

# 非高斯条件下基于粒子滤波的 T 波交替检测算法

余黎煌, 张 石, 王鸿雁

(东北大学信号与信息处理研究所, 辽宁沈阳 110819)

**摘 要:** 针对动态心电图的非稳态、非线性和非高斯 T 波交替检测 (T-wave alternans, TWA) 的稳健检测问题, 本文首先提出了一个 TWA 的非线性、拉普拉斯噪声的状态空间模型, 然后采用粒子滤波方法对动态心电图信号中的 T 波交替幅值进行估计, 实现了心电图信号中 T 波交替的定性和定量分析. 仿真结果表明, 在加入高斯噪声和非高斯噪声情况下, 与经典的 SM 和 MMA 方法进行对比, 本文提出的算法准确度和稳健性表现最好, 并且本文算法能准确地实时地跟踪非稳态的 TWA 现象.

**关键词:** 心电图信号; T 波交替; 粒子滤波; 拉普拉斯噪声

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2014)02-0223-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.003

## A T-wave Alternans Detection Algorithm Based on Particle Filtering in Non-Gaussian Environment

SHE Li-huang, ZHANG Shi, WANG Hong-yan

(Institute of Signal and Information Processing, University of Northeastern of China, Shenyang, Liaoning 110819, China)

**Abstract:** Many T-wave alternans (TWA) detecting algorithms have been proposed in the past, but most of them cannot provide an accurate and robust result, especially for non-stationary, non-linear and non-gaussian TWA in dynamic ECG. In this paper, a non-linear state space model with Laplace noise is proposed first, then particle filters is applied to estimate and analyze the T-wave alternans (TWA) amplitude in dynamic ECG. Simulated ECG signal with different TWA amplitudes and twadb database with clinical ECG records are evaluated by our proposed method. From the simulation results, our proposed algorithm is demonstrated the most accurate and robust for TWA detection when adding gaussian noise and non-gaussian noise, comparing to conventional spectral method (SM) and modified moving average (MMA) method. Besides, non-stationary TWA can be tracked accurately in real-time by the proposed method.

**Key words:** electrocardiogram (ECG); T-wave alternans (TWA); particle filter; laplacian noise

### 1 引言

心源性猝死 (Sudden Cardiac Death, SCD) 已是严重威胁人类生存的疾病之一, 约占所有心脏疾病死亡数量的一半<sup>[1]</sup>. 随着生物医学工程技术的发展, 大量临床实验和研究文献表明, T 波电交替 (T-wave Alternans, TWA) 与室性心律失常有密切关系, 是预测恶性室性心律失常和 SCD 发生的具有独立性和统计学意义的指标<sup>[2]</sup>.

TWA 是指心电图信号中 T 波的幅值或形态在隔拍重复的基础上逐拍变化, 即以“ABABAB...”的形式出现. 由于 TWA 交替幅值是微幅级的, 在常规的心电图上很难用肉眼看见的 T 波电交替现象, 另外采集获得的 ECG 信号包括多种噪声和 TWA 现象出现时的非稳态性, 这些都极大地限制了对 TWA 现象的深入研究. 近 20 多年

以来, 根据检测原理的不同, TWA 检测方法可分为频域法、时域法和非线性法. 频域法中具有代表性的方法有谱分析法<sup>[3]</sup> (Spectral Method, SM) 和复数解调法<sup>[4]</sup> (Complex Demodulation, CD). 该方法的优点是对输入数据的要求较低, 抗干扰性能好, 但是计算量大, 且无法处理非稳态 TWA 现象, 难以检测到瞬时的 TWA 现象. 时域法典型的有文献<sup>[5]</sup> 提出的相关分析法 (correlation method, CM), 具有很好的时间分辨率, 可跟踪非稳态 TWA 的瞬时变化, 但对输入数据的质量要求较高, 抗噪性能较差, 容易出现误检和漏检. 非线性方法主要有修正移动平均法<sup>[6]</sup> (Modified Moving Average Method, MMA) 和拉普拉斯似然比<sup>[7]</sup> (Laplacian Likelihood Ratio, LLR). 该类方法是近年来研究人员通过非线性滤波和统计学的方法, 寻找动态心电图非稳态、非线性和非高斯 TWA 的定性和定

量计算方法,取得了一些非常有意义的成果,但算法的抗噪性能和稳健性还有待提高.针对这个问题,本文从TWA数学模型上出发,提出了一种基于粒子滤波的TWA稳健检测方法.

文献[8]中提出了一个描述了理想TWA的简单数学解析模型,但在噪声和干扰复杂的情况下,该模型并不能准确的描述TWA现象.所以本文在该模型的基础上提出了TWA的非线性状态空间模型.由于该模型的非线性和非高斯性,经典的卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)和Unscented卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)最优估计方法不再适用<sup>[9,10]</sup>,而序列蒙特卡洛<sup>[11,12]</sup>(Sequential Monte Carlo, SMC),即粒子滤波(Particle Filters, PF)适用于任何能用状态空间模型表示的非高斯背景的非线性随机系统,因此本文采用粒子滤波方法估计TWA幅值,实现动态心电图中心非稳态、非线性和非高斯TWA稳健检测以及定量分析.

## 2 状态空间模型

文献[13]中提出在现有的TWA分析中,从预处理完之后的心电信号中提取T波并进行对齐,然后将T波段数据放到一个 $N \times L$ 的矩阵 $W$ 中( $N$ 表示每次心跳的采样点数, $L$ 表示每次分析窗口内的心跳数),矩阵的第 $i$ 列表示第 $i$ 跳心跳的T波数据的 $N$ 个采样点,第 $j$ 行表示隔拍交替重复的幅值序列( $L$ 个心跳),该序列包含了同一相位的采样值.可以假设在长度为 $L$ 分析窗口内,TWA为一个常数,则 $N \times L$ 的矩阵 $W$ 可用如下数学模型表示:

$$W = tI^T + a e_a^T + K \quad (1)$$

其中 $t = [t_0, t_1, \dots, t_{N-1}]^T$ 表示同一相位T波数据的平均值, $I$ 为 $L \times 1$ 的单位向量, $a = [a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$ 表示交替波形, $e_a = [(-1)^0, (-1)^1, \dots, (-1)^{L-1}]^T$ 表示1和-1交替的向量, $K$ 为 $N \times L$ 的噪声成分矩阵.

本文在公式(1)的基础上,将未知的TWA幅值作为状态向量,T波段数据作为观测向量,提出了TWA的状态空间模型:

$$\begin{aligned} \text{状态方程: } \quad v_{k+1} &= f(v_k, n_k) = v_k + n_k \\ \text{观测方程: } \quad y_{k+1} &= h(v_{k+1}, e_k) \\ &= t + v_{k+1}(-1)^{k+1} + e_k \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $v_k \in \mathbf{R}^N$ 表示在时刻 $k$ 的T波交替幅值,即 $v_k = [v_k(0), v_k(1), \dots, v_k(N-1)]^T$ , $y_{k+1} \in \mathbf{R}^N$ 表示在时刻 $k$ 的T波观测数据, $t \in \mathbf{R}^N$ 表示同一相位T波数据的平均值, $n_k \in \mathbf{R}^N$ 为状态噪声, $e_k \in \mathbf{R}^N$ 为观测噪声,假设 $n_k$ 和 $e_k$ 相互独立,并且服从均值为零、协方差分别为 $Q_k$ 和 $R_k$ 的零均值加性噪声.状态方程描述了相邻两个T

波中TWA幅度的变化和转移的规律,而观测方程描述了TWA幅度和观测到的T波数据的关系.

实际采集的心电信号由于人为移动、脉冲噪声、基线漂移和异常心跳等原因,其中的噪声的重尾分布比高斯噪声多,拉普拉斯噪声能更有效的描述T波中包含的噪声<sup>[15]</sup>,所以状态空间模型中噪声模型采用拉普拉斯噪声模型.拉普拉斯(Laplace)分布又叫双指数分布, $X \sim \text{Laplace}(\mu, 2b^2)$ 可以通过公式(3)产生:

$$X = \mu - b \text{sgn}(U) \ln(1 - 2|U|) \quad (3)$$

$\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, $U$ 为区间 $(-1/2, 1/2]$ 上均匀分布的随机变量, $\mu$ 为位置参数,也是Laplace分布的均值, $b$ 为尺度参数, $2b^2$ 是Laplace分布的方差.

经过预处理所得的T波观测数据 $y_{1:k} = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 中估计出各时刻的状态变量 $v_{1:k}$ 的值,即估计 $p(v_k | y_{1:k})$ .由于TWA模型满足以下两个条件:(1)状态变量满足一阶马尔科夫过程,即 $p(v_k | v_{0:k-1}) = p(v_k | v_{k-1})$ ;(2)状态参数与观测参数相互独立<sup>[9]</sup>.若已知状态变量初始概率密度 $p(v_0)$ 作为先验知识已知,那么 $p(v_k | y_{1:k})$ 可以通过递推Bayesian估计公式递推得到.预测方程:

$$p(v_k | y_{1:k-1}) = \int p(v_k | v_{k-1}) p(v_{k-1} | y_{1:k-1}) dv_{k-1} \quad (4)$$

更新方程:

$$p(v_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | v_k) p(v_k | y_{1:k-1})}{\int p(y_k | v_k) p(v_k | y_{1:k-1}) dv_k} \quad (5)$$

其中, $p(v_k | v_{k-1})$ 通过状态方程的转移函数获得,通过观测方程可获得似然函数 $p(y_k | v_k)$ .

式(1)和式(2)所描述的TWA分析系统是一个非线性、非高斯随机系统.经典的Kalman滤波、EKF和UKF等估计方法不再适用<sup>[10]</sup>,而PF方法适用于任何能用状态空间模型表示的非高斯背景的非线性随机系统,因此本文采用粒子滤波方法估计未知状态变量,即TWA的幅度.PF的基础是序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS),所要估计的后验概率 $p(v_k | y_{1:k})$ 可近似的表示为:

$$p(v_k | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{\omega}_k^i \delta(v_k - v_k^i) \quad (6)$$

其中 $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, $N_s$ 表示采样的粒子数, $\tilde{\omega}_k^i$ 为归一化重要性权值:

$$\tilde{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \quad (7)$$

重要性权值 $\omega_k^i$ 的更新公式如下:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(y_k | v_k^i) p(v_k^i | v_{k-1}^i)}{q(v_k^i | v_{k-1}^i, y_k)} \quad (8)$$

其中  $q(\mathbf{v}_k^i | \mathbf{v}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)$  是一个容易采样的已知概率密度分布的重要密度函数. 式(6)中, 当  $N_s \rightarrow +\infty$  时, 近似值将与真实的后验概率密度相等<sup>[12]</sup>.

SIS 方法的一个缺陷是粒子退化现象, 解决粒子退化问题主要有重采样和选择好的重要密度函数两个方法. 重采样的基本思想是抑制或剔除小权值粒子, 对于大权值粒子则依其权值大小进行复制, 从而把处理资源按照粒子权值大小进行分配. 选择重要密度函数一般遵循的原则: 使重要密度函数容易采样和使得权系数的方差最小. 标准的粒子滤波算法 SIR<sup>[11]</sup> (Sampling Importance Resampling Filter) 是选择易于实现的先验概率密度  $p(\mathbf{v}_k^i | \mathbf{v}_{k-1}^i)$  作为重要密度函数, 再加重采样方法.

### 3 TWA 检测算法

记录的动态心电信号中包含多种噪声和干扰, 首先要进行预处理, 去除工频干扰、肌电干扰、基线漂移和由身体翻转、电极移动等引起的随机噪声等; 然后检测 R 波波峰位置, 确定 T 波分析窗口, 提取 T 波序列; 接下来对 T 波数据采用粒子滤波方法进行 TWA 幅值估计, 实现 TWA 检测和定量分析.

#### 3.1 信号的预处理

由于 TWA 现象是微伏级的, 在预处理阶段, 除了能有效地滤除噪声和干扰, 还要保持 ECG 波形的形态, 防止 T 波交替的信息丢失, 本文采用文[16]提出的基于经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 与数学形态学操作 (Mathematical Morphology Operation, MMO) 的心电信号消噪算法滤除动态心电图中的噪声和干扰.

#### 3.2 QRS 检测和 T 波提取

对降噪处理后的 ECG 信号, 采用小波变换模极大值方法进行 R 峰值检测, 然后以各 R 波峰为基准,  $T_{s_k} = 40 + 1.3RR_k^{\frac{1}{2}}$  作为 T 波起点, 其后 400ms 处为 T 波终点, 定义 T 波分析窗口进行 T 波提取<sup>[16]</sup>, 对于长度不一样的 T 波要进行对齐处理. 将对齐的 T 波序列存在  $N \times L$  的矩阵  $\mathbf{Y}$  中作为观测值, 采用粒子滤波的方法进行 TWA 检测.

#### 3.3 基于 SIR 的 TWA 检测算法

得到观测数据矩阵  $\mathbf{Y}$  后, 本文采用 SIR 方法对系统(2)中的 TWA 交替幅值进行估计, 实现 TWA 检测和定量分析.

重要性密度函数选择先验概率密度函数, 则有:

$$q(\mathbf{v}_k^i | \mathbf{v}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k) \propto p(\mathbf{v}_k^i | \mathbf{v}_{k-1}^i) \quad (9)$$

将式(9)代入式(8)中,

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(\mathbf{y}_k | \mathbf{v}_k^i) = \omega_{k-1}^i p_{e_k}(\mathbf{y}_k - h(\mathbf{v}_k^i)) \quad (10)$$

则基于粒子滤波的 TWA 检测算法的实现步骤如下:

(1) 初始化:  $k = 0$ , 从  $p(v_0)$  中随机抽取  $N_s$  个粒子

即  $\{v_0^i\}_{i=1}^{N_s} p(v_0)$ , 初始重要性权值  $\{\omega_0^i\}_{i=1}^{N_s} = 1/N_s$ ;

(2) 预测和更新:  $k = k + 1, i = 1, 2, \dots, N_s$ , 对重要性密度函数进行采样  $\mathbf{v}_k^i \sim p(\mathbf{v}_k^i | \mathbf{v}_{k-1}^i)$ , 然后根据式(10)、(7)计算归一化重要性权值  $\tilde{\omega}_k^i$ ;

(3) 重采样: 如果  $N_{eff} = 1/\sum_{i=1}^{N_s} (\tilde{\omega}_k^i) \leq N_{th}$ , 采用系统重采样方法进行重采样, 令重要性权值  $\{\omega_k^i\}_{i=1}^{N_s} = 1/N_s$ ,  $N_{th}$  的取值在  $\frac{1}{3}N_s \sim \frac{2}{3}N_s$  之间.

(4) 输出:  $i = 1, 2, \dots, N_s$ , 状态的最小方差估计为

$$\hat{\mathbf{v}}_k = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{\omega}_k^i \mathbf{v}_k^i;$$

(5) 判断  $k$  是否等于  $L - 1$ , 若是则退出, 若否则返回(2);

对于第  $k$  个心拍, 取本算法输出的状态估计向量  $\hat{\mathbf{v}}_k \in R^N$  的最大值为第  $k$  拍心跳的 TWA 幅值  $\hat{A}_{\text{twa}}(k) = \max\{\mathbf{v}_k(n)\}_{n=1}^{N_s}$ , 由于该结果在一个稳态值上下波动, 本文定义平均 TWA 幅值为:

$$\bar{A}_{\text{twa}} = \text{median}(\{\hat{A}_{\text{twa}}(k)\}_{k=1}^H) \quad (11)$$

其中  $\text{median}(\cdot)$  是取该序列的中值,  $H$  是每次求中值的序列的窗口大小, 对于稳态 TWA 分析,  $H$  的值可取  $L$ .

## 4 仿真结果

为了验证本文的 PF 算法对 TWA 检测的稳健性, 本节分别对稳态非高斯的模拟 TWA 心电信号、非稳态 TWA 心电信号和 twadb 数据库<sup>[16]</sup> 中的心电数据进行了仿真测试.

本文以 512Hz 采样率采集健康人体的 ECG 信号, 从中选择一个较干净的心电节拍, 然后重复 1000 次得到一个合成的 ECG 信号. 然后采用文献[18]的数学模型来拟合出不同 TWA 幅值的模拟 TWA 心电信号. 为了与临床上的外界环境更接近, 本文的噪声源除了高斯噪声和拉普拉斯噪声, 还选取了 MIT-BIH Noise Stress Test Database<sup>[19,20]</sup> (NSTDB) 中的 'ma' (muscle artifact) 和 'em' (electrode motion) 噪声. 最终生成了分别叠加四种不同噪声源的模拟 TWA 幅度分别为  $0\mu\text{V}$ 、 $10\mu\text{V}$ 、 $20\mu\text{V}$ 、 $40\mu\text{V}$ 、 $80\mu\text{V}$ 、 $100\mu\text{V}$ 、 $150\mu\text{V}$ , 信噪比 SNR 为 10db、20db、30db、40db、50db 的 140 组模拟心电信号.

### 4.1 非高斯稳态 TWA 检测

#### 4.1.1 状态空间模型仿真

为了验证本文提出的从 TWA 状态空间模型出发采用 PF 方法检测 TWA 的有效性, 本节首先分别对比高斯噪声模型和拉普拉斯噪声模型在信号叠加四种不同噪声情况下的估计 TWA 幅值的绝对误差. 模拟 TWA 心电信号取  $L = 128$ , 信噪比为  $\text{SNR} = 10\text{dB}$ , 状态变量初始值

设定为 0, 采样粒子数  $N_s = 200$ . 当 TWA 的状态空间模型的噪声模型为高斯噪声模型时,  $P(v_0) \sim N(0, 10)$ , 状态噪声  $n_k$  和观测噪声  $e_k$  均服从均值为 0, 方差分别为 0.01, 0.001 的高斯分布. 当 TWA 的状态空间模型的噪声模型为拉普拉斯噪声模型时,  $P(v_0) \sim \text{Laplace}(0, 1)$ , 状态噪声  $n_k$  和观测噪声  $e_k$  均服从均值为 0, 方差分别为 0.01, 0.01 的拉普拉斯分布. 定义绝对误差为

$$A_E = |\bar{A}_{\text{twa}} - A_{\text{twa}}| \quad (12)$$

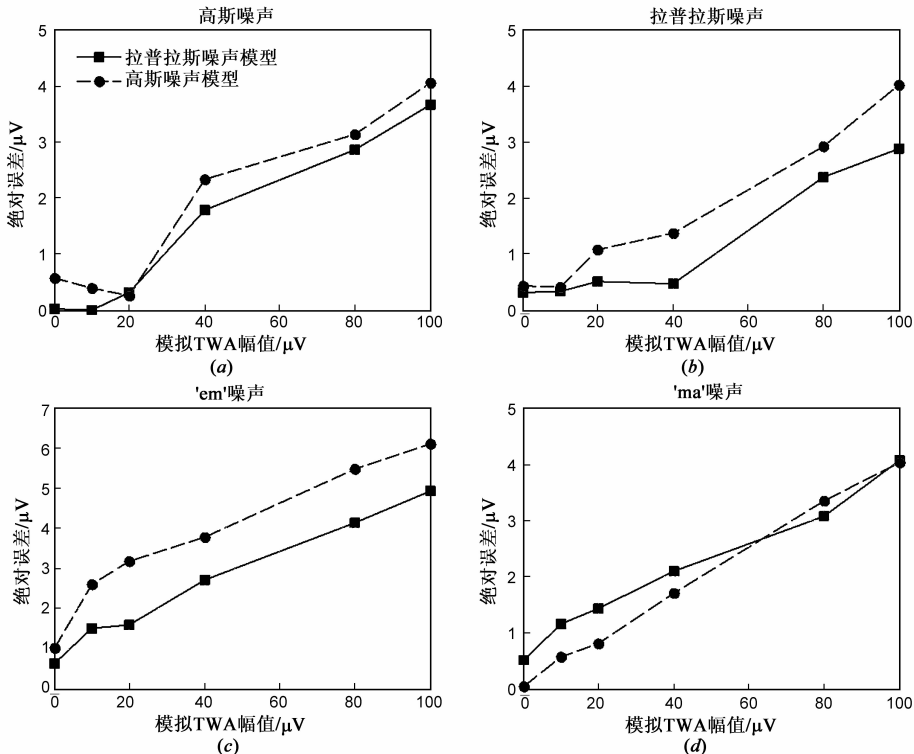


图1 PF方法分别对高斯噪声模型和拉普拉斯噪声模型估计的TWA幅值绝对误差对比曲线, 其中(a), (b), (c), (d)分别表示噪声源为高斯噪声、拉普拉斯噪声、‘em’噪声、‘ma’噪声, 实线表示的是拉普拉斯噪声模型, 虚线表示高斯噪声模型

为了说明 PF 算法的性能, 本文对 EKF、UKF 和 PF 算法的 TWA 幅值的均方根误差(RMSE)进行了对比. RMSE 定义为:

$$\text{RMSE}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_{\text{twa}}^j(k) - A_{\text{twa}}^j(k))^2} \quad (13)$$

其中  $k = 1, 2, \dots, L$ ,  $M$  表示仿真的次数,  $A_{\text{twa}}^j(k)$  表示模拟 TWA 交替幅值,  $A_{\text{twa}}^j(k)$  表示第  $j$  次仿真的估计的 TWA 幅值. 图 2 是 EKF、UKF 和 PF 三种算法估计拉普拉斯噪声模型的 RMSE 曲线, 仿真次数  $M = 200$  次, 模拟 TWA 幅值为  $10 \mu\text{V}$ . 从图 2 中可知 PF 算法与 EKF 和 UKF 算法相比, 对于高斯噪声和非高斯噪声, 它的估计精度都最高. 拉普拉斯噪声情况下, PF 算法的平均 RMSE, 即  $\{\text{RMSE}(k)\}_{k=1}^L$  的均值, 为  $4.3 \mu\text{V}$ , EKF 和 UKF 平均 RMSE 分别为  $5.19 \mu\text{V}$ ,  $5.18 \mu\text{V}$ , 则 PF 算法的综合性能要

其中  $A_{\text{twa}}$  表示模拟 TWA 交替幅值. 对模拟 TWA 幅值分别为 0、10、20、40、80、 $100 \mu\text{V}$  的含噪声的心电信号的绝对误差曲线如图 1 所示. 从图中可以看出当信号加入的是高斯和‘ma’噪声的时候, 两种噪声模型估计结果很相近; 加入拉普拉斯和‘em’噪声时, 拉普拉斯噪声模型的估计绝对误差明显小于高斯噪声模型的. 整体来看绝对误差的范围在  $0 - 6 \mu\text{V}$  之间.

好于另外两个算法.

#### 4.1.2 PF 算法的稳健性测试

为了验证本文 PF 算法的 TWA 检测的稳健性, 与经典的 TWA 检测算法 SM 和 MMA 方法进行了对比. 采用文献[3]提出的 SM 方法计算 TWAR(TWA ratio)和 TWA 幅值, 当 TWAR 小于 3 时认为没有 TWA 现象, 将 TWA 幅值设为 0. MMA 方法采用文献[6]中提出的. SM、MMA 和 PF 算法对不同的模拟 TWA 幅值(0、10、20、40、80、 $100 \mu\text{V}$ )的检测结果如图 3 所示, 心电信号的长度  $L = 128$ , 信噪比  $\text{SNR} = 20\text{db}$ .

从图 3 中可知, PF 方法检测的 TWA 幅值与真实的模拟 TWA 幅值非常接近, 相关系数达到 0.999, 而 SM 计算的 TWA 幅值与真实差很多, 但与真实值的相关度较高, 其相关系数为 0.9, 而 MMA 方法与真实模拟 TWA 幅值的相关系数仅为 0.84. 则可知基于 PF 的 TWA 检测

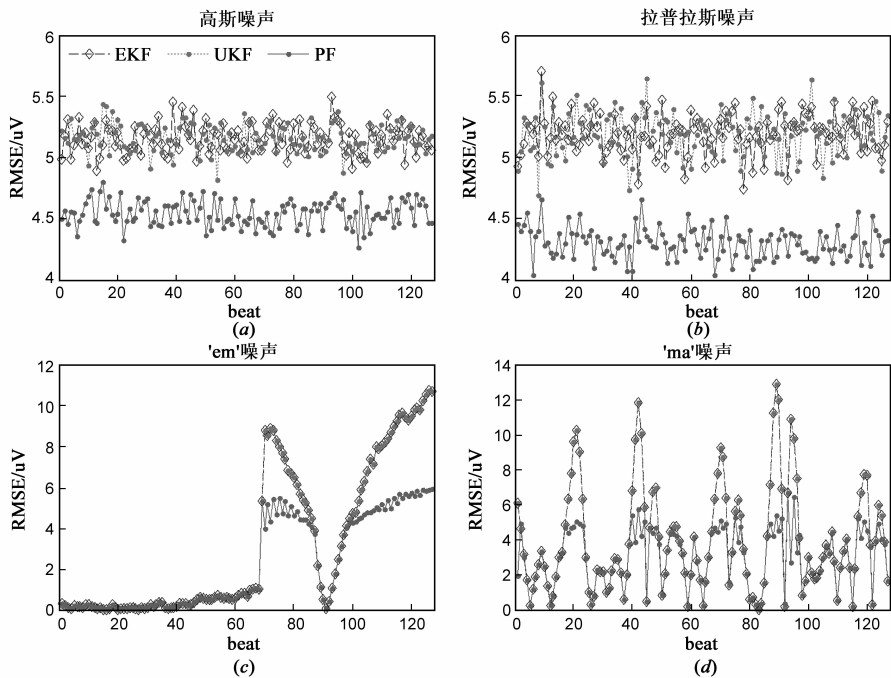


图2 四种噪声下EKF、UKF和PF算法RMSE曲线, 其中(a), (b), (c), (d)分别表示噪声源为高斯噪声、拉普拉斯噪声、‘em’噪声、‘ma’噪声

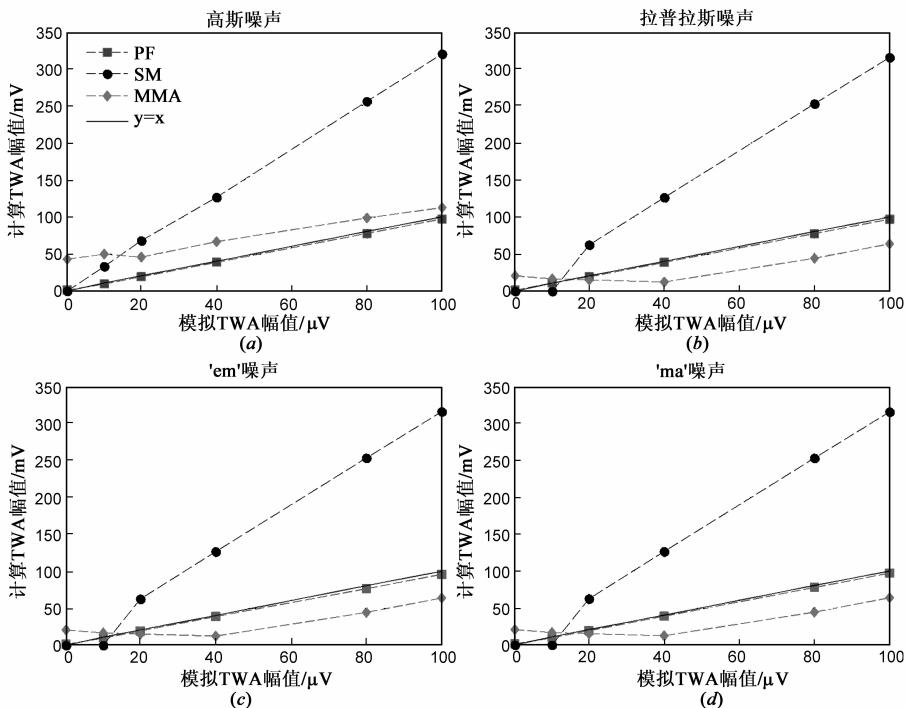


图3 SM、MMA和PF算法计算TWA幅值对比, 其中(a), (b), (c), (d)分别表示噪声源为高斯噪声、拉普拉斯噪声、‘em’噪声、‘ma’噪声

算法的准确度很高. 比较三种方法在不同噪声情况下的表现, PF 方法在高斯噪声和非高斯噪声情况下表现都是一样的, 基本上不受影响, 针对不同的 TWA 幅值具有很好的稳健性. 对比 *b, c, d* 发现当加入的是非高斯噪声时, SM 方法在模拟 TWA 幅值为  $10\mu\text{V}$  的时候出现了漏检, MMA 方法在 TWA 幅值较小时都出现了误检.

另外拉普拉斯噪声的表现与 ‘em’ 和 ‘ma’ 噪声表现一致, 同时验证了文献[8]提出的拉普拉斯噪声更接近实际采集的心电信号中的噪声.

#### 4.1.3 PF 算法的抗噪性能测试

为了验证 PF 算法的抗噪性能, 分别采用 SM、MMA 和 PF 算法对不同的 SNR 的心电信号进行估计所得的

结果.模拟 TWA 幅值为  $10\mu\text{V}$ , 仿真结果如图 4 所示, 从图中可知 PF 方法的抗噪性能最好, 在 SNR 为 10dB 或者 50dB 时, 其估计结果基本保持一致, 并且与真实的 TWA 幅值也很接近, SM 方法有较好的抗噪性能, 但是与真实的 TWA 幅值存在一定的误差, 而 MMA 方法对噪声非常敏感.

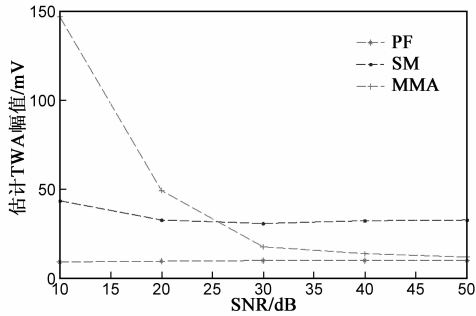


图4 SM、MMA和PF算法抗噪性能对比, 模拟TWA幅值为 $10\mu\text{V}$

## 4.2 非稳态 TWA 检测

为了验证算法 PF 算法针对非稳态 TWA 稳健性检测, 分别模拟下面四种不同情况的长度为  $L = 128$  的含有非稳态 TWA 的 ECG 信号:

- (1) 前 64 心拍没有交替, 后 64 心拍有交替, 幅度为  $10\mu\text{V}$ , 交替比率为 50% ;
- (2) 前 32 心拍有交替, 幅度为  $10\mu\text{V}$ , 后 32 心拍有交替, 幅度为  $10\mu\text{V}$ , 交替比率为 50% ;
- (3) 前 32 心拍有交替, 幅度为  $100\mu\text{V}$ , 后 120 心拍有交替, 幅度为  $100\mu\text{V}$ , 交替比率为 87.5% ;
- (4) 前 32 心拍交替幅度为  $20\mu\text{V}$ , 33 到 64 节拍交替幅度为  $80\mu\text{V}$ , 65 到 96 节拍交替幅度为  $40\mu\text{V}$ , 最后 32 节拍没有交替值, 交替比率为 75% .

定义估计的 TWA 幅值与真实的模拟 TWA 幅值之间的相对误差为:

$$R_E = (A_{\text{twa}} - A_{\text{twa}}) / A_{\text{twa}} \quad (14)$$

仿真时, 含非稳态 TWA 的心电信号均叠加了信噪比为  $\text{SNR} = 10\text{dB}$  的拉普拉斯噪声, 状态空间模型为拉普拉斯噪声模型, 平均 TWA 幅值的窗口长度  $H = 12$  仿真结果如表 1 所示.

表 1 PF 方法检测非稳态 TWA 幅值

情况	模拟 TWA 幅值( $\mu\text{V}$ )	交替比率(%)	PF 估计 TWA 幅值( $\mu\text{V}$ )	$R_E$ (%)
(1)	10	50	9.84	1.6
(2)	10	50	9.45	5.5
(3)	10	87.5	96.4	3.6
(4)	20	75	18.9	6.0
	80		77.8	2.7
	40		38.8	3.1

从表 1 中可以看出 PF 方法可以准确检测出不同交

替比率的非稳态 TWA 幅值, 相对误差在 1% - 6% 之间.

## 4.3 twadb 数据测试

为了评估 PF 算法对临床心电信号的检测性能, 本文对 twadb 中较为平稳的部分心电信号进行了分析. 在文献[21]给出了 twadb 数据库中 30 组数据的 TWA 幅值的参考值, 本文取其中 10 组数据进行分析. 表 2 为 SM、MMA 和本文的 PF 算法计算得到的 TWA 幅值.

表 2 twadb 数据库 PF 方法测试(TWA 幅值的单位为  $\mu\text{V}$ )

twadb	参考值	PF	SM	MMA
01	45	31.32	13.46	12.61
17	13	9.94	4.83	6.29
29	45	44.88	137	54.8
34	60	62.74	107	51.1
35	2	4.07	7.61	6.51
50	15	14.56	35.16	14.64
64	4	4.56	8.58	6.94
72	17	18.79	25.98	13.3
79	30	36.95	55.77	15.81
88	6	5.79	6.24	6.54

分析表 2 的数据可知, PF 算法检测的 TWA 幅值与参考值最接近, PF、SM 和 MMA 方法与参考值的相关系数分别为 0.9643、0.7644、0.8129.

## 5 总结

通过分析模拟 TWA 心电信号和 twadb 数据库的心电数据的仿真结果, 可以看出本文提出的基于粒子滤波的 TWA 检测算法很好的解决了动态心电图非高斯和非稳态的 TWA 现象的稳健检测问题. 在高斯噪声和非高斯噪声情况下, 与经典的 SM 和 MMA 方法相比, 本文的基于拉普拉斯噪声模型的 PF 算法表现最好, 能有效地、准确地估计 TWA 幅值, 并且具有很好的抗噪性能. 同时, PF 算法能够准确实时地跟踪非稳态 TWA 现象中的瞬时变化. TWA 作为预测恶性室性心律失常和 SCD 发生的重要指标, 本文 PF 算法很好的推进了 TWA 的临床应用.

## 参考文献

- [1] Mark Estes NA, Homoud MK, Link MS, et al. Assessment of risk for sudden cardiac death[J]. Current Problems in Cardiology, 2002, 27(6): 246 - 266.
- [2] 张兆国, 张海澄, 郭继鸿. T 波电交替: 一项强有力的评估心脏病患者预后的无创指标[J]. 中国心脏起搏与心电生理杂志, 2005, 19(6): 497 - 500.
- [3] J M Smith, E A Clancy, C R Valeri, J N Ruskin, R J Cohen. Electrical alternans and cardiac electrical instability[J]. Circula-

- tion, 1988, 77(1): 110 – 121.
- [4] B D Nearing, A H Huang, R L Verrier. Dynamic tracking of cardiac vulnerability by complex demodulation of the T wave. *Science*, 1991, 252(5004): 437 – 440.
- [5] L Burattini, W Zareba, A J Moss. Correlation method for detection of transient T-wave alternans in digital Holter ECG recordings[J]. *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, 1999, 4(4): 416 – 426.
- [6] B D Nearing, R L Verrier. Modified moving average analysis of T-wave alternans to predict ventricular fibrillation with high accuracy[J]. *Journal of Applied Physiology*, 2002, 92: 541 – 549.
- [7] Juan Pablo Martínez, Salvador Olmos. Methodological principles of T wave alternans analysis: A unified framework[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(4): 599 – 613.
- [8] J P Martinez, S Olmos, A robust T wave alternans detector based on the GLRT for Laplacian noise distribution [J]. *Computers in Cardiology*, 2002, 29: 677 – 680.
- [9] 王首勇, 于兴伟. 一种基于粒子滤波的雷达目标似然比检测方法[J]. *电子学报*, 2010, 38(3): 503 – 506.  
Wang Shou-yong, Yu Xing-wei. A likelihood-ratio detection method of radar target based on particle filtering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 36(3): 503 – 506. (in Chinese)
- [10] 夏楠, 邱天爽, 李景春等. 一种卡尔曼滤波与粒子滤波相结合的非线性滤波算法 [J]. *电子学报*, 2013, 41(1): 148 – 152.  
Xia Nan, Qiu Tian-shuang, Li Jing-chun, Li Shu - fang. A nonlinear filtering algorithm combining the kalman filter and the particle filter [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(1): 148 – 152. (in Chinese)
- [11] Doucet A, De Freitas N, Gordon N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*[M]. Berlin: Springer, 2001.
- [12] Arulampalam M S, Maskell S, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/Non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions Signal Processing*, 2002, 50(2): 174 – 188.
- [13] JP Martinez, S Olmos. Detection of T wave alternans in non-stationary noise: A GLRT approach[J]. *Computers in Cardiology*, 2003, 30: 161 – 164.
- [14] Shahriar Irvanian, UcheB Kanu, David J Christini. A class of Monte-Carlo-based statistical algorithms for efficient detection of repolarization alternans[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(7): 1882 – 1891.
- [15] Arnaud Doucet, Adam M Johansen. *The Oxford Handbook of Nonlinear Filtering* [M]. Oxford: Oxford University Press, 2011.
- [16] Lihuang She, Zhong qiang Xu, Shi Zhang, Yuning Song. Denoising of ECG based on EMD improved thresholding and mathematical morphology operation [A]. 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics [C]. Yantai, China; IEEE, 2010. 838 – 842.
- [17] GB Moody. The physionet/computers in cardiology challenge 2008: T-wave alternans [J]. *Computers in Cardiology*, 2008, 35: 505 – 508.
- [18] Gari D Clifford, Shamim Nemati, Reza Samen. An artificial vector model for generating abnormal electrocardiographic rhythms [J]. *Physiological Measurement*, 2010, 31(2010): 595 – 609.
- [19] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals* [OL]. <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>, 2000-06-13/2013-08-21.
- [20] 万相奎, 谢富兰, 等. 一种新的 T 波交替量化评估联合算法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2011, 30(4): 487 – 493.
- [21] L Burattini, R Burattini. Heart-rate adaptive match filter based procedure to detect and quantify T-wave alternans [J]. *Computers in Cardiology*, 2008, 35: 513 – 516.

### 作者简介



余黎煌 男, 1980年2月生于福建莆田. 东北大学信号与信息处理研究所博士生. 研究方向为数据挖掘、生物医学信号处理.  
E-mail: shelihuang@ise.neu.edu.cn



张石 男, 教授, 1963年11月生于辽宁抚顺. 2001年东北大学获博士学位. 研究方向为信号分析、图象处理.  
E-mail: zhangshi@ise.neu.edu.cn