

混沌卷积混合信号的预测重构盲反卷积方法

成谢锋^{1,3}, 陈鹤鸣¹, 马 勇², 黄勇林¹

(1. 南京邮电大学 光电工程学院, 江苏 南京 210001; 2. 北京机械工业学院 基础部, 北京 100085; 3. 济南大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250022)

摘 要:介绍了混沌序列的特性, 然后利用混沌的类随机特性和盲信号处理技术, 提出了一种针对混沌卷积混合信号的预测重构盲反卷积方法. 该方法充分利用了混沌的物理特性, 通过对混沌卷积混合信号使用基于直接预测误差分析所构成的混沌滤波器和基于相空间重构动力学系统方程的人工智能补偿技术去进行盲反卷积, 从而实现单输入单输出混沌卷积信号的源信号和传输函数的盲反卷积处理. 仿真实验验证了该方法的有效性和可行性.

关键词:盲反卷积; 混沌; 信号处理

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2007)04-0063-06

A blind deconvolution method for chaotic signals based on prediction and reconstruction analysis

CHENG Xie-feng^{1,3}, CHEN He-ming¹, MA Yong², HUANG Yong-lin¹

(1. Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China; 2. Division of Basic Courses, Beijing Institute of Machinery, Beijing 100085, China; 3. School of Control Science and Engineering, Jinan University, Jinan 250022, China)

Abstract: Based on the statistical characteristics of chaotic signals and blind signal processing techniques, a blind deconvolution method for chaotic signals based on prediction and reconstruction analysis is proposed. This method achieves blind deconvolution with respect to source signals and transmission functions of chaotic signals with single-input and single-output through linear predication error analysis and artificial intelligence compensation. The effectiveness and feasibility of the proposed method were demonstrated in simulations.

Keywords: blind deconvolution; chaos; signal processing

混沌是复杂非线性系统中普遍存在的一种自然现象, 如心脏系统、神经网络、常微分方程组、二维非线性映射均呈现典型的混沌现象. 许多科学家在这方面进行了较为深入的研究. 1986年Goldberger在对人体心脏进行研究后指出, 健康的心脏系统是有一定量的可变性, 它对应着混沌状态, 人心律频谱的 $1/f$ 分布是心脏混沌的旁证, 心脏神经系统的分形结构是心脏混沌的有力证明^[1]. 大脑的神经网络系统是由大量的形式神经元联结而成的高度错综复杂的非线性系统, 因此从神经网络获取的信息, 如脑电波(EEG)信号也需按混沌动力学的规律进

行研究^[1]. Lorenz方程、Rssler方程、Chen氏方程、Logistic方程等都是研究混沌现象的经典模型. 在应用方面也已取得许多研究成果, 诸如Kaplan等人的母体中胎儿心电信号的提取^[2-6], HayKina对海洋杂波背景下有用信号的提取^[7]、混沌保密通讯、混沌随机波发生器、混沌振动器等. 目前混沌理论的应用研究已从人工模拟深入到对自然界混沌现象的研究, 因而从自然界中各种背景情况下提取和分离混沌信号就成了智能信号处理领域中的一个重要课题. 目前对混沌信号的提取和分离已进行了较为深入的研究. 当混沌系统的动力学机理已知则从混合信号中分离出混沌信号的方法是寻找一时间序列, 使它满足已知的混沌动力学演化规律, 又足够接近所获取的观测序列^[6]. 如果动力学机理未知, 常用的

收稿日期: 2006-12-28.

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目(y2006G03); 山东省重点科技攻关项目(2006Gg204005).

一个基本方法是相空间重构法^[18-9]。当用一个变量在不同时刻的值构成相空间,该动力系统的一个变量的变化自然与此变量和系统的其他变量的相互作用有关,即此变量随时间的变化隐含着整个系统的动力学规律。这样,可通过利用混沌吸引子的几何特性,限定动力映射为原混沌吸引子所在流形的内部映射,由该映射所具有的演化规律去重构动力学系统方程,估计出混沌信号对应的轨迹,以实现混沌信号的分离提取。显然预先已知混沌动力机理,这一点对盲分离而言是不能满足的;而混沌信号与系统函数卷积后已不再是和原混沌动力学方程微分同胚,所以不可能直接采用相空间重构法去恢复原混沌信号。

本文首先介绍了混沌序列的特性,然后利用混沌的类随机特性和盲信号处理技术,提出了一种针对混沌卷积混合信号的预测重构盲反卷积方法。该方法充分利用了混沌的物理特性,设计了基于直接预测误差分析的混沌滤波器和基于相空间重构动力学系统方程的补偿技术去进行盲反卷积,从而实现单输入单输出混沌卷积信号的源信号和传输函数的盲反卷积处理。仿真实验验证了该方法的有效性和可行性,并且具有速度较快、针对性强的特点。

1 混沌序列的特性

1.1 混沌的定义

混沌主要是研究非线性动力学系统随时间的变化规律。如果非线性系统是用以时间为自变量的微分方程来描述,那么其离散形式为

$$x_{n+1} = f(x_n). \quad (1)$$

1989年Devaney给出了一种人们常用的混沌定义。设 (x, p) 是一紧致的度量空间, $f: x \rightarrow x$ 是连续映射,称 f 在 x 上是混沌的,1) f 具有对初值敏感依赖性;2) f 在 x 上拓扑传递;3) f 周期点在 x 中稠密。

1925年Li-Yorke给出Logistic映射的非线性微分方程:

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n), x_n \in [0, 1], \mu \in [0, 4]. \quad (2)$$

当 $\mu = 3.569\ 945\ 672$ 时发生倍周期分岔,导致混沌。

1.2 混沌信号的统计特性

1) 概率分布函数 (x)

H. G. Shuster证明了式(2)的概率分布密度函数为

$$(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{x} \sqrt{1-x}}, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

(x) 与初值 $x(0)$ 无关,所以Logistic映射具有遍历性。

2) 混沌序列的均值 \bar{x}

$$\bar{x} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(i) = \int_0^1 x(x) dx = 0.5, x \in (0, 1). \quad (4)$$

3) 自相关函数 $A(r)$

$$A(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (x(i) - \bar{x})(x(i+r) - \bar{x}) = \int_0^1 x f^m(x) (x) dx - (\bar{x})^2 = \begin{cases} 0.125, & r = 0 \\ 0, & r \neq 0 \end{cases} = 0.125 \delta(r). \quad (5)$$

式中: $f^m(x) = f(\dots f(x) \dots)$,共 m 级。

4) 互相关函数

任取2段混沌序列 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$,其互相关函数为

$$A(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (x_{1i} - \bar{x})(x_{2(i+r)} - \bar{x}) = \int_0^1 \int_0^1 x_1 f^m(x_2) (x_1) (x_2) dx_1 dx_2 - \bar{x}^2 = 0. \quad (6)$$

5) 功率谱

$$W(w) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} A(r) e^{-jwkr} = 0.125 \delta(w). \quad (7)$$

6) 测度熵

根据Kolmogorov^[17]提出的测度熵:

$$K_n = - \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log_2 (i_0, i_1, \dots, i_n) \log_2 (i_0, i_2, \dots, i_n) = - \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log_2 \frac{1}{i_1}, \quad (8)$$

式中: λ_1 是最大Lyapunov指数。在Logistic吸引子情况下,当取10 000点数据,嵌入空间维数为5时,可计算出 $\lambda_1 = (5.74 \pm 0.02) \times 10^{-1}$ 。

与白噪声的统计特性相比较,有如下结论:

1) 混沌信号的统计特性类同于零均值白噪声的统计特性,所以混沌信号具有类随机性。

2) 混沌是介于规则运动和随机运动之间的一种特殊运动形式,当测量熵 $K=0$ 时为规则运动;当测量熵 $K=1$ 时为随机运动;当测量熵 K 是大于0的常数时,出现确定的混沌运动,并且随着 K 的增大,趋向真正的随机运动。

3) 对一个混沌系统而言,它的输出是不收敛的,输出波形是非周期的、类随机的。

2 方法描述

2.1 混沌信号的反卷积预测模型与混沌滤波器

一个信号经过信道的传输,总会受信道的影产生延迟和衰减,比如反射地震数据中就受岩层结构的影响,海洋波声数据中就含有海岸反射信息;胎儿心电信号经母体传递就会产生反射衰减,研究人员把这种使原始信号变得混淆的现象解释为卷积.因此,一般情况下,传感器测得的信号是源及其衰减和延迟的混合信号的线性组合,也即是卷积混合信号.与瞬时混合相比,解决卷积混合问题的难度更大,更接近实际情况^[2-4].

设 $s(n)$ 为混沌信号, $h(n)$ 为信道的冲击响应,那么其卷积模型为

$$y(n) = \sum_{n=0} h(n) s(t-n), \quad (9)$$

设观测到的混沌卷积混合信号 $y(n)$ 的长度为 M ,设计一个 P 阶反卷积滤波器,使得 $s(n)$ 的一个估计 $\hat{y}(n)$ 有

$$\min \hat{y}(n) - h(n) * y(n)^2. \quad (10)$$

据线性预测原理,对于白噪声激励的观测序列可以用线性差分方程建模,由于混沌的类随机性,所以对观测到的混沌卷积混合信号 $y(n)$ 有

$$\hat{y}(n) = - \sum_{k=1}^P a_{pk} y(n-k), \quad (11)$$

$$\hat{y}(n-p) = - \sum_{k=1}^P a_{pk} y(n-p+k). \quad (12)$$

由于 $\hat{y}(n)$ 使用 $y(n)$ 之前的各种数据的加权线性组合,故称为前向预测模型, $\hat{y}(n-p)$ 使用的是 $y(n)$ 之后的数据的线性加权之和,故称为向后预测模型.那么前向误差:

$$e_p(k) = y(n) - \hat{y}(n) = y(n) + \sum_{k=1}^P a_{pk} y(n-k), \quad (13)$$

根据 Levinson 所给出线性差分方程 (Yule-walker 方程) 的递推公式^[5],有

$$a_{pk} = a_{p-1,k} + k_p a_{p-1,p-k}, \quad (14)$$

整理得

$$e_p(n) = e_{p-1}(n) - k_p B_{p-1}(n-1). \quad (15)$$

式中:

$$e_{p-1}(n) = y(n) + \sum_{k=1}^{p-1} a_{p-1,k} y(n-k), \quad (16)$$

$$B_{p-1}(n-1) = y(n-p) + \sum_{k=1}^{p-1} a_{p-1,k} y(n-p+k). \quad (17)$$

同理可得向后误差:

$$B_p = y(n-p) - \hat{y}(n-p) = y(n-p) + \sum_{k=1}^P a_{pk} y(n-p+k), \quad (18)$$

整理得

$$B_p = B_{p-1}(n-1) - k_p e_{p-1}(n). \quad (19)$$

并且由式(15)、(19)可得, $p=0$ 时

$$e_0(n) = B_0 = y(n), \quad (20)$$

要同时使向前和向后误差最小,有

$$\begin{aligned} \frac{\partial E[e_p^2(n) + B_p^2(n)]}{\partial k_p} &= 0, \\ E[-2B_{p-1}(n-1)e_{p-1}(n) + k_p e_{p-1}^2(n) + k_p B_{p-1}^2(n-1)] &= 0, \end{aligned} \quad (21)$$

故

根据混沌的统计特性,混沌信号具有各态历经特性,因此可以用时间平均近似取代集合平均:

$$k_p = \frac{2 \sum_n [B_{p-1}(n-1)e_{p-1}(n)]}{\sum_n [e_{p-1}^2(n) + B_{p-1}^2(n-1)]}, \quad (22)$$

由此可递推出针对混沌的反卷积滤波器的各阶系数.

2.2 混沌滤波器的定阶

混沌滤波器的阶 P 是一个重要的问题.由于混沌信号具有噪声特性,根据有关文献^[10,12]的研究,可以使用最小描述长度判据:

$$\min(f(p)) = M \ln \frac{2}{p} + \frac{P}{2} (\ln M). \quad (23)$$

式中: p 是预测误差,随着数据长度 M 的增加, p 应趋于零,当 $f(P)$ 表现出鲜明的极小值时,可确定出 P 的值.但是,在短数据情况下,对阶次 P 的值通常估值过高,并且 $f(P)$ 有时会出现多个极小值.针对混沌所具有的统计特性,通常取 P 为

$$P = D \pm 1. \quad (24)$$

式中: D 为混沌动力学系统自变量的个数.总之, P 值选取应通过实验反复验证,直到获得满意的效果为止.

2.3 混沌信号的相空间重构

由于混沌信号类似于白噪声但并非真正的白噪声,所以经过混沌滤波器复原出的信号 $\hat{y}(n)$ 并非与源信号 $s(n)$ 完全相同,但与 $s(n)$ 又基本同形,依据混沌动力学理论,可以认为 $\hat{y}(n)$ 与 $s(n)$ 微分同胚,因此可据 $\hat{y}(n)$ 重构出混沌系统的吸引子,再根据混沌吸引子光滑流形的几何特性,重构出混沌系统的动力学方程,最终实现用这种方法去进一步恢复源信号的目的.

根据 Takens^[8]和 Sauer^[9]嵌入理论, $s(n)$ 构成原混沌系统的可微嵌入. $\{s(n)\}$ 所在的最小流形 M

与原混沌吸引子所在的流形是微分同胚,二者具有相同的维数.而 $\hat{y}(n)$ 并不在流形 M 上,但 $\{\hat{y}(n)\}$ 在 R^d 空间中与 M 具有差不多相同的形状.光滑流形可以用流形上各点的局部切空间来近似,因而向流形上进行投影可近似为向对应的局部切空间上投影.根据文献[7,9]的奇异值分解(SVD)方法,设 d 为重构维数, $\hat{y}(n)$ 在 $n=n_0$ 的邻域 \bar{s}_0 内的邻近点为 $\hat{y}(n_i)$ ($i=1,2,\dots,Q$),取 $Q>d$,则 $s(n)$ 所在流形的局部切空间和 \bar{s}_0 的估计为

$$\begin{aligned} \bar{s}_0 &= \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \hat{y}(n_i), \\ A &= \begin{bmatrix} \frac{\hat{y}(n_1) - \bar{s}_0}{\hat{y}(n_1) - \bar{s}_0}, \frac{\hat{y}(n_2) - \bar{s}_0}{\hat{y}(n_2) - \bar{s}_0}, \\ \dots, \frac{\hat{y}(n_Q) - \bar{s}_0}{\hat{y}(n_Q) - \bar{s}_0} \end{bmatrix} = [u_1, u_2, \dots, u_d] \cdot \\ &\begin{bmatrix} \frac{1}{2} & & & \\ & \frac{2}{2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \frac{d}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0_{d \times (Q-d)} \\ \vdots \\ v_Q^T \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (25)$$

式中: \bar{s}_0 为域 \bar{s}_0 的中心,通常 $\bar{s}_0 = \hat{y}(n_0)$.从矩阵 A 的SVD中,可确定出局部切空间的维数 l ,当它满足 $\frac{1}{l} \gg \frac{1}{l+1}$ 时,有 $\frac{1}{l} \gg \frac{1}{l+1}$.其局部切空间 $T_{s(n)}M$ 在 R^d 空间的坐标原点为 \bar{s}_0 ,它的一组正交基是 $[u_1, u_2, \dots, u_l]$.那么由重构向量 $\{\hat{y}(n)\}$ 对应的流形 M 上的点 $s(n)$ 可近似表示为

$$s(n) = \bar{s}_0 + \text{Proj}_{T_{\bar{s}_0}(M)}(\hat{y}(n) - \bar{s}_0). \quad (27)$$

式中: $\text{Proj}_{T_{\bar{s}_0}(M)}$ 表示向 M 上通过点 \bar{s}_0 的切空间投影.

令 $U_l = [u_1, u_2, \dots, u_l]$, $\{u_i\}_{i=1}^l$ 是 $T_{s(n)}M$ 的一组单位正交基; $\tilde{U}_l = [\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \dots, \tilde{u}_l]$, $\{\tilde{u}_i\}_{i=1}^l$ 是 $T_{s(n+1)}M$ 的一组单位正交基,线性映射 $L: T_{s(n)}M \rightarrow T_{s(n+1)}M$,可由LS法确定.进一步整理式(27)可得重构动力学系统方程^[9]:

$$s(n+1) = U_l L U_l^T \hat{y}(n) + \hat{y}(n+1) - U_l L U_l^T s(n). \quad (28)$$

2.4 单输出混沌卷积混合信号的预测重构盲反卷积算法

2.4.1 关于混沌反卷积的讨论

在研究混沌反卷积问题时,应该注意如下特点:

1) 混沌信号呈类Gauss特性,这对采用MLE算法、MMI算法,还是采用扩展H-J算法、ARMA模型进行盲反卷积都非常有利^[2,10].对于非Gauss卷积核,由于反卷积问题的病态,核函数的小误差可能导改解的重大变化.

2) 混沌信号又不是真正的白噪声信号,所以经

过混沌反卷积滤波器后并非最佳的混沌信号恢复,但混沌信号的光滑流形之几何特性,是一个重要的先验知识,对解具有很强的限制.因而可以基于混沌的某些判据和这个特性来对盲反卷积后的估计信号进行规整.

3) 混沌信号经卷积运算后,一般已不再表现出混沌特性,所以不能直接采用相空间重构法等手段直接恢复原混沌信号.

2.4.2 算法描述

不论是MLE算法、MMI算法,还是扩展H-J算法一般都要进行复杂的矩阵运算或张量运算^[11-21],特别是用神经网络模型实现时,存在运算收敛速度慢,而学习速率参数的优化选择方式又对收敛起决定性的作用^[12].本文利用混沌的物理特性,通过对混沌卷积混合信号波形的直接预测误差补偿和光滑流形处理来实现预测重构盲反卷积,该方法的步骤如下:

1) 据观测数据 $y(n)$,经混沌反卷积滤波器给出一个估计的 $\hat{y}^0(n)$;

2) 利用 $\hat{y}^0(n)$ 去重构动力学系统方程 $C(n)$,让 $c(n)$ 、 $\hat{y}^0(n)$ 通过庞加莱截面,对 $\hat{y}^0(n)$ 偏离直线分布的点集,施以靠近限制,获得改造后的 $\hat{y}(n)$;

3) 利用 $\hat{y}(n)$ 和 $y(n)$ 作反卷积,求 $\hat{h}^0(n)$;

4) 为使得 $\min \|\hat{y}(n) - h(n) * y(n)\|^2$,改造 $\hat{h}^0(n)$ 为 $\hat{h}(n)$;

5) 重复2)~4),当 $\hat{h}(n)$ 的相似系数满足要求, $\hat{y}(n)$ 在庞加莱截面上为一直线分布的点集时,则停止迭代.

上述算法包括2个反卷积和对分离结果进行进一步重构整理和恢复的过程.由于混沌信号的类随机性,经反卷积滤波器已获得较好的 $\hat{y}^0(n)$.

第2次反卷积因已获得 $y(n)$ 、 $\hat{y}^0(n)$,求 $\hat{h}^0(n)$ 的方法就较多,既可再一次使用反卷积滤波器,也可使用其他反卷积方法.本文采用的是 z 域除法算法:

$$Y(z) = H(z)Y(z),$$

故

$$H(z) = Y(z)/Y(z). \quad (29)$$

直接用FFT实现对序列的 z 交换,然后进行频域除法,并注意对数据的去复数整理,以获取真实的 $\hat{h}^0(n)$.

由于混沌信号所特有的物理特性,可以根据 $\hat{y}^0(n)$ 去重构一个动力学系统方程,并由这个系统产生一个序列 $c(n)$,然后调整 $\hat{y}^0(n)$ 去逼近这个序列 $c(n)$.采用的判据是用 $c(n)$ 和 $\hat{y}^0(n)$ 构造一个庞加莱截面,循环让 $\hat{y}^0(n)$ 的各点通过这个截面,用一个矩形窗去限制这些点集在一条具有一定宽度的直线

上,最终产生出新的 $\hat{y}(n)$.

为使得 $\min \hat{y}(n) - h(n) * y(n)^2$,同时因为在混沌反卷积滤波器中没有考虑 $h^0(n)$ 的相位问题和幅值倍差问题. 所以采用一个加权函数 $d(n)$ 来修正 $h^0(n)$. 设

$$d(n) = \frac{1}{Q(n)} e^{j \phi(n)}, \tag{30}$$

$(n)、Q(n)$ 从一个初始假设值开始,迭代公式为

$$h_{(n)}^{(k+1)} = d(n) h_{(n)}^{(k)}.$$
(31)

当满足

$$\min y(n) - h^{(k+1)}(n) * \hat{y}(n)^2 \tag{32}$$

时迭代运算终结, 为设定的一个门限值.

据实验经验,通常 $Q(n)$ 为一个固定的常数,
 (n) 为一个正的偏移相角.

3 仿真实验

实验 1 Chen 氏混沌卷积混合信号的盲反卷积.

根据 Chen 氏方程:

$$\begin{aligned} x &= a(y - x), \\ y &= (c - a)x - xz + cy, \\ z &= xy - bz. \end{aligned} \tag{33}$$

当 $a=35, b=3, c=28$, 初始值 $x(0) = -10, y(0) = 0, z(0) = 27$ 时产生混沌现象,取其中的一维输出作为混沌源信号 $s(n)$. 另让 $h(n) = 0.1 \sin t, y(n) = s(n) * h(n)$. 经混沌反卷积滤波器分离和规整后获得一个 $s(n)$ 的估计 $\hat{y}(n)$,这些信号的波形如图 1 所示(其中横坐标为 $s(n)$ 与 $\hat{y}(n)$ 的 Y 方向幅值比,纵坐标为 $s(n)$ 与 $\hat{y}(n)$ 的 X 方向幅值比).

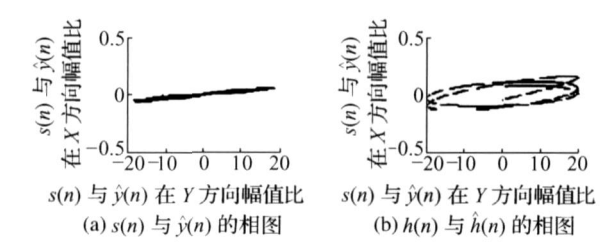


图 1 实验 1 的仿真结果

用本算法可同时分离出 $h(n)$, 经多次迭代规整后的输出信号最终获得相似系数^[11]为 $(s(n), \hat{y}(n)) = 0.9929, (h(n), \hat{h}(n)) = 0.9118$. 相似相图^[11]如图 2 所示,该图表明 $s(n)$ 与 $\hat{y}(n)$ 仅有幅值差异,没有相位差异;而 h 与 $h^0(n)$ 不仅存在幅值差异,还有相位差异.

实验 2 脑电波 (EEG) 卷积混合信号的盲反卷积.

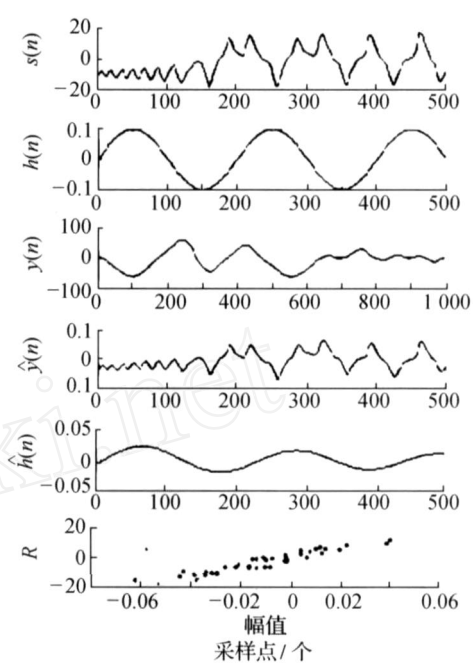


图 2 $s(n)$ 与 $\hat{y}(n), h(n)$ 与 $\hat{h}(n)$ 的相似相图

Fig. 2 The similitude phase diagram of $s(n)$ and $\hat{y}(n), h(n)$ and $\hat{h}(n)$

EEG 信号具有混沌特征^[1]. 从卷积混合信号中分离出 EEG 信号具有实际意义. 取 100 点 EEG 信号作为原信号 $S(n)$ 序列,另取 30 点负的 Rayleigh 序列作为系统函数 $h(n), y(n) = S(n) * h(n)$, 经反卷积滤波器分离和规整后获得一个 $s(n)$ 的估计是 $\hat{y}(n)$,这些信号的波形如图 3 所示.

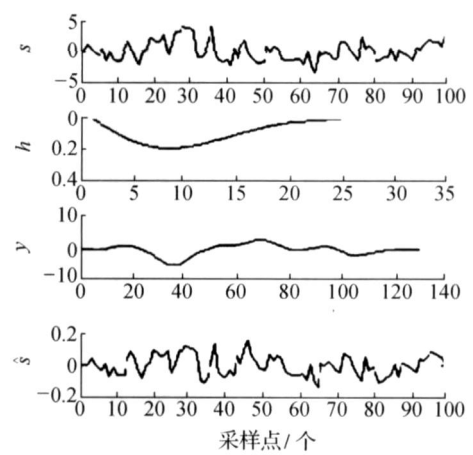


图 3 实验 2 的仿真结果

Fig. 3 The simulation results of experiment 2

仿真结果表明:

- 1) 由于仿真结果的相似系数趋近于 1,这说明分离效果还是比较理想的,从相似相图上可直观地看出这一结论.
- 2) $h(n)$ 的长度对分离效果影响较大. $h(n)$ 的长

度越接近于 $y(n)$ 的长度,分离的效果越好.

3)混沌卷积滤波器的阶数越大,分离结果中出现的细节波形越多,也即出现过补偿,所以阶数的选择对分离结果影响较大.

4 结束语

由于混沌信号的普遍性,所以混沌卷积混合信号的盲处理技术的研究具有实用性.本文提出的预测重构盲反卷积的算法充分利用了混沌的物理特性,通过对混沌卷积混合信号的直接预测误差补偿和光滑流形处理去进行盲反卷积,从而实现单输出混沌卷积信号的盲信号处理.这种针对特殊对象的盲反卷积方法对拓宽智能信号处理的应用范围,进一步研究这些特殊对象的性质都具有积极的现实意义.

参考文献:

- [1] GOLDBERGER A L, WEST B J. Chaos and fractals in human physiology[J]. Scientific American, 1990, 62(3): 42 - 49.
- [2] 刘 琨,何振亚.盲源分离和盲反卷积[J].电子学报, 2002, 30(4): 591 - 597.
LIU Ju, HE Zhenya. A survey of blind source separation and blind deconvolution [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(4): 591 - 597.
- [3] BELL A J, SEJNOWSKI T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. Neural Computation, 1995, 7: 1129 - 1159.
- [4] COMON P. Independent component analysis, a new concept [J]. Signal Processing, 1994, 36(4): 287 - 314.
- [5] HSUE J J, YAGLE A E. Blind deconvolution of symmetric noncausal impulse responses using two-sided linear prediction [J]. Signal Processing, 1994, 42(6): 1509 - 1518.

- [6] CHENG Xiefeng, ZHANG Yong, LIU Ju. A novel blind deconvolution method for single-output chaotic convolution mixed signal [A]. International Symposium on Neural Networks[C]. Chongqing, China, 2005.
- [7] BENETTIN G, GALGANI L. Kolmogorov entropy and numerical experiments [J]. Phys Rev 1976, 14: 2338 - 2345.
- [8] WANG F P. Harmonic signal extraction from strong chaotic interference [J]. Acta Phys, 2001 (6): 1019 - 1023.
- [9] TONG L, LIU R, SOON V C, et al. Indeterminacy and identifiability of blind identification [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1991, 38(5): 499 - 506.
- [10] CHENG Xiefeng, LIU Ju. A novel denoising algorithm based on feed forward multilayer blind separation [A]. In Proc ISNN2004 [C]. Dalian, China, 2004.
- [12] JUTTEN C, HERAULT J. Blind separation of sources, Part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic [J]. Signal Processing, 1991, 24(4): 1 - 10.

作者简介:



成谢锋,男,1956年生,教授,硕士生导师,主要研究方向为盲信号处理、智能仪器及其应用.主持和完成省自然科学基金、省科技攻关项目3项,获得省科技进步二等奖1项,获得中国发明专利1项.发表论文30余篇,其中被SCI收录3篇,EI收录8篇,撰写著作2部.

E-mail: jnucxf@163.com.



马 勇,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向为非晶态合金传感技术和生物信号处理.