

诱发电位反卷积技术的不适定问题及正则化解决方法

邹岸林 霖 王涛

(南方医科大学生物医学工程学院, 广州, 510515)

摘要: 连续循环平均反卷积 (Continuous loop averaging deconvolution, CLAD) 是近年来用于提取高刺激率模式下听觉诱发电位 (Auditory evoked potential, AEP) 的一种行之有效的办法。但是, CLAD 方法在频率域求解时, 对刺激序列的频谱特性有严格的限制, 给应用带来不便和局限。本文提出一种在时域实现反卷积的方法, 将其转化为线性变换矩阵的逆滤波处理。并且利用奇异值分解分析了由不良序列带来的不适定问题, 引入正则化技术改善病态矩阵对重建结果的影响。最后比较了若干种典型刺激序列和不同噪声条件下 AEP 的恢复实验, 结果表明本方法可以较好地解决不良序列和一般噪声水平条件下暂态 AEP 信号的恢复重建。

关键词: 听觉诱发电位; 高刺激率; 反卷积; 正则化技术; 逆滤波

中图分类号: R318 **文献标志码:** A

Regularization Solution to Ill-posedness of Deconvolution Technique for Evoked Potentials

Zou An, Lin Lin, Wang Tao

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou, 510515, China)

Abstract: Continuous loop averaging deconvolution (CLAD) is a recently developed method to restore the auditory evoked potential (AEP) under high stimulus rate condition. This method solves the deconvolution problem in frequency domain for computational efficiency, but suffers from stringent limitation in selecting a stimulus sequence with required spectral property. Hereby we propose a new method to solve the deconvolution problem in time domain by constructing a linear transform matrix to model the convolution process. To understand the AEP distortion caused by the ill-posed matrix generated from a bad stimulus sequence, we assess the matrix property using singular value decomposition (SVD) technique and introduce Tikhonov regularization method to deal with the ill-posedness. In the stimulation experiment, we compare some typical sequences with different ill-posedness conditions and restore the transient AEPs under various noise levels. These results justify the proposed approach to the AEP deconvolution with less restriction on the sequence selection.

Key words: auditory evoked potential; high stimulus rate; deconvolution; regularization techniques; inverse filtering

引 言

当听觉系统受到外界特定的声音刺激时,中枢神经系统将产生一系列与刺激相关的微弱生物电反应,这种电活动可以通过头皮表面电极记录将其从脑电背景活动中提取出来,称为听觉诱发电位(Auditory evoked potential, AEP)^[1]。常规 AEP 记录需要根据感兴趣成分潜伏期的范围,确定足够长的刺激间隔(Stimulus onset asynchrony, SOA),以重复性短声作用于听觉系统,将所记录的反应进行叠加平均得到具有暂态性质的 AEP。高刺激率 AEP(High stimulus rate AEP, HSR-AEP)的记录条件下,SOA 将小于暂态 AEP 潜伏期范围,导致相邻刺激引发的反应间发生重迭。这种重迭现象可以看成是暂态 AEP 与刺激序列间卷积效应的结果,重建暂态 AEP 实质上是对 HSR-AEP 进行反卷积处理。基于该理论,目前已有的反卷积算法主要包括最大长序列(Maximum length sequence, MLS)方法^[2]、连续循环平均反卷积(Continuous loop averaging deconvolution, CLAD)方法^[3-4]以及多刺激率稳态平均反卷积(Multi-rate steady-state averaging deconvolution, MSAD)方法^[5]。

CLAD 采用的是一种非等间隔,即 SOA 存在抖动的刺激序列,将记录的重迭反应在频域中以逆滤波方式还原暂态 AEP^[6-8]。这种做法对刺激序列的频谱特性有约束,使得序列的选择成为影响应用的难题^[9-11]。本文从 CLAD 方法最初的时域模型出发,在时域通过线性矩阵逆变换的方式进行反卷积重建^[3-4]。由于刺激序列构造的系统矩阵通常具有不同程度的病态问题,难以求得一个稳定的最终解,本文提出采用正则化技术^[12]对求解过程中存在的病态问题进行改善,通过模拟重建实验对算法进行了验证。

1 CLAD 反卷积模型

CLAD 高刺激率实验采用循环给声方式进行刺激,对其按设定的采样率离散化,可得到一个向量形式的二值刺激序列 $h_c(t)$, $h_c(t)=1$ 表示刺激出现, $h_c(t)=0$ 表示没有刺激。同理,下面所有变量都以相同采样率离散化。由该刺激序列引起的扫程反应 $y(t)$ 可用暂态 AEP 信号 $x(t)$ 与刺激序列的循环卷积以及加性背景噪声 $e(t)$ 表示

$$y(t) = x(t) \otimes h_c(t) + e(t) \quad (1)$$

式中: \otimes 为循环卷积运算。为了恢复 $x(t)$,CLAD 方法是通过频域逆滤波的方式进行求解。但是这种求解方式需要考虑 $h_c(t)$ 的频谱特性在恢复过程中对噪声的影响,否则可能导致求解严重失真^[6-7]。

2 卷积模型的时域求解及正则化技术

对于刺激序列 $h_c(t)$,假设其长度为 L ,当循环给声刺激时,由该刺激序列构成一个 $L \times L$ 的系统矩阵

$$\mathbf{H} = [h_c(t), h_c(t-1), h_c(t-2), \dots, h_c(t-L)] \quad (2)$$

式中:以列向量表示的刺激序列 $h_c(t-i)$ 为 $h_c(t)$ 的 i 位循环移位。运用式(2)可以将式(1)卷积过程表示成线性变换的形式

$$y = \sum_i^L [h_c(t-i)]x + e = \mathbf{H}x + e \quad (3)$$

由式(3),为了求解 AEP 只需要在时域进行矩阵逆滤波运算

$$\hat{x} = \mathbf{H}^{-1}y \quad (4)$$

在实际应用时,由于采样率较高,矩阵 \mathbf{H} 将是一个大型的稀疏矩阵,往往具有不同程度的病态问题。因此对于式(4),在求解过程中需要考虑其不适定性。对于一个不适定问题,通常难以求得其精确解。对于式(4),将其展开,即

$$\hat{x} = x + \mathbf{H}^{-1}e \tag{5}$$

从式(5)右端第2项可以看出,由于噪声成分的影响,所求信号结果将受到不同程度的扰动,在极端情况下,噪声成分将被严重放大,导致求解结果失去意义。

针对上述情况,在对式(3)求解过程中,本文采用奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)及最小二乘思想对其进行分析。对系统矩阵 \mathbf{H} 进行 SVD 分解如下

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T \tag{6}$$

式中: $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_L)$ 为与 \mathbf{H} 同型的对角阵; $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_L)$ 和 $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_L)$ 均为 $L \times L$ 维正交阵, \mathbf{u}_i 和 \mathbf{v}_i 分别代表矩阵 \mathbf{H} 的左奇异向量与右奇异向量,而 Σ 中的对角元素 σ_i 则是矩阵 \mathbf{H} 的奇异值,且满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L > 0$ 。

由式(6),可以得到 \mathbf{H} 的广义逆 $\mathbf{H}^+ = \mathbf{V} \Sigma^+ \mathbf{U}^T$, 其中 $\Sigma^+ = \text{diag}(\sigma_1^{-1}, \dots, \sigma_L^{-1})$ 。结合上述分析,根据最小二乘法对式(3)进行求解,即

$$\hat{x}_{ls} = \mathbf{V} \Sigma^+ \mathbf{U}^T \mathbf{y} = \sum_{i=1}^L \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{y}}{\sigma_i} \mathbf{v}_i = x + \sum_{i=1}^L \frac{\mathbf{u}_i^T e}{\sigma_i} \mathbf{v}_i \tag{7}$$

式中:当 i 值较大,对应很小的 σ_i 时,即使噪声成分再小,也将导致较大误差,使最小二乘解严重偏离真实值。根据离散的皮卡尔条件,要保证式(7)解的稳定存在,必须要求傅里叶系数 $|\mathbf{u}_i^T \mathbf{y}|$ 与奇异值 σ_i 在衰减速度上相匹配^[13]。

为了减少噪声影响,求得一个合理解,可以在对式(7)的求解中引入正则化技术,在最小二乘解的基础上乘以一个滤波因子 f_i ,减少较小的奇异值对解的影响。由此,可得正则化解为

$$\hat{x}_{\text{reg}} = \sum_{i=1}^L f_i \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{y}}{\sigma_i} \mathbf{v}_i \tag{8}$$

对式(8),若忽略奇异值较小项,只考虑前 K 个奇异值及其对应奇异向量的作用,即取滤波因子为

$$f_i = \begin{cases} 1 & \sigma_i \geq \sigma_K \\ 0 & \sigma_i < \sigma_K \end{cases} \tag{9}$$

可求得截断 SVD(Truncated SVD, TSVD)解

$$\hat{x}_{\text{tsvd}} = \sum_{i=1}^K \frac{\mathbf{u}_i^T \mathbf{y}}{\sigma_i} \mathbf{v}_i \tag{10}$$

而对于更为普遍的 Tikhonov 正则化,实际是一个目标泛函的最小化问题,其估计准则为 $\min\{\|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda^2 \|\mathbf{x}\|_2^2\}$, 滤波因子取为

$$f_i = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \approx \begin{cases} 1 & \sigma_i \gg \lambda \\ \sigma_i^2 / \lambda^2 & \sigma_i \ll \lambda \end{cases} \tag{11}$$

对应正则化解为

$$\hat{x}_{\text{tik}} = \sum_{i=0}^L \frac{\sigma_i (\mathbf{u}_i^T \mathbf{y})}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \mathbf{v}_i \tag{12}$$

3 实验结果及分析

3.1 CLAD 模型仿真

图1给出本文方法仿真计算过程和结果。采用4点B样条函数作为基本波形进行变换生成理想暂态中潜伏期AEP信号,其有效成分由潜伏期及幅值各不相同的5个主波构成,有效长度约为100ms,模拟采样率为4000Hz(图1(b))。计算选用的一组刺激序列总长为248ms,其刺激所在位置为{0, 32, 62, 98, 132, 158, 186, 224, 248}ms,序列抖动率为22.6%,平均刺激率为32.3Hz(图1(a))。由该序

列构成的系统矩阵条件数为 1.4×10^{18} 。根据脑电信号的性质,采用粉红噪声生成噪声信号,叠加信噪比为 0 dB,如图 1(c)所示。暂态信号与刺激序列的卷积和噪声叠加后合成的混合反应波形即为仿真所观测到的信号如图 1(d)所示。

对观测信号采用不同方式求解的 AEP 波形如图 1(e)所示。其中细实线波形为式(7)的最小二乘解,粗实线波形为引入正则化后求得的结果(正则化参数为 0.8),虚线为真实解。由于实验中采用的刺激序列构成的系统矩阵具有病态性,导致直接逆滤波求得的最小二乘解严重偏离真实值,而引入正则化技术后对噪声扰动进行了抑制,其解明显接近于真实值。

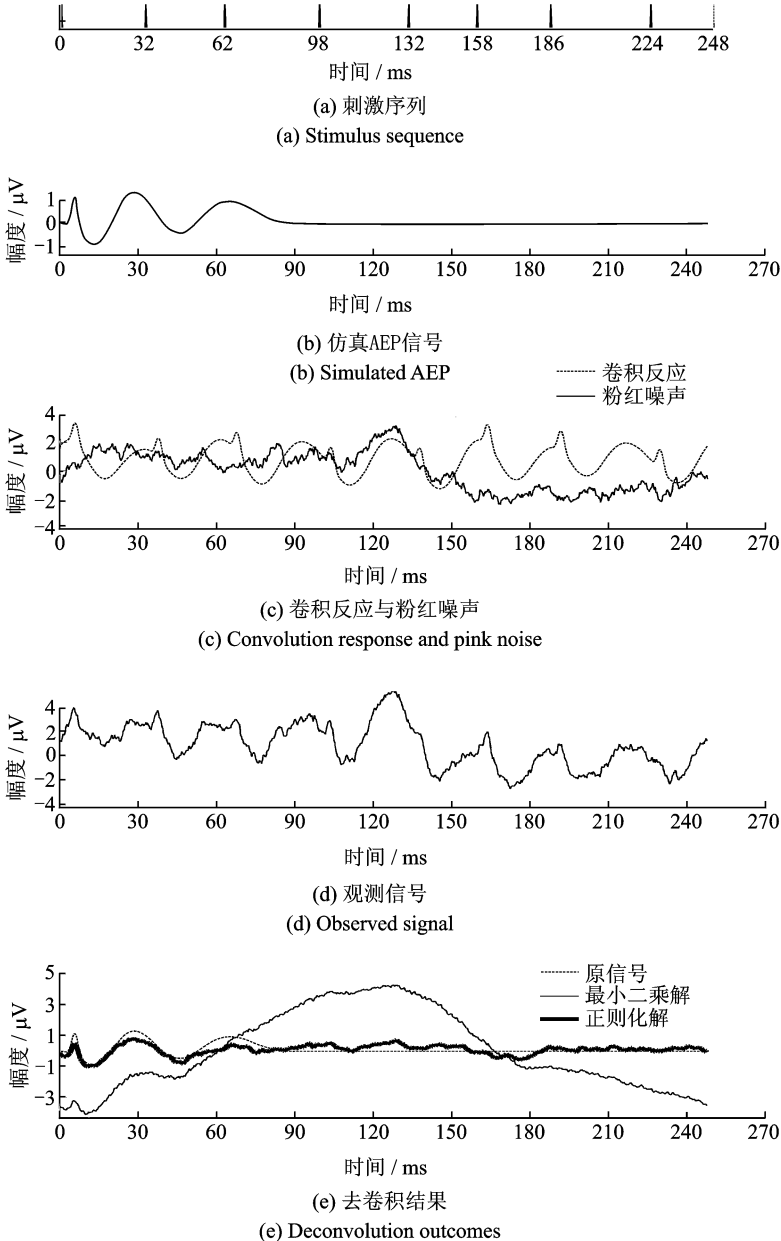


图 1 CLAD 模型仿真

Fig. 1 Simulation for CLAD method

3.2 AEP 波形恢复

为了探究算法在 AEP 信号重建中的可靠性,以真实记录的 AEP 数据和脑电背景噪声为基础,分别在不同刺激条件和噪声水平下进行了 AEP 的反卷积恢复实验。实验中参考的理想暂态 AEP 为常规(刺激率为 4.88 Hz)中潜伏期实验中所记录的典型波形,同时将在相同条件下无声刺激时所记录的 EEG 信号作为真实 AEP 背景噪声。数据记录都在 Neuroscan 的 SynAmps2 系统平台上进行,其采样率为 20 kHz。图 2(a)代表所记录的典型中潜伏期 AEP,包含 Na, Pa, Nb, Pb 等几个主要波形成分,图 2(b)表示无刺激时记录的一段 EEG 信号。AEP 波形恢复实验具体过程与仿真重建算例相似,将上述中典型 AEP 数据和脑电背景噪声降采样至 5 kHz,分别记为 $x(t)$ 与 $e(t)$,按照式(1),在给定的刺激条件下获得对应卷积反应并根据需要叠加不同信噪比的噪声,模拟高刺激率下 AEP 观测值,再对其进行反卷积处理。

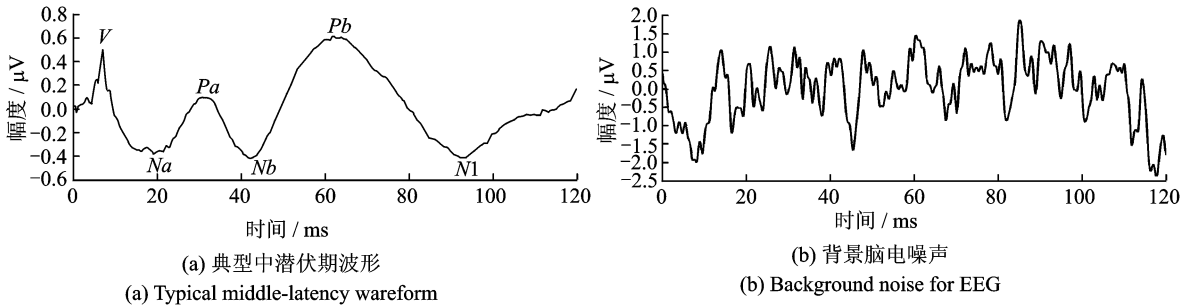


图 2 中潜伏期 AEP 及脑电噪声

Fig. 2 Middle-latency AEP and EEG noise

3.2.1 系统矩阵的病态程度

在 CLAD 反卷积模型的时域求解中,系统矩阵的病态程度直接影响解得质量,而该矩阵的构成又与刺激序列相关。本文选用 3 组具有不同刺激率的刺激序列,由该 3 组刺激序列构成的系统矩阵具有不同的病态程度,其对应的条件数和序列的具体参数见表 1,各组总长均为 204.8 ms,采样率为 5 000 Hz。

图 3,4,5 分别给出了当叠加信噪比为 0 dB 时,在不同刺激条件下的中潜伏期 AEP 的恢复结果。其中,图 3(a),4(a),5(a)表示 3 组刺激序列,分别对应 $sq1, sq2$ 及 $sq3$ 。图 3(b),4(b),5(b)分别表示由 $sq1, sq2$ 及 $sq3$ 三组刺激序列构成的系统矩阵对应的奇异值取 10 为底的对数后分布情况。在 3 种刺激条件下,系统矩阵对应都有不同情况的极小奇异值分布,将影响信号恢复质量。图 3(c),4(c),5(c)分别表示在 $sq1, sq2, sq3$ 刺激序列条件下,分别采用直接方法求得的最小二乘解和采用正则化技术求得的结果对比,图中虚线表示原 AEP 波形,细实线表示直接求得的最小二乘解波形,粗实线表示正则化求得的重建 AEP 波形。在 3 种情况下,直接求得的最小二乘解均与真实解偏差严重,且随着系统矩阵的条件数改变其偏差表现也不同。而正则化解虽然与真实值存在差异,其波形较好地还原了原 AEP 的基本

表 1 刺激序列主要参数

Table 1 Main parameters of stimulus sequences

序列编号	刺激位置/ms	抖动率/%	平均刺激率/Hz	系统矩阵条件数
$sq1$	{0,37.8,76.8,117.0,164.8}	16.7	24.4	3.0×10^2
$sq2$	{0.0,13.0,27,51.2,72.8,92.8,116.0,127.2,143,161.2,179.4,195.2}	41.8	58.6	1.8×10^3
$sq3$	{0.0,27.4,55.8,77.6,95.4,115.8,157.6,188.8}	63.3	39.1	2.7×10^{17}

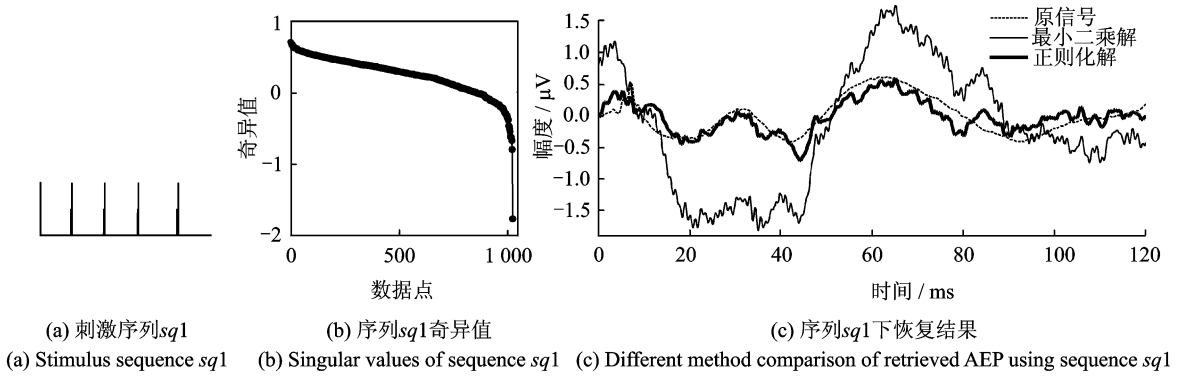


图 3 刺激序列 sq_1 性质及其实验结果

Fig. 3 Properties of stimulus sequence sq_1 and its experimental results

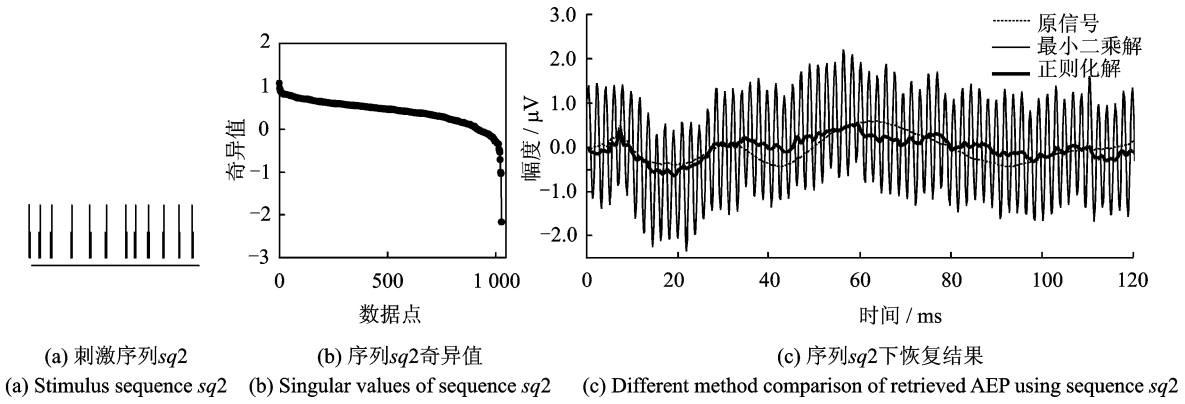


图 4 刺激序列 sq_2 性质及其实验结果

Fig. 4 Properties of sequence sq_2 and its experimental results

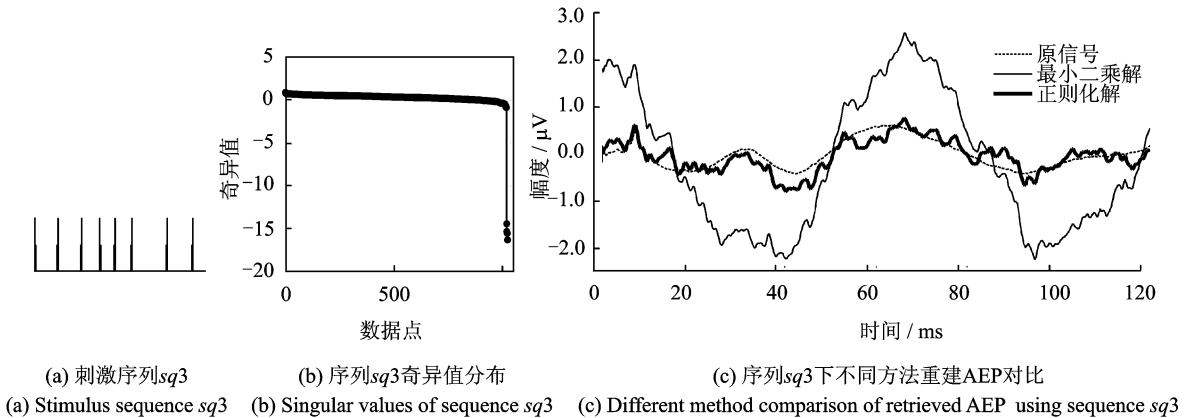


图 5 刺激序列 sq_3 性质及其实验结果

Fig. 5 Properties of stimulus sequence sq_3 and its experimental results

波形特征,具体表现为在正则化解的波形中, Na, Pa, Nb, Pb 等各个主波均可有效辨识,恢复信号具有较高的可性度。

3.2.2 噪声对重建信号的影响

针对刺激序列 $sq3$,分别在 3 种信噪比情况下采用正则化技术进行反卷积重建暂态 AEP 信号。图 6 表示 3 种噪声水平下 AEP 波形的重建结果,其中图 6(a,c,e)分别为 5 dB,0 dB 和 -5 dB 下 3 种信噪比对应模拟扫程反应,图 6(b,d,f)为上述对应 3 个扫程反应反卷积后所得的 AEP 波形。从实验结果看,在 3 种情况下,采用正则化技术都能在很大程度上抑制噪声影响,重建所得的 AEP 在形态上与原 AEP 波形接近,各个主波成分(Na, Pa, Nb, Pb)均能得到辨别。

为了进一步衡量噪声影响,计算了 3 种信噪比下,重建信号的信噪比及其与原信号间的均方根误差和相关系数如表 2 所示。其中重建信号信噪比用恢复信号 $\hat{x}(t)$ 的平均功率 $P_{\hat{x}(t)}$ 和它自身与原信号 $x(t)$ 间差值信号的平均功率 $P_{(\hat{x}(t)-x(t))}$ 之比来表示^[5],即

$$SNR = 20 \log_{10} \frac{P_{\hat{x}(t)}}{P_{(\hat{x}(t)-x(t))}} \quad (13)$$

从表中数据可知,随着噪声程度的加重,重建信号与原信号间的均方根误差逐渐变大,同时相关系数及重建信噪比均不同程度的减少。重建信噪比下降幅度较大,提示噪声对于恢复信号质量的影响严重,当信噪比减少至 -5 dB 时,重建信号虽然在波形特征上依然明显,但其质量要差于前两者。综合上述结果,表明引入正则化技术后在实验的 3 种信噪比下能稳定地重建 AEP 信号。

表 2 不同噪声下重建 AEP 信号与原信号的对比

Table 2 Comparison between retrieved AEP and original signal in different noise

加噪情况/dB	均方根误差/ μV	相关系数	重建信噪比/dB
5	0.136	0.908	6.077
0	0.178	0.810	1.720
-5	0.265	0.663	0.515

3.3 结果分析

采用高刺激率方案可以有效减少记录时间,也有利于对听觉系统进行适应性研究和病理性诊断^[14-15]。CLAD 作为高刺激率条件下反卷积重建暂态 AEP 信号的一个简便有效的方法,已经在许多研究中得到了应用^[8,16-17]。基于时域模型的 CLAD 反卷积求解,可以转化成线性矩阵的逆滤波处理。根据文献[3-4]的理论,采用具有低抖动特性的刺激序列可以保证时域求解中系统矩阵逆的存在性,但其没有充分考虑噪声对恢复性能的影响。为了避免求逆运算过度放大噪声成分而带来的失真,需要对刺激序列的进行优化选择。另一方面,良性的逆矩阵往往需要牺牲刺激序列的低抖动性要求,或者需要增加一个扫程的刺激个数和刺激长度,这些约束限制了 CLAD 方法应用范围。本文利用奇异值分解技术剖析了逆变换矩阵的性质,指出刺激序列选择对逆矩阵病态性的影响,并通过引入正则化原理改善病态矩阵对信号重建质量的影响,有效地缓解了刺激序列选择的局限。

本文中 AEP 波形的恢复实验,分别在具有不同病态程度的系统矩阵和不同噪声水平下进行,其结果均说明了正则化技术可以有效抑制矩阵病态影响。然而,从实验结果来看,系统矩阵病态程度的强弱对解的影响没有一个清晰的判别界限,一个弱病态的矩阵在本文实验中亦有可能导致解的严重失真。这种现象反映了奇异值所影响的成分对信号重建的贡献存在差别,在计算中必须针对实际情况进行分析。另外,正则化参数一方面抑制了噪声放大,另一方面也影响了信号的有效成分,其选择对求解结果有着重要影响。采用 TSVD 和 Tikhonov 法进行正则化求解,其本质是统一的。两者在求解过程中都涉及正则化参数 k, λ 的选择,当 k 值取得偏小或者 λ 值取得偏大都会导致过正则化解,反之亦将不能有效

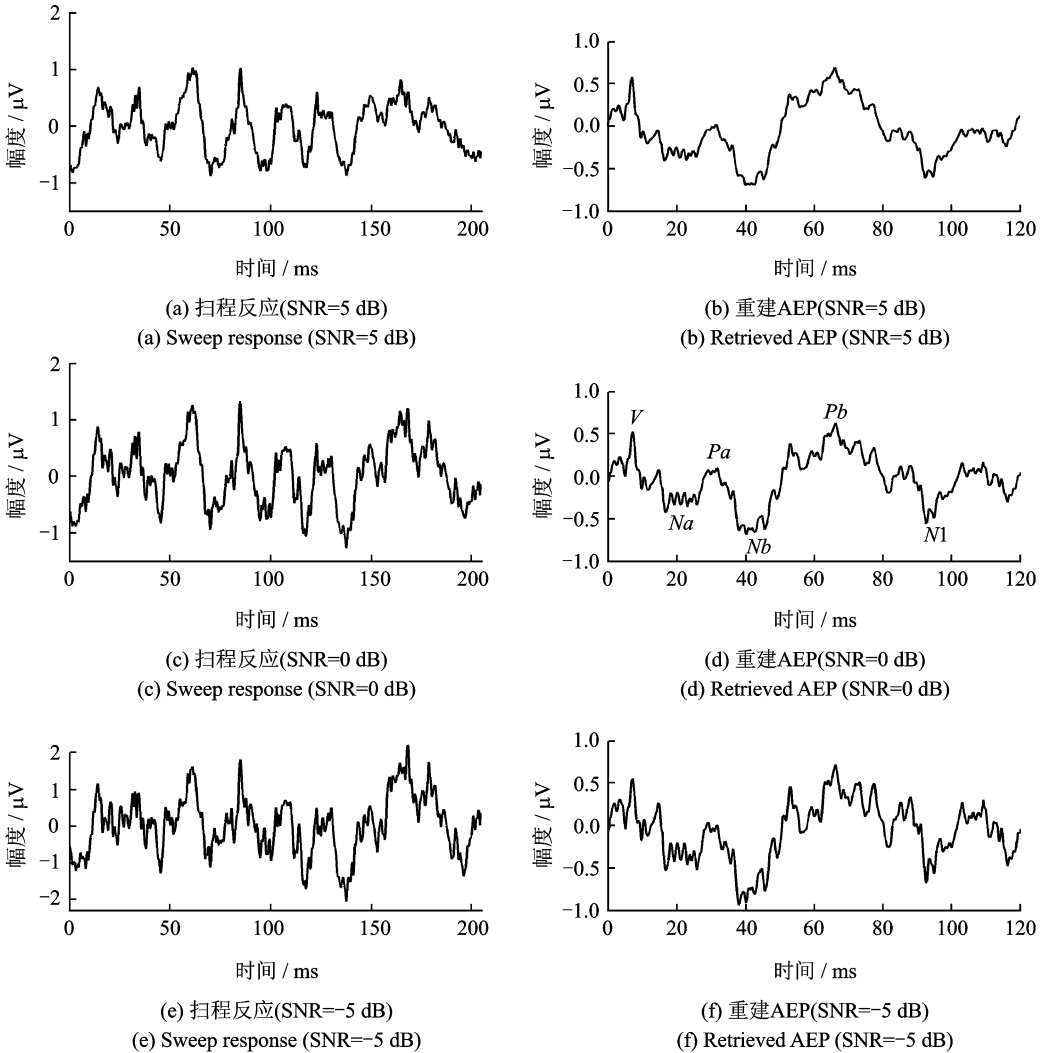


图 6 不同信噪比下 AEP 波形恢复结果

Fig. 6 Deconvolved AEPs under different SNR

抑制噪声影响。正则化参数的选取主要包括岭估计、L 曲线和广义交叉验证 3 种方法^[18]。然而这些方法确定的正则化参数并不一致,在实际应用中更有效确定正则化参数的方法是根据本文对待解信号的先验知识,比如 AEP 实际幅值范围的了解,结合上述估计方法确定正则化参数的数值。

4 结束语

本文研究表明,正则化技术应用于 CLAD 方法的时域模型中可以较好地解决信号重建过程中遇到的病态问题。运用正则化反卷积,可以避免讨论序列选择对恢复信号的影响,当系统矩阵具有病态时,仍可求得一个合适解,为在 CLAD 实验方式下恢复暂态 AEP 信号提供了又一个有效手段。

参考文献:

- [1] Kraus N, Nicol T. Auditory evoked potentials[M]. Springer Berlin Heidelberg: Encyclopedia of Neuroscience, 2009: 214-218.

- [2] Eysholdt U, Schreiner C. Maximum length sequences—A fast method for measuring brainstem-evoked responses [J]. *Audiology*, 1982, 21(3):242-250.
- [3] Özdamar Ö, Delgado R E, Yavuz E, et al. Deconvolution of auditory evoked potentials obtained at high stimulus rates [C]// First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. Capri Island, Italy: IEEE, 2003:285-288.
- [4] Delgado R E, Özdamar Ö. Deconvolution of evoked responses obtained at high stimulus rates [J]. *Acoustical Society of America*, 2004, 115(3):1242-1251.
- [5] Wang Tao, Zhan Changan, Yan Gang, et al. A preliminary investigation of the deconvolution of auditory evoked potentials using a session jittering paradigm [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2013, 10(2): 14.
- [6] Özdamar Ö, Bohórquez J. Signal-to-noise ratio and frequency analysis of continuous loop averaging deconvolution (CLAD) of overlapping evoked potentials [J]. *J Acoust Soc Am*, 2009, 119(1):429-438.
- [7] Wang T, Özdamar Ö, Bohorquez J, et al. Wiener filter deconvolution of overlapping evoked potentials [J]. *Neuroscience Methods*, 2006, 158(2):260-270.
- [8] Özdamar Ö, Bohórquez J, Ray S S. Pb (P1) resonance at 40 Hz: Effects of high stimulus rate on auditory middle latency responses (MLRs) explores using deconvolution [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2007, 118(6):1261-1273.
- [9] Jewett D L, Caplovitz G, Baird B, et al. The use of QSD (q-sequence deconvolution) to recover superposed, transient evoked-responses [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2004, 115(12): 2754-2775.
- [10] Wang T, Huang J H, Lin L, et al. Continuous and discrete-time stimulus sequences for high stimulus rate paradigm in evoked potential studies [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013, 2013:1-10.
- [11] 黄江华, 李彬, 林霖, 等. 改进 DE 算法优化高刺激率 AEP 的刺激序列 [J]. *数据采集与处理*, 2013, 28(5): 672-678.
Huang Jianghua, Li Bin, Lin Lin, et al. Stimulus-sequences optimization for high-rate AEPs using modified differential evolution algorithm [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2013, 28(5):672-678.
- [12] Tikhonov A, Arsenin V. *Solutions of ill-posed problems* [M]. Washington DC: Winston, 1977:113-124.
- [13] Hansen P C. The discrete picard condition for discrete ill-posed problems [J]. *BIT Numerical Mathematics*, 1990, 30(4): 658-672.
- [14] Su Yuanyuan, Li Zhenji, Wang Tao. Deconvolution methods and applications of auditory evoked response using high rate stimulation [C]// New Developments in Biomedical Engineering. Croatia: In-Teh, 2010:105-122.
- [15] 王涛, 张爱桃, 李彬, 等. 希尔伯特-黄变换增强高刺激率 AEP 的信噪比 [J]. *数据采集与处理*, 2011, 26(3):280-285.
Wang Tao, Zhang Aitao, Li Bin, et al. Improved signal-to-noise ratio of AEP based on HHT [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2011, 26(3):280-285.
- [16] Bohórquez J, Özdamar Ö. Generation of the 40 Hz auditory steady-state response (ASSR) explained using convolution [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2008, 119(11):2598-2607.
- [17] 朱程, 王涛, 黄江华, 等. 40 Hz 暂态听觉诱发电位中潜伏期成分的引出分析 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2013, 32(5): 539-545.
Zhu Cheng, Wang Tao, Huang Jianghua, et al. Elicitation analysis for the 40 Hz transient auditory evoked potential [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2013, 32(5):539-545.
- [18] 冯洁婷, 颜刚, 王涛, 等. Tikhonov 正则化参数选择对高速率刺激听觉诱发电位重建的影响 [J]. *航天医学与医学工程*, 2012, 25(1):54-60.
Feng Jieting, Yan Gang, Wang Tao, et al. Effects of parameter selection of Tikhonov regularization on reconstruction of high-rate auditory evoked potentials [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2012, 25(1):54-60.

作者简介:



邹岸(1989-),男,硕士研究生,研究方向:生物电信号处理、医院信息化, E-mail: gdmxza@126.com。



林霖(1981-),男,讲师,研究方向:医院信息化、生物电信号处理。



王涛(1967-),男,教授,研究方向:生物电信号处理、神经工程。

