

# 从肌电信号中减少工频干扰方法的性能比较分析

张浩诗 武振兴 田 岚 杨 琳 李光林

(中国科学院深圳先进技术研究院生物医学与健康工程研究所 深圳 518055)

**摘 要** 如何从肌电信号中有效地减少工频干扰一直是肌电信号检测与应用中的突出问题。本文总结数字陷波、LMS自适应滤波、卡尔曼(Kalman)滤波和S变换等几种适合进行实时工频干扰去除的方法,研究和分析它们在去除肌电信号中工频干扰的性能。初步结果表明:Kalman滤波方法在从肌电信号中减少工频干扰方面表现出了较好的整体性能,而S变换方法对具有严重工频干扰的肌电信号具有较好的噪声抑制效果。

**关键词** 肌电信号;工频干扰;滤波方法;干扰减少

## A Comparative Analysis of Performance of Some Processing Methods in Reducing Power-Line Interference from EMG Recordings

ZHANG Hao-shi WU Zhen-xing TIAN Lan YANG Lin LI Guang-lin

(Institute of Biomedical and Health Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology,  
Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055)

**Abstract** Effectively reducing power line interference is always an important issue in electromyography (EMG) signal recordings and analysis. In this study, four commonly used de-noising methods, including digital notch, LMS based adaptive filter, Kalman filter and S transform, which may be suitable for the reduction of power line interference in real-time EMG recordings, were chosen and their performance in reducing the power line interference from EMG signal recordings were quantitatively analyzed and compared. The pilot results of this study showed that Kalman filter presented the best whole performance in attenuating power line interference from EMG signals and S transform de-noising method illustrated the best performance when the power line interference was severe.

**Keywords** EMG signal; power line interference; filtering methods; interference reduction

## 1 引 言

表面肌电(electromyography, EMG)信号是从人体骨骼肌表面通过电极引导、记录下来的神经肌肉活动发射的生物电信号,与肌肉的活动状态和功能状态之

间存在着不同程度的关联性,能在一定程度上反映神经、肌肉的活动,因此其被广泛地应用于临床诊断、康复评估、仿生控制和肌肉疲劳监测等领域<sup>[1-3]</sup>。在肌电信号检测与分析应用过程中,势必会引入干扰噪声,难以直接对其进行分析研究,工频干扰由于强度大且频率处于肌电信号主要频带范围内,一直是肌电

基金项目:国家自然科学基金(60971076、61135004);深圳市政府基础研究计划(JC201005270295A);深圳市生物医疗电子与健康信息公共技术服务平台;广东省低成本健康技术创新团队基金;深圳市个性化骨科技术与服务平台。张浩诗,研究助理,主要从事人体电生理信号的采集分析,运动模式识别和肌电假肢的控制研究,在数字信号处理方面具有一定的经验。E-mail: zhanghaoshi@siat.ac.cn。武振兴,硕士,研究助理,研究方向为生物电信号的采集与处理,控制系统的硬件设计与开发。田岚,研究助理,主要研究方向为运动神经信息采集与分析、神经假肢控制器设计。杨琳,博士,助理研究员,研究方向为临床应用解剖及医学生物力学,目前从事运动神经功能康复及重建研究。李光林,博士,研究员,主要研究方向为神经康复工程、生物医学信号处理及生物医学仪器等。E-mail: gl.li@siat.ac.cn。

信号噪声去除中的突出问题<sup>[4,5]</sup>。研究人员通过在硬件上采取屏蔽和接地，添加模拟陷波器等措施来抑制工频干扰，确实可将噪声减小到一个相当的程度，但仅仅依靠硬件上的处理措施并不能完全解决干扰问题<sup>[6]</sup>。随着数字信号处理技术的发展，数字滤波成为工频干扰压制的主要方法。目前，已有许多用数字方法进行工频干扰去除的研究，常用的有平滑滤波，自适应滤波，小波变换，独立成分分析等<sup>[5]</sup>。对于各种方法的效果，许多研究停留在主观观察和简单的频谱比较，没有对去噪后有用信号的保留情况进行具体分析。同时许多方法由于计算时间和计算原理的限制不能用于EMG信号实时采集过程中的去噪分析，而EMG信号的很多应用，均需要实时快速的分析，尤其是在仿生控制等应用中<sup>[7,8]</sup>。本文总结几种适合实时进行工频干扰去除的数字处理方法，并对其从肌电信号中减小工频干扰的效果进行比较分析，为EMG信号实时应用过程中的数字处理方法选择提供依据。

## 2 算法原理

### 2.1 S变换方法

S变换是由美国地球物理学家Stockwell<sup>[9]</sup>提出的一种加时窗傅里叶变换方法，是连续小波变换（CWT）的扩展，能够提供每一个频率成分的瞬时幅值和瞬时相位。信号 $x(t)$ 的S变换定义为：

$$S(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt, f \neq 0 \quad (1)$$

假定 $X(f)$ 是信号 $x(t)$ 的傅里叶变换，则信号 $x(t)$ 的S变换的频域表示方法为：

$$S(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f + \alpha) e^{-2(\pi\alpha/f)^2} e^{j2\pi\alpha\tau} d\alpha \quad (2)$$

$$= F^{-1}[X(f + \alpha)G(\alpha)], f \neq 0$$

其中 $G(\alpha) = e^{-2(\pi\alpha/f)^2}$ ，是高斯窗的频域表示， $F^{-1}$ 表示傅里叶逆变换。

根据离散傅里叶变换和逆变换定义，S变换的离散形式可以表示为：

$$\begin{cases} S[k, l] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X[m+k] G[k, m] e^{\frac{j2\pi ml}{N}}, k \neq 0 \\ S[0, l] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) = \frac{1}{N} X[0], k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中， $l, m, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ ， $N$ 是总的采样点数， $G(k, m)$ 其实是高斯窗函数的离散傅里叶变换表示，定义如下：

$$G(k, m) = \begin{cases} e^{-2(\pi m/k)^2}, 0 \leq m \leq (N/2-1) \\ e^{-2(\pi(m-N)/k)^2}, (N/2 \leq m \leq (N-1)) \end{cases} \quad (4)$$

S变换可以利用快速傅里叶变换来实现，这保证了它良好的计算速度，为实时操作奠定了基础。同时，S变换的逆变换是傅里叶变换，因此与傅里叶谱密切相关。最重要的一点，S变换是一种线性操作，一个加性信号的S变换，是其各组成成分的S变换之和，这个特点为从信号中去除一些特定成分提供了方便。图1为一段含工频干扰的EMG信号的S变换：可以看到50Hz处对应一个明显的能量带，可以通过该频带对应的S变换矩阵对工频噪声信号进行估计。

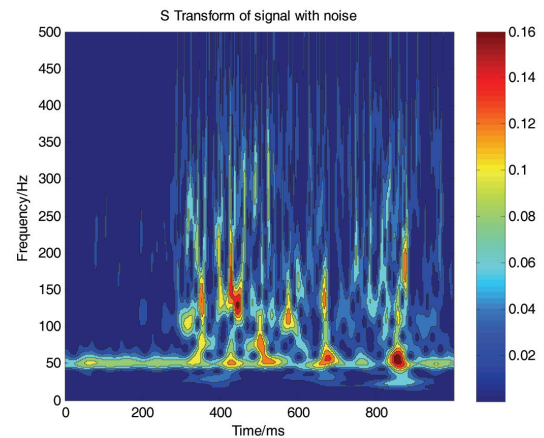


图1 一段含工频干扰EMG信号的S变换

利用S变换方法去除EMG信号中工频干扰的步骤如下<sup>[10]</sup>：

- (1) 对含50Hz工频干扰的EMG信号进行S变换，得到信号中所有频率成分的幅值和相位的时变阵列；
- (2) 利用S变换阵列中50Hz对应的时间序列估计工频噪声的幅值和相位信息，从而得到工频干扰的估计值；
- (3) 从原始信号中减去估计工频噪声。

### 2.2 Kalman滤波

Kalman滤波是一种线性最小均方误差估计，它根据前一个估计值和最近一个观察数据来估计信号的当前值，是用状态方程和递推方法来进行估计的<sup>[11,12]</sup>。

实际应用中，我们把含有工频干扰的EMG信号看作是EMG信号和工频干扰噪声信号的叠加：

$$y_n = x_n + v_n \quad (5)$$

其中， $x_n$ 为工频干扰信号， $v_n$ 为不含工频干扰的EMG信号。

工频干扰信号可以看作是未知幅值和相位的正弦信号，因此根据三角法则，可将 $y_n$ 信号表示为适合卡尔曼滤波的状态方程形式：

$$\begin{cases} X_{n+1} = AX_n + bw_n \\ y_n = h^T X_n + v_n \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $w_n$  为系统噪声, 对应模型估计误差

$$X_n = [x_n \ x_{n+1}]^T, \quad A = \begin{pmatrix} 2\cos(\omega_0) & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad b = [1 \ 0]^T,$$

$h = [1 \ 0]^T$ ,  $\omega_0 = 2\pi f_0 / f_s$ ,  $f_0$ 、 $f_s$  分别为工频干扰频率和信号采样频率。

将含噪的EMG信号作为观察信号, 通过递推估计过程得到工频干扰的估计, 最终以“新息”的形式得到“干净”的EMG信号。卡尔曼递推过程如下:

$$\begin{cases} \hat{X}_{n+1}^- = A\hat{X}_n^+ \\ P_{n+1}^- = AP_n^+ A^T + q_n bb^T \\ K_n = \frac{P_n^- h}{h^T P_n^- h + r_n} \\ \hat{X}_n^+ = \hat{X}_n^- + K_n [y_n - h^T \hat{X}_n^-] \\ P_n^+ = P_n^- - K_n h^T P_n^- \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $q_n = E\{\omega_n^2\}$ ,  $r_n = E\{v_n^2\}$ ,  $K_n$  是滤波器的增益,  $P_n^+$  和  $P_n^-$  分别为状态向量协方差的当前和上一次估计值。我们最终需要的信号是递推过程中得到的“新息”:  $v_n = y_n - h^T \hat{X}_n^-$ 。

### 2.3 基于最小均方误差 (Least Mean Square, LMS)

#### 算法的自适应滤波

最小均方 (least mean square, LMS) 误差算法由 Widrow 和 Hoff 于 1959 年提出, 此法不要求相关矩阵, 也不涉及矩阵求逆, 而是运用最优化的数学算法最陡下降法。因其结构简单、运算量小、易于实时处理等优点而被广泛应用<sup>[12, 13]</sup>。

同样设定含有工频干扰的EMG信号是EMG信号和工频干扰噪声信号的叠加: 如式(5)。

LMS 自适应计算过程如下:

$$\begin{cases} x_n = \omega_n^1 \cos(2\pi f_0 / f_s) + \omega_n^2 \sin(2\pi f_0 / f_s) \\ e_n = y_n - x_n \\ \omega_{n+1}^{1,2} = \omega_n^{1,2} + \mu^* e_n x_n \end{cases} \quad (8)$$

其中  $v_n$  为不含工频干扰的EMG信号,  $x_n$  为工频干扰信号, 也为自适应滤波器的输出,  $y_n$  为自适应滤波器的输入,  $e_n$  为输出和输入之间的差值。滤波过程中, 通过逐步的计算, 来调节  $w_1$  和  $w_2$  的大小, 最终使得输入输出之间的误差  $e_n$  尽量减小, 也即使得  $e_n$  中尽量不含有  $x_n$  成分,  $e_n$  即为最终需要的EMG信号。

### 2.4 数字陷波器

作为数字信号处理最基本的研究, 数字陷波器的设

计理论已经非常成熟。本文选用了基于窗函数法设计的FIR滤波器<sup>[14]</sup>, 其幅频特性和相频特性如图2所示:

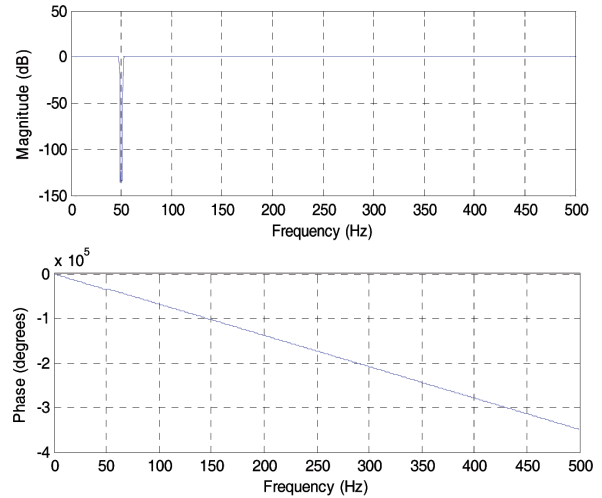


图2 50Hz数字陷波器的幅频响应(上)和相频响应(下)

## 3 实验分析

为便于研究EMG信号中各种方法去噪的具体效果, 我们对100段长度为8s, 采样频率为1000Hz的肌电信号添加不同幅值的50Hz工频噪声, 噪声的幅值确定方法如下:

$$AM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^2} \times \text{百分比} \quad (9)$$

分别用四种方法去除EMG信号中的工频噪声, 分析各自的处理效果。图3和图4所示为其中一段信号添加噪声(噪声幅值百分比为100%)并处理的结果。

从频谱分析上来看几种方法都对工频干扰起到了抑制作用。为了分析各种方法在处理过程中是否对原始信号产生了过大的影响, 我们引入了相对误差和相关系数<sup>[15]</sup>两个评判标准来比较原始信号和各种方法处理后的信号变化情况, 定义如下:

相对误差 (relative error, RE):

$$RE = \frac{\sum_{i=1}^n |V_{s_i} - V_{e_i}|}{\sum_{i=1}^n |V_{s_i}|} \quad (10)$$

相关系数: (correlation coefficient, CC):

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (V_{s_i} - \bar{V}_s)(V_{e_i} - \bar{V}_e)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (V_{s_i} - \bar{V}_s)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (V_{e_i} - \bar{V}_e)^2}} \quad (11)$$

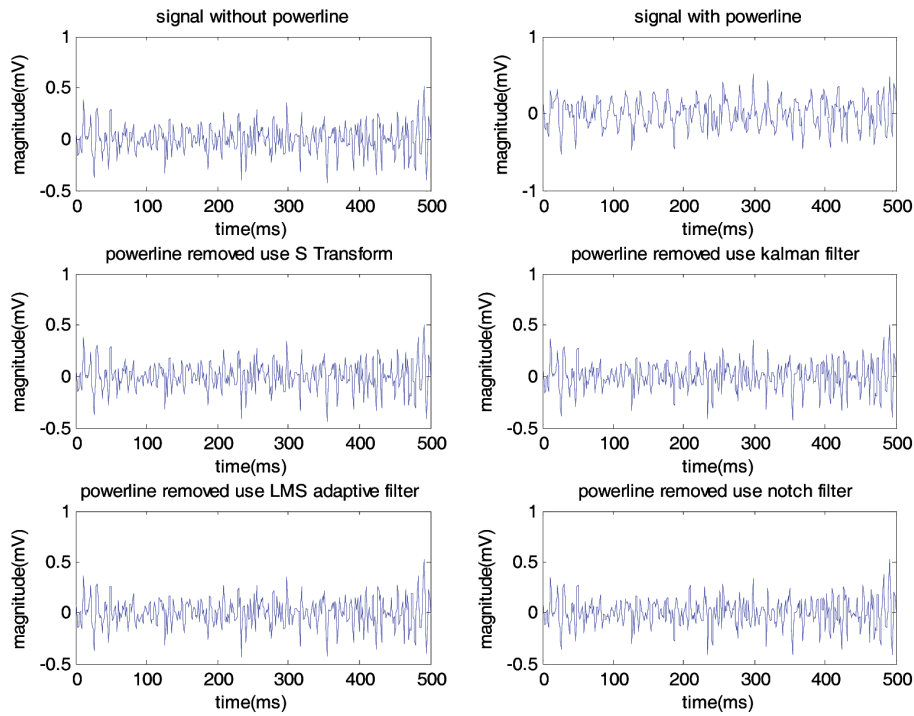


图3 四种方法去除工频干扰效果展示。从上到下，从左至右依次为：原始信号，加噪信号，S变换处理，Kalman滤波，LMS滤波，数字陷波

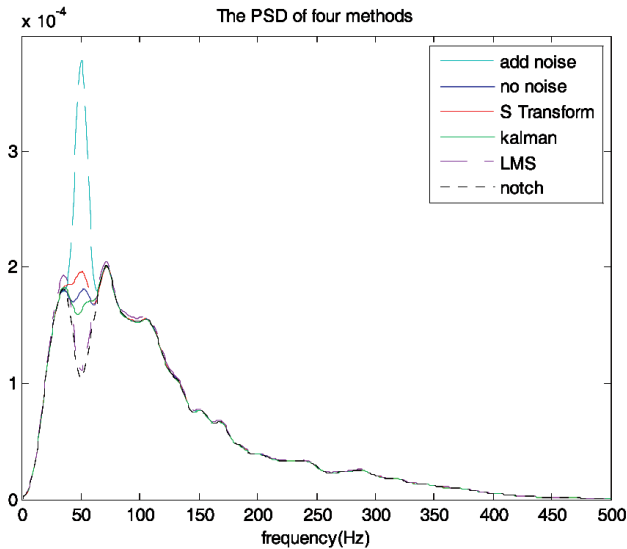


图4 去噪前后信号的频谱分析图

其中， $V_{s_i}$ 代表原始不含噪的原始信号幅值， $V_{e_i}$ 代表某种去噪方法处理过后的信号幅值。

分别根据式9为信号添加幅值百分比为30%，50%，100%，200%，500%等不同程度的50Hz工频干扰，用四种方法滤除（Kalman滤波和LMS滤波有一个调节过程，计算时为其重复添加一段数据以保证有用信号是滤波器达到稳态后的处理结果），计算相应的相对误差和相关系数，统计结果如图5、6所示，两图中的横轴均对应工频噪声幅值百分比的变化。

从图中可以看出，Kalman滤波方法，在不同噪声

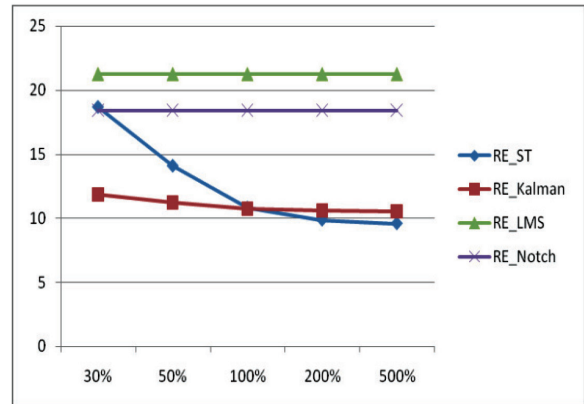


图5 四种方法去噪后信号与原始不含噪信号的相对误差 (%)

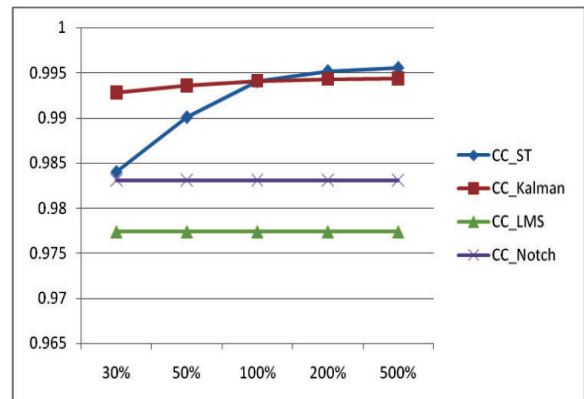


图6 四种方法去噪后信号与原始不含噪信号的相关系数

能量的情况下表现出了较好的去噪性能，去噪前后信号误差整体保持在较低水平，处理后的信号与原始信

号有较高的相关性。LMS自适应滤波和数字陷波器去除工频噪声的性能十分稳定,噪声能量的改变对结果参数不产生影响,但是两种方法对工频噪声去除的效果并不十分理想,去噪前后信号的变化较大,在要求较高的环境下并不适用。S变换方法由于算法中噪声幅度和相位的估计采用的是求均值的方法,对于噪声能量较小的情况,S变换方法反而容易产生较大的误差,但是其在压制强工频噪声方面表现出了良好的性能,在噪声能量大于信号能量时该处理方法对有用信号的影响最小,同时该方法也不需要去考虑自适应滤波方法所需要的动态到稳态的过度过程,因此寻找更好的方法从S变换矩阵中估计噪声幅值和相位信息有利于S变换去除工频干扰方法更广泛的应用。

## 4 总结与展望

EMG信号的应用越来越广泛,工频干扰的去除一直是EMG信号检测和处理时的重要问题。本文对几种能够实时对信号进行工频干扰去除的算法进行了总结和效果量化分析,Kalman滤波方法在整个分析过程中,表现出了良好的去噪效果。S变换方法自提出以来在地球物理学中应用较多,而在电生理信号处理方面的应用比较少。研究表明,S变换方法在肌电信号工频干扰的去除中能够取得较好的效果,尤其是在噪声幅值较大的情况,该方法展现出了最优良的处理性能,同时该方法能够利用快速傅里叶变换来实现,研究较好的低能量噪声估计方法,将会推进该方法在生物电信号实时处理上的应用。

## 参 考 文 献

- [1] Wu L, Huang P C, Bao G J et al. sEMG signal analysis method and its application in rehabilitation medicine [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2011, 28(11): 1368-1373.
- [2] Li G L, Schultz A E, Kuiken T A. Quantifying pattern recognition-based myoelectric control of multifunctional transradial prostheses [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2010, 18(2): 185-192.
- [3] Zhang J F, Sun D B. Surface EMG observation and isokinetic test on pressing-kneading manipulations for exercise fatigue of anterior tibial muscle [J]. *Journal of Acupuncture and Tuina Science*, 2011, 9(1): 62-66.
- [4] Fu C, Li Q, Li B. Detection and noise reduction of surface electromyography signal\* [J]. *Progress in Modern Biomedicine*, 2011, 11(20): 3591-3593.

- [5] Xi X G, Jia Y T, Luo Zhi-zeng. Power frequency noise-reduction of SEMG based on independent component analysis [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2009, 22(5): 675-679.
- [6] Ding X F, Sun Y N, Sun Q Z. The methods to eliminate the power-line interference in sEMG detection [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2006, 25(11): 63-66.
- [7] Chen C-C, He Z-C, Hsueh Y-H. An EMG feedback control functional electrical stimulation cycling system [J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2011, 64(2): 195-203.
- [8] Castellini C, Fiorilla A E, Sandini G. Multi-subject/daily-life activity emg-based control of mechanical hands [J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2009, 6(1): 41.
- [9] Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum: the S transform [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 1996, 44(4): 998-1001.
- [10] Huang C-C, Liang S-F, Young M-S, et al. A novel application of the S-transform in removing powerline interference from biomedical signals [J]. *Physiological. Measurement*, 2009, 30: 13-27.
- [11] Grewal M S, Andrews A P, Kalman. *Filtering: theory and practice* [M]. Prentice-Hall, 1993.
- [12] Wu Z X, Huang Z X, Huang S J. *Digital signal processing* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1988: 20-77.
- [13] Widrow B. Adaptive noise canceling: principles and applications [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1975, 63: 1692-1716.
- [14] Liang Q, Ye M, Ma W J. Design of digital trap filter for reducing power line interference in SEMG [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(17): 61-63.
- [15] He B, Lian J, Li G L. High-resolution EEG: a new realistic geometry spline laplacian estimation technique [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2001, 112: 845-852.