

# 基于时间可预测性的粒子群优化盲解卷积算法<sup>\*</sup>

陈雷<sup>1</sup>, 张立毅<sup>1, 2†</sup>, 郭艳菊<sup>3</sup>, 黄勇<sup>1</sup>, 梁静毅<sup>1</sup>, 苟晓晨<sup>1</sup>

(1. 天津商业大学信息工程学院, 天津 300134; 2. 天津大学电子信息工程学院, 天津 300072; 3. 河北工业大学信息工程学院, 天津 300401)

**摘要:** 针对信道对声音信号的卷积效应, 提出了一种基于粒子群优化的盲解卷积新算法。利用信号的时间可预测性作为盲解卷积的解卷测度, 采用粒子群优化算法对基于该测度的代价函数进行优化求解, 从而成功得到解卷积滤波器系数, 实现对信号的盲解卷积。仿真实验表明, 所提出的算法对于声音信号具有很好的盲解卷积效果, 所恢复信号与原始信号的相关系数和重构信噪比均较高。

**关键词:** 盲解卷积; 时间可预测性; 粒子群优化; 声音信号

**中图分类号:** TP391; TP301.6

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2014)04-1001-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.010

## Blind deconvolution based on temporal predictability and PSO

CHEN Lei<sup>1</sup>, ZHANG Li-yi<sup>1, 2†</sup>, GUO Yan-ju<sup>3</sup>, HUANG Yong<sup>1</sup>, LIANG Jing-yi<sup>1</sup>, GOU Xiao-chen<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China; 2. School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 3. School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**Abstract:** This paper proposed a novel blind deconvolution algorithm based on PSO to remove the convolution effect for sound signals in communication channel. It used the temporal predictability as the measure of deconvolution and used PSO for optimizing the cost function based on it. Then, the filter coefficient for deconvolution could be got and the signals could be deconvoluted successfully. Simulation results show that the deconvolution property of the algorithm for sound signals is good. The values of correlation coefficient and signal-to-noise ratio between recovered signals and source signals are all high.

**Key words:** blind deconvolution; temporal predictability; particle swarm optimization(PSO); sound signal

盲解卷积技术是在未知原始信号和卷积滤波器的情况下, 仅从观测到的卷积信号中恢复出原始信号的处理技术。目前, 盲解卷积算法已广泛应用于通信、图像、生物医学和地震信号处理等诸多领域<sup>[1-4]</sup>。传统的盲解卷积算法主要基于瞬时梯度优化方法<sup>[5,6]</sup>, 而采用梯度类优化算法求解盲解卷积问题时, 如果初值选择不合理, 解卷效果往往并不理想。这是由于基于梯度的优化方法在对代价函数进行优化求解的过程中容易陷入局部收敛所导致的。因此, 采用性能更优的全局优化方法求解盲解卷积问题将会得到更好的效果。

仿生智能优化方法是近些年兴起的, 以仿生学、数学和计算机科学为基础, 涉及生理学、心理学、神经科学和系统科学等多学科知识的全局优化方法, 并已在复杂优化问题的求解和实际应用中发挥了巨大作用<sup>[7]</sup>。近年来, 随着人们对仿生智能优化算法研究的不断深入, 已经尝试将仿生智能优化算法用于解决盲源分离等盲信号处理问题, 并取得了良好的效果<sup>[8-13]</sup>。

本文进一步将仿生智能优化方法用于解决盲解卷积问题, 提出了一种基于改进粒子群优化的盲解卷积算法。算法利用信号的时间可预测性作为解卷积的测度, 使用改进粒子群优化算法对基于该测度的代价函数进行优化求解, 成功实现了对观

测信号的盲解卷积。所提出的算法在粒子群进化过程中仅使用首次进化之前利用卷积信号计算出的协方差矩阵信息, 而无须对所有卷积信号样本点进行反复计算, 因而具有原理简单、计算量低和解卷精度高等优点。

## 1 简化而高效的粒子群优化算法

粒子群优化(PSO)算法是由 Kennedy 等人<sup>[14]</sup>于 1995 年提出的一种仿生智能优化方法。与遗传算法、蚁群算法和鱼群算法相比, 粒子群算法具有算法原理简单、优化性能好、收敛速度快等优点, 是解决非线性、建模困难的复杂优化问题的有效方法。

粒子群优化算法在优化求解过程中, 首先在  $D$  维搜索空间中初始化  $M$  个粒子, 其中第  $l$  个粒子所处位置是  $\mathbf{x}_l = [x_{l1}, x_{l2}, \dots, x_{lD}]$ , 其速度为  $\mathbf{v}_l = [v_{l1}, v_{l2}, \dots, v_{lD}]$ 。在粒子群进化过程中, 搜索到的个体最优位置为  $\mathbf{p}_l = [p_{l1}, p_{l2}, \dots, p_{lD}]$ , 称之为 pbest; 整个种群搜索到的群体最优位置为  $\mathbf{p}_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]$ , 称之为 gbest。每个粒子利用 pbest、gbest 以及位置和速度等信息调整自己的运动状态, 经过逐代进化而搜索得到最优解。Kennedy 等人<sup>[14]</sup>最早提出的粒子状态更新公式为

收稿日期: 2013-06-02; 修回日期: 2013-07-22 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11127202)

**作者简介:** 陈雷(1980-), 男, 河北唐山人, 副教授, 博士, 主要研究方向为盲信号处理、智能计算; 张立毅(1963-), 男(通信作者), 山西忻州人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为盲信号处理、信号检测与处理(zhangliyi@tjcu.edu.cn); 郭艳菊(1980-), 女, 河北邢台人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、智能计算; 黄勇(1990-), 男, 湖南益阳人, 本科生, 主要研究方向为智能计算; 梁静毅(1963-), 女, 河北大城人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为计算机网络、信号检测与处理; 苟晓晨(1994-), 男, 四川平昌人, 本科生, 主要研究方向为智能计算。

$$v_{ld}(t+1) = v_{ld}(t) + c_1 r_1 [p_{ld} - x_{ld}(t)] + c_2 r_2 [p_{gd} - x_{ld}(t)] \quad (1)$$

$$x_{ld}(t+1) = x_{ld}(t) + v_{ld}(t+1) \quad (2)$$

式中:  $l=1, 2, \dots, M; d=1, 2, \dots, D; c_1$  和  $c_2$  为正的学习因子, 一般  $c_1 = c_2$ , 且范围在  $0 \sim 4$ ;  $r_1$  和  $r_2$  是介于  $[0, 1]$  之间的随机数;  $t$  为当前进化次数。

基本粒子群优化算法的计算量较小, 但其求解难度较高的多模态优化问题时容易陷入局部极值。因此很多学者在深入研究了粒子群优化算法寻优机理的基础上提出了很多改进算法。但很多改进粒子群优化算法在改善寻优能力的同时会增加更多的计算量, 而全局优化性能好且计算量较低的改进粒子群优化算法在求解实际问题时具有更高的价值。因此, 本文将简化而高效的粒子群优化算法<sup>[15]</sup>用于本文的盲解卷积过程, 并取得了良好的效果。

文献[15]对基本粒子群优化算法进行了两点改进: a) 从理论上证明了在粒子群优化算法中粒子的速度项不是必需的, 因此在粒子群的进化方程中取消了粒子的速度参数; b) 为了使粒子群摆脱局部极值, 增加了极值扰动算子。综合上述两项改进, 得到了带极值扰动的简化粒子群优化 (tsPSO) 算法。tsPSO 的粒子群进化公式已简化为一个位置更新公式:

$$x_{id}(t+1) = wx_{id}(t) + c_1 r_1 [r_3^{t_0} > T_0 p_{id} - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [r_3^{t_g} > T_g p_{gd} - x_{id}(t)] \quad (3)$$

式中:  $t_0$  和  $t_g$  分别表示个体极值和全局极值进化停滞步数,  $T_0$  和  $T_g$  分别表示个体极值和全局极值需要扰动的停滞步数阈值。文献[15]的改进粒子群优化算法是一种非常简单且有效的改进粒子群优化算法。相对于基本粒子群优化算法增加的计算复杂度极小, 而算法全局搜索能力得到了很好的改进。因此, 本文使用该改进粒子群优化算法对代价函数进行优化求解。仿真实验也验证了基于该改进粒子群优化算法的本文算法具有很好的盲解卷积性能。

## 2 基于时间可预测性和粒子群优化的盲解卷积算法

### 2.1 盲解卷积问题

信号在自然环境中传输时往往会受到障碍物等各种情况的影响, 从而导致信号高频成分的减弱以及回声现象。因此, 信号的传输信道相当于一个对原始信号进行卷积的滤波器。设原始信号矢量为  $s$ , 信道的作用相当于一个滤波器  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots]$ , 传感器接收到的信号为  $x = \alpha * s$ 。解卷积算法的作用是找到一个滤波器  $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots]$ , 使得  $y = \beta * x$ , 并且实现  $y \approx s$ 。如果在原始信号和信道特性均未知的情况下, 仅根据传感器收到的信号  $x$  恢复出原始信号  $s$  的算法即为盲解卷积算法。

传统的盲解卷积算法通常是利用原始信号的统计信息进行代价函数的构造, 如负熵、累计量等。并且在确定了代价函数之后, 一般采用梯度类优化对其进行求解, 从而得到自适应迭代计算的方法。然而, 由于梯度类优化方法的局部收敛问题, 如果算法初值选择不合理, 往往会影响算法精度。本文将信号的时间结构信息这一新的角度研究盲解卷积方法, 使用粒子群优化算法对基于时间可预测性的代价函数进行优化求解, 从而实现对信号的成功盲解卷积。

### 2.2 基于信号时间可预测性的解卷积测度

在盲解卷积问题的求解方法中, 主要是基于信号统计特性

的模型。而自然界中的许多信号, 如语音信号、音乐信号、机械震动信号以及地震信号等, 往往还具有时间上的连续性。因此, 如果待解卷积的信号是这些具有时间结构的信号, 则可以利用信号中蕴涵的时间结构信息来实现解卷积工作。

Stone 在文献[16]中指出, 当一路信号经过一个低通 IIR 滤波信道, 信道的作用相当于对原始信号  $s$  起到平滑作用, 即经过信道滤波后的信号  $x = \alpha * s$  比  $s$  在时间上的可预测性更强。因此, 使信号  $y = \beta * x$  的时间可预测性最弱的滤波器系数  $\beta$  即为能够恢复原始信号  $s$  的解卷积滤波器。在此原理的数学基础上, 可以构造二阶 FIR 解卷积滤波器系数  $\beta = [\beta_1, \beta_2]$ , 使得  $y = \beta * x$ 。

为描述方便, 可将  $y = \beta * x$  的卷积形式其改写为矩阵乘积的形式

$$y = \beta X \quad (4)$$

式中:  $X$  为  $x$  的时间移位序列构成的矩阵, 即  $X = \{x | xz^{-1}\}^T$ 。

因此, 可以定义量度  $F(\beta, X)$  来评价由  $\beta = [\beta_1, \beta_2]$  所恢复的信号  $y = \beta X$  的时间可预测性, 信号的可预测性量度  $F(\beta, X)$  定义为<sup>[16]</sup>

$$F(\beta, X) = \log \frac{V(\beta, X)}{U(\beta, X)} = \log \frac{\sum_{\tau}^{\max} (\tilde{y}_{\tau} - y_{\tau})^2}{\sum_{\tau}^{\max} (\tilde{\tilde{y}}_{\tau} - y_{\tau})^2} \quad (5)$$

式中:  $y_{\tau} = \beta X_{\tau}$  为信号  $y$  在时刻  $\tau$  的值,  $X_{\tau} = [x_{\tau}, x_{\tau-1}, x_{\tau-2}, \dots, x_{\tau-(N-1)}]^T$ 。  $\tilde{y}_{\tau}$  和  $\tilde{\tilde{y}}_{\tau}$  分别为信号的短期去均值和长期去均值。

$$\tilde{y}_{\tau} = \frac{1}{P_S} \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_S^i y_{(\tau-i)} \quad (6)$$

$$\tilde{\tilde{y}}_{\tau} = \frac{1}{P_L} \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_L^i y_{(\tau-i)} \quad (7)$$

式中:  $\lambda_S, \lambda_L$  为遗忘因子 ( $0 \leq \lambda_S \leq 1, 0 \leq \lambda_L \leq 1$ ), 且  $\lambda = 2^{-1/h}$ ,  $h_L \gg h_S$  (一般为 100 倍以上)。

$$P_S = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_S^i = \frac{\lambda_S}{1 - \lambda_S} \quad (8)$$

$$P_L = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_L^i = \frac{\lambda_L}{1 - \lambda_L} \quad (9)$$

根据  $y = \beta X$ , 式(5)可改写为

$$F = \log \frac{\beta \bar{C} \beta^T}{\beta \hat{C} \beta^T} \quad (10)$$

式中:  $\bar{C}$  为  $M \times M$  维的长期协方差矩阵,  $\hat{C}$  表示  $M \times M$  维的短期协方差矩阵。其中:

$$\bar{C}_{ij} = \sum_{\tau} (x_{i\tau} - \bar{x}_{i\tau})(x_{j\tau} - \bar{x}_{j\tau}) \quad (11)$$

$$\hat{C}_{ij} = \sum_{\tau} (x_{i\tau} - \tilde{x}_{i\tau})(x_{j\tau} - \tilde{x}_{j\tau}) \quad (12)$$

则盲解卷积问题可归结为下式的优化求解问题

$$\min J(\beta) = \log \frac{\beta \bar{C} \beta^T}{\beta \hat{C} \beta^T} \quad (13)$$

通过求解上述优化问题, 得到最小化信号时间可预测性量度  $F$  的解卷积滤波器  $\beta$  系数, 即可恢复出原始信号。

根据信号在时间上的可预测性原理, 盲解卷积问题可以归结为式(13)所示的优化求解问题。本文采用带极值扰动的简化粒子群优化算法对其进行优化求解, 从而得到解卷积滤波器系数  $\beta$ , 然后根据式(4)可得到解卷积信号  $y$ 。

采用粒子群优化算法求解式(13)的优化问题时, 要根据待求变量进行参数编码, 即完成待求变量与粒子位置的映射。在本算法中, 待求变量为解卷积滤波器系数  $\beta$  中的各分量。由于解卷积滤波器系数为  $\beta = [\beta_1, \beta_2]$ , 则粒子群的参数编码

为 $(\beta_1, \beta_2)$ ,即粒子群将在二维空间中进行最优位置的搜索。

本算法原理简单清晰,粒子群利用优异的全局搜索能力能够在进化20代以内搜索到全局最优解,计算速度很快,并且通过仿真实验可知,信号的恢复精度很高。

### 2.3 算法具体实现步骤

根据上述的算法原理,基于时间可预测性的粒子群优化盲解卷积算法的具体步骤如下:

a)根据待求解卷积滤波器系数 $\beta$ 确定粒子维数和粒子编码。

b)在约束范围内随机产生一定数量的粒子,初始化粒子的位置。

c)根据式(11)和(12)构造长期协方差矩阵 $\bar{C}$ 和短期协方差矩阵 $\tilde{C}$ 。

d)根据式(13)计算出每个粒子的适应度值。

e)将每个粒子的当前适应度值与其自身的个体最优值进行比较,如果优于个体最优值,则修改此粒子的当前最优位置 pbest 为粒子当前位置;如果其当前适应度值还优于种群的全局最优值,则修改整个种群的全局最优位置 gbest 为粒子当前位置。

f)根据式(3)更新每个粒子的当前位置。

g)如果已经达到预设进化代数,输出粒子群搜索得到的最优解所对应的解卷积滤波器系数 $\beta$ ,进而根据式(4)计算得到解卷积信号 $y$ ;否则返回步骤d)。

由算法具体实现步骤可知,由于本文算法在每次针对式(13)中的代价函数计算粒子的适应度值时仅利用了 $\bar{C}$ 和 $\tilde{C}$ 两个 $2 \times 2$ 维的方阵,所以计算量很低。

### 3 仿真分析

为了验证本文所提出算法的有效性,分别对不同类型的声音信号进行盲解卷积实验。计算机仿真实验平台配置为: Intel Core i5 处理器,主频2.8 GHz,4 GB 内存,Windows XP 专业版32位 SP2 操作系统, MATLAB 2013a 版本。本文算法中粒子群的各参数设置为:种群规模 $M=15$ ,粒子维数 $D=2$ , $c_1=c_2=2$ , $T_0=3$ , $T_g=10$ ,惯性因子 $w$ 在粒子群进化过程中从0.8~0.3线性下降。

选取声音信号包括:a)唱诗班信号 signal 1、signal 2(来自文献[16]),采样点数为5000;b)语音信号 signal 3、signal 4(来自RIKEN 脑科学研究所-The Cichocki Laboratory for Advanced Brain Signal Processing, ICALAB for Signal Processing),采样点数为5000。四路原始声音信号的波形如图1所示。

对所有信号均采用相同的32阶低通滤波器进行卷积,卷积滤波器系数<sup>[16]</sup>为:

$\alpha = [1 \ 0.917004 \ 0.840896 \ 0.771105 \ 0.707107 \ 0.64842 \ 0.594604 \ 0.545254 \ 0.5 \ 0.458502 \ 0.420448 \ 0.385553 \ 0.353553 \ 0.32421 \ 0.297302 \ 0.272627 \ 0.25 \ 0.229251 \ 0.210224 \ 0.192776 \ 0.176777 \ 0.162105 \ 0.148651 \ 0.136313 \ 0.125 \ 0.114626 \ 0.105112 \ 0.096388 \ 0.088388 \ 0.081052 \ 0.074325 \ 0.068157]$

卷积后的四路声音信号如图2所示。通过比较试听卷积滤波前后的声音信号发现,卷积滤波过程已使声音信号变得模糊不清。采用本文算法对卷积后的声音信号进行盲解卷积,解卷积后的信号如图3所示。通过观察图3中的信号波形可知,本文算法已经成功实现对信号的盲解卷积;通过比较试听解卷积

信号与原始信号可知,本文算法已较好地实现了对原始信号的恢复。

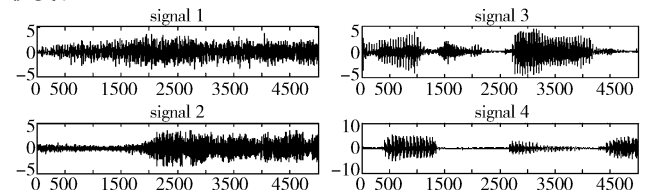


图1 原始声音信号

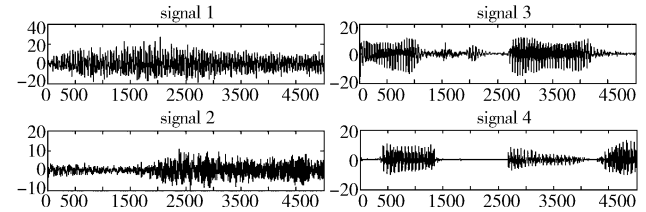


图2 卷积后的声音信号

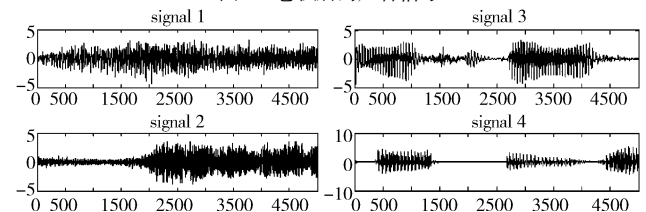


图3 解卷积后的声音信号

图4所示为信号的分组散点图。对于同一信号,左边为原始信号与解卷积后信号的散点图,右边为原始信号与卷积信号的散点图。由图4可见,被卷积后的信号与原始信号的相似度很低,散点图均呈分散状;而采用本文算法解卷积后的信号与原始信号的相似度较高,散点图均为细长的直线。因此,分组散点图也证明了本文算法具有很好的去卷积效果。进一步观察图5的粒子群进化曲线(20次独立仿真实验平均进化曲线)可知,本文算法收敛速度很快,在粒子群进化50代以内就可以实现成功收敛。

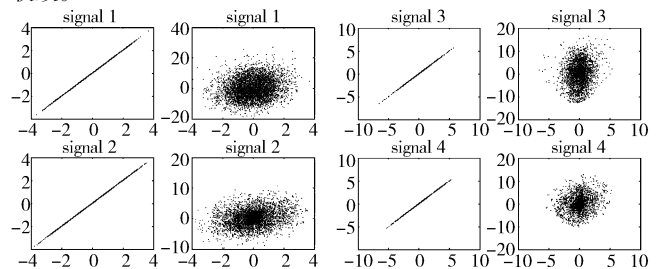


图4 分组散点图

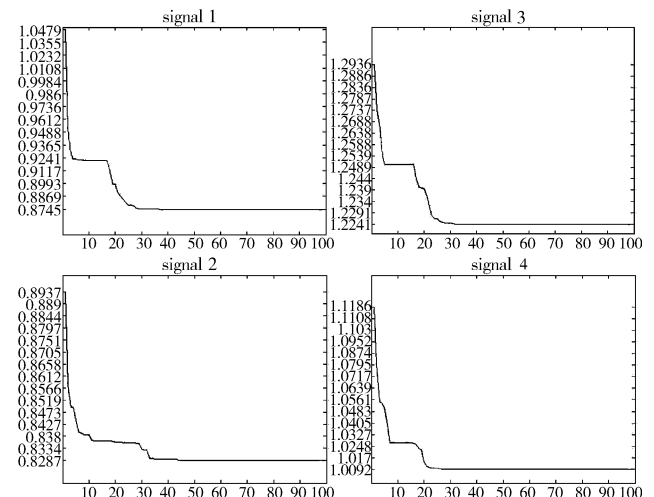


图5 本文算法的粒子群进化曲线

为了更客观地定量分析本文算法的解卷积效果和性能,采用相关系数的绝对值 $\zeta_{ik}$ 和重构信噪比 $S/N$ 两个指标来对算法进行评价。相关系数的绝对值 $\zeta_{ik}$ 定义为<sup>[17]</sup>

$$\zeta = \zeta(y, s) = \left| \frac{\sum_{t=1}^q y(t)s(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^q y^2(t) \sum_{t=1}^q s^2(t)}} \right| \quad (14)$$

式中: $s$ 为原始信号, $y$ 为解卷积信号。当 $y(t) = \lambda s(t)$ 时, $\zeta = 1$ 。 $\zeta$ 的值越接近1,表示解卷积信号与原始信号的相似程度越高。

重构信噪比 $S/N$ 定义为<sup>[18]</sup>

$$S/N = -10 \lg \frac{\|y - s\|^2}{\|s\|^2} \quad (15)$$

$S/N$ 的值越大,表示解卷积信号与原始信号的误差越小,解卷积效果越好。本文算法中粒子群进化代数均设定为100代。表1所示为本文算法针对不同原始信号进行解卷积的性能,表中数据为20次独立仿真实验的统计平均值。

表1 算法解卷积性能

| 原始信号     | 文献[16]<br>算法相关系数<br>绝对值 | 文献[16]<br>算法重构<br>信噪比 | 本文算法<br>相关系数绝对值 |        |        | 本文算法<br>重构信噪比 |         |         |
|----------|-------------------------|-----------------------|-----------------|--------|--------|---------------|---------|---------|
|          |                         |                       | 最大值             | 最小值    | 平均值    | 最大值           | 最小值     | 平均值     |
| signal 1 | 0.9652                  | 9.4229                | 0.9859          | 0.9652 | 0.9662 | 15.0666       | 9.4182  | 9.7050  |
| signal 2 | 0.9804                  | 13.1479               | 0.9954          | 0.9803 | 0.9816 | 18.5248       | 13.1436 | 13.5155 |
| signal 3 | 0.9686                  | 10.9716               | 0.9941          | 0.9679 | 0.9699 | 16.3731       | 10.8910 | 11.2393 |
| signal 4 | 0.9776                  | 12.0302               | 0.9798          | 0.9771 | 0.9777 | 12.5175       | 12.0236 | 12.0626 |

由于文献[16]的方法采用的是特征值分解的解析方法,所以每次实验中解卷积的结果完全相同。而本文算法采用进化计算的方法实现信号的盲解卷积,每次实验的结果具有随机特性。因此,实验中针对多次仿真过程统计了算法性能的最大值、最小值和平均值,从而更加客观地评价本文算法的性能。

通过观察表1中的数据可知,本文算法的盲解卷积效果较好,解卷积后的信号与原始信号的相关系数绝对值均高于0.95,重构信噪比达到或接近10 dB,且其平均性能优于文献[16]的方法。

#### 4 结束语

本文在信号时间可预测性度量的理论基础上,提出了一种基于粒子群优化的盲解卷积算法。算法利用了信号的时间结构信息,采用粒子群优化算法对代价函数进行求解,实现了对声音信号的成功盲解卷积。由于本文算法仅利用卷积信号构成的协方差矩阵进行优化求解得到解卷积滤波器,而无需对所有卷积信号样本点进行反复迭代计算。因此,算法在保证高解卷积精度的同时计算量很低。计算机仿真结果也表明,本文算法中粒子群进化收敛的速度很快,且算法对不同声音信号均具有良好的解卷积效果。

#### 参考文献:

[1] GAZZAH H. SOS-based blind channel equalization with quadratic

complexity[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(2): 837-841.

[2] YU Cheng-pu, ZHANG Ci-sheng, XIE Li-hua. A blind deconvolution approach to ultrasound imaging[J]. IEEE Trans on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2012, 59(2): 271-280.

[3] WU Guo-rong, LIAO Wei, STRAMAGLIA S, et al. A blind deconvolution approach to recover effective connectivity brain networks from resting state fMRI data[J]. Medical Image Analysis, 2013, 17(3): 365-374.

[4] TAKAHATA A K, NADALIN E Z, FERRARI R, et al. Unsupervised processing of geophysical signals: a review of some key aspects of blind deconvolution and blind source separation[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(4): 27-35.

[5] CADZOW J A, LI X K. Blind deconvolution[J]. Digital Signal Processing, 1995, 5(1): 3-20.

[6] FIORI S. Blind deconvolution by simple adaptive activation function neuron[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1-4): 763-778.

[7] 段海滨,张祥银,徐春芳. 仿生智能计算[M]. 北京: 科学出版社, 2011.

[8] GORRIZ J M, PUNTONET C G, ROJAS F, et al. Optimizing blind source separation with guided genetic algorithms[J]. Neurocomputing, 2006, 69(13-15): 1442-1457.

[9] HSIEH S T, SUN T Y, LIN Chun-ling, et al. Effective learning rate adjustment of blind source separation based on an improved particle swarm optimizer[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(2): 242-251.

[10] 陈雷,张立毅,郭艳菊,等. 基于细菌群体趋药性的有序盲信号分离算法[J]. 通信学报, 2011, 32(4): 77-85.

[11] 陈雷,张立毅,郭艳菊,等. 基于粒子群优化的有序盲信号分离算法[J]. 天津大学学报, 2011, 44(2): 174-179.

[12] SUN T Y, LIU Chan-cheng, TSAI S J, et al. Cluster guide particle swarm optimization(CGPSO) for underdetermined blind source separation with advanced conditions[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2011, 15(6): 798-811.

[13] 陈雷,张立毅,郭艳菊,等. 基于智能单粒子与信号变化的盲源分离算法[J]. 电路与系统学报, 2012, 17(4): 89-94.

[14] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948.

[15] 胡旺,李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2007, 18(4): 861-868.

[16] STONE J V. Blind deconvolution using temporal predictability[J]. Neurocomputing, 2002, 49(1-4): 79-86.

[17] 谢胜利,何昭水,高鹰. 信号处理的自适应理论[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

[18] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.

(上接第988页)

[12] WEISS G. Mining with rarity: a unifying framework[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2004, 6(1): 7-19.

[13] CHAWLA N, BOWYER K, HALL L, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2002, 16(1): 321-357.

[14] JO T, JAPKOWICZ N. Class imbalances versus small disjuncts[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2004, 6(1): 40-49.

[15] VEROPOULOS K, CAMPBELL C, CRISTIZINI N. Controlling the

sensitivity of support vector machines[C]//Proc of International Joint Conference on AI. 1999: 55-60.

[16] AKBANI R, KWEEK S, JAPKOWICZ N. Applying support vector machines to imbalanced datasets[C]//Proc of the 15th European Conference on Machine Learning. Berlin: Springer, 2004: 39-50.

[17] BATUWITA R, PALADE V. FSVM-CIL: fuzzy support vector machines for class imbalance learning[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2010, 18(3): 558-571.