

基于粒子群算法及高斯分布的WSN节点故障诊断*

余成波, 李芮, 何强, 余磊, 谭俊

(重庆理工大学远程测试与控制技术研究所 重庆, 400054)

摘要 在无线传感器网络(wireless sensor network,简称WSN)中通常需要对网络节点所测量的数据进行处理来判断WSN的运行是否可靠。针对传统算法存在计算复杂、能耗大的问题,提出一种基于粒子群优化算法及高斯分布的WSN节点故障诊断方法。根据粒子群优化算法规则简单和收敛速度快等特点,对节点所测数据进行优化并得到一个相应的阈值范围,通过高斯分布判断所测数据是否满足与所定阈值范围之间的关系来判定节点是否发生故障。试验结果表明,该故障诊断方法能及时、有效地发现WSN异常并诊断出故障节点,提高了WSN工作的可靠性。

关键词 无线传感器网络;故障诊断;粒子群优化算法;高斯分布

中图分类号 TP393;TP212

引言

近年来,WSN中节点的硬件设计、计算处理、无线通信、网络协议和能量有效等研究和创新不断被提出,同时网络的可靠性与可持续性需求也日益增加,传感器节点的故障诊断对实时了解网络状态起着重要作用^[1]。由于许多无法避免因素的影响以及WSN使用环境的复杂和恶劣,传感器节点发生故障的概率比其他系统高很多,而故障节点又会降低整个网络的服务质量,因此对WSN故障诊断方法的研究非常有必要。

针对几种典型的WSN节点故障诊断算法(分布式贝叶斯算法^[2]、加权中值算法^[3]和分布式故障诊断算法^[4])的优缺点,国内、外学者进行了研究。文献^[5]提出一种MANNA层次结构拓扑的解决办法,此方法需要通过外部基站对节点进行集中诊断,通信代价大。文献^[6]提出一种基于树状结构的WSN故障诊断方法,此方法诊断精度高、鲁棒性强,但结构复杂。文献^[7]通过簇头节点来管理其他节点的运行情况,对网络进行分簇式节点故障诊断。此算法精度较高,不适用于故障率较高的网络。文献^[8]运用邻居协同算法实现WSN的自检测优化方案,该方案具有低功耗和高诊断精度的特点。文献^[9]在BP神经网络权值调整的过程中引入免疫思想,避免陷入局部极小的现象,提高了算法的收敛速度,但算法较为复杂。笔者提

出了一种基于粒子群优化算法及高斯分布的WSN节点故障诊断方法,该算法简单、收敛速度较快,能有效检测出故障节点。

1 WSN节点故障诊断算法

1.1 算法思想

在WSN节点的故障诊断中,及时发现异常能保证数据测量的准确性和WSN网络运行的可靠性。基于粒子群优化算法的故障诊断思想是根据粒子群优化算法具有计算简单、收敛速度快和解质量高等特点,使用粒子群优化算法对所测得的数据进行全局搜索得到一个全局极值,由此全局极值确定一个阈值范围,得到可能存在故障的节点。根据该阈值范围利用高斯分布确定是否为故障节点,最后根据异常数据和传感器节点地址信息判断哪个节点出现故障。

1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法^[10](particle swarm optimization,简称PSO)是一种进化计算技术,来源于对鱼群、鸟群觅食行为的模拟。PSO算法是基于群体的,将每个个体看作是 D 维搜索空间中一个没有体积和质量微粒(点),在搜索空间中以一定的速度飞行,并根据自身和其他微粒飞行经验的综合分析来动态调整速度。将群体中第 i 个微粒表示为 $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{iD})$ 。

* 重庆市科技攻关基金资助项目(CSTC2011AC2179);重庆市经济与信息化委员会基金资助项目(渝经信科技[2010]9号);重庆市九龙坡区科委资助项目(九龙坡科委发[2009]52,53号)

收稿日期:2012-03-30;修改稿收到日期:2012-06-04

..., z_{iD}), 并将其经历过的最佳位置(即有最佳的适应值)记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 称为个体极值 pbest。当前群体所有微粒经历过的最佳位置称为 gbest。将微粒 i 的速度用 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示, 对于每一次迭代微粒 i 在 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 空间的运动方程为

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

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

其中: $i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, D; k$ 为迭代次数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围里变化的随机数, 用来保持群体的多样性; c_1 和 c_2 为加速常数, 使微粒具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而使每个微粒向 pbest 和 gbest 加速运动。

式(1)中的第2部分为“认知”部分, 代表微粒本身的思考; 第3部分为“社会”部分, 表示微粒的信息共享与互相合作。式(1)是微粒根据其上一次迭代的速度、当前位置以及自身与群体的最佳经验之间的距离来更新速度, 根据式(2)飞向新的位置。参数 ω 为惯性权重, 对 PSO 能否收敛起着重要的作用, 它使微粒保持运动惯性并使其有扩展空间的趋势和搜索新区域的能力, 其计算为

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{k_{\max}} k \quad (3)$$

其中: ω_{\max} 为初始权重; ω_{\min} 为最终权重; k_{\max} 为最大迭代次数; k 为当前迭代次数^[11]。

图1为 PSO 算法流程图。

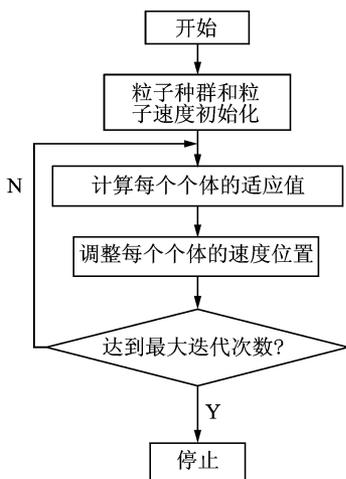


图1 PSO 算法流程图

1.3 算法实现

在 PSO 算法中个体极值 pbest 以及全局极值 gbest 均由每个微粒的适应度决定, 利用 WSN 节点所测温度值的大小是反映节点好坏的一个重要指

标。普通环境下温度值的范围为 $0 \sim 50^\circ\text{C}$, 在所测温度样本空间中采集到的样本个体基本在一个出现概率较大的值附近波动。在粒子群初始化过程中, 随机给其一个较差的适应值这样在迭代计算时一般不会被选为极值。在迭代过程中通过位置的变化, 其初始适应值也可能被更优位置的粒子所取代, 但不影响粒子群的正常进化^[12]。

笔者采用归一化函数得到理想的适应度函数

$$\text{fitness}(t_i) = 51 \frac{t_i - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (4)$$

其中: t_i 为所测得的温度值样本空间中的一个样本; t_{\min} 为温度值样本空间中的最小值; t_{\max} 为温度值样本空间中的最大值。

利用粒子群优化算法经过 100 次迭代之后得到一个全局极值 P_g , 根据 P_g 与传感器节点精度确定一个温度阈值范围, 所测温度值在阈值范围内的节点即认定为正常节点, 否则可能为故障节点。粒子群优化算法处理温度值的流程图如图2所示, 其计算过程如下:

1) 采集 100 个温度传感器节点测得的温度值 T_i 作为样本, 计算每个微粒的适应度, 适应度最大微粒的温度值定为初始 gbest, 其他微粒将各自的个体极值 pbest 定为其初始位置;

2) 迭代之后, 选择适应度最大的微粒为全局极值 gbest^k, 每个微粒根据自己飞行记录选择个体极值 pbest^k;

3) 将 pbest^k, gbest^k 和 z_i 的值代入式(1)和

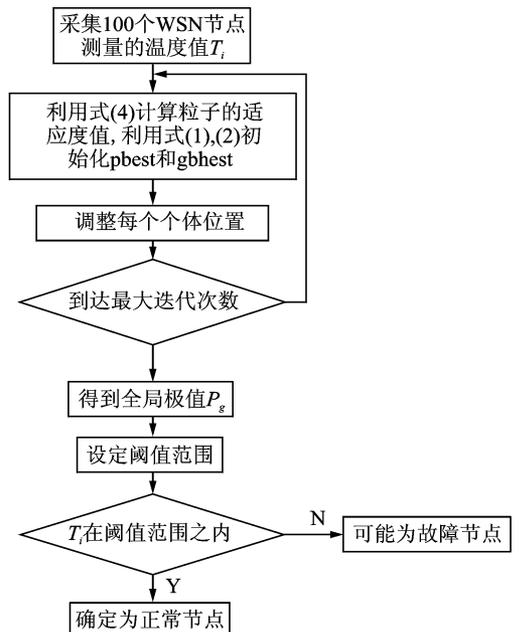


图2 粒子群优化算法处理温度值流程图

式(2),对每个粒子的速度和位置进行更新,如果当前迭代次数达到了100次或者达到最小错误要求,则停止迭代得到全局极值 P_g , 否则转到步骤2;

4) 根据全局极值 P_g 和传感器节点的精度设定温度阈值范围,如果 T_i 在阈值范围之内,则确定为正常节点,否则判断其可能为故障节点。

分离出正常节点与可能有故障的节点后,为了提高诊断的准确度,对可能有故障的节点分别采集100次数据并利用高斯分布对这些数据进行处理,最后分离出正常节点与故障节点。温度值符合高斯分布, $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^k t_i}{k} \quad (5)$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (t_i - \mu)^2}{(k - 1)} \quad (6)$$

其中: k 为粒子的个数。

考虑到传感器精度等因素,认为概率在0.1~1之间为大概率事件。此时可能会出现两种情况:a. 如果大概率事件中的温度值不在设定的阈值范围内,可以直接判断此节点为故障节点;b. 如果大概率事件中的温度值在阈值范围内时,设定如果异常温度数据大于5个,判定为故障节点,否则为正常节点。故障节点判定流程图如图3所示,计算过程如下:

1) 采集每个可能存在故障的节点所测的温度

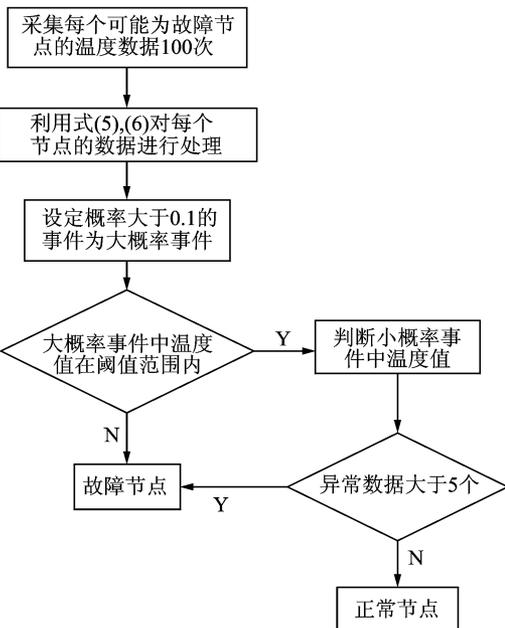


图3 故障节点判定流程图

值100次;

2) 利用高斯分布式(5)、式(6)对每个可能故障节点采集到的温度值进行处理,判断节点是否故障。

在试验过程中可能存在用粒子群优化算法处理温度值时,采集到的温度值刚好是正确数据,但实际上该节点是故障节点的情况;因此在第1轮算法实现完成之后重复一次以上试验过程,这样可以减少在算法实现过程中出现误判,提高诊断准确率。

2 仿真试验和结果分析

笔者应用基于 ZigBee 无线通信协议的传感器节点进行试验,采用 Jennic 公司的 JN5139-Z01-M02 模块节点对普通室内温度值进行采集。将100个节点随机布置在一个大的一面有阳光照射、一面背光的仓库环境中,测得室外平均温度为23°C。设定最大迭代次数 $k_{max} = 100$, 初始惯性权重 $\omega_{max} = 1.2$, 最终惯性权重 $\omega_{min} = 0.9$, 加速因子 $c_1 = c_2 = 2$, 采集得到100个节点的温度数据如下,程序采用10维矩阵表示

21	20	23	23	20	19	20	20	23	20
20	23	21	23	27	19	22	20	17	23
19	13	23	20	23	22	23	19	23	20
26	22	20	23	19	23	20	22	23	19
23	20	20	23	20	19	20	23	20	20
20	20	23	19	19	42	23	33	20	20
23	19	23	20	20	23	20	23	20	23
20	19	21	22	22	19	23	45	19	20
23	20	23	20	20	23	20	23	20	23
20	23	22	23	22	19	23	20	20	19

通过 Matlab 仿真得到全局极值为21.709。采用传感器节点的精度为 $\pm 0.5^\circ\text{C}$, 根据试验环境与传感器精度设定误差范围为 $\pm 2^\circ\text{C}$, 即阈值范围为 (19.709, 23.709)。笔者以地址分别为126F和195E的两个节点测得的温度值为例,由于所测的温度值分别为 17°C 和 26°C , 均不在阈值范围之内,因此分别再采集这两个节点的温度数据100次。利用高斯分布分析发现,地址为126F的节点所测的100温度值,其大概率事件中的温度值不在阈值范围之内,可以判定这个节点为故障节点;地址为195E的节点所测的100个温度值,其大概率事件中温度值均在阈值范围之内,而小概率事件中的异常温度值为 26°C 和 27°C , 小于5个,因此可将该节点判定为正常节点。为了提高诊断准确率,重复一次以上试验过程,发现没有误判的节点。

3 结 论

试验表明,本研究提出的粒子群优化算法及高斯分布能够有效地应用于无线传感器网络节点故障诊断中,且算法容易实现、收敛速度快、诊断准确率较高;但此方法不适用于无线传感器网络节点非常多和故障率比较高的情况。

参 考 文 献

- [1] 季塞,袁慎芳,马廷淮,等.无线传感器网络中节点故障诊断方法的研究[J].计算机工程与应用,2010,46(23):95-97,121.
Ji Sai, Yuan Shenfang, Ma Tinghuai, et al. Method of fault detection for wireless sensor networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(23):95-97,121. (in Chinese)
- [2] Bhaskar K, Sitharama L. Distributed bayesian algorithms for fault tolerant event region detection in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2004, 53(3):241-250.
- [3] 高建良,徐勇军,李晓维.基于加权中值的分布式传感器故障检测[J].软件学报,2007,18(5):1208-1217.
Gao Jianliang, Xu Yongjun, Li Xiaowei. Weighted-median based distributed fault detection for wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2007, 18(5): 1208-1217. (in Chinese)
- [4] Chen Jinran, Kher S, Arun S. Distributed fault detection of wireless sensor networks[C]//Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking. New York:Association for Computing Machinery Press, 2006:65-72.
- [5] Ruiz L B, Siqueira I G, Oliveira L B, et al. Fault management in event-driven wireless sensor networks[C] //MSWiM 2004: Proceedings of the 7th ACM Symposium on Modeling. Italy:Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems, 2004:149-156.
- [6] Xu Xianghua, Chen Wanyong, Wan Jian, et al. Distributed fault diagnosis of wireless sensor networks [C]//11th IEEE International Conference on Communication Technology. Washington D C:IEEE Computer Society Press, 2008:148-151.
- [7] Asim M, Mokhtar H, Merabti M. A cellular approach to fault detection and recovery in wireless sensor networks[J]. Computer Science, 2009:352-357.
- [8] Jin Mujing, Qu Zhaowei. Efficient neighbor collaboration fault detection in WSN[J]. Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2011, 18(S1): 118-121.
- [9] 闫丹, 雷霖. 基于免疫神经网络的无线传感器网络节点的故障诊断[J]. 自动化信息, 2009, 95(3):37-39.
Yan Dan, Lei Lin. Fault diagnosis of nodes in wireless sensor network based on immune neural network [J]. Automation Information, 2009, 95(3):37-39. (in Chinese)
- [10] 黄惠斌. 基于 PSO 优化的模糊控制在隧道通风中的应用[D]. 湖南:湖南大学, 2009.
- [11] 李明, 王燕, 年福忠. 智能信息处理与应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2010:124-127.
- [12] 余成波, 张一萌, 李洪兵. 基于无线传感器网络自校正定位算法的研究[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(1):6-10.
Yu Chengbo, Zhang Yimeng, Li Hongbin. The research of self-calibration location algorithm based on WSN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(1):6-10. (in Chinese)



第一作者简介:余成波,男,1965年10月生,教授。主要研究方向为远程测试与控制技术,信号与信息处理。曾发表《传感器与自动检测技术(第2版)》(北京:高等教育出版社,2009年)等论著。

E-mail:yuchengbo@cqut.edu.cn