

基于量子遗传算法的无线传感网络路由优化

夏俊¹, 凌培亮¹, 虞丽娟¹, 杨劲松²

(1. 同济大学 机械与能源工程学院, 上海 201804; 2. 同济大学 继续教育学院, 上海 200092)

摘要: 考虑到无线传感网络(WSN)传感器节点的能量有限性,分析了 WSN 的网络模型和能量模型,提出一种基于改进量子遗传算法的路由优化算法.利用复杂连续函数测试,验证了算法的性能和可行性.经仿真分析,证明该算法应用于 WSN 路由优化问题时,能更快速和更稳定地求解最小能量代价的数据传输路径,从而减少 WSN 传感器节点的能量消耗,延长整个 WSN 网络的使用寿命.

关键词: 无线传感网络(WSN); 路由优化; 量子计算; 量子遗传算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Routing Optimization on Wireless Sensor Networks Based on Quantum Genetic Algorithm

XIA Jun¹, LING Peiliang¹, YU Lijuan¹, YANG Jinsong²

(1. School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. College of Continuous Education, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Focusing on the routing optimization of data transmission in wireless sensor network (WSN), the network and energy models of WSN were analyzed based on the energy constraint of sensor nodes. In addition, a route optimization algorithm based on the improved quantum genetic algorithm (IQGA) was proposed. The performance and feasibility of the algorithm was verified by means of the optimization trial on the complex continuous functions. The simulation results reveal that when applied to the route optimization of WSN, IQGA is capable of searching minimum energy-cost route with higher expeditiousness and stableness, which indicates that the energy cost of WSN sensor nodes is diminished, and the WSN service life is extended.

Key words: wireless sensor network (WSN); route optimization; quantum computing; quantum genetic algorithm

为中心,以数据为要素,以传输为目的,以应用为导向.不同于传统的计算机网络,“小存储空间、低计算能力、大覆盖密度、难电池替换”是 WSN 计算节点的主要特点.同时,短距离多跳路由的传输方式又会增加网络时延,造成网络实时性能下降^[1]. WSN 的路由优化是以满足业务应用需求为前提,在最短时间内寻求能量消耗最小且传输路径最短的数据传输路由.目前,如蚁群^[2-3]、模拟退火^[4]、粒子群^[5-6]等智能算法已逐渐应用于 WSN 路由优化问题.

量子遗传算法(QGA)是由 Narayanan 和 Moore 于 1996 年首次提出,在传统遗传算法(GA)的基础上,通过加入量子计算(QC)概念后形成的概率进化算法^[7].QC 的天然并行性使 QGA 在面对复杂问题和海量信息时能够进行处理和求解.与 GA 相比, QGA 具有更多样的种群和更强的全局搜索能力,在收敛速度、稳定性、全局最优解等方面得到显著提升.目前,对 QGA 的改进主要集中在量子编码改进^[8-9]、量子门旋转策略改进^[10-11]、引入新的算子^[12]、并行性优化^[13]等方面.

本文通过 WSN 网络模型和能量模型的定义与分析,引入了一种改进的动态量子旋转门调整策略,加速了量子遗传算法的收敛过程,并通过引入灾变策略避免了算法早熟.通过算法性能测试验证其性能,并应用于 WSN 路由优化.实验证明,改进的量子遗传算法(IQGA)能有效解决路径选择和能量优化两大问题,全面降低 WSN 传感器节点的能耗和损耗.

1 WSN 模型及路由优化问题

1.1 网络模型

传感器节点(SN)、汇聚节点(SkN)、互联网或卫星(IS)和任务管理节点(TMN)为 WSN 体系结构中

无线传感网络(WSN)的构建和应用是以通信

的基本要素. SN 所感知获取的数据经过短距离多跳的方式汇总至 SkN,再以 IS 为传输介质抵达 TMN.

定义 1 假设一个 WSN 的 SN 为静止节点,并已知节点数量和节点之间的距离且各节点的功率相同,每个节点在二维平面内进行部署,并对每个 SN 惟一编号为 $1, 2, \dots, m$. 利用图论理论, WSN 可抽象简化为一个无向赋权图 $M=(V, E)$, 其节点数 $N=|V|$. 其中, V 为 WSN 中的 SN 集, 即 $V=\{v_0, v_2, \dots, v_d\}$, v_0 和 v_d 分别为源节点 (ScN) 和目标节点 (DN), 其余节点为传输节点; E 为 SN 之间通信可达链路集, 对各通信可达链路赋权值即表示该链路的长度.

定义 2 对任意两个节点 $v_j, v_k \in V, j, k=1, 2, \dots, N$, 当且仅当 v_j 与 v_k 在通信范围内可通信, 则 v_j 与 v_k 的通信可达链路可表示为 $e_{jk} = e_{kj} = e(v_j, v_k) \in E$.

定义 3 假设 V 中各节点的有效通信范围均为 d_0 , 则

$$E = \{e_N \mid e(v_j, v_k) \leq d_0, v_j, v_k \in V\} \quad (1)$$

1.2 能耗模型

WSN 的 SN 主要工作状态为发送数据、接收数据和转发数据, 而无线通信模块和数据处理模块是该两个状态的主要能量消耗单元. 传感器在工作时有以下三种能耗模型^[14]:

(1) 发送数据

$$E_T(k, d) = kE_{elec} + kE_{amp}d^r \quad (2)$$

(2) 接收数据

$$E_R(k) = kE_{elec} \quad (3)$$

(3) 转发数据

$$E(k, d) = E_T(k, d) + E_R(k) = 2kE_{elec} + kE_{amp}d^r \quad (4)$$

式中: E_{elec} 为数据处理能耗; E_{amp} 为功率放大器能耗; k 为数据的比特数; d 为传输距离; r 为调整系数, 一般取值为 2. 由定义 1 中的假设并结合上述能耗模型, 可知在 SN 发送或转发数据时, 能量消耗与传输距离的平方成正比.

1.3 路由优化问题

根据如上 WSN 模型, 对 N 个节点 WSN 的路由问题进行定义:

假设对于给定的 M , 若有从 ScN 至 DN 的一条可行路径 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 其路径包括的节点数为 $n, n \leq N$, 则有如下定义:

定义 4 可行路径 p_i 的路径指标性能

$$D(p_i) = \frac{d_{(v_j, v_k)}^2}{d_{all}^2}, i \leq N, v_j, v_k \in V \quad (5)$$

式中: $d_{(v_j, v_k)}$ 为节点 v_j 与下一节点 v_k 之间通信可达链路长度; d_{all} 为路径总长度.

定义 5 可行路径 p_i 的传输能量消耗^[15]

$$E(p_i) = \frac{d_{(v_j, v_k)}^2}{(N-1)R^2}, i \leq N, v_j, v_k \in V \quad (6)$$

式中: R 为传感器的最大通信半径.

定义 6 可行路径 p_i 的传输路径损耗

$$P(p_i) = -10 \lg \frac{\lambda^2}{4\pi^2 d_{(v_j, v_k)}^2}, i \leq N, v_j, v_k \in V \quad (7)$$

式中: λ 为传感器的最大通信半径.

现将多目标的 WSN 路由问题通过加权方式转换为单目标问题, 则 WSN 路由优化的目标函数可表示为

$$f(p) = \frac{1}{\omega_d \sum_{i=1}^N \frac{D(p_i)}{N-2} + \omega_e \sum_{i=1}^N E(p_i) + \omega_1 \sum_{i=1}^N P(p_i)} \quad (8)$$

式中: ω_d 为可扩展性权重因子; ω_e 为传输能量消耗权重因子; ω_1 为传输路径损耗权重因子, 且 $\omega_d + \omega_e + \omega_1 = 1$.

1.4 分布式路由发现机制

由于 WSN 的自身特性, 在对大规模 WSN 进行路由优化过程中, 如果采用集中式的方式进行路由优化会造成较大的控制消耗, 增加通信负担^[16].

应对如上问题, WSN 中每个节点都为其余节点建立和维护了一张路由表, 在每一次的路由选择中起着路由路径发现的作用. 路由表的可定义如下:

定义 7 在一个有 m 个节点的 WSN 中, 节点 i 的路由表可表示为

$$\text{NodeList}_{v_i} = \langle \text{NodeN}_{v_i}, \text{NeighbourN}_{v_i}, L_{v_i v_j} \rangle \quad (9)$$

式中: NodeN_{v_i} 表示节点 v_i 在该 WSN 的标识; NeighbourN_{v_i} 为节点 v_i 临近节点 v_j 的标识, $j < N$; $L_{v_i v_j}$ 表示节点 v_i 与临近 v_j 的距离, $L_{v_i v_j} \leq R$.

当源节点 v_i 需要发送一个数据包到不在其路由表 NodeN_{v_i} 中的目标节点 v_d 时, 即 $\text{NodeN}_{v_i} \notin \text{NodeN}_{v_i}$, 则源节点 v_i 将采用分布式路由发现方式与其目标节点 v_d 建立路由, 即由源节点 v_i 生成一个自己的标识 NodeN_{v_i} 和创建时间, 以广播方式发送至各临近节点. 当目标节点接收到源节点 v_i 的信息后, 生成传输路由 Route_{v_j} , 并采用单播方式沿着 Route_{v_j} 返回至源节点 v_i , 同时对途经节点和节点上的路由表进行更新, 从而完成 WSN 的分布式路由发现过程.

由于采用广播方式, 所以在源节点 v_i 和目标节

点 v_d 之间所建立的路径并非惟一。

2 QGA 及其改进

不同于 GA 染色体的二进制表示方式, QGA 以量子比特 (quantum bit, qubit) 编码表示染色体。QGA 进化搜索过程是通过量子门作用和更新来完成。本文对 QGA 实施改进, 采用动态的量子门旋转策略实现动态的搜索网格, 优化 QGA 算法的搜索过程和搜索精度, 加快算法的收敛过程。

2.1 量子比特编码

QGA 中最小的计算单位为 qubit, 其实质是二维复向量空间内的一个单位向量。一个 qubit 的状态主要为基态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 和叠加态 $|\varphi\rangle$ 。叠加态 $|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$, 其中 α 和 β 是满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 的一对复数。 $|\alpha|^2$ 表示量子态 $|\varphi\rangle$ 坍塌到 $|0\rangle$ 的概率, $|\beta|^2$ 表示量子态 $|\varphi\rangle$ 坍塌到 $|1\rangle$ 的概率。

在 QGA 算法中, 染色体用基于 qubit 的编码方式, 一个基因可以用一个 qubit 表示, 其概率幅可定义为 $[\alpha \ \beta]^T$ 。第 t 代种群的第 k 个染色体可定义为

$$q_k^{(t)} = \begin{bmatrix} \alpha_{k1}^{(t)} & \alpha_{k2}^{(t)} & \dots & \alpha_{km}^{(t)} \\ \beta_{k1}^{(t)} & \beta_{k2}^{(t)} & \dots & \beta_{km}^{(t)} \end{bmatrix}, k = 1, 2, \dots, g \quad (10)$$

式中: g 为种群大小; m 为染色体比特位数。

2.2 量子旋转门

QGA 采用量子逻辑门作用量子态概率幅的方式保持种群的多样性, 量子门的更新方式是 QGA 的关键所在。一般量子旋转门 (Qgate) 可表示为

$$U(\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (11)$$

Qgate 的操作过程如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: $[\alpha_i \ \beta_i]^T$ 和 $[\alpha'_i \ \beta'_i]^T$ 分别表示更新前和更新后染色体中第 i 位 qubit; θ_i 为旋转角, 取值为 $\theta_i = S(\alpha_i, \beta_i) \Delta\theta_i$, 其中 $S(\alpha_i, \beta_i)$ 和 $\Delta\theta_i$ 分别表示旋转方向和旋转角度。Qgate 调整策略种类多样, 可根据问题进行选取, 本文采用文献 [17] 所提出的通用选择策略, 如表 1 所示。

如表 1 所示, x_i 与 b_i 分别表示当前染色体测量值中第 i 位和当前最优解染色体第 i 位; $f(x_i)$ 和 $f(b_i)$ 各为相应的适应度。Qgate 调整策略是将个体 $q_k^{(t)}$ 当前所测量的适应度 $f(x_i)$ 与该种群当前最优解个体的适应度 $f(b_i)$ 进行比较, 若 $f(x_i) > f(b_i)$,

则对 $q_k^{(t)}$ 中的 qubit 做调整, 使概率幅对 $[\alpha_i \ \beta_i]^T$ 向着有利于 x_i 的方向演化, 反之亦然。

表 1 QGA 旋转角选择策略

x_i	b_i	$f(x_i) > f(b_i)$	$\Delta\theta_i$	$S(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	False	0	—	—	—	—
0	0	True	0	—	—	—	—
0	1	False	δ	+1	-1	0	± 1
0	1	True	δ	-1	+1	± 1	0
1	0	False	δ	-1	+1	± 1	0
1	0	True	δ	+1	-1	0	± 1
1	1	False	0	—	—	—	—
1	1	True	0	—	—	—	—

算法的收敛速度取决于表 1 中的 δ , 即每次调整的步长。 δ 过大或过小均会影响算法的收敛速度和全局搜索能力。本文对旋转角调整策略进行改进, 采用动态调整的策略, 即

$$\Delta\theta_i = 0.1\pi \frac{t_{\max} - t}{t^2 - t_{\text{best}}^2} \quad (13)$$

式中: t 为当前的进化代数; t_{\max} 为进化的总代数; t_{best} 为当前最优解的进化代数。该旋转角调整策略在进化代数较小时, 旋转角较大, 实现快速的全局搜索; 当进化代数逐渐增大, 旋转角的大小与进化代数成反比, 减少了每次搜索的步长, 从而提高搜索精度和算法准确性。

2.3 群体灾变策略

本文使用群体灾变策略避免算法陷入局部最优, 即当连续若干代的最优解保持稳定时, 对染色体中每位 qubit 随机化: $[\alpha_i \ \beta_i]^T = [\cos \phi_i \ \sin \phi_i]^T$, $\phi_i \in [-\pi, \pi]$, 使算法摆脱局部最优的状态, 对问题进行全局搜索最优。

2.4 算法流程

步骤 1 令 $t=0$, 初始化种群 $Q(t_0) = \{q_1^{(0)}, q_2^{(0)}, \dots, q_n^{(0)}\}$, 种群中全部染色体基因均被初始化为 $(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})$ 。

步骤 2 测量 $Q(t_0)$ 中的每个个体, 得到观测态 $O(t_0)$ 。

步骤 3 计算每个 $O(t_0)$ 的 $f(p)$ 。

步骤 4 对最优个体及其 $f(p)$ 进行记录。

步骤 5 判断是否达到终止条件。若是, 则进化结束; 若否, 进行下一步骤。

步骤 6 进化。

(1) 令 $t=t+1$ 。

(2) 测量 $Q(t)$ 中的每个个体, 得到观测态 $O(t)$ 。

(3) 计算每个 $O(t)$ 的 $f(p)$.

(4) 按表 1 的旋转角选择策略和第 2.2 节中的动态旋转角调整策略, 确定量子门旋转角度和旋转方向, 并使用式(10)对种群进行更新, 得到新一代种群 $Q(t+1)$ 及其观测态 $O(t+1)$.

(5) 对最优个体及其 $f(p)$ 进行记录.

(6) 判断是否连续 k 代的适应度为最优解. 若是, 则进行群体灾变.

步骤 7 返回步骤 5 直至运算结束.

2.5 算法性能测试

为测试算法的有效性, 本文用三个典型的复杂函数予以验证, 并对本文的算法(IQGA)与两种不同量子旋转门调整策略 QGA1 和 QGA2 进行比较.

2.5.1 测试函数^[18-19]

(1) 简单平方和函数

$f_1(x_1, x_2) = x_1 + x_2, x_i \in [-5, 5], i = 1, 2$
该函数极小值为 $f_1(0, 0) = 0$.

(2) Schaffer 函数

$$f_2(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.01(x_1^2 + x_2^2)]^2},$$

$$x_i \in [-100, 100], i = 1, 2$$

该函数在定义域内仅在 $f_2(0, 0)$ 处有全局最小值 $f_2 = 0$.

(3) 六峰值驼背函数

$$f_3(x_1, x_2) = \left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3}\right)x_1^2 + x_1x_2 + (-4 + 4x_2^2)x_2^2, x_i \in [-3, 3], i = 1, 2$$

该函数在定义区间内共有六个局部极小点, 两个全局最小点 $f_3(-0.089\ 8, 0.712\ 6) = f_3(0.089\ 8, -0.712\ 9) = -1.031\ 628$.

2.5.2 测试算法和参数选择

(1) 改进量子遗传算法(QGA1)^[20]: 无群体灾

变策略的 Qgate 调整策略(见表 2).

表 2 QGA1 旋转角选择策略

x_i	b_i	$f(x_i) > f(b_i)$	$\Delta\theta_i$	$S(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	False	0	—	—	—	—
0	0	True	0	—	—	—	—
0	1	False	0	—	—	—	—
0	1	True	0.050π	-1	+1	0	± 1
1	0	False	0.010π	-1	+1	0	± 1
1	0	True	0.025π	+1	-1	± 1	0
1	1	False	0.005π	+1	-1	± 1	0
1	1	True	0.025π	+1	-1	± 1	0

(2) 标准量子遗传算法(QGA2): 采用表 1 的 Qgate 调整策略, 旋转角为固定角度, 即 $\Delta\theta_i = 0.01\pi$, 无群体灾变策略.

算法性能测试参数设置为: 三种算法的种群大小 $g = 100$, 量子染色体长度 $m = 30$, 运算次数为 100 次, 最大进化代数 $t = 100$. 对函数 f_1 和 f_2 测试时, 终止条件 $T < 0.001$; 对函数 f_3 测试时, $T < -1.031$, 保留后四位有效数字.

2.5.3 测试结果与分析

算法性能主要从质量和效率两方面进行考量. 算法的质量包括成功率、平均最佳值、最佳值, 而算法的效率由平均计算时间和平均终止代数组成. 计算结果如表 3 所示. 从算法的质量来看, 成功率为 IQGA 最好, 均达到了 100%, 其所用时间也最少, 对于 f_2 和 f_3 的测试, IQGA 均取得最小的平均最佳值. 虽然 QGA1 的最佳值接近于理论最小值, 但算法的成功率落后于 IQGA. QGA1 成功运算所需的平均计算时间和平均终止代数最大, 而 IQGA 在此方面明显优于其他两个 QGA 算法. 综上所述, 在求解复杂连续函数方面, IQGA 的寻优性能领先于其他两者.

表 3 算法性能测试结果

Tab.3 Results of algorithm performance test

测试函数	所用算法	成功率/%	平均计算时间/s	平均终止代数	平均最佳值	最佳值	理论最小值
f_1	QGA2	69	2.731 0	59.753 6	$5.751\ 200\ 0 \times 10^{-5}$	$3.164\ 800\ 0 \times 10^{-6}$	
	QGA1	96	3.575 3	78.802 1	$1.030\ 600\ 0 \times 10^{-3}$	$4.336\ 800\ 0 \times 10^{-17}$	0
	IQGA	100	1.102 2	24.238 2	$1.814\ 000\ 0 \times 10^{-4}$	$6.318\ 300\ 0 \times 10^{-9}$	
f_2	QGA2	90	2.277 8	63.700 0	$3.754\ 800\ 0 \times 10^{-4}$	$2.919\ 000\ 0 \times 10^{-11}$	
	QGA1	89	2.827 1	51.325 8	$1.071\ 400\ 0 \times 10^{-3}$	$1.732\ 000\ 0 \times 10^{-14}$	0
	IQGA	100	1.976 5	43.700 0	$9.027\ 200\ 0 \times 10^{-6}$	$1.563\ 200\ 0 \times 10^{-13}$	
f_3	QGA2	58	3.992 8	92.844 8	-1.030 413 8	-1.031 625 7	
	QGA1	88	6.884 9	163.284 1	-1.030 390 3	-1.031 628 5	-1.031 628
	IQGA	100	3.655 8	82.957 6	-1.031 563 3	-1.031 628 4	

3 IQGA 在 WSN 路由优化中的应用

3.1 算法应用仿真

根据第 2 节所提出的网络模型和能量模型,以上海海洋大学中华绒螯蟹竖新基地的水质酸碱度无线传感网络为仿真实验对象,根据其部署情况模拟网络拓扑图(见图 1).其中,带编号的圆圈表示 SN,连线表示传感器节点之间的可行路径,连线上的数字表示可行路径的距离.图 1 中的所有节点均为 2.4 GH 的 Zigbee 水质酸碱度传感器,波长 $\lambda=0.125\text{ m}$,最大通信半径 $R_{\max}=40\text{ m}$,数据处理模块能耗为 350 nJ,功率放大器为 300 nJ.以第 1.3 节中的 $f(p)$ 为适应度函数,其中 $\omega_d=0.52, \omega_e=0.46, \omega_l=0.52$.

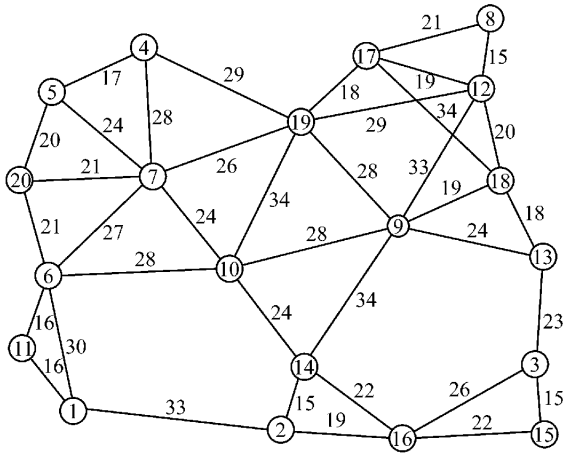


图 1 水质酸碱度无线传感网络拓扑图
Fig.1 Topological diagram of water pH WSN

3.2 实验环境和参数设置

实验过程在 Intel i3 2120 3.1 GHz, 2G RAM, Window 7 操作系统, Matlab 语言编程环境下进行.本实验采用 IQGA、文献[21]和 GA^[22] 三种算法对图 1 中给定的两个节点之间的路由进行优化.设图 1 的节点 1 为数据发送起始节点,节点 8 为数据接收目的节点.考虑到文献[21]采用基于梯度和蚁群(ACO)的方法,故以源节点为中心,以半径 $R_c=0.5R_{\max}=20\text{ m}$,对整个无线传感网络划分梯度. IQGA 和 GA 算法参数设置如下:种群大小 $g=50$,染色体长度 $m=20$,最大进化代数 $t=200$,运算次数为 300 次.其中,GA 的交叉率和变异率分别为 0.05 和 0.8,当 IQGA 在连续 50 次局部最优解时触发灾变策略.文献[21]的 ACO 算法参数设置为:蚂蚁数量 50,信息素挥发因子 0.3,期望启发因子 1,信息素浓度更新系数 0.1,梯度因子 1,启发因子 0.2,剩余能量因子 0.01,最大进化代数 200.

3.3 实验结果及分析

从实验结果(见图 2 和表 4)可以看出,对单路径的优化问题,采用动态量子门旋转策略和群体灾变策略的 IQGA 能更稳定地寻求最优解,相比于 GA 和 ACO,其算法的成功率分别提高 37.67% 和 29.67%;在平均最优解代数上, IQGA 明显优于 GA 和 ACO,至少能提高约 20% 的搜索效率. IQGA 比 ACO 具有更高的稳定性,比 GA 具有更快速的全局搜索速度.从图 2 适应度进化过程可知, IQGA 的进化过程更为平滑,能在较短时间内快速收敛搜索到最优解,完全符合 WSN 路由优化快速精确的需求.

表 4 路径优化结果

Tab.4 Results of route optimization				
算法	成功率/%	平均代数	平均适应度	平均最短路径/m
IQGA	100.00	30.277	0.110 15	122.00
ACO	70.33	53.062	0.109 19	122.63
GA	62.33	84.818	0.108 53	124.25

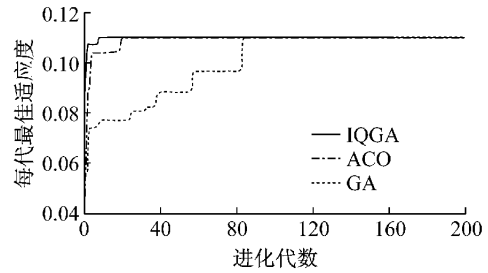


图 2 适应度进化过程比较
Fig.2 Comparison of fitness evolution

图 3 和 4 分别为 300 次运算的 WSN 能耗和路径损耗比较.图 5 和 6 为平均能量比较.由图 5 和 6 可知, IQGA 能以最小的能量代价稳定地求解 WSN 路由问题,较 ACO 和 GA 相比,整个 WSN 的平均数据传输能耗分别降低约 0.353 mJ 和 0.515 mJ,平均路径损耗分别减少约 0.418 dBm 和 4.406 dBm.综上所述,相对于其他两种算法, IQGA 在求解 WSN 路由优化问题上能更好地满足 WSN 节点的

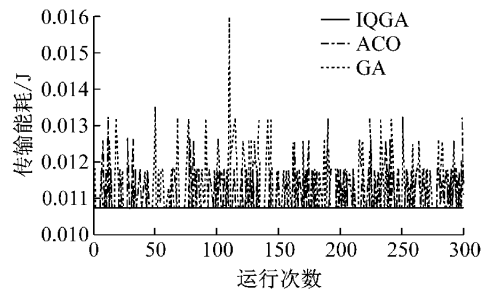


图 3 300 次运算能耗比较
Fig.3 Comparison of energy consumption after 300 times computing

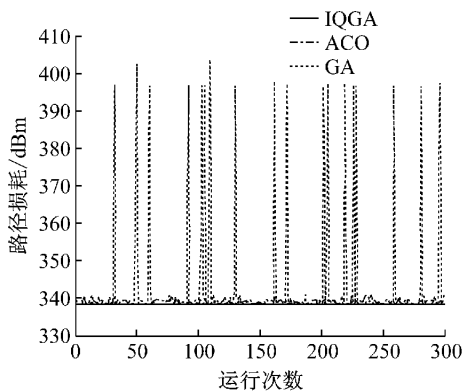


图 4 300 次运算路径损耗比较

Fig. 4 Comparison of path loss after 300 times computing

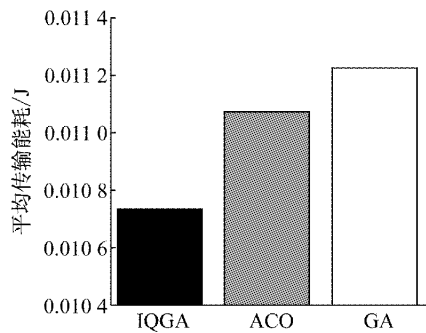


图 5 平均传输能量比较

Fig. 5 Comparison of average energy consumption

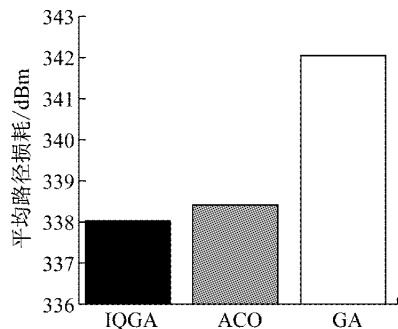


图 6 平均路径损耗比较

Fig. 6 Comparison of average path loss

能量限制,寻求能量最优的路由。

3.4 算法的时间复杂度分析

在所应用的三种路由算法的时间复杂度方面, IQGA 的时间复杂度为 $O(gmt)$, GA 和 ACO 分别为 $O(2gmt)$ 和 $O(NAt)$ 。其中, g 为种群大小, m 为染色体长度, A 为蚂蚁数量, t 为进化代数, N 为 WSN 节点的数量。由上述仿真结果可知,与 GA 相比, IQGA 的时间复杂度明显降低。由于算法的原理不同,当 $g=A$ 且 t 相同时,在 WSN 网络规模相对较小的情况下,ACO 算法有较小的时间复杂度;如果应用于大规模 WSN 网络, IQGA 与 ACO 的时间复杂

度近似。

4 结语

本文针对 WSN 的网络传输特性和节点能量局限性,引入 QGA 解决 WSN 的路由优化问题,并采用动态量子旋转门策略和群体灾变策略来提高 QGA 的全局搜索性能,该 IQGA 算法的可行性和优越性通过复杂连续函数寻优测试得以验证。利用 WSN 能耗优化的理念设计适应度函数,通过 WSN 仿真实验寻求具有最小能耗和路径损耗的最优数据传输路径。实验表明, IQGA 能够准确、高效、稳定地优化 WSN 中以能量为目标的路由优化问题。

参考文献:

- [1] 米志超,周建江. 无线传感网络中神经网络路由算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2008, 40(6):780.
MI Zhichao, ZHOU Jianjiang. New neural network based routing optimal algorithm in wireless sensor networks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2008, 40(6): 780.
- [2] Ye Z M, Mohamadian H. Adaptive clustering based dynamic routing of wireless sensor networks via generalized ant colony optimization [C]// International Conference on Future Information Engineering. Amsterdam: Elsevier, 2014, 10: 2-10.
- [3] 缪聪聪,陈庆奎,曹剑炜,等. 基于蚁群的无线传感器网络能量均衡非均匀分簇路由算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(12): 3410.
MIAO Congcong, CHEN Qingkui, CAO Jianwei, et al. Energy balanced uneven clustering algorithm based on ant colony for wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(12):3410.
- [4] 袁桂霞. 模拟退火算法优化无线传感器网络路由技术[J]. 科技通报, 2012, 28(12):155.
YUAN Guixia. Wireless sensor network routing technology[J]. Bulletin of Science and Technology, 2012, 28(12):155.
- [5] 陈晓娟,王卓,吴洁. 一种基于 LEACH 的改进 WSN 路由算法[J]. 传感技术学报, 2013, 26(1):116.
CHEN Xiaojuan, WANG Zhuo, WU Jie. The improved wireless sensor network routing algorithm based on LEACH[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2013, 26(1):116.
- [6] 陈树,韩进,蒋伟. 低冗余度 WSN 非均匀分簇算法应用研究[J]. 计算机工程, 2014, 40(8):10.
CHEN Shu, HAN Jin, JIANG Wei. Application research on uneven clustering algorithm in low-redundancy WSN [J]. Computer Engineering, 2014, 40(8):10.
- [7] Narayanan A, Moore M. Quantum inspired genetic algorithm [C]//Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York: IEEE Press, 1996: 61.

- [8] 刘卫宁,靳洪兵,刘波. 基于改进量子遗传算法的云计算资源调度[J]. 计算机应用, 2013, 33(8):2151.
LIU Weining, JIN Hongbo, LIU Bo. Cloud computing resource scheduling based on improved quantum genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(8):2151.
- [9] 高颖慧,沈振康. 角度编码染色体量子遗传算法[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(3):75.
GAO Yinghui, SHEN Zhenkang. An angle-coding chromosome quantum genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Science, 2009, 31(3):75.
- [10] 张小锋,睢贵芳,郑冉,等. 一种改进的量子旋转门量子遗传算法[J]. 计算机工程, 2013, 39(4):234.
ZHANG Xiaofeng, SUI Guifang, ZHENG Ran, *et al.* An improved quantum genetic algorithm of quantum revolving gate [J]. Computer Engineering, 2013, 39(4):234.
- [11] Liao G C. Solve environmental economic dispatch of smart microgrid containing distributed generation system-using chaotic quantum genetic algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 779.
- [12] Dey S, Bhattacharyya S, Maulik U. Quantum inspired genetic algorithm and particle swarm optimization using chaotic map model based interference for gray level image thresholding[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2014, 15(1): 38.
- [13] Gu J W, Gu X S, Gu M Z. A novel parallel quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling [J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2009, 335(1): 63.
- [14] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor network [C]// 2009 International Conference on Communication Software and Networks. New York: IEEE Computer Society Press, 2009:181-185.
- [15] 丁岳,丁勇,于春娣,等. 多约束条件下能耗均衡的WSN路由算法的研究[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(5): 244.
DING Yue, DING Yong, YU Chundi, *et al.* Multiple constraints conditioned energy balance WSN routing algorithm research[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(5): 244.
- [16] Li S, Qin F. A dynamic neural network approach for solving Nonlinear inequalities defined on a graph and its application to distributed, routing-free, range-free localization of WSNs[J]. Neurocomputing, 2013, 117(1):72.
- [17] Yang J A, Li B, Zhang Z Q. Research of quantum genetic algorithm and its application in blind source separation [J]. Journal of Electronics, 2003, 20(1): 62.
- [18] 于洋,查建中,唐晓君. 基于学习的遗传算法及其在布局中的应用[J]. 计算机学报, 2001, 24(12):1242.
YU Yang, ZHA Jianzhong, TANG Xiaojun. Learning based GA and application in packing [J]. Chinese Journal of Computer, 2001, 24(12): 1242.
- [19] 李敏强,寇纪松,林丹,等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学出版社, 2002.
LI Minqiang, KOU Jisong, LIN Dan, *et al.* Basic theory and application of genetic algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2002.
- [20] 李士勇,李盼池. 量子计算与量子优化算法[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 2009.
LI Shiyong, LI Panchi. Quantum computation and quantum optimization algorithm [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2009.
- [21] 张文祥,马银花. 基于梯度和剩余能量的WSN路由算法研究[J]. 传感器技术学报, 2009, 22(8):1182.
ZHANG Wenxiang, MA Yinghua. Research of WSN routing algorithm based on gradient and residual energy[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(8): 1182.
- [22] 雷霖,李伟峰,王厚军. 基于遗传算法的无线传感器网络路径优化[J]. 电子科技大学学报:自然科学版, 2009, 38(2):227.
LEI Lin, LI Weifeng, WANG Houjun. Path optimization of wireless sensor network based on genetic algorithm [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Natural Science, 2009, 38(2): 227.