

## 基于 StOMP 算法的 WSN 压缩感知数据重构

黄志清<sup>1,2</sup>, 张严心<sup>3</sup>, 李梦佳<sup>1,2</sup>, 成志鹏<sup>3</sup>

(1. 北京工业大学 软件学院, 北京 100124; 2. 北京市物联网软件与系统工程技术研究中心, 北京 100124;

3. 北京交通大学 电子信息工程学院 先进控制系统研究所, 北京 100044)

**摘 要:** 分段正交匹配追踪算法(StOMP)运算速度快、计算量小,适用于无线传感器网络(WSN)压缩感知数据重构。为此,分析并研究 StOMP 算法的门限阈值选取对 WSN 压缩感知数据重构精度的影响,提出一种 StOMP 算法门限阈值的自适应调整方法。基于比例-积分-微分方法的思想,根据 StOMP 算法的当次重构误差计算门限阈值的调整值,并使用调整后的门限阈值重新进行数据重构,重复该过程以提高重构精度。实验结果表明,该方法能快速找到满足误差要求的门限阈值,与采用固定门限阈值的调整方法相比,重构精度更高。

**关键词:** 无线传感器网络;压缩感知;数据重构;分段正交匹配追踪算法;比例-积分-微分方法

**中文引用格式:** 黄志清,张严心,李梦佳,等. 基于 StOMP 算法的 WSN 压缩感知数据重构[J]. 计算机工程, 2017, 43(9): 149-155.

**英文引用格式:** HUANG Zhiqing, ZHANG Yanxin, LI Mengjia, et al. WSN Compressed Sensing Data Reconstruction Based on StOMP Algorithm[J]. Computer Engineering, 2017, 43(9): 149-155.

## WSN Compressed Sensing Data Reconstruction Based on StOMP Algorithm

HUANG Zhiqing<sup>1,2</sup>, ZHANG Yanxin<sup>3</sup>, LI Mengjia<sup>1,2</sup>, CHENG Zhipeng<sup>3</sup>

(1. School of Software, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Engineering Research Center for IoT Software and Systems, Beijing 100124, China; 3. Advanced Control Systems Laboratory, School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**【Abstract】** Stagewise Orthogonal Matching Pursuit(StOMP) algorithm has rapid computing speed and small amount of calculation quantity, and is thus highly suited to the reconstruction of Wireless Sensor Network(WSN) Compressed Sensing(CS) data. The influence of threshold selection of StOMP algorithm on the reconstruction accuracy of CS data in WSN is analyzed and studied. And this paper proposes an adaptive adjustment method of threshold value in the StOMP algorithm. Based on the idea of Proportional-Integral-Derivative(PID) method, the adjustment value of the threshold is calculated according to the reconstruction error. Reconstruct the data with the new threshold, and this process is repeated to improve the accuracy of reconstruction. Experimental result shows that this method can quickly find the threshold value which meets the error requirement and has distinctly improved reconstruction precision compared with the adjustment method of fixed threshold value.

**【Key words】** Wireless Sensor Network(WSN); Compressed Sensing(CS); data reconstruction; Stagewise Orthogonal Matching Pursuit(StOMP) algorithm; Proportional-Integral-Derivative(PID) method

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.09.027

### 0 概述

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论<sup>[1-3]</sup>可以从少量的采样数据中精准重构出原始数据,有效减少所需的采样数量。由于无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)中收集的数据普遍具有时空相关性,基于压缩感知理论进行数据收集

可以减少数据采样和传输,延长网络生命周期,因此压缩感知理论在无线传感器网络中得到了广泛关注与研究<sup>[4-9]</sup>。压缩感知的研究主要包括稀疏基、观测矩阵、重构算法,其中稀疏基和观测矩阵需要满足有限等距性质(RIP)。当稀疏基和观测矩阵一定时,重构算法的选择对信号重构精度起到至关重要的作用。比较常见的重构算法可分为凸优化算法<sup>[10-11]</sup>、

**基金项目:** 国家发改委项目(Q5025001201502);中央高校基本科研业务费专项资金(W16JB00340)。

**作者简介:** 黄志清(1970—),男,副教授、博士,主研方向为无线传感器网络、物联网、软件定义网络;张严心(通信作者),博士;李梦佳、成志鹏,硕士。

**收稿日期:** 2016-07-15

**修回日期:** 2016-09-19

**E-mail:** yxzhang@bjtu.edu.cn



基。由于本文中实验数据为非稀疏数据,因此首先验证实验数据是否可以被稀疏化。在 4 种气象数据中截取长度为 512 的信号使用快速傅里叶变换基进行稀疏化。4 组信号的稀疏度均远小于 512,认为实验数据可以被稀疏化表示,稀疏基为快速傅里叶变换基。

### 2.3 不同门限阈值下的 StOMP 算法重构精度

本文针对同一信号采用不同门限阈值,观察 StOMP 算法的重构精度变化。实验将从 SensorScope 项目的室外温度数据中截取长度为 256 的信号作为

实验数据,选取不同的门限阈值进行重构,研究门限阈值取值对重构效果的影响。实验中设定采样率为 0.3,门限阈值采用文献[13]中推荐的取值范围[2,3],每隔 0.2 取一个值,实验结果如图 2 所示。在本次实验中,当门限阈值为 2.4 时,重构数据与原始数据的相似程度远优于其他门限阈值下的重构结果。门限阈值取值为 2.8 和 3.0 时,重构数据与原始数据的差距较大。由此可知,在无线传感器网络中门限阈值的取值对 StOMP 算法重构精度有明显影响,不合适的门限阈值将导致重构失败。

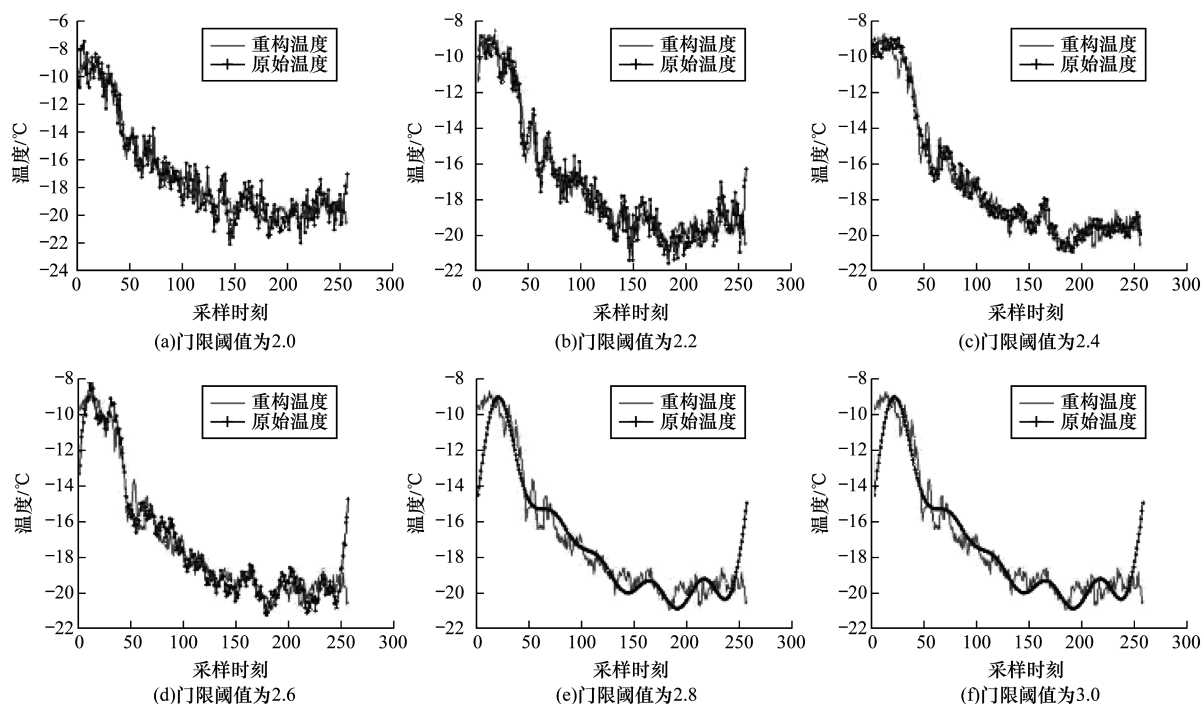


图 2 不同门限阈值下的温度数据重构结果

### 2.4 不同信号下门限阈值对重构精度的影响

本文实验针对不同信号,观察重构误差较小时的门限阈值的取值是否变化,若变化则分析该变化是否具有规律性。由于无线传感器网络感知信号的多样性,实验首先针对不同类型的信号研究门限阈值的取值,截取信号长度为 256 的室外温度、相对湿度、日照强度和风速 4 种信号作为实验数据。

图 3 为在室外温度、日照强度、相对湿度、风速 4 种不同类型的信号下,各个门限阈值对应的算法重构误差。从中可以看出,在 4 种信号下,当门限阈值取值不同时,重构误差的变化各不相同。针对室外温度、日照强度、相对湿度和风速,各个信号重构误差最小的门限阈值取值分别为 2.2,3.0,2.8,2.4。根据不同类型的信号,误差最小时对应的门限阈值的取值存在一定差异。

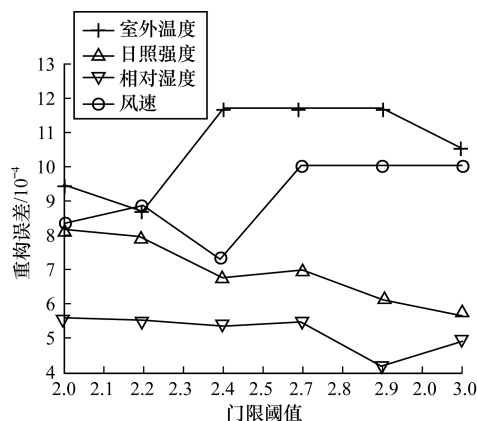


图 3 不同类型信号在不同门限阈值下对应的重构误差

针对无线传感器网络应用中信号随时间动态变化的特点,本文选取 10 h 室外温度数据,按照 2 h 的长度进行分段,对不同时间段的温度数据进行实验,

研究当同种信号随时间变化时,门限阈值的取值情况。

图 4 为不同时段室外温度数据下门限阈值对应的重构误差。其中,1 号数据和 5 号数据令误差最小的门限阈值取值为 2.2;2 号数据、3 号数据、4 号数据令误差最小的门限阈值取值分别为 3.0、2.4 和 2.8。可以看出,随着时间的变化,温度信号的稀疏化特征发生变化,误差最小的门限阈值取值也随之变化。

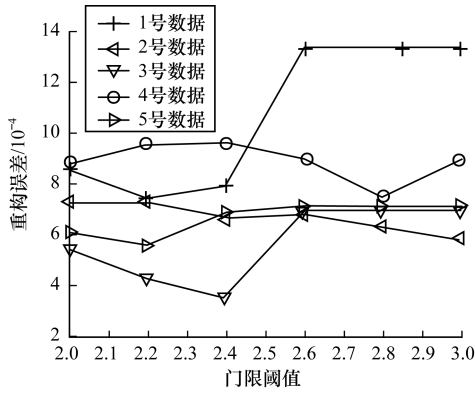


图 4 相同类型信号在不同门限阈值下对应的重构误差

### 3 StOMP 算法门限阈值的自适应调整

通过上文实验可以得出,门限阈值的选择对分段正交匹配追踪算法的重构精度有着极大的影响,在无线传感器网络中应用该算法时,门限阈值的选择不当将可能直接导致算法重构失败。然而,一方面,门限阈值的选择受信号本身特征影响,并且很难找到信号特征和门限阈值选择之间的规律,根据信号特征推算出合适的门限阈值是非常困难的。另一方面,在无线传感器网络的实际应用中,信号本身的稀疏化特征会随时间变化而动态变化。为了保证压缩感知重构精度,门限阈值需要随时间推移,根据信号的变化进行调整。

针对这些问题,门限阈值的自适应调整就十分必要。由于分段正交匹配追踪算法的门限阈值和算法重构误差之间不存在明显的线性关系,因此需要找到令误差最小的门限阈值。但该方法会反复运行 StOMP 算法,造成重构效率的下降,因此需要设计一种能够利用尽可能少的算法运行次数就能找到合适的门限阈值的方法。比例-积分-微分 (Proportional-Integral-Derivative, PID) 方法<sup>[17]</sup>利用比例单元、积分单元和微分单元完成对象的控制,属于闭环控制方法。PID 方法对非线性、变化较强的被控对象具有较好的控制效果,同时方法简单、运算量小,适合应

用于无线传感器网络。

基于以上分析,本文根据分段正交匹配追踪算法和 PID 方法,提出一种无线传感器网络压缩感知的自适应调整方法。在该方法中,传感节点根据观测矩阵  $\Phi$  采集观测数据后上传至汇聚节点,并在汇聚节点处组合成观测向量  $y$ ,利用分段正交匹配追踪算法对观测向量  $y$  进行重构,得到重构信号  $\hat{x}$ ,此时使用默认门限阈值。随后,对重构信号  $\hat{x}$  进行误差估计,根据误差值利用 PID 方法对门限阈值进行调整,并使用新的门限阈值重新进行信号重构。重复该步骤,直到重构误差降低到目标值或重构误差无法再继续降低为止。此时的门限阈值即为该信号及观测矩阵对应的门限阈值。

在进行门限阈值调整时,汇聚节点首先计算重构信号的误差值,其误差值为:

$$Err = \frac{\|y - \Phi \hat{x}\|_2}{\|y\|_2} \quad (3)$$

其中,  $y$  为观测向量;  $\Phi$  为观测矩阵;  $\hat{x}$  为重构信号。若误差值大于要求的标准值时,使用 PID 方法对门限阈值进行调整。根据误差调整门限阈值如下:

$$u(t) = K_p \times \left[ e(t) + \frac{1}{T_i} \times \int e(t) dt + T_d \times \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (4)$$

由于在无线传感器网络中,根据式(3)计算得到的误差值一般为离散数据,因此对式(4)进行离散化,并代入门限阈值  $t_s$  和离散误差  $e(k)$  可以得到:

$$t_s = K_p \times \left[ e[k] + \frac{1}{T_i} \times \sum_{i=1}^k e[i] + T_d \times (e[k] - e[k-1]) \right] \quad (5)$$

其中,  $K_p$  为比例系数;  $T_i$  为积分时间常数;  $T_d$  为微分时间常数。为了方便后续计算,将式(5)转化为如下形式:

$$t_s(k) = K_p \times e(k) + K_i \times \sum_{i=1}^k e(i) + K_d [e(k) - e(k-1)] \quad (6)$$

其中,  $K_i$  为积分系数,  $K_i = K_p / T_i$ ;  $K_d = K_p T_d$  为微分系数。由于式(6)中不仅需要当前和上一次的重构误差,还需要遍历历次的误差,这就需要占用较多内存,也加大了计算量,在存储空间和计算能力有限的无线传感器网络中并不适用,因此需对式(6)进行变形。由式(6)易得  $k-1$  时的门限阈值调整公式为:

$$t_s(k-1) = K_p \times e(k-1) + K_i \times \sum_{i=1}^{k-1} e(i) + K_d [e(k-1) - e(k-2)] \quad (7)$$

将式(6)与式(7)相减,可得不需要历次误差的门限阈值调整计算式:

$$t_s(k) = t_s(k-1) + (K_p + K_i + K_d) \times e(k) + (-K_p - 2K_d) \times e(k-1) + K_d \times e(k-2) \quad (8)$$

利用式(8)输入误差估计值即可得到门限阈值的调整值,通过多次迭代可使误差估计值尽可能降低,从而找到当前情况下合适的门限阈值。本文提出的无线传感器网络中 StOMP 算法门限阈值的自适应调整算法具体如下:

**算法1** StOMP 算法门限阈值的自适应调整

**输入** 初始门限阈值  $t_{sbase}$ , 误差标准  $e_{base}$ , 观测值  $y$ , 观测矩阵  $\Phi$ , 稀疏表示基  $\Psi$

**输出** 下一轮初始门限阈值  $t_s$ , 重构数据  $\hat{x}$

1. /\* 若当前为前2轮调整,则  $e(k-1)$  和  $e(k-2)$  初始值为 0 \*/

$e(k-1) \leftarrow 0$ ;

2.  $e(k-2) \leftarrow 0$ ;

3.  $\hat{s} = \text{StOMP}(y, \Phi, t_{sbase})$ ; /\* 使用初始门限阈值进行分段正交匹配追踪下的信号重构 \*/

4.  $\hat{x} = \Psi^{-1} \hat{s}$ ; /\* 重构原始信号 \*/

5.  $e = \frac{\|y - \Phi \hat{x}\|_2}{\|y\|_2}$ ; /\* 计算初始门限阈值下的重构误差估计值 \*/

6. while  $e > e_{base}$  do

7. If 最近3次调整的误差估计值相似 then

8. 结束循环;

9. end if

10. /\* 根据式(8)计算门限阈值调整值 \*/

$$\Delta t_s = (K_p + K_i + K_d) \times e_k + (-K_p - 2K_d) \times e_{k1} + K_d \times e_{k2}$$

11.  $t_s = t_{sk1} + \Delta t_s$ ; /\* 计算调整后的门限阈值 \*/

12.  $e_{k2} \leftarrow e_{k1}$ ; /\* 记录最近2次的误差值及当前门限阈值 \*/

13.  $e_{k1} \leftarrow e$ ;

14.  $t_{sk1} \leftarrow t_s$ ;

15.  $\hat{s} = \text{StOMP}(y, \Phi, t_s)$ ; /\* 使用调整后的门限阈值进行分段正交匹配追踪法下的信号重构 \*/

16.  $\hat{x} = \Psi^{-1} \hat{s}$ ; /\* 重构原始信号 \*/

17. /\* 根据调整后的门限阈值计算重构误差 \*/

$$e = \frac{\|y - \Phi \hat{x}\|_2}{\|y\|_2}$$

18. end while

19. 输出重构信号  $\hat{x}$

在以上算法中,误差标准值  $e_{base}$  为根据实际应用输入的可以容忍的误差值。算法根据每次的重构误差对门限阈值进行调整,直到误差值小于输入的标准值或连续3次调整的误差值无法继续下降时,

调整结束。

#### 4 实验结果及分析

本节将进行以下3个实验:1)通过门限阈值自适应调整方式对实验数据的门限阈值进行调整,观察该方法调整结束时 StOMP 算法的调用次数及最终调整得到的门限阈值下算法的重构精度。2)将自适应调整方法所需的算法调用次数与传统遍历尝试方法所需的算法调用次数进行比较,验证本文门限阈值调整方法在运行速度和计算量上的优势。3)验证在无线传感器网络中数据随时间动态变化的情况下,自适应调整方法的重构效果。

实验使用 SensorScope 项目的室外温度数据作为实验数据。对室外温度数据使用自适应调整方法,观测 StOMP 算法的调用次数和算法重构误差变化情况,验证本文提出的门限阈值自适应调整算法可以通过较少的迭代次数得到符合误差要求的门限阈值。算法初始门限阈值为1,误差标准值为  $1 \times 10^{-3}$ 。

从图5可以看出,当第1次以初始门限阈值1调用 StOMP 算法时,重构信号的误差为1.867,高于要求的误差标准值。在接下来的过程中,自适应调整方法通过3次迭代调整门限阈值,将误差降到误差标准值以下。此时,门限阈值为1.972,重构误差为  $9.52 \times 10^{-5}$ ,满足误差标准。通过实验可以得出,本文提出的门限阈值自适应调整算法可以找到满足误差要求的门限阈值,保证算法重构误差在要求范围内。

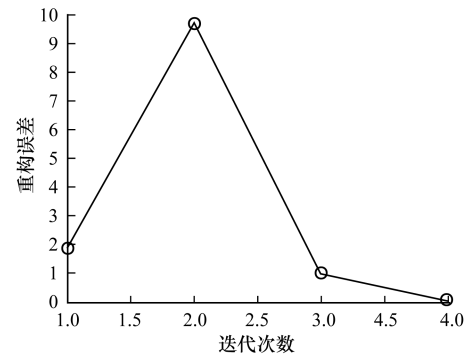


图5 自适应调整方法中重构误差的变化情况

为了验证自适应调整方法在减少 StOMP 调用次数方面的优势,通过实验比较自适应调整方法与遍历取值区间方法在找到满足要求的门限阈值时 StOMP 算法的调用次数。由于本文实验中需要控制信号的特征并进行大量重复实验,因此使用仿真数据。实验数据为5组长长度为256的稀疏信号,信号的稀疏度分别为4,12,20,28,36。每组信号包括500个具有相同稀疏度的不同随机稀疏信号,实验计算每组信号通过

自适应调整方法找到符合要求的门限阈值时算法的平均调用次数。同时,计算在传统方法下(在 $[1,4]$ 范围内每隔 0.1 点取一个值,直到找到满足误差标准值的门限阈值),StOMP 算法的调用次数,并比较 2 种方法下 StOMP 算法的调用次数。

图 6 中的横坐标稀疏度为一组信号中不为零信号的个数。该图是不同稀疏度信号下,自适应调整方法和传统方法的 StOMP 算法平均调用次数比较。可以看出,针对不同稀疏度的信号,自适应调整方法需要运行 StOMP 算法 4 次~5 次。在同等条件下,传统方法所需的算法调用次数在 14 次~22 次之间,使用自适应调整方法可以用较少的调用次数得到符合要求的门限阈值。

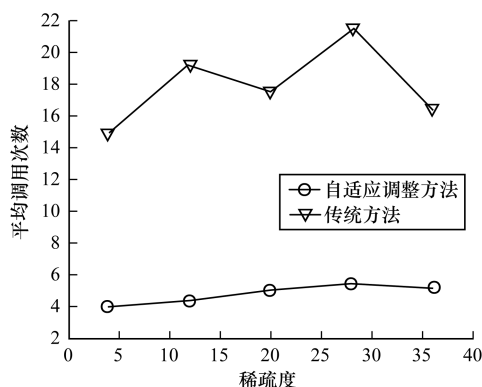


图 6 StOMP 算法调用次数比较

为了验证自适应调整方法在信号特征随时间变化情况下的效果,本文对 24 h 内采集的室外温度数据进行实验,并与采用固定门限阈值的方式进行对比。在实验中,采样率  $r$  设定为 0.3,对温度数据按 3 h 的长度进行分段,得到 8 段不同时间的温度数据,每段观测信号长度为 54。对 8 段温度数据进行实验后,得到每段温度数据门限阈值与固定门限阈值的误差对比。图 7 为 8 段不同时段温度数据进行自适应重构调整的结果。

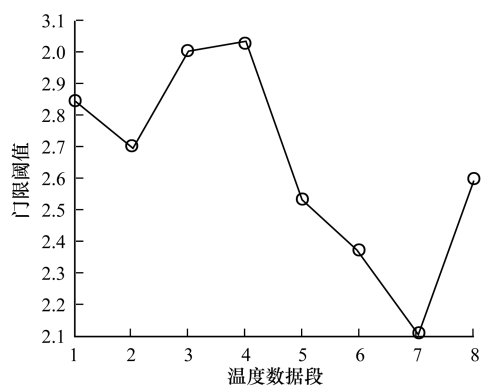


图 7 每段温度数据的门限阈值

在 8 段数据中,由于温度数据的稀疏度等特征发生变化,其适合的门限阈值也随之变化。图 8 为固定门限阈值的方式下信号重构误差与自适应调整方法下信号重构误差的比较。可以看出,自适应调整方法的误差一直维持在  $1 \times 10^{-3}$  以下,与此同时,在采用固定门限阈值的调整方法下的信号重构误差则变化剧烈,误差值也远高于自适应重构方法。

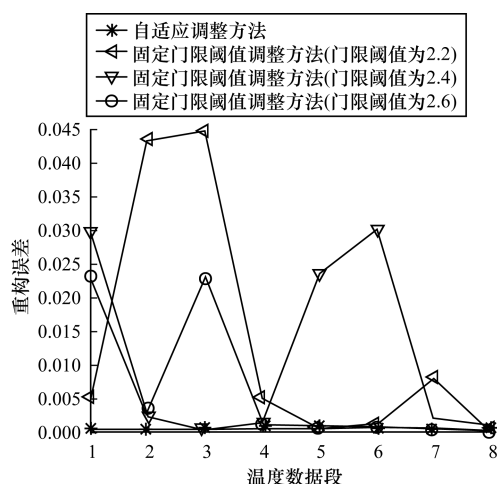


图 8 固定门限阈值调整方法与自适应调整方法的重构误差对比

## 5 结束语

本文对 StOMP 算法在无线传感器网络压缩感知数据重构中的应用进行研究,分析得出 StOMP 算法中门限阈值的选取对该算法的重构精度有较大影响,且对于不同信号,门限阈值取值不同。针对该问题及无线传感器网络感知信号多样且随时间变化的特点,本文提出一种无线传感器网络 StOMP 算法门限阈值自适应调整方法,利用 PID 方法的思想,根据重构误差调整门限阈值以提高重构精度。经实验证明,本文提出的方法能快速找到满足误差要求的门限阈值,相比采用固定门限阈值的方法重构精度有明显提高。下一步将研究如何在 StOMP 算法重构过程中对门限阈值进行合理性判断,从而在重构误差较大时主动中止重构过程,加快算法运行速度。

## 参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] 戴琼海,付长军,季向阳. 压缩感知研究 [J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.

- [4] LUO Chong, WU Feng, SUN Jun, et al. Compressive Data Gathering for Large-scale Wireless Sensor Networks[C]//Proceedings of International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA: ACM Press, 2009:145-156.
- [5] LIU Xiaoyang, ZHU Yanmin, KONG Linghe, et al. CDC: Compressive Data Collection for Wireless Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems, 2015, 26(8): 2188-2197.
- [6] QUER G, ZORDAN D, MASIERO R, et al. WSN-Control: Signal Reconstruction Through Compressive Sensing in Wireless Sensor Networks[C]//Proceedings of the 35th Conference on Local Computer Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010:921-928.
- [7] WANG Jin, TANG Shaojie, YIN Baocai, et al. Data Gathering in Wireless Sensor Networks Through Intelligent Compressive Sensing[C]//Proceedings IEEE INFOCOM'12. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012:603-611.
- [8] 王国英,江雨佳,莫路锋,等. 基于压缩感知的土壤呼吸监测传感网动态采样调度策略[J]. 中国科学:信息科学, 2013, 43(10):1326-1341.
- [9] 张明,朱俊平,蔡骋. WSN 中基于压缩感知的数据收集方案[J]. 计算机工程, 2012, 38(20):68-71.
- [10] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43(1):33-61.
- [11] DAUBECHIES I, DEFRISE M, MOL C D. An Iterative Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems with a Sparsity Constraint [J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2003, 57(11):1413-1457.
- [12] GILBERT A C, STRAUSS M J, TROPP J A, et al. Algorithmic Linear Dimension Reduction in the  $l_1$  Norm For Sparse Vectors [EB/OL]. [2016-08-15]. <https://arxiv.org/abs/cs/0608079>.
- [13] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse Solution of Underdetermined Systems of Linear Equations by Stagewise Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2):1094-1121.
- [14] TROPP J A, GILBERT A C. Signal Recovery from Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 53(12):4655-4666.
- [15] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements via Regularized Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4(2):310-316.
- [16] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3):301-321.
- [17] ANG K H, CHONG G, LI Y, et al. PID Control System Analysis, Design, and Technology [J]. IEEE Transactions on Control Systems and Technology, 2005, 13(4):559-576.

编辑 陆燕菲

(上接第 148 页)

## 参考文献

- [1] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4):13-18.
- [2] 肖天梅. 认知无线电 PUE 攻击下用户性能分析[J]. 通信技术, 2013, 46(4):22-27.
- [3] 周晓. 认知无线网络及其安全性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- [4] 逢德明, 胡罡, 徐明. 基于能量指纹匹配的无线认知网络仿冒主用户攻击检测[J]. 计算机科学, 2011, 38(3):28-33.
- [5] 胡礼勇, 李钊, 李建军, 等. 基于投影变换与轨迹关联的目标检测算法[J]. 无线电工程, 2011, 41(6):29-31.
- [6] CHEN R, PARK J M, REED J H. Defense Against Primary User Emulation Attacks in Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(1):25-37.
- [7] 任黎丽. 辐射源指纹识别与细微特征提取方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [8] 徐书华. 基于信号指纹的通信辐射源个体识别技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.
- [9] 余志斌. 基于脉内特征的雷达辐射源信号识别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010.
- [10] 任春辉. 通信电台个体特征分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
- [11] 林震鹄, 姜秋喜, 黄建冲. 雷达脉冲信号上升/下降沿测量影响因素[J]. 四川兵工学报, 2010, 31(1):117-120.
- [12] 张葛祥. 雷达辐射源信号智能识别[D]. 成都: 西南交通大学, 2005.
- [13] 郑文秀. MSK 信号的参数估计[J]. 电路与系统学报, 2011, 16(2):23-27.
- [14] 杨云升. Matlab 曲线拟合及其子在实验数据处理中的应用[J]. 电脑与信息技术, 2009, 17(2):34-36.
- [15] 唐家德. 基于 Matlab 的非线性曲线拟合[J]. 计算机与现代化, 2008(6):15-19.
- [16] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008, 19(1):48-61.
- [17] 张忠平, 陈丽萍, 王爱杰, 等. 基于自适应模糊 C-均值的增量式聚类算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(6):60-62.
- [18] 雷倩, 郑文秀, 冯景瑜. 基于码元上升沿特征提取的 PUE 攻击检测研究[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(7):2153-2155.

编辑 陆燕菲