

一种面向心电信号处理的奇异谱分析改进算法

虞娇兰¹ 俞 洋² 徐 行¹ 卢晓勃¹ 崔鸿飞¹ 武新波¹

(1. 北京东方计量测试研究所 北京 100086; 2. 哈尔滨工业大学 哈尔滨 150001)

摘 要:心电图(ECG)作为人体的关键生理信号被广泛应用于医疗领域,但在采集过程中心电信号容易受到噪声干扰而影响信号质量。为此,设计了一种奇异谱分析(SSA)的改进算法用于心电信号降噪处理。奇异谱分析改进算法是在 SSA 中的主元重组(grouping)阶段引入逻辑回归(LR)算法,将主元重组方式改进为自动重组,实现面向心电信号的 SSA 自监督降噪处理。使用基于 AD620 的心电信号采集装置,构建 53 条心电信号测试集进行验证,使用奇异谱分析的改进算法,主元自动选择的准确性为 98.68%,重构的心电信号信噪比(SNR)由 10.43 dB 平均提高到 20.17 dB,能够有效提取出清晰的 PQRST 波,使其在医疗领域心电信号检测与降噪方面具有很好的实用化前景。

关键词:心电信号;奇异谱分析;逻辑回归;心电采集;主元分析

中图分类号: TN216 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

Improved algorithm for singular spectrum analysis in ECG signals processing

Yu Jiaolan¹ Yu Yang² Xu Xing¹ Lu Xiaobo¹ Cui Hongfei¹ Wu Xinbo¹

(1. Beijing Orient Institute of Measurement and Test, Beijing 100086, China;

2. Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: As a key physiological signal, electrocardiogram (ECG) is widely used in the medical field. However, the ECG signal is easily interfered by noise during the collection process, which affects the signal quality. An improved algorithm of singular spectrum analysis (SSA) is designed for ECG signal noise reduction. The logistic regression (LR) algorithm is introduced in the principle component grouping stage of SSA, and the principle component method is improved to automatic grouping to realize SSA self-supervised noise reduction processing for ECG signals. Using an ECG signal acquisition device based on AD620, of 53 ECG signals was constructed as a testing set for verification. Using the improved algorithm of singular spectrum analysis, the accuracy of automatic selection of principal elements was 98.68%. The signal-to-noise ratio (SNR) of the reconstructed ECG signal increased from 10.43 dB to 20.17 dB on average. It can extract clear PQRST waves effectively, and has good practical prospects in ECG signal detection and noise reduction in the medical field.

Keywords: ECG; singular spectrum analysis; logistic regression; electrocardiogram acquisition; principal component analysis

0 引 言

心电图(electrocardiogram, ECG)是人体关键的生理信号之一,是诊断心脏异常的重要工具,被医生广泛用于解释和识别生理和病理现象。然而,心电信号在采集过程中经常受到各种噪声干扰,如运动伪迹、基线漂移、肌电图(EMG)、静电干扰、电力线干扰(50 Hz)、呼吸等噪声,严

重影响了心电图信号在临床应用中的实用价值^[1-2]。

近年来,已经有许多算法应用于抑制心电信号的噪声干扰^[3-4]。传统的数字滤波器的理论基础成熟,使用范围较广。Kumar 等^[5]研究了不同的无限冲激响应滤波器(IIR)和有限冲激响应滤波器(FIR),用于消除 ECG 信号中的伪迹。Saha 等^[6]设计了三级级联的 IIR 滤波器,通过仿真与测试验证了级联 IIR 模型的有效性。Roy 等^[7]设

计了基于插值的 FIR 带通滤波器,实现对环境噪声、基线漂移等噪声的抑制。但是,心电检测中噪声信号为非稳态信号,其频谱并不固定,故传统数字滤波器很难有效去除这些噪声。

因此,在心电信号中去除非稳态噪声方面,许多研究中引入了小波变换、自适应滤波、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等现代信号处理算法^[8-9]。Alyasseri 等^[10]结合了 小波变换与 β -climbing 启发式算法,设计阈值、分解层数、母小波等参数,实现心电信号降噪。Prashar 等^[11]针对阈值的选择与处理,分析对基于双树复小波变换(DTCWT)降噪性能影响,以提升其在 ECG 信号去噪方面的能力提升。Smital 等^[12]将 Wiener 滤波器与小波变换(SWT)进行结合,根据输入信号中的噪声调整滤波参数,实现了心电检测中的噪声消除。但是,在小波变换中,需要确定很多参数,如不同的小波基、阈值函数和阈值,对降噪效果均有明显的影响,算法实现的效果对研究人员的经验依赖程度较高。Jain 等^[13]提出了一种改进的 EMD 的心电去噪算法,对不同的本征模态函数(IMF)进行不同的滤波处理,实现对不同来源噪声的抑制。然而,在经验模态分解中,运动伪迹引起的突变信号容易导致模态混叠产生,影响对心电信号噪声的抑制效果。

奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)是一种无模型且数据驱动的时间序列分解方法,分解后的主元分量是根据原始时间序列数据的协方差属性生成,主元之间相互独立。程树云等^[14]将 SSA 应用在了超声检测中,验证了 SSA 在降噪效果上显著优于小波阈值去噪、稀疏分解等降噪方法。陈思雨等^[15]也证明了 SSA 在分离有效信号和噪

声信号过程中的有效性,提升降噪效果。Yang 等^[2]将 SSA 应用于非接触式心电检测系统中,在低信噪比的信号中实现特征提取和降噪处理。Mukhopadhyay 等^[16]提出 SSA 在心电图等生理信号降噪处理中不同维度的评价方法,实现对 SSA 性能评估。但是,在奇异谱分析中,主元选择作为关键步骤,一般依赖于研究人员的经验完成^[17],而且,即时在同一个信号处理中,当噪声变化时,与 ECG 信号对应的主元也并不完全相同。杨翠微等^[18]基于主元的相关性完成主元重组,但是依赖第 1 主元为目标信号成分,不适用于噪声较大且变化的应用场景。因此,在 SSA 中重组(grouping)阶段很难完成主元的自动选择。

基于上述分析,本文提出了一种应用于心电信号降噪的 SSA 改进算法。在心电信号降噪处理中,对 SSA 中的主元进行特征分析,结合逻辑森林回归算法,实现 SSA 的主元自动选择,从而去除噪声对心电信号的干扰。

1 心电信号采集系统设计

心电检测系统用于采集心电信号,如图 1 所示。该系统是由 1 个心电信号采集电路、1 个模拟滤波器组(由高通滤波器、双 T 陷波器、低通滤波器)、1 个模数转换器和微处理器以及计算机组成。其中,高通滤波器(HPF)用于消除直流偏移和低频噪声,其截止频率为 0.5 Hz;陷波滤波器的工作频率设置为 50 Hz,其目的适用于抑制电力线的工频干扰;低通滤波器(LPF)的截止频率设置为 50 Hz,用于降低高频噪声对心电检测的干扰。经过这些滤波器的滤波后,使用微处理器通过 A/D 转换器获取信号。然后,通过蓝牙传输模块,送到 PC 进行后处理。

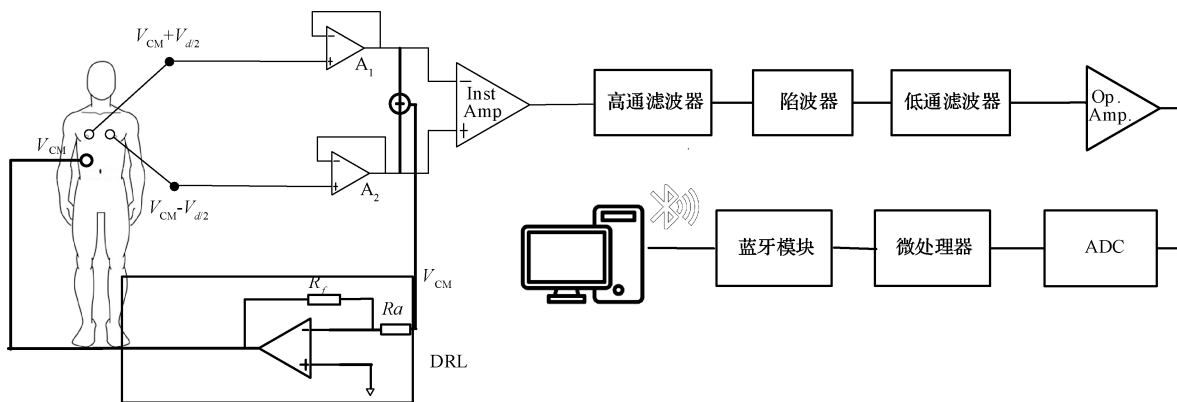


图 1 心电信号检测系统

Fig. 1 ECG measurement system

运算放大器是心电检测的核心部件。本文选择 AD620(analog devices)作为前端放大器,是一款低成本、高精度仪表放大器,调节一个外部电阻即可将增益设置为 1~10 000。此外,其功耗更低(最大电源电流仅为 1.3 mA),非常适合电池供电、便携式(或远程)应用。AD620 的低噪声、低输入偏置电流和低功耗特性,有益于

减少电路本身的噪声干扰,使其非常适合医疗应用,如心电图检测。

2 SSA 改进算法设计实现

SSA 是一种基于 Karhunen-Loeve 分解的非线性时间序列数据分析算法^[2]。一般情况下,SSA 是基于原始时间

序列的轨迹矩阵将其分解为不同的可解释成分,如数据中的振荡成分、缓慢变化的趋势成分以及非结构化的噪声等成分,各个成分之间相互独立^[19]。

SSA 是由两个阶段构成,分别是信号分解和信号重构。其中,信号分解的作用是实现信号在高维度空间在独立维度上的映射,从而实现信号中有效成分与噪声成分的分离^[20-21]。信号重构是基于信号分解之后,在高维度空间选择对应有效成分进行重组,剔除噪声成分,从而重构出目标信号^[22-23],达到降噪目的。

信号分解阶段包括了嵌入运算(embedding)和奇异值分解(singular value decomposition, SVD)两个步骤。

以时间序列 $x = (x_1, \dots, x_N)$ 为研究对象,在 Embedding 阶段,按照滑动窗长 L 进行数据分割,映射到 $L \times K$ 的空间中,得到轨迹矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_L \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{L+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_K & x_{K+1} & \cdots & x_{L+K-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $K = N - L + 1$ 。在 SVD 阶段,计算矩阵 \mathbf{X} 的 SVD 并将其表示为一阶双正交矩阵之和。协方差矩阵 $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的特征值表示为 $\lambda_i (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0)$, 则矩阵 \mathbf{X} 的 SVD 为:

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T = \mathbf{U} \sum \mathbf{V}^T \quad (2)$$

其中, $d = \text{rank}(\mathbf{X})$, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别称为轨迹矩阵 \mathbf{X} 的左、右奇异矩阵。

重构阶段包括分组和对角线平均两个阶段。在分组阶段,索引集 $\{1, 2, \dots, d\}$ 的主元序列可以根据实际需求,分成若干不连续的子集。在心电信号降噪中,分组操作是为找到适合心电信号重构的分量。设 $\mathbf{I} = \{i_1, \dots, i_p\}$ ($p < d$) 为相应的索引,则心电信号对应的矩阵可表示为:

$$\mathbf{X}_{\text{group}} = \sum_{j=i_1}^{i_p} \sqrt{\lambda_i} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T = \begin{bmatrix} \hat{x}_{1,1} & \hat{x}_{1,2} & \cdots & \hat{x}_{1,K} \\ \hat{x}_{2,1} & \hat{x}_{2,2} & \cdots & \hat{x}_{2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{x}_{L,1} & \hat{x}_{L,2} & \cdots & \hat{x}_{L,K} \end{bmatrix} \quad (3)$$

在对角化平均中,将重构矩阵 $\mathbf{X}_{\text{group}}$ 重新映射为一组重构的一维时间序列 x_{recon} 。

$$\tilde{x}_s = \frac{1}{N(A_s)} \sum_{(l,k) \in A_s} \tilde{x}_{l,k} \quad (4)$$

式中: $A_s = \{(l, k) : l + k = s + 1, 1 \leq l \leq L, 1 \leq k \leq K\}$, $N(A_s)$ 是集合 A_s 中元素的个数。

原始一维时间序列信号 x 可以表示为:

$$x = x_{\text{recon}}^{(1)} + x_{\text{recon}}^{(2)} + \dots + x_{\text{recon}}^{(d)} \quad (5)$$

式中: $x_{\text{recon}}^{(n)}$ 由分组矩阵 $\mathbf{X}_{\text{group}}^{(n)}$ ($n = 1, \dots, d$) 重构而成,将 $x_{\text{recon}}^{(n)}$ 定义为原始信号的一个主元。

主元序列的选择是奇异谱分析中信号重构阶段的重要一步,它是将分解的信号成分进行重组,从而重构出目标信号。然而,主元序列选择一般是依赖研究经验,缺少通用标准。而且,对于不同的信号,对应有效成分的主元在序列中的位置并不固定,无法通过指定序列中固定位置的主元进行有效降噪。因此,需要研究人员进行主元选择,人工挑选符合目标的有效成分,用于后续的信号重组,无法实现奇异谱分析算法自动执行^[24-25]。为此,本文引入逻辑回归算法(logistic regression, LR),基于心电信号与噪声信号构建特征工程,对信号分解之后的任一主元进行判断,确定该主元是否为构成心电信号的有效成分,从而实现主元的自动化选择,降低奇异谱分析算法在执行过程中人为干预。

LR 作为一种概率分类统计模型,也被称为广义线性模型,常用于二分类。选择奇异谱分析重组阶段的主元 $x_{\text{recon}}^{(i)}$ 作为样本数据,对应是否被选择为目标主元作为样本标签 $y_i \in \{0, 1\}$, 样本数据和样本标签形成一一对应的样本类别对 $(x_{\text{recon}}^{(i)}, y_i)$ 。然后,使用 LR 模型进行训练。将 Sigmoid 函数 $g(z) = 1/(1 + e^{-z})$ 与线性回归函数 $f(x) = \mathbf{w}^T x + b$ 复合,则样本 $x_{\text{recon}}^{(i)}$ 属于 y_i 的概率可表示为:

$$\begin{cases} P(y_i = 1 | x_{\text{recon}}^{(i)}) = \frac{1}{1 + e^{-(\mathbf{w} \cdot x_{\text{recon}}^{(i)} + b)}} \\ P(y_i = 0 | x_{\text{recon}}^{(i)}) = 1 - P(y_i = 1 | x_{\text{recon}}^{(i)}) = \frac{e^{-(\mathbf{w} \cdot x_{\text{recon}}^{(i)} + b)}}{1 + e^{-(\mathbf{w} \cdot x_{\text{recon}}^{(i)} + b)}} \end{cases} \quad (6)$$

参数权重 \mathbf{w} 和截距 b 选择使用最大似然法进行估计,经过变形可得到交叉熵损失函数如下:

$$J(\mathbf{w}) = -l(\mathbf{w}) = - \sum_{i=1}^n y_i \ln(p(x_{\text{recon}}^{(i)})) + (1 - y_i) \ln(1 - p(x_{\text{recon}}^{(i)})) \quad (7)$$

使用随机梯度下降算法,基于交叉熵损失函数求得权重 \mathbf{w} 和截距 b 的最优解。

从每一个单一主元 $x_{\text{recon}}^{(i)}$ 中提取关键特征,作为逻辑回归的输入,提升模型的性能。考虑模型复杂度,按照频域、非线性、时域等维度,从单一主元信号中共提取 15 个特征,特征如表 1 所示。

在奇异谱分析的主元选择步骤中,引入逻辑回归模型,实现奇异谱分析的主元自动选择。基于上述分析,其流程如图 2 所示。

3 实验

基于心电检测系统装置(图 1),实现对心电信号的数据采集和存储,采集的信号如图 3 所示。

使用奇异谱改进算法对心电信号进行降噪处理。针对单一主元进行对角平均后,原始时间序列 \mathbf{X} 可以分为

表 1 基于单一主元提取的特征

Table 1 The list of features extracted from a single principal component

特征编号	特征说明	特征编号	特征说明
F1	时域中,信号均值 $\text{mean}(x)$	F2	时域中,信号均方根值 $\text{std}(x)$
F3	时域中,信号峰度值	F4	时域中,信号偏度值
F5	频域中,主能量谱的频率	F6	频域中,主能量谱的宽度
F7	频域中,主能量谱的频率与宽度比	F8	频域中,能量谱的峰度值
F9	频域中,主能量谱的幅值	F10	频域中,能量谱的偏度值
F11	频域中,低于 3 Hz 的能量占比	F12	频域中,低于 15 Hz 的能量占比
F13	频域中,主能量谱谱峰距离其余能量谱峰的最大值	F14	频域中,主能量谱谱峰距离其余能量谱峰的最大值
F15	信号的样本熵		

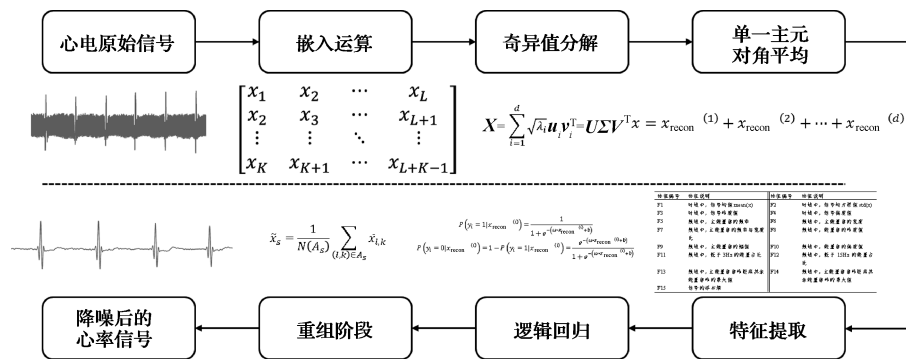


图 2 奇异谱分析改进算法流程

Fig. 2 The flow chart of improved algorithm for singular spectrum analysis

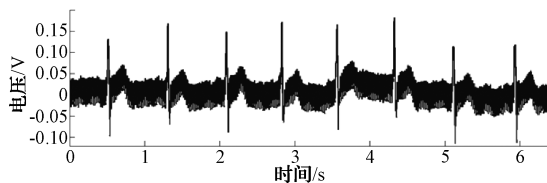


图 3 原始心电信号

Fig. 3 Raw ECG signal

不同的主成分。含有 ECG 信息的主成分表示为目标主元,如图 4(a)所示,而含有少量 ECG 信息的主成分表示为噪声主元,如图 4(b)所示。

对各个主元提取特征 F1~15,使用 LR 进行主元选择,如图 5 所示。对比图 4 与 5 可知,使用逻辑回归选择主元与依据研究经验选取的主元一致。

对选取的主元进行重组,得到重构的心电信号如图 6 所示。心电信号中 PQRST 特征明显,信噪比由 13.31 dB 提高到 20.47 dB。

选择基于心电检测系统采集的心电数据作为测试集,其中包含 53 条 10~20 s 的长度 ECG 信号,进行分解重组后,得到 1 060 个主元,目标主元为 264 个,噪声主元为 796 个,LR 分类准确性为 98.68%,其混淆矩阵结果

如表 2 所示,信噪比平均值由 10.43 dB 提高到 20.17 dB。

为了分析算法的性能,将奇异谱改进算法分别与原始的奇异谱算法、小波降噪算法、EMD 在相同的数据集上进行降噪效果对比,使用信噪比作为衡量标准。其中,在原始的奇异谱算法中,对有效成分的主元由两位研究者共同选择,同时被两位研究者选中的主元用于后续信号重构;对于小波降噪,选择 db8 小波对信号进行去噪,分解层数设为 5;在 EMD 算法中,对于 IMF 的选择,同样是由两位研究者共同选择进行决定。图 7 所示为奇异谱改进算法、原始的奇异谱算法、小波降噪算法、EMD 算法对同一条心电信号的降噪结果。各个降噪算法在数据集上的信噪比平均值如表 3 所示。

由图 7 可以看出,对同一条心电信号(图 7(a))进行降噪。经原始的奇异谱算法处理后,心电信号幅值出现衰减(图 7(c)),且存在一定的噪声,这是由于在人工选择有效成分时无法选取全部的有效成分,某些有效成分被忽略或某些噪声成分被误判为有效成分,导致重构信号出现衰减。在小波降噪后,信号中依旧存在噪声(图 7(d)),这是因为不同场景下噪声特征分布不同,db8 小波不能适配所有噪声场景。经 EMD 算法处理之后,心电信号出现比较大的畸变,这是由于分解模态中成分混叠,导致噪声抑制效果较差。

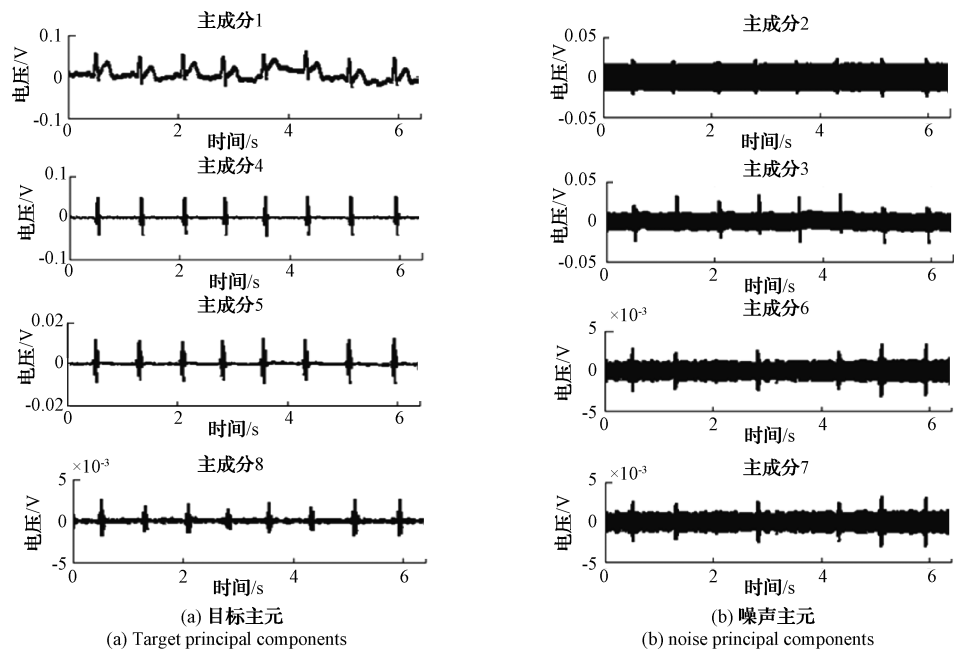


图 4 重构的目标主和噪声主元
Fig. 4 Reconstructed target principal components and noise principal components

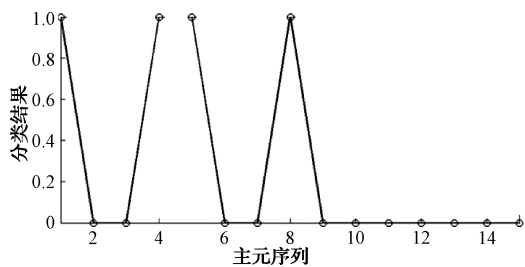


图 5 基于逻辑回归的单一主元分类
Fig. 5 Classification for a single principal component based LR

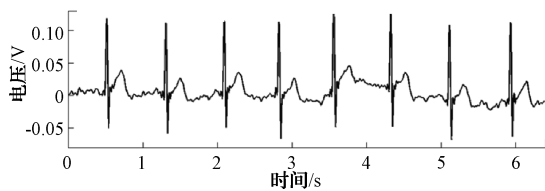
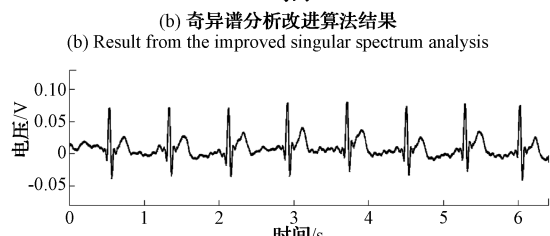
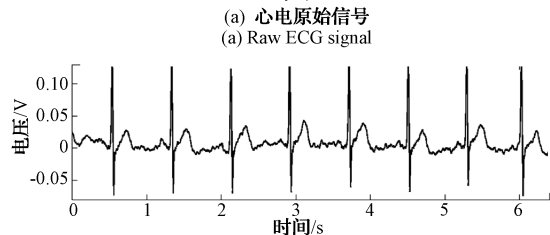
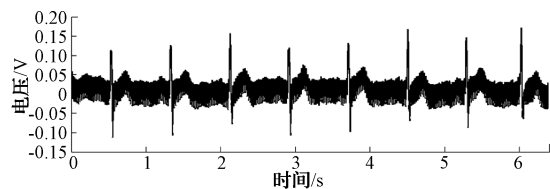


图 6 基于 LR 筛选主元的重构信号
Fig. 6 Reconstructed signals based on LR filtering principal component

表 2 逻辑回归分类的混淆矩阵 Table 2 Confusion matrix for logistic regression classification		
主元	目标主元	噪声主元
目标主元	261	11
噪声主元	3	785

表 3 不同降噪算法在数据集上的信噪比 Table 3 Signal-to-noise ratio of different noise reduction algorithms on data sets	
降噪算法类型	信噪比平均值/dB
奇异谱改进算法	20.17
原始的奇异谱算法	18.63
小波降噪算法	18.29
EMD	13.11



(a) 心电原始信号
(a) Raw ECG signal
(b) 奇异谱分析改进算法结果
(b) Result from the improved singular spectrum analysis
(c) 原始的奇异谱分析算法结果
(c) Result from original singular spectrum analysis

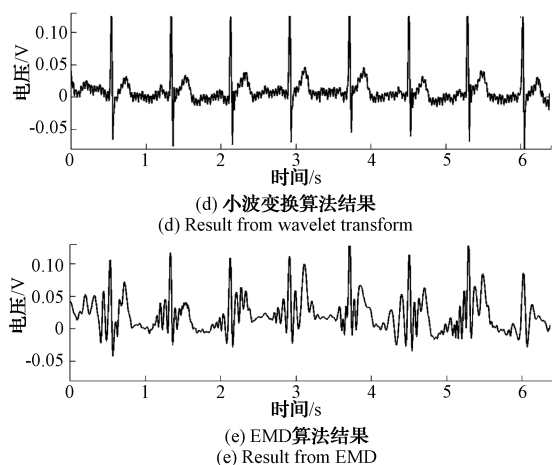


图7 不同算法对比结果

Fig. 7 Comparing results of different algorithms

对比之下,SSA改进算法通过引入LR算法从而实现自动选择有效主元,得到重构信号最为接近目标信号,且在数据集上,信噪比全局值明显优于其他算法。

4 结论

本文使用了一种改进的SSA应用于心电信号降噪处理。在SSA改进算法中的主元选择阶段,引入LR算法进行目标主元玄学,从而实现主元自动重组,完成心电信号的降噪处理。在已有数据库中,53条10~20s的长度ECG信号,使用SSA进行分解重组后,得到1060个主元,目标主元为264个,噪声主元为796个,使用LR判断目标主元和噪声主元,其分类准确性为98.68%,灵敏度98.86%,特异性98.61%,信噪比由10.43dB平均提高到20.17dB,能够提取出清晰的PQRST,在医疗领域心电信号检测与降噪方面具有很好的实用化前景。

参考文献

- [1] 马晓婷, 尚宇. ECG去噪算法的设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(7): 18-22.
MA X T, SHANG Y. Design and implementation of ECG denoising algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(7): 18-22.
- [2] YANG B, YU C, DONG Y. Capacitively coupled electrocardiogram measuring system and noise reduction by singular spectrum analysis [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(10): 3802-3810.
- [3] APPATHURAI A, CAROL J J, RAJA C, et al. A study on ECG signal characterization and practical implementation of some ECG characterization techniques [J]. Measurement, 2019, 147: 106384-106396.
- [4] 王瑞琦, 亢岩岩, 何斌. 心脏HRV信号采集装置的设计与实现 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 134-137.
- [5] WANG R Q, KANG Y Y, HE B. Design and implementation of a heart HRV signal acquisition device [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(6): 134-137.
- [6] KUMAR K S, YAZDANPANA B, KUMAR P R. Removal of noise from electrocardiogram using digital FIR and IIR filters with various methods [C]. 2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP). IEEE, 2015: 157-162.
- [7] SAHA S, BARMAN S. Noise suppressing cascaded IIR elliptic filter design for ecg signals [C]. International Conference on Communication, Devices and Computing. Singapore: Springer Nature Singapore, 2021: 1-13.
- [8] ROY S, CHANDRA A. A new method for denoising ECG signal using sharp cut-off FIR filter [C]. 2018 International Symposium on Devices, Circuits and Systems (ISDCS). IEEE, 2018: 1-6.
- [9] 张艳丽, 元慧, 陈振生. 小波变换在 ECG 信号滤波中的应用研究 [J]. 中国医学物理学杂志, 2005, 22(1): 422-425.
ZHANG Y L, QI H, CHEN ZH SH. The application of ECG signal filter based on wavelet transformation [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2005, 22(1): 422-425.
- [10] 杨丹, 秦梦芝, 徐彬, 等. 基于 EMD 的心电信号压缩算法 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2014, 35(7): 926-930.
YANG D, QIN M ZH, XU B, et al. ECG compression algorithm based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2014, 35(7): 926-930.
- [11] ALYASSERI Z A A, KHADER A T, AL-BETAR M A, et al. Hybridizing β -hill climbing with wavelet transform for denoising ECG signals [J]. Information Sciences, 2018, 429: 229-246.
- [12] PRASHAR N, SOOD M, JAIN S. Design and implementation of a robust noise removal system in ECG signals using dual-tree complex wavelet transform [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 63: 102212.
- [13] SMITAL L, VÍTEK M, KOZUMPLÍK J, et al. Adaptive wavelet Wiener filtering of ECG signals [J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2013, 60(2): 437-445.
- [14] JAIN S, BAJAJ V, KUMAR A. Riemann Liouville fractional integral based empirical mode

- decomposition for ECG denoising[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017, 22(4): 1133-1139.
- [14] 程树云, 陆铭慧, 刘元钰, 等. SSA 降噪算法在超声检测中的应用[J]. 无损检测, 2023, 45(4): 33-38.
CHENG SH Y, LU M H, LIU Y Y, et al. Application of SSA noise reduction algorithm in ultrasonic testing[J]. Nondestructive Testing, 2023, 45(4): 33-38.
- [15] 陈思雨, 张备伟, 刘雪梅. 小波包分析联合奇异值差分的心电信号去噪算法[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2022, 45(4): 119-127.
CHEN S Y, ZHANG B W, LIU X M. ECG signal denoising algorithm based on wavelet packet analysis and singular value difference[J]. Journal of Nanjing Normal University(Natural Science Edition), 2022, 45(4): 119-127.
- [16] MUKHOPADHYAY S K, KRISHNAN S. A singular spectrum analysis-based model-free electrocardiogram denoising technique[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 188: 105304-105318.
- [17] GHADERI F, MOHSENI H R, SANEI S. Localizing heart sounds in respiratory signals using singular spectrum analysis[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(12): 3360-3367.
- [18] 杨翠微, 丁小曼. 一种改进的基于奇异谱分析的心电信号降噪方法: 202110531843. 4[P]. 2023-10-13.
YANG C W, DING X M. An improved ECG signal denoising method based on singular spectrum analysis: 202110531843. 4[P]. 2023-10-13.
- [19] MOURAD N. ECG denoising algorithm based on group sparsity and singular spectrum analysis[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 50: 62-71.
- [20] 郭帆, 王鹏. 基于集合经验模态分解的 MEMS 矢量水听器联合去噪算法[J]. 测试技术学报, 2022, 36(2): 117-121, 177.
GUO F, WANG P. Based on set ensemble empirical mode decomposition joint denoising algorithm of MEMS vector hydrophone[J]. Journal of Test & Measurement Technology, 2022, 36(2): 117-121, 177.
- [21] LIN P, PENG S, ZHAO J, et al. Diffraction separation and imaging using multichannel singular-spectrum analysis[J]. Geophysics, 2020, 85(1): V11-V24.
- [22] ZHAO J, SONG J, LI X, et al. A study on EEG feature extraction and classification in autistic children based on singular spectrum analysis method[J]. Brain and Behavior, 2020, 10(12): e01721.
- [23] CAROZZI F, SACCHI M D. Interpolated multichannel singular spectrum analysis: A reconstruction method that honors true trace coordinates[J]. Geophysics, 2021, 86(1): V55-V70.
- [24] LATIFOĞLU L. Application of the novel circulant singular spectrum analysis ensemble model for forecasting of streamflow data[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2022, 15(10): 982.
- [25] BHOWMIK B, KRISHNAN M, HAZRA B, et al. Real-time unified single-and multi-channel structural damage detection using recursive singular spectrum analysis[J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(2): 563-589.

作者简介

虞娇兰, 硕士, 工程师, 主要研究方向为仪器与测试技术、计量测试技术、微弱信号处理等。
E-mail: yujiaolan611@163.com