

## 基于峰度准则与判决引导的非线性盲解卷积

何同林<sup>1</sup>, 郑鹏<sup>2</sup>, 刘郁林<sup>3</sup>, 尤春艳<sup>3</sup>

(1. 重庆工程职业技术学院计算机系 重庆 沙坪坝区 400037; 2. 78046部队 成都 610011;

3. 重庆通信学院DSP实验室 重庆 沙坪坝区 400035)

**【摘要】**针对Weiner模型,提出了一种基于最大峰度准则与判决引导相结合的非线性系统盲解卷积算法。在代价函数中引入了判决引导均方误差,优化代价函数,减少局部极值和降低剩余误差。研究了利用实数编码的遗传算法对代价函数进行最优化搜索。仿真实验表明该算法具有快速收敛性能和高精度等优点,能够大大提高解卷积后的输出信噪比。

**关键词** 盲解卷积; 判决引导; 遗传算法; 最大峰度准则

中图分类号 TN911.5

文献标识码 A

## Nonlinear Blind Deconvolution Based on Kurtosis Criterion and Decision Directed Algorithm

HE Tong-lin<sup>1</sup>, ZHENG Peng<sup>2</sup>, LIU Yu-lin<sup>3</sup>, YOU Chun-yan<sup>3</sup>

(1. Dept. of Computer, Chongqing Polytechnic Institute Shapingba Chongqing 400037; 2. 78046 Unit of PLA Chengdu 610011;

3. DSP Lab., Chongqing Communication Institute Shapingba Chongqing 400035)

**Abstract** A new blind deconvolution algorithm for Weiner model is proposed, based on kurtosis criterion and decision directed. Through analyzing when maximum kurtosis is used to resolve nonlinear blind deconvolution problem, it is found there exist some disadvantages, such as too many local optimum values and large residual error. So the decision directed least mean error is introduced in the cost function, and the number of local optimum values can be reduced and residual error is decreased. To overcome the drawback of traditional gradient search approaches, likely falling into local minimum, the real coded genetic algorithm is adopted to search the optimum solution. Simulation results demonstrate this algorithm not only has fast convergence rate and high accuracy, but also can greatly improve the output signal noise ratio.

**Key words** blind deconvolution; decision directed; genetic algorithm; maximum kurtosis criterion

现有的盲解卷积方法如归一化累积量方法和独立分量分析神经网络方法<sup>[1-2]</sup>,通常是针对线性系统的盲处理,对非线性系统的盲解卷积不一定有效。由于具有连续分布的随机变量可能变换为统计独立分布的均匀或分段均匀的随机变量,该随机变量不一定是源信号,即盲处理的解是非唯一的,因此基于输出统计独立的盲反卷积方法也许不能获得原始信号的估计<sup>[3]</sup>。另外,非线性盲信号处理一般需要精确的信号统计分布信息,如基于最小互信息、最大熵等准则的非线性盲处理都需要信号的统计概率分布信息。但实际上,统计分布信息一般是未知的,且采用Gram-Charlier展开式来近似模拟实际分布的算法具有收敛速度慢、收敛结果偏差较大等缺点<sup>[4]</sup>。

针对以上问题,文献[5]提出了采用对累积量求

极值的盲解卷积方法,利用隐含观测量将一个三明治非线性模型分解为一个具有完备训练集的后非线性系统和一个线性系统的盲学习。由于该方法对隐含观测量的估计并非易事,约束条件太多,不能广泛运用于实际问题。因此,本文提出了一种基于最大峰度准则<sup>[6]</sup>与判决引导均方误差相结合的代价函数进行盲解卷积,以克服局部极值过多、剩余误差过大和隐含观测量难以估计的缺点。非线性系统采用Wiener模型,解卷积系统采用Hammerstein模型,将解卷积过程分解为后非线性系统和线性系统的盲学习,其中后非线性系统采用多项式拟合方法估计,即是一种线性系统盲解卷积问题的推广。

目前寻找盲解卷积问题中代价函数的最优解一般采用梯度搜索方法。在梯度搜索过程中需要良好

收稿日期:2006-02-07

项目基金:国家自然科学基金资助项目(60672157;60672158)

作者简介:何同林(1955-),男,副教授,主要从事计算机科学与应用及盲信号处理方面的研究。

的初始估计以避免局部收敛问题<sup>[7]</sup>, 这在实际处理中很难做到。一般的遗传算法都采用了二进制编码。为了提高编码的准确度和收敛性能, 本文提出了采用实数编码的遗传算法。

## 1 问题描述

本文的非线性系统采用Wiener模型, 解卷积系统采用Hammerstein模型, 如图1所示。

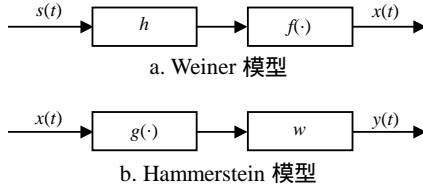


图1 Wiener模型和Hammerstein模型

图中假设系统输入  $s(t)$  为未知非高斯独立同分布(i.i.d)过程, Wiener模型的子系统  $h$ 、 $f$  分别为线性滤波器和无记忆非线性函数, 都是未知的且可逆。实际过程中只能通过观测信号  $x(t)$  估计系统的输入信号, 要求解卷积系统具有与之相似的子系统结构。即由一个非线性函数  $g$  和一个线性滤波器  $w$  组成, 这就是Hammerstein模型。令输入信号  $s(t)$  与观测信号  $x(t)$  分别为有限长度的序列, 定义为  $S = \{s(t)\}$ ,  $X = \{x(t)\}$ 。未知的输入-输出传输系统为  $X = f(Hs)$  是一个有限维Toeplitz矩阵, 如果  $H$  可逆, 则为非奇异矩阵, 即满足  $h^{-1} * h = h * h^{-1} = \delta_0$ 。其中,  $\delta_0$  为  $t=0$  时刻的Dirac冲激。由于Hammerstein模型的结构与Wiener模型结构相似, 所以其传输系统为  $Y = g(x(t)) w$ 。其中,  $Y$  为解卷积输出矢量,  $Y = \{y(t)\}$ ;  $g$  为非线性系统(PNS);  $w$  为解卷积系统中的线性滤波器矢量。反卷积的目的是根据观测信号  $x(t)$  估计输入信号  $s(t)$ ; 而盲反卷积则是在系统未知的情况下仅利用观测信号恢复输入信号, 因此需要估计后非线性系统  $g$  和线性滤波器矢量  $w$ 。但是线性盲解卷积方法不一定适合非线性系统的估计, 而一些非线性盲解卷积方法需要精确的统计分布信息, 如最小互信息、最大熵等。因此, 需要找到一种合适的方法实现对非线性系统的盲解卷积。

## 2 盲解卷积准则

本文通过研究线性系统盲解卷积的方法, 发现在最大峰度准则的基础上引入判决引导均方误差, 可以减少局部极值。因此, 采用最大峰度准则与判决引导均方误差相结合的非线性盲解卷积准则。

### 2.1 最大峰度准则

文献[8]提出了一个针对非最小相位线性时不变系统的盲解卷积问题的充分必要条件, 即在系统输

入-输出平均功率相等的约束条件下, 峰度的绝对值相等。但该准则不符合盲解卷积问题的一般情况, 要求系统增益保持为1, 而一般的盲解卷积系统是使系统不失真, 对增益并无特殊要求。根据文献[1]中提出的输入与输出信号归一化累积量相等的方法, 即输入与输出信号的四阶累积量与方差的平方的比值相等, 可以克服文献[8]中要求输入与输出信号方差相等的限制。文献[6]又将这种方法称为最大峰度准则。

与普通的峰度定义不同, 此处的规范化峰度为:

$$K_{2Y}^4 = \text{Cum}_4(Y) / [\text{Cum}_2(Y)]^2 = \gamma_{4Y} / [\sigma_{2Y}^2]^2 \quad (1)$$

式中  $\gamma_{4Y}$  为普通的峰度, 即四阶累积量;  $\sigma_{2Y}^2$  为方差, 要求方差不为零。针对线性系统的准则函数为:

$$J_{4,2}(Y) = |\text{Cum}_4(Y) / [\text{Cum}_2(Y)]^2| = |\gamma_{4Y} / [\sigma_{2Y}^2]^2| \quad (2)$$

如果是线性系统, 式(2)可写为:

$$J_{4,2}(Y) = |\text{Cum}_4(s) \sum |S_i|^4 / [\text{Cum}_2(s) \sum (|S_i|^2)]^2| \quad (3)$$

式中  $S_i$  表示为线性解卷积系统的联合冲激响应, 即  $S_i = h * w$ 。

$$\text{由于 } (\sum |S_i|^2)^2 = \sum |S_i|^4 + \sum \sum |S_{ij}|^2 |S_{ik}|^2, \quad j \neq k.$$

容易证明  $\sum |S_i|^4 / (\sum |S_i|^2)^2 \leq 1$  (当且仅当  $S_i$  中有唯一的非零元素时取等号), 由此可得:

$$|\text{Cum}_4(Y) / [\text{Cum}_2(Y)]^2| \leq |\text{Cum}_4(s) / [\text{Cum}_2(s)]^2| \quad (4)$$

如果最大化  $J_{4,2}(Y)$  就可实现线性系统的盲解卷积。

上述代价函数常用于线性系统盲解卷积, 但在非线性系统的解卷积中会出现许多问题, 如局部极值过多, 不利于搜索到最优解。即当解卷积信号的归一化峰度接近于输入信号的归一化峰度时, 并没有达到解卷积效果, 误差很大。因此需要考虑对其加上约束条件, 以减少局部极值。

### 2.2 判决引导均方误差

本文对判决引导主要是针对PAM或QAM信号, 其判决规则如下:

设解卷积输出信号的某一点为  $y$ , 判决星座中的参考点为  $a_i, i=1, 2, \dots, n$ , 其中  $n$  为参考点的总数。判决星座如图2所示(图中横纵坐标进行了归一化处理)。当点  $y$  与  $a_i$  的距离  $d_i$  小于点  $y$  与  $a_j$  的距离  $d_j$  时 ( $j \neq i, j=1, 2, \dots, n$ ), 判定  $\hat{y} = a_i$ 。

根据以上判决, 定义判决引导均方误差  $DMSE = E[(Y - \hat{Y})^2]$ , 为衡量盲解卷积输出的准确性, 用判决引导均方误差与判决信号  $\hat{Y}$  的均方差  $E[\hat{Y}^2]$  的比值作为准则, 可得:

$$DSR = E[(Y - \hat{Y})^2] / E[\hat{Y}^2] \quad (5)$$

式(5)可看作误差信号的功率与判决信号的功率比,表明输出信号判决偏离程度的大小。将  $DSR$  最小化以后,解卷积后的输出信号可近似恢复输入信号。

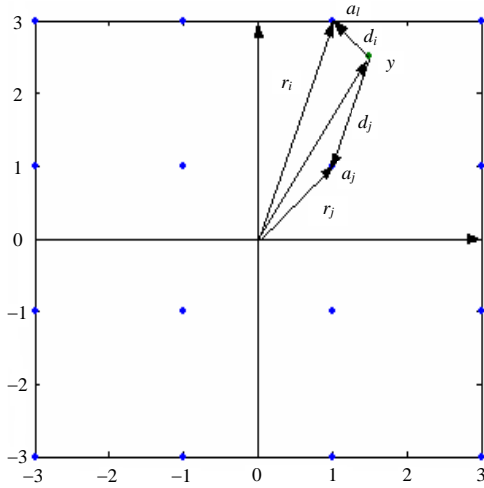


图2 判决信号星座图

### 2.3 新的盲解卷积准则

基于最大峰度准则和判决引导均方误差函数,本文设计了一种新的盲解卷积准则,即:

$$f = \lambda_1 \left| \frac{\text{Cum}_4(\mathbf{Y})}{|\text{Cum}_2(\mathbf{Y})|^2} - \frac{|\text{Cum}_4(s)|}{|\text{Cum}_2(s)|^2} + \lambda_2 DSR \right| \quad (6)$$

于是,通过最小化此准则函数可以对输入信号完成盲解卷积,其中  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  是加权系数,其取值通过实验数据来调节。如果式(6)中第一部分所占比例大,即  $\lambda_1$  过大,则会出现过多的局部极值,因此  $\lambda_2$  的取值不能太小。适当增加第二部分对适应度函数的影响,可以使实验的收敛速度加快,且能保证适应度函数向最优解方向搜索,通常  $\lambda_1$  应为  $\lambda_2$  的3~5倍。本文涉及的变量为多项式系数和后线性系统中的每个元素,属于多维、高精度要求的连续函数优化问题。所以本文采用实数编码遗传算法,其表示自然,贴近问题本身,在解的质量和算法效率方面要优于二进制编码。

## 3 计算机仿真

本文通过计算机对盲解卷积过程进行了仿真。输入信号取4-PAM信号,即以等概取值于集合  $\{-3, -1, 1, 3\}$ 。Weiner模型中的线性滤波器设为最小相位FIR滤波器,其系数为  $h = [-0.1820, -1.1793, -1.6579]$ ,其幅频和相频响应如图3所示。

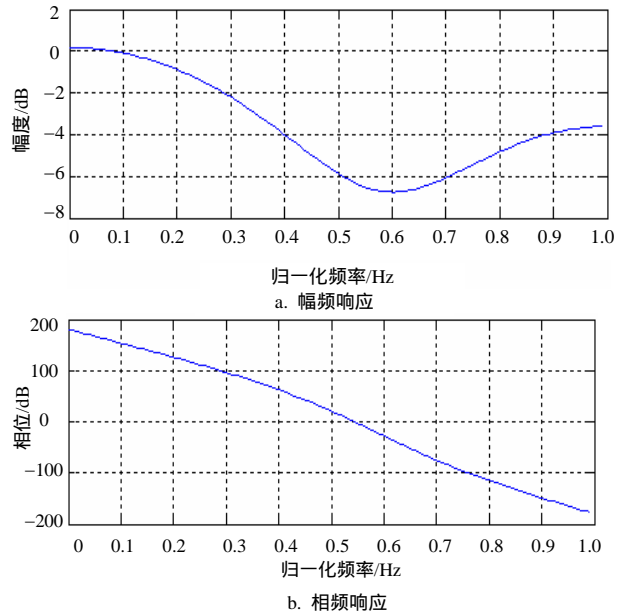


图3  $h$  的幅频和相频响应

非线性函数取为  $f(x) = x + x^3$ 。Hammerstein模型

型中的非线性函数采用多项式拟合,即  $g(r) = \sum_{i=1}^p r^i$ ,多项式系数由遗传算法对准则函数进行最优化搜索产生。 $f(\cdot)$  与  $g(\cdot)$  函数的关系如图4所示(图中进行了归一化处理)。

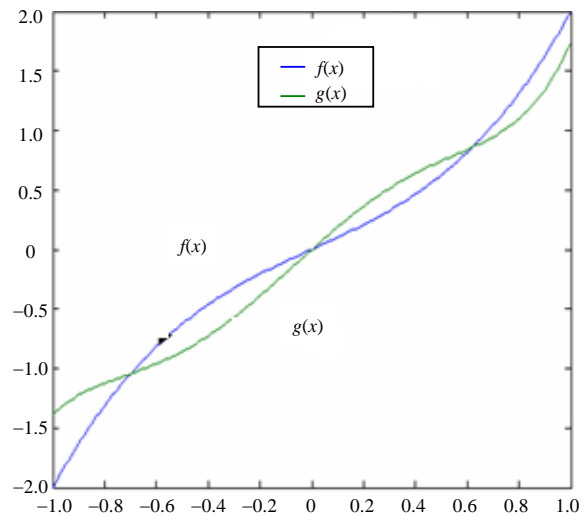
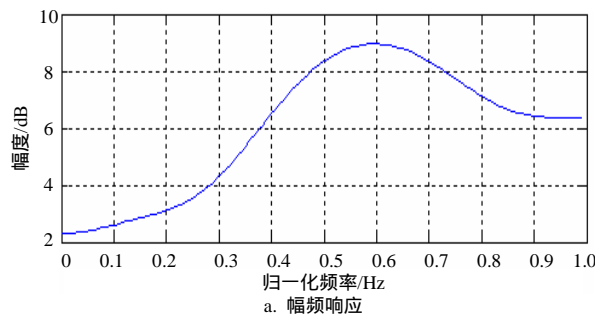


图4 非线性函数的关系图



a. 幅频响应

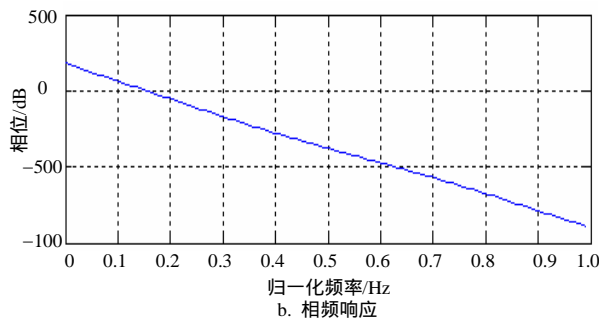
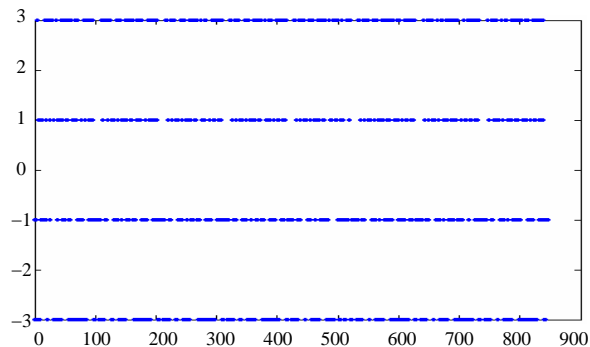
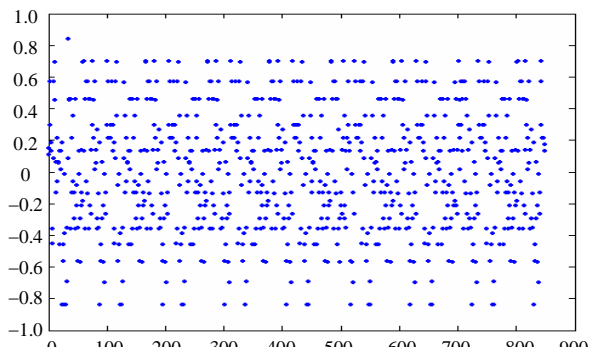


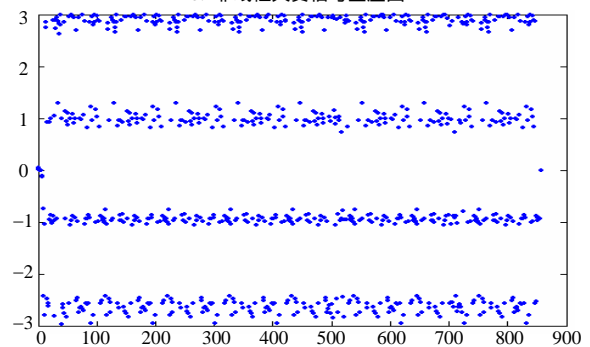
图5 w 的幅频和相频响应



a. 输入信号星座图



b. 非线性失真信号星座图



c. 盲解卷积信号星座图

图6 盲解卷积过程图

Hammerstein系统中的线性滤波器  $w$  设为9阶, 其系数也由遗传算法对准则函数进行最优化搜索产生,  $w$  的最优解对应的幅频与相频响应如图5所示。

图6显示了盲解卷积过程(横坐标表示抽样点数, 纵坐标经过了归一化处理)。盲解卷积准则可由  $S/N = 10 \lg E[y^2(t)] / E[(y(t) - s(t))^2]$  来度量。其中,  $S$  为估计输入信号的功率;  $N$  为误差功率。经过遗传算法迭代运算以后,  $S/N \approx 28.7327 \text{ dB}$ , 达到了很好的恢复效果。

## 4 结束语

由实验可知, 由于引入判决引导均方误差, 局部极值明显减少, 剩余误差也大大降低。通过实数编码遗传算法进行最优化搜索, 易于跳出局部最优, 提高了搜索结果的精确度, 增强了算法鲁棒性, 较好地达到了盲解卷积的目的。通过研究现有的文献资料发现盲解卷积系统中的后非线性函数设计还有一些缺陷, 目前对该函数的设计大多采用多项式拟合的方法, 但该方法在输入信号幅值较小时, 拟合较好; 而对于幅值较大的输入信号, 由于多项式高次项部分随着指数的增加非线性失真将会产生较大误差, 因此对该函数的设计还有待研究。

## 参 考 文 献

- [1] JITENDRA K. Identification and deconvolution of multichannel linear non-gaussian processes using high order statistics invers filter criteria[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3): 658-672.
- [2] DOUGLAS S C, CICHOCKI A. Neural networks for blind decorrelation of signals[J]. IEEE Trans.on Signal Processing, 1997, 45(11): 2829-2842.
- [3] MICHAEL I J. Convergence results for the EM approach to mixtures of experts architectures[J]. Neural Networks, 1995, 8(9): 1409-1431.
- [4] YANG Howard Hua, AMARI Shun-ichi. Information-theoretic approach to blind separation of sources in non-linear mixtures [J]. Signal Processing, 1998, 64: 291-300.
- [5] 戴宪华. 基于累积量极值的非线性系统盲反卷积[J]. 电子学报, 2000, 28(9): 70-73.
- [6] 赵锡凯, 张贤达. 基于最大峰度准则的非因果AR系统盲辨识[J]. 电子学报, 1999, 27(12): 126-128.
- [7] NARIEDA Shusuke, CHEN Yin-wei, YAMASHITA Katsumi. Blind nonlinear channel identification based on high order statistics using hybrid genetic algorithm[C]//Proc. of IEEE Int. Conf. Systems Man and Cybernetics, Nashville, USA: IEEE, 2000.
- [8] SHALVI O, WEINSTEIN E. New criteria for blind deconvolution of nonminimum phase systems(channels)[J]. IEEE Trans., 1990, 36(2): 312-321.

编辑 黄 莘