

MDFD: Distributed Fault Detection for Multi-Sensor Networks*

XU Xianghua*, ZHOU Biao, WAN Jian

(Grid and Service Computing Technology Lab, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310037, China)

Abstract: In wireless sensor networks, the Distributed Fault Detection algorithm (DFD) compares the datum with other sensing data among its neighboring nodes to achieve fault detection. However, in areas with high density of faulty nodes, the increase of faulty nodes will lead to a significant decline in the accuracy of fault detection. In this paper, the sensor data correlation between multi sensors is exploited to improve performance of the DFD fault detection algorithm in the multi-sensor networks. The MDFD algorithm is proposed for multi-sensor network fault detection to enhance the accuracy of fault detection in the network area with high fault distribution. The performance analysis and simulation results demonstrate that the fault detection accuracy of MDFD algorithm is higher than DFD and IDFD algorithm, MDFD algorithm is more suitable for fault detection in sensor networks with low node density and higher failure ratio.

Key words: multi-sensor networks; fault detection; MDFD algorithm; fault aggregation

EEACC: 6150P

多传感器网络中的分布式故障检测算法*

徐向华*, 周彪, 万健

(杭州电子科技大学计算机学院, 网络与服务计算技术实验室, 杭州 310037)

摘要: 在传感器网络中, 分布式故障检测算法(DFD 算法)通过与所有邻居节点的传感器数据的比较判断, 实现节点传感器的故障检测。但是, 在故障节点聚集的网络区域, 故障节点比例的上升将导致该区域的故障检测精度显著下降。针对多传感器网络, 本文利用多传感器在相同区域的故障分布差异及传感器之间关联特性对 DFD 故障检测算法进行改进, 提出适用于多传感器网络的 MDFD 算法, 提高了故障聚集区域的检测精度。性能分析和仿真结果表明: 在节点故障率高的网络中, 与 DFD 和 IDFD 算法相比, MDFD 提高了故障检测精度, 算法适用于节点分布稀疏和传感器故障率较高的网络。

关键词: 多传感器网络; 故障检测; MDFD 算法; 故障聚集;

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2010)04-0595-07

无线传感器网络(WSN-Wireless Sensor Network)是由散布在指定区域内的大量微小传感器节点组成, 节点通过无线通信方式组成网络, 可以监测区域内感兴趣的信息, 并将信息发送给监测中心分析和处理^[1-2]。随着 WSN 节点制作工艺的发展、成本不断降低, 节点可以搭载更多的传感器, 构成多传感器网络(Multi-Sensor Network), 对区域环境进行监测, 如监测温室的温度、湿度、光照、二氧化碳浓度等, 得到多维监测数据, 使得 WSN 可以应用到安全性、可靠性要求更高的领域, 如变电站, 核反应堆, 空间技术等^[3]。

传感器节点容易遭受环境、能源耗尽、及其它不

可预知因素的影响导致节点故障, 影响网络的数据监测可靠性^[4]。因此, 传感器故障检测是近几年 WSN 的重要研究问题之一^[5], 已提出了 DFD(Distributed Fault Detection)^[6]、改进 DFD^[7]、分布式加权容错^[8]、Distributed Diagnosis^[9]等分布式故障检测算法, 其主要思想是通过邻居节点间的相互投票机制, 节点与邻居节点的传感器数据进行比较判断实现故障检测。但是, 分布式故障检测过程中, 节点所在区域的传感器故障比例对局部故障检测精度有很大影响。在故障节点聚集的网络区域, 故障节点比例的上升将导致该区域的故障检测精度显著下

降,影响到故障诊断的效果。

在多传感器网络中,节点搭载了多个传感器,构成网络中的多组同类型传感器。一方面,由于不同类型的传感器故障节点分布随机,同一区域内的多组传感器的故障聚集的概率要远小于单组传感器故障聚集的概率。另一方面,在实际应用中,节点的多个传感器之间可能存在某种关联特性,表现为变化趋势、物理模型关联,如光照与温度传感器,海拔高度与空气氧浓度传感器。图1中,多传感器节点在分布矩形温室中,每个节点搭载两个传感器: $sensor_0$ (光照) 和 $sensor_1$ (温度),光照和温度传感存在关联关系。图1(a)为 $sensor_0$ 的故障分布,圆形区域为故障聚集区。图1(b)为相同区域为 $sensor_1$ 故障分布,属于正常故障分布。 $sensor_0$ 在圆形区域的故障聚集,将大大降低 $sensor_0$ 的 DFD 故障检测精度,甚至无法进行有效的故障检测,同区域正常故障分布的 $sensor_1$ 传感器提供的关联信息可以提高了 $sensor_0$ 检测精度。

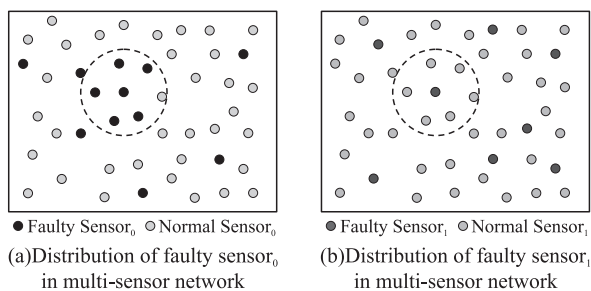


图1 多传感器网络中故障传感器分布情况

基于上述分析,本文提出利用多传感器网络中不同传感器的区域故障节点分布不同,以及节点上的各传感器之间存在的关联特性,改进多传感器网络的故障诊断方法,提高多传感器网络的故障检测精度,使算法适用于节点稀疏和传感器故障率较高的网络。

1 相关工作

在 WSN 故障检测方法中,分布式故障检测算法具有区域自治、灵活方便等特点,更符合传感器网络的应用需求。Jinran Chen 提出了分布式故障检测算法 (DFD 算法)^[6],节点通过与所有邻居节点的传感器测量值比较判断自身传感器是否处于故障状态。在节点分布稀疏的网络中,DFD 算法的故障检测精度会迅速降低,其原因在于 DFD 算法将节点检测为“正常”的条件过于苛刻。蒋鹏提出了改进的 DFD 算法 (IDFD)^[10],提高了节点分布稀疏的网络中的故障检测精度。本文将上述分布式故障检测算法引入到多传感器网络中,利用多传感器网络的特性和

多传感器之间的关联对算法进行改进,提高多传感器网络中的故障检测精度。

目前多传感器网络的故障检测方法多关注于特定应用中故障检测问题研究,如利用多传感器进行设备故障检测,而不是对多传感器网络的自身传感器故障进行诊断和检测。Yang Gao 提出的多传感器数据融合系统的故障检测诊断技术^[11]应用于植物监控系统的故障检测。Monica Alderighi 提出了一种针对空间多传感器网络的故障检测策略^[3],基于在线测试和修复处理,使用双重配置方法实现故障检测和快速修复。刘宜平提出了一种基于模糊神经网络的故障分类器^[12]应用于多传感器故障检测,采用模糊神经网络作为故障分类器,通过离线地自适应学习建立描述故障状态的模糊参考模型,利用模糊神经网络进行故障匹配检测。房方提出了传感器故障的神经网络信息融合诊断方法^[13],应用神经网络的非线性拟合能力扩展相关信息,信息融合诊断策略根据这些信息确定出故障传感器,同时对故障信号进行恢复。

2 网络模型和故障模型

与已有分布式故障检测算法类似,本文的故障检测仅考虑节点的传感器故障。假定节点其它部分为正常状态,节点多个传感器之间故障独立,即一个传感器故障不影响其余传感器的正常工作。传感器部件发生故障的情况包括:传感器测量误差、随机噪声误差、传感器完全失效,而节点处理信息、收发数据等功能都正常。基于上述假设,我们将节点上的传感器状态分为:正常传感器和故障传感器。

假设多传感器网络中有 N 个节点,每个节点搭载多个传感器,节点随机均匀地分布在某个感兴趣的区域,监测区域内的多种环境数据,如在温室中部署多传感器网络,监测温室的光照、温度、湿度等环境数据。节点上的单个传感器发生故障的概率相互独立,任何一个传感器的故障不会影响其它传感器。传感器每隔 ΔT 时间进行一次数据采样。每个节点都有一定数量的邻居节点,并与邻居节点进行通信和数据交换。

以下给出多传感器网络的相关术语定义:

同组传感器 多传感器网络中所有节点上的同类型传感器,如所有节点上的温度传感器。

关联传感器 节点上搭载的多个传感器,如果其测量值有关联关系,则两个传感器为关联传感器,如光照强度增大时温室温度一般会升高,所以温度传感器和光照强度传感器互为关联传感器。

邻居传感器 对于任意传感器,它所在节点的邻居节点上的同组传感器称为它的邻居传感器。

传感器故障率 节点所搭载各个传感器发生故障的概率。本文假定节点各传感器故障概率独立。

故障检测精度 故障检测精度是用于评价一种故障检测机制性能的标准,本文中考虑节点上的传感器的故障检测精度。传感器网络利用该故障检测机制完成一次故障检测之后,传感器的状态判断结果有四种情况,将实际状态为正常的传感器判断为正常、实际状态为故障的传感器判断为故障、实际状态为正常的传感器判断为故障、实际状态为故障的传感器判断为正常。其中前两种情况发生的概率就称为故障检测精度。

对于采用分布式投票策略的故障检测机制,其检测判断的正确性依赖于邻居节点的状态。如果局部区域内出现传感器故障聚集,将影响节点状态的判断并导致检测判断错误。对于多传感器网络的故障检测,本文的MDFD算法利用二组传感器间的关联关系辅助状态判断,仅当两组传感器在同一区域都出现过高故障比例时,才会对引起故障检测精度的显著降低,而这种情况出现的概率极低。以下给出多传感器网络中同一区域的两组传感器的故障聚集概率分析:

假设一个多传感器网络共有 N 个网络节点,每个节点搭载二个传感器: s^1, s^2 ,传感器平均故障概率分别为: p_{s^1}, p_{s^2} ,且故障概率相互独立,节点随机均匀地分布在监测区域,节点的平均相邻节点个数为 k 。对于任意区域的 k 个相邻节点: $\{n_1, n_2, \dots, n_k\}$,节点 $n_i (i=1, \dots, k)$ 的二个传感器分别为 s_i^1, s_i^2 , k 个节点的二组关联传感器分别为: $S^1 = \{n_1, s_1^1, n_2, s_2^1, \dots, n_k, s_k^1\}, S^2 = \{n_1, s_1^2, n_2, s_2^2, \dots, n_k, s_k^2\}$ 。

对于 S^1 的 k 个传感器,在平均故障概率为 p_{s^1} 的情况下,出现 j_1 个及以上传感器故障的概率为:

$$P_{h_1 \geq j_1}^{S^1} = \sum_{h_1=j_1}^k C_k^{h_1} p_{s^1}^{h_1} (1-p_{s^1})^{k-h_1}, j_1 = \lfloor (\alpha_1 \times p_{s^1}) \times k \rfloor,$$

$1 \leq \alpha_1 \leq \frac{1}{p_{s^1}}, j_1 \in \{0, 1, \dots, k\}$,其中 $\alpha_1 \times p_{s^1}$ 表示 k 个节点中故障传感器的比例——故障聚集程度,显然, $\alpha_1 \times p_{s^1}$ 越大,故障传感器比例越高,出现这种情况的概率 $P_{h_1 \geq j_1}^{S^1}$ 越小。例如,在 $k=10, p_{s^1}=0.2, \alpha_1=2.5, \alpha_1 \times p_{s^1}=0.5$, 10 个传感器中出现 5 个及以上故障

的概率: $P_{h_1 \geq 5}^{S^1} = \sum_{h_1=5}^{10} C_{10}^{h_1} p_{s^1}^{h_1} (1-p_{s^1})^{10-h_1} = 0.0328$ 。

同样,对于 S^2 的 k 个传感器,在平均故障概率为 p_{s^2} 的情况下,出现 j_2 个及以上传感器故障的概率为:

$$P_{h_2 \geq j_2}^{S^2} = \sum_{h_2=j_2}^k C_k^{h_2} p_{s^2}^{h_2} (1-p_{s^2})^{k-h_2}, j_2 = \lfloor (\alpha_2 \times p_{s^2}) \times k \rfloor,$$

$$1 \leq \alpha_2 \leq \frac{1}{p_{s^2}}, j_2 \in \{0, 1, \dots, k\}。$$

对于DFD等基于邻居投票机制的故障检测算法,局部传感器故障比例越高,故障检测精度越低,在大于30%故障率时,故障检测精度开始急剧下降。对于 S^1, S^2 两组传感器,在同一区域的故障聚集概率为: $P^{S^1 \times S^2} = P_{h_1 \geq j_1}^{S^1} \times P_{h_2 \geq j_2}^{S^2}$ 。显然,同一区域的两组传感器都出现高故障率的概率 $P^{S^1 \times S^2}$ 远小于 $P_{h_1 \geq j_1}^{S^1}, P_{h_2 \geq j_2}^{S^2}$,因此,利用传感器间关联关系辅助状态判断可以有效降低误判率,提高故障检测精度。

3 算法设计及分析

3.1 算法相关参数

相关参数定义如表1所示。

表1 相关参数说明

参数	定义
p	传感器发生故障的概率
N_i	节点 i
$S_{n,i}$	节点 i 上搭载的第 n 组传感器
$\text{Neighbor}(N_i)$	N_i 的邻居节点集合, $ \text{Neighbor}(S_{n,i}) $ 为 N_i 邻居节点个数
$\text{Neighbor}(S_{n,i})$	$S_{n,i}$ 的邻居传感器集合, $ \text{Neighbor}(S_{n,i}) $ 为 $S_{n,i}$ 邻居传感器个数
k	网络中节点/传感器的平均邻居个数
$x_{n,i}^t$	t 时刻,传感器 $S_{n,i}$ 的测量值
$d_{n,i,j}^t$	t 时刻, $S_{n,i}$ 和 $S_{n,j}$ 测量值的差值
$d_{n,i,j}^t = x_{n,i}^t - x_{n,j}^t $	
$\Delta d_{n,i,j}^{\Delta t}$	t_i 时刻和 t_{i+1} 时刻 $d_{n,i,j}^t$ 的差值
$\Delta d_{n,i,j}^{\Delta t} = d_{n,i,j}^{t_i} - d_{n,i,j}^{t_{i+1}} $	
$R_{n,i,j}$	$S_{n,i}$ 与 $S_{n,j}$ 的状态关系, $R_{n,i,j} \in \{0, 1\}, R_{n,i,j} = R_{n,j,i}$,其中 1 表示状态关系为相似, 0 表示不确定
$R'_{n-m,i,j}$	$S_{n,i}$ 与关联传感器 $S_{m,j}$ 之间的关联关系, $R'_{n-m,i,j} \in \{0, 1\}$,其中 1 表示关联关系为正常, 0 表示异常
θ_1, θ_2	预设的两个阈值,用于判断传感器间状态关系
$T_{n,j}$	$S_{n,i}$ 可能的状态, $T_{n,i} \in \{LG, LF, GD, FT\}$,其中 LG 为可能正常, LF 为可能故障, GD 为正常, FT 为故障

3.2 多传感器网络的分布式故障检测

我们将多传感器网络的故障检测分为两阶段检测:

- (1) 利用DFD算法实现各组传感器的初步检测;
- (2) 利用关联传感器实现故障聚集区域的增强检测,提高故障聚集区的检测精度。

第一阶段检测

将分布式故障检测算法^[6] (DFD 算法) 引入到多传感器网络中, 对每一组传感器分别进行故障检测, 得到所有传感器的检测状态。算法按照以下 4 个步骤实现一组传感器的故障检测:

(1) 确定整个网络中相邻同组传感器之间状态关系。相邻两个节点 N_i 和 N_j 上的同组传感器 $S_{n,i}$ 和 $S_{n,j}$ 相互比较测量值得到两个传感器的状态关系 $R_{n,ij}$ 。

由于邻居节点相距很近, 根据局部性原理, 在 t 时刻同组传感器的测量值非常接近, 差值 $d'_{n,ij} < \theta_1$; 并且在 $t+1$ 时刻, 同组传感器的测量值之差 $d'_{n,ij}^{t+1}$ 与 $d'_{n,ij}$ 也非常接近, 差值 $\Delta d'_{n,ij} < \theta_2$ 。如果上述两个条件都满足, 则同组传感器状态关系为相似 ($R_{n,ij} = 1$); 否则两者状态关系为不确定 ($R_{n,ij} = 0$)。

对网络中任意节点 N_i 上的任意传感器 $S_{n,i}$, 确定与其相邻的所有节点的同组传感器 Neighbor ($S_{n,i}$) 的状态关系。

(2) 对同组传感器进行第一轮传感器状态判断, 确定传感器的初始判断状态。对于任意节点 N_i 上的任意传感器 $S_{n,i}$, 如果 N_i 邻居传感器 Neighbor ($S_{n,i}$) 状态关系为半数以上相似:

$$\sum_{S_{n,j} \in \text{Neighbor}(S_{n,i})} R_{n,ij} > \frac{|\text{Neighbor}(S_{n,i})|}{2} \quad (1)$$

则传感器 $S_{n,i}$ 初始判断状态为可能正常 (LG), 否则为可能故障 (LF)。依此类推, 得到网络中所有传感器的初始判断状态。

(3) 确定传感器最终状态。依据初始判断状态进行第二轮传感器状态判断, 得到传感器的最终判断状态。对于网络中任意节点 N_i 上的任意传感器 $S_{n,i}$, 只考虑 $S_{n,i}$ 邻居传感器中初始判断状态为可能正常 (LG) 的同组传感器, 如果其中与 $S_{n,i}$ 状态关系为相似的个数减去状态关系为不确定的个数, 差值大于或等于 $S_{n,i}$ 邻居个数的一半:

$$\sum_{S_{n,j} \in \text{Neighbor}(S_{n,i}) \text{ and } T_{n,j} = \text{LG}} 2R_{n,ij} - 1 > \frac{|\text{Neighbor}(S_{n,i})|}{2} \quad (2)$$

则认为 $S_{n,i}$ 的最终判断状态为正常 (GD), 否则为认为 $S_{n,i}$ 的最终判断状态为故障 (FT)。

(4) 对于网络中存在的仍不能确定最终状态的传感器, 将 (2) 初始判断状态结果作为其最终判断状态。

最后, 我们得到多传感器网络中每组传感器的判断状态, 完成第一阶段故障检测过程。

第二阶段检测

针对故障节点分布不均, 局部区域故障节点聚

集导致该区域故障检测精度下降问题, 本节利用多传感器网络中多组传感器之间存在的相互关联特性, 进一步提高故障检测精度, 特别是故障聚集区域的检测精度。

在多传感器网络中, 多组传感器同时监测区域中的多种环境信息, 如温室中的光照、温度、湿度等信息。其中有些监测信息之间存在一定的关联关系, 如温室的温度与光照强度之间存在关联关系, 光照强度越大温度越高, 光照和温度表现为变化趋势互相关联。多传感器之间的关联关系与应用相关, 而且有些传感器之间可能并没有关联关系, 因此, 本文假设的是存在关联的多传感器应用场景。节点 i 的传感器 n 与节点 j 的传感器 m 的关联关系可以表

示为 $R'_{n-m,ij}: S_{n,i} \xrightarrow{f(x_{n,i}, x_{m,j})} S_{m,j}$, 其中 $n \neq m$, 表示传感器 $S_{n,i}$ 与 $S_{m,j}$ 之间存在关联关系, $f(x_{n,i}, x_{m,j})$ 为两者之间的关联函数, $x_{n,i}$ 和 $x_{m,j}$ 表示两个传感器的测量值序列。我们可以通过分析测量值来判断两者之间的关联关系, 关联关系正常记为 $R'_{n-m,ij} = 1$, 异常记为 $R'_{n-m,ij} = 0$ 。对于相互关联的监测对象, 可以利用传感器之间的关联关系进行传感器的状态判断。

在单传感器网络中, 故障检测不准确主要是由故障节点聚集造成的, 即局部区域中故障节点比例越高, 故障检测精度越低, 导致故障检测精度的下降。在多传感器网络中, 一个节点周围出现多组故障传感器聚集的概率要远小于单传感器网络中故障节点聚集的概率, 所以利用多传感器增强判断可以有效提高故障检测精度。结合以上多传感器网络特性, 对分布式故障检测算法进行改进。在传感器最终状态判断时, 利用多组传感器之间的关联关系增强判断:

对于网络中任意节点 N_i 上的任意传感器 $S_{n,i}$, 考虑 $S_{n,i}$ 的所有邻居节点, 首先获取所有邻居节点与 $S_{n,i}$ 关联关系 $R'_{n-m,ij}$, 再考虑邻居节点 N_j , 统计满足以下两个条件中任一个条件的节点个数 C 。

① 节点 N_j 上同组传感器 $S_{n,j}$ 与 $S_{n,i}$ 状态关系为相似 ($R_{n,ij} = 1$), 且 $S_{n,j}$ 的初始判断状态为可能正常 ($T_{n,j} = \text{LG}$)。

② 节点 N_j 上 $S_{n,i}$ 的关联传感器 $S_{m,j}$ 与 $S_{n,i}$ 关联关系为正常 ($R'_{n-m,ij} = 1$), 且 $S_{m,j}$ 的初始判断状态为可能正常 ($T_{m,j} = \text{LG}$)。

如果 C 大于或等于 $S_{n,i}$ 邻居个数的一半, 则认为 $S_{n,i}$ 的最终判断状态为正常 (GD), 否则为认为 $S_{n,i}$ 的最终判断状态为故障 (FT)。

MDFD (Multi-sensor DFD) 算法如下:

Algorithm: MDFD

Each sensor $S_{n,i}$ in network, consider the relationship and association with neighbors and check them to get the final detection status ($T_{n,i} = \text{GD}$ or FT).

1. For each sensor $S_{n,i}$ in network
2. Set $C = 0$;
3. For each node N_j in $\text{Neighbor}(N_i)$
4. If ($T_{n,j} = \text{LG}$ and $R_{n,ij} = 1$) or ($T_{m,j} = \text{LG}$ and $R'_{n-m,ij} = 1$)
5. Then $C = C + 1$;
6. If $C \geq |\text{Neighbor}(S_{n,i})|/2$ Then
7. $T_{n,i} = \text{GD}$;
8. Else
9. $T_{n,i} = \text{FT}$;
10. Send $T_{n,i}$ to neighbors.

3.3 算法性能分析

第一阶段故障检测过程中, 传感器状态判断可以得到传感器的初始判断状态(LG或LF), 结果分四种情况: 实际正常(GD)的传感器判断为可能正常(LG), 概率为 P_{glg} ; 实际正常(GD)判断为可能故障(LF), 概率为 P_{glf} ; 实际故障(FT)判断为可能正常(LG), 概率为 P_{flg} ; 实际故障(FT)判断为可能故障(LF), 概率为 P_{flf} 。依据概率分析我们得到公式(3)~公式(6)^[6]:

$$P_{\text{glg}} = (1-p) \sum_{i=0}^{[k/2]-1} C_k^i p^i (1-p)^{k-i} \quad (3)$$

$$P_{\text{glf}} = (1-p) \sum_{i=0}^{[k/2]-1} C_k^i (1-p)^i p^{k-i} \quad (4)$$

$$P_{\text{flg}} = p \sum_{i=0}^{[k/2]-1} C_k^i (1-p)^i p^{k-i} \quad (5)$$

$$P_{\text{flf}} = p \sum_{i=0}^{[k/2]-1} C_k^i p^i (1-p)^{k-i} \quad (6)$$

第二阶段传感器状态判断得到传感器的最终状态(GD或FT), 分四种情况: 实际正常判断为正常, 实际故障判断为故障, 实际正常判断为故障, 实际故障判断为正常。我们分析网络的故障检测精度, 主要考虑前两种情况。

实际正常判断为正常的概率为:

$$P_{\text{CG}} = (1-p) \sum_{a=1}^k C_k^a \left[\sum_{b=0}^{[k/2]} C_a^b (2P_{\text{glg}} - P_{\text{glg}}^2)^{a-b} P_{\text{flg}}^{2b} \right] \cdot \left(\sum_{c=0}^{k-a} C_{k-a}^c P_{\text{glf}}^{2a} P_{\text{flf}}^{2(k-a-c)} \right) + P_{\text{glg}} \sum_{d=0}^k C_k^d (2P_{\text{glg}} - P_{\text{glg}}^2)^d P_{\text{flf}}^{2(k-d)} \quad (7)$$

实际故障判断为故障的概率为:

$$P_{\text{FF}} = p \sum_{a=1}^k C_k^a \left[\sum_{b=0}^{[k/2]} C_a^b (2P_{\text{glg}} - P_{\text{glg}}^2)^{a-b} P_{\text{flg}}^{2b} \right] \cdot \left(\sum_{c=0}^{k-a} C_{k-a}^c P_{\text{glf}}^{2a} P_{\text{flf}}^{2(k-a-c)} \right) + P_{\text{flf}} \sum_{d=0}^k C_k^d (2P_{\text{glg}} - P_{\text{glg}}^2)^d P_{\text{flf}}^{2(k-d)} \quad (8)$$

由公式(7)、(8)中, 我们可以得到 MDFD 算法的故障检测精度:

$$P_{\text{MDFD}} = P_{\text{CG}} + P_{\text{FF}} \quad (9)$$

而 DFD 算法的故障检测精度^[10]:

$$P_{\text{DFD}} = 1 - p \sum_{a=[k/2]}^k C_k^a \left(\sum_{b=0}^{[x-[k/2]]} C_x^b P_{\text{glg}}^x P_{\text{flg}}^{x-b} \right) \cdot \left(\sum_{c=0}^{k-a} C_{k-a}^c P_{\text{glf}}^c P_{\text{flf}}^{(k-a-c)} \right) + (1-p) \sum_{a=[k/2]}^k C_k^a \cdot \left(\sum_{b=0}^{[x-[k/2]]} C_x^b P_{\text{glg}}^{x-b} P_{\text{flg}}^b \right) \left(\sum_{c=0}^{k-a} C_{k-a}^c P_{\text{glf}}^c P_{\text{flf}}^{(k-a-c)} \right) \quad (10)$$

在 DFD 算法中, 当故障传感器聚集时, 即传感器的邻居节点中初始状态为 LG 的节点数小于邻居个数一半时, 就会出现判断错误的情况。而 MDFD 算法利用了多传感器网络的特性——多组传感器之间的关联关系, 增加了传感器之间的参照对象, 降低了判断时对同组传感器的依赖。由公式(7)和公式(8)可以计算得到 DFD 算法和 MDFD 算法在不同平均邻居个数和不同故障率情况下的故障检测精度, 如表 2 和表 3 所示, MDFD 算法在 DFD 基础进一步提高了故障检测精度。

表 2 DFD 算法的故障检测精度

传感器故障率(p)	平均邻居传感器数(k)			
	5	10	15	20
0.05	0.99710	0.99975	1	1
0.10	0.98975	0.99720	0.99970	0.99985
0.15	0.97310	0.99275	0.99795	0.99825
0.20	0.94800	0.97620	0.99335	0.99470
0.25	0.91215	0.95040	0.97525	0.98360
0.30	0.86255	0.90020	0.93300	0.96010
0.35	0.82250	0.84350	0.86965	0.89190

表 3 MDFD 算法的故障检测精度

传感器故障率(p)	平均邻居传感器数(k)			
	5	10	15	20
0.05	0.99950	1	1	1
0.10	0.99815	0.99980	0.99995	0.99995
0.15	0.99435	0.99840	0.99930	0.99980
0.20	0.98400	0.99425	0.99855	0.99910
0.25	0.96665	0.98365	0.99215	0.99540
0.30	0.93215	0.95690	0.97335	0.98620
0.35	0.90080	0.91860	0.93655	0.94890

MDFD 与 DFD 算法的能耗比较分析:依据文献^[1],WSN 节点的能耗主要包括数据采集能耗、数据处理能耗、通信能耗三部分,其中通信能耗为主要部分。由于故障监测过程中交换的数据为传感器测量值和状态关系值,每次通信的数据一般为固定长度的短报文。因此,故障检测过程的通信能耗可以根据数据交换通信次数进行估计。

改进 DFD(IDFD)^[7]与 DFD 算法的通信次数相同,以下仅对 MDFD 和 DFD 算法的检测通信次数进行比较分析:

在 DFD 算法中,节点完成一次故障检测需要与邻居节点进行二轮次数据交换通信:①在节点进行初始状态判断之前,需获取邻居节点传感器测量数据;②在节点完成初始检测状态判断之后,向邻居节点公布初始检测状态,以便邻居节点进行最终状态判断。MDFD 算法在 DFD 算法基础上做了改进,同样需要与邻居节点进行二轮次数据通信,完成 MDFD 算法的第一阶段检测。与 DFD 不同之处:增加了第二阶段检测,即依据同节点关联传感器的增强判断以提高检测精度,而此时并不再需要与其他节点交换数据。因此,完成一次故障检测,MDFD 与 DFD 的数据交换通信次数相同,即检测能耗基本相同。

4 仿真实验

我们对多传感器网络环境下的 DFD 算法和 MDFD 算法进行了仿真实验。图 2 为 200 个多传感器节点随机分布在一个矩形区域内,圆点为节点,每个节点搭载温度传感器和光照强度传感器,记为 $sensor_0$ 和 $sensor_1$,不同颜色表示节点 2 个传感器的不同故障情况。我们假设正常传感器的测量值在一个范围内浮动,而故障传感器的测量值为整个测量范围内的一个随机值,如温度正常值范围为 $30\text{ }^\circ\text{C} \sim 35\text{ }^\circ\text{C}$,故障值为 $0\text{ }^\circ\text{C} \sim 100\text{ }^\circ\text{C}$ 的一个随机值。

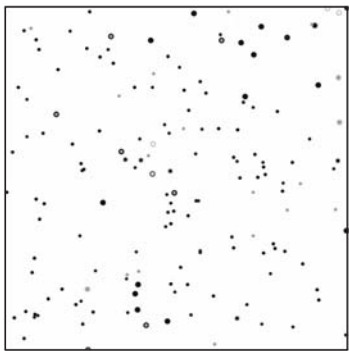


图 2 200 个多传感器节点随机分布在矩形区域内

仿真程序模拟了平均邻居个数为 5、10、15,传感器故障率为 5%、15%、25%、35%、45% 等情况

下的 MDFD、DFD、IDFD 等三种算法的故障检测情况,结果如图 3 ~ 图 5 所示。在相同平均邻居个数和相同传感器故障率的情况下,MDFD 算法的故障检测精度优于 DFD 算法和 IDFD 算法。在平均邻居个数小于 10、传感器故障率高于 20% 时,DFD 算法的故障检测精度明显下降,在传感器故障率高于 25% 时,IDFD 算法的故障检测精度也开始明显下降。在故障率高于 30% 时,MDFD 的故障检测精度明显优于 DFD 和 IDFD 算法。

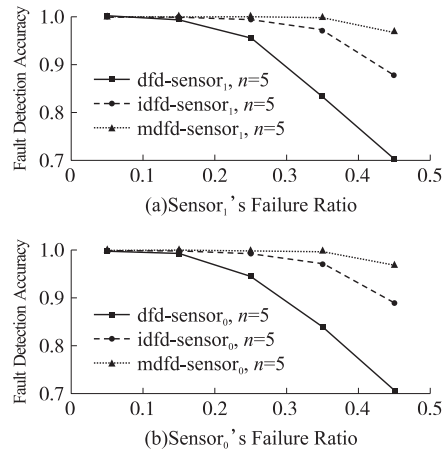


图 3 平均邻居个数为 5 时两组传感器的故障检测精度

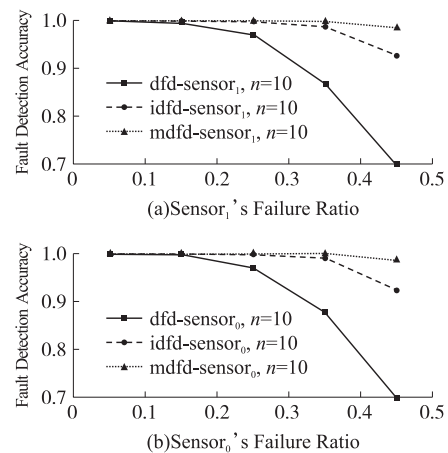


图 4 平均邻居个数为 10 时两组传感器的故障检测精度

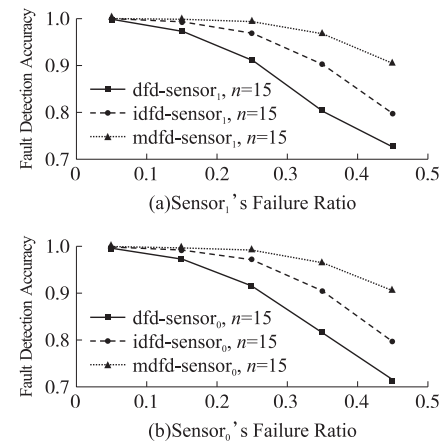


图 5 平均邻居个数为 15 时两组传感器的故障检测精度

仿真过程中,对故障聚集情况下的局部区域故障检测精度进行了仿真分析。平均邻居个数为5时,在 sensor_0 的故障聚集区域内,其局部故障率分别为50%、60%,而同一区域内 sensor_1 的故障率为20%。仿真结果为:对于 sensor_0 ,DFD算法的故障检测精度分别为0.6907、0.65855,MDFD算法的故障检测精度分别为0.9105、0.89425。由此可见,MDFD算法大大降低了故障检测过程中局部区域故障聚集对于该区域故障检测精度的影响,有效提高了故障聚集区域的故障检测精度。

5 总结

本文针对多传感器网络中故障检测问题,利用多组传感器之间的关联关系对分布式故障检测算法DFD进行改进,提出了适用于多传感器网络的分布式故障检测算法。分析和仿真结果表明,在相同情况下,MDFD算法的故障检测精度比DFD和IDFD算法更高。MDFD适用于以多传感器监测网络与数据采集应用中,具有较好的应用前景。

参考文献:

- [1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless Sensor Networks: A Survey[J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393 - 422.
- [2] Xia F. QoS Challenges and Opportunities in Wireless Sensor/Actuator Networks[J]. Sensors, 2008, 8(2): 1099 - 1110.
- [3] Alderighi M, Casini F, Dapos, et al. A Fault-Tolerance Strategy for an FPGA-Based Multi-Stage Interconnection Network in a Multi-Sensor System for Space Application[C]//Proc of IEEE International Symposium on Defect and Fault Tolerance in VLSI Systems. Washington, DC, USA: IEEE Press, 2001. 191 - 199.
- [4] Koushanfar F, Potkonjak M, Sangiovanni-Vincentelli A. On-Line Fault Detection of Sensor Measurements[C]//Proc of IEEE Sensors. Toronto, Canada: IEEE Press, 2003. 974 - 979.
- [5] 陈颖文,徐明,虞万荣. 无线传感器网络的容错问题与研究进展[J]. 计算机工程与科学,2008,30(2):87 - 92.
- [6] Chen Jinran, Shubha Kher, Arun Somani. Distributed Fault Detection of Wireless Sensor Networks[C]//Proc of the Workshop on Dependability Issues in Wireless Ad Hoc Networks and Sensor Networks. Los Angeles, CA, USA: ACM Press, 2006. 65 - 72.
- [7] 蒋鹏. 一种改进的DFD无线传感器网络节点故障诊断算法研究[J]. 传感技术学报,2008,21(8):1417 - 1421.
- [8] 李宏,谢政,陈建二,等. 一种无线传感器网络分布式加权容错检测算法[J]. 系统仿真学报,2008,20(14):3750 - 3755.
- [9] Lee Myeong-Hyeon, Choi Yoon-Hwa. Distributed Diagnosis of Wireless Sensor Networks[C]//Proc of TENCON 2007. Taipei: IEEE Press, 2007. 1 - 4.
- [10] Jiang P. A New Method for Node Fault Detection in Wireless Sensor Networks[J]. Sensors, 2009, 9(2): 1282 - 1294.
- [11] Yang Gao, Durrant-Whyte HF. Multi-Sensor Fault Detection and Diagnosis Using Combined Qualitative and Quantitative Techniques [C]//Proc of 1994 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems. Las Vegas: IEEE Press, 1994. 43 - 50.
- [12] 刘宜平,沈毅,刘志言. 一种基于模糊神经网络的故障分类器及其在多传感器故障诊断中的应用[J]. 传感技术学报, 2000,13(1):38 - 43.
- [13] 房方. 传感器故障的神经网络信息融合诊断方法[J]. 传感技术学报,2000,13(4):272 - 276.



徐向华(1965 -),工学博士,杭州电子科技大学副教授,硕士生导师,研究方向为无线传感网络,计算虚拟化,xh xu@hdu.edu.cn.