**Comments**

1. 在阅读本文之后，我发现你的方案和上次我们讨论的情况并不一致。在上次讨论中，你似乎考虑以文献[1]蓝本，采用错误读数检测（false data detection）的方式实现对网络中节点的故障判定。而你在本文中提出的方案，是根据系统度量之间相关性来实现对节点故障判定（faulty detection）。请注意，上述两种类型的方案，在概念、方案设计和实验方法上均存在重大区别，主要体现在：
   1. 概念上，传感器网络中读数是指温度、湿度、光亮度等传感器节点采集的数据，这些数据的特点是单一类型数据（如温度）与数据采集的时间、地点存在空时关联性，但不同类型数据之间（如温度与湿度之间）不存在显式相关性。而系统度量通常指节点自身的状态或行为数据，如单位时间内与邻居间的数据交换次数、移动速度、移动加速度等等，不同类型间度量之间存在或多或少的关联性；
   2. 在方案设计上，基于读数错误检测的故障判定方案通常会先建立一个读数的空时关联模型，再利用一些状态预测方法建立基于模型的预测值，再通过门限检测法判定读数与预测值的偏差是否超过容限。在此基础上，还有人将上述检测方法构建成一个迭代式的方案，实现故障判定性能的进一步提高。

而基于系统度量的故障判定方法通常会将需要检测的系统度量排列成一个矩阵，再利用矩阵分解方法（如SVD，PCA）去冗（文献[2]），之后利用分类方法将之后度量数据进行分类（如贝叶斯分类器，OGK分类器，SVM分类器等等）。

* 1. 实验方法上，一般来说，读数检测采用Intel Berkley实验室的数据（室内环境），克里特岛数据（户外环境）作为数据样本验证方案性能；而系统度量检测，由于选取的度量都是协议相关的，每人选择的度量不尽相同，所以没有现成的数据可以参考，所以通行的解决方案为，1）抽象实验实体，利用MATLAB实现网络仿真，再抽取实验度量进行实验（如Ho等人的一系列IEEE trans[3-7]）;2)利用TOSSIM构建更精细的传感器网络仿真环境，之后抽取关键实验数据，计算度量；（如Bo等人的文献[8]）；3）构建真实的实验网络，利用实验数据计算度量（如刘云浩的一系列文章，如[9]）。

因此，首先考虑的问题是，你准备从哪个条路线出发解决节点故障判定的问题，如果是读数检测，你应该考虑如何建立读数的空时模型，你看的2008年Elsevier的那篇空时相关性的文章模型太基础了，建议你使用更精细的模型，如**贝叶斯空时**模型（参见倪明选的这篇文献[10]，关于错误数据的建模，也可以参考倪明选的另一篇文献[9]）。之后利用**状态预测方法**（如文献[8, 10]）或者**分类方法**（如文献[11, 12]）实现异常数据的检测。

而系统度量检测是应用/协议相关的，因此首先得考虑你的方案应用在哪个具体方案上的，由此你才能根据具体应用设计合理的度量。可以参考以下文献的度量设计方法：

1. 宁鹏的针对定位异常状态的检测方法，文献[13];
2. Jun-Won Ho 的节点可信度度量，节点位置度量，节点运动度量的设计，文献[3-7]；
3. 刘云浩的节点故障检测时用到的度量，如文献[9]。
4. CUSUM已经是非常陈旧的方法，实际上11-12年的那一拨文献基本都采用此类的方法，现在基本不用了。主要原因是CUSUM检测变点所需的样本数量具有随机性，而且检测性能（误报率FPR和漏检率FNR）不稳定不可控。目前比较常用的如序列假设检验（SHT，如[3-7]）和CUSUM GLR（文献[8]）
5. 基于PCA的异常数据检测，可以参考文献[2, 14]。
6. 对于多度量、大量样本数据的异常检测，仍然采用欧式体系来计算两个数据样本间的距离存在很大的不确定性，建议你采用马氏体系来计算距离，（参见文献[15]）。
7. ACM旗下的Trans一般没有什么页数限制，且偏好详尽的技术细节，往往最具有参考价值。关于读数异常检测类的方案， ACM TOSN的一系列专题文献[10, 11, 16-19]提供了非常好的实验验证范例； 关于系统度量异常检测类方案，Jun-Won Ho的一系列文献[6, 7]可以说是实验验证的范本。

参考文献

[1] Z. Yang, N. Meratnia, and P. Havinga, "An online outlier detection technique for wireless sensor networks using unsupervised quarter-sphere support vector machine," in *2008 International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, 2008, pp. 151-156.

[2] V. Chatzigiannakis and S. Papavassiliou, "Diagnosing Anomalies and Identifying Faulty Nodes in Sensor Networks," *IEEE Sensors Journal,* vol. 7, no. 5, pp. 637-645, 2007.

[3] J.-W. Ho, D. Liu, M. Wright, and S. K. Das, "Distributed detection of replica node attacks with group deployment knowledge in wireless sensor networks," *Ad Hoc Networks,* vol. 7, no. 8, pp. 1476-1488, 11// 2009.

[4] H. Jun-Won, "A framework for robust detection and prevention of wide-spread node compromise in wireless sensor networks," Graduate School of The University of Texas at Arlington, 2010.

[5] H. Jun-Won, M. Wright, and S. K. Das, "Fast Detection of Replica Node Attacks in Mobile Sensor Networks Using Sequential Analysis," in *28th Annual IEEE International Conference on Computer Communcations (INFOCOM)*, 2009, pp. 1773-1781.

[6] H. Jun-Won, M. Wright, and S. K. Das, "Fast Detection of Mobile Replica Node Attacks in Wireless Sensor Networks Using Sequential Hypothesis Testing," *IEEE Transactions on Mobile Computing (TMC),* vol. 10, no. 6, pp. 767-782, 2011.

[7] H. Jun-Won, M. Wright, and S. K. Das, "ZoneTrust: Fast Zone-Based Node Compromise Detection and Revocation in Wireless Sensor Networks Using Sequential Hypothesis Testing," *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing,* vol. 9, no. 4, pp. 494-511, 2012.

[8] B. Sun, X. Shan, K. Wu, and Y. Xiao, "Anomaly Detection Based Secure In-Network Aggregation for Wireless Sensor Networks," *IEEE Systems Journal,* vol. 7, no. 1, pp. 13-25, 2013.

[9] L. Kebin, M. Qiang, Z. Xibin, and L. Yunhao, "Self-diagnosis for large scale wireless sensor networks," in *proceedings of the 30th Annual IEEE International Conference on Computer Communcations (INFOCOM)*, 2011, pp. 1539-1547.

[10] K. Ni and G. Pottie, "Sensor network data fault detection with maximum a posteriori selection and bayesian modeling," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 8, no. 3, pp. 1-21, 2012.

[11] S. Rajasegarar, J. C. Bezdek, C. Leckie, and M. Palaniswami, "Elliptical anomalies in wireless sensor networks," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 6, no. 1, pp. 1-28, 2010.

[12] S. Rajasegarar, C. Leckie, J. C. Bezdek, and M. Palaniswami, "Centered Hyperspherical and Hyperellipsoidal One-Class Support Vector Machines for Anomaly Detection in Sensor Networks," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security (TIFS),* vol. 5, no. 3, pp. 518-533, 2010.

[13] W. Du, L. Fang, and P. Ning, "LAD : localization anomaly detection for wireless sensor networks," *Journal of Parallel and Distributed Computing,* vol. 66, no. 7, pp. 874-886, 2006.

[14] D. Brauckhoff, K. Salamatian, and M. May, "Applying PCA for Traffic Anomaly Detection: Problems and Solutions," in *INFOCOM 2009, IEEE*, 2009, pp. 2866-2870.

[15] G. Li, J. He, and Y. Fu, "Group-based intrusion detection system in wireless sensor networks," *Computer Communications,* vol. 31, no. 18, pp. 4324-4332, 2008/12/18/ 2008.

[16] E. W. Dereszynski and T. G. Dietterich, "Spatiotemporal Models for Data-Anomaly Detection in Dynamic Environmental Monitoring Campaigns," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 8, no. 1, pp. 1-36, 2011.

[17] K. Ni *et al.*, "Sensor network data fault types," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 5, no. 3, pp. 1-29, 2009.

[18] I. C. Paschalidis and Y. Chen, "Statistical anomaly detection with sensor networks," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 7, no. 2, pp. 1-23, 2010.

[19] A. B. Sharma, L. Golubchik, and R. Govindan, "Sensor faults: Detection methods and prevalence in real-world datasets," *ACM Transaction on Sensor Networks (TOSN),* vol. 6, no. 3, pp. 1-39, 2010.

无线传感网中基于度量相关性的分布式异常检测

郑文添

(南京邮电大学计算机软件学院,江苏 南京 210046)

摘要: 无线传感器网络中的故障检测是一门意义重大且具有挑战性的课题。大多数故障检测方法依赖于特定规则或推理模型，通过研究传感器数据记录之间的时空相关性来识别故障节点。然而，这些方法需要较高的通信开销或计算成本，并且很大部分的潜在故障节点会因为没有产生异常数据记录而被忽略。本文提出了基于度量相关的分布式故障检测(Metric-correlation-based distributed fault detection, MCDFD)方法。该方法基于传感器节点系统度量之间相关值的稳定性，一旦相关值发生异常则表示节点可能发生故障。使用相关值矩阵研究传感器节点的内部度量相关性，改进的累积求和（Cumulative summation, CUSUM）算法用于跟踪相关值的渐变或突变。一旦相关值时间序列发生变化，就可以检测到潜在的故障。由于没有额外的通信开销和CUSUM算法的简单性使得MCDFD具有高能效和低计算复杂度，即使在高节点故障率和密集分布条件下，MCDFD依然保持高检测精度和低错检率。

关键词：无线传感网;故障检测;潜在故障;度量相关;CUSUM

**Metric-Correlation-Based Distributed Fault Detection Approach in Wireless Sensor Networks**

ZHENG wentian

*(College of Computer and Software Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)*

**Abstract:** Fault detection in wireless sensor networks is a crucial and challenging task. Many detection approaches relying on specific rules or inference models have been proposed to distinguish faulty sensors by exploring spatial-temporal correlations among sensor readings. However, these approaches may require high communication overhead or computational cost, and many potential faulty sensors that may not generate anomalous sensor readings remain undetected. In this paper, we propose a metric-correlation-based distributed fault detection (MCDFD) approach. It is motivated by the fact that the correlations between sensor nodes’ system metrics usually perform regularly, whereas abnormity of such correlations indicates failures. MCDFD explores sensor nodes’ internal metric correlations using correlation value matrixes. An improved cumulative summation (CUSUM) algorithm is used to track gradual changes or abrupt changes. Once any changes occur in correlation value time sequences, potential failures can be detected. The apply of metric correlations has made MCDFD with high-energy efficiency and low computational complexity, since no communication overhead is incurred and CUSUM algorithm is simple for computation. MCDFD performs well in respects of higher detection accuracy and lower false positive rate even under high node failure ratios and dense distribution conditions.

**Keywords**—WSN; fault detection; potential failures; metric correlations; CUSUM

0 引言

无线传感器网络近年来受到广泛的关注，它能够为环境监测，卫生监测和军事行动等各种应用提供有效的解决方案。然而无线传感器网络中的网络节点绝大部分都部署在恶劣的环境下，导致它们很容易发生故障，可靠性不能令人满意。无线传感器网络的性质使得故障检测对于提高无线传感器网络的效率，可靠性和适用性至关重要。近年来，已经提出了许多故障检测方法，如集中式方法[1-2]，邻居协调方法[3-6]，支持向量机(SVM)方法[7-9]等。这些方法大多通过研究传感器数据[10]的时空相关性来识别故障节点，需要高通信开销和计算成本，并且依赖于特定规则或推理模型。这些方法的一些明显缺点是：

1. 这些方法假设绝大部分的故障节点都能够被检测到，因为故障节点会产生异常的系统度量，例如明显超出正常范围的测量值或与其他邻近的节点相比具有明显的偏差。然而，这些方法无法识别未知故障类型和症状的其他节点。这些未知的故障类型和症状可能是由于丢包率[11]，孩子节点和父亲节点之间的时间异步等原因造成的。例如，文献[12]中的作者引入了一种称为遗漏的故障类型。这种节点不会响应汇聚节点的请求也无法将接收的数据包中继到其他节点。这种情况不能被异常的传感器数据反映出来，并且这种节点接收和发送的数据包的值均在正常范围内。如果我们单独研究传感器数据或者接收和传送的数据包的值，则无法检测到此类型的故障。
2. 攻击者可能会向WSN注入伪造的数据或不存在的数据。如果伪造的数据与实际传感器数据显著不同，那么可以很容易地识别。但是如果对手连续注入大量伪造的数据，这些数据与实际的传感器数据差别很小，那么将难以区分伪造的数据。这种情况将对WSN造成重大影响，如网络拥塞，资源消耗，从而导致网络性能下降。
3. 这些方法通过研究传感器读数之间的时空相关性来检测故障节点，这需要传感器节点之间频繁通信。无监督的SVM方法[7-9]可以减少网络通信开销，但会增加每个传感器节点的计算复杂度和硬件成本。

本文研究的重点是检测传感器网络中不会产生异常数据记录的潜在故障节点，这些故障节点无法通过现有方法识别。提出了一种基于度量相关分布式故障检测(Metric-correlation-based distributed fault detection, MCDFD)方法。使用传感器节点内部状态的相关值矩阵来研究每个传感器节点的系统度量之间的相关性。无故障传感器节点的相关值矩阵显示规律性和稳定性，而相关性的异常变化则表明潜在的故障。应用改进的累积求和（Cumulative summation, CUSUM）算法来跟踪相关值时间序列中发生的异常变化。该方法不需要邻居节点提供额外的信息，能够使得通信开销达到最小。CUSUM算法计算简单，每个传感器节点只需稍微增加计算复杂度和硬件成本。本文的主要工作如下：

（i）提出一种新的故障检测方法，研究传感器节点系统度量相关性。它有效地检测潜在的故障节点，并且不依赖于特定的规则或推理模型。

（ii）提出一种改进的CUSUM算法，以便跟踪相关值时间序列中的突变和逐渐变化。

（iii）大大降低了通信开销，降低了计算复杂度。

本文的结构安排如下：第二部分我们介绍WSNS网络中错误类型和错误检测方法的相关研究，第三部分详细介绍了本文提出的方案，第四部分做出总结。

1 相关工作

WSN中的故障检测已经从各个角度解决，相关文献可以广泛分为以下几个方面：（1）故障分类（2）故障检测方法

文献[12]提出了一种将故障分类为碰撞（由于电池耗尽或节点损坏而发生的故障），遗漏（不响应汇聚节点的传感器节点或不能将接收到的消息中继到其邻居）的模式，定时（传感器节点太早或太迟）响应预期值，计算不正确（传感器节点无法发送真实测量）等等。大多数故障检测方法都集中在数据域故障，如错误的计算故障。本文的方法还解决了时域中的潜在问题，如遗漏和定时故障。

最近的文献中也提出了WSN的各种故障检测方法。这些方法可以分为集中式和分布式方法。

Ruiz等人[13]提出了一种称为MANNA的集中式故障检测方案。它在外部创建一个管理节点。每个传感器节点检查其能量级别，并在发生状态改变时向管理节点发送消息。管理节点发送GET操作以检索传感器节点状态。对于未报告的传感器节点，管理者将查看能量图以检查其剩余能量。然而，这种方法要求外部管理者执行集中式检测，传感器节点和管理者节点之间的通信成本对于无线传感器网络来说太高了。

陈等[4]提出了一种本地化故障检测算法，即DFD。该方案使用经过修正的多数投票的局部比较机制，其中每个传感器节点通过比较其自身的传感器数据记录和一跳邻居节点的数据记录来做出决策。 江等人[14]对DFD进行改进。在[5]中通过相邻节点之间的比较和每个节点做出的决策的来识别故障传感器节点。 但是，如果故障节点错误地决策为无故障，则其错误的决定将使其邻居不正确地将其状态设置为无故障。上述邻居协调方法要求传感器与其邻居协作，从而在传感器之间进行额外的通信。此外，传感器可能由于其邻居的错误判断而做出错误的决定，因此检测精度降低。

拉斯科夫等人[7]引入了一种基于四分之一球面SVM的方法，降低了由一类SVM引起的计算复杂度。Rajasegarar等[8]进一步提出了一种基于SVM的离线方法，用于分层或非分层网络结构中的分布式异常检测。这种技术利用传感器数据记录之间的时空相关性，识别局部和全局异常值。基于文献[8]中完成的工作的在线方法在[9]中进行了讨论。这种方法利用存在于相邻节点的传感器数据中的空间相关性，以减少误报率并实时区分事件和错误。然而，这些方法需要额外的通信开销，并且如果故障没有由异常传感器数据记录表征，则将变得无效。与[7 -9]中提出的方法相反，在[15]中提出的基于四分之一球面SVM的方法探讨了每个传感器节点处的时间和属性相关性（TAC）。在这种方法中，空间信息没有被利用通信开销相应降低，然而由于四分之一球体SVM技术的操作对于单个传感器节点很复杂，所以节点计算成本仍然很高。

本文将重点放在处理更多潜在的故障，并定义传感器系统度量之间的相关值，反应传感器的内部状态。在时域检测中应用了一种改进的CUSUM算法，这种方法不需要传感器之间的通信，因而有效地降低了计算复杂度。

2 基于度量相关性的分布式异常检测

A 问题描述和假设

假设在感兴趣的区域部署的传感器可以获取有关环境变量（如温度或湿度）的读数。由于恶劣的环境，这些传感器容易出现计算错误，遗漏故障等。许多现有的故障检测方法都受到监督。但是由于许多类型的故障可能不是由异常指标来表征的，而且单独研究某个系统度量值无法保证完全的识别故障节点。目前依然存在许多高度系统关联的故障未被检测到。

本文主要检测潜在的故障传感器节点，通过研究传感器内部的相关性提出基于度量相关的故障检测方法。定义传感器系统度量之间的相关值，然后通过使用改进的CUSUM算法跟踪这些相关值时间序列的变化，可以检测出故障节点。系统度量相关性以及在时域中改进的CUSUM算法的结合使得该方法不会产生额外的通信开销，并且只需要低的计算复杂度，与前人提出的空间—时间方法相比具有更高的能量效率。

假设在WSN中部署了个传感器节点，对于每个传感器节点，我们关注维系统度量，如接收数据包的个数、发送数据包的个数和执行的任务数等。在文章的剩余部分使用的数学符号总结在表1中。

|  |  |
| --- | --- |
| 符号 | 意义 |
|  | 传感器节点的个数 |
|  | 传感器节点 |
|  | 传感器节点的系统度量值 |
|  | 第个传感器节点的第个系统度量在时间窗口内的值 |
|  | 第个传感器节点的维系统度量值向量 |
|  | 第个传感器节点的第个系统度量在窗口内的时间序列值 |
|  | 时间窗口大小，时间窗口的大小为到 |
|  | 第个传感器节点的第个系统度量和第个系统度量在时间窗口内相关值的大小。 |
|  | 第个传感器节点在时间窗口内的相关值矩阵 |

表1：符号定义

B 传感器系统度量相关值的计算

为了揭示传感器节点之间的内部状态，考虑传感器节点的系统度量之间的成对相关性。在每一个时间窗口，代表第个节点的第个系统度量值的序列值，即：， 代表第个节点的第个系统度量值的序列值，即：。本文使用Person相关系数计算方法计算两个度量值之间的相关系数。

|  |  |
| --- | --- |
|  | （1） |

其中的代表数据的方差。

|  |
| --- |
|  |
|  |

对于每个传感器节点的系统度量和，如果在增加时趋于增加，则相关系数值为正。如果在增加时趋于减小，则相关系数值为负。相关值越接近-1或1，系统度量之间的相关性就越强。当它接近零时，相关性被削弱。如果相关系数值等于零，则表示这两个系统度量没有相关性。为了简单起见，我们假设每个传感器节点的个系统度量中的任何两个具有潜在的相关性。由此我们得到在第个时间窗内第个传感器节点中任意两个系统度量间的相关系数矩阵，见式2，该矩阵是一个对称矩阵，每个系统度量与自身完全相关。在每个时间窗口中计算相关值矩阵，因此可以记录每个传感器节点内部的潜在相关性。

|  |  |
| --- | --- |
|  | （2） |

C 基于CUSUM的检测方案

对于每个传感器节点，我们关注连续时间窗口中任何两个系统度量之间的相关值的变化。例如，我们假设代表第个传感器节点的接收包和传送包度量从时间窗口1到的相关值时间序列。如果节点在时间窗口前运行良好，那么它发送的数据包数量应该非常接近它接收到的数据包数量。那么这两个系统度量之间的相关性应该非常强，从时间窗1到j-1的相关值应该是稳定的，且趋近于1。一旦和出现较大的偏差，可以推测在第个时间窗口出现异常。比如，节点可能出现了遗漏错误，节点能够成功接收数据包却无法把它正常的发送给其邻居，把这种错误定义为突发错误，发生错误的的位置在处。

从上面的分析可知，如果WSN运行良好，那么在连续的时间窗口内每个传感器节点的相关值矩阵应该保持相对稳定，一旦相关值发生较大改变则表明系统存在潜在故障。本文应用更加简单的改进型CUSUM算法检测每个传感器节点的每个相关值时间序列是否存在任何变化。CUSUM算法是时间序列异常值检测的经典方法[16-17]。本文中提出的CUSUM算法，能够有效的降低每个传感器节点的计算复杂度和硬件成本。通过计算两个连续相关值的商的累积和值，然后将这些和值与预定义的阈值进行比较，可以发现异常模式检测潜在的故障。分三个步骤完成该算法:

Step1:识别标志变更。假设代表第个传感器节点从时间窗口1到时间窗口的一个相关值序列，假定该节点在当前时间窗口之前运行正常，这意味着相关值矩阵的值在时间窗口1到中保持恒定。如果发现或者等于0，那么跳过这轮循环。否则定义=，如果，那么两个相关系数值是相反的，说明在时间窗口内度量值一定发生了突变，变化的位置在处，可以将节点归为可疑故障节点。如果，那么转Step2.

Step2:累积和计算。对数似然比值和累计和计算定义如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  | （3） |
|  | （4） |
|  | （5） |

代表的均值，。上述累计和公式的意义为：如果节点从时间窗口1到时间窗口正常工作，那么和基本没有任何的区别，因此和的值应该在0附近。

Step3:判决规则和变更点。有如下假设：

：相关值发生变化，是一个故障节点。

：相关值没有发生变化。

节点是否发生变更的判决规则如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  | （6） |

一旦，是一个预定义的阈值(如何确定的值也是一个研究点)。那么可以认定在当前窗口中发生了变更，很有可能是一个故障节点，变更点在处。否则，认为当前的相关值时间序列没有发生变化。如果所有的，即节点中任意两个系统度量的相关值趋于稳定，那么在这一轮检测中可以认为该节点是一个正常的节点。通过这个决策规则，可以检测出相关值的突变和渐变。假设在当前的时间窗口内相关值发生了突变，那么将会导致远大于0或者远小于0，同时也会引起陡增。另一方面，如果在连续的时间窗口内相关值逐渐变化，那么的值每次都会比0大一点或者小一点，以稳定的速率增长，最终会超过阈值被系统检测出来。WSN中的传感器节点在每个时间窗口的末尾循环执行以上步骤，一旦检测到一些异常就能检测出一些潜在的故障节点。

3 结束语

本文的重点是检测WSN中的潜在故障节点，提出了基于度量相关性的分布式故障检测（MCDFD）方法。在这种方法中，介绍了系统度量相关性的思想。传感器系统度量之间的相关性由斯皮尔曼的秩相关系数定义。在时域检测中应用改进的CUSUM算法，以跟踪相关值时间序列中发生的变化。由于没有利用空间信息，CUSUM计算简单，因此实现了低通信开销和低计算成本。分析表明，即使在高节点故障率和密集分布条件下，MCDFD总是表现良好，能够很好的保证高检错率和低误报率。

参考文献

[1] N. Ramanathan, K. Chang, R. Kapur, L. Girod, E. Kohler, and D. Estrin,“Sympathy for the sensor network debugger,” in Proc. ACM SenSys, pp. 255-267, November, 2005

[2] W. L. Lee, A. Datta, and R. Cardell-Oliver, “WinMS: Wireless sensor network-management system, an adaptive policy-based management for wireless sensor networks,” Tech. Rep. UWA-CSSE-06-001, The University of Western Australia, June, 2006

[3] M. Ding, D. Chen, K. Xing, and X. Cheng, “Localized fault-tolerant event boundary detection in sensor networks,” in Proc. IEEE INFOCOM, 2005

[4] J. Chen, S. Kher, and A. Somani, “Distributed fault detection of wireless sensor networks,” in Proc. DIWANS, pp. 65-72, September, 2006.

[5] M. H. Lee and Y. H. Choi, “Fault detection of wireless sensor networks,” Elsevier Computer Communications, Vol. 31, No. 14, pp. 3469-3475, September, 2008.

[6] M. Yamanouchi, S. Matsuura, and H. Sunahara, “A fault detection system for large scale sensor networks considering reliability of sensor data,” in Proc. SAINT, pp. 255-258, 2009

[7] P. Laskov, C.Schfer, and I. Kotenko, “Intrusion detection in unlabeled data with quarter-sphere support vector machines,” in Proc. DIMVA, pp.71-82, 2004.

[8] S. Rajasegarar, C. Leckie, M. Palaniswami, and J. C. Bezdek, “Quarter sphere based distributed anomaly dection in wireless sensor networks,” in Proc. IEEE ICC, pp. 3864-3869, June, 2007

[9] Z. Yang, N. Meratnia, and P. Havinga, “An online outlier detection technique for wireless sensor networks using unsupervised quartersphere support vector machine,” in Proc. ISSNIP, pp. 151-156, December, 2008.

[10] A. Mahapatro and P.M. Khilar, “Fault diagnosis in wireless sensor networks: a survey,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 15, No. 4, pp. 2000-2026, 2013

[11] J. Zhao and R. Govindan, “Understanding packet delivery performance in dense wireless sensor networks,” in Proc. ACM SenSys, pp. 1-13, November, 2003.

[12] M. Barborak, A. Dahbura, and M. Malek, “The consensus problem in fault-tolerant computing,” ACM Computing Survey, vol. 25, pp. 171-220, June, 1993.

[13] L. B. Ruiz, I. G. Siqueira, L. B. e. Oliveira, H. C. Wong, J. M. S. Nogueira, and A. A. F. Loureiro, “Fault management in event-driven wireless sensor networks,” in Proc. ACM MSWiM, pp. 149-156, 2004.

[14] P. Jiang, “A new method for node fault detection in wireless sensor networks,” Sensors, Vol. 9, No. 2, pp. 1282-1294, 2009

[15] N. Shahid and I. H. Naqvi, “Energy efficient outlier detection in WSNs based on temporal and attribute correlations,” in Proc. ICET, pp. 1-6, 2011.