

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2015.02.007

引用格式:赵立权,齐厚颖.改进的变步长维纳系统盲源分离方法[J].电讯技术,2015,55(2):151-155.[ZHAO Liquan,QI Houying.An Improved Variable Step Size Wiener System Blind Source Separation Method[J].Telecommunication Engineering,2015,55(2):151-155.]

改进的变步长维纳系统盲源分离方法*

赵立权**,齐厚颖

(东北电力大学 信息工程学院,吉林 吉林 132012)

摘 要:基于非线性盲源分离的维纳系统算法中,采用固定步长导致算法的收敛速度和稳态误差之间存在矛盾,直接影响分离算法的性能。为了解决该问题,提出了基于非线性函数的变步长维纳系统盲源分离方法。该方法将更新的步长以非线性函数的形式引入到分离算法中,使得稳态时参数更新的步长尽可能小,以避免发生振荡。变步长算法在分离过程中的每次更新都会使步长自动进行合理的调整,使得收敛速度提高了 53%,误差减小了 45%。实验仿真表明,相对原算法,提出的维纳系统盲源分离方法可以更好地分离出信源信号,而且具有较小的误差和较快的收敛速度。

关键词:维纳系统;盲源分离;非线性盲源分离;变步长算法

中图分类号:TN911.7 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2015)02-0151-05

An Improved Variable Step Size Wiener System Blind Source Separation Method

ZHAO Liquan,QI Houying

(College of Information and Engineering,Northeast Dianli University,Jilin 132012,China)

Abstract:In the nonlinear blind source separation algorithm of Wiener system,the fixed step size leads to the contradiction between convergence speed and steady-state error of the algorithm,which directly affects the performance of the separation algorithm.To solve the problem,an algorithm based on variable step size blind source separation method of Wiener system is proposed in this paper.This method that updates the step length in the form of a nonlinear function is introduced into the separation algorithm,makes the steady-state parameters to update the step size as small as possible,so as to avoid oscillating.On the contrary,step increases,speeds up the convergence,increases steady-state error.The variable step size algorithm in the process of separating each update makes step automatically and reasonably adjust,improves the performance of Wiener system blind source separation algorithm.Simulation shows the blind source separation method of Wiener system in this paper can separate source signals better with lower errors and faster convergence speed in comparison with the original algorithm.

Key words:Wiener system;blind source separation;nonlinear blind source separation;variable step size algorithm

1 引 言

盲源分离(Blind Source Separation,BSS)是指在信源信号和信道参数都未知的条件下,从观测到的混合信号中估计出信源信号,被广泛用于多种信

* 收稿日期:2014-08-06;修回日期:2014-10-16 Received date:2014-08-06;Revised date:2014-10-16
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271115);吉林省青年科技研究项目(201101110)
Foundation Item:The National Natural Science Foundation of China(No.61271115);The Natural Science Foundation for Young Scientists of Jilin Province(No.201101110)

** 通讯作者:zhao_liquan@163.com Corresponding author:zhao_liquan@163.com

号处理和分析领域。目前的研究仍然主要集中于线性瞬时混合信号的盲源分离问题,但在许多的实际系统中,非线性混合模型更为常见。为此,近年来许多学者提出了非线性盲源分离问题。非线性盲源分离是一种针对非线性混合信号的盲源分离方法,已经被广泛应用于医学信号处理、通信信号处理、图像处理及故障诊断等方面^[1-4]。目前具有代表性的非线性盲源分离方法主要有以下几类:一是基于互信息最小化的非线性盲源分离方法^[5-7],采用互信息作为衡量相互独立性的标准,互信息越小,分离效果越好;二是基于贝叶斯的非线性盲源分离方法^[8-9],成功利用贝叶斯网络理论处理非线性混合模型中各个变量和参数间的关系;三是基于参考信号的非线性盲源分离方法^[10-11],是一种运用信源信号的先验信息作为参考信号的分析方法以及基于线性盲源分离的非线性盲源分离方法,该方法是通过观测数据进行高维映射,将非线性问题转化成线性问题^[12-13]。

维纳系统被应用于信号处理、生物、金融、社会以及心理分析等多方面,针对盲源分离问题,研究学者提出了基于非线性盲源分离的维纳系统 BSS 方法^[14-15],该方法采用基于互信息最小化的非线性盲源分离方法对维纳系统中的信号进行盲源分离。为了克服固定步长非线性盲源分离算法收敛性能差的问题,本文提出基于变步长和马尔可夫原理的后置非线性盲源分离算法,提高维纳系统 BSS 的性能。

2 非线性 BSS 数学模型

假设 n 个相互独立的未知源信号 $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, 首先经过未知的线性混合矩阵 A ($n \times n$ 维), 得到线性混合信号 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T = As(t)$, 再将 $x(t)$ 分别通过一个非线性混合系统 $f = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$, 得到观测信号 $e(t)$:

$$e(t) = [e_1(t), e_2(t), \dots, e_n(t)]^T = f(As(t)).$$

(1)

盲源分离中的解混和混合是一个互逆的过程。此非线性混合系统的解混由两部分组成:第一部分是对非线性混合函数 f 的求逆,即它是一个非线性反变换函数 $g = [g_1, g_2, \dots, g_n]^T$, 用来补偿混合过程中的非线性失真;第二部分为线性解混矩阵 B , 用来补偿混合过程中的线性失真。系统的输出信号 $y(t)$ 可以定义为

$$y(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T = Bg(e(t)).$$

(2)

式中, $g(\cdot) = f^{-1}(\cdot)$, $B = AMA^{-1}$, A 为对角矩阵, M 为置换矩阵, 则非线性解混系统为

$$y(t) = Bg(e(t)) = Bg(f(As(t))) = AMA^{-1}g(f(As(t))) = AMs(t) \approx s(t).$$

(3)

后置非线性 BSS 混合-分离如图 1 所示。

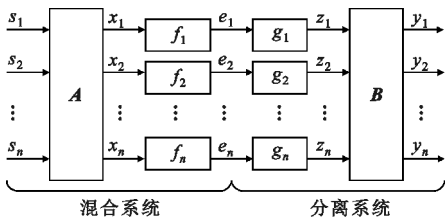


图 1 后置非线性 BSS 混合-分离结构框图
Fig. 1 Mixing and separating structure diagram of post nonlinear blind source separation

非线性盲源分离算法的关键是根据分离信号 y 的相互统计独立性来对非线性函数 f 和矩阵 A 求逆。

3 维纳系统非线性 BSS 模型

基于后置非线性 BSS 的维纳系统将后置非线性 BSS 的线性混合矩阵 A 用一个线性滤波器来代替,其信号混合和分离数学模型如图 2 所示^[14-15], $s(t)$ 是信源信号, $h(\cdot)$ 是未知可逆滤波器, $f(\cdot)$ 是未知的可逆无记忆非线性函数, $e(t)$ 是观测信号, $g(\cdot)$ 是解混非线性函数, B 是解混矩阵, $y(t)$ 是对 $s(t)$ 的估计。

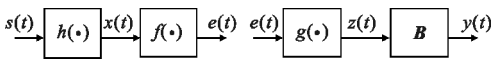


图 2 维纳系统 BSS 混合模型和分离模型
Fig. 2 Mixing and separating model structure diagram of Wiener system blind source separation

则维纳系统的输出 $e(t)$ 为

$$e(t) = f(Hs(t)) = f(\sum_k h(k)s(t-k)).$$

(4)

马尔可夫过程是一典型的随机过程,设 $x(t)$ 是一个随机过程,当过程在时刻 t_0 所处的状态为已知时,时刻 $t(t > t_0)$ 所处的状态与过程在 t_0 时刻之前的状态无关,这个无后效性的随机过程称为马尔可夫过程。由于后置非线性混合过程中观测信号 $e(t)$ 是一个瞬时的混合过程,因此也满足马尔可夫过程。本文以最小化互信息作为衡量相互独立的标准,它

被定义为

$$I(y)=\sum H(y_i(t))-H(y(t))。(5)$$

式中, $H(y_i(t))=-\int p(y_i(t))\lg p(y_i(t))\mathrm{d}y_i(t)$ 代表了分离信号 y 各个分量的信息熵。

对于 q 阶马尔可夫模型, 条件互信息 I 可以表示为

$$I=E\{\lg p_{y_i}[y(t)|y(t-1),y(t-2),\cdots,y(t-q)]\}-\sum_{i=1}^nE\{\lg p_{y_i}[y_i(t)|y_i(t-1),\cdots,y_i(t-q)]\}。(6)$$

式中, $E(\cdot)$ 表示均值。因为概率密度满足

$$\begin{aligned} p_y[y(t)|y(t-1),y(t-2),\cdots,y(t-q)] = \\ \frac{p_e[e(t)|e(t-1),e(t-2),\cdots,e(t-q)]}{|\det \boldsymbol{B}| \cdot \prod_{i=1}^n |g_i'(\theta_i, e_i(t))|}。 \end{aligned} (7)$$

式中, $g_i'(\theta_i, e_i(t))$ 是解混系统中非线性反变换函数对 $e_i(t)$ 的求导, θ_i 是非线性函数 g_i 的调节变量, 所以推得^[15]

$$\begin{aligned} I = -\sum_{i=1}^n E\{\lg p_{y_i}[y_i(t)|y_i(t-1),y_i(t-2),\cdots, \\ y_i(t-q)]\} + E\{\lg p_e[e(t)|e(t-1),e(t-2),\cdots, \\ e(t-q)]\} - \lg |\det \boldsymbol{B}| - \sum_{i=1}^n E[\lg |g_i'(\theta_i, e_i(t))|]。 \end{aligned} (8)$$

式中, $E\{\lg p_e[e(t)|e(t-1),e(t-2),\cdots,e(t-q)]\}$ 不依赖于矩阵 $\boldsymbol{B}$ 及非线性函数 g 的参数, 所以被省略。目标函数变为

$$\begin{aligned} J(\boldsymbol{B}, \boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^n E\{\lg p_{y_i}[y_i(t)|y_i(t-1),\cdots, \\ y_i(t-q)]\} - \lg |\det \boldsymbol{B}| - \sum_{i=1}^n E[\lg |g_i'(\theta_i, e_i(t))|]。 \end{aligned} (9)$$

4 基于变步长的维纳系统 BSS 方法

盲源分离算法的相互统计独立性判据是互信息量传输最小化原则, 所以通过对参数 $\boldsymbol{B}$ 和 $\boldsymbol{\theta}$ 的调整, 使输出的信号互信息尽可能小, 进而达到最佳的分离效果。采用梯度下降方法对参数进行优化时, 算法的性能受步长参数影响较大, 大的步长收敛速度比较快, 但最小均方误差较大; 相反, 小的步长收敛速度比较慢, 但最小均方误差较小。为了提高算法的收敛性能, 本文提出采用基于非线性函数的变步长方法对代价函数进行优化^[16], 代价函数梯度较大时使其步长也较大, 加快收敛速度; 梯度较小时, 误差较小接近收敛点, 因此使其步长较小, 避免收敛振荡, 同时也能够减小收敛误差。采用变步长方法

对参数 $\boldsymbol{B}$ 进行更新, 其公式为

$$\begin{aligned} B(t+1) = B(t) + \kappa_B \frac{\partial J(\boldsymbol{B}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{B}} = \\ B(t) + \kappa_B \{-E[\psi u^T] - (B^T(t))^{-1}\}。 \end{aligned} (10)$$

式中,

$\kappa_B(t) = \beta(1 - \exp(-\alpha \cdot |E[\psi u^T] + B^T(t)^{-1}|^2))$, 式中, $\beta > 0$ 和 $\alpha > 0$; $u = g(\theta, e(t-l))$, $l = 0, 1, \cdots, q$ 为观测信号经过非线性解混函数的输出, 同时也是线性解混矩阵的输入信号;

$$\begin{aligned} \psi = (\psi_{y_1}(y_1), \cdots, \psi_{y_n}(y_n))^T = \\ (p'_{y_1}[y_1(t)|y_1(t-1), \cdots, y_1(t-q)] / \\ p_{y_1}[y_1(t)|y_1(t-1), \cdots, y_1(t-q)], \cdots, \\ p'_{y_n}[y_n(t)|y_n(t-1), \cdots, y_n(t-q)] / \\ p_{y_n}[y_n(t)|y_n(t-1), \cdots, y_n(t-q)])^T。 \end{aligned}$$

$\kappa_B(t)$ 如果选取得太大, 对分离算法的稳定性会造成很大的影响, 根据自适应信号处理中算法的收敛因子应小于输入信号的最大特征值导数的原则, 这里取误差阵列第一次迭代时同行元素的绝对值最大元素近似输入信号的特征值, $\kappa_B(t)$ 的最大值近似为 $1/2\max(|E[\psi u^T] + B^T(t)^{-1}|)$ 。同理, 采用变步长优化方法对参数 $\boldsymbol{\theta}$ 进行优化可得

$$\begin{aligned} \theta_i(t+1) = \theta_i(t) + \kappa_\theta \frac{\partial J(\boldsymbol{B}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_i} = \\ \theta_i(t) - \kappa_\theta \{E[\frac{\partial \lg |g_i'(\theta_i, e_i)|}{\partial \theta_i(t)} + \\ \sum_{j=1}^n \psi_{y_j}(y_j(t)) b_{ji} \frac{\partial g_i(\theta_i, e_i)}{\partial \theta_i(t)}]\}。 \end{aligned} (11)$$

式中,

$$\begin{aligned} \kappa_B(t) = \beta(1 - \exp(-\alpha \cdot |E[\frac{\partial \lg |g_i'(\theta_i, e_i)|}{\partial \theta_i(t)} + \\ \sum_{j=1}^n \psi_{y_j}(y_j(t)) b_{ji} \frac{\partial g_i(\theta_i, e_i)}{\partial \theta_i(t)}]|^2)), \\ \psi_{y_j}(y_j(t)) = p'_{y_j}[y_j(t)|y_j(t-1), \cdots, y_j(t-q)] / \\ p_{y_j}[y_j(t)|y_j(t-1), \cdots, y_j(t-q)]。 \end{aligned}$$

5 MATLAB 仿真实验

为了验证本文算法的有效性, 选取一个随机信号作为源信号, 其波形如图 3 所示。源信号先后经过一个滤波器 ($H(z) = 1 - 0.8z^{-1}$) 得到一个延时信号, 延时信号和原始信号作为两个信源信号, 经过一个非线性系统 ($f(x) = x^3$) 后得到两个观测信号, 其

中非延时观测信号如图 4 所示, $\beta=0.05,\alpha=3$ 。

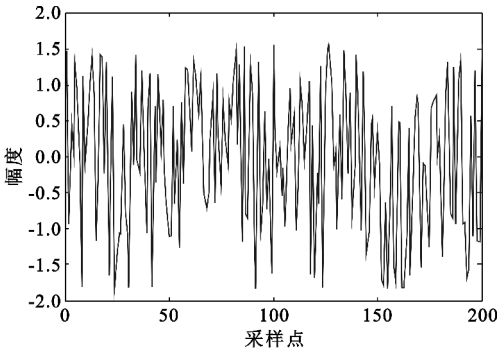


图 3 源信号的波形图
Fig.3 Waveform of source signal

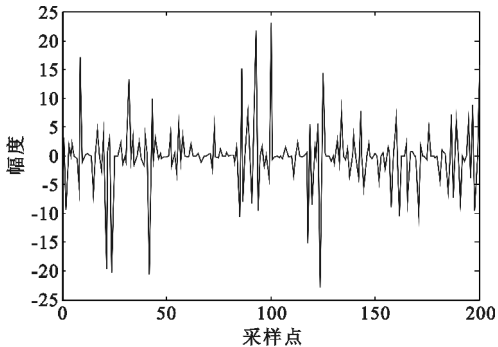


图 4 观测信号的波形图
Fig.4 Waveform of mixed signal

本文通过变步长算法分离出的信号波形如图 5 所示。对比图 5 与图 3 的波形图可以看出:两信号波形基本一致,说明了该算法很好地分离出了源信号。

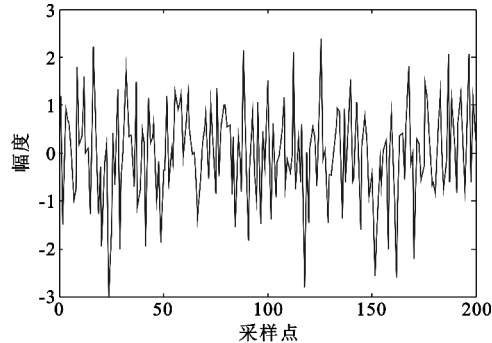


图 5 分离出的信号波形图
Fig.5 Waveform of separated signal

为定量地验证所提算法的性能,用最小均方误差 (Minimum Mean Square Error,MMSE) 评价分离效果,其值越接近于零,说明算法的分离性能越好。图 6 是基于非线性函数的变步长算法与文献[15]采用的固定步长算法的 MMSE 比较图,图中结果是两种

算法运行 50 次得到的平均误差。

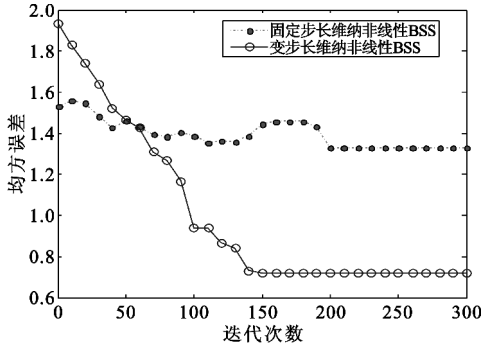


图 6 最小均方误差性能对比图
Fig.6 Performance comparison of minimum mean squared error

由图 6 可知,固定步长算法分离出源信号需要更新 199 次左右,而变步长算法只需 130 次左右,收敛速度明显加快,收敛速度提高了 53%。采用固定步长算法收敛时的最小均方误差为 1.331 3,而变步长算法的最小均方误差为 0.733 5,可见误差性能有很大的改善,误差减少了 45%。变步长算法与固定步长算法相比,分离效果有了明显的改善。

6 结 论

维纳系统盲源分离算法采用固定点梯度方法对代价函数中的参数进行优化,导致收敛速度和稳态误差矛盾增加。为了解决该问题,提出采用梯度绝对值为变量的非线性变步长方法对非线性盲源分离中的参数进行优化,步长与梯度绝对值的平方成正比,在收敛初期加快了收敛速度,收敛后期减慢收敛速度,避免了振荡误差。相对原算法,该方法总体误差更小,收敛速度更快。对于变步长的最大值范围本文仅给出近似值,还缺少理论推导,今后可对此进行深入研究。

参考文献:

[1] 任东晓,叶茂,殷英. 基于互信息最小的非线性混合胎儿心电信号提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010,24(7):680-685.
REN Dongxiao, YE Mao, YIN Ying. FECG extraction from nonlinear mixture based on minimization of mutual information[J]. Journal of electronic measurement and instrument, 2010, 24(7):680-685. (in Chinese)
[2] Diamantaras K, Papadimitriou T, Vranou G. Blind separation of multiple binary sources from one nonlinear mixture [C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague;

- IEEE, 2011: 2108–2111.
- [3] Almeida M, Almeida L. Nonlinear separation of show through image mixtures using a physical model trained with ICA[J]. Signal Processing, 2012, 29(4): 872–884.
 - [4] 王晓伟, 石林锁. 自适应非线性 BSS 及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2012, 31(10): 45–48.
WANG Xiaowei, SHI Linsuo. Adaptive nonlinear blind source separation and its application in gear faults diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(10): 45–48. (in Chinese)
 - [5] Almeida L B. Linear and nonlinear ICA based on mutual information—the MISEP method[J]. Signal Processing, 2004, 84(2): 231–245.
 - [6] Sun Z L. An extension of MISEP for post-nonlinear-linear mixture separation[J]. IEEE Transactions on Circuits System, 2009, 56(8): 654–658.
 - [7] Duarte L T, Jutten C. A mutual information minimization approach for a class of nonlinear recurrent separating systems[C]//Proceedings of 2007 IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing. Thessaloniki: IEEE, 2007: 122–127.
 - [8] Chen Wei, Li C K, Wai L W, et al. Post-nonlinear underdetermined ICA by Bayesian statistics[C]//Proceedings of ICA 2006. Charleston, SC, USA: IEEE, 2006: 773–780.
 - [9] Duarte L T, Jutten C, Moussaoui S. A Bayesian Nonlinear Source Separation Method for Smart Ion-Selective Electrode Arrays[J]. Sensors Journal, 2009, 9(12): 1763–1771.
 - [10] Ren D X, Mao Y S. Extracting post-nonlinear signal with reference[J]. Computers and Electrical Engineering, 2011, 37(6): 1171–1181.
 - [11] Ren D X, Mao Y S. Extracting post-nonlinear signal with specific kurtosis range[J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 218(9): 5726–5738.
 - [12] Hameling S, Ziehe A, Kawanabe A. Kernel based nonlinear blind source separation[J]. Neural Computation, 2013(15): 1089–1124.
 - [13] 禹华钢, 高俊, 黄高明. 基于批处理和核函数的非线性盲源分离算法[J]. 电讯技术, 2011, 51(10): 35–40.
 - YU Huagang, GAO Jun, HUANG Gaoming. Nonlinear blind source separation algorithm based on batch and kernel function[J]. Telecommunication Engineering, 2011, 51(10): 35–40. (in Chinese)
 - [14] SUN Zhangli, HUANG Deshuan, ZHENG Chunhou, et al. Blind inversion of wiener system for single source using nonlinear blind source separation[C]//Proceedings of 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Killarney, Ireland: IEEE, 2005: 1235–1238.
 - [15] Casals J S, Jutten C. Quasi-nonparametric blind inversion of wiener systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 59(5): 917–924.
 - [16] 高鹰, 谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及分析[J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1094–1097.
GAO Ying, XIE Shengli. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis[J]. ACTA Electronica Sinica, 2001, 29(8): 1094–1097. (in Chinese)

作者简介:



赵立权(1982—),男,黑龙江哈尔滨人,2005 年于哈尔滨理工大学获工学学士学位,2009 年于哈尔滨工程大学获工学博士学位,现为副教授、硕士生导师,主要研究方向为独立分量分析;

ZHAO Liqun was born in Harbin, Heilongjiang Province, in 1982. He received the B. S. degree from Harbin University of Science and Technology and the Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2005 and 2009, respectively. He is now an associate professor and also the instructor of graduate students. His research concerns independent component analysis.

Email: zhao_liquan@163.com

齐厚颖(1988—),女,吉林省吉林市人,2012 年于宿州学院获工学学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为独立分量分析。

QI Houying was born in Jilin, Jilin Province, in 1988. She received the B. S. degree from Suzhou University in 2012. She is now a graduate student. Her research concerns independent component analysis.