

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.026

基于改进 CoSaMP 的农田信息异常事件检测算法

肖利平^{1,2} 全腊珍¹ 余波² 霍览宇²

(1. 湖南农业大学工学院, 长沙 410128; 2. 湖南机电职业技术学院电气工程学院, 长沙 410151)

摘要: 针对农田监测区域大、监测节点能量有限以及异常事件具有偶发性等特点,提出了一种基于改进压缩采样匹配追踪的农田信息异常事件检测算法(DP-CoSaMP)。针对传统压缩采样匹配追踪(Compressive sampling matching pursuit, CoSaMP)算法中相似原子选择和稀疏度要求已知问题,引进 Dice 系数有效区分原子相关性,保证选择最优原子;利用峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)与匹配信号残差具有相似变化趋势,动态调整算法迭代次数,避免稀疏度获取困难问题。仿真实验结果表明,本文算法异常事件检测成功率较现有算法提高了 20%,网络能耗降低了 15%,平均检测时间减少了 50%。

关键词: 农田信息监测; 无线传感器网络; 异常事件检测; 压缩感知理论; DP-CoSaMP

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)10-0230-06

Anomaly Event Detection for Farmland Information Monitoring Based on Improved CoSaMP

XIAO Liping^{1,2} QUAN Lazhen¹ YU Bo² HUO Lanyu²

(1. College of Engineering, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China

2. School of Electrical Engineering, Hunan Mechanical and Electrical Polytechnic, Changsha 410151, China)

Abstract: The wireless sensor network technology provides efficient and reliable technical means for farmland information monitoring in recent years. WSN is a self-organizing network composed of a large number of sensor nodes with sensing and computing capabilities. WSN can detect abnormal events in farmland information, such as fire, environmental pollution, etc. Considering the characteristics of the large monitoring area, limited energy of monitoring nodes and occasional abnormal events, an anomaly event detection for farmland information monitoring based on improved CoSaMP was presented. In the classical CoSaMP algorithm, the choice of similar atom was difficult, and the sparse K required was known. For distinguishing effectively, the correlation between the atoms, the Dice coefficients were used to choose the optimal atom. The PSNR had the similar fluctuation with the match signal residual, which can be used to adjust the number of iterations dynamically. Firstly, the article modeled the farmland sensor network, and optimized the position parameters of the sensor. Then the CoSaMP algorithm was improved, the quality of signal reconstruction was improved by Dice parameters, and the recognition rate of the algorithm was improved by PSNR algorithm. Finally, the algorithm was simulated by Matlab. The simulation results indicated that the algorithm's abnormal event detection success rate was 20% higher than that of the existing algorithm, the network energy consumption was reduced by 15%, and the time of detecting was reduced by 50%. At the same time, it provided a theoretical basis for the intelligent monitoring of farmland information and had higher practical application value.

Key words: farmland information monitoring; wireless sensor networks; anomaly event detection; compressive sensing theory; DP-CoSaMP

0 引言

随着物联网技术的快速发展,农业物联网已成

为现代农业的发展趋势^[1]。以传感器与通信网络相结合的全方位环境监测系统在农业物联网中占有重要地位,尤其是基于无线传感器网络技术

收稿日期: 2019-04-11 修回日期: 2019-05-06
基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目(14C0404、18C1383)和湖南省自然科学基金项目(2019JJ40136)
作者简介: 肖利平(1981—),女,硕士生,湖南机电职业技术学院副教授,主要从事应用电子技术研究,E-mail: 15874867275@163.com
通信作者: 全腊珍(1964—)女,教授,主要从事应用电子技术研究,E-mail: qlz2008@21cn.com

(Wireless sensor network, WSN) 的农田信息监测网络更是迅速发展。WSN 是一种由大量具有感知、计算能力的传感器节点组成的自组织网络,通过 WSN 可以检测农田信息中的异常事件,如火灾、环境污染等^[2-3]。农田信息异常事件检测对监测网络实时性要求较高,加之监测网络生存周期受 WSN 节点能量限制,因此如何提高异常事件检测效率成为当前研究热点^[4]。

针对基于 WSN 技术的异常事件检测方法,国内外学者进行了大量研究^[5]。无线传感器网络异常事件检测算法可分为集中式和分布式。集中式检测算法适合于较小规模 WSN,且网络需中央处理节点,当网络规模较大时,中央处理节点能耗大,易出现过早死亡现象,同时,还存在丢包率高等不足^[6];分布式检测算法将检测任务分配至各节点完成,相比前者,其节点能耗少,网络通信速度快,应用更加广泛^[7]。文献[8]提出了一种基于神经网络的无线传感器网络异常事件检测算法,利用神经网络实现网络参数自动寻优,从而提高异常事件检测准确率。文献[9]则从异常事件的时空相关性出发,提出了一种改进的 WSN 节能策略,从而提高异常事件检测准确性。然而实际应用中,上述算法均需采集各节点信息,当网络节点较多时,算法检测效率低,无法满足检测实时性要求^[10-14]。异常事件多为突发偶然事件,具有稀疏性。压缩感知 (Compressed sensing, CS) 理论具备稀疏性、全局采样、采样与压缩同步进行、编码端算法简单等特征,适合资源受限的感知终端^[15-19]。文献[13]基于 CS 理论,提出了一种基于 CoSaMP 的信号重构算法,可以实现原始信号的快速重构。CoSaMP 算法需要已知信号稀疏度 K 值,但实际应用中, K 值往往未知,从而无法确定算法迭代次数,严重影响算法性能。文献[15-17]分别提出改进 CoSaMP 算法,但是未能降低算法的能耗和提高低稀疏度的识别率。

针对上述问题,本文提出一种基于改进 CoSaMP 的农田信息异常事件检测算法。首先,基于 CS 理论对节点感知数据进行处理;其次,引入 Dice 系数和 PSNR 参数,通过改进的压缩感知重构算法 DP-CoSaMP 和迭代操作检测异常事件;最后,通过模拟场景进行仿真实验,证明算法的有效性和优越性。

1 农田信息异常事件检测

1.1 农田无线传感器网络

农田无线传感器网络结构的应用场景如图 1 所示^[14]。考虑监测区域大、监测节点多等特点,将待监测农田划分为若干区域,每个区域由簇头节点和

普通节点组成。其中,普通节点由温度传感器、湿度传感器、摄像头等组成,主要采集温度、湿度、农田安全状态等信息;簇头节点则利用 4G 通信将普通节点采集的数据传输至基站;基站则将接收的数据传输至后台。节点需满足以下结构特点:①为适应农田面积辽阔特点,传感器节点发射功率可自适应调整。②为方便区分不同农田区域,所有传感器节点均具有单独的标识。③所有传感器节点地位相同且随机分布于监控区域内。

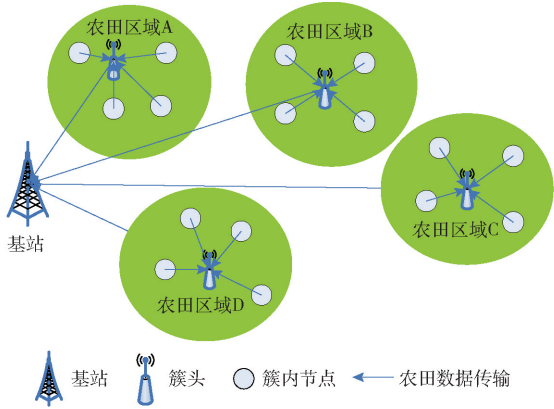


图 1 农田无线传感器网络的应用场景
Fig. 1 Application scenario of farmland wireless sensor network

1.2 农田异常事件检测

异常事件检测实质上为二分类问题,即根据一定规则将事件划分为正常事件或异常事件,通常可采用二进制编码方式,将检测到异常事件的传感器节点信息赋值“1”,未检测异常事件传感器节点信息赋值“0”。

二分类问题可通过机器学习算法,如支持向量机 (Support vector machines, SVM)、神经网络、Logistics 回归等方法对信息进行分类,本文采用优化的 BP 神经网络 (Back propagation neural network) 来检测异常事件。

2 改进 CoSaMP 异常事件检测算法

2.1 CS 基本原理

CS 理论主要是考虑到信号具有一定的稀疏度 (可压缩) 时,选取某个线性测量矩阵将高维稀疏信号投影至低维区域,然后利用极少数的投影测量值进行最优化计算,最后恢复原始信号。而 CS 理论的信号重构问题实质就是寻找欠定方程的最优解问题,可通过 l_0 范数求解方法表示为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_0 \\ \text{s. t. } \tilde{\boldsymbol{\varphi}} \mathbf{x} = \mathbf{y} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $\mathbf{x}$ ——稀疏数字信号,其维度为 $N \times 1$

$\hat{\mathbf{x}}$ ——重构数字信号
 $\tilde{\Phi}$ ——维度 $M \times N$ 观测矩阵 ($M \ll N$)
 $\mathbf{y}$ ——信号 $\mathbf{x}$ 在观测矩阵下的线性投影

2.2 CoSaMP 算法

CS 理论的核心是稀疏信号重构, CoSaMP 算法具有信号重构精度高和运算复杂度低等优点, 目前已得到广泛应用, 已知稀疏度 K , 观测矩阵 Φ , 观测值 $\mathbf{y}$, 阈值 ξ 。初始化残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 支撑集索引集 $\Gamma = \emptyset$, 迭代次数 $n = 1$ 。其具体过程为:

- (1) 计算残差 $\mathbf{r}_{n-1}$ 与观测矩阵 Φ^T 的内积 $\mathbf{C}$ 。
- (2) 将 $\mathbf{C}$ 中的元素降序排列, 并选取 $\mathbf{C}$ 中能量最大的 $2K$ 个元素, 将对应索引值构成索引集 Γ^n 。
- (3) 根据最小二乘法求得 $\hat{\mathbf{x}}$, 对 $\hat{\mathbf{x}}$ 进行裁剪和降序排列, 选取其中 K 个最大值并更新 $\hat{\mathbf{x}}$ 。
- (4) 假如迭代停止条件满足 $r_n < \xi$ 或 $n > K$, 输出 $\hat{\mathbf{x}}$; 否则返回步骤(1) [13]。

2.3 改进的 CoSaMP 算法

CoSaMP 算法本质上是一种贪婪算法, 将观测矩阵的列向量视为原子, 采用内积匹配准则找到与当前余量相关性最大的原子。假设两个任意向量 $\mathbf{x}, \mathbf{y}$, 内积匹配准则如下

$$\text{sim}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (2)$$

式中 x_i —— $\mathbf{x}$ 向量中的第 i 个元素
 y_i —— $\mathbf{y}$ 向量中的第 i 个元素

采用内积匹配准则具有容易选择重复原子和部分信息易丢失的缺点, 降低了信号重构品质, 为此本文引入 Dice 系数, 利用向量的每个元素来计算相关性, 从而有效区分相关性较高的原子, 保证匹配残差信号的原子可以更优地被挑选, 同时尽量多地保留原始信息。

$$\text{Dice}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{2 \sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n y_i^2} \quad (3)$$

式中 Dice——Dice 系数

信号 $\mathbf{x}$ 满足稀疏条件时, 观测矩阵 Φ 满足一定限制等容条件 (RIP), 即

$$(1 - \delta) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta) \|\mathbf{x}\|_2^2$$

$(\delta \in (0, 1))$ (4)

式中 $\mathbf{X}$ ——稀疏度 K 的向量信号

根据信噪比 (PSNR) 定义有

$$R_{\text{PSNR}} = 20 \lg \frac{255^2}{\|\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_0\|_2^2} \quad (5)$$

式中 R_{PSNR} ——信噪比
式(5)内部乘以一个观测矩阵 $\mathbf{B}$ 得
$$\|\mathbf{B}(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_0)\|_2^2 = \|\mathbf{B}\mathbf{X}_k - \mathbf{B}\mathbf{X}_0\|_2^2 = \|\mathbf{B}\mathbf{X}_k - \mathbf{Y}\|_2^2 \quad (6)$$

式中 $\mathbf{X}_k$ ——第 k 次迭代信号
 $\mathbf{X}_0$ ——原始信号 $\mathbf{Y}$ ——观测值

实际应用中, 信号稀疏度 K 很难获取, 无法确定合理的迭代次数, 因而影响信号重构质量。根据 RIP 定义和式(6)可知, R_{PSNR} 值与 $\|\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_0\|_2^2$ 具有相同的变化趋势 [20]。

假设第 k 次迭代和第 $k + 1$ 次迭代的判别式分别为 P_k 和 P_{k+1} , 即

$$P_k = \|\mathbf{B}(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_0)\|_2^2 = \|\mathbf{B}\mathbf{X}_k - \mathbf{Y}\|_2^2 \quad (7)$$

$$P_{k+1} = \|\mathbf{B}(\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{X}_0)\|_2^2 = \|\mathbf{B}\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{Y}\|_2^2 \quad (8)$$

PSNR 的值会随着迭代次数而改变, 通常呈现先增大后减小趋势, 为保证迭代次数与稀疏度 K 一致, 令

$$d_k = \Delta P / P_k \quad (9)$$

其中, $\Delta P = P_{k+1} - P_k$ 。 d_k 会从最初的小于零变为大于零, 因此, 可以对 d_k 设置一个阈值, 消除这种变化趋势。

综上所述, 本文将引入 Dice 系数和峰值信噪比 (PSNR) 参数, 提出一种改进的压缩感知重构算法 (DP-CoSaMP)。

DP-CoSaMP 与传统 CoSaMP 算法、D-CoSaMP 算法、PSNR-CoSaMP 算法的均方差如图 2 所示。

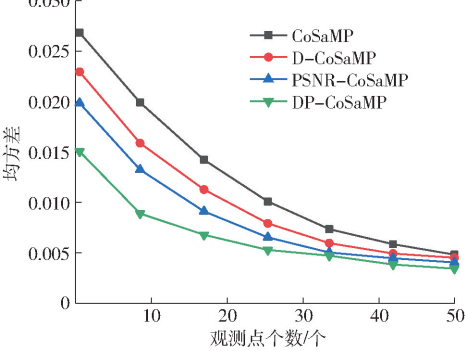


图2 4种算法均方差分析

Fig.2 Algorithmic mean square error analysis

由图2可知, CoSaMP 的均方差最大, DP-CoSaMP 的均方差最小, 可以得到较好的信号重构结果。

2.4 异常事件检测

设农田信息无线传感器监测网络中随机分布 N 个节点, 采集数据为 $\mathbf{x}(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。首先依据各传感器节点测量值在基站节点根据 DP-CoSaMP 算法迭代求解加权 l_0 范数最小化问题, 重构得到 $\mathbf{X}(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, 即为各传感器节点感知数据, 该过程可描述为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}} = \arg \min_s \|\mathbf{X}\|_{l_0} \\ \text{s. t. } \mathbf{x} = \Phi \mathbf{X} \end{cases} \quad (10)$$

整个网络存在 C 个簇和 N 个测量值, N_i 为在第 i 个簇内包含传感器节点数目, 每一个簇指派测量值计算公式为

$$M_{ij} = M \frac{A_{ij}}{\sum_{i=1}^C A_{ij}} \quad (11)$$

式中 M_{ij} ——第 j 轮、簇 i 的测量值
 A_{ij} ——第 j 轮、簇 i 的事件数目
 M ——数据维度
相应的测量矩阵 Φ_{ij} 定义为

$$\Phi_{ij} = \begin{cases} \mathbf{G}_{M_{ij} \times N_i} & \left(A_{ij} \geq \sum_{i=1}^C A_{ij}/C \right) \\ \text{sparse } \mathbf{G}_{M_{ij} \times N_i} & \left(A_{ij} < \sum_{i=1}^C A_{ij}/C \right) \end{cases} \quad (12)$$

式中 $\mathbf{G}_{M_{ij} \times N_i}$ ——高斯矩阵
sparse——稀疏矩阵函数
 C 个簇的平均测量值 N_{ij} 定义为

$$N_{ij} = M_{ij} N_i \frac{A_{ij}}{\sum_{i=1}^C \frac{A_{ij}}{C}} \quad (13)$$

基于压缩感知理论的无线传感器异常事件算法的工作步骤如下:

- (1) 在每个簇内, 令权重矩阵 $\mathbf{W} = \mathbf{I}, \mathbf{I}$ 为单位矩阵。
- (2) 在每一个簇内通过 DP - CoSaMP 算法求解式 (10), 重构得到 $\mathbf{X}(n)$ 。
- (3) 从 $\mathbf{X}(n)$ 中判断事件是否发生。
- (4) 根据所有簇的检测结果得到异常事件发生的近似分布, 然后根据式 (11) ~ (13) 来更新测量矩阵 Φ_{ij} 。
- (5) 迭代次数增加。
- (6) 如果达到最大迭代次数, 则终止算法运行。
- 综合上述可知, 基于改进 CoSaMP 的农田信息异常事件检测算法的工作流程如图 3 所示。

3 仿真实验与分析

3.1 仿真场景及评价指标

为了测试基于 CS 理论的异常事件检测算法在农田信息监测中的性能, 采用 Intel 4 核 2.8 GHz CPU, 4 GB RAM, Windows XP 操作系统, 采用 Matlab 2012 作为编程工具进行仿真实验。计算机上仿真参数如表 1 所示。

表 1 中, ε_{mp} 为多径衰落信道模型功率放大器能量消耗系数, ε_{fs} 为自由空间能量消耗系数^[20], d 为

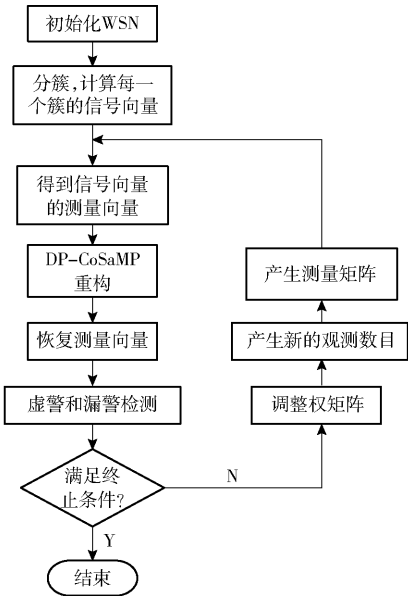


图 3 异常事件检测流程图
Fig. 3 Abnormal event detection flow chart

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters	
参数	数值
节点数	1 000
监测范围/(m,m)	(0,0) ~ (500,500)
通信距离 d/m	50
数据包长度/bit	24
控制包长度/bit	64
传感器节点的初始能量/J	5
$\varepsilon_{fs}/(\text{J} \cdot \text{b}^{-1})$	0.005
$\varepsilon_{mp}/(\text{pJ} \cdot \text{b}^{-1})$	0.0013
$E_{elec}/(\text{nJ} \cdot \text{b}^{-1})$	50

通信距离, E_{elec} 为无线传感器节点发送和接收电路基本功耗系数。节点能耗包括发送能耗和接收能耗, 其中无线传感器节点发送 k 位信息的能耗为

$$E_{sd}(k, d) = \begin{cases} kE_{elec} + k\varepsilon_{fs}d^2 & (d < d_0) \\ kE_{elec} + k\varepsilon_{mp}d^4 & (d \geq d_0) \end{cases} \quad (14)$$

无线传感器节点接受 k 位信息的能耗为

$$E_{rv}(k, d) = kE_{elec} \quad (15)$$

3.2 仿真结果及分析

选择 CoSaMP 算法^[15]、D - CoSaMP 算法^[16] 和 PSNR - CoSaMP 算法^[17], 与本文异常事件检测算法 DP - CoSaMP 进行比较, 每种算法均进行 5 次仿真实验, 取其平均值, 采用异常事件检测成功率、检测能耗及平均检测速度作为算法性能评价指标。

3.2.1 检测成功率对比

不同观测点数条件下, 本文算法和文献[15 - 17]异常事件检测算法的检测成功率变化曲线如图 4 所示。由图 4 可知, 随着观测点数增加, 4 种算法检测成功率随之增加; 相比其他算法, 本文算法平

均检测成功率提高了大约 20%,这主要是由于本文算法采用压缩感知技术对每个传感器节点进行动态观测,提高算法的抗噪能力,并且根据迭代求解结果对权值进行动态调整,获得了更加理想的无线传感器异常事件检测效果。

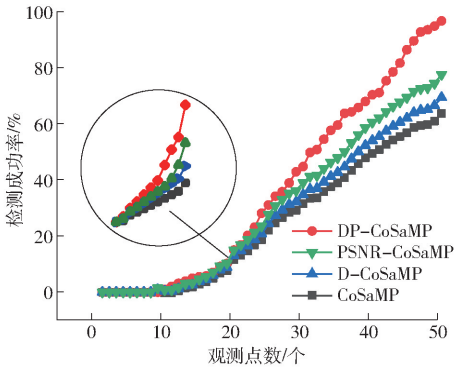


图4 不同算法检测成功率随观测点数量变化

Fig.4 Changes of detection success rate of different algorithms with number of observation points

4 种算法的检测成功率与节点数稀疏度之间的变化关系如图 5 所示。随着节点数稀疏度增加,4 种算法的检测成功率不断减小,在信号稀疏度相同条件,本文算法的检测成功率对比算法高约 25%,因此本文算法具有更广的应用范围。

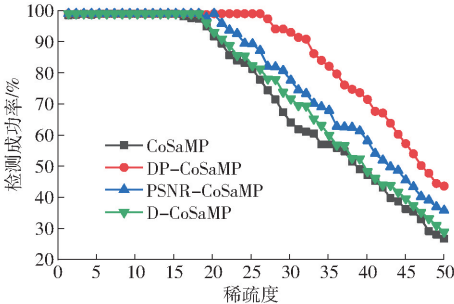


图5 检测成功率与稀疏度间的变化关系

Fig.5 Relationships of detecting success rate and sparsity

3.2.2 能量消耗对比

本文主要分析异常事件检测过程能耗,因此忽略数据融合消耗能量,簇内采用单跳通信方式,本文算法和其他算法异常事件检测算法的能量消耗变化曲线如图 6 所示。从图 6 可以看到,随着仿真时间增加,4 种算法的能量消耗不断上升,然而在相同条件下,本文算法的能量消耗比文献[15]异常事件检测算法的能量消耗低 15% 左右,比其他算法低 50% 左右,这说明本文算法在保证异常事件检测成功率的条件下,同时减少了不必要的通信开销,节省了网

络能耗,结果表明,本文算法是一种能耗低、可以满足网络实时监测控制要求的无线传感器异常事件检测算法。

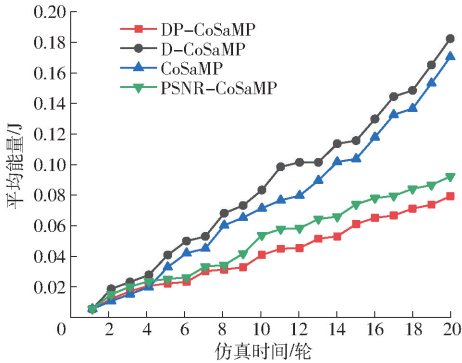


图6 算法能量消耗对比

Fig.6 Comparison of algorithm energy consumption

3.2.3 检测效率对比

在无线传感器实际应用中,异常事件检测的速度至关重要,采用平均检测时间(s)作为检测速度衡量标准,4 种算法的仿真实验结果如图 7 所示。从图 7 可以清楚看出,相对于传统的异常事件检测算法,本文算法的平均检测时间减少了 50%,提高了无线传感器异常事件的平均检测速度,可以满足大规模无线传感器网络异常事件实时性、在线需求。

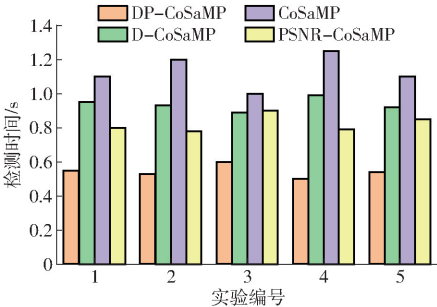


图7 算法检测速度对比

Fig.7 Comparison of algorithm detection speed

4 结束语

提出了基于改进 CoSaMP 的无线传感器网络异常事件检测算法,改善了无线传感器网络异常事件检测效果,通过仿真实验对其性能进行测试。结果表明,本文算法异常事件检测成功率较现有算法提高了 20%,且能耗降低了 15%,平均检测时间减少了 50%,可以保证异常事件检测的可靠性和实时性,为实现农田信息监测智能化提供了理论依据。

参 考 文 献

[1] 李道亮,杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(1):1-20.
LI Daoliang, YANG Hao. State-of-the-art review for internet of things in agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(1):1-20. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file

- _no = 20180101&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.01. (in Chinese)
- [2] 邓芳明, 吴翔, 李兵, 等. 基于无源 RFID 传感标签的农田土壤环境监测技术研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 187–202.
DENG Fangming, WU Xiang, LI Bing, et al. Monitoring technology of farmland soil environment based on passive RFID sensor tag[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 187–202. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180822. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.022. (in Chinese)
- [3] ZHANG Y, MERATNIA N, HAVINGA P. Outlier detection techniques for wireless sensor networks: a survey [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2010, 12(2): 159–170.
- [4] 李鹏, 王建新, 曹建农. 无线传感器网络中基于压缩感知和 GM(1,1) 的异常检测方案[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(7): 1586–1590.
LI Peng, WANG Jianxin, CAO Jiannong. Abnormal event detection scheme based on compressive sensing and GM(1,1) in wireless sensor networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(7): 1586–1590. (in Chinese)
- [5] 李力. 无线传感网中一种基于支持向量机的异常事件检测方案[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(1): 272–277.
LI Li. An SVM-based abnormal events detection scheme in wireless sensor networks[J]. Computer Applications and Software, 2015, 32(1): 272–277. (in Chinese)
- [6] 殷建军, 潘春华, 肖克辉, 等. 基于无线图像传感器网络的农田远程监测系统[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 286–293.
YIN Jianjun, PAN Chunhua, XIAO Kehui. Remote monitoring system for farmland based on wireless image sensor network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 286–293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170736. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.036. (in Chinese)
- [7] 周晓雨, 余博思, 丁恩杰. 基于稀疏表示和低秩逼近的自适应异常事件检测算法[J]. 南京理工大学学报, 2016, 40(6): 666–673.
ZHOU Xiaoyu, YU Bosi, DING Enjie. Adaptive abnormal event detection algorithm based on sparse representation and low rank approximation[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2016, 40(6): 666–673. (in Chinese)
- [8] 王石, 李光辉, 卢文伟, 等. 基于神经网络的无线传感器网络异常数据检测方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(11): 208–211.
WANG Shi, LI Guanghui, LU Wenwei, et al. Outlier detection methods based on neural network in wireless sensor networks[J]. Computer Science, 2014, 41(11): 208–211. (in Chinese)
- [9] 万叶晶, 叶继华, 江爱文. 一种基于时空相关性和异常检测的改进 WSN 节能策略[J]. 传感技术学报, 2017, 30(8): 1267–1273.
WAN Yejing, YE Jihua, JIANG Aiwen. An improved WSN energy saving strategy based on spatio-temporal correlation and anomaly detection[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(8): 1267–1273. (in Chinese)
- [10] 赵玥, 谢辉平, 高超, 等. 基于 K-SVD 基的林分监测站数据采集方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 365–371.
ZHAO Yue, XIE Huiping, GAO Chao, et al. Collecting method of forest area monitoring station based on K-SVD basis[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 365–371. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2018s049&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.049. (in Chinese)
- [11] LETICIA D, ALEJANDRO C, EDUARDO F. Event detection framework for wireless sensor networks considering data anomaly [C]. IEEE Symposium on Computers and Communications, 2012, 12: 500–507.
- [12] 郎利影, 王勇, 白文庆, 等. 基于压缩感知 CoSaMP 算法的精确重构[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(8): 2554–2557.
LANG Liying, WANG Yong, BAI Wenqing, et al. Accurate reconstruction of compressed sensing based on CoSaMP algorithm[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(8): 2554–2557. (in Chinese)
- [13] WANG Q, QU G. A new greedy algorithm for sparse recovery[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 137–143.
- [14] AKBARPOUR-KASGARI A, ARDEBILIPOUR M. Probability-based pilot allocation for MIMO relay distributed compressed sensing channel estimation[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2018(1): 1–14.
- [15] 何雨明. 基于 Dice 系数的压缩感知图像重构算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
HE Yuming. Dice coefficient based image reconstruction algorithms of the compressed sensing[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015. (in Chinese)
- [16] ZHANG Ping, WANG Jianxin, GUO Kehua. Compressive sensing and random walk based data collection in wireless sensor networks[J]. Computer Communications, 2018, 129: 43–53.
- [17] MEI L, GAO F, PAN H, et al. An improved ROMP sparse channel estimation algorithm in OFDM system [C] // IEEE International Conference on Signal Processing. IEEE, 2015: 1–4.
- [18] SANDHU A I, BAGCI H. A modified CoSaMP algorithm for electromagnetic imaging of two dimensional domains [C] // 2017 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium, 2017: 1–2.
- [19] TIRER T, GIRYES R. Generalizing CoSaMP to signals from a union of low dimensional linear subspaces[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2017, 43(3): 568–576.
- [20] 任晓奎, 刘星宇. CoSaMP 改进算法在信道估计中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(11): 104–107.
REN Xiaokui, LIU Xingyu. Applying improve CoSaMP algorithm in channel estimation[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(11): 104–107. (in Chinese)