

文章编号:1004-9037(2013)05-0591-06

心率变异时间序列的预处理算法

霍铨宇^{1,2} 倪黄晶¹ 宁新宝¹

(1. 南京大学电子科学与工程学院生物医学电子工程研究所, 南京, 210093;

2. 常熟理工学院物理与电子工程学院, 常熟, 215500)

摘要: 心率变异性(Heart rate variability, HRV)是近年来备受关注的无创性心电检测指标之一,但是 HRV 分析采用的心率变异时间序列(RR 间期序列)由于受各类复杂因素的影响,会产生异常脉冲干扰及非平稳趋势波动,对后续的数据分析及有效信息提取产生很大的影响。针对该问题,本文提出一套用于心率变异时间序列预处理的算法,综合采用基于小波分解的去趋势方法和基于脉冲抑制滤波器、差分阈值滤波的方法去除原始间期序列中的非平稳趋势和异常脉冲干扰。通过时域频域对照分析及常用 HRV 统计指标的评估,结果表明,经本文所述预处理算法处理后的数据,有效抑制了脉冲干扰及非平稳趋势的影响,且主要信息无明显损失,各项常用 HRV 统计指标的诊断价值均得到了不同程度的提升。

关键词: 心率变异性; 预处理; 去趋势; 脉冲抑制

中图分类号: TN911.72; R318.04

文献标志码: A

Preprocessing Methods for Heart Rate Variability Time Series

Huo Chengyu^{1,2}, Ni Huangjing¹, Ning Xinbao¹

(1. Institute for Biomedical Electronic Engineering, School of

Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing, 210093, China;

2. School of Physics and Electronic Engineering, Changshu Institute of Technology, Changshu, 215500, China)

Abstract: Heart rate variability (HRV) has been one of the focused indicators for the non-invasive cardiac detection in recent years. However, due to various complex factors, the heart rate variability time series (RR interval series) usually contains abnormal impulse interference and non-stationary fluctuation trends, which causes an adverse impact on the subsequent data analysis and effective information extraction. To solve this problem, a set of preprocessing algorithms for HRV time series are proposed. Specifically, the combination of wavelet-based detrending method, impulse rejection filter and differential threshold filter is adopted to remove the non-stationary trends and the abnormal impulse interference in the original RR interval series. By the contrast analysis in time domain and frequency domain, and the evaluation of some common HRV statistical indicators, results show that, after preprocessing, the impulse interference and the non-stationary trends are effectively restrained with no significant loss to efficient information. Meanwhile, the diagnostic effects of commonly used HRV statistical indicators are improved to varying degrees.

Key words: heart rate variability; preprocessing; detrend; impulse rejection

引 言

心率变异性(Heart rate variability, HRV)是近年来备受关注的无创性心电检测指标之一。

HRV 分析可用来预测心脏性猝死,评价心脏自主神经的活动性、均衡性及相关的病理状态,因而具有良好的临床应用前景。但是,用于 HRV 分析的心率变异时间序列(RR 间期序列)数据是体表采集的心电信号通过计算获取的,由于受内外各种复

杂因素的影响,经常会出现一些显著超过正常窦性心律波动水平的向上向下的毛刺(脉冲)及非平稳趋势波动。这些脉冲和非平稳趋势对 HRV 指标的计算结果会产生明显的干扰,进而影响实际的评价诊断效果。

目前,国内外关于 HRV 分析的相关文献报道中,通常会提到对原始心率变异时间序列进行一定的预处理,以去除误检或非窦性心搏等造成的异常波动,但一般并无具体的描述。Ivanov 等^[1]在其研究论文中曾描述了一种基于 5 点滑动窗口的滤波算法,对脉冲型干扰具有一定的抑制作用;Mcnames 等^[2]提出的基于脉冲抑制滤波器的算法,对滤波阈值作了更合理的设定,对脉冲型干扰具有较好的抑制作用。但是这两类算法在实际应用中会受到 RR 间期序列中的非平稳趋势的影响,使效果降低;李丽萍等^[3]对脉冲抑制滤波器算法进行了改进,提出一种基于滑动窗口脉冲抑制滤波器算法,首先对 RR 间期序列进行交迭分段,分别计算每段序列的脉冲抑制滤波器,然后采用信号增强技术对每段脉冲抑制滤波器结果进行增强处理,使坏点和正常点区分度增加,最后选择合适的阈值,完成对坏点的自动去除。该算法可在一定程度上减小间期序列中的非平稳趋势的影响。总体而言,上述几种方法主要着眼于去除序列中的脉冲干扰,可以改善时域和频域的一些常用分析指标,如 NN 间期标准差(Standard deviation of the NN intervals, SDNN)、相邻 NN 间期差值的均方根(Square root of the mean squared differences of successive NN intervals, RMSSD)、低频段功率(Low frequency, LF)、高频段功率(High frequency, HF)等的分析效果。然而,除了脉冲干扰,缓慢变化的趋势波动也会及时域分析中的 SDNN 参数产生较大影响;在频域分析中,波动趋势会使极低频分量增加,进而对其他频率成分,尤其是低频成分产生影响,从而影响频域分析的准确性。因此,对心率变异时间序列中的低频波动趋势,也有必要作适当的抑制。有文献报道了基于一阶^[4]或高阶多项式拟合^[5]的方法,这类方法对较复杂的趋势拟合不够准确,有一定的局限性;另一种方法称为平滑先验方法(Smoothness prior approach, SPA)^[6],该方法实质上相当于一个时变的有限长单位冲激响应(Finite impulse response, FIR)高通滤波器,其主要优点是计算方法简单,截止频率可通过一个 λ 参数调节,在数据的开始和结尾处滤波效应减弱,可减少波形畸变。但该方法应用于长时数据时,计算效率显著降低,速度过慢,降低了实用性。还有一类方法是基于小波分解的思想^[7,8],

从综合角度,其计算速度和滤波效果均较好,但在小波基函数选取、分解层次等方面相对较灵活,需根据实际情况合理设计。

总体而言,已有的方法一般侧重于去除异常脉冲或非平稳趋势这两类干扰中的某一类,对预处理结果的评价,也通常仅选用时域或频域的部分受影响较明显的参数。考虑到实际的数据同时存在这两种干扰,本文通过去趋势算法和脉冲抑制算法的有机结合,对原始心率变异数据进行预处理,从而得到质量更好的数据。同时,本文对 HRV 分析中常用的一些时域、频域、非线性参数均进行了测试,从而可以更全面地评估预处理算法的效果。

1 预处理方法

1.1 基于小波分解的去趋势与均值恢复

基于小波分解的去趋势方法将趋势项看作一个极低频分量,通过对 RR 间期序列进行逐层小波分解,滤除极低频分量,从而达到去除非平稳趋势的目的。根据心率变异性分析中通常的频谱划分,极低频(Very low frequency, VLF)范围为 $0 \sim 0.04$ Hz,为避免影响其他分析频段,去除的趋势部分应处于 VLF 范围内。具体操作时,通常首先对 RR 间期序列进行均匀重采样^[7],然后对均匀采样后的序列进行多层小波分解^[9],设分解层数为 k ,则从原始序列中去除第 k 层低频分量并重构序列,即可得到去除趋势后的新序列。

由于经过重采样后序列数据点会与原序列有区别,对许多 HRV 时域参数的计算结果都会产生显著影响,只适合于直接计算 HRV 频域参数。因此,本文直接对原始心率变异时间序列进行小波分解,作为非均匀采样序列,其频率特性也可根据文献^[10]所述方法进行估计。经试验,本文采用 3 阶 Daubechies 正交小波基 db3 对原始 RR 间期序列进行 6 层分解,去除由第 6 层近似 a_6 重构得到的趋势项后,获得较为平稳的新序列。由于去趋势后序列均值会降低到 0 附近,与实际心率不符,为便于后续处理,在去趋势后将原始序列的均值恢复。

1.2 脉冲抑制滤波器算法

脉冲抑制滤波器(Impulse rejection filter)算法,主要是通过设置一定的阈值,将脉冲抑制滤波器计算结果中高于阈值的点删除或用其周围点的中值替代,从而达到异常脉冲滤除的目的。本文采用经过改进的滑动窗口脉冲抑制滤波器算法^[3],主要步骤如下:

(1) 设置滑动窗口宽度 $w = 50$,并逐段交叠 50%,将待处理的 RR 间期序列划分为 m 段,记为

$X_i (i=1, 2, 3, \dots, m)$ 。

(2) 对每段序列 X_i , 可求出其相应的测试量 d_i 为

$$d_i(n) = \frac{|X_i(n) - \text{med}\{X_i\}|}{1.483 \text{med}\{|X_i(n) - \text{med}\{X_i\}|\}} \quad (1)$$

式中: $\text{med}\{\cdot\}$ 是一个中值滤波器; $i=1, 2, 3, \dots, m; n=1, 2, 3, \dots, 50$ 。式中分母是等效的高斯信号的标准偏差的估计^[2]。

(3) 对测试量 d_i 进行信号增强, 扩大异常点和正常点间的差异, 得到增强测试量 D_i

$$D_i(n) = |d_i(n)^3 * \log_2 d_i(n)^3| \quad (2)$$

式中 $i=1, 2, 3, \dots, m; n=1, 2, 3, \dots, 50$ 。

(4) 设定阈值 $\tau=100$, 删除高于该阈值 $D_i(n)$ 所对应的 RR 间期序列值。

(5) 重复步骤(1~4)直至高于阈值的 $D_i(n)$ 数目为 0。

此外, 本文将脉冲抑制滤波器算法的处理置于去趋势处理之后, 与滑动窗口相结合, 可以有效克服引言中提到的非平稳趋势影响, 进一步改善滤波效果。

1.3 差分阈值滤波

RR 间期序列中非窦性心搏造成的异常波动, 主要由以下几种情况造成: (1) 由于 QRS 波群漏检造成的长 RR 间期, 产生明显向上的脉冲; (2) 由于高 T 波或噪声造成的 QRS 误检, 形成短 RR 间期, 产生显著向下的脉冲; (3) 由于异位搏动产生短 RR 间期及跟随其后的长 RR 间期, 形成反向成对的脉冲。脉冲抑制滤波器算法对于前两种坏点有显著的滤除效果, 而对于第 3 种情况, 可能会有小部分的遗漏。因此, 本文又在脉冲抑制滤波器后附加了差分阈值滤波处理作为补充。主要方法为: 首先对上一步处理后的 RR 间期序列作一阶差分, 获得其增量序列, 并计算增量序列的标准差 SD, 然后检测增量序列中符号相反的成对数据, 若其幅度大于 3 倍 SD, 则视为由异位起搏等原因造成的坏点, 并以两者均值替代之, 最后通过积分恢复为 RR 间期序列形式。

2 实验结果与分析

2.1 模拟数据分析

为初步验证本文设计的预处理算法的效果, 在人工选取的一段长度为 5 000 点的平稳 RR 间期数据中添加外部趋势和脉冲干扰, 从而生成含噪的模拟数据进行测试。外部趋势为周期 2 500 点、幅度 0.1 的正弦趋势与斜率为 10^{-4} 的线性趋势的叠加, 脉冲干扰则分别模拟 1.3 节中所述的 3 类异常波动(长 RR 间期产生的向上脉冲、短 RR 间期产

生的向下脉冲、异位起搏点造成的成对反向脉冲), 添加概率均设为 1.5%。相关结果如图 1 所示。

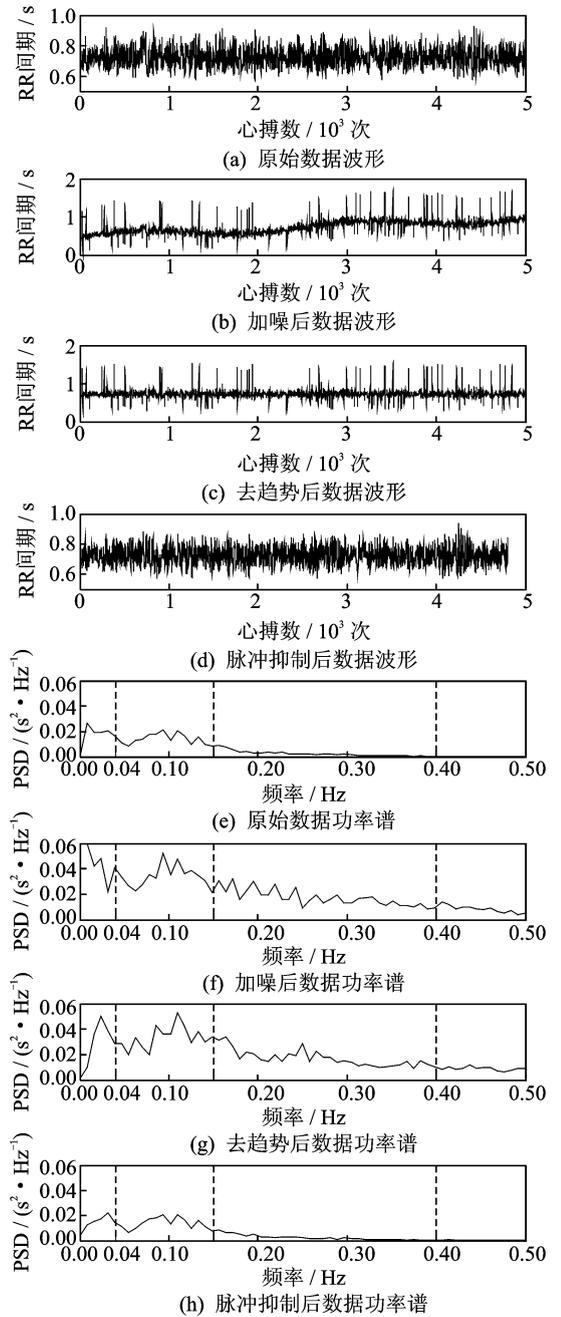


图1 添加模拟噪声的 RR 间期数据在预处理各阶段的时域波形与频域分析结果

添加干扰前的原始波形如图 1(a) 所示; 添加干扰后的波形如图 1(b) 所示; 采用本文算法去趋势后的结果如图 1(c) 所示, 其总体趋势变得较为平稳, 但仍存在显著的异常脉冲; 去除脉冲干扰, 完成全部预处理后的波形如图 1(d) 所示, 其中除部分坏点被剔除造成的长度略有缩短外, 与原始数据波形相比无明显差异。图 1(e~h) 则为与图 1(a~d) 相对应的频域分析结果, 采用 Welch 周期图法

计算各波形的功率谱密度(Power spectrum density, PSD),图中的 3 条虚线分别表示 VLF, LF, HF 的分界线。由图 1(f)可见,添加外部趋势和脉冲干扰后的数据,其功率谱与原始数据(图 1(e))相比发生显著改变,各频段功率均显著上升,尤其是 VLF 段功率,显著强于 LF 和 HF 段;经去趋势处理后,相应的图 1(g)中可以看到,VLF 段的信号功率得到了明显的抑制,而频率更高的 LF 和 HF 段没有受显著影响,仍高于原始数据,说明该数据中缓慢波动的非平稳趋势主要影响频域中的相对低频部分,且通过上述去趋势算法得到了有效抑制,而存在的大量异常脉冲对低频和高频段的功率谱都产生较明显的干扰;通过最后一步完成脉冲抑制处理后,相应的频域分析结果见图 1(h),由异常脉冲造成的 LF, HF 段功率升高也得到了有效抑制,功率谱曲线表示的各频段功率分布与原始数据十分接近,频域信息无明显损失。

为进一步定量验证预处理的效果,从目前常用的 3 大类 HRV 分析手段(时域分析、频域分析和非线性分析)中分别选取一些较有代表性的参数,对数据在预处理前后的分析结果进行比较。在时域分析^[11]的统计学参数中选取了 SDNN, RMSSD 和 pNN50 这 3 项最常用指标;频域分析^[11]中,目前实际应用较广泛、意义相对明确的是低频段和高频段的指标,包括低频范围总功率、高频范围总功率、两者的正态化值、比值等,本文主要基于图 1 的计算结果,统计了低频范围总功率 LF 和高频范围总功率 HF;非线性分析方法是用于描述和分析一个复杂系统的有力工具,目前已有一些应用于 HRV 非线性分析的指标,本文主要采用了基于 Lorenz 散点图的统计指标^[12] SD1, SD2, 以及基于熵测度的样本熵^[13](Sample entropy, SE)、基本尺度熵^[14](Base-scale entropy, BE)。所得结果如表 1 所示。

表 1 添加模拟噪声的数据在预处理前后的 HRV 参数分析结果比较

| 指标 | 原始数据 | 加噪数据 | 文献[3]方法预处理 | 本文方法预处理 |
|--------------------|----------|---------|------------|----------|
| SDNN/ms | 54.86 | 169.15 | 144.61 | 53.33 |
| RMSSD/ms | 36.21 | 130.16 | 42.19 | 36.38 |
| pNN50/% | 13.94 | 19.584 | 15.00 | 14.45 |
| LF/ms ² | 1 595.60 | 4 256.2 | 1 383.70 | 1 521.50 |
| HF/ms ² | 633.86 | 5 319.2 | 696.67 | 642.07 |
| SD1 | 25.61 | 92.045 | 29.84 | 25.72 |
| SD2 | 73.24 | 220.78 | 202.30 | 71.90 |
| SE | 1.50 | 0.99 | 1.31 | 1.51 |
| BE | 4.54 | 4.70 | 4.61 | 4.55 |

由表 1 可见,添加干扰后各参数的分析结果与原始数据相比有非常显著的变化,说明这些类型的干扰对于 HRV 数据分析会产生严重的影响,不利于计算出能反映原始数据性质的有意义的结果。采用文献[3]所述方法预处理后,结果有了一定的改善,但由于没有处理非平稳趋势造成的影响,其计算结果与原始数据仍有一定的差异。而经过本文所述整套预处理算法处理后,各项参数的计算结果与原始波形相比十分接近,验证了本文预处理算法的有效性。

2.2 实际数据分析

在初步验证本文预处理方法的有效性后,接着对实际的心率变异数据序列进行了分析处理。采用的实际数据来源于 MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (nsrdb) 和 BIDMC Congestive Heart Failure Database (chfdb) 两个数据集^[15],分别记录了具有正常窦性心律的健康人和严重的充血性心力衰竭患者的长时心电数据,可从中获取相应的 RR 间期序列用于心率变异分析。在每个数据集中均选用 15 条记录,为便于处理,使用了短时数据段。每条记录抽取 10 个 5 分钟段,从而获得 150 个来自健康人的数据段和 150 个来自心衰患者的数据段。

本文首先选取了一个来自健康人的数据段,用于直观分析在短时数据的预处理过程中时域波形和频域信息的变化,结果如图 2 所示。

图 2(a)为原始数据的时域波形,含有少量异常脉冲,由于数据较短,非平稳趋势的影响相对不是特别明显,但从对应的频域图 2(d)来看,VLF 段还是有较明显的功率分布。图 2(b)为去趋势后的结果,与图 2(a)的波形相比,整体趋势更平稳,对应的图 2(e)反映频域中 VLF 成分得到了一定的削弱,而 LF 和 HF 段受到影响甚小,仅有细微的差异。当然,对于某些特定专注于低频节律的 HRV 分析,采用本文预处理方法中的去趋势步骤时应当仔细评估,以防止可能的信息丢失。图 2(c)所示的最后一步将几个非窦性心搏或误检形成的脉冲滤除,对应的频域图 2(f)中可见,几个异常脉冲带来的各频段功率增加得到了有效抑制。

然后,采用与第 2.1 节中相同的参数,对两组数据在预处理前后的分析结果进行比较,从而进一步评估前述预处理算法的实际效果。各参数在预处理前后的变化情况(均值±标准差)由表 2 列出。

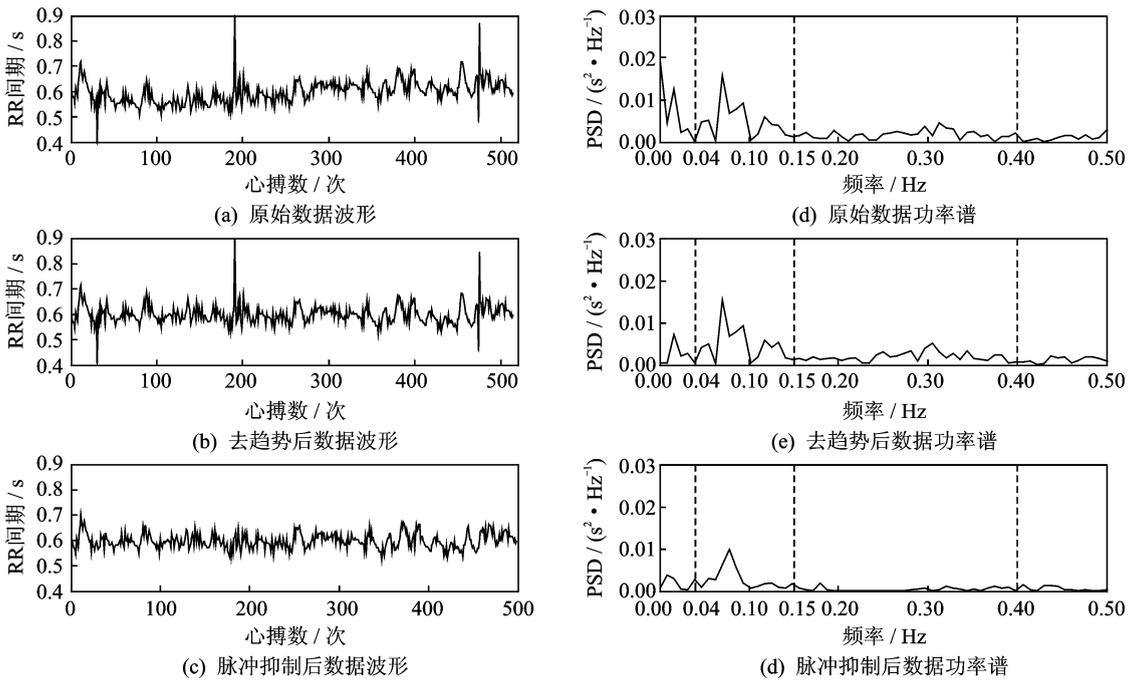


图 2 某健康人短时 RR 间期数据段在预处理过程中的时域波形和频域分析结果

表 2 健康人组和心衰组数据的分析指标在预处理前后的变化情况(均值±标准差)

| 指标 | 健康人组预处理前 | 心衰组预处理前 | 健康人组预处理后 | 心衰组预处理后 |
|--------------------|-----------------|-----------------|---------------|--------------|
| SDNN/ms | 66.35±28.80 | 37.33±29.21 | 47.97±22.53 | 15.30±13.71 |
| RMSSD/ms | 34.86±18.57 | 49.97±45.28 | 32.99±16.32 | 17.21±22.25 |
| pNN50/% | 11.46±10.28 | 7.73±14.87 | 11.40±10.05 | 1.07±2.58 |
| LF/ms ² | 1 126.52±872.20 | 217.57±849.60 | 924.95±794.68 | 39.25±53.52 |
| HF/ms ² | 487.00±1020.60 | 489.06±1 817.97 | 453.68±720.24 | 62.91±160.27 |
| SD1 | 24.68±13.15 | 35.37±32.06 | 22.83±10.94 | 12.38±15.89 |
| SD2 | 89.95±39.74 | 39.57±32.58 | 60.52±21.78 | 16.80±12.07 |
| SE | 1.02±0.51 | 1.10±0.56 | 1.45±0.31 | 1.62±0.32 |
| BE | 4.71±0.27 | 4.59±0.21 | 4.58±0.18 | 4.84±0.12 |

由表 2 可见,预处理后,健康人组和心衰患者组的分析结果的主要分布区间均相对减小,反映不同个体参数值的一致性有所提升。其中部分参数如 RMSSD 等,其分布区间和均值差异得到很大的改善,对临床诊断而言更有意义。

为进一步评估预处理前后各参数诊断价值的变化,采用受试者工作特征(Receiver operating characteristic, ROC)曲线进行评价。ROC 曲线广泛应用于医学诊断试验性能的评价,根据一系列不同的二分类方式(诊断分界值),以真阳性率(敏感度)为纵坐标,假阳性率(1-特异度)为横坐标绘制。ROC 曲线下面积(Area under curve, AUC)可用

于反映诊断试验的准确性大小。其取值范围在 0.5~1 之间,AUC=0.5 表示完全无价值的诊断,AUC=1 表示完全理想的诊断。因此,本文采用 AUC 来比较预处理前后各参数诊断性能的变化。结果如表 3 所示。

由表 3 可见,经本文所述整套方法预处理后,各参数的 AUC 均有不同幅度的提高,除 SE 外均达到了 0.9 以上,且不同程度地高于文献[3]所述方法处理后的结果。可见,由于本文所述预处理过程对原始 HRV 序列中存在的非平稳趋势的抑制和对异常脉冲的滤除,对于绝大部分常用的时域、频域和非线性分析参数而言,预处理后的分析结果

表 3 预处理前后各 HRV 分析指标的 AUC 比较

| | SDNN | RMSSD | pNN50 | LF | HF | SD1 | SD2 | SE | BE |
|------------|------|-------|-------|------|------|------|------|------|------|
| 处理前 | 0.82 | 0.55 | 0.75 | 0.88 | 0.69 | 0.55 | 0.89 | 0.51 | 0.79 |
| 文献[3]方法处理后 | 0.85 | 0.88 | 0.86 | 0.91 | 0.90 | 0.86 | 0.90 | 0.62 | 0.88 |
| 本文方法处理后 | 0.93 | 0.92 | 0.91 | 0.99 | 0.92 | 0.91 | 0.97 | 0.66 | 0.97 |

可以更显著地体现健康人和心衰患者间的统计学差异,进一步说明了本文采用的预处理方法在心率变异时间序列分析中的有效性。

3 结束语

本文提出心率变异时间序列预处理的算法,根据该类时间序列中常见干扰的特点,综合运用了基于小波分解的去趋势和基于脉冲抑制滤波、差分阈值滤波去脉冲干扰的方法,并通过合理安排顺序,使两类方法有机结合,提高了整体的处理效果。通过对模拟数据和实际数据预处理前后的时域、频域和非线性分析指标的较全面评估,证明了本文所述预处理算法的有效性。本文所述算法并不改变原始序列的采样率、均值等特性,便于采用各类分析方法对预处理后的数据进行分析,可作为大部分常规心率变异分析的预处理手段,以提高后续分析的质量。

参考文献:

- [1] Ivanov P C, Goldberger A L, Rosenblum M G, et al. Multifractality in human heartbeat dynamics[J]. *Nature*, 1999, 399 (6735): 461-465.
- [2] Mcnames J, Thong T, Aboy M. Impulse rejection filter for artifact removal in spectral analysis of biomedical signals[C]//26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. San Francisco, USA: IEEE Computer Society Press, 2004:145-148.
- [3] 李丽萍,杨静,刘澄玉,等. 滑动窗口脉冲抑制滤波用于心电间期序列坏点去除[J]. *光电子·激光*, 2010, 21(9): 1427-1430.
Li Liping, Yang Jing, Liu Chengyu, et al. An impulse rejection filter based on moving window for artifact removal in R-R interval series[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2010, 21(9): 1427-1430.
- [4] Litvack D A, Oberlander T F, Carney L H, et al. Time and frequency domain methods for heart rate variability analysis: A methodological comparison [J]. *Psychophysiology*, 1995, 32(5): 492-504.
- [5] Mitov I P. A method for assessment and processing of biomedical signals containing trend and periodic components [J]. *Medical Engineering and Physics*, 1998, 20(9): 660-668.
- [6] Tarvainen M P, Karjalainen P A. An advanced detrending method with application to HRV analysis [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2002, 49 (2): 172-175.
- [7] Shafqat F K, Pal S S K, Kyriacou T P A. Evaluation of two detrending techniques for application in heart rate variability[C]//29th Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Lyon, France: IEEE Computer Society Press, 2007:267-270.
- [8] 刘澄玉,杨静,刘常春,等. 脉搏传播时间变异性谱分析的预处理方法研究[J]. *光电子·激光*, 2009, 20 (12): 1690-1694.
Liu Chengyu, Yang Jing, Liu Changchun, et al. Pre-processing methods for spectrum analysis of pulse transit time variability[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2009, 20(12): 1690-1694.
- [9] 张佃中. 小波互信息及其在心电分析中的应用[J]. *数据采集与处理*, 2009, 24(3): 391-395.
Zhang Dianzhong. Wavelet mutual information and ECG analysis[J]. *Journal of Data and Acquisition and Processing*, 2009, 24(3): 391-395.
- [10] Laguna P, Mark R G. Power spectral density of unevenly sampled data by least-square analysis: Performance and application to heart rate signals [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1998, 45 (6): 698-715.
- [11] Camm A J, Bigger J T, Cerutti S, et al. Heart rate variability—standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use [J]. *Circulation*, 1996, 93 (5): 1043-1065.
- [12] Tulppo M P, Makikallio T H, Takala T, et al. Quantitative beat-to-beat analysis of heart rate dynamics during exercise [J]. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 1996, 271(1): H244-H252.
- [13] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy [J]. *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology*, 2000, 278 (6): H2039-H2049.
- [14] 李锦,宁新宝. 短时心率变异性信号的基本尺度熵分析[J]. *科学通报*, 2005, 50(14): 1438-1441.
Li Jin, Ning Xinbao. The base-scale entropy analysis of short-term heart rate variability signal[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2005, 50(14): 1438-1441.
- [15] Goldberger A L, Amaral L, Glass L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet - Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. *Circulation*, 2000, 101(23): E215-E220.

作者简介:霍铨宇(1982-),男,博士,讲师,研究方向:生物医学信号检测与处理, E-mail: hcy@cslg.edu.cn; 倪黄晶(1986-),男,博士研究生,研究方向:生物医学信号处理; 宁新宝(1941-),男,教授,研究方向:生物医学信号检测与处理。