2005:2057-2062
- [4] Zhong W L, Huang J, Zhang J. A novel particle swarm optimization for the Steiner tree problem in graphs[C]//Proceedings of the 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong, China, 2008:2460-2467
- [5] Hernandez H, Blum C. Energy-efficient multicasting in wireless ad-hoc networks; an ant colony optimization approach[C]//Proceedings of the 2008 IEEE International Symposium on Wireless Communication Systems. Reykjavik, Iceland, 2008:667-671
- [6] Min M, O'brien A F, Shin S Y. Partitioning-based SOR for minimum energy multicast tree problem in wireless ad hoc networks [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Computer Communications and Networks. San Francisco, CA, USA, 2009:1-6
- [7] Wieselthier J E, Nguyen G D, Ephremides A. Energy-aware wireless networking with directional antennas; the case of session-based broadcasting and multicasting[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2002, 1(3):176-191
- [8] Guo S, Yang O. Energy-aware multicasting in wireless ad hoc networks; a survey and discussion[J]. Computer Communications, 2007, 30(9):2129-2148
- [9] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth:IEEE, 1995:1942-1948

- [2] 黄伟琦,陈志刚,梁滢青,等.基于多混沌系统的医学图像加密算法[J].计算机科学,2012,39(12):261-263,299
- [3] Li Shu-jun, Mou Xuan-qin, Cai Yuan-long. Pseudo-random bit generator based on couple chaotic systems and its applications in stream-cipher cryptography[M]//Progress in Cryptology-INDOCRYPT 2001. Springer Berlin Heidelberg,2001:316-329
- [4] Liu Nian-sheng. Pseudo-randomness and complexity of binary sequences generated by the chaotic system[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2011, 16(2): 761-768
- [5] Chee C Y, Xu D. Chaotic encryption using discrete-time synchronous chaos[J]. Physics Letters A,2006,348(3):284-292
- [6] Kocarev L, Jakimoski G. Logistic map as a block encryption algorithm [J]. Physics Letters A,2001,289(4):199-206
- [7] Fridrich J. Symmetric ciphers based on two-dimensional chaotic maps[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos,1998,8(6):1259-1284
- [8] Chen Guan-rong, Mao Yao-bin, Chui C K. A symmetric image encryption scheme based on 3D chaotic cat maps[J]. Chaos, Solitons & Fractals,2004,21(3):749-761
- [9] Zhu Zhi-liang, Zhang Wei, Wong K, et al. A chaos-based symmetric image encryption scheme using a bit-level permutation [J]. Information Sciences,2011,181(6):1171-1186
- [10] Tong Xiao-jun, Cui Ming-gen. Image encryption scheme based on 3D baker with dynamical compound chaotic sequence cipher generator[J]. Signal Processing,2009,89(4):480-491
- [11] Tong Xiao-jun. Design of an image encryption scheme based on a multiple chaotic map[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation,2012,18(7):1725-1733
- [12] Rhouma R, Meherzi S, Belghith S. OCML-based colour image encryption[J]. Chaos, Solitons & Fractals,2009,40(1):309-318
- [13] Xu Shu-jiang, Chen Xiu-bo, Zhang Ru, et al. An improved chaotic cryptosystem based on circular bit shift and XOR operations [J]. Physics Letters A,2012,376(10):1003-1010
- [14] Mazloom S, Eftekhari-Moghadam A M. Color image encryption based on coupled nonlinear chaotic map[J]. Chaos, Solitons & Fractals,2009,42(3):1745-1754
- [15] Wang Yong, Wong K, Liao Xiao-feng, et al. A chaos-based image encryption algorithm with variable control parameters[J]. Chaos, Solitons & Fractals,2009,41(4):1773-1783
- [16] Zhang Wei, Wong K, Yu Hai, et al. An image encryption scheme using reverse 2-dimensional chaotic map and dependent diffusion [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation,2013,18(8):2066-2080
- [17] Fu Chong, Chen Jun-jie, Zou Hao, et al. A chaos-based digital image encryption scheme with an improved diffusion strategy [J]. Optics Express,2012,20(3):2363-2378
- [18] Shannon C E. Communication theory of secrecy systems [J]. Bell system technical journal,1949,28(4):656-715
- [19] Wang Yong, Wong K, Liao Xiao-feng, et al. A new chaos-based fast image encryption algorithm [J]. Applied soft computing, 2011,11(1):514-522
- [20] Schneier B. Applied cryptography: protocols, algorithms, and source code in C[M]. John Wiley & Sons,2007
- [21] 郭建胜,张锋.一种图像加密算法的等效密钥攻击方案[J].电子学报,2010,38(4):781-785
- [22] Solak E, Cokal C, Yildiz O T, et al. Cryptanalysis of Fridrich's chaotic image encryption[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos,2010,20(05):1405-1413
- [23] Lian S, Sun J, Wang Z. A block cipher based on a suitable use of the chaotic standard map[J]. Chaos, Solitons & Fractals,2005, 26(1):117-129

(上接第136页)

- [10] Van den Bergh F. A new locally convergent particle swarm optimizer[C]//Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Tunisia; IEEE,2002:94-99
- [11] Sun J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proc of 2004 Congress on Evolutionary Computation. Portland; IEEE,2004:325-331
- [12] 龙海侠,须文波,王小根,等.基于选择操作的量子粒子群算法[J].控制与决策,2010,25(10):1499-1506
- [13] 章国勇,伍永刚,顾巍.基于精英学习的量子行为粒子群算法[J].控制与决策,2013,28(9):1341-1348
- [14] 刘军名,高岳林.混沌粒子群优化算法[J].计算机应用,2008,28(2):322-325
- [15] Chen D B, Wang J T. An improved group search optimizer with operation of quantum-behaved swarm and its application [J]. Applied Soft Computing,2012,12(2):712-725
- [16] 逢珊,杨欣毅,张小峰.混沌映射的多种群量子粒子群优化算法[J].计算机工程与应用,2012,48(33):56-62
- [17] 武晓今,朱仲英.遗传算法多样性测度问题研究[J].信息与控制,2005,34(4):416-422
- [18] Wieselthier J E, Nguyen G D, Ephremides A. On the construction of energy-efficient broadcast and multicast trees in wireless networks [C]//Proceedings of IEEE INFOCOM' 2000. Tel Aviv, Israel,2000:585-594
- [19] 朱晓建,沈军.基于粒子群优化的 ad hoc 网络最小能耗多播路由算法[J].通信学报,2012,33(3):52-58
- [20] 李渊,杨立波.基于最优能耗多播树构造的 Ad hoc 网络节点路由算法研究[J].计算机科学,2013,40(4):115-118
- [21] Wieselthier J E, Nguyen G D, Ephremides A. Energy-aware wireless networking with directional antennas: the case of session-based broadcasting and multicasting[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2002,1(3):176-191