

基于改进 NMF 与相位补偿的胎心音降噪算法

傅晓雯 李霞*

(中国计量大学信息工程学院 浙江 杭州 310000)

摘要 在孕妇体表,通过声音传感器对胎儿心音信号进行采集,结果通常包含多种噪声,常用的滤波方法无法取得满意的降噪效果。为了能够更好地滤除与胎儿心音信号同频的噪声信号,提出改进的非负矩阵分解算法(NMF),对短时幅度谱利用奇异值分解得到用于 NMF 的特征数和初始化矩阵,对 NMF 增加 L2,1 稀疏限制,使分解得到的胎心音特征呈现更多细节;对短时相位谱采用了增加稀疏限制的相位补偿算法(PSC)。实验结果表明:与常用降噪方法相比,该方法的信噪比至少提升 0.52 dB,能更好保留胎儿心音信号特征。

关键词 胎儿心音 降噪 非负矩阵分解 相位补偿算法 稀疏限制

中图分类号 TP3 TN911.72

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.04.039

FETAL HEART SOUND DENOISING BASED ON IMPROVED NMF AND PHASE SPECTRUM COMPENSATION

Fu Xiaowen Li Xia*

(School of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310000, Zhejiang, China)

Abstract The fetal heart sound signal is collected by the sound sensor on the body surface of pregnant women, and the result usually contains a lot of noise. The commonly used filtering methods cannot achieve satisfactory noise reduction results. In order to better filter out the noise with the same frequency as the fetal heart sound signal, an improved non-negative matrix factorization was proposed. For the amplitude information matrix, the singular value decomposition was used to calculate the feature number and the initialization matrix for NMF. In addition, the L2,1 sparse limit was added to the NMF to make the features of the fetal heart sound obtained by decomposition more detailed. The phase spectrum compensation (PSC) with sparse limit was applied to the phase angle information matrix. The experimental results show that compared with the commonly-used noise reduction methods, the signal-to-noise ratio of this method is improved by at least 0.52 dB, which can better preserve the characteristics of fetal heart sound signals.

Keywords Fetal heart sound Denoising NMF Phase spectrum compensation Sparse limit

0 引言

为了保证胎儿在子宫内健康发育,孕妇周期性的产检是必不可少的。通过采集胎儿心音判断胎儿健康的技术早在 17 世纪就被证明可行,却一直未引起学界重视,仅被作为产前的辅助诊断工具,从未用于完整的临床诊断^[1]。其主要原因是通过声音传感器在孕妇腹部采集的胎心音通常包含多种噪声信号,如孕妇本身的心音、孕妇体内其他器官工作的声音、胎儿在子宫内

移动的声音和环境噪声。此外,声音传感器的灵敏度、摆放的位置、怀孕周数都会影响采集的胎心音质量。近年来,随着传感器信号处理技术以及电子器件的发展,原先因难以逾越的技术障碍而一直觊觎的结果,现在渐渐变得并非不可触及。胎心音也将成为判断胎儿健康的重要手段。

胎心音信号是一种时变、非平稳且由多种成分组成的复杂信号,传统的分析方法(如傅里叶变换)难以刻画不同时刻的频率成分,无法对其进行全面的分析^[2]。刘俏俏等^[3]使用了经验模态分解(Empirical

Mode Decomposition, EMD) 与类小波软阈值自适应相结合的方法对胎心音信号进行降噪处理,其中 EMD 存在端点效应和模态混叠问题,将导致分解得到的信号分量包含其他频率成分。Chourasia 等^[4]使用 Coiflets2 小波母函数对胎心音信号进行 5 层分解。但是小波母函数的选择是一个难题,不同小波母函数作用在同一信号上会得到不同效果。Jaros 等^[5]将独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 应用于胎心音降噪处理,效果优于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)。但 ICA 应用于时域信号时,只能在传感器数量大于源信号序列数的条件下才能准确估计,这会增加硬件开销,在时频域的信号分解中,ICA 结果包含负值,不具有实际物理意义^[6-7]。Samieinasab 等^[8]将 NMF 与 EMD 相结合,对 EMD 算法分解出的每一个本征模函数再进行非负矩阵分解,最后得到 14 个信号特征,通过相关系数选择有用分量重构为降噪后的胎心音信号。

非负矩阵分解思想^[9]自 1999 年由 Lee 等提出以来得到快速发展。NMF 对数据矩阵施加非负性约束,该约束在合成矩阵时只允许加法组合,从而导致基于“部分(Parts)”的(而非“整体”的)表示^[10]。标准非负矩阵分解被广泛地应用于语音增强、光谱解混和人脸识别等领域,随着研究的深入,优化的 NMF 算法被不断提出,如有监督的图正则化 NMF、基于稀疏性约束的 NMF 和基于时间约束的 NMF 等。非负矩阵分解能够很好地分离与纯净信号同频的噪声信号,但在使用过程中仍存在特征数的确定和矩阵初始化两方面的问题。针对上述问题,本文结合奇异值分解确定分解特征数及初始化矩阵,并针对胎儿心音的特征,在对幅值信息的非负矩阵分解中增加了 L2,1 稀疏限制,对相角信息的处理使用了相位补偿算法。

1 算法原理

1.1 非负矩阵分解

对任意一个矩阵 A (A 为一个 m 行 n 列的矩阵), 它的非负矩阵分解为:

$$A \approx WH = \sum_{i=1}^p w_{(:,i)} h_{(i,:)} \quad (1)$$

式中: p 为分解特征数,通常 $p < \min(m, n)$; 矩阵 A 分解得到的 W 是一个 $m \times p$ 的矩阵,其每一列都被看作是信号的一个特征,因此, W 也被叫作特征矩阵或基矩阵; H 是一个 $p \times n$ 的矩阵,其每一行对应于特征的系数,因此, H 也被叫作系数矩阵。

在标准非负矩阵分解中,常用 F 范数(欧氏距离)来度量分解结果 WH 和原矩阵 A 的逼近程度,其损失函数 $J_1(A, WH)$ 可表示为:

$$\begin{aligned} \min J_1(A, WH) &= \|A - WH\|_F^2 \\ \text{s. t. } &W \geq 0, H \geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

采用乘法更新法则分别对特征矩阵 W 和系数矩阵 H 进行交替迭代更新,直至满足收敛条件,其更新规则如下:

$$\begin{aligned} W &= W \odot (AT^T \oslash WHH^T) \\ H &= H \odot (W^T A \oslash W^T WH) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: \odot 表示矩阵按位相乘, \oslash 表示按位相除。乘法更新巧妙地避免了矩阵 W 和 H 的符号变化,保证了迭代过程中 $J(A, WH)$ 的值不会增加。

1.2 相位补偿

相位补偿算法能够在有效分离噪声幅度谱的前提下,减小噪声相位对降噪效果的影响。

相位谱矩阵中频点 a 在时间点 b 对应补偿的相位值 $\Lambda(a, b)$ 计算方式如下^[11]:

$$\Lambda(a, b) = \lambda \psi(a) |\hat{D}(a, b)| \quad (4)$$

式中: λ 表示根据经验确定的常数; $|\hat{D}(a, b)|$ 代表噪声的幅度谱估计; $\psi(a)$ 表示反对称函数。 $\psi(a)$ 公式为:

$$\psi(a) = \begin{cases} 1 & 0 < a/K < 0.5 \\ -1 & 0.5 < a/K < 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: a 表示第 a 个频点; K 表示频带数。

2 算法设计

针对单通道胎心音信号无法在时域进行矩阵分解提取特征的问题,本文首先通过短时傅里叶变换获得信号时频域复数矩阵,分别对复数求模和相角得到短时幅度谱和相位谱。用改进的非负矩阵分解算法处理幅度谱,并对相位谱使用稀疏限制的相位补偿算法。整体算法框架如图 1 所示, $y(n)$ 为原始带噪胎心音信号, $|Y(a, b)|$ 为原始胎心音信号幅度谱, $\angle Y(a, b)$ 为原始胎心音信号相位谱, p 为 NMF 分解特征数, W 和 H 为 NMF 分解的初始化矩阵, $X(a, b)$ 为降噪处理后的幅度谱, $\angle Y(a, b) + \Lambda(a, b)$ 为补偿后的相位谱, $x(n)$ 为降噪后的胎心音信号。

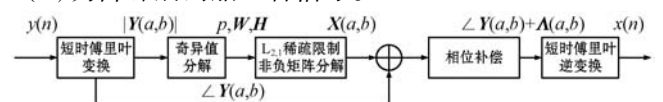


图 1 整体算法框架

2.1 基于奇异值分解的 NMF 初始化策略

在 NMF 算法中,特征数和初始化矩阵的确定会影响分解结果,图 2 为 1 000 次随机初始化矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 得到处理后信号的信噪比。

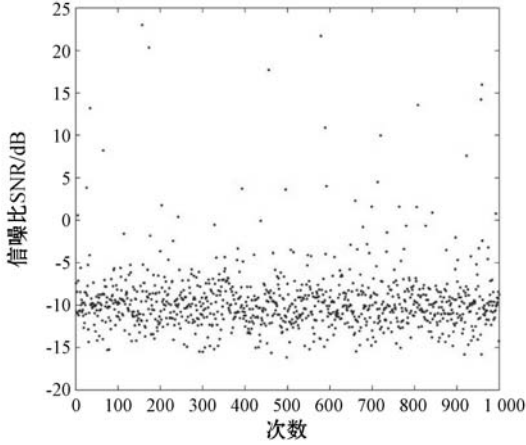


图 2 1 000 次随机初始化矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 得到处理后信号信噪比分布,其中 95% 以上的结果,信噪比都在 0 dB 之下,这导致算法实现降噪处理过程中充满了随机性,并且大概率降噪效果不理想。为了克服这一问题,使算法更具鲁棒性,本文结合奇异值分解的初始化策略,使特征数和初始化矩阵能够被确定在有利于噪声抑制的值。

对幅度谱矩阵 $|\mathbf{Y}(a,b)|$ ($|\mathbf{Y}(a,b)|$ 为一个 a 行 b 列的矩阵) 进行奇异值分解:

$$|\mathbf{Y}(a,b)| = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (6)$$

式中: \mathbf{U} 是 $a \times a$ 的正交矩阵; \mathbf{V}^T 是对 $b \times b$ 的正交矩阵 \mathbf{V} 的转置; $\mathbf{\Sigma}$ 矩阵如式(7)所示。

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{pmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: $\Sigma_1 = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, 对角元素按照降序排列, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0, r = \text{rank}(|\mathbf{Y}(a,b)|)$ 。

对带噪胎儿心音信号先进行奇异值分解,得到对角矩阵 Σ_1 并求和,即 $s_{\text{um1}} = \sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_r$, 奇异值按照降序排列,以 0.9 作为提取比例选择分解特征数 p ,

即 $s_{\text{um2}} = \sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_i, i \in (1, r)$, 使 $\frac{s_{\text{um2}}}{s_{\text{um1}}} = 0.9$, 此时的 i 即为所求的分解特征数 p ^[12]。这样求得的分解特征数既能包含足够的奇异值信息,同时避免了分解特征数太小而影响后续非负矩阵分解的准确性。奇异值分解会得到负数,因此这里对 \mathbf{U} 和 $\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$ 取绝对值,分别取 $|\mathbf{U}|$ 前 p 列和 $|\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T|$ 前 p 行作为非负矩阵分解 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的初始值。

2.2 基于 L2,1 稀疏限制的非负矩阵分解

标准 NMF 算法的结果因为添加了非负约束,导致

在分解重构过程中,迫使由分解得到的矩阵只能通过线性相加来恢复原矩阵,使得它的解不可避免地存在一定的稀疏性,可是稀疏性并不是最初设计目标,所以无法控制稀疏程度,需要通过添加额外的稀疏约束,来达到稀疏可控的目的^[13]。

本文采用了 L2,1 范数对矩阵进行稀疏约束, L2,1 范数在 L1 范数限制的列稀疏基础上,使每行元素尽可能多地为 0,实现了行稀疏。改进后的损失函数 $J_2(\mathbf{A}, \mathbf{WH})$ 为^[14]:

$$\min J_2(\mathbf{A}, \mathbf{WH}) = \|\mathbf{A} - \mathbf{WH}\|_{2,1} + \alpha \|\mathbf{H}\|_{2,1} \quad (8)$$

式中: α 是正则化参数,控制矩阵 \mathbf{H} 的稀疏程度。

根据乘法法则得到矩阵更新公式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{W} &= \mathbf{W} \odot ((\mathbf{A}\mathbf{G}\mathbf{H}^T \oslash (\mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{G}\mathbf{H}^T))) \\ \mathbf{H} &= \mathbf{H} \odot (\mathbf{W}^T \mathbf{A}\mathbf{G} \oslash (\mathbf{W}^T \mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{G})) \end{aligned} \quad (9)$$

式中: \mathbf{G} 是一个对角矩阵,用于避免对角线元素出现分母为 0 的情形。 \mathbf{G} 对角线元素如下:

$$G_{ii} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (\mathbf{A} - \mathbf{WH})_{ji}^2}} = \frac{1}{\|\mathbf{A}_i - \mathbf{WH}_i\|_2} \quad (10)$$

2.3 基于稀疏性的相位补偿

传统的相位补偿主要依赖于经验值 λ 。 λ 确定后,补偿相位 $\mathbf{A}(a,b)$ 就变成一个定值。针对不同信噪比的信号,这种固定补偿是不严谨的,因此本文选择在传统的相位补偿基础上,增加稀疏性的限制,通过目标信号和噪声的幅度谱,来控制每个局部时频单元的频谱补偿程度^[15-16]。

在对幅值信息矩阵进行上述改进的 NMF 后,能够得到目标信号的幅度谱 $|\mathbf{X}(a,b)|$ 和噪声信号的幅度谱 $|\mathbf{Y}(a,b)| - |\mathbf{X}(a,b)|$, 根据幅度谱计算局部信噪比,计算公式如下:

$$\text{lsnr}(a,b) = \max\left(\frac{|\mathbf{X}(a,b)|^2}{|\mathbf{Y}(a,b)| - |\mathbf{X}(a,b)|^2}, \theta_r\right) \quad (11)$$

其中使用 \max 函数取较大值是为了防止以噪声为主频带参与后续的稀疏性计算。信噪比值越小,说明该频点噪声信号越大,引入 θ_r 能对局部信噪比起到钳位作用。

根据局部信噪比计算稀疏度^[17]:

$$s(a,b) = \frac{1}{\sqrt{N} - 1} \left(\sqrt{N} - \frac{\sum_{e=a-I_q}^a \sum_{f=b-\lfloor \frac{1}{2}K_q \rfloor}^{b+\lfloor \frac{1}{2}K_q \rfloor} \text{lsnr}(e,f)}{\sqrt{\sum_{e=a-I_q}^a \sum_{f=b-\lfloor \frac{1}{2}K_q \rfloor}^{b+\lfloor \frac{1}{2}K_q \rfloor} \text{lsnr}(e,f)^2}} \right) \quad (12)$$

式中: K_q 代表与当前计算点同列的上下各 $\frac{K_q}{2}$ 个点; I_q

代表与当前计算点同行的左边 I_q 个点; $\lfloor x \rfloor$ 表示取不大于 x 的最大整数, $N = (K_q + 1)(I_q + 1)$, $\overline{\text{lsnr}(e, f)} = \frac{\text{lsnr}(e, f)}{\max_{f \in [1, B]} \{\text{lsnr}(e, f)\}}$ 。 $s(a, b)$ 的值越接近 1, 代表以频点 (a, b) 为中心的局部信噪比分布越稀疏, 反之, 代表局部信噪比分布密集。

通过 sigmoid 函数, 将谱时间稀疏度 $s(a, b)$ 的值映射到 $(0, 1)$, sigmoid 函数如下:

$$q(a, b) = \frac{1}{1 + \exp(-(s(a, b) - \gamma))} \quad (13)$$

式中: \exp 代表指数函数; γ 用于控制稀疏度。

最后, 基于稀疏性的相位补偿 $\Lambda(a, b)$ 计算公式如下:

$$I(a, b) = \text{rect}[|X(a, b)| \times (1 - q(a, b)) - |Y(a, b) - X(a, b)| \times q(a, b)]$$

$$\Lambda(a, b) = \frac{1}{\text{lsnr}(a, b)} (|Y(a, b) - X(a, b)|) + I(a, b)\psi(a, b) \quad (14)$$

式中: $I(a, b)$ 为噪声与纯净胎儿心音信号重叠部分的幅度谱; $\text{rect}[x]$ 相当于一个半波整流器, 当 $x < 0$ 时, 函数返回 0。

与传统的相位补偿不同, 这里用局部信噪比的倒数 $\frac{1}{\text{lsnr}(a, b)}$ 代替传统相位补偿因子 λ , 使得相位补偿程度能够根据信噪比动态调整。

3 实验与结果分析

3.1 数据库

为了评估本文算法的性能, 使用 MATLAB 进行对比消融实验, 并对其分析。实验所选用的模拟胎儿心音^[18]以及真实胎儿心音^[8]数据库均来自 PhysioNet^[19]平台。其中模拟胎儿心音数据增加的噪声模拟了孕妇身体内器官的声音(如孕妇消化、呼吸肌运动、胎盘血液流动)、胎儿的运动、周围环境、加性高斯白噪声; 真实胎儿心音数据库记录了来自 Shiraz 大学 Hafez 医院从 16 岁至 47 岁共 109 名孕妇下腹部的胎心音信号, 每条信号平均持续 90 s, 采样率为 16 000 Hz。

3.2 评价指标

假设 $x(t)$ 为纯净的胎儿心音信号, $n(t)$ 为噪声信号, 则胎儿心音信号 $y(t)$ 可以表示为:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (15)$$

对于传统的衡量信号降噪效果的信噪比公式如下:

$$S_{NR} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_n} \right) \quad (16)$$

式中: P_s 和 P_n 分别表示纯净信号和噪声信号的功率。

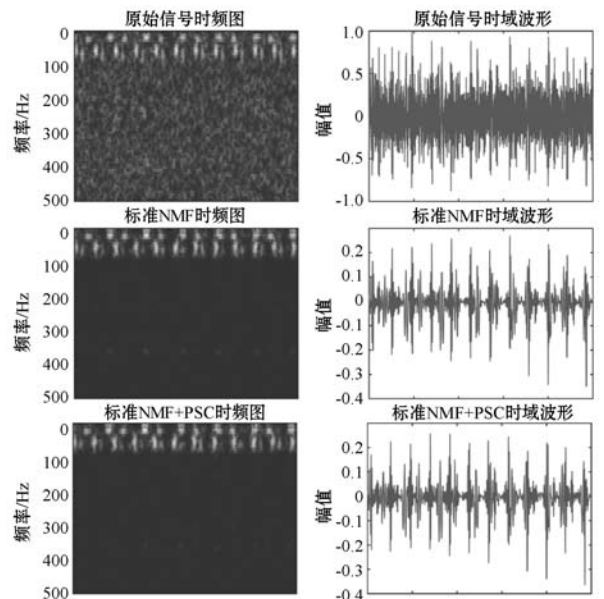
但是, 针对本实验所选择的数据库, 在不能够获得纯净信号的情况下, 无法计算信号处理前后的信噪比, 量化降噪效果, 因此本文采用了一种改进的信噪比计算公式^[20]:

$$S_{NR} = 20 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{eaktopeakPCG}}}{4 \times \text{std}(f_{\text{PCG}})} \right) \quad (17)$$

式中: $p_{\text{eaktopeakPCG}}$ 代表信号最大与最小幅值之差; $\text{std}(f_{\text{PCG}})$ 代表信号的标准偏差。根据式(17), 在信号处理前后分别进行信噪比计算, 评估并比较所使用的算法效果。

3.3 实验结果分析

为验证改进的非负矩阵分解和相位补偿算法联合的必要性, 本文将标准 NMF、标准 NMF + PSC、改进 NMF、本文算法分别应用于 37 例模拟胎儿心音信号, 进行消融对比实验。由图 3 可以看出, 标准 NMF 能够有效消除高频噪声, 但是对于低频噪声尤其是与胎儿心音信号同频的噪声, 消除效果并不明显; 而改进后的 NMF 虽然保留了一部分高频噪声, 但对低频噪声的消除效果明显, 并且在时域上的表现优于标准 NMF。表 1 通过信噪比指标衡量了各算法性能。可以看出, 标准 NMF 对带噪胎儿心音信号有一定的噪声抑制效果, 相位补偿算法旨在结合相角信息, 进一步还原纯净胎儿心音信号, 但其相位补偿程度依赖于幅值分解效果, 因此, 在原始信噪比为 6.382 5 dB 的信号处理过程中, 结合相位补偿算法后的信噪比反而降低了 0.050 5 dB。本文通过增加 L2, 1 稀疏限制优化标准 NMF 算法, 使信噪比提高 0.1 ~ 4.3 dB。在改进 NMF 基础上结合相位补偿算法, 能够使信噪比进一步提高 0.3 dB 左右。



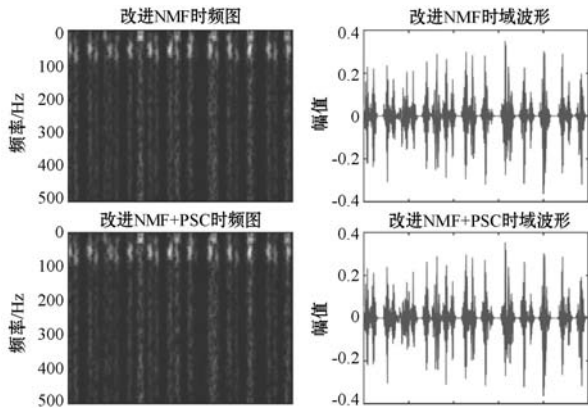


图3 原始胎儿心音信号及不同算法处理后信号的时频图和时域波形

表1 模拟胎心音信号消融实验的信噪比对比 单位: dB

原始	标准 NMF	标准 NMF + PSC	改进 NMF	本文算法
-0.623 6	7.180 0	7.324 5	9.642 9	10.047 1
0.037 9	5.575 9	5.454 2	9.849 6	10.165 1
1.719 2	7.890 3	8.392 7	11.946 2	12.216 7
4.350 7	8.952 7	8.917 9	10.157 0	10.421 1
6.382 5	8.709 6	8.659 2	10.459 7	10.695 8
7.818 6	8.105 6	8.131 5	8.194 0	8.275 1

为了验证本文算法在真实胎心音上有同样效果,将上述算法应用于109例真实胎儿心音信号。表2记录了四种算法处理前后的信噪比数据,最佳结果均用黑体标出。本文算法对真实胎儿心音信号同样有效,相较原始信号,能够提高1.2~4 dB。

表2 真实胎心音信号消融实验的信噪比对比 单位: dB

原始	标准 NMF	标准 NMF + PSC	改进 NMF	本文算法
10.407 4	12.260 3	11.744 2	13.489 4	13.636 7
10.947 5	10.882 1	11.182 5	13.390 0	13.454 9
11.736 9	12.548 1	12.899 9	15.695 7	15.747 4
11.831 6	12.427 6	12.137 7	15.449 0	15.471 8
12.473 8	12.703 4	12.062 2	13.476 8	13.516 5
13.220 8	11.700 7	11.257 9	15.513 6	15.822 9

在表3中,将本文算法与文献[21]、文献[4]和文献[8]进行了对比,其中:文献[21]采用标准 NMF 算法;文献[4]选择 Coiflet2 小波母函数对胎心音信号进行5层分解;文献[8]将增加稀疏限制的 NMF 与经验模态分解相结合。四种算法均能够提高带噪胎心音信号的信噪比,但本文算法在降噪效果上优于其他3种算法。如,信噪比为10.407 4 dB的真实胎心音信号,经过文献[21]、文献[4]和文献[8]提出的算法降

噪后,信噪比分别提升了1.852 9 dB、2.565 2 dB和1.271 8 dB,而经过本文算法处理后,信噪比提升了3.236 9 dB,相较于其他算法,本文算法对噪声的抑制效果更好。

表3 真实胎心音信号在不同降噪算法下的信噪比对比 单位: dB

原始	文献[21]	文献[4]	文献[8]	本文算法
10.407 4	12.260 3	12.972 6	11.679 2	13.644 3
10.543 3	9.045 4	12.848 7	11.559 2	14.125 5
11.303 8	10.304 3	13.840 9	11.162 2	14.358 2
11.996 8	12.910 4	14.127 6	12.583 8	14.743 0
12.068 6	12.643 8	14.431 5	12.893 6	15.426 5
14.050 3	13.882 3	14.976 1	14.275 3	15.760 0

4 结 语

本文提出的基于改进 NMF 与相位补偿的胎心音降噪算法,通过结合基于奇异值分解的非负矩阵初始化策略,提高非负矩阵分解的鲁棒性,克服传统 NMF 算法结果的随机性;引入 L2,1 稀疏限制使分解得到的胎儿心音信号特征更为独立,利于纯净胎儿心音信号重构;在改进的 NMF 算法前提下,结合相位补偿算法,避免带噪相位削弱噪声滤除效果。将本文算法应用于模拟和真实胎儿心音信号均取得较好的噪声抑制效果,本文算法很好地还原了纯净信号,减少噪声残留。

参 考 文 献

- [1] Prashanth C A, Ravi S, Wilfrido A M, et al. Trends in fetal monitoring through phonocardiography: Challenges and future directions[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 33: 289 - 305.
- [2] 冯爱玲,蔡坤. 基于短时傅里叶变换的胎心音瞬时心率检测算法[J]. 医疗卫生装备, 2013, 34(12): 10 - 12.
- [3] 刘俏俏,谭志向,张懿,等. 基于经验模态分解的胎心音信号降噪方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(4): 740 - 745, 772.
- [4] Chourasia V S, Mitra A K. Wavelet-based denoising of fetal phonocardiographic signals[J]. International Journal of Medical Engineering and Informatics, 2010, 2(2): 139.
- [5] Jaros R, Kahankova R, Martinek R, et al. Fetal phonocardiography signal processing from abdominal records by non-adaptive methods[C]//International Society for Optics and Photonics, 2018: 1550 - 1562.
- [6] 姜俊宏,刘茜,陈勇,等. 基于 EEEMD-RobustICA 的车用永磁同步电机噪声源识别[J]. 微特电机, 2020, 48(1): 21 - 24, 29.

- [7] 韩博跃,郝如江,安雪君. 基于小波阈值和约束独立分量分析的齿轮故障诊断研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版),2019,32(4):40-45,88.
- [8] Samieinasab M, Sameni R. Fetal phonocardiogram extraction using single channel blind source separation[C]//23rd Iranian Conference on Electrical Engineering,2015:78-83.
- [9] Lee D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature,1999,401(6755):788-791.
- [10] 鲍长春,白志刚. 基于非负矩阵分解的语音增强方法综述[J]. 信号处理,2020,36(6):791-803.
- [11] Stark A P, Wojcicki K, Lyons J G, et al. Noise driven short-time phase spectrum compensation procedure for speech enhancement[C]//9th Annual Conference of The International Speech Communication Association, 2008: 1527-1532.
- [12] Hanli Q. New SVD based initialization strategy for non-negative matrix factorization[J]. Pattern Recognition Letters, 2015,63:71-77.
- [13] 胡一飞. 稀疏非负矩阵分解算法研究[D]. 广州:广东工业大学,2019.
- [14] 杨亮东. 基于L2,1稀疏限制的增量式非负矩阵分解[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2019.
- [15] Kwang M J, Hong K. Sparsity-based phase spectrum compensation for single-channel speech source separation[J]. Digital Signal Processing,2020,97:102632.
- [16] 张天骐,张晓艳,周琳,等. 基于稀疏性的相位谱补偿语音增强算法[J]. 信号处理,2020,36(11):1867-1876.
- [17] Hoyer P O. Simulation of foetal phonocardiographic recordings for testing of FHR extraction algorithms[J]. Journal of Machine Learning Research,2004,5(11):1457-1469.
- [18] Cesarelli M, Ruffo M, Romano M, et al. Simulation of foetal phonocardiographic recordings for testing of FHR extraction algorithms[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine,2012,107(3):513-523.
- [19] Goldberger A, Amaral L, Glass L, et al. PhysioNet Index: PhysioBank, physiotookit, and physionet: Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. Circulation,2000,101(23):215-220.
- [20] Sbröllini A, Strazza A, Caragiuli M, et al. Fetal phonocardiogram denoising by wavelet transformation: Robustness to noise[C]//Computing in Cardiology,2017:1-4.
- [21] Chourasia V S, Tiwari A K, Gangopadhyay R, et al. Foetal phonocardiographic signal denoising based on non-negative matrix factorization[J]. Journal of Medical Engineering & Technology,2012,36(1):57-66.
- [22] cing and seat management based on revenue management[C]//19th COTA International Conference of Transportation Professionals,2019:3160-3170.
- [9] Qin J, Qu W X, Wu X K, et al. Differential pricing strategies of high speed railway based on prospect theory: An empirical study from China[J]. Sustainability,2019,11(14):3804.
- [10] 蔡鉴明,欧阳珊. 考虑收益管理的高铁平行车次动态差别定价[J]. 交通运输系统工程与信息,2020,20(5):1-8.
- [11] Zheng J Z, Liu J. The research on ticket fare optimization for China's high-speed train[J]. Mathematical Problems in Engineering,2016,2016(8):1-8.
- [12] Qin J, Zeng Y, Yang X, et al. Time-dependent pricing for high-speed railway in China based on revenue management[J]. Sustainability,2019,11(16):4272.
- [13] 邓连波,曾宁鑫,陈雨欣,等. 基于票额分配的高速铁路动态定价分治优化方法[J]. 铁道科学与工程学报,2019,16(10):2407-2413.
- [14] 秦进,吴旋科,徐彦,等. 高速铁路动态定价与票额分配协同优化研究[J]. 铁道学报,2020,42(3):32-41.
- [15] 宋文波,赵鹏,李博. 高速铁路单列车动态定价与票额分配综合优化研究[J]. 铁道学报,2018,40(7):10-16.
- [16] 张小强,李煜,黄帅勋,等. 基于最大凹向包络的高速铁路客运动态定价策略[J]. 交通运输系统工程与信息,2016,16(6):1-8.
- [17] Hu X L, Shi F, Xu G M, et al. Joint optimization of pricing and seat allocation with multistage and discriminatory strategies in high-speed rail networks[J]. Computers & Industrial Engineering,2020,148:106690.
- [18] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Playing Atari with deep reinforcement learning[EB]. arXiv:1312.5602,2013.
- [19] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature,2015,518(7540):529-533.
- [20] Wang Z Y, Schaul T, Hessel M, et al. Dueling network architectures for deep reinforcement learning[C]//33rd International Conference on Machine Learning, 2016: 1995-2003.
- [21] Hasselt H, Guez A, Silver D. Deep reinforcement learning with double Q-learning[C]//13th AAAI Conference on Artificial Intelligence,2016:2094-2100.
- [22] Schaul T, Quan J, Antonoglou I, et al. Prioritized experience replay[EB]. arXiv:1511.05952,2015.
- [23] Vázquez-Canteli J R, Nagy Z. Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques[J]. Applied Energy,2019,235:1072-1089.
- [24] Shihab S A M. DeepARM: An airline revenue management system for dynamic pricing and seat inventory control using deep reinforcement learning[M]. Iowa State University,2020.