

基于形态滤波的心电信号去除基线漂移方法*

庞宇^{1)†} 邓璐¹⁾ 林金朝¹⁾ 李章勇¹⁾ 周前能¹⁾ 李国权¹⁾
黄华伟¹⁾ 张懿²⁾ 吴炜³⁾

1) (重庆邮电大学光电工程学院, 重庆 400065)

2) (超声医疗国家工程中心, 重庆 401121)

3) (四川大学电子信息学院, 成都 610050)

(2013年11月30日收到; 2014年1月7日收到修改稿)

去除基线漂移是心电信号预处理过程中的重要一步, 常见方法具有计算量大、结果不佳等缺陷. 本文运用形态学理论, 结合心电信号特征, 提出了基于形态学的心电信号基线漂移去除方法. 该方法采用不同形状及尺寸的结构元素设计了两级形态学滤波器, 分别对信号进行开闭、闭开级联组合运算. 经验证, 提出的方法能很好保持心电信号的特征形态, 提高了信噪比, 减小了均方差, 有效去除了基线漂移噪声.

关键词: 心电, 基线漂移, 形态滤波, 结构元素

PACS: 87.85.Ng, 07.50.Qx

DOI: 10.7498/aps.63.098701

1 引言

心电信号属于生命体征信号参数的组成部分, 伴随心肌细胞的激动发生电传变化. 由于人体运动及与外部联系干扰, 使得人体内部器官受到影响, 造成心电信号被噪声所干扰, 给后续研究带来困难, 因此噪声移除问题在心电信号的预处理过程中占有十分重要的地位. 基线漂移是由被测对象的呼吸、电极移动等低频干扰所引起, 频率小于 5 Hz. 实际测量中, 心电信号会偏离正常的基线位置, 出现上下缓慢波动变化的现象, 如图 1 中显示了不含基线漂移的正常心电信号和含有基线漂移噪声导致偏离了正常位置的心电信号. ECG 信号本身含有丰富的低频成分, 基线漂移会掩盖有用信息, 严重影响 QRS 波群检测、波形识别和病情诊断评估等的准确性, 故在 ECG 分析过程中, 如何去除基线漂移噪声成为心电信号处理中的一个重要问题.

现代数字信号理论的发展, 使得各种信号处理算法应用于心电信号检测中. 邓勇等人提出一种基于小波变换的信号分形分析方法^[1], 应用于心房纤颤的检测中; 张红焯等人在替代随机数据假设检验的基础上, 提出了针对确定性混沌信号的改进非线性算法, 应用于心脏的异常节律心电信号分析^[2]; 沈鞅等人则是从心电 (electrocardiogram, ECG) 信

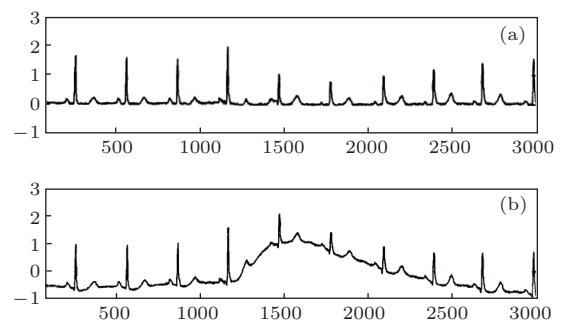


图 1 正常心电信号与含有基线漂移噪声的心电信号波形 (a) 不含基线漂移的心电信号; (b) 含有基线漂移的心电信号

* 2011 工信部物联网专项、国家自然科学基金 (批准号: 61102075, 61271330, 61301124, 11247325)、重庆创新青年人才培养项目 (批准号: CSTC2013kjrc-qncr10001)、重庆高校创新团队建设计划、重庆自然科学基金 (批准号: cstcjjA40011) 和重庆市教委科学技术研究项目 (批准号: KJ120503) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: pangyu@cqupt.edu.cn

号的时间不可逆性出发, 提出符号相对熵方法, 研究了MIT-BIH标准数据库中三种信号, 表明它们时间的不可逆性有所不同^[3]. 而多数研究中基线漂移干扰心电信号检测, 致使更多有关去除基线漂移的信号处理算法得以发表. 传统的基线漂移去除方法主要有自适应滤波法、卡尔曼滤波法、小波变换法等, 如Chouhan采用最小均方误差和基于个人的单导联数据矫正^[4], Mneimneh等人设计了自适应卡尔曼滤波器来去除ECG信号中的基线漂移^[5]该滤波器用一种多项式近似法的自适应滤波器, 将状态矢量空间模型估计自适应滤波器状态变量, 包括基线漂移近似之前的原始心电信号值; Ezenwa等人提出一种心电去除漂移的基线追踪算法^[6], 通过高通数字/模拟滤波器, 频率高于0.5 Hz时使ECG信号波形发生改变, 在P波之前及T波之后的等电位区以及P-Q间隙均用于减少漂移; Xu等人提出了一种基于能量比的方法, 设计了小波基级联自适应滤波器用于检测和从脉冲波形去除基线漂移^[7], 实验利用50个模拟和500个真实信号来验证该方法在去除基线漂移和保留波形的诊断信息上优于传统的滤波器; Zhang等研究了胎心电信号的检测, 探索了来自不同母体腹点的ECG成分中的R波峰值位置表现的位置差异性规律, 完成了孕妇腹部信号R波峰值的自动检测^[8]; Zhang等研究了基于虚拟心脏和边界元素理论的心电图, 验证了提出的向量模型心电信号检测方式的合理性^[9]; Pei等讨论了心电信号的时频域特征参数, 深入研究了品质因子和QRS波群中心频率与ECG信号检测的关系^[10].

上述的方法均存在运算量较大、去除效果不佳、不能有效提高ECG信号检测正确率等缺陷采用数学形态学理论对ECG信号进行滤波处理是近年发展起来的一种新方法, Zhao等研究了形态学与自适应方法相结合的去基线漂移的滤波方法^[11], Verma等设计了改进的中值滤波与形态学相结合的滤波方法^[12]. 本文提出了基于形态学理论的基线漂移去除方法, 将形态学中的开闭、闭开运算进行级联组合, 针对心电信号的几何特征信息采用不同尺寸和不同形状的结构元素设计了两级形态学滤波器. 经实验验证, 本文设计的基线漂移噪声形态滤波器能极大提升信噪比, 降低均方差, 提高R波检测准确率.

2 形态学理论

形态学滤波是数学形态学中发展而来的一类非线性滤波技术^[13], 广泛应用于信号处理、图像分析等多个领域. 数学形态学建立在严格的数学理论基础之上, 主要以积分几何、集合代数及拓扑论为理论基础. 传统的时频域变换方法处理信号可能会破坏信号特征, 而形态学通过选择适当的结构元素, 能极大保留信号的形态特征.

形态滤波中最重要的概念是相当于“探针”的结构元素, 通过移动结构元素考察图像各部分关系, 采用不同结构元素分析会得到不同结果. 膨胀与腐蚀是数学形态学中两个基本运算^[14]. 有关形态学去除基线漂移的研究包括. 由于ECG是一维信号, 膨胀与腐蚀定义如下:

设信号序列为 $f: F = \{0, 1, \dots, N-1\}$, 结构元素 $k: K = \{0, 1, \dots, M-1\}$, 且 $N > M$. 信号 $f(n)$ 关于结构元素 $k(m)$ 的膨胀运算定义为

$$(f \oplus k)(n) = \{f(n-m) - k(m)\}, \\ (n = M-1, M, \dots, N-1).$$

信号 $f(n)$ 关于结构元素 $k(m)$ 的腐蚀运算定义为

$$(f \ominus k)(n) = \{f(n+m) - k(m)\}, \\ (n = 0, \dots, N-M).$$

将两种运算级联可推演出开运算 (opening operation) 和闭运算 (closing operation). 开运算定义为信号被结构元素腐蚀后再进行膨胀运算记为“ \circ ”, 即

$$(f \circ k)(n) = (f \ominus k \oplus k)(n).$$

闭运算定义为信号被结构元素膨胀后再进行腐蚀运算, 记为“ \bullet ”, 即

$$(f \bullet k)(n) = (f \oplus k \ominus k)(n).$$

开运算和闭运算变换是基本的形态学滤波器, 用于探查在信号上方和下方的信息, 其中开运算用于抑制信号的正脉冲, 闭运算则抑制信号的负脉冲. 由上式可以看出形态滤波运算由一组简单的加减、比较等运算组成, 计算量小, 耗时短.

2.1 滤波器参数的选择

结构元素是形态学中最重要滤波参数, 而不同的形状和尺寸影响结构元素移动所产生的形态

变换的性能. 形状、高度及宽度决定了结构元素的形态特征. 经过验证分析, 提出几个选取结构元素的基本原则:

1) 形状: 选择的结构元素需尽量匹配处理信号的几何形状, 常见的结构元素形状是一些简单的几何形状, 如圆盘形、正方形、菱形等, 对于较为复杂的信号处理, 也可通过对这些简单几何形状进行组合.

2) 尺寸: 结构元素的尺寸包括高度与宽度. 其中宽度是滤波器设计尺寸最主要参数, 由被滤除信号与有用信号的宽度所决定. 参数的选择应大于被滤除信号尺寸, 但小于保留信号的尺寸. 或大或小,

都不能有效的保留信号, 去除噪声.

3 基于形态学的ECG信号基线漂移矫正设计

开闭形态运算是形态学中最基本的滤波器, 为了在ECG滤波过程中同时消除信号中正负脉冲波^[15], 本文采用不同尺寸的结构元素, 采用开闭(opening-closing, OC)、闭开(closing-opening, CO)运算等级联组合方式来矫正基线漂移. 其设计步骤如下:

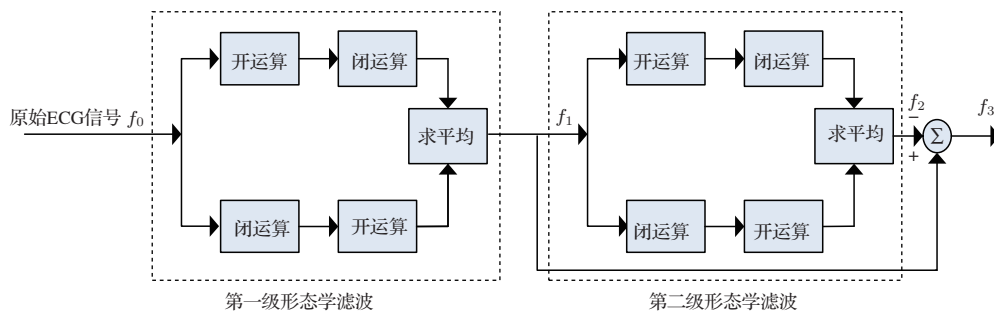


图2 基于形态学的基线漂移滤除算法流程图设计图

1) 第一级形态学滤波. 原始心电信号 f_0 通过结构元素 k_1 进行先闭后开及先开后闭的形态运算, 采用公式 $f_0 \bullet k_1 \circ k_1$ 与 $f_0 \circ k_1 \bullet k_1$, 取二者算术平均得信号 f_1 . 下式表示算法第一步:

$$f_1 = \frac{1}{2}[\text{OC}(f_0, k_1) + \text{CO}(f_0, k_1)].$$

结构元素的设计使得心电信号的波形不被滤除. 设计形状类似于QRS波波形, 即三角形, 如图3(a). 宽度根据采用频率 F_s (360 Hz) 和特征波形(QRS波群)的时间宽度 T 来设定, 如表1所示, QRS波群为0.06—0.10 s, 结构元素的设计要小于QRS波信号, 即 $0.1F_s$, 小于被滤除信号. 因原始信号包含一些肌电干扰, 主要为高频信号, 时间宽度为2—13 ms. 故将结构元素定位为 $0.015F_s = 0.015 \times 360 \approx 5$ 个采样单位, 即结构元素的宽度 $M = 5$ 个采样单位. 因此三角形结构元素的表达式为

$$k(n) = H\left(1 - \frac{|n|}{L}\right),$$

其中 L 与结构元素的宽度 M 有关, $M = 2L + 1$, 所以 $L = 2, n = -L, \dots, 0, \dots, L, H$ 为三角形高度,

根据心电信号幅度设置 H 值为2, 故所选三角形结构元素为 $k_1 = \{0, 1, 2, 1, 0\}$.

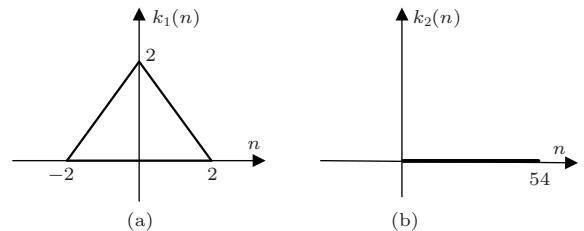


图3 形态学结构元素的形状设计 (a) 结构元素 k_1 形状设计; (b) 结构元素 k_2 形状设计

2) 形态学第二级滤波. 为了矫正心电信号基线漂移, 需要较大结构元素 k_2 对信号进行处理. 将结构元素 k_2 对 f_1 进行上述类似运算, 可得到基线漂移有关信号分量 f_2 , 即

$$f_2 = \frac{1}{2}[\text{OC}(f_1, k_2) + \text{CO}(f_1, k_2)].$$

结构元素 k_2 的宽度由心电信号的采样频率 F_s 和特征波形的时间宽度 T (QRS波群约0.1 s) 所决定. 用闭运算滤除因开运算加大的负脉冲, 结构元素宽度要大于脉冲宽度, 需设计较大, 设为 $k_2 = 1.5F_s \cdot T = 1.5 \times 360 \times 0.1 = 54$, 得到ECG

特征波形被滤除, 剩下基线漂移信号, 与原始信号相减后得到去除基漂的心电信号.

3) 将信号中 f_1 减去基线漂移信号 f_2 , 得到滤除噪声后需要的信号 f_3 , 即

$$f_3 = f_1 - f_2.$$

4 实验结果分析

4.1 结果定性分析

利用 Matlab 设计图 2 所示的算法, 对基线漂移进行校正, 所选数据来自标准心电信号数据库 MIT-BIH, 程序运行在 512MB 的 Windows XP 系统下.

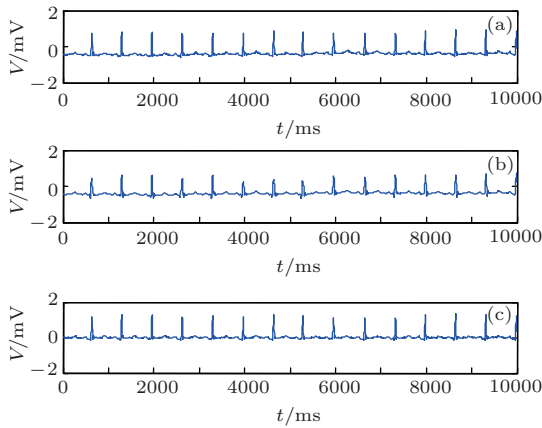


图 4 仿真效果图 (a) 205 号 ECG 原始信号; (b) 小波变换校正效果图; (c) 形态学校正基线漂移效果图

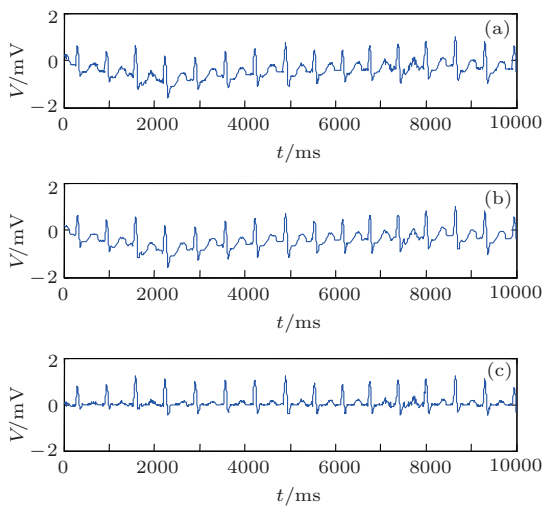


图 5 仿真效果图 (a) 109 号 ECG 信号; (b) 小波变换校正效果图; (c) 形态学校正基线漂移效果图

第一个实验采用了没有严重基线漂移的 205

号心电信号. 图 4(a) 显示了 205 号心电信号的原始波形, 图 4(b) 和 (c) 则分别表示了采用小波变换和本文提出的算法分析后的信号波形, 表明了信号在两种算法的处理下效果相似, 变化不大.

相较于上述信号, 取含有大量基线漂移信号的 109 号数据, 10s 时间长度数据. 图 5(a) 为 MIT-BIH 心率失常数据库中 109 号数据中的一段噪声心电信号, 其采样频率为 360 Hz, 时程 10000 ms, 导联方式为 MLII.

第二个实验采用了有严重基线漂移的 109 号心电信号. 图 5(a) 显示了原始心电信号, 可看出该信号在 2000—8000 ms 处含有明显的基线漂移噪声, 信号整体波形呈时起时跌趋势. 从图 5(b) 和 (c) 分别采用小波变换和形态滤波的结果可直观看出, 图 5(c) 中处理后的心电信号远好于图 5(b) 中信号, 已较好的校正了基线漂移, 信号恢复正常平稳曲线, 保留了心电信号原有特征形态.

4.2 结果定量分析

上节定性证明了本文提出的形态滤波方法能有效去除基线漂移噪声, 本节选取信噪比、均方差和 R 波检测准确率等指标进行定量分析.

4.2.1 信噪比与均方差分析

常见评价滤波效果好坏的指标有信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 和均方差 (root mean square error, RMSE), 分别定义如下:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=1}^N x^2(n)}{\sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2} \right),$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - y(n)]^2},$$

式中 $x(n)$ 为原始信号, $y(n)$ 为去噪后的信号, N 为信号长度. SNR 越高, RMSE 越小, 表示信号的去噪效果越好. 表 1 比较了本文算法和小波变换后的信噪比和均方差, 其中小波变换实验分别采用 db4, db5 和 db6 小波进行 3 层分解. 可以看出, 对 203 号和 109 号两组数据的实验都证明了本文提出的形态学方法能取得比小波变换更大的信噪比和更小的均方差, 说明本文算法的滤波性能比小波变换更好.

4.2.2 R波识别结果

R波识别准确率是判断心电信号滤波性能的另一个重要指标, 准确率越高, 代表心电信号波形越平稳, 滤波性能越好. 表2对比了经过小波变换滤波和本文提出的形态学滤波后的R波识别准确率.

表2第一栏是来自MIT-BIH数据库中标准心电信号, 每个信号时长30 min, 第二栏“R波个数”代表该段信号中正确的R波总数目, 第三栏和第四栏分别表示了在小波变换和本文算法下, R波的漏检数目和误检数目, 第五栏“R波错检个数”为相应的R波漏检数和误检数之和, 第六栏“准确率”等于 $(1 - \frac{\text{R波错检个数}}{\text{R波个数}}) \times 100\%$. 可以看出, 当心电信号中基线漂移噪声不严重时(比如100号、101号、102号、105号心电数据), 两种方法滤波后R波

识别的准确率相差不大; 当心电信号中包含大量基线漂移噪声时(比如109号、203号、210号、222号心电数据), 本文提出的算法较小波变换能极大提高R波识别准确率, 提高比率约在0.5%至5%.

表1 小波变换与本文算法对 ECG 去噪效果对比

ECG 信号	滤波方法	SNR	MSE	SNR/MSE
203	小波变换 (db4, 3)	83.42	0.0127	6568.5
	小波变换 (db5, 3)	86.81	0.0137	6336.5
	小波变换 (db6, 3)	97.39	0.0132	7378.03
	本文算法	103.45	0.0128	8082.03
109	小波变换 (db4, 3)	92.31	0.0185	4989.73
	小波变换 (db5, 3)	97.52	0.0203	4803.94
	小波变换 (db6, 3)	102.35	0.0192	5330.73
	本文算法	116.63	0.0176	6626.7

表2 分别采用小波变换滤波和形态学滤波后的R波识别准确率对比

ECG 信号	R波个数	R波漏检数		R波误检个数		R波错检个数		准确率/%	
		小波变换	本文算法	小波变换	本文算法	小波变换	本文算法	小波变换	本文算法
100	2273	0	0	0	0	0	0	100	100
101	1865	0	0	6	0	6	0	99.68	100
102	2187	0	0	4	4	4	4	99.82	99.82
105	2567	4	4	19	10	23	14	99.1%	99.45%
109	2532	0	0	12	2	12	2	99.53	99.92
203	2980	3	22	189	29	192	51	93.56	98.32
210	2653	17	16	20	7	37	23	98.61	99.13
222	2483	18	25	192	61	210	86	91.54	96.41

5 结 论

基线漂移噪声严重影响了心电信号波形, 对后续结果分析带来了极大阻碍, 因此有效去除基线漂移噪声十分重要. 传统采用的小波变换方法去除基线漂移效果不佳, 因此本文根据心电信号特点, 提出了采用数学形态学的二级滤波器结构, 其中第一级采用了三角形结构元素, 第二级采用了直线形结构元素. 经实验验证, 本文提出的算法能明显的平滑心电信号, 得到较高的信噪比和较小的均方差, 提高了R波识别准确率, 表明该算法能非常有效的去除心电信号中的基线漂移噪声.

参考文献

- [1] Deng Yongl, Shi Wen-Kangl, Liu Qi 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 759 (in Chinese) [邓勇, 施文康, 刘琪 2002 物理学报 **51** 759]
- [2] Zhang H X, Zhu Y S, Niu J H, Tong S B 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 1422 (in Chinese) [张红焯, 朱贻盛, 牛金海, 童善保 2000 物理学报 **49** 1422]
- [3] Shen W, Wang J 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 118702 (in Chinese) [沈韡, 王俊 2011 物理学报 **60** 118702]
- [4] Chouhan V S 2007 *International Conference on Computing: Theory and Applications* p512
- [5] Mneimneh M A, Yaz E E, Johnson M T 2006 *Computers in Cardiology (Valencia)* p253
- [6] Ezenwa B N A 1998 *IEEE Proceedings of the Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society* **3** 1230

- [7] Xu L S 2005 *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **52** 1973
- [8] Zhang J M, Guan Q, Tang L M 2014 *Chin. Phys. B* **23** 018701
- [9] Zhang C, Shou G F, Lu H 2013 *Chin. Phys. B* **22** 090701
- [10] Pei L Q, Liu X Y, Wang Y 2011 *Chin. Phys. B* **20** 047401
- [11] Zhao L L 2012 *Chinese Control Conference* p3750
- [12] Verma Rishendra 2013 *IEEE 3rd International on Advance Computing Conference (IACC)* p1223
- [13] Soille P 2008 *Morphological Image Analysis Principles and Applications* (2nd Ed.) (Beijing: Tsinghua University Press) (in Chinese) [Soille P 2008 形态学图像分析原理与应用 (第2版) (北京:清华大学出版社)]
- [14] Wang J L 2011 *Ph. D. Dissertation* (Jinan: Shangdong University) (in Chinese) [王金亮 2011 硕士学位论文 (济南: 山东大学)]
- [15] Marago P, Schafer R W 1987 *IEEE Trans Acoustics, Speech, and Signal Processing* **35** 1153

A method of removing baseline drift in ECG signal based on morphological filtering*

Pang Yu^{1)†} Deng Lu¹⁾ Lin Jin-Zhao¹⁾ Li Zhang-Yong¹⁾ Zhou Qian-Neng¹⁾
Li Guo-Quan¹⁾ Huang Hua-Wei¹⁾ Zhang Yi²⁾ Wu Wei³⁾

1) (College of Electrical Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

2) (National Engineering Research Center of Ultrasound Medicine, Chongqing 401121, China)

3) (Institute of Electronic Information, Sichuan University, Sichuan 610050, China)

(Received 30 November 2013; revised manuscript received 7 January 2014)

Abstract

Removing baseline drift is an important step in preprocessing ECG signal. The traditional methods have disadvantages of large computation and poor results. This paper utilizes the morphology theory combined with the characteristics of ECG signal to propose a morphological method for removing the baseline drift, which uses different shapes and sizes to design a two-stage morphological filter and perform cascaded combination operations of closing-opening and opening-closing respectively. The proposed method is verified that it can maintain the morphological specificity, improve the SNR, reduce the MSE, and remove the noise efficiently.

Keywords: ECG, baseline drift, morphological filter, structural element

PACS: 87.85.Ng, 07.50.Qx

DOI: 10.7498/aps.63.098701

* Project supported by the Special Project of Internet of Things from Ministry of Industry and Information Technology, the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61102075, 61271330, 61301124, 11247325), the Chongqing Development Plan of Innovative Young Talents (Grant No. CSTC2013kjrc-qnrc10001), the Program for Innovation Team Building at Institutions of Higher Education in Chongqing, the Natural Science Foundation of Chongqing (Grant No. cstcjjA40011), and Scientific and Technological Research Program of Chongqing Municipal Education Commission, China (Grant No. KJ120503).

† Corresponding author. E-mail: pangyu@cqupt.edu.cn