

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2013.04.006

改进的扩展互信息分离算法^{*}

赵立权^{**}, 蔡帮贵

(东北电力大学 信息工程学院, 吉林 132012)

摘 要:扩展互信息分离算法采用单隐层神经网络近似算法代价函数中的非线性函数,可调节的参数有限,需要多次迭代才能收敛,从而导致收敛速度较慢。针对这一问题,采用双隐层神经网络近似非线性函数,以分离结果的互信息最小化作为代价函数,采用梯度下降方法对代价函数进行优化,增加了可调节参数数量。仿真实验结果表明,改进后的算法相对原算法收敛速度更快,误差更小。

关键词:非线性独立分量分析;扩展互信息分离算法;多层感知机;双隐层神经网络

中图分类号:TN911.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2013)04-0402-06

Extended Mutual Information Separation Algorithms Based on Multi-Hidden Layer

ZHAO Li-quan, CAI Bang-gui

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

Abstract: Extended mutual information separation (EMISEP) algorithm uses a single hidden layer neural network to approximate nonlinear function of cost function, so the adjustable parameter is limited and it needs more iteration times to converge, which leads to relatively slow convergence speed. To overcome this problem, this paper uses double hidden layer perceptions to approximate nonlinear function of cost function, and uses mutual information minimum of separation signals as cost function, which is optimized by gradient descent method. This increases the number of adjustable parameters. The simulation results prove that the improved algorithm has faster convergence speed and smaller error comparing with the original algorithm.

Key words: nonlinear independent component analysis; extended mutual information separation algorithm; multi-layer perception; double hidden layer neural network

1 引 言

独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是在信源信号和信道参数未知的条件下,仅利用信源信号相互统计独立的性质,从观测信号中分离出信源信号的一种新的信号处理方法。目前独立分量分析的研究主要集中在线性独立分量分析的研究^[1-2],但在实际的生活工作中遇到的更多是非线性问

题,且这些问题的研究更具有实用性^[3-4],为此,部分学者针对该问题提出了针对非线性混合系统的独立分量分析方法即非线性独立分量分析,并涌现出一些优秀的非线性独立分量分析算法^[3-10],其中,以后置非线性独立分量分析算法最为典型^[7],此后在此基础上涌现出许多改进算法^[8-10]。

互信息分离 (Mutual Information Separation, MISEP) 算法^[8]是在后置非线性独立分量分析算法的基础上提出来的,该算法以分离信号的互信息量最小

^{*} 收稿日期:2012-10-05;修回日期:2013-01-28 Received date:2012-10-05;Revised date:2013-01-28

基金项目:吉林省科技发展计划项目(201101110)

Foundation Item: The Scientific Research Foundation of the Education Department of Jilin Province (No. 201101110)

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

化为代价函数,实现从观测信号中分离出信源信号。后来部分学者针对该算法中存在的问题提出了许多改进的算法^[9-10],其中,Sum 在其基础上给出了更符合实际的系统混合模型,并提出了扩展的互信息分离算法(Extended Mutual Information Separation, EMISEP)^[9]。该算法仍然以分离信号的互信息最小为代价函数,采用单隐层神经网络对代价函数进行求解,分离出信源信号。由于单隐层神经网络可调节参数有限,收敛时所需迭代次数过多,导致收敛速度缓慢,针对该问题,本文提出了改进的 EMISEP 算法,该算法采用双隐层神经网络近似非线性函数,增加了可调节参数数量,提高了算法的收敛速度,并且在相同条件下,本文算法的分离信号与信源信号的互相关系数更大,即误差更小。

2 EMISEP 算法

EMISEP 算法是在 MISEP 算法基础上提出的一种改进的非线性 ICA 算法。EMISEP 算法主要是对 MISEP 算法的混合模型进行改进。MISEP 算法的混合模型是典型的后置非线性混合模型,而 EMISEP 算法的模型是后置非线性线性混合模型,该模型更接近于实际情况,其混合模型如图 1 所示。

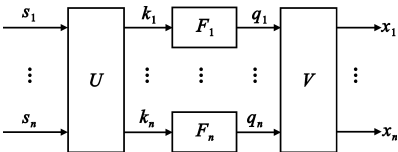


图 1 EMISEP 算法系统混合模型
Fig.1 System mixed model of EMISEP algorithm

图中 $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 是信源信号, U 是线性混合矩阵, $F = [F_1, F_2, \dots, F_n]$ 是可逆的非线性函数, V 是线性混合矩阵, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是混合信号即观测信号, n 是信源号数量,为了方便,一般假设观测信号的数量和信源信号的数量相等。该模型的数学表达式如下:

$$X = VF(US) \tag{1}$$

EMISEP 算法信号分离模型如图 2 所示。

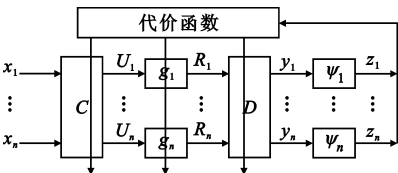


图 2 EMISEP 算法信号分离模型
Fig.2 Signal separation model of EMISEP algorithm

图 2 中, C 、 g 、 D 和 ψ 共同模块构成分离系统, C 和 D 是线性解混矩阵, g 是非线性解混函数, ψ 是对分离系统起辅助作用的非线性函数, $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 是分离系统对信源信号的估计, $z = [z_1, z_2, \dots, z_n]^T$ 是分离信号经过非线性函数 ψ 得到的输出信号, EMISEP 算法以输出信号 z 的信息最大化为代价函数。

由于 z 是 y 的非线性变换,则 z 和 y 的信息量是相等的,即:

$$I(z) = I(y) = \sum_i H(z_i) - H(z) \tag{2}$$

式中, $I(\cdot)$ 代表互信息量, $H(\cdot)$ 代表熵。当选取的非线性函数 ψ 等于 y 的累积概率函数时, Z_i 在 $[0, 1]$ 上服从均匀分布,此时 $H(z_i) = 0$,则上式简化成如下公式:

$$I(z) = I(y) = -H(z) \tag{3}$$

当估计信号 Y 的各分量相互统计独立时,此时互信息量 $I(y)$ 最小,由式(3)可知此时 $H(z)$ 最大,即此时 z 的信息量达到最大化,因此 EMISEP 以信息最大化为代价函数。

由图 2 我们可以得出 z 的联合概率密度为

$$p_z(z) =$$

$$\frac{p_z(x)}{|\det(C)| \prod_{i=1}^n |g'_i(\theta_i, u_i)| |\det(D)| \prod_{i=1}^n |\psi'_i(\varphi_i, y_i)|} \tag{4}$$

式中, $\det(\cdot)$ 是计算矩阵的行列式, θ_i 和 φ_i 分别是 g_i 和 ψ_i 中的参数。因此, z 的联合熵为

$$H(z) = H(x) + \ln |\det(C)| + E \left\{ \sum_{i=1}^n \ln |g'_i(\theta_i, u_i)| \right\} + E \left\{ \sum_{i=1}^n \ln |\psi'_i(\varphi_i, y_i)| \right\} + \ln |\det(D)| \tag{5}$$

采用梯度下降方法对其进行优化,可得

$$\frac{\partial H(z)}{\partial C} = \frac{\partial}{\partial C} \ln |\det(C)| + E \left\{ \frac{\partial}{\partial C} \sum_{i=1}^n \ln |g'_i(\theta_i, u_i)| \right\} + E \left\{ \frac{\partial}{\partial C} \sum_{i=1}^n \ln |\psi'_i(\varphi_i, y_i)| \right\} \tag{6}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \theta_k} = E \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta_k} \ln |g'_k(\theta_k, u_k)| \right\} + E \left\{ \frac{\partial}{\partial \theta_k} \sum_{i=1}^n \ln |\psi'_i(\varphi_i, y_i)| \right\} \tag{7}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial D} = \frac{\partial}{\partial D} \ln |\det(D)| + E \left\{ \frac{\partial}{\partial D} \sum_{i=1}^n \ln |\psi'_i(\varphi_i, y_i)| \right\} \tag{8}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \varphi_k} = \frac{\partial}{\partial \varphi_k} \ln | \psi'_k(\varphi_k, y_k) | \quad (9)$$

EMISIEP 算法采用两组感知机来近似非线性函数 $g_k(\theta_k, u_k)$ 和 $\psi_k(\varphi_k, y_k)$ 。其中:

$$g_k(\theta_k, u_k) = g_k(\xi_k, \omega_k, \eta_k, u_k) = \sum_{j=1}^{M_k} \xi_j^k \sigma(\omega_j^k u_k - \eta_j^k) \quad (10)$$

式中, M_k 表示感知机隐层节点数目, ξ_k 和 ω_k 表示输入层和输出层的权值, $\sigma(\cdot)$ 表示激活函数。

$$\psi_k(\varphi_k, y_k) = \psi_k(a_k, \beta_k, \mu_k, y_k) = \sum_{j=1}^{N_k} a_j^k \tau(\beta_j^k y_k - \mu_j^k) \quad (11)$$

式中, N_k 表示感知机隐层节点数目, a_k 和 β_k 表示输入层和输出层的权值, $\tau(\cdot)$ 表示激活函数。

为了得到最大的输出熵, 由公式(5)可知代价函数可以改写为

$$H(z) = H(x) + I_P(x, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, \varphi) \quad (12)$$

其中:

$$I_P(x, C, D, \theta, \varphi) = \ln | \det(\mathbf{C}) | + \sum_{i=1}^n E \{ \ln | g'_i(\theta_i, u_i) | \} + \sum_{i=1}^n E \{ \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) | \} + \ln | \det(\mathbf{D}) |$$

由于 $H(x)$ 在学习过程中没改变, 所以在迭代过程中用 $I_P(x, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, \delta)$ 作为目标函数。用 I_p 从 t 到 $t+1$ 时刻的变化量 E_r 作为迭代停止的判断条件, 如果 E_r 比预先设置的门限 ϑ 小那么就停止迭代。

3 改进的 EMISIEP 算法

改进算法是在原算法的基础上增加一层隐含层, 使优化问题的可调节参数数量增加。除第二个隐含层增加了 6 个节点外, 其他参数都与文献[9]相同。改进算法的分离模型如图 3 所示。

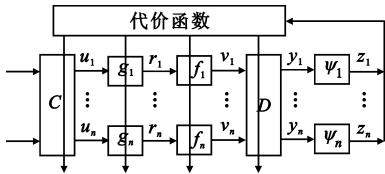


图 3 改进算法的分离模型

Fig.3 Separation model of improved algorithm

相对图 2 的解混系统, 新算法在解混非线性模块 $g = [g_1, g_2 \cdots g_n]^T$ 之后增加了一层隐含层 $f = [f_1, f_2, \cdots, f_n]^T$ 。因此, z 的联合熵为

$$H(z) = H(x) + \ln | \det(\mathbf{C}) | + E \{ \sum_{i=1}^n \ln | g'_i(\theta_i, u_i) | \} + E \{ \sum_{i=1}^n \ln | f'_i(h_i, r_i) | + \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) | \} + \ln | \det(\mathbf{D}) | \quad (13)$$

采用梯度下降方法对上式进行优化, 由于 $H(x)$ 在分离系统中不包含任何参数, 因此其梯度为零。其他参数的梯度表达式如下:

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \mathbf{C}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{C}} \ln | \det(\mathbf{C}) | + E \{ \frac{\partial}{\partial \mathbf{C}} \sum_{i=1}^n \ln | g'_i(\theta_i, u_i) | \} + E \{ \frac{\partial}{\partial \mathbf{C}} \sum_{i=1}^n \ln | f'_i(h_i, r_i) | + \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) | \} \quad (14)$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \theta_k} = E \{ \frac{\partial}{\partial \theta_k} \sum_{i=1}^n (\ln | f'_i(h_i, r_i) | + \frac{\partial}{\partial \theta_k} \ln | g'_k(\theta_k, u_k) | + \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) |) \} \quad (15)$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial h_k} = E \{ \frac{\partial}{\partial h_k} \sum_{i=1}^n \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) | \} + \frac{\partial}{\partial h_k} \ln | f'_k(h_k, r_k) | \quad (16)$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \mathbf{D}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{D}} (\ln | \det(\mathbf{D}) | + E \{ \sum_{i=1}^n \ln | \psi'_i(\varphi_i, y_i) | \}) \quad (17)$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \varphi_k} = \frac{\partial}{\partial \varphi_k} \ln | \psi'_k(\varphi_k, y_k) | \quad (18)$$

采用 3 组感知机来模拟非线性函数 $g_k(\theta_k, x_k)$ 、 $f_k(h_k, r_k)$ 和 $\psi_k(\varphi_k, y_k)$, 其中:

$$f_k(h_k, r_k) = f_k(l_k, p_k, e_k, r_k) = \sum_{j=1}^{O_k} l_j^k \lambda(p_j^k r_k - e_j^k) \quad (19)$$

式中, O_k 表示感知机隐层节点数目, p_k 和 e_k 表示输入层和输出层的权值, $\lambda(\cdot)$ 表示激活函数。 $g_k(\theta_k, x_k)$ 和 $\psi_k(\varphi_k, y_k)$ 参数具体含义参见公式(10)和(11)。采用梯度下降方法对分离系统参数进行估计, 即:

$$C(t+1) = C(t) - k_B \frac{\partial H(z(t))}{\partial \mathbf{C}} \quad (20)$$

$$\theta_k(t+1) = \theta_k(t) - k_\theta \frac{\partial H(z(t))}{\partial \theta_k(t)} \quad (21)$$

$$h_k(t+1) = h_k(t) - k_h \frac{\partial H(z(t))}{\partial h_k(t)} \quad (22)$$

$$D(t+1) = D(t) - k_D \frac{\partial H(z(t))}{\partial \mathbf{D}(t)} \quad (23)$$

$$\phi_k(t+1) = \phi_k(t) - k_\psi \frac{\partial H(z(t))}{\partial \phi_k(t)} \tag{24}$$

式中, k 是迭代步长, $\theta_k = (\xi_k, \omega_k, \eta_k)$, $h_k = (l_k, p_k, e_k)$, $\phi_k = (a_k, \beta_k, \mu_k)$ 。分离系统参数梯度计算公式如下:

$$\frac{\partial H(z)}{\partial a_j^k} = \frac{\beta_j^k \tau'(\beta_j^k y_k - u_j^k)}{\psi'_{j_k}} \tag{25}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \beta_j^k} = \frac{a_j^k \tau'(\beta_j^k y_k - u_j^k) + a_j^k \beta_j^k \tau''(\beta_j^k y_k - u_j^k)}{\psi'_{j_k}} \tag{26}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial u_j^k} = \frac{-a_j^k \beta_j^k \tau''(\beta_j^k y_k - u_j^k)}{\psi'_{j_k}} \tag{27}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial l_j^k} = \frac{p_j^k \lambda'(p_j^k r_k - e_j^k)}{f'_k} + \sum_{i=1}^n \frac{\psi''_i d_{ik} \lambda(p_j^k r_k - e_j^k)}{\psi'_i} \tag{28}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial p_j^k} = \frac{l_j^k \lambda'(p_j^k r_k - e_j^k) + l_j^k p_j^k \lambda''(p_j^k r_k - e_j^k)}{f'_k} + \sum_{i=1}^n \frac{\psi''_i d_{ik} l_j^k \lambda'(p_j^k r_k - e_j^k)}{\psi'_i} \tag{29}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial e_j^k} = -\frac{l_j^k p_j^k \lambda''(p_j^k r_k - e_j^k)}{f'_k} - \sum_{i=1}^n \frac{\psi''_i d_{ik} l_j^k \lambda''(p_j^k r_k - e_j^k)}{\psi'_i} \tag{30}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \xi_j^k} = \frac{\omega_j^k \sigma'(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{g'_k} + \sum_{i=1}^n \left(\frac{f''_i \sigma(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{f'_i} + \frac{\psi''_i d_{ik} f'_i \sigma(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{\psi'_i} \right) \tag{31}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \omega_j^k} = \frac{\xi_j^k \sigma'(\omega_j^k u_k - \eta_j^k) + \xi_j^k \omega_j^k \sigma''(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{g'_k} + \sum_{i=1}^n \left(\frac{f''_i \xi_j^k \sigma'(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{f'_i} + \frac{\psi''_i d_{ik} f'_i \xi_j^k \sigma'(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{\psi'_i} \right) \tag{32}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial \eta_j^k} = -\frac{\xi_j^k \omega_j^k \sigma''(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{g'_k} - \sum_{i=1}^n \left(\frac{f''_i \xi_j^k \sigma''(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{f'_i} + \frac{\psi''_i d_{ik} f'_i \xi_j^k \sigma''(\omega_j^k u_k - \eta_j^k)}{\psi'_i} \right) \tag{33}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial d_{ij}} = (D^{-T})_{ij} + \frac{\psi''_i f_j}{\psi'_i} \tag{34}$$

$$\frac{\partial H(z)}{\partial c_{ij}} = (C^{-T})_{ij} + \frac{g''_i x_j}{g'_i} + E \left\{ \sum_{l=1}^n \frac{\psi''_l}{\psi'_l} \sum_{i=1}^n d_{il} f'_i g'_i x_j + \sum_{l=1}^n \frac{f''_l}{f'_l} \sum_{i=1}^n g'_i x_j \right\} \tag{35}$$

$$I(x; \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, h, \varphi) = \ln |\det(\mathbf{C})| + \sum_{i=1}^n E \{ \ln |g'_i(\theta_i, u_i)| \} + E \left\{ \sum_{i=1}^n \ln |f'_i(h_i, r_i)| + \sum_{i=1}^n \ln |\psi'_i(\varphi_i, y_i)| \right\} + \ln |\det(\mathbf{D})| \tag{36}$$

由公式(13)可知, $H(z)$ 的最大化与 $H(x)$ 无关, 因此, 最大化 $H(z)$ 等效于最大化式(36), 则改进的 EMISEP 算法流程如下:

- (1) 对参数 $\mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, h, \varphi$ 进行初始化;
- (2) 设定隐层节点数目 M_k, N_k 和 O_k 的范围, 即 $M_k = (M_k^{\min}, M_k^{\min} + 1, \dots, M_k^{\max})$, N_k 和 O_k 同理;
- (3) 根据公式(20) ~ (35) 调整分离系统参数;
- (4) 根据公式(36) 计算 $I(x; \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, h, \varphi)$, 如果 $|I(x; \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, h, \varphi)_{(t+1)} - I(x; \mathbf{C}, \mathbf{D}, \theta, h, \varphi)_{(t)}|$ 的值小于预设误差门限, 则算法停止迭代, 算法收敛, 否则返回到第 3 步。

4 仿真实验

为了验证本文算法的有效性, 采用两个信号作为信源信号, 其数学表达式如下:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(0.03\pi t) \\ 0.5(\text{rand}(1, t) - 0.5) \end{bmatrix}$$

图 1 中线性混合矩阵为随机产生的固定混合矩阵:

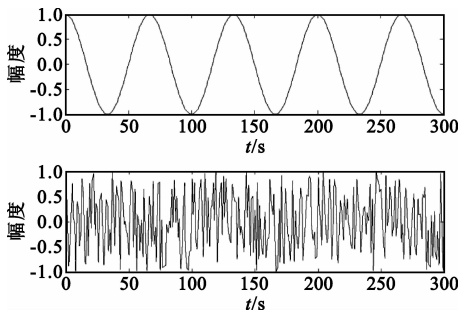
$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 0.51015 & 0.51521 \\ 0.71396 & 0.60587 \end{bmatrix}$$

图 1 中的非线性函数 f 为双曲正切函数。图 1 中的线性混合矩阵 $\mathbf{V}$ 为随机产生的固定混合矩阵:

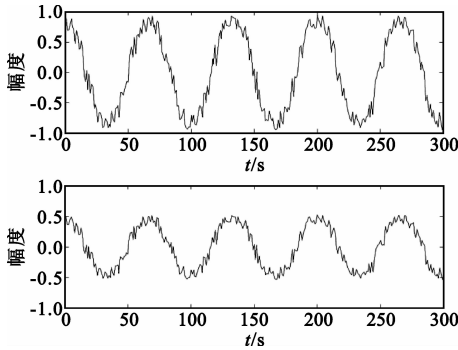
$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 0.9667 & 0.31775 \\ 0.82212 & 0.5877 \end{bmatrix}$$

则混合信号为 $\mathbf{X} = \mathbf{V} \tanh(\mathbf{U}\mathbf{S})$ 。

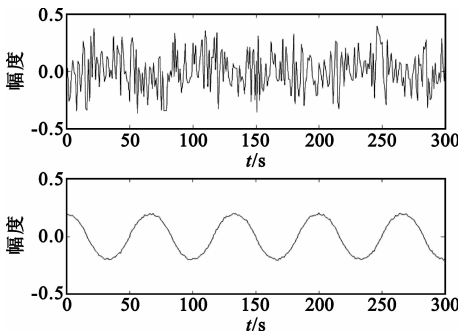
系统各部分波形仿真如图 4 所示, 其中, 图 4(a) 是信源信号, 图 4(b) 是经过图 1 的混合系统得到的混合信号即观测信号, 图 4(c) 是本文算法从混合信号中分离出的信号, 图 4(d) 是 EMISEP 算法从混合信号中分离出的信号。从图 4(c) 中可以看出, 本文算法分离出的信号和信源信号的波形更接近, 仅是幅值不同(这一点是 ICA 固有的问题, 并不影响实际应用), 因此图 4(c) 证明了本文算法是有效的。



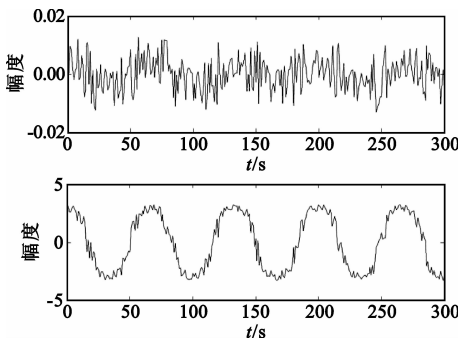
(a)信源信号



(b)混合信号



(c)本文算法得到分离信号



(d)EMISEP算法得到的分离信号

图 4 系统各部分波形

Fig.4 Signal waveforms of the whole system

为了验证本文算法的收敛速度,在相同条件下,对 EMISEP 算法和本文算法进行了仿真对比,对比结果如图 5 所示。图 5 的横坐标是时间,单位是秒,

纵坐标是分离信号与信源信号的互相关系数,互相关系数越大代表分离信号与信源信号的相似度高,意味着误差越小,分离效果越好。从图 5 中可以看出,本文算法在 1.099 s 时相关系数已经趋于平稳,而 EMISEP 算法在 1.25 s 时相关系数才趋于平稳,因此证明了本文算法的收敛速度比较快,而且算法收敛时,本文算法的相关系数为 0.964 9,EMISEP 算法的相关系数为 0.926 9,证明了本文算法的误差更小,分离效果好于 EMISEP 算法。

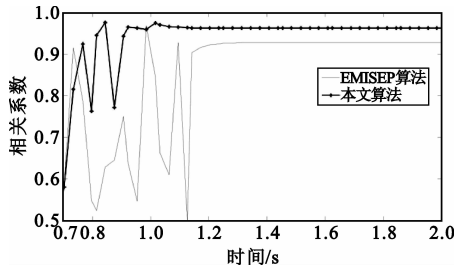


图 5 算法性能对比

Fig.5 Comparison of the algorithms performance

5 结 论

本文针对 EMISEP 算法收敛速度慢的问题,提出了基于多隐层神经网络的改进的 EMISEP 算法。相对原算法,改进后的算法虽然增加了算法的复杂度,但在相同条件下,该算法收敛时需要的迭代次数更少,总体收敛时间更短,而且相对原 EMISEP 算法,改进后的算法收敛时的相关系数更大,也就是分离信号更接近信源信号,误差更小。

参考文献:

[1] Hyvarinen A, Karhunen J. Independent component analysis [M]. New York; Wiley, 2001.

[2] 马守科,何选森,许广廷. 基于扩展 Infomax 算法的变步长在线盲分离[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(19): 4513 - 4516.

MA Shou-ke, HE Xuan-sen, XU Guang-ting. Variable step size extended Infomax Algorithm-based online blind separation [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(19): 4513 - 4516. (in Chinese)

[3] Tan Y, Jun W. Nonlinear Blind Source Separation Using a Radial Basis Function Network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(1): 124 - 134.

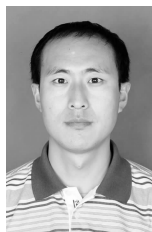
[4] Xiaoren D, Ma Ye. Extracting post-nonlinear signal with reference[J]. Computers and Electrical Engineering, 2011, 37(6): 1171 - 1181.

[5] 方勇,王明祥. 基于自组织映射的后非线性独立分离分析的初始化方法[J]. 电子学报, 2005, 5(33): 889 - 892.

FANG Yong, WANG Ming-xiang. Based on the self-organizing mapping nonlinear independent after separation analysis method for initialization[J]. Electronic Journal, 2005, 5(33): 889 – 892. (in Chinese)

- [6] Chunhou Z, Deshuang H. MISEP Method for Post-nonlinear blind source separation[J]. Neural Computation, 2007, 19(19): 2557 – 2578.
- [7] Taleb A, Jutten C. Source Separation in Post-Non linear Mixtures[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(10): 2807 – 2820.
- [8] Almeida L B. MISEP-Linear and Nonlinear ICA Based on Mutual Information[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 12(4): 1297 – 1318.
- [9] Lisun Z. An Extension of MISEP for Post-non linear-linear Mixture Separation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2009, 56(8): 654 – 658.
- [10] Clemente R M, Mellado S H, Acha J I. MLP – based source separation for MLP – like nonlinear mixtures[C]//Proceedings of the 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation. Nara, Japan: IEEE, 2003: 155 – 160.

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 Li-quan 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

蔡帮贵(1987—),男,四川自贡人,2011 年于海南师范大学获工学学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为非线性独立分量分析。

CAI Bang-gui was born in Zigong, Sichuan Province, in 1987. He received the B. S. degree from Hainan Normal University in 2011. He is now a graduate student. His research concerns nonlinear independent component analysis.