

云粒子群优化算法在无线传感器网络中的应用

夏克文, 高峰, 武睿, 刘南平, 郑飞

(河北工业大学 信息工程学院, 天津 300401)

摘要: 无线传感器网络中节点计算能力和存储能量有限的问题一直制约着无线传感器网络的发展. 为此, 本文提出了一种基于云PSO(particle swarm optimization)算法的无线传感器网络能量优化方法, 主要包括网络分簇、网络能量模型建立、云PSO算法迭代优化等步骤. 其中云PSO算法采用云理论模型优选惯性权重可以提高PSO算法的收敛速度, 典型函数测试结果表明其效果优于常规PSO算法和遗传算法; 在网络建模中采用二分功率控制算法可以降低网络能耗、延长节点寿命. 最后经仿真试验和对比分析表明本文提出的方法在优化无线传感器网络中具有速度快、节点生存能力强的优点, 并能有效地控制网络能耗.

关键词: 无线传感器网络; 能量有限; 云PSO算法; 二分功率控制算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Optimal wireless sensor network using cloud adaptive particle-swarm-optimization algorithm

XIA Ke-wen, GAO Feng, WU Rui, LIU Nan-ping, ZHENG Fei

(School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: The poor computation ability and limited storage of power of the nodes of wireless sensor network(WSN) have seriously restricted the development of WSN. Based on the cloud adaptive particle swarm optimization(CAPSO) algorithm, an optimal approach for WSN is proposed, which includes the network clustering, network modeling, and the iterative optimization with CAPSO algorithm, etc. The convergence for CAPSO algorithm can be accelerated by using cloud model to optimally select the inertia weight. The test results of typical function show that the CPSO algorithm is superior to the conventional PSO and Genetic Algorithms(GA). In addition, the power consumption of the whole network can be reduced and the lifespan of nodes can be prolonged by using the binary power control algorithm in network modeling. The simulation experiment and comparison analysis show that the proposed approach possesses advantages of high speed in optimization, strong survival ability of nodes, and effective reduction of power consumption in control.

Key words: wireless sensor network(WSN); limited energy; cloud adaptive particle swarm optimization(CAPSO); binary power control algorithm

1 引言(Introduction)

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)是由具有计算、存储和无线通信能力的小型智能设备组成的分布式感知网络^[1]. 由于传感器节点具有体积小、计算和存储能量有限的特点, 因此满足能量有效性成为WSN通信协议设计的主要目标^[2]. 但是WSN具有诸多与传统网络不同的特点, 使得众多传统固定网络与移动自组织网络的路由算法不能有效应用于WSN, 研究人员一直在努力研究适合WSN的路由算法.

云PSO算法(cloud adaptive particle swarm optimization algorithm, CAPSO算法)是在李德毅等人提出的云理论^[3]基础上对传统粒子群算法进行改进^[4],

通过自适应的调整种群个体的惯性权重, 提高了算法的收敛速度, 同时也保证了种群的多样性. 为此本文采用CAPSO算法进行优化, 再结合二分功率控制算法^[5], 通过采取不同发射功率, 降低中继流量的方法来优化网络模型, 从而达到降低网络能耗, 提高节点寿命的目的.

2 云PSO算法原理(Principle of CAPSO)

2.1 云PSO算法概述(Overview of CAPSO)

本文假设在一个 D 维的目标搜索空间中, 有 N 个粒子组成一个群落, 其中第 i 个粒子的位置表示为一个 D 维的向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$; 第 i 个粒子的历史最优位置为 $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$; 整个粒子群迄今为止搜索到的最好位置记为 $gbest =$

$(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$; 第*i*个粒子的飞行速度也是一个*D*维的向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$, 决定粒子在搜索空间单位迭代次数的位移. 粒子按如下式(1)和式(2)来调整自己的相应位置:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 \cdot (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{gd}^k), \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (2)$$

其中速度调整规则如下:

$$\begin{cases} v_{id} = v_{\max}, & v_{id} > v_{\max}, \\ v_{id} = -v_{\max}, & v_{id} \leq -v_{\max}. \end{cases} \quad (3)$$

在此常规PSO算法中, Shi Y 和 Eberhart 研究发现^[6], 较大的 ω 值有利于跳出局部最优, 进行全局寻优; 而较小的 ω 值有利于局部寻优, 加速算法收敛. 为此云PSO算法^[4]将粒子群分成3个子群, 每个子群采取不同的惯性权重 ω 生成策略:

设粒子群第*k*次迭代中粒子 X_i 的适应度为 f_i^k ; 粒子群的平均适应度为 $f_{\text{avg}}^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i^k$, 优于 f_{avg}^k 的平均适应度为 f'_{avg} , 次于 f_{avg}^k 的适应度为 f''_{avg} , 粒子的最优适应度为 f_{best}^k . 在云PSO算法中, 本文改变 ω 的固定取值的方法, 而根据粒子的适应度不同来确定惯性权重, 并采用云模型提高选择策略. 具体方法如下:

1) 当 $f_i^k > f'_{\text{avg}}$ 时, 这部分粒子的适应度接近最优值, ω 取较低值0.4, 以加快局部收敛.

2) 当 $f_i^k > f''_{\text{avg}}$ 且 $f'_{\text{avg}} > f_i^k$ 时, 这些粒子适应度不高, 因此, 对这部分粒子采用云模型进行改进. 首先确定云模型的期望值

$$Ex = f_{\text{best}}^k. \quad (4)$$

粒子的熵由期望值和 f'_{avg} 的距离来确定:

$$En = (f'_{\text{avg}} - f_{\text{best}}^k) / c_1. \quad (5)$$

最后本文设定粒子的超熵是与熵有关的值:

$$He = En / c_2, \quad (6)$$

则 ω 的取值为:

$$\omega = 0.9 - 0.5e^{\frac{-(f_i^k - Ex)^2}{2(En')^2}}, \quad (7)$$

$$En' = \text{normrnd}(En, He). \quad (8)$$

其中: c_1, c_2 为控制参数, normrnd为正态随机数发生器. 根据“3En”^[7]规则, 为使算法的速度与精度最大, 取 $c_1 = 3, c_2 = 10$.

3) 当 $f_i^k < f''_{\text{avg}}$ 时, 这部分粒子适应度较差, 所以 ω 取较大值, 以从全局范围从新搜索, ω 取0.9.

另外, 对于第2)和第3)种情况, 分别引入交叉变异操作, 让相邻粒子组合产生新的粒子, 以加快其收

敛速度和提高精度. 交叉操作为:

$$x_i^1 = p \cdot x_{i-1}^1 + (1-p) \cdot x_{i-1}^2, \quad (9)$$

$$x_i^2 = p \cdot x_{i-1}^2 + (1-p) \cdot x_{i-1}^1, \quad (10)$$

$$v_i^1 = \frac{v_{i-1}^1 + v_{i-1}^2}{|v_{i-1}^1 + v_{i-1}^2|} |v_{i-1}^1|, \quad (11)$$

$$v_i^2 = \frac{v_{i-1}^1 + v_{i-1}^2}{|v_{i-1}^1 + v_{i-1}^2|} |v_{i-1}^2|, \quad (12)$$

其中 p 为交叉概率.

Step 1 初始化粒子群. 确定每个粒子的初始位置和速度, 粒子初始位置的边界由已知给出, 并以当前位置为历史最优位置.

Step 2 计算粒子的适应值. 对于第*k*次迭代的第*i*个粒子, 如果 f_i^k 优于 $f_{\text{pbest}_i}^k$, 则更新 pbest_i 为粒子的当前位置; 如果 f_i^k 优于 f_{gbest}^k , 则更新 gbest 为粒子的当前位置.

Step 3 确定惯性权重 ω . 根据每次迭代的适应度值, 确定不同情况下的惯性权重, 应用云理论模型增加选择策略和收敛速度.

Step 4 粒子向目标运动. 根据式(1)和式(2), 粒子改变运动的位置和速度, 对不同的适应度采用相应的 ω 值, 并对适应度次于 f'_{avg} 的粒子进行交叉变异操作.

Step 5 验证终止迭代条件是否满足, 满足则迭代寻优过程结束; 反之, 转到Step 2继续执行.

2.2 典型函数测试(Typical function test)

为了验证本文算法的有效性, 分别采用遗传算法(GA)、常规PSO算法和CAPSO算法对下列函数的最小化问题进行实例计算并进行对比.

Schaffer函数:

$$f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001 \cdot (x_1^2 + x_2^2)]^2},$$

其中: $-100 \leq x_1, x_2 \leq 100$. 该函数在点 $(x_1, x_2) = (0, 0)$ 处有一个全局最小值0.

其中算法的参数设计如下: 粒子群的初始规模*N*为24, 粒子速度的变化范围为 $[-4, 4]$, 权重系数的边界为0.4和0.9^[6]; GA算法中种群规模也为24, 交叉变异系数及优种保留率根据最大适应度方差自适应调整. 对Schaffer函数进行150次迭代, 求出最优值, 并与GA算法和常规PSO算法的结果进行比较. 结果如图1所示.

上述计算中计算机的CPU均采用2.0 GHz, 仿真时间50 s, 常规PSO中 ω 根据经验取值为0.7298, 此时粒子的计算速度较快且不易陷入局部最优. 从图1可以看出, 与GA算法和常规PSO算法相比, 云PSO算法用更少的迭代次数找到了精确的解, 计算速度得到提高.

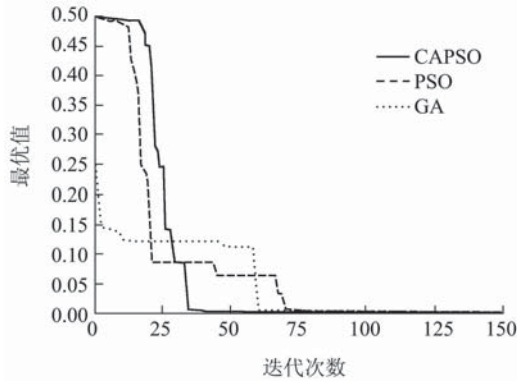


图1 算法的迭代曲线

Fig. 1 Iterative curves with three algorithms

3 WSN路由模型(WSN routing model)

3.1 分簇网络建模(Clustering network modeling)

目前, 对WSN路由传输模型已经有了大量的研究. 如果网络节点给距离为 d 的节点传送 b 比特的数据, 消耗的能量^[8]为

$$E_{Tx}(b, d) = E_{Tx-elec}(b) + E_{Tx-amp}(b, d) = E_{elec} \cdot b + \varepsilon_{amp} \cdot b \cdot d^2, \quad (13)$$

而节点接收一个 b 比特的数据所消耗的能量为:

$$E_{Rx}(b) = E_{Rx-elec}(b) = E_{elec} \cdot b. \quad (14)$$

图2为簇状网络结构图, 设定sink节点位于圆形待测区域中心, 其余节点在区域内呈均匀分布并分成不同的簇, 每个簇传播半径相同. 根据各自的簇首, 网络可划分为若干环带, 每个环带宽度为 r , 第 $i+1$ 环上传播的数据通过第 i 环节点的转发到达第 $i-1$ 环. 采用这种传递机制, 数据层层转发直到sink. 其路由算法如图3所示.

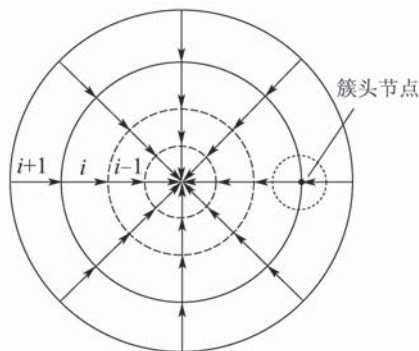


图2 簇状网络结构

Fig. 2 Clustered network

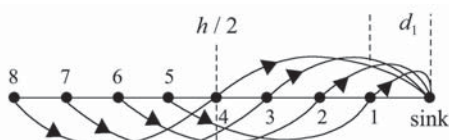


图3 算法模型

Fig. 3 Algorithm model

在WSN中, 如果簇头直接将信息发送到sink节点, 远离sink节点的簇头由于传输距离过长容易过早死亡, 而如果经过其他簇头转发信息, 容易对接近sink节点的簇头造成大量转发负担而过早衰竭. 因此本文采取二分功率控制算法^[5]建立模型.

设最外环为 h 环, 向内分别为 $h-1$ 环, $h-2$ 环, $\dots$, 1环, sink位于第0环上. 假设 h 为偶数, 第 $h, h-1, \dots, h/2+1$ 环上的数据分别向 $h/2, h/2-1, \dots, 1$ 环传递, 然后再传送到sink.

在WSN中, 节点数目为 N , 分布在半径为 Q 的圆形区域内, 簇首数目为 Z , 第 i 层的簇首数目为 k_i , 对于第 i 层的节点来说, 簇首数目 k_i 是在第 $i+1$ 层 k_{i+1} 各节点中以一定概率产生, 每个簇内有 k_{i+1}/k_i 个成员节点^[9]. 假设各簇紧密排列, 由 $2\pi[(i-1)2R+R] = 2k_i R$, 得 $k_i = (2i-1)\pi$. 因为 $\sum_{i=1}^h k_i = Z$, 所以得

$$\pi \cdot h^2 = Z. \quad (15)$$

传感器总能耗

$$E_{total} = (N-Z)E_{in} + E_{out}, \quad (16)$$

其中簇内每个成员节点能耗

$$E_{in} = E_{elec} \cdot b + \varepsilon_{amp} \cdot b \cdot d_{toCH}^2. \quad (17)$$

由文献[10]得到期望值 $E[d_{toCH}^2] = \frac{Q^2}{2\pi Z}$.

簇首传递能耗 E_{out} 包括大于 $h/2$ 层的 E_1 和小于 $h/2$ 层的 E_2 :

$$E_1 = \sum_{h/2+1}^h k_i \cdot [b \cdot E_{elec} + b \cdot \varepsilon_{amp} \cdot (\frac{Q}{2})^2], \quad (18)$$

$$E_2 = b \cdot E_{elec} \cdot \sum_{i=1}^{h/2} k_i + b \cdot \varepsilon_{amp} \cdot \sum_{i=1}^{h/2} k_i \cdot d_i^2, \quad (19)$$

其中 d_i 为簇头到sink节点的距离.

3.2 基于云PSO的优化方法(Optimal approach with CAPSO)

基于云PSO算法的WSN优化方法步骤如下:

Step 1 初始化网络, 确定节点能量、信息传输速度等参数.

Step 2 对网络进行分簇, 将传感器簇头划分为大于 $h/2$ 和小于 $h/2$ 的两部分, 根据式(17)~(19)确定各簇能量消耗的函数.

Step 3 建立能量模型, 根据式(16)确定能量优化函数 $E_{total}(Z)$, 并初始化云PSO算法的粒子群, 计算传感器总能耗的适应值.

Step 4 迭代优化, 比较粒子的适应值大小, 确定粒子的最佳适应值 $pbest_i$ 和 $gbest_i$, 应用云PSO算法, 根据不同的惯性权重, 对粒子位置进行更新.

Step 5 结束条件判断: 若迭代次数达到最大迭代次数 NC_{max} , 则输出当前最优解; 否则转Step 4, 继续循环.

4 仿真分析(Simulation and analysis)

4.1 仿真环境(Simulation environment)

在半径为100m的圆形区域内均匀分布100个具有GPS定位功能的传感器节点, sink节点位于区域中心. 每个节点的初始能量为1J, 数据流速 $b = 10 \text{ kb/s}$, $\varepsilon_{\text{amp}} = 10 \text{ pJ}/(\text{b} \cdot \text{m}^2)$, $E_{\text{elec}} = 50 \text{ nJ/b}$.

4.2 仿真结果及分析(Simulation results and analysis)

本文利用MATLAB软件进行仿真, 仿真计算机主频为双核2.0GHz. 采用云PSO算法和常规PSO算法进行优化, 其中有关参数设置均为一致, 即粒子总数为50; 控制参数按“3En”^[7]规则取值为 $c_1 = 3$, $c_2 = 10$; 粒子速度的变化范围为 $[-4, 4]$. 图4为节点传输所消耗能量迭代曲线, 由图4可看出, 采用云PSO算法在第10步就能迅速找到最优解, 而采用常规PSO算法则需迭代23步. 显然, 采用云PSO算法有效降低了网络传输能耗, 提高了网络节点的生存能力.

在图5中, 点线为采用二分功率控制算法后不同半径下的能耗, 实线为节点直接传输的能耗. 由图可看出, 传统模型的能耗随着网络半径的增大增长很快, 而采用二分控制算法后节点能耗得到有效控制.

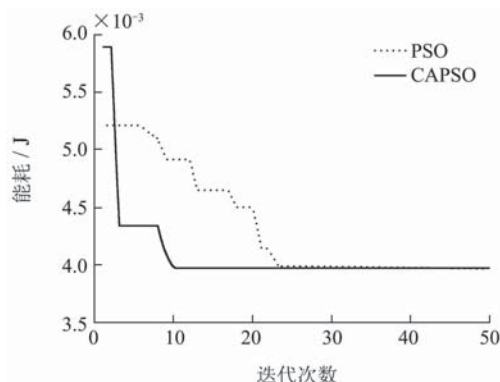


图4 网络传输能耗

Fig. 4 Network transmission energy

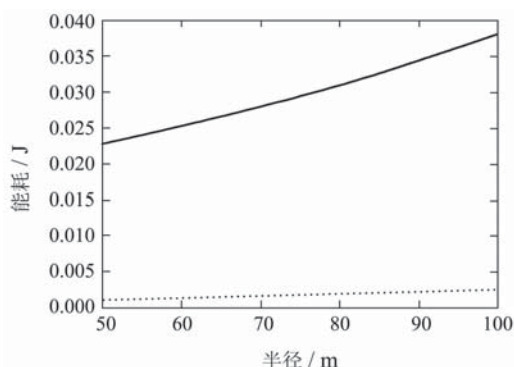


图5 不同模型能耗

Fig. 5 Energy consumption of different

5 结论(Conclusion)

本文根据WSN的路由特点, 提出了基于云PSO算法的WSN模型的优化方法, 通过动态调整粒子群的惯性权重, 自适应的调整了粒子运动参数, 结合二分

功率控制算法, 优化网络模型, 从而改进了节点的传输速度, 降低了能耗, 提高了网络节点的生存能力. 仿真实验表明在WSN能耗控制方面收到了令人满意的效果.

参考文献(References):

- [1] POTTIE G, KAISER W. Wireless sensor networks[J]. *Communications of the ACM*, 2000, 43(5): 51 – 58.
- [2] BANDYOPADHYAY S, COYLE E J. An energy efficient hierarchical clustering algorithm for wireless sensor networks[C] // *Proceedings of the 22nd Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications*. San Francisco: IEEE, 2003: 1713 – 1723.
- [3] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. *中国工程科学*, 2004, 6(8): 28 – 34.
(LI Deyi, LIU Changyu. Study on the universality of the normal cloud model[J]. *Engineering Science*, 2004, 6(8): 28 – 34.)
- [4] 韦杏琼, 周永权, 黄华娟, 等. 云自适应粒子群算法[J]. *计算机工程与应用*, 2009, (1): 48 – 50.
(WEI Xingqiong, ZHOU Yongquan, HUANG Huajuan, et al. Adaptive particle swarm optimization algorithm based on cloud theory[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, (1): 48 – 50.)
- [5] 马娅婕, 赵大胜, 王玉明, 等. 基于功率控制的传感器网络寿命延长算法[J]. *计算机工程与应用*, 2005, (21): 4 – 7.
(MA Yajie, ZHAO Dasheng, WANG Yuming, et al. A lifetime-prolong algorithm of sensor network based on transmission power control[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, (21): 4 – 7.)
- [6] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C] // *Proceeding of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ: IEEE, 1998: 69 – 73.
- [7] 李士勇. 工程模糊数学及应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004: 70 – 81.
(LI Shiyong. *Engineering Fuzzy Mathematics with Applications*[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2004: 70 – 81.)
- [8] HEINZELMAN W B, CHANDRAKASAN A P, BALAKRISHNAN H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2002, 1(4): 660 – 670.
- [9] 李莉, 温向明. 无线传感器网络中分簇算法能量有效性分析[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(4): 967 – 968.
(LI Li, WEN Xiangming. Energy efficient optimization of clustering algorithm in wireless sensor network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(4): 967 – 968.)
- [10] 马书惠. 无线传感器网络中基于能量的关键算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2007.
(MA Shuhui. *Study on the key algorithms based on energy in wireless sensor networks*[D]. Beijing: Beijing University of Post and Telecommunications, 2007.)

作者简介:

夏克文 (1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电子与通信技术研究, E-mail: kwxia@hebut.edu.cn;

高峰 (1982—), 男, 硕士, 主要从事无线传感器网络的研究, E-mail: gaofeng663@163.com;

武睿 (1976—), 女, 博士研究生, 讲师, 主要从事通信网络的研究, E-mail: lsqwurui@sina.com;

刘南平 (1971—), 男, 博士, 副教授, 主要从事移动通信技术的研究, E-mail: liunanping05@126.com;

郑飞 (1987—), 男, 博士研究生, 主要从事智能信息处理技术的研究, E-mail: zealfelix@hotmail.com.