arXiv:2301.02607v2 [eess.SP] 9 Jan 2024

一种用于心电图去噪的数据驱动的高斯过程滤波器

Mircea Dumitru、Qiao Li、Erick Andres Perez Alday、Ali Bahrami Rad、Gari D. Clifford、Reza Sameni*

摘要——目的：基于高斯过程（$\mathcal{GP}$）的滤波器已有效应用于包括心电图（心电图）滤波在内的多种任务，但其计算开销可能很大，而且超参数的选择通常依赖临时经验。方法：我们提出一种数据驱动的 $\mathcal{GP}$ 滤波器，以解决这两个问题。该方法基于心电图相位域的概念——将心电图心搏进行时间扭曲，映射到固定数量的采样点，并使R峰对齐；我们假设其服从高斯分布。在这一假设下，样本均值和协方差矩阵的计算得以简化，从而能够以数据驱动的方式高效实现 $\mathcal{GP}$ 滤波器，无需临时设定超参数。我们在PhysioNet QT 数据库上评估所提出的滤波器，并将其与先进的基于小波的滤波器进行比较。通过在使用加性噪声、信噪比从–5至30分贝且以5分贝为步长的条件下，测量滤波器带来的信噪比改善来评估其性能。临床评估方面，我们测量原始信号与滤波信号的QT间期估计值之间的误差，并将其与基准滤波器进行比较。结果：研究表明，所提出的 $\mathcal{GP}$ 滤波器在所有测试噪声水平下均优于基准滤波器；在QT间期估计误差的偏差和方差方面，也优于先进的滤波器。结论：所提出的 $\mathcal{GP}$ 滤波器是一种多用途技术，可用于临床和研究应用中的心电图预处理，适用于任意长度和采样频率的心电图，并能提供其性能的置信区间。

索引词——心电图贝叶斯滤波器、高斯过程、心电图去噪、心电图小波去噪、QT间期估计

I. 引言

心电图去噪是传统心脏监护仪和可穿戴心脏监护仪中反复出现的问题。针对这一问题，人们提出了多种方法，包括基于模型和非基于模型的滤波器。心电图滤波的一种强大非参数框架是采用高斯过程（$\mathcal{GP}$）模型 [1], [2], ，该模型将心电图心搏视为具有共同参数的 $\mathcal{GP}$。心搏 $\mathcal{GP}$ 超参数的选择，即均值和核函数，并非显而易见，且往往带有任意性。对于 $\mathcal{GP}$ 不对心搏作任何假设的模型，除了参数选择存在歧义外，$\mathcal{GP}$ 滤波器的实现还需要对大型协方差矩阵求逆，这使得该框架无法用于较长的心电图记录。

本文通过数据驱动的非参数 $\mathcal{GP}$ 模型处理心电图滤波。所提出滤波器的创新之处在于无需人为设定 $\mathcal{GP}$ 模型超参数，且计算效率高，因此适用于任意长度的心电图记录；其依据的假设是，每个相位域心搏——即将心电图心搏经过时间扭曲（拉伸或压缩）后表示为固定数量的采样点，并使R峰对齐——都是某个潜在$\mathcal{GP}$的集合。均值和核函数通过相位域样本均值和协方差矩阵设定，这些量根据可用的集合计算得出，再转换回时域，并使用贝叶斯形式体系推导后验均值。

作者来自埃默里大学医学院生物医学信息学系。G. D. Clifford 同时任职于佐治亚理工学院生物医学工程系。通讯作者：R. Sameni（电子邮件：rsameni@dbmi.emory.edu）。

该滤波器由数据驱动，不对底层信号作任何参数模型假设，且计算效率高。

滤波器的性能以信噪比（SNR）改善程度进行评估，基准方法是一种基于小波的心电图去噪器，该方法已被证明[3] 优于自适应滤波器 [4]，、蒂霍诺夫正则化和扩展卡尔曼滤波器 [5]，，在信噪比改善方面表现更佳。通过测量干净心电图与其对应滤波版本之间的 QT间期误差，评估所提滤波器的临床性能。

II. 基于高斯过程的心电图滤波

A. 数学模型

假设心电图测量值 $x(t)$是干净心电图 $s(t)$与加性白噪声的混合，其中干净心电图假设受到 $\mathcal{GP}$ 污染：

$$x(t) = s(t) + n(t), \quad t \in \{t_1 \dots t_N\} \triangleq T_N, \tag{1}$$

其中，$n(t) \sim \mathcal{N}(0, v_n)$，$v_n$ 表示噪声方差，而N 表示测量值的数量。信号 $x(t)$ 假设已去除基线漂移（BW）和电源线噪声，这些噪声可通过经典滤波流程相对简便地去除（参见第III-A节）。因此，滤波器设计的目标侧重于去除带内心电图噪声。

对于心搏 i，$T_i = \{t_{i_1} \dots t_{i_{R_i}} \dots t_{i_{N_i}}\}$ 表示时间采样点集合，其中 t_{i_1} 表示第一个采样点，$t_{i_{R_i}}$ 表示与 R 峰对应的采样点，$t_{i_{N_i}}$ 表示最后一个采样点。我们进一步将 $\boldsymbol{x}_i = [x(t)]_{i\in T_i}$、$\boldsymbol{s}_i = [s(t)]_{i\in T_i}$、$\boldsymbol{n}_i = [n(t)]_{i\in T_i}$分别定义为测量值、干净心电图和噪声的向量表示。因此，$\boldsymbol{x}_i = \boldsymbol{s}_i + \boldsymbol{n}_i$。

接下来，我们定义矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i \in \mathbb{R}^{\mathcal{T}\times N_i}$，用于将时域心搏 $\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{s}_i$ 和 $\boldsymbol{n}_i$ 映射到相位域心搏

$$\boldsymbol{\xi}_i = \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{x}_i, \quad \boldsymbol{\varsigma}_i = \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{s}_i, \quad \boldsymbol{\eta}_i = \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{n}_i, \tag{2}$$

具有对齐的R峰和相同数量的采样点 $\mathcal{T}$（图1）。$\boldsymbol{\Theta}_i$ 矩阵通过以下方式定义：$\mathcal{T}$节点

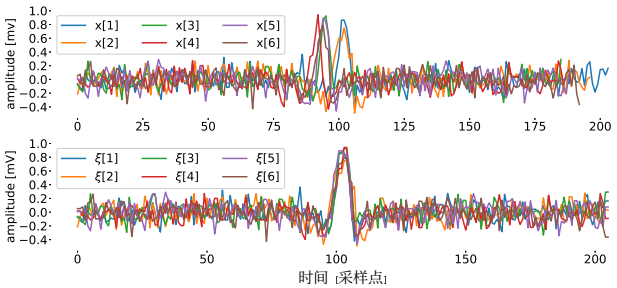


图1. 时域测量值：心搏（上）及其对应的相位域心电图心搏（下）；前6个心搏的采样点数相同，$\mathcal{T}$ 取自 QT数据库中的 `sel100` 记录 [6] 并加入 0分贝高斯加性噪声。变换矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 由式（3）定义。

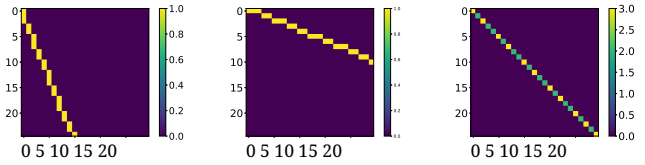


图 2. 变换矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i$ （左）、 $\boldsymbol{\Theta}_i^T$（中）的角部细节示例，以及对应的（对角）格拉姆矩阵 $\boldsymbol{G}_i = \boldsymbol{\Theta}_i^T\boldsymbol{\Theta}_i$ （右）。

在区间 $[1, N_i]$ 内等距分布并赋值

$$\boldsymbol{\Theta}_i(j,k) = \begin{cases} 1, & \text{if } j-1 \le (k-1)\frac{N_i-1}{\mathcal{T}-1} < j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

其中 $j = 1, \ldots, N_i - 1$， $k = 1, \ldots, \mathcal{T}$以及 $\mathcal{T} \ge \max_i\{N_i\}$。采用这一选择后，对应的格拉姆矩阵 $\boldsymbol{G}_i$为对角矩阵（图2）。

$$\boldsymbol{G}_i = \boldsymbol{\Theta}_i^T\boldsymbol{\Theta}_i = \text{diag}\left[\boldsymbol{g}_i\right] \text{ and } \text{diag}\left[\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{\Theta}_i^T\right] = \mathbf{1}_{\mathcal{T}}, \quad (4)$$

其中 $\boldsymbol{g}_i \in \mathbb{R}^{N_i}$ 和 $\mathbf{1}_{\mathcal{T}} \in \mathbb{R}^{\mathcal{T}}$。因此， $\boldsymbol{G}_i$ 可逆，从相位域到时域的逆变换为 $\boldsymbol{\Psi}_i = \boldsymbol{G}_i^{-1}\boldsymbol{\Theta}_i^T$。

由（1）和（2）可知，心电图心搏满足 $\boldsymbol{\xi}_i = \boldsymbol{\varsigma}_i + \boldsymbol{\eta}_i$。如图1所示，在相位域中，心搏的长度已归一化，且R峰已对齐。因此，相位域采样点的变化仅由心电图心搏的心搏间随机变化和噪声引起。作为工作模型，我们假设相位域心搏$\boldsymbol{\xi}_i$ 是某个底层 $\mathcal{GP}$

$$\boldsymbol{\xi}_i \sim \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\mu}_\xi, \boldsymbol{K}_\xi\right). \quad (5)$$

此外，根据时域噪声假设和 (2)，相位域噪声心搏也服从均值为零的正态分布 $\boldsymbol{\eta}_i \sim \mathcal{N}\left(\mathbf{0},\ v_n\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{\Theta}_i^T\right)$。因此，相位域心电图心搏服从 $\boldsymbol{\varsigma}_i \sim \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\mu}_\xi,\ \boldsymbol{K}_\xi - v_n\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{\Theta}_i^T\right)$，其中模型参数 $\boldsymbol{\mu}_\xi$和 $\boldsymbol{K}_\xi$可通过样本均值 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi$进行估计：$= B^{-1}\sum_{i=1}^B \boldsymbol{\xi}_i$以及样本协方差 $\bar{\boldsymbol{K}}_\xi$：$= B^{-1}\sum_{i=1}^B(\boldsymbol{\xi}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi)(\boldsymbol{\xi}_i - \bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi)^T$，其中 B为心搏数量。因此，时域（无噪声）心电图心搏服从正态分布 $\boldsymbol{s}_i \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{s_i},\ \boldsymbol{K}_{s_i})$，其参数为

$$\boldsymbol{\mu}_{s_i} = \boldsymbol{\Psi}_i\bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi, \quad \boldsymbol{K}_{s_i} = \boldsymbol{\Psi}_i\left(\bar{\boldsymbol{K}}_\xi - \hat{v}_n\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{\Theta}_i^T\right)\boldsymbol{\Psi}_i^T, \quad (6)$$

其中 $\hat{v}_n$ 表示噪声方差估计值，与时域心搏 $\boldsymbol{x}_i$ 对应的协方差矩阵为

$$\boldsymbol{K}_{x_i} = \boldsymbol{\Psi}_i\bar{\boldsymbol{K}}_\xi\boldsymbol{\Psi}_i. \quad (7)$$

最后，利用（6）和（7）定义滤波后的心搏为时域后验均值：

$$\hat{\boldsymbol{s}}_i = \boldsymbol{\mu}_{s_i} + \boldsymbol{K}_{s_i}\boldsymbol{K}_{x_i}^{-1}\left(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{s_i}\right), \quad (8)$$

下文中，我们将 $\boldsymbol{\mu}_{s_i}$ 和 $\hat{\boldsymbol{s}}_i$ 称为基于先验和基于后验的 $\mathcal{GP}$ 滤波器结果。

B. 具有对角协方差矩阵的 $\mathcal{GP}$ 滤波器

直接实现式（8）中的滤波器，需要对通常条件数极大的协方差矩阵求逆。如果我们考虑 $\boldsymbol{K}_\xi$的对角情形 $\bar{\boldsymbol{K}}_\xi$，则可以避免矩阵求逆：

$$\bar{\boldsymbol{k}}_\xi = \text{diag}\left[\bar{\boldsymbol{K}}_\xi\right],\ \boldsymbol{k}_{\eta_i} \overset{(4)}{=} \hat{v}_n\mathbf{1}_{\mathcal{T}} \quad (9)$$

在这种情况下，相应的时域矩阵也为对角矩阵，可通过以下方式计算

$$\boldsymbol{k}_{x_i} = \left(\boldsymbol{\Theta}_i^T\bar{\boldsymbol{k}}_\xi\right) \oslash \boldsymbol{g}_i^2,\ \ \boldsymbol{k}_{s_i} = \left[\boldsymbol{\Theta}_i^T\left(\bar{\boldsymbol{k}}_\xi - \boldsymbol{k}_{\eta_i}\right)\right] \oslash \boldsymbol{g}_i^2 \quad (10)$$

其中， $\circ$ 和 $\oslash$ 分别表示哈达玛积和除法（逐元素乘积和除法），$\boldsymbol{g}_i^2 := \boldsymbol{g}_i \circ \boldsymbol{g}_i$，通过以下方式计算得到的时域（先验）均值

$$\boldsymbol{\mu}_{s_i} = \left(\boldsymbol{\Theta}_i^T\bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi\right) \oslash \boldsymbol{g}_i, \quad (11)$$

以及对应的滤波器为

$$\hat{\boldsymbol{s}}_i = \boldsymbol{\mu}_{s_i} + \boldsymbol{k}_{s_i} \oslash \boldsymbol{k}_{x_i} \circ \left(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{s_i}\right). \quad (12)$$

心电图滤波的整体算法 $\mathcal{GP}$ 总结于算法1 中，并可在我们的Git代码仓库中在线获取 [7]。

算法 1 $\mathcal{GP}$ 心电图滤波

$\{t_{iR_i}\}_i$ = R峰检测器($\boldsymbol{x}$) [第 III-B]
$\hat{v}_n$ = 噪声方差估计器($\boldsymbol{x}$) [第II-D]
输入： $\boldsymbol{x}$, $\{t_{iR_i}\}_i$
输出： $\{\hat{\boldsymbol{s}}_i\}_i$
函数 GPDIAG($\boldsymbol{x}$, $\{t_{iR_i}\}_i$, $\hat{v}_n$) ▷ $\mathcal{GP}$ 对角滤波器
  对所有心搏执行 ▷ 相位域计算
    计算变换矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 通过 （3）
    计算向量 $\boldsymbol{g}_i = \text{diag}\left[\boldsymbol{\Theta}_i^T\boldsymbol{\Theta}_i\right]$
    计算 $\boldsymbol{k}_{\eta_i}$ 通过 （9）
    计算相位节拍 $\boldsymbol{\xi}_i$ 通过 （2）
  结束循环
  计算相位域样本均值 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_\xi$
  计算相位域样本方差向量 $\bar{\boldsymbol{k}}_\xi$
  对所有心搏执行 ▷时域计算
    计算心电图先验均值 $\boldsymbol{\mu}_{s_i}$ 依据 （11）
    计算心电图方差 $\boldsymbol{k}_{s_i}$ 依据 （10）
    计算测量方差 $\boldsymbol{k}_{x_i}$ 依据 （10）
    计算滤波后的心电图 $\hat{\boldsymbol{s}}_i$ 依据 （12）
  结束循环
结束函数

C. 计算成本与模型选择

滤波器的直接实现（不采用本文提出的相位域模型）如下所示[1], [2]:

$$\widehat{\boldsymbol{s}} = \boldsymbol{\mu_s} + \boldsymbol{K_s}\boldsymbol{K_x}^{-1}\left(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu_s}\right), \tag{13}$$

其计算复杂度为 $\mathcal{O}(N^3)$，主要由测量协方差矩阵 $\boldsymbol{K}_x$ 的求逆操作决定。在此方法中，模型的超参数包括均值 $\boldsymbol{\mu_s}$、协方差矩阵 $\boldsymbol{K_s}$) 和噪声方差 v_n （或更一般地说，噪声协方差矩阵）；通过经典方法（例如最大证据、留一交叉验证、 [8, 第 5] 章）对这些参数进行优化，会增加计算复杂度。对于较长的心电图，无法应用此模型。先前的研究采用相位域心搏逐搏形式，并采用基于模型的方法来限制协方差矩阵 [1], [2], 的结构；但特定的基于模型的均值和核函数族的选择仍然缺乏依据，难以论证。

所提出的模型以数据驱动的方式推断 $\mathcal{GP}$ 均值和协方差矩阵，其依据是相位域的样本均值和协方差矩阵（6）和（7）；在对角情形下，算法1无需进行任何求逆操作。使数据驱动计算成为可能的基本假设是，相位域心搏 $\boldsymbol{\xi}_i$ 来自同一个底层 $\mathcal{GP}$， （5）。

D. 超参数选择

相位域心搏样本数 $\mathcal{T}$ 设定为大于时域中最长心搏的样本数；这样便可选择变换矩阵和逆变换矩阵，使时间域-相位域-时间域的转换不会产生（变换）误差。噪声方差 $\hat{}$ v_n 可通过最大证据计算，也可根据心电图心搏的基线片段进行实际估计；在该片段中心脏处于电静默状态，心电图中仅呈现噪声。

III. 结果

A. 基线漂移去除

采用两个连续的零相位一阶前向-后向低通滤波器（ MATLAB/Python SciPy 中的 filtfilt）去除基线漂移（B W），截止频率分别设为 f_c =5.0 Hz 和 f_c = 80.0 Hz。虽然由此得到的通带频率范围较窄，会消除一些心电图相关分量，但仍可用于评估主导心电图频带的滤波性能。

B. R 波峰检测与心搏分段

所提出的滤波器需要心电图R峰。心搏以R峰为参照定义，并在相邻R峰之间的中点处分割测量数据。R峰估计采用经过修改的 Pan–Tompkins 算法 [9]。具体而言，本文采用的版本依次应用带通滤波器、通过双曲正切函数实现的异常值饱和滤波器、平方根移动平均滤波器和阈值处理来估计R峰。

C. 评估

采用 PhysioNetQT 数据库（QT数据库） [6] 评估所开发的滤波器。QT数据库包含 15 分钟、以 f_s = 250 Hz 采样的双导联心电图。基线漂移已按照第 III-B 节所述去除。预处理和 R 波峰检测所需的软件采用自开源电生理工具箱（OSET） [10]。

基准滤波器是一种小波去噪器，采用 Symlet–5 母小波、软阈值处理、Stein 无偏风险估计（SURE）收缩规则、基于单层噪声水平估计的重缩放，以及四层分解。在先前的一项研究中，已证明这种组合优于其他心电图滤波方案 [3]。滤波器的评估指标为信噪比改善和 QT 间期估计误差。

D. 信噪比改善性能

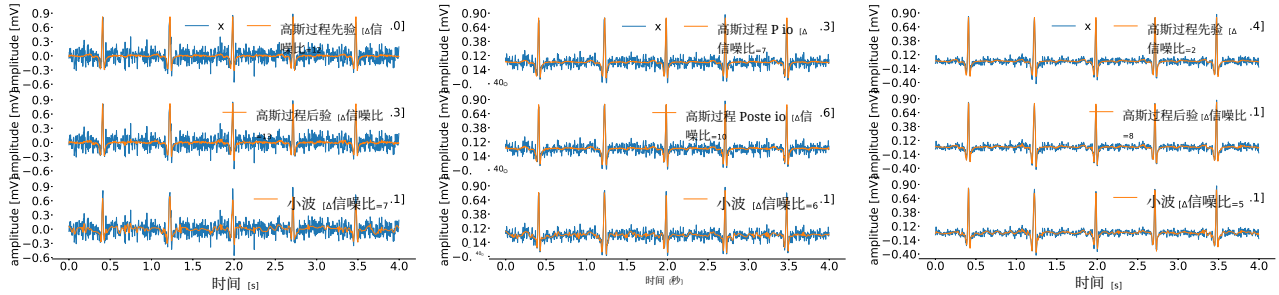
心电图记录受到加性高斯白噪声的污染，信噪比范围为 –5 至 30 分贝，步长为 5 分贝。图 3展示了含噪和滤波后的心电图示例。图 4报告了所提方法和基准方法在各噪声水平下信噪比改善的均值和标准差。因此，对于所有测试的噪声水平，所提出的基于后验的滤波器均能改善信噪比，并且表现优于基于先验的滤波器和基准滤波器。

E. 临床参数保留

QT间期估计的准确性用于评估所提出方法在临床心电图参数方面的性能。为此，我们测量滤波后心电图估计的 QT 间期与无噪声心电图估计的 QT 间期之间的 QT 间期估计误差（ΔQT），并在不同输入噪声水平下比较基准方法与所提出的方法。所采用的 QT 间期估计方法取自 [11]。图5 展示了基准小波方法和所提出的滤波器在 QT数据库上的 ΔQT 中位数及四分位距（IQR）。因此，与基准方法相比，所提出的 $\mathcal{GP}$ 后验滤波器在所有输入噪声水平下均降低了中位误差。

IV. 讨论与结论

在本研究中，我们通过一种数据驱动的 $\mathcal{GP}$ 模型解决了心电图去噪问题，并按心搏进行计算。与现有的非参数心电图滤波器相比，所提出的滤波器对特定情形下的 $\mathcal{GP}$ 模型不作任何假设，并且可用于任意长度的心电图记录，因为与传统 $\mathcal{GP}$ 滤波器相比，其计算成本已大幅降低。所提出的滤波器在信噪比改善方面表现出色，在所有测试噪声水平下均优于基准性能（图4）；在临床应用方面也表现出色，在所有测试噪声水平下，其 QT 间期估计误差均优于基准小波去噪器（图5）。所提出的滤波器还有一个优点，即采用贝叶斯形式，因此能够量化滤波器的不确定性（通过估计方差）。此外，它还



(a) 输入信噪比 = 0分贝 (b) 输入信噪比 = 5分贝 (c) 输入信噪比 = 10分贝

图 3. 来自 PhysioNet QTDB [6]。从上到下依次为测量值 $\boldsymbol{x}$ 与先验估计（11）、后验估计（12）以及小波去噪器（第 II-C），在不同输入信噪比水平下。每种情况下均标注了后置滤波的信噪比改善。

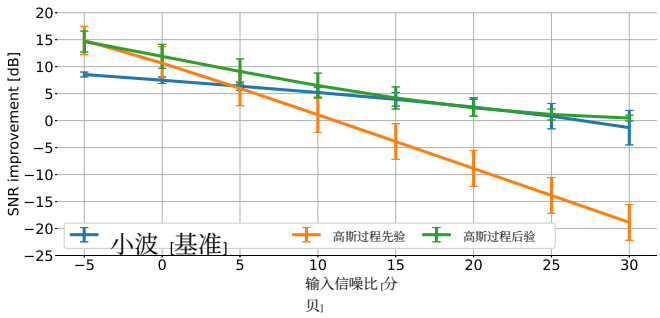


图 4. 使用所提出的滤波器与基准小波去噪器，在 PhysioNet QT数据库 [3]，针对 I导联和II导联 [6], , 每条记录使用不同噪声实例重复 5 次。所有采样点上的信噪比改善均值和标准差$\mathcal{GP}$

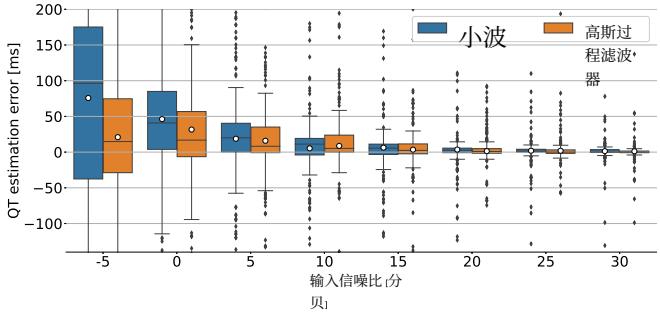


图 5. 所提出的滤波器和基准滤波器在 PhysioNet QT数据库 [6]所有采样点上的 ΔQT间期估计值的中位数和四分位距。

提供了一个框架，可利用数据驱动学习参数生成合成心电图，并可用于生成模型，从而为数据密集型机器学习和深度学习应用生成合成心电图记录。

在未来的研究中，可以放宽模型的基本假设，即相位域中所有心搏都服从相同的潜在高斯分布；具体做法是对心搏进行聚类，并假设每个簇中的心搏服从不同的潜在分布。此外，还需要与专家标注的QT间期（及其他临床参数）进行比较，并开展统计假设检验，以考察差异在统计上是否不显著。所提出的滤波器需要利用R峰对齐心电图心搏，因此需要研究其滤波性能在多大程度上容易受到R峰漏检的影响，以及异位搏动导致的形态变化。与算法 1 对应的 Python 代码和报告的结果可在 [7]中获取。

V. 致谢

作者感谢美国国立卫生研究院（NIH）资助的美国国家生物医学成像与生物工程研究所项目（R01EB030362），以及美国国立卫生研究院（NIH）资助的美国国家转化科学促进中心项目（UL1TR002378）提供的支持。

参考文献

[1] B. Rivet、M. Niknazar 和 C. Jutten，“心电图的非参数建模：在去噪和单传感器胎儿心电图提取中的应用”，载于 LVA/ICA 2012——第十届国际潜变量分析与信号分离会议，卷号 LNCS 7191。以色列特拉维夫：施普林格，2012年3月，第470–477页。[2] M. Niknazar、B. Rivet 和 C. Jutten，“通过非参数建模从单个传感器提取胎儿心电图”，载于《2012年欧洲信号处理会议论文集》第20届，2012年，第949–953页。[3] R. Sameni，“利用分段光滑先验进行在线滤波：在正常和异常心电图去噪中的应用”，《信号处理》，第133卷，第52–63页，2017年4月。 [在线]。网址：https://doi.org/ 10 1016 2016 10 019 。/j.sigpro. . . P. Laguna、R. J [4] ane、O. Meste、P. Poon、P. Caminal、H. Rix 和 N. Thakor，“用于事件相关生物电信号的自适应滤波器：采用脉冲相关参考输入，并与信号平均技术进行比较”，《IEEE生物医学工程汇刊》，第39卷，第10期，第1032–1044页，1992年。[5] R. Sameni、M. B. Shamsollahi、C. Jutten 和 G. D. Clifford，“用于心电图去噪的非线性贝叶斯滤波框架”，《生物医学工程》，IEEE汇刊，第54卷，第12期，第2172–2185页，2007年12月。 [在线]。网址：https://doi.org/10.1109/TBME. 2007.897817[6] P. Laguna、R. Mark、A. Goldberg 和 G. Moody，“用于评估心电图中QT间期及其他波形间期测量算法的数据库”，载于《1997年心脏病学中的计算机》。IEEE，1997年。 [ ] 10 1109 1997 648140 在线。网址：[7] https://doi.org/ . /cic. . M. Dumitru，《用于心电图的数据驱动高斯过程滤波器》，2022年。 [在线]。网址：https://github.com/alphanumericslab/OSET/ tree/master/UnderDevelopment/DataDrivenGPFilter [8] C. E. Rasmussen 和 C. K. I. Williams，《机器学习中的高斯过程》，丛书《自适应计算与机器学习》。麻省理工学院出版社，2005年。[9] J. Pan 和 W. J. Tompkins，“实时QRS检测算法”，《生物医学工程》，IEEE汇刊，第BME-32卷，第3期，第230–236页，1985年。[10] R. Sameni，《开源电生理工具箱》（OSET），3.14版，2018年。[在线]。网址：https://github.com/ alphanumericslab/OSET [11] Q. Li、M. Dumitru、E.A. Perez Alday 等，“通过融合多种自动化算法改进QT间期估计”，载于国际计算机化心电学会（ISCE），2022年4月6日至10日，2022年——美国拉斯维加斯，。