

# 基于小波变换的 QRS 波特征提取算法研究与实现

王 莉<sup>1</sup>, 郭晓东<sup>1</sup>, 惠延波<sup>1</sup>, 何宇宸<sup>2</sup>

(1. 河南工业大学 电气工程学院, 郑州 450001. 2. Wakefield School, Virginia USA)

**摘要:**为提高心电信号QRS波的检测精度,研究实现了一种基于小波变换的QRS特征点定位算法。该算法基于小波Mallat算法对心电信号去除基线漂移,并采用峰值信噪比和均方根误差对常用小波去噪效果进行评价;运用极大极小值过零点原理检测R波峰值,采用平面几何法定位QS波峰值,研究零基准原则定位QRS波起止点。经过MIT-BIH Arrhythmia Database数据验证,算法的灵敏度达到99.85%,正检测率达到99.86%。仿真与数据验证结果均表明该算法的有效性,在心率异常等心脏疾病的诊断上具有一定的应用价值。

**关键词:**心电信号;QRS特征点;小波变换;基线漂移;定位算法

**中图分类号:**TN911.6;R540.4+1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-9944(2018)09-0006-04

## Research and Implementation of QRS Wave Feature Extraction Algorithm Based on Wavelet Transform

WANG Li<sup>1</sup>, GUO Xiao-dong<sup>1</sup>, HUI Yan-bo<sup>1</sup>, HE Yu-chen<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. Wakefield School, Virginia USA)

**Abstract:** In order to improve the detection accuracy of QRS wave, a QRS feature point location algorithm for ECG based on wavelet transform is studied and implemented. The algorithm is based on wavelet decomposition and reconstruction Mallat algorithm to remove the baseline drift of the ECG signal, and uses peak signal-to-noise ratio and root mean square error to evaluate the denoising effect of the common wavelet; the peak value of R wave is detected by the minimax zero crossing principle, the use of plane geometry method to locate the peak of the QS wave, study the zero reference principle to locate the start and end points of the QRS wave. After MIT-BIH Arrhythmia Database data validation, the sensitivity of the algorithm reaches 99.85%, and the positive detection rate reaches 99.86%. The results of simulation and data verification show that the algorithm is effective and has certain application value in the diagnosis of heart diseases such as abnormal heart rate.

**Key words:** electrocardiogram (ECG) signal; QRS feature points; wavelet transform; baseline drift; feature detection

心电信号包含大量体现心脏节律的信息,客观反应了心脏的生理特征,是诊断心脏疾病的主要依据。心电图 ECG 用于临床心脏病诊断,主要依赖医师丰富的临床经验。然而,心电图种类多、变化大,

医师在长时间诊断中可能存在漏检、错检的情况<sup>[1]</sup>。因此,从心电图提取特征信息,实现自动检测成为研究热点。

一个典型的心电信号由 P 波、QRS 波、T 波构

收稿日期:2018-06-21;修订日期:2018-08-02

基金项目:河南省科技厅自然科学基金项目(152102210270);河南省科技攻关项目重点研发与推广专项(182102210089);河南省粮食光电探测与控制重点实验室开发课题(KFJJ-2016-101)

作者简介:王莉(1973—),女,博士,教授,研究方向为微弱光电信号检测技术、测控技术与仪器仪表开发;郭晓东(1993—),男,硕士,研究方向为信号处理。

成,心电信号特征点任一幅值和时间跨度均可被视作一种特征。近年来,研究心电信号特征提取的算法不断涌现。文献[2]提出一种基于 Pan-Tompkins 方法和小波变换的组合算法;文献[3]提出一种基于卷积神经网络的 QRS 检测方法;文献[4]提出一种基于二次滤波器的 QRS 检测算法;文献[5]通过计算并比较 R 波左侧或右侧相邻两点的斜率变化来判断 Q 波和 S 波;文献[6]采用基于自适应双阈值 ADT 与回溯重检机制的检测算法检测 QRS 波。文中在对心电信号去除干扰的基础上,采取一系列策略实现 QRS 波的准确定位,并基于灵敏度和正检测率准则对算法的有效性进行评估。

## 1 小波变换处理心电信号原理

### 1.1 小波变换去噪原理

小波变换去噪可以通过小波变换快速算法实现,即 Mallat 算法。已知小波函数  $\psi(t)$  和尺度函数  $\varphi(t)$ , Mallat 算法分解公式为

$$c_{j+1}[k] = \sum_{n \in \mathbb{Z}} c_j[n] h^-[2k-n] = c_j * h^-[2k] \quad (1)$$

$$d_{j+1}[k] = \sum_{n \in \mathbb{Z}} c_j[n] g^-[2k-n] = c_j * g^-[2k] \quad (2)$$

式中:  $h\{k\}$  为  $\varphi(t)$  对应的低通滤波器;  $g\{k\}$  为  $\psi(t)$  对应的高通滤波器;  $c_{i,k}, d_{i,k}$  分别为第  $i$  层的低通系数、高通分解系数。

利用卷积的可交换性,重构公式为

$$c_j[k] = \tilde{c}_{j+1} * h[k] + \tilde{d}_{j+1} * g[k], k \in \mathbb{Z} \quad (3)$$

### 1.2 小波变换检测信号突变点原理

设  $f(t), \psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ , 记

$$\psi_s(t) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{t}{s}\right), s > 0 \quad (4)$$

则称

$$(Wf)(s, b) = f * \psi_s(b) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{b-t}{s}\right) dt$$

为  $f(t)$  的小波变换。

根据小波变换的定义和卷积的性质,有

$$f * \psi_s^{(1)} = f * \left(s \frac{d\theta_s}{dt}\right) = s \frac{d}{dt} (f * \theta_s(t)) \quad (5)$$

$$f * \psi_s^{(2)} = f * \left(s^2 \frac{d^2\theta_s}{dt^2}\right) = s^2 \frac{d^2}{dt^2} (f * \theta_s(t)) \quad (6)$$

式(5)和式(6)表示,  $f(t)$  的小波变换  $(Wf)(s, t) = f * \psi_s^{(1)}(t)$  与  $f * \theta_s(t)$  的一阶导数成正比,且  $(Wf)(s, t) = f * \psi_s^{(2)}(t)$  与  $f * \theta_s(t)$  的二阶导数成正比。

结合 Lipschitz 指数可知,当选取光滑函数  $\theta(t)$  以后,信号  $f(t)$  的突变点可以通过检测小波变换  $f * \psi_s^{(1)}(t)$  和  $f * \psi_s^{(2)}(t)$  的模极大值得到。

## 2 心电信号去噪

心电是微弱的生物电信号,在测量过程中极易受到外界的干扰,常见干扰有基线不稳、肌电干扰和工频干扰<sup>[7]</sup>。

对心电信号进行分析前必须对心电信号去噪处理,传统的去噪方法中常使用高通滤波器或低通滤波器,但是滤波器设计复杂,同时会使心电信号丢失重要的信息,不利于后续研究。自适应滤波器也被用于心电信号去噪,但是该方法去噪效果并不理想<sup>[8]</sup>。小波变换在时频域上对心电信号进行分析,最大程度地保留了心电信号的重要信息,故在此提出一种采用小波变换有选择地抑制各层细节系数对心电信号去噪。

### 2.1 去除基线漂移干扰

心电信号频率通常分布在 0.05~100 Hz,基线漂移频率不大于 0.3 Hz<sup>[9]</sup>。MIT-BIH Arrhythmia Database 数据样本噪声来源主要是基线漂移,采用小波变换去除基线漂移干扰,主要有以下 3 个步骤:

**步骤 1** 确定小波分解层次,并进行分解计算。

MIT-BIH Arrhythmia Database 中的心电数据样本采样频率为 360 Hz,根据采样定理,心电信号的最高频率为 180 Hz,对心电信号进行 8 层分解,可以得到心电信号分解的近似系数 a8 和一组细节系数 d1—d8,其中 d8 的频率范围为 0~0.703125 Hz。由基线漂移噪声的特点和小波分解系数频率分布范围,选取小波分解尺度为 8<sup>[10]</sup>。选取 db5 小波,对心电信号 8 层分解的小波细节系数如图 1 所示。

**步骤 2** 小波分解高频系数阈值量化。

基线漂移的频率主要分布在小波细节系数 d8 中,考虑到心电信号中也包含有大量的高频信息,可以在小波域上将 d8 细节系数所在下标小于 40% 的细节系数成分舍弃,将 d8 细节系数所在下标大于 40% 的细节系数作为新的小波细节系数 d8。

**步骤 3** 小波重构。

将小波近似系数 a8 和新的的小波细节系数 d8 及 d1—d7 进行逐级重构。

原始心电信号和重构的心电信号如图 2 所示,由图可见,该方法保留了相对完整的信息,且波形

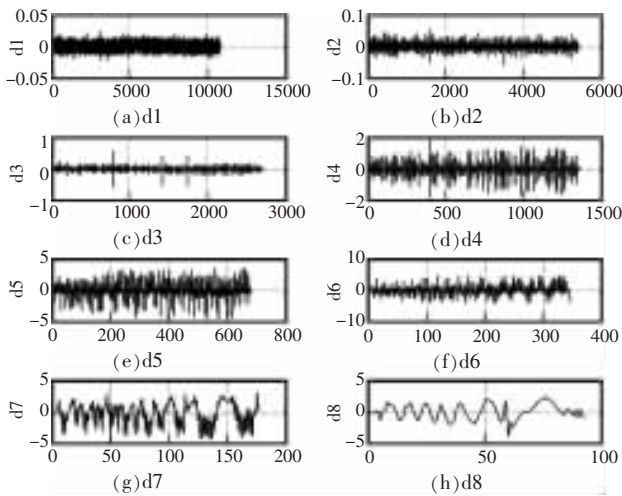


图1 小波分解细节系数

Fig.1 Wavelet decomposition detail coefficient

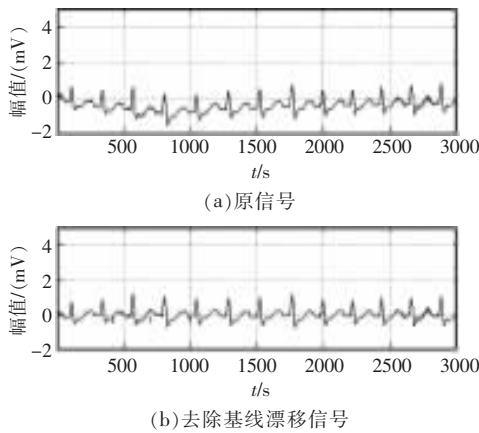


图2 原信号和去除基线漂移信号

Fig.2 Original signal and removing baseline drift signal  
比较平滑,对心电信号基线漂移去噪效果较好。

## 2.2 不同小波函数消噪结果对比

选用峰值信噪比 PSNR 和均方根误差 MSE 评价不同小波函数去噪效果。PSNR 数值越大,MSE 数值越小,则去噪后信号和原信号近似程度越好。PSNR 和 MSE 的定义为

$$PSNR=10 \times \lg \left( \frac{A^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j)-g(i,j)]^2} \right) \quad (7)$$

$$MSE=\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j)-g(i,j)]^2 \quad (8)$$

式中: $f(i,j)$ 和 $g(i,j)$ 为原始信号、去噪后信号图像; $M,N$ 分别为它们的长、宽。

选取 db4,db5,db6,sym4 常用小波对心电信号去除基线漂移,去噪结果见表1。由表可知,db5 小波在去除基线漂移中 PSNR 最大,达到 14.0583;

MSE 最小,达到 0.0393。试验结果表明 db5 小波去除基线漂移效果最好。

表1 常用小波消噪结果

Tab.1 Commonly used wavelet denoising results

小波函数	db4	db5	db6	sym4
PSNR	13.9354	14.0583	13.7532	13.6839
MSE	0.0404	0.0393	0.0421	0.0428

## 3 QRS 特征点定位算法

在一个心电信号周期中,QRS 波是心电信号中最突出、最重要的部分,它不仅是诊断心脏疾病的重要依据,也是定位分析其它波形的基础。本研究经过大量的试验对比,选取对 db 函数改进的 sym4 为基小波,在第 4 尺度上对心电信号进行特征提取。

### 3.1 R 波峰值定位

依据小波变换检测信号特征点原理,采用 sym4 小波函数,对心电信号 4 层分解,原始心电信号和各尺度心电信号如图 3 所示。可以看出 R 波峰值点和小波域上的极大极小值过零点相对应。

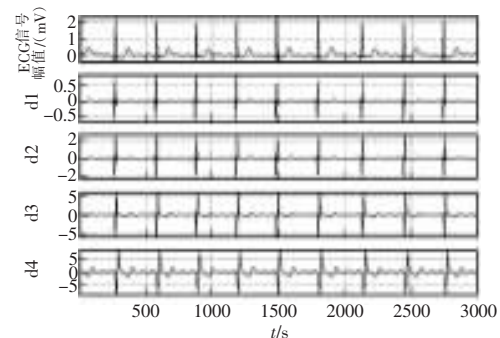


图3 心电信号和 4 层分解小波系数

Fig.3 ECG signal and 4-layer decomposition wavelet coefficients

R 波峰值定位算法步骤如下:

**步骤 1** 将去除基线漂移的心电信号  $X_{(n)}$  作 4 层小波分解,得到小波变换系数矩阵 wsig。

**步骤 2** 在小波变换域上,寻找前 3 s 内的极大值点 Max 和极小值点 Min,然后分别求取前 10 个极大值点和后 10 个极小值点的平均值,以极大值和极小值平均值差的 0.45 作为阈值寻找整个信号中的极大值点和极小值点,得到极大极小值对。

**步骤 3** 求取极大极小值对的过零点,并记录该点对应的值  $R(i)$ ,初步认为  $R(i)$  是 R 波峰值点。

**步骤 4** 对 R 波峰值点校正,取  $R(i)$  前后各 5 个采样点,求取 10 个采样点中的最大值,将该点作为 R 波峰值点。

**步骤 5** 排除误检,计算 R 波间期平均值 $RR_{mean}$ ,判断相邻 R 波时间间隔是否小于  $0.4RR_{mean}$ 。如果是,则去除 R 波幅值比较小的点。

**步骤 6** 排除漏检,判断相邻 R 波时间间隔是否大于  $1.6RR_{mean}$ 。如果是,则阈值减小为原来的  $1/2$ ,在该时间段内重新寻找正负极大值对,判断是否存在过零点。

### 3.2 Q 波、S 波峰值定位

通过观察分析 QRS 波群持续时间内,R 波峰值和 QS 波峰值之间的几何关系,本研究采用平面几何的方法定位 Q 波和 S 波峰值,具体算法如下:

①对信号进行连续小波变换,如果 R 波正向,在 R 波前 20 ms 内寻找第 1 个极小值点。反之,寻找到第 1 个极大值点,并把心电信号上对应点记为  $n$ 。

②在  $n$  点前极小的一段距离取一点,记为  $m$ 。连接点  $m$  和 R 峰值点  $r$ ,得到直线  $mr$ 。

③从点  $m$  开始到  $r$ ,依次计算各点到直线  $mr$  的距离  $d$ ,则  $d$  最大的点即为 Q 波峰的位置。

从 R 波向后 30 ms 的时间内定位 S 波峰值,具体过程与 Q 波峰值定位相似。

### 3.3 QRS 波起止点定位

QRS 波的起点就是 Q 波的起点,终点就是 S 波的终点。经过试验分析,QRS 波的起点和终点分别与其波形两侧的过零点近乎处于同一位置。定位到 QS 波峰值点后,分别向前向后搜索最靠近基线的点,即可认为是 QRS 波的起点和终点。

### 3.4 QRS 波特征点定位算法实现

对原始信号截取 2000 个采样点,在小波变换域上实现 QRS 波峰值点和起止点定位,QRS 波特征点定位结果如图 4 所示。由图可见该算法实现了对 QRS 波的准确定位。

## 4 算法验证

随机选取 MIT-BIH Arrhythmia Database 中 16 组样本对 QRS 波检测算法验证,采用灵敏度  $Se$  和正检测率  $P_+$  两种准则评价算法的准确性,即

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$P_+ = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

式中: $TP$  为 QRS 波的正确检出数; $FP$  为 QRS 波的错误检出数; $FN$  为 QRS 波的漏检数。

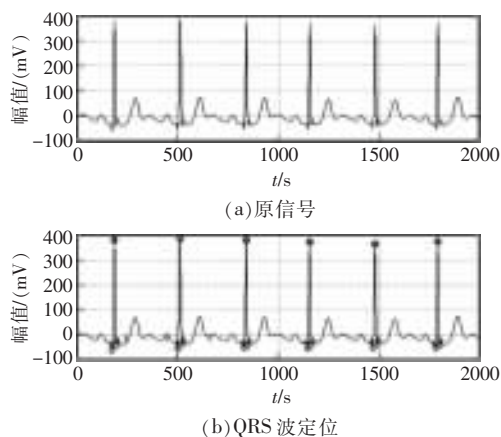


图 4 心电信号 QRS 波特征点定位

Fig.4 Location of ECG QRS wave feature points

16 组心电数组 QRS 波特征提取结果见表 2。由表可知,该算法对 QRS 波的检测取得了较好的结果,算法的检测灵敏度达到 99.85%,正检测率达到 99.86%。

表 2 QRS 波定位结果

Tab.2 QRS wave positioning results

样本号	总心拍数	检出数 TP	误检数 FP	漏检数 FN	Se/(%)	$P_+$ /(%)
100	2273	2272	0	1	99.96	100
101	1865	1862	1	2	99.89	99.95
103	2084	2078	4	2	99.9	99.81
105	2572	2563	3	6	99.77	99.88
109	2534	2522	7	5	99.8	99.72
111	2127	2125	1	1	99.95	99.95
114	1879	1872	4	3	99.84	99.79
117	1535	1535	0	0	100	100
121	1863	1857	2	4	99.78	99.89
122	2476	2462	11	3	99.88	99.56
124	1620	1611	2	7	99.57	99.88
201	1960	1955	5	0	100	99.74
205	2656	2652	1	3	99.89	99.96
209	3005	2996	2	7	99.77	99.93
212	2748	2736	7	5	99.82	99.74
215	3368	3362	0	6	99.82	100
总计	36565	36460	50	55	99.85	99.86

## 5 结语

通过小波分解重构快速算法去除心电信号基线漂移,算法简单且去噪效果较好;选用峰值信噪比和均方根误差评价 4 种常见小波函数在心电信号中的去噪效果,结果表明 db5 小波去噪效果最优;依据小波变换域上的极大极小值过零点检测 R 波峰值,并采用一系列策略排除了误检和漏检,实现了 R 波的准确定位;采用平面几何的方法定位 QS 波峰值;该算法对 QRS 波特征提取灵敏度达到 99.85%,正检测率达到 99.86%。(下转第 14 页)



小于某个值时,局部符合逻辑对  $P_{FS,avg}$  的改善作用更大,  $\lambda_i/\lambda_o$  超过该值时,对  $P_{FD,avg}$  的改善作用更大。

### 3.2.3 $\lambda_s/\lambda_D$ 的影响

保持输入模块 DI 总失效率不变,通过调整 DI 安全失效率和危险失效率的比例,改变单通道的  $\lambda_s/\lambda_D$  值,得到图 7 所示的曲线。随着安全失效率占通道失效率的比例增加,  $P_{FS,avg}$  的变化率也在增大,  $P_{FD,avg}$  变化率减小。可以推测,局部符合逻辑对  $P_{FD,avg}$  和  $P_{FS,avg}$  的改善作用大小,与参与局部符合的安全失效率和危险失效率比例有关,占通道失效比例越大的失效类型,局部符合逻辑对其改善作用越大。

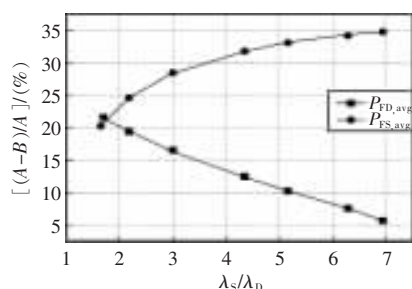


图 7  $\lambda_s/\lambda_D$  对  $(A-B)/A$  的影响

Fig.7 Influence of  $\lambda_s/\lambda_D$  on  $(A-B)/A$

## 4 结语

综上所述,采用局部符合逻辑有利于改善反应堆保护系统可靠性,对降低系统安全功能的拒动概率和误动概率都有明显效果。对于通道自诊断能力差的系统而言,局部符合逻辑可以一定程度上弥补低诊断覆盖率的不足,使系统自诊断能力大大提高。当单通道输入部分的失效率低于输出部分,或

高出不多时,局部符合逻辑对误动概率的改善作用更大;而当输入部分的失效率明显高于输出部分时,局部符合逻辑对拒动概率的改善作用更大。对安全和危险 2 种不同失效模式,局部符合逻辑对占通道失效比例越高的失效改善作用越高。

局部符合逻辑对不同架构类型系统可靠性的改善程度可能有所区别,但是,具有提高诊断能力、降低拒动概率和误动概率的优点是确定的。此外,在系统设计过程中还需要评估采用局部符合逻辑可能引起的通道独立性降低,增加通道间通信而引入的新的失效,以及产品成本等问题。因此,目前局部符合逻辑技术更多的应用于安全系统或对可靠性要求高的设备,也许在不远的将来能够推广到更多领域中。

### 参考文献:

- [1] 中广核工程有限公司.压水堆核电厂核岛设计·核岛仪控系统设  
计[M].北京:原子能出版社,2010.
- [2] 李明利,石桂连,唐环.逻辑退化对数字化核反应堆保护系统可  
靠性的影响[J].核动力工程,2012,33(2):21-24.
- [3] 张庆,马权,许标,等.基于马尔可夫法的安全级 DCS 功能安全  
分析[J].仪器仪表用户,2016,23(10):77-81,24.
- [4] 郭海涛,阳宪惠.安全系统定量可靠性评估的 Markov 模型[N].清  
华大学学报:自然科学版,2008,48(1):149-152.
- [5] 黄永成,胡立生.基于马尔可夫模型的核电站数字化仪控系统可  
靠性分析[J].自动化应用,2015,(2):20-21.
- [6] Goble W M.控制系统的安全评估与可靠性[M].白焰,董玲,杨国  
田,译.北京:中国电力出版社,2008.
- [7] IEC 61508.Functional safety of electrical/electronic/programmable  
electronic safety-related systems[S].Geneva: International Elec-  
trotechnical Commission, 2010.

(上接第 9 页)结果表明,该算法对于心电信号的预处理和特征提取是有效的,对心电疾病的分类诊断具有重要参考意义。

### 参考文献:

- [1] 王吉鸣,吕颖莹,包涛,等.动态心电监测系统介绍及关键技术水  
平分析[J].中国医疗设备.2016,31(10):71-74.
- [2] Alavi S, Saadatmand-Tarzan M. A new combinatorial algorithm  
for QRS detection[C]//International Conference on Computer  
and Knowledge Engineering. IEEE, 2013:396-399.
- [3] Šarlija M, Jurišić F, Popović S. A convolutional neural network  
based approach to QRS detection[C]//International Symposium on  
Image and Signal Processing and Analysis. IEEE, 2017:121-125.
- [4] Phukpattaranont P. QRS detection algorithm based on the

quadratic filter[M].[s.l.]: Pergamon Press Inc, 2015.

- [5] 吴建,李康,庞宇,等.基于斜率突变的 QRS 波检测[J].重庆邮电  
大学学报:自然科学版.2015,27(2):241-244.
- [6] 张毅,谭刚,罗元.基于 ADT 与回溯重检的 QRS 波实时检测算法  
[J].华中科技大学学报:自然科学版.2013,41(S1):375-378.
- [7] 刘珊,李艳萍,胡欣宇.基于小波变换的新阈值法心电信号去噪  
的研究[J].科学技术与工程.2014,14(4):236-240.
- [8] Schwartz W R, Menotti D. ECG-based heartbeat classification for  
arrhythmia detection[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2016,  
127(C):144-164.
- [9] 白鹏飞,王利,易子川,等.一种心电图 T 波提取算法[J].现代电  
子技术.2013,37(7):57-59.
- [10] Wu D, Bai Z. An improved method for ECG signal feature  
point detection based on wavelet transform[C]//Industrial Elec-  
tronics and Applications. IEEE, 2012:1836-1841.