

基于二叉空间划分的异常数据检测算法

周万里¹, 王子谦², 谢婉利¹, 谭安祖¹, 余节约³

(1.温州医科大学附属眼视光医院 信息管理处,浙江 温州 325000;
2.浙江方圆检测集团股份有限公司 检测部,浙江 杭州 310000;
3.杭州电子科技大学 数字媒体学院,浙江 杭州 310000)

摘要: 无线传感网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)的性能依赖于所收集的数据质量。而最初,节点所感测的数据是粗糙的,需通过有效的数据检测算法将异常数据与正常数据进行区分。为此,提出基于二叉空间划分的异常数据检测(Binary Space Partition-based Anomaly Detection, BSP-AD)算法。BSP-AD 算法通过二叉空间划分(Binary Space Partition, BSP)训练、测试数据。先通过训练数据,得到正常数据的区间范围,再通过此区间范围检测测试数据中异常部分。仿真结果表明,提出的 BSP-AD 算法能够准确地检测异常数据,并且计算成本和存储成本低于 IDLO 算法。

关键词: 无线传感网络;异常检测;二叉空间划分;质量估计;分割点

中图分类号: TN014

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.200872

中文引用格式: 周万里,王子谦,谢婉利,等. 基于二叉空间划分的异常数据检测算法[J]. 电子技术应用, 2021, 47(3): 40–43, 50.

英文引用格式: Zhou Wanli, Wang Ziqian, Xie Wanli, et al. Binary space partition-based anomaly detection algorithm in wireless sensor networks[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(3): 40–43, 50.

Binary space partition-based anomaly detection algorithm in wireless sensor networks

Zhou Wanli¹, Wang Ziqian², Xie Wanli¹, Tan Anzu¹, Yu Jieyue³

(1. Information Management Office, Eye Hospital, Wenzhou Medical University, Wenzhou 325000, China;

2. Testing Department, Zhejiang Fangyuan Testing Group Co., Ltd., Hangzhou 310000, China;

3. College of Digital Media, Hangzhou University of Electronic Science and Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract: The performance of wireless sensor networks(WSNs) depends on the quality of the data collected. At first, the data sensed by the node is rough, and an effective data detection algorithm should be used to distinguish abnormal data from normal data. Therefore, binary space partition-based anomaly detection(BSP-AD) algorithm is proposed in this paper. The BSP-AD algorithm trains and tests data through binary space partition(BSP) trees. Firstly, the range of normal data is obtained through the training data, and then some abnormal parts in the test data are detected through this range. Simulation results show that the proposed BSP-AD algorithm can accurately detect abnormal data, and the cost of calculation and storage is lower than IDLO algorithm.

Key words: wireless sensor networks(WSNs); anomaly detection; binary space partition(BSP); mass estimation; split point

0 引言

无线传感网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)^[1-2]是由多个具有感测能力的微型节点构成的。这些节点部署在不同位置,并且它们感知周围环境数据(如温度、压力、湿度),再以无线通信方式将数据传输至信宿^[3]。

传感节点感知的数据通常存在空间相关性和时间相关性^[4]。由于所感测数据的不完整、不准确,甚至异常^[5-7],通过时间分析所感测数据显得尤其重要。产生异常的原因有两种:(1)传感节点的故障;(2)异常事件的发生,如森林发火、洪水。节点故障产生的异常是独立的,属个体。而异常事件的产生的异常具有空间或时间相关性。因此,通过分析感测数据间的相关性,能够提高对事

件检测的准确性。

所谓异常,是指不同于正常数据。通过对异常数据和正常数据间的等级测量(Ranking Measures, RM),能够检测异常事件。既可通过局部传感节点分布式识别异常,也可利用观察节点集中式识别异常。

空间分割常用于事件分类。而二叉空间划分(Binary Space Partition, BSP)就是对空间中的物体进行二叉递归划分的算法。即用平面将空间分割,空间中各部分又被分为前面和后面两类,对分割后的空间继续使用相同的方法进行分割,直到不能分割为止,进而产生 BSP 树^[8]。

通过 BSP 树和质量等级的测量可检测异常。文献[9]最初利用 MassAD 算法进行质量估计,它将数据实例划

分为严重异常至完全正常。然而,相比于高质量数据,低质量数据属异常的概率更高。

为此,提出基于二叉空间划分的异常数据检测(Binary Space Partition-based Anomaly Detection, BSP-AD)算法。BSP-AD 算法利用二叉空间划分训练数据,构成正常数据的区间范围,再通过此区间范围检测异常数据。仿真结果表明,提出的 BSP-AD 算法能够准确地检测异常数据,并控制数据存储成本和计算成本。

1 系统模型

令 τ_j 表示第 j 棵 BSP 树。 t 棵树构成树集 γ_h , 即 $|\gamma_h|=t$, 其中 h 表示每棵树的高度。

$$\gamma_h = \{\tau_j | j \in \{1, \dots, t\}\} \quad (1)$$

树中每个节点代表一个子空间。用 m_d 表示在子空间内正常数据实例的个数,而 d 表示子空间的深度。令 p_d 表示深度为 d 的子空间的分割点。

令 x_{ni} 表示在训练阶段中第 i 个正常数据实例。用 φ 项数据实例构成集 η , 即 $|\eta|=\varphi$:

$$\eta = \{x_{ni} | i \in \{1, \dots, \varphi\}\} \quad (2)$$

每个实例 x_k 有 t 分。为此,令 S_k 表示分数集:

$$S_k = \{S_j(x_k) | j \in \{1, \dots, t\}\} \quad (3)$$

例如, $S_1(x_k)$ 表示在树 τ_1 中实例 x_k 的分数, $S_2(x_k)$ 表示在树 τ_2 中实例 x_k 的分数。

依式(4)将所有树上的分数进行融合,再传输至实例 x_k :

$$\text{Mass}(x_k) = \frac{1}{t} \left(\sum_{j=1}^t S_j(x_k) \right) \quad (4)$$

2 BSP-AD 算法

BSP-AD 算法由训练和测试两个阶段构成。在训练阶段,利用正常数据实例建立参考树,并定义异常检测的主要参数。而测试阶段,判断给定数据为正常或异常。

2.1 训练阶段

首先,计算每个给定实例 x_k 的分数。对于任意树 $\tau_j \in \gamma_h$, 在每个层次,将实例 x_k 与分割点 p_{d-1} 进行比较。如果 x_k 小于 p_{d-1} , 就将数据移至左边的子树;否则,就移至右边的子树。因此,可得外部节点的分数:

$$S_j(x_k) = m_{d_j} \times 2^{d_j} \times |x_k - p_{d-1}| \quad (5)$$

如图 1 所示,假定实例 $x=2.50$,首先与它的分割点值 $p=2.54$ 值进行比较,由于 $x=2.50 < 2.54$, 它遍历左边树,再与第二级的分割点值 $p=2.43$ 进行比较,由于 $x=2.50 > 2.43$, 它遍历右边树。

再计算实例 x_k 的质量。实例遍历了所有树,其在每棵具体树上具有分数。因此,可利用式(6)计算实例 x_k 遍历在所有树上的平均分。

$\forall x_k, \exists \text{Mass}(S_k) \text{ such that}$

$$\text{Mass}(S_k) = \frac{1}{t} \left(\sum_{j=1}^t m_{d_j} \times 2^{d_j} \times |x_k - p_{d-1}| \right) \quad (6)$$

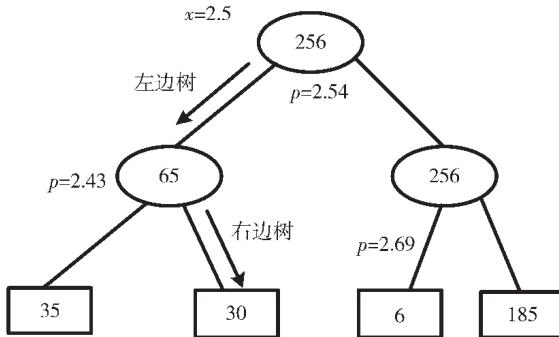


图 1 数据实例的遍历示意图

其中, $j \in \{0, \dots, t\}$ 。

最后,计算正常实例的范围。一个实例的质量(Mass)决定了该实例是否为异常。先给正常数据样本设置质量范围 $[\text{Min}_b, \text{Max}_b]$ 。如果某实例质量超出此范围,则判定为异常。图 2 给出了计算正常范围的上限 Min_b 和下限 Max_b 的过程。

Algorithm 1

```

Input:  $\eta$ : normal data sample,  $\psi$ : sample size,  $t$ : number of trees
Output:  $\text{Min}_b, \text{Max}_b$ : minimum and maximum bounds of all masses in  $\eta$ 
 $\text{SumM} = \text{SumPow} = 0$ 
for ( $i \leftarrow 1$  to  $\psi$ ) {
  {sum of all masses of normal instances  $x_{ni}$  in  $\eta$ }
   $M_i = \text{FindMass}(x_{ni}, \Upsilon_h, t)$ 
   $\text{SumM} += M_i$ 
}
{mean of all masses  $\mu_\psi = \mu(M_\psi)$ }
 $\mu_\psi = \text{SumM}/t$ 
{Find standard deviation  $\sigma_\psi$  using calculated  $\mu_\psi$ }
for ( $i \leftarrow 1$  to  $\psi$ ) {
   $\text{SumPow} += (M_i - \mu_\psi)^2$ 
}
{standard deviation of all masses}
 $\sigma_\psi = \sqrt{(\text{SumPow}/\psi)}$ 
 $\text{Min}_b = \mu_\psi - 1.67 * \sigma_\psi$ 
 $\text{Max}_b = \mu_\psi + 1.67 * \sigma_\psi$ 
return  $\text{Min}_b, \text{Max}_b$ 

```

图 2 算法过程

令 η 为正常数据样本、 ψ 为样本尺寸、 t 为树的个数。先依式(7)计算 M_i 和 M_ψ :

$$M_\psi = \{M_i | M_i = \text{Mass}(S_{x_{ni}}), \forall x_{ni} \in \eta, i \in \{0, \dots, \psi\}\} \quad (7)$$

再计算 M_ψ 内所有元素的均值 $\mu(M_\psi)$:

$$\mu(M_\psi) = \frac{1}{\psi} \sum_{i=1}^{\psi} M_i \quad (8)$$

将式(7)代入式(8)可得:

$$\mu(M_\psi) = \frac{1}{t \times \psi} \sum_{i=1}^{\psi} \sum_{j=1}^t S_j(x_{ni}) \quad (9)$$

然后,计算 M_ψ 的标准方差 σ_ψ :

$$\sigma_\psi = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\psi} (M_i - \mu(M_\psi))^2}{\psi}} \quad (10)$$

最后,依据 $\mu(M_\psi)$ 和 σ_ψ 计算 $\text{Min}_b, \text{Max}_b$:

$$\begin{cases} \text{Min}_b = \mu(M_\psi) - 1.67 \times \sigma_\psi \\ \text{Max}_b = \mu(M_\psi) + 1.67 \times \sigma_\psi \end{cases} \quad (11)$$

2.2 分割点的选择

令 H_{\min} 和 H_{\max} 表示空间 H 的上下限。令 rand 表示在 $[H_{\min}, H_{\max}]$ 区间的随机数。引用文献[9]的分割算法。将分割点 p 作为 $[\min_p, \max_p]$ 区间的中点, 其定义如式(12)所示:

$$[\min_p, \max_p] = [\text{rand} - r, \text{rand} + r] \quad (12)$$

其中, $r = 2 \times \max\{(\text{rand} - H_{\min}), (\text{rand} + H_{\max})\}$ 。

2.3 测试阶段

测试阶段判断每个新数据实例 x_k 是否为异常。每个新数据实例 x_k 遍历 γ_h 内所有 BSP 树。再计算 S_k 集的质量, 再依据式(13)计算标志位:

$$\text{Anom}(x_k) = \begin{cases} 0, & \text{Mass}(S_k) \in [\text{Min}_b, \text{Max}_b] \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

如果 $\text{Anom}(x_k)=0$, 则认为实例 x_k 是正常的; 否则, 如果 $\text{Anom}(x_k)=1$, 则认为实例 x_k 为异常的。整个过程如图3所示。

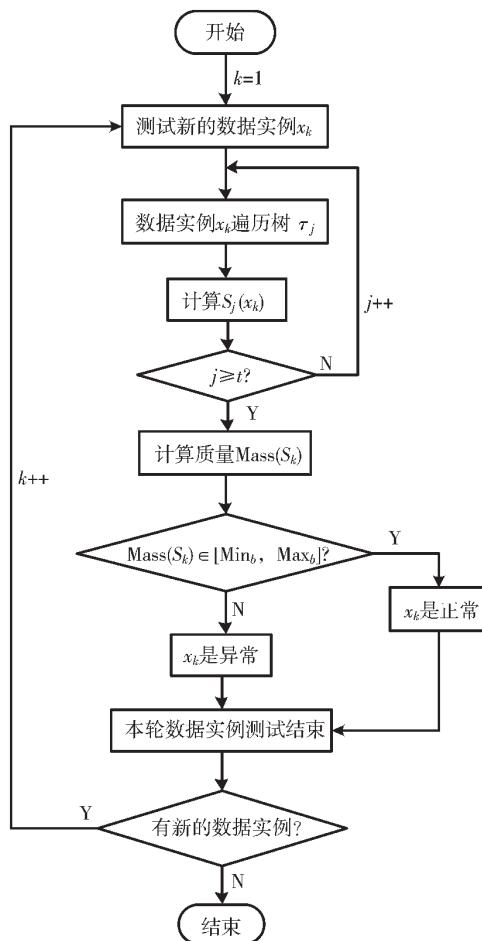


图3 测试阶段流程图

3 性能分析

3.1 仿真环境

利用 MATLAB R2018a 软件建立仿真平台, 引用文

献[9]–[10]所设的 BSP 树, 其参数为: $t=100$, $\varphi=256$, $h=2$ 。同时选择文献[11]提出的基于局部滤波器的检测(Identifying Density-based Local Outliers, IDLO)和文献[9]提出的质量估计(Mass Estimation, MAES)算法作为参照, 并对比回分析它们的性能。

主要考查真阳性率(True Positive Rate, TPR)、假阳性率(False Positive Rate, FPR)、曲线下面积(Area Under Curve, AUC)和 F1 分数(F1 Score, F1S)。

TPR 反映了将异常实例准确地检测为异常实例的准确性, 其定义如式(14)所示:

$$\text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{TP}} \quad (14)$$

其中, TP 表示假阳性率(False Positives, FP), 其等于正常的数据实例被错误地判定为异常实例; 而伪阴性(False Negatives, FN)等于将异常实例错误地判定为正常实例的概率。

FPR 反映了将正常实例错误地检测为异常实例的概率, 其定义如式(15)所示:

$$\text{TPR} = \frac{\text{FP}}{\text{FN} + \text{TN}} \quad (15)$$

其中, TN 为真阴性, 其表示异常实例被错误地判定为正常实例。

而 AUC 等于在不同点上的 FPR 与 TPR 之比。此外, F1S 为准确率与召回率间的调和均值(Harmonic Mean)。F1S 的取值在 0~1 之间。F1S 值越高, 算法性能越好, 其定义如式(16)所示:

$$\text{F1S} = \frac{2}{\frac{1}{\text{precision}} + \frac{1}{\text{recall}}} \quad (16)$$

其中, precision 等于正确检测的异常实例与总的异常实例数之比, recall 等于正确检测的异常实例与总的数据实例之比。

此外, 引用文献[12]的数据集, 包括温度、湿度、电波和 CO_2 4 项样本数据。

3.2 TPR 和 FPR 性能分析

图4、图5 分别显示了 4 项数据的 TPR 和 FPR。由图4可知, 提出的 BSP-AD 算法对二氧化硫、电波、温度

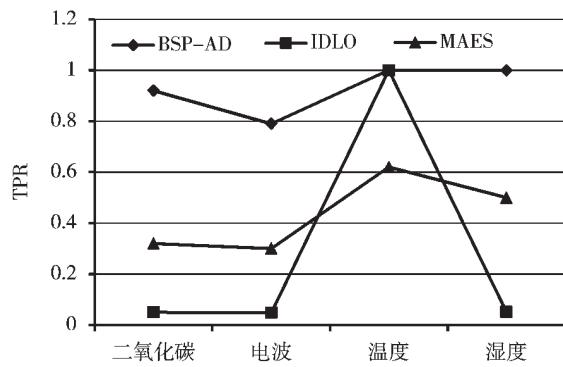


图4 TPR 性能

和湿度 4 项数据具有较高的 TPR, 这 4 项的数据的 TPR 率分别达到 0.93、0.79、1.00、1.00, 优于 IDLO 和 MAES 算法^[13]。

其中 IDLO 算法对 TPR 较低, 其对二氧化碳、电波、温度和湿度 4 项数据的 TPR 分别为 0.01、0.01、1 和 0.092。且 IDLO 算法对数据类型较敏感。

图 5 显示了 BSP-AD、IDLO 和 MAES 对 4 项数据的 FPR 性能。相比于 IDLO 和 MAES, 提出的 BSP-AD 算法的 FPR 最低, 低于 0.1; 而 IDLO 和 MAES 算法的 FPR 相近, 且较高, 例如, IDLO 算法对湿度样本数据的 FPR 达到 0.51。这些数据表明, BSP-AD 算法能够有效地检测异常数据, 相比于 IDLO 和 MAES 算法, 更能控制 FPR^[14-15]。

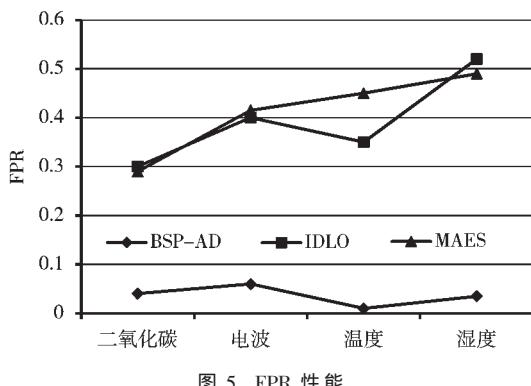


图 5 FPR 性能

3.3 F1S 性能

图 6 显示了 BSP-AD、IDLO 和 MAES 算法对 4 类数据的 F1S 分数。从图 5 可知, BSP-AD 算法的 F1S 最高, 且远高于 IDLO 和 MAES 算法。例如, 在温度数据时, BSP-AD 的 F1S 达到 1, 而 IDLO 和 MAES 算法的 F1S 分别只有 0.38 和 0.58。

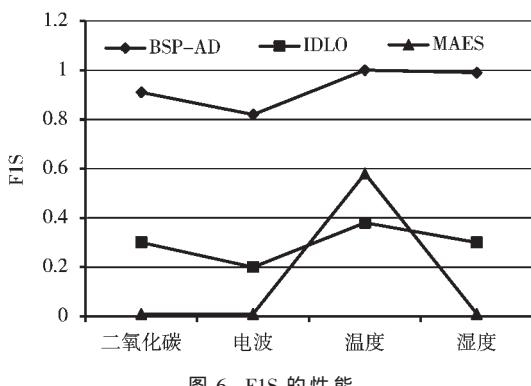


图 6 F1S 的性能

3.4 计算成本和存储成本的性能

考虑到节点属于微型节点, 计算和存储能力有限。因此, 异常检测算法应具有低的复杂度和小的存储成本。而 BSP 树能够处理大量的数据, 甚至是动态的数据流。而 IDLO 算法仅能处理静态数据, 并且计算成本高。

本文提出的 BSP-AD 算法采用了 BSP 树, 它的计算

成本和存储成本与 MAES 算法相似。BSP-AD 算法的计算成本为 $O(t \times h(\log n + \Psi))$ 。而 IDLO 算法的计算成本约为 $O(r \times n^2)$, 其中 r 为邻居数, n 为数据实例的个数。

此外, BSP-AD 算法无需计算距离或者密度测量, 并控制了训练树的个数, 进而降低了存储成本。因此, BSP-AD 算法的存储成本为 $O(t \times h \times \Psi)$, 而 IDLO 算法的存储成本为 $O(n)$ 。

4 结论

本文针对无线传感网络中的异常数据检测问题, 提出基于二叉空间划分的异常数据检测 BSP-AD 算法。BSP-AD 算法依据质量测量, 并利用 BSP 树训练和测试数据。仿真结果表明, 提出的 BSP-AD 算法以较低的计算成本和存储成本, 获取高的检测精度。后期研究中, 将利用不同节点间所感测的数据间的时空-相关性, 进一步提高检测精度。

参考文献

- [1] 李柳雅, 贾宗璞. 基于 CFSFDP 聚类算法的 WSN 高能效分簇路由算法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(3): 884-888.
- [2] AKPAKWU G A, SILVA B J, HANCKE G P. A survey on 5G networks for the Internet of Things: communication technologies and challenges[J]. IEEE Access, 2018, 6(8): 3619-3647.
- [3] 陶建林, 方凯, 苗春雨. 一种能耗优先的 WSN 路由空洞修复方法研究[J]. 传感技术学报, 2019, 32(5): 762-768.
- [4] CAI W, ZHANG M. Spatiotemporal correlation based adaptive sampling algorithm for clustered wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, 14(8): 155-163.
- [5] AYADI A, GHORBEL O, OBEID A M. Outlier detection approaches for wireless sensor networks[J]. Computer Network, 2017, 129(8): 319-333.
- [6] ZHANG C, LI O, TONG X, et al. Spatio temporal data gathering based on compressive sensing in WSNs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 5(6): 21-31.
- [7] BEDDG C M, SATISH S B. Anomaly detection techniques for wireless sensor networks—a survey[J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2013, 2(6): 23-43.
- [8] 马晨晨. 基于感知信息的水质等级判断及三维快速可视化方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- [9] KAI M T, ZHOU G T. Mass estimation[J]. Springer, 2013, 90(78): 127-160.
- [10] WENG Y, LIU L. A collective anomaly detection approach for multidimensional streams in mobile service security[J]. IEEE Access, 2019, 7(8): 49157-49168.
- [11] MARKUS R, BREUNIG M, HANS-PETER K. Lof: identifying density-based local outliers[C]. Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data.

(下转第 50 页)

4.545×10^{-5} ,相较于原始模型误码率降低了 2.5825×10^{-4} ;使用 16QAM 调制,在 $\text{SNR}=20 \text{ dB}$ 时,原始基础模型的误码率为 1.098×10^{-3} ,而采用改进后的数据链模型,其误码率降低至 1.057×10^{-3} ,相比于原始模型误码率降低了 9.923×10^{-3} ;使用 64QAM 调制,在 $\text{SNR}=20 \text{ dB}$ 时,原始基础模型的误码率为 6.114×10^{-3} ,而采用改进后的数据链模型,其误码率降低至 5.625×10^{-3} ,相比于原始模型降低了 0.498×10^{-3} 。

4 结论

本文给出了基于 OCML 的新型 OFDM 数据链模型。仿真结果表明,利用 RS 编码相比于不采用其误码率会降低 1.94×10^{-2} ,在 RS 编码后采用交织编码能够消除突发错误,误码率在该基础上又降低了 3×10^{-4} ,增强数据链传输的可靠性。同时,使用改进后的软扩频模块误码率相较于原始模块能降低 2.5×10^{-3} ,能够增强数据链传输的抗干扰能力。最后在 BPSK、QPSK、16QAM、64QAM 4 种调制方式下对比改进前后模型,仿真结果表明,改进后模型均能提高空地雷达数据链的可靠性。

参考文献

- [1] YANG Y, XIANG L L, HU Z H, et al. Modeling and simulation of air-to-air data link protocol for MAV swarm[C]. 2013 3rd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, 2013.
- [2] 陈强, 陈长兴, 陈婷, 等. 基于灰色层次分析法-BP 神经网络的数据链系统效能评估[J]. 弹箭与制导学报, 2016, 36(3): 109–113, 116.
- [3] 刘冰, 石吉利, 宋祖勋. 空地数据链自适应编码调制方法研究[J]. 航空电子技术, 2011, 42(3): 17–21, 50.
- [4] 陈婷, 郑昱, 洪伟. 一种地空数据链通信系统的无线信道分析方法[J]. 火控雷达技术, 2019, 48(1): 89–92.
- [5] NIU X H, XING C P. New extension constructions of optimal frequency-hopping sequence sets[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2019, 65(9): 5846–5855.
- [6] QIN X Z, QU F Z, ZHENG Y R. Circular superposition spread-spectrum transmission for multiple-input multiple-output underwater acoustic communications[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(8): 1385–1388.
- [7] 傅志坚. 时空混沌伪随机序列及其应用研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2005: 1–57.
- [8] MATEER T D. Simple algorithms for decoding systematic Reed–Solomon codes[J]. Designs Codes Cryptogr, 2013, 69(1): 107–121.
- [9] 王立雅, 周亮. CCSK 编码扩频技术及其应用[J]. 信息安全与通信保密, 2009(11): 51–54.
- [10] 孙玉花. 伪随机序列的性质及其应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [11] 洪婷, 陈朝, 刘子君. 时空混沌伪随机序列及其在 C/A 码中的应用[J]. 计算机仿真, 2014, 31(6): 225–229.
- [12] 李红燕, 杨万里. 时空混沌二值化方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(21): 65–69.
- [13] 李天龙, 贾振宏, 覃锡忠, 等. 降低 OFDM 系统峰均比的改进方法[J]. 通信技术, 2010, 43(12): 41–43.
- [14] ABBAS A S, MEHDI H A. A novel hybrid genetic algorithm to reduce the peak-to-average power ratio of OFDM signals[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019, 80: 106498.
- [15] BIALER O, RAPHAELI D, WEISS A J. Unsyncronized OFDM network positioning in multipath[J]. Signal Processing, 2020, 168: 107344.

(收稿日期: 2020–06–28)

作者简介:

苏宇航(1999–),男,本科,主要研究方向:混沌通信。

陈朝(1974–),通信作者,女,博士,副教授,主要研究方向:无线通信,信道编、译码,混沌通信,E-mail: chenzhao217@126.com。

翟都(1996–),女,硕士研究生,主要研究方向:混沌通信。

(上接第 43 页)

- ment of Data, 2020, 29: 93–104.
- [12] MADDEN S. Intel research lab at Berkeley[EB/OL].(2006–11–xx)[2020–08–31].<http://db.lcs.mit.edu/labdata/labdata.html>.
- [13] ZHANG Y, MERATNIA N, HAVINGA P. Outlier detection techniques for wireless sensor networks: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2010, 12(2): 159–170.
- [14] ZHANG Y, MERATNIA N, HAVINGA P J M. Adaptive and online one-class support vector machine-based outlier detection techniques for wireless sensor networks[C]. International Conference on Advanced Information Networking &

Applications Workshops. IEEE, 2009.

- [15] RASSAM M A, ZAINAL A, MAAROF M A, et al. Advancements of data anomaly detection research in wireless sensor networks: a survey and open issues[J]. Sensors(Basel), 2013, 13(8): 10087–10122.

(收稿日期: 2020–08–31)

作者简介:

周万里(1990–),男,硕士,助理工程师,主要研究方向:软件工程、数据结构算法。

王子谦(1991–),男,硕士,工程师,主要研究方向:计算机仿真、数据理论。

谢婉利(1993–),通信作者,女,本科,助理工程师,主要研究方向:软件工程、计算机应用,E-mail: sandieg0@qq.com。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所