

基于小波变换和改进的瞬态独立成分分析融合算法的心电信号降噪方法

袁野¹, 王夏天², 张子辰², 王亚坤², 潘一峰¹

1. 中南大学湘雅医院, 湖南长沙 410008; 2. 北京理工大学光电学院, 北京 100081

【摘要】本文提出一种基于小波变换与独立成分分析融合的信号处理方法,该方法用于抑制多通道同步采集的心电信号包含的噪声。首先利用小波变换对各路同步采集的原始心电信号进行八尺度分解,获得低频逼近信号与高频细节信号,通过设定阈值的方法去除属于低频噪声部分的逼近信号。然后对保留的细节信号进行反变换实现信号重构,再利用包含预同步功能的瞬态独立成分分析改进算法从重构的信号中分离出高频噪声与心电信号独立成分。最后采用信噪比与均方根误差作为信号质量评价指标,将融合算法与单独使用瞬态独立成分分析算法的处理结果进行对比,结果表明融合算法进行降噪处理这一方法具有更高的信噪比和更低的均方根误差,本文提出的融合算法具有良好的心电信号降噪性能。

【关键词】心电信号;小波变换;预同步;独立成分分析;信噪比;均方根误差

【中图分类号】 R318.6

【文献标识码】 A

【文章编号】 1005-202X(2016)04-0415-08

Electrocardiogram noise reduction based on fused algorithm of wavelet transform and improved independent component analysis

YUAN Ye¹, WANG Xia-tian², ZHANG Zi-chen², WANG Ya-kun², PAN Yi-feng¹

1. Xiangya Hospital, Central South University, Changsha 410008, China; 2. School of Opto-electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: A signal processing method based on the fused algorithm of wavelet transform and independent component analysis was proposed in the paper. The fused algorithm was used to reduce the noise of electrocardiogram (ECG) signals. Wavelet transform was firstly applied to split the acquired ECG signals into eight scales, obtaining the low-frequency approximation signals and high-frequency detail signals. And the low-frequency noise which was belonged to approximation signal was removed by setting a threshold. Secondly, the maintain detailed signals were inversely transformed to reconstruct the signals, and the independent component analysis algorithm with pre-sync function was applied to separate the independent components which included high-frequency noise and ECG signals from reconstructed signals. Finally, signal-noise ratio and mean square error were taken as evaluate indexes of the signal's quality to compare the result of noise respectively reduced by using transient component analysis and fused algorithm. The result showed the fused algorithm had higher signal-noise ration and lower mean square error. The proposed fused algorithm has a satisfactory noise reducing performance in ECG signals processing.

Key words: electrocardiogram signal; wavelet transform; pre-sync; independent component analysis; signal-noise ratio; mean square error

前言

心电信号是人体重要的生理信号,信号的波形是评价患者心脏健康状况的重要依据。目前心脏病

是世界上严重威胁人类生命安全的疾病之一,因此心电信号检测技术一直是医学与工程领域的重点研究对象。在心电信号采集的过程中,由于受到外界电磁环境干扰和体表电位变化等因素的影响,所采集的原始信号会混入多种不同形式的噪声。这些噪声造成的影响使原始心电信号波形失真,从而给医护人员的诊疗工作带来诸多不便。为提高心电信号的质量,需要进行降噪处理,从心电信号的频率分布考虑,降噪方法可分为两种类型:对不属于心电信号

【收稿日期】 2016-01-15

【作者简介】 袁野(1991-), 硕士在读, 研究方向: 医疗仪器设计, 医学信号处理, Tel: 18684971212, E-mail: abovmyuanye@163.com。

【通信作者】 潘一峰(1960-), 博士, 研究员, 研究方向: 纳米生物技术, Tel: 13469046006, E-mail: 1356931763@qq.com。

主要频率范围的噪声,通过在采集电路中构建滤波器的方法进行抑制;对与信号频谱相重叠的噪声,需要采用降噪算法构建的数字滤波器进行噪声抑制。本文所叙述的是降噪算法,对频谱重叠区域的心电信号与噪声的频域特征进行分析,并通过小波变换构建的数字滤波器对重叠区域中属于低频部分的噪声进行抑制。本文采用的方法是利用db5小波函数对原始信号进行八尺度分解,去除包含噪声部分的低频逼近信号,然后对属于心电信号部分的细节信号进行反变换以实现信号重构。对于频谱重叠区域中属于高频部分的噪声,采用盲源分离方法进行抑制。本文采用瞬态独立成分分析方法,对重构的四路十二导联同步采集的心电信号运用投影的方法提取包含心电信号的独立分量,从而在四路重构信号分离出4个独立成分,其中1个是心电信号,其余的均为高频噪声。另外,针对瞬态独立成分分析算法输出结果的稳定性对同步信号相位失真较敏感这一问题,本文对瞬态独立成分分析算法进行了改进,通过峰值配准手段对同步采集信号进行预处理,使得发生轻度相位失真的同步信号使用改进的瞬态独立成分分析算法后仍能获得稳定结果。综上所述,采

用小波变换及独立成分分析的融合算法可以对心电信号频谱区域存在的低频与高频噪声进行有效抑制,对心电信号具有较好的降噪效果。

本文首先对自行研制的四路十二导联心电信号同步采集系统中存在的主要噪声的物理特征进行简要叙述,再根据这些物理特征结合融合算法进行详细叙述,最后展示实验结果,选取信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR)与均方根误差(Mean Square Error, MSE)这两个信号质量评价指标,对融合算法与单独采用独立成分分析算法进行处理后的结果进行对比,从而证明本文所述的融合算法具有更好的心电信号降噪效果。

1 心电信号同步采集系统与噪声

本文叙述的四路十二导联同步采集系统包含硬件采集电路与处理算法两部分。硬件采集电路实现的功能是采集、滤波、放大、A/D转换;软件处理算法实现的功能是数字降噪。为了了解滤波电路及降噪算法各自的功能,需要对采集系统中存在的主要噪声进行简要了解,主要噪声可以分为3部分:工频干扰、肌电干扰以及基线漂移。下面对这3类主要噪声的性质进行归纳^[1-2],如表1所示。

表1 心电采集系统的主要噪声

Tab.1 Main noise of ECG acquisition system

Noise	Frequency (Hz)	Amplitude	Appearance
Industry frequency interference	50	Less than 50% of ECG signals' peak value	Small regular wave
EMG interference	0-1000	5 mV	Small irregular wave
Baseline drift	0.05-2.00	15% of ECG signals' peak value	Envelope line is similar to sine function image

ECG: Electrocardiogram; EMG: Electromyography

滤波器的功能是抑制频谱与心电信号不重叠的噪声,由于心电信号功率90%以上集中在0.03~45.00 Hz,在这3类主要噪声中,与心电信号没有频率重叠部分的是工频干扰,所以在硬件采集电路中构建50 Hz的陷波器配合截止频率为45 Hz的低通滤波器可以有效抑制工频干扰及其余45 Hz以上的噪声,其中包含部分肌电干扰的成分。另外,对于0.03 Hz以下的低频噪声成分,可通过在电路中构建截止频率为0.03 Hz的高通滤波器进行抑制^[3-5]。对信号频谱相重叠的噪声,则无法通过滤波电路进行抑制,其中包含基线漂移、部分肌电干扰以及其它形式的次要噪声。为了解决这一问题,需要通过算法构建的数字滤波器对心电信号进行降噪处理,从而引出小波变换与独立成分分析融合算法。

2 基于小波变换与预同步独立成分分析融合算法

2.1 四通道输入同步采集原始心电信号波形图

通过同步采集电路获得的四路十二导联心电信号波形,如图1所示。每通道输入信号图像中的横坐标是采样帧数,也就是采样点的序数;纵坐标是输出心电信号的电压幅值,单位是V。从图中可以看到基线位置非零,每通道信号的波形呈现轻微上下起伏的趋势,并且在心电信号基础波形的轮廓中出现了频率不稳定的高频调制信号,通过上下起伏这一趋势可以断定心电信号中存在基线漂移噪声,通过出现的高频调制信号可以断定心电信号中存在肌电干扰噪声。为了使信号稳定,本文采用小波变换构建

数字滤波器对四路同步信号进行重构,从而去除基线漂移这一低频噪声。

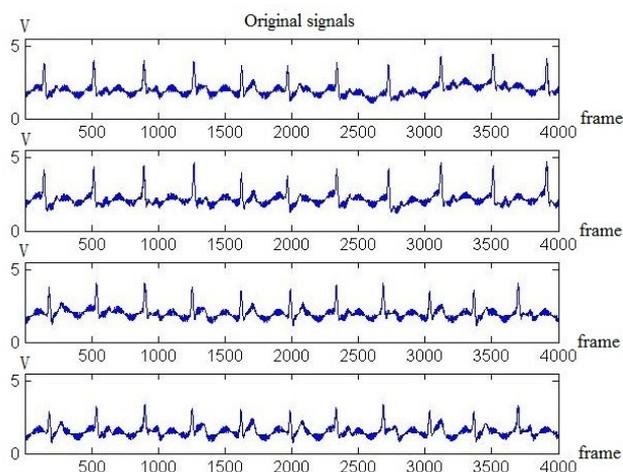


图1 原始心电信号波形图

Fig.1 Wave form of original ECG signals

2.2 小波变换信号重构算法

小波变换能够反映不同频段范围信号的时频信息,本文中的心电信号采集系统的输出量是离散数字信号 $f(n)$,取 $a=a_0^j$, $b=nb_0a_0^j$,其中伸展步长 $a_0>1$,平移步长 $b_0\neq 0$, $j\in Z$,则函数 $f(n)$ 的离散小波变换为:

$$Wf^j(n) = Wf^j(a, b) = a_0^{-\frac{1}{2}} \sum_k f(k) \overline{\psi(a_0^j k - nb_0)} \quad (1)$$

法国数学家 Mallat 将小波变换与常规信号处理相结合,得出了将信号分解至不同频域分辨率下的 Mallat 算法^[6-7],该方法是一种小波变换的快速计算方

法。令伸缩尺度 $a_0=2$, 平移尺度 $b=na$, 则离散小波变换的 Mallat 算法可表示为:

$$f^j(n) = \sum_{k=0}^n h(k) f^{j-1}(n - 2^{j-1}k) \quad (2)$$

$$Wf^j(n) = \sum_{k=0}^n g(k) f^{j-1}(n - 2^{j-1}k) \quad (3)$$

其中, $f^j(n)$ 表示分辨率为 2^j 的信号, $f^0(n)$ 表示原始数字信号; $Wf^j(n)$ 为原始信号 $f(n)$ 的二进制小波变换 $j, n \in Z$; $h(k)$ 、 $g(k)$ 为正交小波滤波器 $h(\omega)$ 与 $g(\omega)$ 的系数。尺度函数与小波函数的构造实际就是正交小波系数的设计过程,假设信号 $f(n)$ 分解到第 j 层上的近似信号系数为 a_k^j ,对应的是低频逼近信号;细节信号系数为 d_k^j ,对应的是高频细节信号。那么执行 Mallat 算法的过程就是将信号 $f(n)$ 与冲击响应 $h(n)$ 进行卷积运算,构成低通滤波器,并获得分辨率为 2^j 的信号。则式(2)和式(3)可理解为通过高通滤波器后获得的高频信号。

基线漂移属于低频区域噪声,因此在进行多尺度分解后应当以低频逼近信号作为处理对象。具体的降噪方法是:选择适当的小波函数和分解尺度,将原始的心电信号进行分解,从中获得低频逼近信号,使低频逼近信号尽可能逼近心电信号中的基线漂移噪声,然后将逼近信号置零,从而抑制基线漂移,最后对变换域中的非零小波系数进行反变换实现信号重构,这样便可以抑制心电信号中的基线漂移噪声。本文选择 db5 小波函数,尺度 $h=8$ 进行多分辨率分析^[8-9]。小波变换重构算法实现流程的框图如图 2 所示。

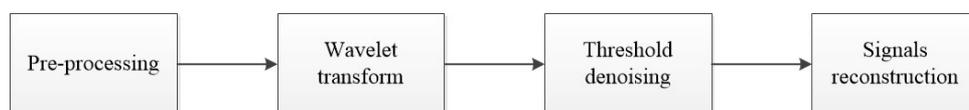


图2 小波变换信号重构实现流程框图

Fig.2 Process of wavelet transform for signals reconstruction

经过重构后的四通道输入采集图如图 3 所示,从图中可以看出四通道采集的心电信号各自重构后,基线位置归零,并且不再具有上下起伏的趋势,因此可知基线漂移得到了有效的抑制。

2.3 经过改进的独立成分分析降噪算法

经过重构的信号仍含有肌电干扰等属于心电信号高频区域的噪声成分。为了抑制高频噪声,本文利用独立成分分析方法对包含高频噪声的多路同步重构信号进行盲源分离,从中提取去除高频噪声的心电信号独立成分。对于四路同步输入的心电信号

采集系统,其数学模型为^[9]:

$$\begin{cases} x_1(t) = a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) + a_{13}s_3(t) + a_{14}s_4(t) \\ x_2(t) = a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) + a_{23}s_3(t) + a_{24}s_4(t) \\ x_3(t) = a_{31}s_1(t) + a_{32}s_2(t) + a_{33}s_3(t) + a_{34}s_4(t) \\ x_4(t) = a_{41}s_1(t) + a_{42}s_2(t) + a_{43}s_3(t) + a_{44}s_4(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $x_i(t)$ 是经过采集电路后输出的四通道心电信号, $s_i(t)$ 是构成输出信号 $x_i(t)$ 的 4 个独立成分,可以理解为 1 个独立的心电信号成分与 3 个相互独立的噪声信号成分, a_{ij} 是构成 $x_i(t)$ 的每个独立成分的系数,与各独立成分在传输过程中的衰减程度有关,由于

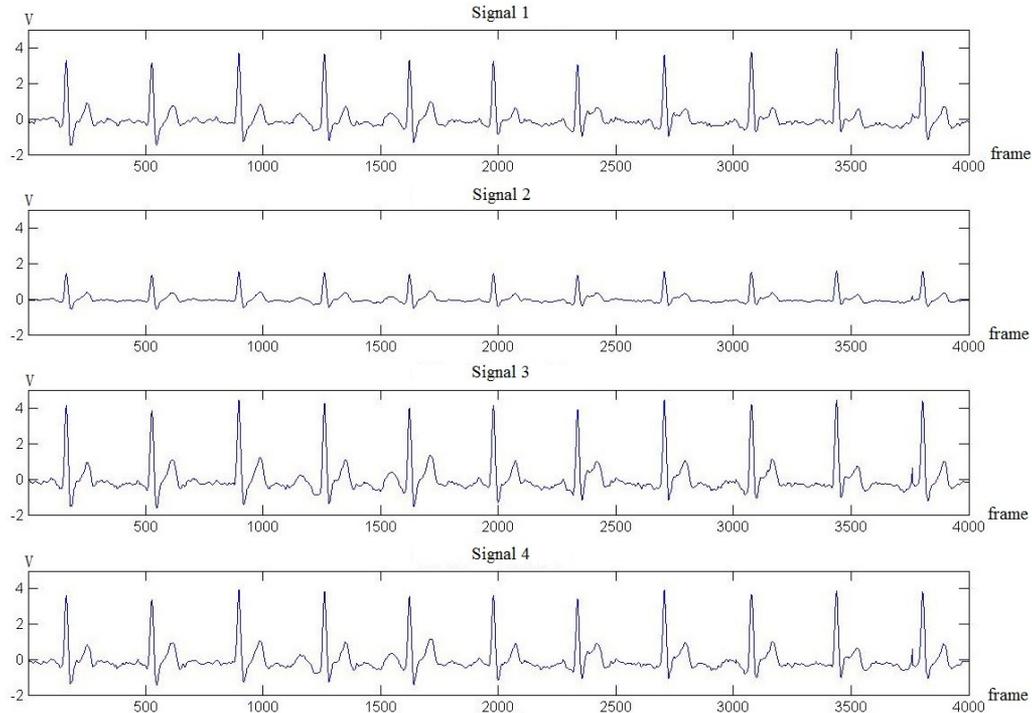


图3 四通道信号重构图

Fig.3 Signal reconstruction of four-channel input

缺少先验知识,因此无法获取具体数值,属于未知量。该模型可写成矩阵形式: $\mathbf{x} = \mathbf{A} \mathbf{s}$ 。独立成分分析算法便是通过统计方法求取最优估计矩阵 $\hat{\mathbf{W}}$, 使 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W} \mathbf{x}$ 。

由于 $\hat{\mathbf{W}}$ 是最优估计量,因此 $\hat{\mathbf{s}}$ 是 \mathbf{s} 的最优估计量。

最优估计量 $\hat{\mathbf{s}}$ 的求取思路是:令

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \sum w_i x_i \tag{5}$$

其中, \mathbf{w}^T 是 $\hat{\mathbf{W}}$ 中的一个行向量,那么 \mathbf{y} 表示一组信号源的线性组合。定义 $\mathbf{z} = \mathbf{A}^T \mathbf{w}$, 则:

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{s} = \mathbf{z}^T \mathbf{s} \tag{6}$$

其中, \mathbf{S} 表示信号源组成的列矩阵,通过中心极限定理可知信号源的线性组合 $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{z}^T \mathbf{s}$ 的概率分布将会比每个信号源 s_i 更趋近于高斯分布。并且还可以得知不同的系数 \mathbf{w}^T 所构成的线性组合的高斯性程度各不相同,因此一定存在一个 \mathbf{w}^T , 使 \mathbf{y} 的高斯性分布达到最小,从而使 \mathbf{y} 中包含独立的信号源数目达到最小,这便是独立成分分析算法实现盲源分离的过程。

本文所采用的独立成分分析模型基于以下假设^[10-13]: (1)对于规模为 $n \times m$ 混合矩阵 \mathbf{A} , 需要保证 $n \geq m$, 也就是说 \mathbf{A} 是满秩矩阵; (2) \mathbf{s} 中的成分在各时刻满足统计独立; (3) 最多只有 1 个源信号服从高斯分布,这是因为多个服从高斯分布随机变量的线性

组合仍然服从高斯分布,无法从混合高斯信号中得到任何独立分量的信息,最终导致无法估计 \mathbf{A} 。

满足这 3 条假设的系统便可以通过瞬态独立成分分析算法实现盲源分离,具体步骤为^[14-16]:

(1)数据预处理,主要包括中心化、白化。预处理的作用是使原始数据满足算法实现进一步处理的要求,并且能够降低进一步处理过程中的计算量。中心化的结果是使采集到的各通道数据样本的均值归零,白化的结果是使采集到的各通道数据样本方差为 1,协方差为零。

(2)选择非高斯性度量指标,建立目标函数。该目标函数的特点是:当这个函数取极值时,估计出的独立成分之间非高斯性最大。本文采用信息论中的负熵作为非高斯性度量指标建立目标函数^[17]。负熵定义为:

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{\text{Gauss}}) - H(\mathbf{y}) \tag{7}$$

其中, $H(\mathbf{y}_{\text{Gauss}})$ 是与 $H(\mathbf{y})$ 具有相同协方差阵的高斯分布。采用负熵作为度量指标是因为在相同方差的随机变量中,满足高斯分布的随机变量具有最大的熵。因此当目标函数为极大值时, $H(\mathbf{y})$ 与 $H(\mathbf{y}_{\text{Gauss}})$ 的分布近似程度最低, $H(\mathbf{y})$ 的非高斯性最强,也就是说包含的独立信号源的个数最多,满足独立成分分析的要求,因此进行独立成分分析需要寻找的是目标函数的极大值点。通常情况下,数据满足的概率分布无法获知,因此计算负熵时需要采用近似手段,本

文采用的近似公式为:

$$J(\mathbf{y}) \approx \sum_{i=1}^n k_i [E\{G_i(\mathbf{y})\} - E\{G_i(\mathbf{v})\}] \quad (8)$$

其中, k_i 是一个正常数, \mathbf{v} 是一个均值为0、方差为1、满足高斯分布的随机变量; G_i 并没有固定的形式, 只要满足非二次函数即可。在实际运算过程中, 通过科研人员的不断探索, 已经获得几类收敛速度快并且结果稳定的非二次函数可供选用, 本文选用的非二次函数为:

$$G(\mathbf{y}) = -e^{-\frac{\mathbf{y}^2}{2}} \quad (9)$$

(3) 运用最优化方法求取目标函数的极大值。本文采用的方法是^[18-20]: ① 随机选择初始向量 \mathbf{w} , 设定收敛误差 ε ; ② 通过迭代法计算 $\mathbf{w}_{n+1} = E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}_n^T \mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}_n^T \mathbf{x})\}\mathbf{w}_n$; ③ 对 \mathbf{w}_{n+1} 进行归一化操作: $\mathbf{w}_{n+1} = \frac{\mathbf{w}_{n+1}}{|\mathbf{w}_{n+1}|}$; ④ 判断 $|\mathbf{w}_{n+1} - \mathbf{w}_n| \leq \varepsilon$, 如果是, 则结束迭代操作, 否则继续执行 ②、③ 这两个步骤。

从数学表达式可以看出方程组中的所有变量均为同一时刻 t 的瞬时值, 因此在使用瞬态独立成分分析算法时, 需要保证输出的信号 $x_i(t)$ 的严格同步性。由于 db5 小波函数具有非对称性这一特点, 在进行多尺度分解及信号重构时, 会使同步信号出现轻度相位失真, 因此对于此类非同步信号并不能直接使用瞬态独立成分分析算法进行处理, 需要对算法进行改进后才可以使使用。本文的改进方法是以各路心电信号的峰值作为特征点, 在进行瞬态独立成分分析处理前对相位失真的重构信号进行预同步处理, 利用峰值的导数特征以及主峰与次峰之间的关系定位主峰位置。对于凸函数 $f(x)$, 峰值的定义是:

$$\begin{cases} f'(x) = 0 \\ f''(x) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

或

$$\begin{cases} f'(x) = 0 \\ f'(x - \Delta x) > 0 \\ f'(x + \Delta x) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

如果信号的二阶导数存在, 那么上述两个公式是等价表述。由于心电信号属于连续变化的光滑信号, 因此二阶导存在, 可以采用任一定义作为峰值识别判断依据。本文采用这个定义式在心电信号时间序列中自动寻找第一个主峰候选点与第一个次峰候选点。对于一个周期的心电信号内, 主峰与次峰之间的时间关系满足一定大小的范围, 这一特征能用于识别当前候选点是否为心电信号主峰, 如果满足这个关系, 那么说明提取到的候选点是真正的主峰, 否则为伪峰值。

能够通过计算机进行处理的信号均为数字信号, 对于数字化的心电信号, 需要采用差分运算代替微分运算。差分运算的定义是:

$$\text{diff}[f(x_i)] = \frac{f(x_i) - f(x_{i-1})}{t - (t-1)} = f(x_i) - f(x_{i-1}) \quad (12)$$

其中, $f(x_i)$ 表示 t 时刻的信号采样幅值, $f(x_{i-1})$ 表示上一采样时刻的信号采样幅值。心电信号离散化的好处在于可以寻找局部极大值特征点 x_i , 该点具有的特征是:

$$\begin{cases} f(x_i) - f(x_{i-1}) > 0 \\ f(x_{i+1}) - f(x_i) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

可以利用符号函数与局部极大值特征点结合的方法构造局部极大值判据。符号函数的定义是:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x \leq 0 \\ -1 & x > 0 \end{cases} \quad (14)$$

因此极大值候选点满足:

$$\text{diff}\{\text{sign}[\text{diff}f(x_i)]\} = -2 \quad (15)$$

通过提取每通道信号中满足极大值点条件的采样点, 即可求出所有极大值候选点 $x_1 \cdots x_n$ 。运用上述方法提取到的候选点分布位置如图4所示。从图中可以看出当前通道信号中有许多采样点满足极大值判别条件, 因此需要对候选点进行筛选, 从而去除主峰和次峰以外的候选点。可以利用次峰幅值特点, 采用阈值法将幅值小于次峰的候选点过滤。筛选条件为:

$$f(x_i) \geq \text{threshold} \quad (16)$$

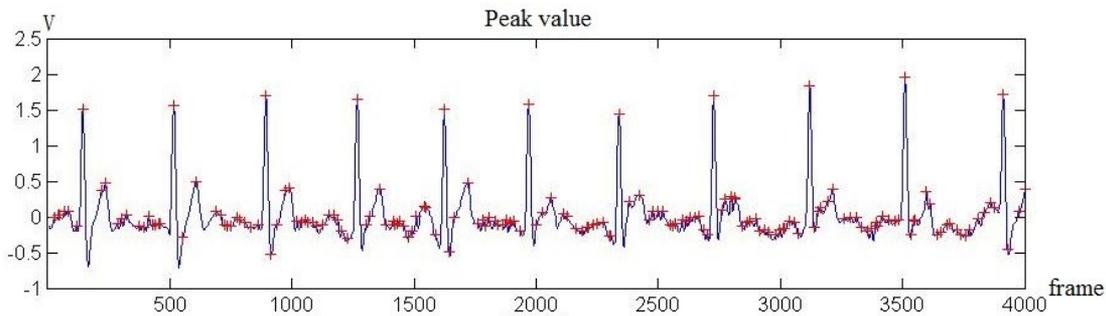


图4 极大值点位置分布图

Fig.4 Position of maximum points

其中, x_i 为第 i 个极值点对应时刻的坐标, $f(x_i)$ 为幅值。由于每个人的心电图下次峰的幅值都在一个相对固定的范围内, 因此这个阈值应由医学研究的结论

及采集电路的放大倍数共同确定, 数值为原始心电信号的幅值与采集电路放大倍数的乘积。采用这个筛选条件去除非波峰极值点的结果如图 5 所示。

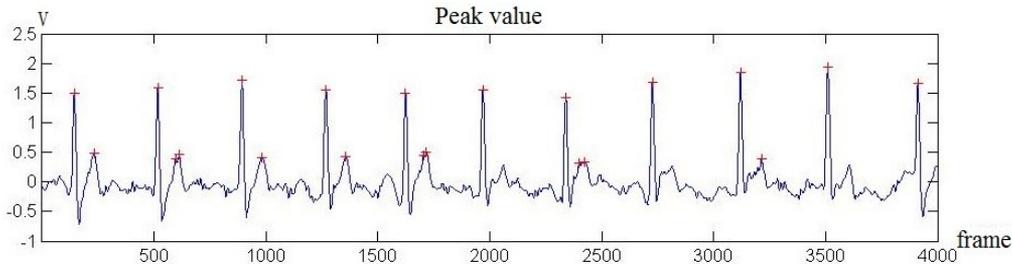


图5 经过筛选后极大值点位置分布图
Fig.5 Position distribution of maximum points after filtering

进行非波峰极值点过滤后, 需要分离主峰与次峰极值点。分离方法可以利用主次峰出现的时间关系。由于一个心电周期中主峰总出现于次峰之前, 所以筛选方法为:

$$x_{i+1} - x_i \leq \frac{T}{2} \tag{17}$$

其中, T 为一个心电波形的周期。

分离主峰与次峰后, 再通过每通道信号的主峰位置进行配准。具体改进方案为: 首先求取第一通道至第四通道信号的第一个心电周期, 通过上述方法提取各自的主峰位置 $x_1 \cdots x_4$, 并求取四通道主峰位置平均值作为配准位置:

$$\bar{x} = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 x_i \tag{18}$$

然后通过求取各通道信号的时间补偿量:

$$\Delta x_i = x_i - \bar{x} \tag{19}$$

通过此补偿量对各通道信号进行平移后实现配准, 可通过拼接平移后的信号重构每通道信号。经

过预同步处理的局部放大图和四通道心电信号整体效果如图 6 和图 7 所示。

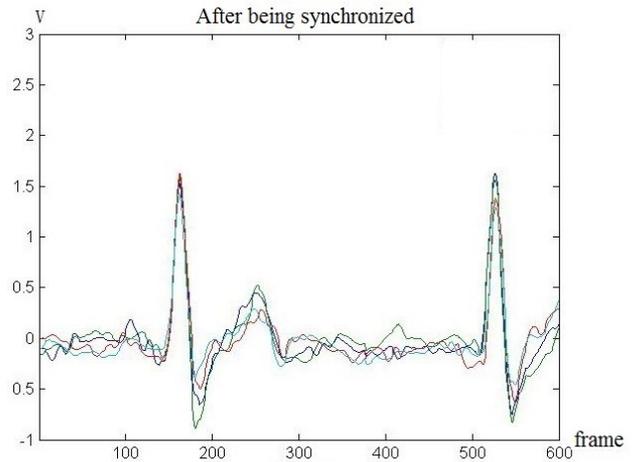


图6 四通道信号同步配准波形局部放大图
Fig.6 Parts-magnified wave form picture of four-channel-input synchronous signals

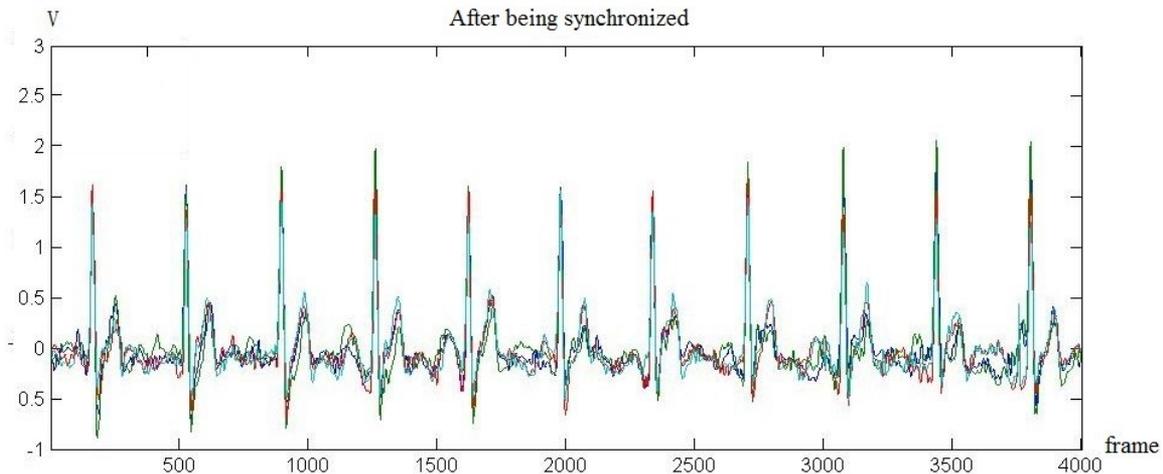


图7 四通道信号同步配准波形图
Fig.7 Four-channel-input synchronous signals

从图中可以看出每路信号的峰值均出现在同一时刻, 消除了信号之间的相位失真。采用瞬态独立成分分析算法对同步采集的心电信号实现盲源分离, 分离结果如图8所示。

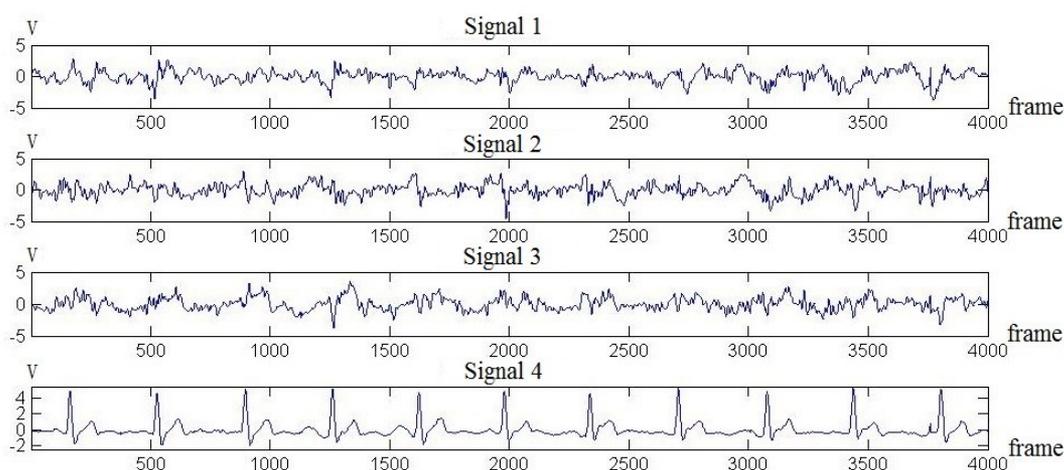


图8 瞬态独立成分分析所分离的四个成分波形图

Fig.8 Four elements divided from transient independent component analysis

经过独立成分分析处理得到了4个独立成分, 从波形的角度进行分析可以得知信号1、信号2和信号3是3个独立的高频噪声源, 包含肌电干扰这一主要噪声及另外两种形式的高频噪声, 信号4属于心电信号。

本文采用SNR和MSE两个指标通过对信号定量分析后评价融合算法与原始的瞬态独立成分分析算法的降噪效果, 公式如下所示:

$$\text{SNR} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^T x_i^2}{\sum_{i=1}^T (x_i - y_i)^2} \right] \quad (20)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (y_i - x_i)^2 \quad (21)$$

其中, y_i 表示第 i 时刻标准原始信号对应时刻的幅值, x_i 表示第 i 时刻经处理后的估计信号的幅值。

采用瞬态独立成分分析和本文叙述的融合算法对四路同步采集心电信号进行降噪处理的信号质量的对比数据如表2所示。

表2 心电信号质量对比
Tab.2 Comparison of ECG signals quality

Type of algorithm	SNR	MSE
ICA	64.657 7	1.358 9
Fused algorithm	85.589 2	0.206 6

SNR: Signal-noise ratio; MSE: Mean square error; ICA: Independent components analysis

3 结论

本文运用小波变换与改进的瞬态独立成分分析

融合算法对四通道心电信号同步采集系统进行了降噪处理, 实验表明采用此融合算法对于同步采集的心电信号具有良好的降噪效果。从独立成分分析的定义及处理结果还可以得知, 如果对心电信号的质量没有过高要求, 仅需两路同步信号进行瞬态独立成分分析处理即可大致去除心电信号中包含的高频噪声。对于四通道采集系统, 由于能够进行提取的高频噪声独立分量更多, 因此将会取得比两路同步信号更好的降噪效果。根据上面的分析可以得出结论: 通过同步采集通道数目的增加可以增加融合算法所能估计出的独立噪声源的数目, 从而提高心电信号的恢复质量。这也为提高心电信号的质量提供了一个简单有效的途径, 即增加同步采集通道个数, 采用传感器阵列进行同步采集, 并通过独立成分分析提取更多的独立噪声源。

本文所述的融合算法, 对于小波变换信号重构的部分, 选择不同的小波函数进行信号逼近会产生不同的降噪效果, 今后还需要选择更多的小波函数进行实验, 从而在计算速度, 重构结果中选出适用性更好的小波函数。对于改进的独立成分分析, 除了在时域中采用峰值法进行配准, 还可以将信号变换到频域中采用互相关的方法进行, 采用这种方法可以简化判断峰值的一系列步骤, 对于计算速度或有所提高, 上述内容是今后对融合算法继续进行研究的方向。

【参考文献】

[1] 杨守祥. 基于小波变换的心电信号预处理及特征参数检测方法

- 研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2014.
- YANG S X. Research on ECG signal pretreatment and characteristic points detection based on wavelet transform[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2014.
- [2] 丁文超. 心电信号自动分析技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- DING W C. Research on automatic analysis of ECG[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012.
- [3] 远坂俊昭. 测量电子电路设计: 模拟篇[M]//从OP放大器实践电路到微弱信号的处理. 北京: 科学出版社, 2006: 37-70.
- ESAKI T K. Circuit design of measuring electronic: simulation. Processed from OP amplifier circuit to practice weak signal[M]. Beijing: Science Press, 2006: 37-70.
- [4] 远坂俊昭. 测量电子电路设计: 滤波器篇[M]//从滤波器设计到锁相放大器的应用. 北京: 科学出版社, 2006: 92-135.
- ESAKI T K. Circuit design of measuring electronic: filter M// Filter design to lock-in amplifier applications. Beijing: Science Press, 2006: 92-135.
- [5] 孙上鹏. 心电信号采集及无线传输系统的设计[D]. 北京: 北京交通大学, 2009.
- SUN S P. Design of ECG acquisition and wireless transmission system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009.
- [6] 张翀. 基于小波分析的心电信号处理技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2009.
- ZHANG C. The study of ECG signal treatment technology based on wavelet analysis[D]. Tai yuan: North University of China, 2009.
- [7] 龚敏. 基于小波变换的心电检测及自诊断系统的设计[D]. 重庆: 重庆大学, 2005.
- GONG M. Design of ECG detection and self-diagnosis system based on wavelet transform[D]. Chongqing: Chongqing University, 2005.
- [8] LIN E B, HASKE M, SMITH M, et al. Wavelet analysis of ECG signals[C]. NAECON, P IEEE, 2011: 105-110.
- [9] 成清清. 实时心电采集及分析系统的研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2013: 27-34.
- CHENG Q Q. Research and implement of a real-time ECG acquisition and analysis system based on wireless sensor[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013: 27-34.
- [10] HYVARINEN A, OJA E, HOYER P, et al. Image feature extraction by sparse coding and independent component analysis [C]. International Conference on Pattern Recognition, IEEE Computer Society, 1998: 1268-1273.
- [11] 阿波·海韦里恩, 尤哈·卡尔胡恩, 埃尔基·奥亚. 独立成分分析[M]. 周宗潭, 董国华, 徐昕, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2007: 138-182.
- HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. ZHOU Z T, DONG G H, XU X, et al. Beijing: Electronic Industry Press, 2007: 138-182.
- [12] 杨金成, 张南. 独立成分分析技术综述[J]. 舰船科学技术, 2007, 29(2): 83-86.
- YANG J C, ZHANG N. A review of independent component analysis[J]. Ship Science and Technology, 2007, 29(2): 83-86.
- [13] CARDOSO J F, LAHELD B H. Equivariant adaptive source separation[J]. IEEE Trans Signal Proces, 1996, 44(12): 3017-3030.
- [14] ABBASPOUR S, GHOLAMHOSSEINI H, LINDEN M. Evaluation of wavelet based methods in removing motion artifact from ECG signal [C]. 16th Nordic-Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics, 2014: 1-4.
- [15] NOUGAROU F, MASSICOTTE D, DESCARREAU M. Efficient combination of DWT and ICA to localize and remove ECG from surface electromyography measurement [C]. Digital Signal Processing, 18th International Conference on IEEE, 2013: 1-6.
- [16] 于海兰, 宋立新. 两导心电信号独立分量分析算法的研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2012, 28(6): 1223-1226.
- YU H L, SONG L X. Algorithms lead ECG two independent component analysis[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012, 28(6): 1223-1226.
- [17] 杜艳琴, 黄华. 基于独立成分和小波分析的胎儿心电提取[J]. 中国组织工程研究, 2011, 15(13): 2394-2397.
- DU Y Q, HUANG H. Fetal ECG extraction independent component and wavelet analysis [J]. Journal of Clinical Rehabilitative Tissue Engineering, 2011, 15(13): 2394-2397.
- [18] 马建. 基于独立成分分析的说话人识别技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2005.
- MA J. Research on speaker recognition based on independent component analysis technology [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2005.
- [19] 叶娅兰. 独立分量分析算法及其在生物医学中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.
- YE Y L. Algorithm and its application in biomedicine ICA [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2008.
- [20] 董晓杰. 基于负熵的独立成分分析算法与应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- DONG X J. Algorithms and applications research on independent component analysis based on negentropy [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.

(编辑: 陈丽霞)