

基于时间结构的短样本信号盲提取

黄翔东¹, 胡 勇², 刘洪涛²

(1. 天津大学电子信息工程学院, 天津 300072; 2. 香港大学矫形及创伤外科学系, 香港)

摘 要: 为提高盲提取算法在恢复短样本信号时的质量, 本文提出基于时间结构的盲提取方法. 该方法以多个延时量上统计得出的自相关平方和取代负熵来作为目标函数, 并引入了输出信号与参考信号的近似测度和输出信号方差作为非线性规划的约束条件, 结合拟牛顿迭代法, 推导出新的单路盲信号提取迭代表达式. 另外, 本文还提出了衡量短样本程度的量化标准. 仿真实验表明, 不论所观测的各路信号长度如何, 只要其包含短潜伏期的源成分, 本文方法均能高质量地完成有用信号的提取.

关键词: 盲提取; 时间结构; 负熵; 拟牛顿迭代法; 短样本

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 03-0472-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.03.010

Blind Extraction of Short-Sampled Signal Based on Time Structure

HUANG Xiang-dong¹, HU Yong², LIU Hong-tao²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Department of Orthopaedics & Traumatology, University of Hong Kong, Hong Kong, China)

Abstract: To enhance the quality of the restored signal extracted from short-sampled paths, this paper proposed a novel blind extraction method based on time structure. By replacing negentropy with the sum of autocorrelation statistically obtained at multiple delays as the objective function, and introducing the closeness between output signal and reference signal as well as output's variance as the constraints of non-linear programming, besides incorporating the Newton-like iterative method, a novel iterative expression was successfully deduced to extract one-path signal. In addition, a novel criterion to evaluate the short samples is presented. Simulation showed that, whatever the length of observed multiple signals is, as long as the short-duration component is contained, the proposed method can extract the useful signal in high quality.

Key words: blind extraction; time structure; negentropy; newton-like iterative method; short-sampled

1 引言

盲信号处理在生物医学工程、通信、声纳等领域得到广泛应用. 在盲源分离(Blind Source Separation, BSS)领域已出现了多种算法, 如非线性主成分分析算法(non-linear PCA^[1])、快速 ICA 算法(Fast ICA^[2])、基于稀疏分解的分析方法^[3]、基于四阶累计量的分析方法^[4]、基于滤波器组的分析方法^[5]和基于二阶统计量算法^[6]等. BSS 的任务就是从多路观测信号中分离出各路源信号, 然而我们常常只对某一路(或几路)源信号感兴趣, 其他各路源信号甚至没有必要去估计, 即所处理的是盲信号提取(Blind Signal Extraction, BSE), 而不是 BSS 问题. 若借助 BSS 方法去提取感兴趣的源信号, 则还需进一步从分

离出的各路源信号中, 识别出感兴趣的那一路, 这实际上是“两阶段”处理方法, 不可避免地会耗费复杂的计算量和大量存储空间. 近年来 BSE 逐步得到学者们重视, 如文献[7,8]提出参考 ICA 方法, 采用拉格朗日函数优化策略, 以输出源估计的负熵作为目标函数, 把源估计的先验信息作为约束条件, 完成感兴趣的几路源信号的提取; 文献[9]把文献[7,8]的方法推广到单路源信号的情况, 实现了快速单路 BSE 算法. 2007 年, 张长水教授在文献[10]中通过设定所提取信号的某个可微 $G(\cdot)$ 函数的自相关函数作为目标函数, 实现了 BSE; 2007 年, 张贤达教授在文献[11]中提出对各观测通道信号的二阶相关矩阵做最小化解相关处理的目标函数, 采用逼近联合对角化技术以序贯方式实现了盲提取; 2008 年,

V. Zarzoso 在文献[12]证明了文献[11]的源识别条件与文献[6]提出的 SOBI 盲分离方法是一致的;2010年, P. Mandic 在文献[13]中将 BSE 算法与自适应滤波结合,实现了含噪信号的盲提取,等等。

文献[7~13]所提出的盲提取方法有个共同点,就是要提取的有用信号的支撑时间与其他各路观测信号的支撑时间都是等长的.而在许多应用场合,有用信号仅在短潜伏时间段内出现,例如在临床医学中,体表诱发电位信号^[14]的持续时间就很短,文献[6]的 SOBI 算法适合处理短支撑信号,然而文献[15]指出文献[6]的 SOBI 算法运行时需分阶段进行,无法一次提取.为减小计算量和存储量,实现快速、高效地捕获目标,就需要在观测时间尽可能短的情况下实现盲提取算法,从而要求构造具有提取短样本信息特性的目标函数,文献[11,12]设计的目标函数具有时间结构,不过考虑的却是各观测通道信号之间的时间相关性;而文献[10]设计的目标函数虽然考虑了所提取信号的时间相关性,但该目标函数不具备短样本信息提取特性.本文提出了针对短样本信号的基于时间结构的单步盲提取方法,并且提出短样本程度的量化指标,本文方法对参考信号的要求不高,提取效果好于文献[9]的基于负熵的单步盲提取方法,具有较高的实用价值。

2 问题描述

盲信号提取的信号处理流程如图 1 所示,在盲提取应用中,并不要求恢复所有的源信号 $c_1(t) \sim c_m(t)$,而只是对其中的 l 路($l < m$)源信号感兴趣,为此需要外部提供 l 路与源信号相关的参考信号 $r_1(t) \sim r_l(t)$.通过比较输出 $y_1(t) \sim y_l(t)$ 与 $r_1(t) \sim r_l(t)$ 的近似程度,不断在迭代过程中修正输出信号 $y_1(t) \sim y_l(t)$,当迭代收敛时,则可视 $y_1(t) \sim y_l(t)$ 为源信号 $r_1(t) \sim r_l(t)$ 的估计^[8].

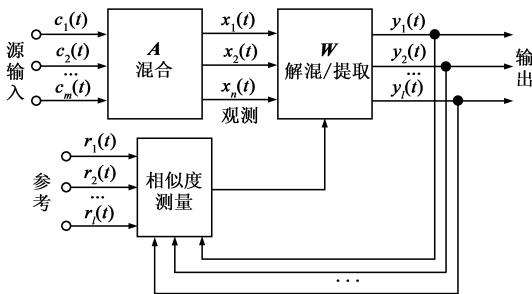


图1 经典盲信号提取处理流程

当图 1 参考路数 $l = 1$ 时,就成了单路盲提取.很显然, $l \neq 1$ 时, \mathbf{W} 为解混矩阵;而 $l = 1$ 时, \mathbf{W} 为提取向量.具体怎样自适应地求取 \mathbf{W} ,取决于目标函数的设计,文献[7~9]采用使得输出 $y_1(t) \sim y_l(t)$ 的负熵最大

化的目标函数.然而,负熵实际上是与信号高阶累积量紧密相关的信息参数,高阶累积量通常是需要消耗大量的样本才能获得的,这必然对提取短样本信号不利。

3 基于时间结构二阶统计量的盲信号提取方法

针对图 1 盲提取结构在短样本情况下的不足,本文提出如图 2 所示的盲信号提取结构。

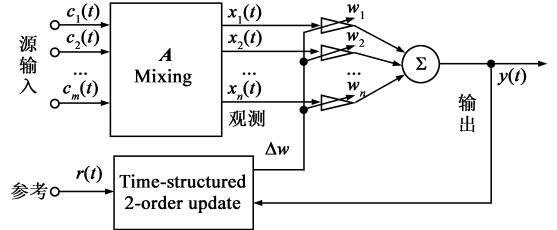


图2 基于时间结构二阶统计量的盲信号提取流程

图 2 是一种典型的反馈更新结构,通过将当前输出反馈信号 $y(t)$ 与参考信号 $r(t)$ 进行基于时间结构的二阶统计更新,进而计算出抽头矢量 $\mathbf{w} = [w_1 w_2, \dots, w_n]^T$ 的增量 $\Delta \mathbf{w}$,将更新的 \mathbf{w} 与当前各路观测信号进行加权叠加,即得新的输出信号 $y(t)$,待算法收敛后, $y(t)$ 即为感兴趣的源估计。

问题是,如何设计基于时间结构的二阶统计量的更新方案?由于欲提取的是短潜伏期信号,其特点是在潜伏期内,样点之间存在很明显的依赖关系,即具有时间结构性,这种时间结构性实际上就是信号与其延时 τ 的版本间的自相关特性(即二阶统计特性).然而仅仅在单个延时 τ 上去估计信号的自相关值 $\phi_y(\tau)$ 是不够的,因而需在多个延时量上去观测(假定为 p 个).而各个延时上的相关结果可能是正的,也可能是负的,为了强调其相关的强度,可取其绝对值或取其平方值作为衡量值,为便于后续推导,取其平方值.假定当前输出 $\mathbf{y}(t)$ 是长度为 L 的行向量,故可将目标函数设定为:

$$\begin{aligned} L_1(\mathbf{w}) &= -\frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} [\phi_y(\tau_k)]^2 \\ &= -\frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} \left[\frac{\mathbf{y}(t) \mathbf{y}^T(t - \tau_k)}{L} \right]^2 \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)前加负号是为了把最大值函数优化问题转化为最小值优化问题,以利于后续推导.考虑输出 $\mathbf{y}(t)$ 与参考 $\mathbf{r}(t)$ 的相关,还需增加两者接近程度约束,该约束可其内积表示,即

$$\epsilon(\mathbf{y}, \mathbf{r}) = E[\mathbf{y}(t) \mathbf{r}(t)] \quad (2)$$

为此,需设立一个阈值 ξ 来控制其接近程度,即使得下式为负

$$\hat{g}(\mathbf{y}) = g(\mathbf{y}) - \xi = \epsilon(\mathbf{y}, \mathbf{r}) - \xi$$

$$= -E[\mathbf{y}(t)\mathbf{r}(t)] - \xi < 0 \quad (3)$$

为使得约束项获得全局最优,可构造一辅助二次项,使得约束项函数具有下凸形状,则 $\mathbf{y}(t)$ 与 $\mathbf{r}(t)$ 的约束项为

$$L_2(\mathbf{w}, \mu) = \mu \hat{g}(\mathbf{y}) + \frac{1}{2} \gamma \|\hat{g}(\mathbf{y})\|^2, \gamma > 0 \quad (4)$$

此外,为使迭代收敛,还需限制输出 $\mathbf{y}(t)$ 幅度,这需控制 $\mathbf{y}(t)$ 的单位方差,其对应的约束项为

$$L_3(\mathbf{w}, \lambda) = \lambda h(\mathbf{y}), h(\mathbf{y}) = [E(\mathbf{y}^2) - 1]^2 \quad (5)$$

则最终构造的约束拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}, \mu, \lambda) &= L_1(\mathbf{w}) + L_2(\mathbf{w}, \mu) + L_3(\mathbf{w}, \lambda) \\ &= -\frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} \left[\frac{\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k)}{L} \right]^2 \\ &\quad + \mu \hat{g}(\mathbf{y}) + \frac{1}{2} \gamma \|\hat{g}(\mathbf{y})\|^2 + \lambda h(\mathbf{y}) \end{aligned} \quad (6)$$

求出式(6)对矢量 \mathbf{w} 的一阶和二阶偏导,按照拟牛顿迭代法,即可得出其迭代式为

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \eta \left[\frac{\partial^2 L}{\partial^2 \mathbf{w}^2} \right]^{-1} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} \quad (7)$$

为推出式(6)函数 L 对 \mathbf{w} 的各阶偏导,需分别推出函数 L_1, L_2, L_3 对 \mathbf{w} 的各阶偏导.很显然,由图2易得出输出可表示为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}^T \mathbf{X}(t) \quad (8)$$

联立式(8)、(1),可得出 $L_1(\mathbf{w})$ 对 \mathbf{w} 的一阶偏导为

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_1(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} &= -\frac{2}{L^2 p} \sum_{k=0}^{p-1} \left[\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) \right] \frac{\partial [\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k)]}{\partial \mathbf{w}} \\ &= -\frac{2}{L^2 p} \sum_{k=0}^{p-1} \left[\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) \right] \\ &\quad \cdot \left[\frac{\partial [\mathbf{y}(t)]}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \frac{\partial [\mathbf{y}(t-\tau_k)]}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{y}^T(t) \right] \\ &= -\frac{2}{L^2 p} \sum_{k=0}^{p-1} \left[\mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) \right] \\ &\quad \cdot \left[\mathbf{X}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \mathbf{X}(t-\tau_k)\mathbf{y}^T(t) \right] \end{aligned} \quad (9)$$

进而可推出 $L_1(\mathbf{w})$ 对 \mathbf{w} 的二阶偏导为

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 L_1(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}^2} &= -\frac{2}{L^2 p} \sum_{k=0}^{p-1} \left\{ \left[\frac{\partial \mathbf{y}(t)}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \frac{\partial \mathbf{y}(t-\tau_k)}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{y}^T(t) \right] \right. \\ &\quad \cdot \left[\mathbf{X}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \mathbf{X}(t-\tau_k)\mathbf{y}^T(t) \right] \\ &\quad + \mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) \\ &\quad \cdot \left. \left[\mathbf{X}(t) \frac{\partial \mathbf{y}^T(t-\tau_k)}{\partial \mathbf{w}} + \mathbf{X}(t-\tau_k) \frac{\partial \mathbf{y}^T(t)}{\partial \mathbf{w}} \right] \right\} \\ &= -\frac{2}{L^2 p} \sum_{k=0}^{p-1} \left\{ \left[\mathbf{X}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \mathbf{X}(t-\tau_k)\mathbf{y}^T(t) \right] \right. \\ &\quad \cdot \left. \left[\mathbf{X}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) + \mathbf{X}(t-\tau_k)\mathbf{y}^T(t) \right] \right\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &+ \mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t-\tau_k) \\ &\cdot \left[\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t-\tau_k) + \mathbf{X}(t-\tau_k)\mathbf{X}^T(t) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

对于式(6)第2项 $L_2(\mathbf{w}, \mu)$,需将式(3)的不等式约束转化为等式约束,为此引入松弛变量 z^2 ,则

$$\min_{z^2} L_2(\mathbf{w}, \mu) = \min_{z^2 \geq 0} \left\{ \mu (g(\mathbf{y}) + z^2) + \frac{1}{2} \gamma \|g(\mathbf{y}) + z^2\|^2 \right\} \quad (11)$$

将式(11)对 z^2 求偏导,可导出其最优值为

$$(z^*)^2 = \max \left\{ 0, -\left(\frac{\mu}{\gamma} + g(\mathbf{y}) \right) \right\} \quad (12)$$

将式(12)代入式(11),有

$$L_2(\mathbf{w}, \mu) = \frac{1}{2\gamma} \left[\max^2 \{ 0, -(\mu + \gamma g(\mathbf{y})) \} - \mu^2 \right] \quad (13)$$

将式(13)分别对 \mathbf{w} 和 μ 求偏导,可推出其更新公式为

$$\begin{cases} \frac{\partial L_2(\mathbf{w}, \mu)}{\partial \mathbf{w}} = \mu \frac{\partial g(\mathbf{y})}{\partial \mathbf{w}} = -\mu E \left[\frac{\partial \mathbf{y}(t)}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{r}(t) \right] \\ = -\mu E[\mathbf{r}(t)\mathbf{X}^T(t)] \\ \Delta \mu = \max \{ -\mu, \gamma g(\mathbf{y}) \} \end{cases} \quad (14)$$

将式(14)对 \mathbf{w} 求偏导,可推出二阶偏导表达式为

$$\frac{\partial^2 L_2(\mathbf{w}, \mu)}{\partial \mathbf{w}^2} = 0 \quad (15)$$

求出式(5)中 L_3 对 \mathbf{w} 和 λ 的一阶偏导为

$$\begin{cases} \frac{\partial L_3(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = \lambda \frac{\partial h(\mathbf{y})}{\partial \mathbf{w}} \\ = 2\lambda [E(\mathbf{y}^2) - 1] \cdot \left[E \left(2\mathbf{y} \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{w}} \right) \right] \\ = 4\lambda [E(\mathbf{y}^2) - 1] \cdot \frac{1}{L} \mathbf{y} \mathbf{X}^T \\ \Delta \lambda = \gamma h(\mathbf{y}) \end{cases} \quad (16)$$

进一步对式(16)求偏导,有

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 L_3(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}^2} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \left[\frac{\partial L_3(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} \right] \\ &= 4\lambda \left\{ \left[2E(\mathbf{y}) \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{w}} \right] \cdot \frac{\mathbf{y} \mathbf{X}^T}{L} + [E(\mathbf{y}^2) - 1] \frac{1}{L} \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{w}} \mathbf{X}^T \right\} \\ &\approx 8\lambda \cdot \frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^T = 8\lambda \mathbf{R}_X \end{aligned} \quad (17)$$

将式(9)~(17)代入迭代式(7),即可完成盲信号提取.

4 短样本量化标准

本文要提取的是短潜伏期信号 $s(t)$ (其支撑时间 t_s 如图3所示),而从样本利用率和降低计算复杂度考虑,好的盲提取算法应在观测时间 t_a 同样较短的情况下能提取出有用信号 $s(t)$,故“短样本”是个相对的概念,可用有用信号的支撑时间占用各通道观测时间的百分比来衡量其程度,即

$$\eta = \frac{t_s}{t_a} \times 100\% \quad (18)$$

η 取值越大,则算法短样本提取性能就越好.

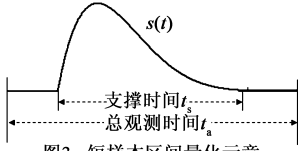


图3 短样本区间量化示意

5 算法仿真

例 令采样频率为 1kHz,则在 1s 内可观测到 $L = 1000$ 个样本,为研究短样本程度不同时算法的盲提取效果.构造 5 个独立源信号 $c_1 \sim c_5$ 分别为: c_1 为单位方差的高斯信号(如图 4(a)所示); c_2 为调幅载波信号(如图 4(b)所示); c_3 为要提取的信号 $c_3(t) = Kt(1-t)^{(K-1)}$, $K \in \mathbf{Z}$,易证明该信号在 $t = 1/K$ 时取得最大值(相应构造 $t = 1/K$ 时刻的参考信号 $r(t)$,如图 4(f)所示).故 K 越大, $c_3(t)$ 的支撑区间 t_s 越短. c_4 为超高斯信号(由服从拉普拉斯分布的随机信号产生,如图 4(d)所示); c_5 为周期正弦信号.任意生成 5×5 混合矩阵 \mathbf{A} ,对 $c_1 \sim c_5$ 进行混合后的观测信号 $x_1 \sim x_5$ 如图 4(g)~(k)所示.

分别用文献[8]的基于负熵目标函数和拟牛顿迭代的方法(对应图 1 中 $l = 1$ 的情况)以及本文的盲提取方法(设定式(1)中的延时个数 $p = 4$)进行信号提取实验.假设最终提取算法生成的权矢量为 \mathbf{w} ,则根据文献[7,9],可构造矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{w}^T \mathbf{A}$ 来求取性能指数 PI(值越小越好),其表达式为

$$PI = \left(\sum_{j=1}^M \frac{|P_j|}{\max |P_k|} \right) - 1 \quad (19)$$

表 1 给出了仿真实验得出的两种算法的 PI 性能值.图 5 给出了 K 取不同值时本文算法与基于负熵盲提取法的提取效果(由于观测区间 $t_a = 1s$ 固定,故 K 越大, t_s 越小, η 越大,短样本程度越小).

表 1 性能指标值

短样本程度 \ PI值	负熵盲提取方法	本文方法
$K = 20, \eta = 0.326$	0.00239547178455	0.00202674861742
$K = 8, \eta = 0.643$	0.06498216063423	0.00249883390528
$K = 3, \eta = 0.962$	0.69020460132009	0.00327084979840

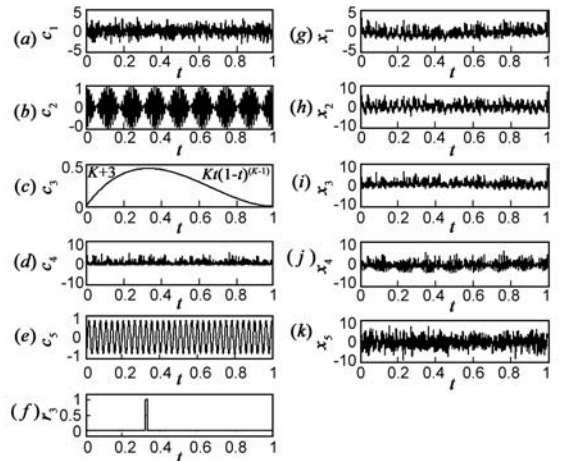


图4 各路源信号、参考信号及观测信号

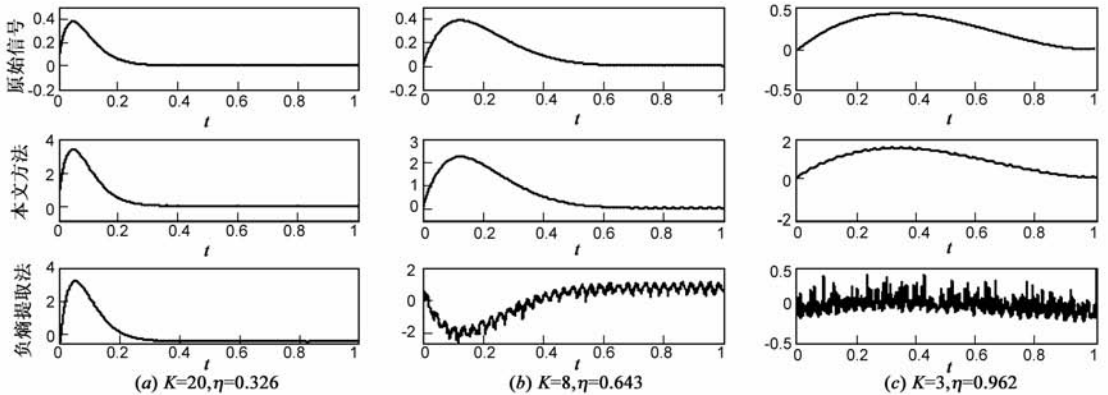


图5 不同短样本程度下的盲提取波形对照

从图 5 可看出,随着 η 增大,本文方法与文献[8]负熵提取法的盲提取波形质量均有所下降,但本文方法波形失真程度比负熵提取法小得多.当 $\eta = 0.326$ 时,本文方法的 PI 值略高于负熵法,波形恢复质量未看出明显差别;当 $\eta = 0.643$ 时,本文方法的 PI 值远高于负熵法,其提取的波形没有明显失真,而负熵法的波形则明显引入了其他通道的干扰;当 $\eta = 0.962$ 时,本文方法的

PI 值大大高于负熵法,其提取的波形仅存在轻微失真,而负熵法的波形则存在严重失真.以上实验证明,当短样本程度较高时(η 值较大),本文方法相比于负熵法,在抵御其他通道干扰方面具有明显优势.

6 结论

盲信号提取是在军事、通信、医学信号处理等领域应用极为广泛的信号处理方法,现有盲源分离算法仍

存在提取短潜伏信号性能变差的问题,本文通过设定基于时间结构的目标函数,并配以恰当的迭代更新策略,成功地解决了这一问题.实验证明,本文方法的短样本提取性能远高于负熵提取法.

目前,此工作仍需完善,如有必要将本文实现的单路盲提取延伸到多路提取上.另外,本文方法仍沿用拟牛顿迭代策略,该方法虽然迭代快,但与文献[8]一样,每次迭代耗费的计算量还是比较大的,如何实现更为快速的盲提取算法仍是要解决的问题.

参考文献

- [1] J Karhunen, J Joutsensalo. Representation and separation of signals using onlinear PCA type learning[J]. Neural Networks, 1994, 7(1): 113 - 127.
- [2] A Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 1999, 10(3): 626 - 634.
- [3] M Zibulevsky, B A Pearlnutter. Blind source separation by sparse decompoistion[J]. Neural comput, 2001, 13(4): 863 - 882.
- [4] L Jie, et al. Principal independent component analysis[J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 1999, 10(4): 912 - 917.
- [5] H-M Park, H-Y Jeong, et al. A filter bank approach to independent component analysis and its application to adaptive noise canceling[J]. Neurocomputing, 2003, 55(3 - 4): 755 - 759.
- [6] A Belouchrani, et al. A blind source separation technique using second-order statistics[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 1997, 45(2): 434 - 444.
- [7] Wei Lu, Jagath C Rajapakse. ICA with reference[J]. Neurocomputing, 2006, 69(16 - 18): 2244 - 2257.
- [8] L Wei, J C Rajapakse. Approach and applications of constrained ICA[J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 2005, 16(1): 203 - 212.
- [9] Qiu-Hua Lin, Yong-Rui Zheng, et al. A fast algorithm for one-unit ICA-R[J]. Information Sciences, 2007, 177(5): 1265 - 1275.
- [10] S Zhenwei, Z Changshui. Blind source extraction using generalized autocorrelations [J]. Neural Networks, IEEE Transac-

tions on, 2007, 18(5): 516 - 1524.

- [11] L Xi-Lin, Z Xian-Da. Sequential blind extraction adopting second-order statistics [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2007, 14(1): 58 - 61.
- [12] V Zarzoso. Second-order criterion for blind source extraction [J]. Electronics Letters, 2008, 44(22): 1327 - 1328.
- [13] W Y Leong, D P Mandic. Noisy component extraction (NoiCE) [J]. Circuits and Systems I: Regular Papers, IEEE Transactions on, 2010, 57(3): 664 - 671.
- [14] D Iyer, G Zouridakis. Single-trial evoked potential estimation: Comparison between independent component analysis and wavelet denoising [J]. Clinical Neurophysiology, 2007, 118(3): 495 - 504.
- [15] L Hongtao, et al. Fast extraction of somatosensory evoked potential based on second order blind identification [A]. Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE [C]. Lyon: IEEE, 2007. 5457 - 5460.

作者简介



黄翔东 男,博士,天津大学副教授,硕士生导师.1979年生于江西永丰.2001年7月获天津工业大学学士学位,分别在2004年3月和2007年3月获天津大学硕士和博士学位,于2009年到香港大学做访问学者.主要从事频谱分析、时频分析、模式识别等方面的研究工作.

E-mail: xdlhuang@tju.edu.cn



胡勇 男,博士,香港大学矫形及创伤外科学系 Assistant Professor,香港大学神经工程与临床电生理实验室研究主任.分别于1985年和1988年获天津大学生物医学工程专业的学士和硕士学位;于1999年获香港大学博士学位;主要从事临床电生理学、生物医学信号处理与神经工程方面的研究.

E-mail: yhud@hkusua.hku.hk